

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Пермское отделение Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта
Пермский государственный национальный исследовательский университет
Пермский национальный исследовательский политехнический университет
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет
Пермский государственный медицинский университет им. академика Е. А. Вагнера

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В РЕШЕНИИ АКТУАЛЬНЫХ СОЦИАЛЬНЫХ И ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРОБЛЕМ XXI ВЕКА

Сборник статей по материалам
Третьей всероссийской научно-практической конференции,
проводимой в рамках Пермского естественнонаучного форума
«Математика и глобальные вызовы XXI века»
(г. Пермь, 14–18 мая 2018 г.)



Пермь 2018

УДК 004.8: 3
ББК 32.813 + 6/8
И86

Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сб. ст. по материалам Третьей всерос. науч.-практ. конф. (г. Пермь, 14–18 мая 2018 г.) / Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь, 2018. – 294 с.

ISBN 978-5-7944-3083-7

В сборнике представлены материалы Третьей всероссийской научно-практической конференции «Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века», которая проводилась 14–18 мая 2018 г. в г. Перми в рамках Пермского естественнонаучного форума «Математика и глобальные вызовы XXI века».

Сборник предназначен для научных и педагогических работников, преподавателей, аспирантов, магистрантов, студентов и всех, кто интересуется проблемами и перспективами развития и применения методов искусственного интеллекта.

УДК 004.8: 3
ББК 32.813 + 6/8

*Печатается по решению кафедры прикладной математики и информатики
Пермского государственного национального исследовательского университета*

Редакционная коллегия

Вяткин Бронислав Александрович, д-р психол. наук,
Кузнецов Андрей Геннадьевич, канд. техн. наук,
Левченко Елена Васильевна, д-р психол. наук,
Русаков Сергей Владимирович, д-р физ.-мат. наук,
Столбов Валерий Юрьевич, д-р техн. наук,
Хлынова Ольга Витальевна, д-р мед. наук, чл.-корр. РАН

Ответственный редактор

Ясницкий Леонид Нахимович, д-р техн. наук,

Сборник подготовлен при финансовой поддержке РФФИ: грант № 16-01-00164

Статьи публикуются в авторской редакции, авторы несут ответственность за содержание статей, за достоверность приведенных в статье фактов, цитат, статистических и иных данных, имен, названий и прочих сведений

ISBN 978-5-7944-3083-7

© ПГНИУ, 2018

Оглавление

ПЛЕНАРНЫЕ ДОКЛАДЫ	8
ПОУЧИТЕЛЬНОЕ ПРОШЛОЕ, БЛЕСТЯЩЕЕ НАСТОЯЩЕЕ И СОМНИТЕЛЬНОЕ БУДУЩЕЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	9
ДИНАМИЧЕСКОЕ НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ КАК ОСНОВА ДЛЯ ПРЕДСТОЯЩЕЙ РЕВОЛЮЦИИ В МЕДИЦИНЕ	14
ЦИФРОВАЯ ЭКОНОМИКА	19
НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ ВТОРИЧНОГО РЫНКА РОССИЙСКИХ АВТОМОБИЛЕЙ	20
РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВА СТРОИТЕЛЬНЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ С ПОМОЩЬЮ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА.....	23
НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ КОЛИЧЕСТВЕННОГО ОТОБРАЖЕНИЯ ЛИНГВИСТИЧЕСКОЙ ПЕРЕМЕННОЙ РИСКА БАНКРОТСТВА КОРПОРАЦИИ ..	27
ОПРЕДЕЛЕНИЕ И ИССЛЕДОВАНИЕ ОТРАСЛЕВЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ ПРЕДПРИЯТИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНОГО АНАЛИЗА ...	33
НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ В РАМКАХ ОЦЕНКИ ПОКАЗАТЕЛЯ ИНДЕКСА ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СВОБОДЫ СТРАН МИРА	37
БЛОКЧЕЙН, МАЙНИНГ И СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	42
НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ БРИЛЛИАНТОВ	46
АНАЛИЗ ДАННЫХ ЕВРОПЕЙСКОГО РЫНКА ПОДДЕРЖАННЫХ АВТОМОБИЛЕЙ	52
РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СТОИМОСТИ АВТОМОБИЛЕЙ	56
НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ СУММЫ ЕЖЕГОДНЫХ СТРАХОВЫХ ВЗНОСОВ	61
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ УПРАВЛЕНИИ ПРЕДПРИЯТИЕМ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕХАНИЗМОВ	67
РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ РЕАЛИЗАЦИИ БИЗНЕС-ПЛАНИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ СЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ.....	73

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ МАССОВОЙ ОЦЕНКИ И СЦЕНАРНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЫНОЧНОЙ СТОИМОСТИ ЖИЛОЙ НЕДВИЖИМОСТИ	79
ЦИФРОВАЯ МЕДИЦИНА	83
НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ РАСЧЕТА ДОЗИРОВКИ ИНСУЛИНА ДЛЯ БОЛЬНЫХ САХАРНЫМ ДИАБЕТОМ.....	84
НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИАГНОСТИКИ ТИПА ОСТРОГО РЕСПИРАТОРНОГО ЗАБОЛЕВАНИЯ.....	87
ИСПОЛЬЗОВАНИЕ В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМ ПРОЦЕССЕ СИСТЕМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЗОН С МИНИМАЛЬНЫМ РИСКОМ ЗАБОЛЕВАНИЙ	92
АЛГОРИТМ КЛАССИФИКАЦИИ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ СЕРДЕЧНО- СОСУДИСТОЙ СИСТЕМЫ ПО ПОКАЗАТЕЛЯМ СИНХРОННОСТИ СИСТЕМНЫХ РИТМОВ	97
БАЗОВАЯ МОДЕЛЬ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ПРОГНОЗА РИСКА СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТЫХ ОСЛОЖНЕНИЙ	102
ВЫЯВЛЕНИЕ ЭФФЕКТИВНЫХ ГЕНЕТИЧЕСКИХ ВАРИАНТОВ МУТАЦИЙ ДЛЯ ТОЧНОЙ МЕДИЦИНЫ	107
ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ОНКОЗАБОЛЕВАНИЙ	112
ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ПРОСТРАНСТВА ЗАБОЛЕВАНИЙ ПО ДАННЫМ СИМПТОМОВ, С СОКРАЩЕНИЕМ РАЗМЕРНОСТИ НА ПРИМЕРЕ ЗАБОЛЕВАНИЙ ЖЕЛУДОЧНО- КИШЕЧНОГО ТРАКТА	118
ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЬ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ПРИ ИНФОРМАТИЗАЦИИ ПОСТАНОВКИ ДИАГНОЗА.....	122
РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ЗАБОЛЕВАНИЙ ЖЕЛУДОЧНО-КИШЕЧНОГО ТРАКТА	125
НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИАГНОСТИКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РАЗВИТИЯ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ	130
ЦИФРОВАЯ ПСИХОЛОГИЯ	135
ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ДИАГНОСТИКЕ ЭМОЦИОНАЛЬНО – ВОЛЕВОЙ СФЕРЫ ЛИЧНОСТИ	136
НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ФЕНОМЕНА ДЕПРЕССИИ	139

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ПСИХОЛОГИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ	144
К ВОПРОСУ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В	
СОЦИОЛОГИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ.....	149
ОЦЕНКА ЭМОЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ЧЕЛОВЕКА НА ОСНОВЕ ЧАСТОТНЫХ	
ХАРАКТЕРИСТИК ЗВУКОВЫХ ВОЛН	155
ЦИФРОВАЯ ПЕДАГОГИКА	159
ГЕНЕРИРОВАНИЕ КОРОТКОЙ СТАТЬИ ДЛЯ ЗАДАННОЙ ТЕМЫ	160
ТЕОРЕМА О СВЯЗИ МЕР ИНФОРМАЦИИ И ЭНТРОПИИ И КОРРЕЛЯЦИИ	
УСПЕВАЕМОСТИ ШКОЛЬНИКОВ	165
ПРОЕКТИРОВАНИЕ ЦЕНТРА ХРАНЕНИЯ И ОБРАБОТКИ ДАННЫХ С ЦЕЛЬЮ	
ИССЛЕДОВАНИЯ ФАКТОРОВ, ВЛИЯЮЩИХ	171
НА УСПЕВАЕМОСТЬ СТУДЕНТОВ С ОВЗ.....	171
ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ	
КАРЬЕРНОГО РОСТА ПРОГРАММИСТА.....	173
НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭКЗАМЕНАЦИОННЫХ ОЦЕНОК	
.....	178
ОТБОР ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ, ВЛИЯЮЩИХ НА ОТЧИСЛЕНИЕ	
СТУДЕНТОВ МЕХАНИКО-МАТЕМАТИЧЕСКОГО ФАКУЛЬТЕТА	184
НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ В СИСТЕМЕ РЕЙТИНГОВАНИЯ СТУДЕНТОВ	188
МОНИТОРИНГ ЛИЧНОСТНЫХ И МЕТАПРЕДМЕТНЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ	
ОБУЧАЮЩИХСЯ С ПОМОЩЬЮ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ	
ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ	193
ЦИФРОВАЯ СОЦИОЛОГИЯ	199
ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ	
ПРЕЗИДЕНТСКИХ ВЫБОРОВ.....	200
ВЕБ-СЕРВИС ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО ПЕРЕВОДА ПИКТОГРАММНЫХ	
СООБЩЕНИЙ В ТЕКСТОВЫЕ НА РУССКОМ ЯЗЫКЕ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ	
СЕТИ	206
ИССЛЕДОВАНИЕ ЗАВИСИМОСТИ ПРОДОЛЖИТЕЛЬНОСТИ ЖИЗНИ НАСЕЛЕНИЯ В	
РЕГИОНАХ РОССИИ ОТ ДОЛИ РУССКОГО НАСЕЛЕНИЯ	209
ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В	
ПРОГНОЗИРОВАНИИ СРЕДНЕГО ВОЗРАСТА НАСЕЛЕНИЯ СТРАНЫ	213

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ УРОВНЯ РОЖДАЕМОСТИ	218
ЦИФРОВАЯ КРИМИНАЛИСТИКА	223
ИССЛЕДОВАНИЕ ЗАВИСИМОСТИ ИНДЕКСА ВОСПРИЯТИЯ КОРРУПЦИИ В СТРАНЕ ОТ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ФАКТОРОВ.....	224
ЗАДАЧА РАЗРАБОТКИ ПРОГРАММНОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ЭКСПЕРТОМ-КРИМИНАЛИСТОМ ПРИ МОРФОЛОГИЧЕСКОМ ИССЛЕДОВАНИИ ВОЛОС ЧЕЛОВЕКА	228
ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ОБЛАСТИ АНАЛИЗА ЗАЩИТНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ ДОКУМЕНТОВ.....	233
МЕТОДЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ОБНАРУЖЕНИЯ ВОЗГОРАНИЯ В СИСТЕМАХ ВИДЕЛНАБЛЮДЕНИЯ.....	237
МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ФИЗИКА И ПРОМЫШЛЕННОСТЬ	243
НЕЙРОСЕТЕВАЯ БАЗА ЗНАНИЙ МОБИЛЬНОГО РОБОТА	244
РЕШЕНИЕ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫХ УРАВНЕНИЙ В ЧАСТНЫХ ПРОИЗВОДНЫХ ДЛЯ ОБЛАСТЕЙ С ПОСТОЯННЫМИ ГРАНИЦАМИ РЕШЕНИЕ КРАЕВЫХ ЗАДАЧ ДЛЯ УРАВНЕНИЯ ЛАПЛАСА В ЕДИНИЧНОМ КВАДРАТЕ	249
ПОСТРОЕНИЕ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ПРОГИБА МЕМБРАНЫ С ПОМОЩЬЮ ДВУХСЛОЙНОГО МЕТОДА ЭЙЛЕРА ПО ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОМУ УРАВНЕНИЮ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫМ ДАННЫМ.....	253
СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РЕШЕНИЯ, ПОСТРОЕННОГО МОДИФИКАЦИЕЙ МЕТОДА ТРАПЕЦИИ, С НЕЙРОСЕТЕВЫМ В ЗАДАЧЕ О ХИМИЧЕСКОМ РЕАКТОРЕ.....	257
МЕТОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ НАХОЖДЕНИЯ ТОЧНЫХ АНАЛИТИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ КРАЕВЫХ ЗАДАЧ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ ФИЗИКИ	260
ЦИФРОВОЙ СПОРТ	265
ВЕРОЯТНОСТЬ ПОЛУЧЕНИЯ НАГРАДЫ САМОГО ВОСТРЕБОВАННОГО ИГРОКА В НАЦИОНАЛЬНОЙ БАСКЕТБОЛЬНОЙ АССОЦИАЦИИ	266
ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОБЕДИТЕЛЯ ПАРЫ В ПЛЕЙ-ОФФ ЛИГИ ЧЕМПИОНОВ УЕФА	270

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ЧЕМПИОНАТА МИРА ПО ФУТБОЛУ В РОССИИ 2018 ГОДА	275
МЕТОДЫ И ИНСТРУМЕНТЫ СОЗДАНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ	280
WHAT CAN PARETO OPTIMALITY DO FOR CLUSTERING	281
НЕЙРОСЕТЕВАЯ БАЗА ЗНАНИЙ МОБИЛЬНОГО РОБОТА	286
ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ СРЕДСТВА СОЗДАНИЯ БАЗ ЗНАНИЙ, ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	291

ПЛЕНАРНЫЕ ДОКЛАДЫ

ПОУЧИТЕЛЬНОЕ ПРОШЛОЕ, БЛЕСТЯЩЕЕ НАСТОЯЩЕЕ И СОМНИТЕЛЬНОЕ БУДУЩЕЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Ясницкий Леонид Нахимович

Пермский государственный национальный исследовательский университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, yasn@psu.ru

Проведен анализ становления и развития искусственного интеллекта как научной отрасли, выявлены циклы всплесков и падений ее популярности. Сделан вывод о неизбежности спада популярности искусственного интеллекта в ближайшее время.

Ключевые слова: искусственный интеллект, история, популярность, циклы развития, прогноз.

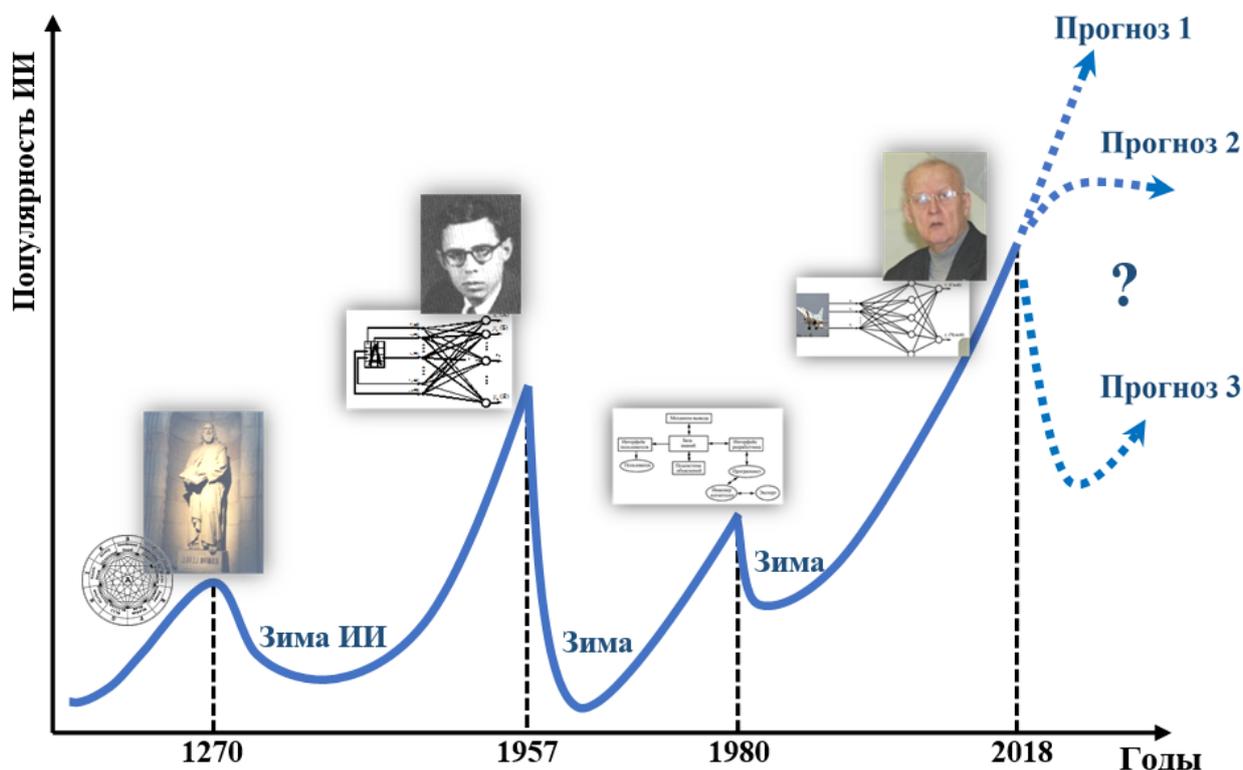


Рисунок 1. Периоды всплесков и падений популярности искусственного интеллекта. Варианты прогнозов на будущее

Чтобы заглянуть в будущее, надо изучать прошлое.

Есть мнение, что история искусственного интеллекта началась с изобретения в XIII веке Раймундом Луллием механической экспертной системы, способной составлять гороскопы, ставить медицинские диагнозы, делать прогнозы на урожай, оказывать юридические консультации. Интеллектуальная система Р.Луллия пользовалась популярностью. Посмотреть на чудо техники и получить полезные советы к Луллию приходили издалека. Однако, на протяжении последующих семи веков сколько-нибудь значительных событий в истории развития искусственного интеллекта не наблюдалось. Этот период иногда называют «Зимой искусственного интеллекта» (см.рис.1).

Следующий всплеск популярности искусственного интеллекта пришелся на середину XX века. Он начался с изобретения У.Мак-Каллоком и У.Питтсем математического нейрона и создания Ф.Розенблаттом нейронной сети, способной распознавать буквы латинского алфавита. Этот успех был настолько разрекламирован журналистами и писателями, что на развитие нового научного направления правительством США были выделены крупные субсидии. Особые надежды возлагались на создание нейросетевой системы распознавания «Свой-Чужой», имеющей важное стратегическое значение в связи с приближающимся Карибским кризисом.

Кроме конгрессменов возможностями нейронных сетей заинтересовались бизнесмены и медики. Первых интересовали возможности предсказания котировок акций и курсов валют, вторых – автоматическая интерпретация данных электрокардиограмм. За дело взялись молодые ученые. Но, несмотря на солидные финансовые вливания, обещаниям молодых ученых не суждено было сбыться. Они не смогли преодолеть «Проблему исключающего ИЛИ», из-за чего процессы обучения нейронных сетей не сходились.

Когда стало ясно, что амбициозные проекта зашли в тупик и деньги налогоплательщиков и бизнесменов истрачены напрасно, общественность объявила нейронные сети «тупиковым научным направлением» [1]. Популярность искусственного интеллекта резко упала. Наступила вторая «Зима искусственного интеллекта», которая на этот раз продолжалась недолго. К концу 1970-х гг. начали набирать обороты проекты, связанные с созданием экспертных систем. Однако и здесь «стартаперы» не удержались. Молодые ученые снова начали направо и налево раздавать обещания. Третья волна увлечения искусственным интеллектом закончилась в начале девяностых, когда многие компании не смогли оправдать завышенных ожиданий и лопнули [2, с. 15]. Наступила третья «Зима искусственного интеллекта».

Очередной всплеск популярности искусственного интеллекта мы наблюдаем сегодня. Его предпосылками явились работы советских

(А.И.Галушкин, А.С.Зак, Б.В.Тюхов, В.А.Ванюшин и др.) и американских (П.Вербос, Д.Е.Руммельхардт и др.) ученых, которые почти одновременно и независимо друг от друга изобрели алгоритмы обучения многослойных нейронных сетей и, таким образом, решили проблему «Исключающего ИЛИ» [3]. Именно благодаря этому открытию на протяжении последних 15 - 20 лет один за другим появляются сообщения об успешном применении нейросетевых технологий в промышленности, экономике, медицине, политологии, социологии, криминалистике, психологии, педагогике и т.п. (см., например сайт www.PermAi.ru).

Искусственный интеллект опять стал популярным. Как и в прошлые века делаются, захватывающих дух прогнозы. На искусственный интеллект обращают внимание государственные деятели. «Тот, кто станет лидером в области искусственного интеллекта будет властелином мира» – это заявление президента В.В.Путина, сделанное им 1 сентября 2017 года, буквально всколыхнуло весь мир.

И вот, как и в прошлый раз, на проекты создания интеллектуальных систем выделяются крупные субсидии. Многие российские фонды, такие как РФФИ, РФФ, НТИ и др. объявляют конкурсы грантов, ориентированных на создание интеллектуальных систем. Крупнейшие российские компании, Сбербанк, 1С и др., уже создали лаборатории искусственного интеллекта. Об «успехах» молодых ученых уже можно узнать из сети Интернет. Это нейронные сети, предназначенные для выявления террористов по фотографии человека, или – жуликов, пытающихся получить кредит в банке. Из огромного количества обучающих примеров нейронные сети извлекли «гениальные знания», типа: «если у человека на фотографии есть борода, то это означает что он террорист», или, «если человек улыбается, значит он жулик». Такие знания в теории математической статистики обычно называют «ложными корреляционными зависимостями» и принимают специальные меры для их устранения. Но, молодые ученые, по-видимому, об этом не знают.

Чтобы узнать, чем закончится сегодняшний всплеск популярности искусственного интеллекта, достаточно взглянуть на рис. 1 и вспомнить события прошлых веков. По-видимому, как и в прежние времена, нас ждут разочарования и очередная «Зима искусственного интеллекта».

А сегодня, наряду с грандиозным финансированием грандиозных проектов массово выпускается пиар-литература. Так, в начале 2018 года издательством «Питер» была выпущена книга «Глубокое обучение» [2]. Удивительный факт – на 420 страницах этой книги более 42 раз употребляется слово «революция».

Пытаемся понять, в чем же состоит современная революция искусственного интеллекта:

1. В использовании нейронов с сигмоидными активационными функциями?

Нет.

Сигмоидные активационные функции были впервые использованы Б.Уидроу и М.Е.Хоффом в 1960 году [4]

2. В использовании большого количества скрытых слоев (глубокие нейронные сети).

Нет.

Алгоритмы обучения многослойных нейронных сетей были открыты А.И.Галушкиным, П.Вербосом, Д.Е.Руммельхардтом и др. в 70-х годах XX века [5-7].

3. В изобретении процедуры «свертки», позволяющей учитывать топологию изображений?

Нет.

Когнитрон и неокогнитрон были придуманы К.Фукусимой [8] в конце 1980-х годов.

4. В применении самообучающихся входных слоев?

Нет.

Гибридные нейронные сети, имеющие самообучающиеся входные слои, а на выходе – персептрон, описаны, например, в книге С.Осовского [9] 2002 года издания.

5. В применении приемов регуляризации?

Нет.

Использование весовых множителей в целевых функциях при решении оптимизационных задач, можно найти, например, в книге Л.Н.Ясницкого [10, с.37-38], опубликованной в 1992 году.

6. В том, что в настоящее время накопились большие объемы информации, пригодной для нейросетевой обработки?

Так ведь это же не революция, а эволюция.

7. В попытках превратить нейроинформатику из науки в ремесло?

Да. Такие попытки имеют место быть.

В интернете появилось множество библиотек и инструментов, позволяющих путем «нажатия кнопочек» создавать и применять различные архитектуры нейронных сетей для решения многих практических задач.

Но, позвольте! О каком превращении нейроинформатики из науки в ремесло можно говорить, если как наука она еще не сформировалась? Где те теоремы и основанные на них методики, с помощью которых для каждой конкретной задачи можно сгенерировать оптимальную нейронную сеть, обеспечивающую решение задачи с заданной точностью?

На сегодняшний день таких теорем нет.²

Итак, слово «революция» уместно было бы заменить на слово «эволюция», а о превращении искусственного интеллекта из науки в ремесло говорить еще рано. Но уже можно прогнозировать спад популярности искусственного интеллекта. Дело в том, что законы природы никто не отменял. После лета неизбежно наступает осень и зима, и чем раньше мы это поймем и примем меры, тем легче будет ее пережить.

Библиографический список

1. Эндрю А. Искусственный интеллект. М.: Мир, 1985. 265 с.
2. Николенко С., Кадурын А., Архангельская Е. Глубокое обучение. СПб.: Питер, 2018. 480 с.
3. Ясницкий Л.Н. О приоритете Советской науки в области нейроинформатики (Пленарный доклад) // XV Всероссийская научная конференция «Нейрокомпьютеры и их применение». Тезисы докладов. (г. Москва, 14 марта 2017 г.); Под ред. А.В.Чечкина, Л.С.Куравского и др. – М: МГППУ. 2017. С. 16-19.
4. Widrow B. Hoff M.E. Adaptive swiching circuits. 1960 IRE WESTCON Conferenction Record. New York, 1960.
5. Галушкин А.И., Зак А.С., Тюхов Б.П. К сравнению критериев оптимизации адаптивных систем распознавания образов // Кибернетика. 1970. № 5. С. 122-130.
6. Werbos P. Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences // Phd Thesis, Dept. of Applied Mathematics. Harvard University, Cambridge, Mass., 1974.
7. Rummelhart D.E., Hilton G.E., Williams R.J. Learning internal representations by error propagation. In McClelland et al. 1986.
8. Fukushima K. Neocognitron: A Self-Organizing Neural Network for a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position // Biological Cybernetics, 1980, vol. 36, No. 4. Pp. 193–202.
9. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского. – М.: Финансы и статистика, 2002.
10. Ясницкий Л.Н. Метод фиктивных канонических областей в механике сплошных сред. – Москва: Наука, ФИЗМАТЛИТ, 1992. 128.

² Именно по этому поводу специалисты шутят, называя нейроинформатку скорее искусством, чем наукой, и даже, в какой-то мере – религией, поскольку никогда заранее нельзя предсказать, будет проект успешным, или с ним не повезет. Результат зависит не только от знания теоретических основ, но и от опыта (в т.ч. и отрицательного) и от интуиции исследователя. Молодым ученым не надо забывать, что нейронные сети сделаны «по образу и подобию» мозга и унаследовали от своего прототипа много свойств, в частности – способность обманывать своих собеседников. Например, они часто выявляют ложные корреляционные зависимости, как это случилось с упомянутыми выше проектами распознавания жуликов и террористов.

УДК 004.89; 616.34

**ДИНАМИЧЕСКОЕ НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ
КАК ОСНОВА ДЛЯ ПРЕДСТОЯЩЕЙ РЕВОЛЮЦИИ В МЕДИЦИНЕ³**

Ясницкий Леонид Нахимович

Пермский государственный национальный исследовательский университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, yasn@psu.ru

Думлер Андрей Артурович

Пермский государственный медицинский университет им. академика
Е.А. Вагнера
614000, Россия, г. Пермь, Петропавловская, д. 26, ivan.ivanovskii.2000@mail.ru

Черепанов Федор Михайлович

Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет,
614000, Россия, г. Пермь, ул. Пушкина, 42, fe-c@yandex.ru

В статье описан опыт разработки и применения нейросетевой системы для диагностики, прогнозирования и выявления новых знаний в области заболеваний сердечно-сосудистой системы. Обнаруженные методом математического моделирования закономерности и следующие из них выводы в некоторых частных случаях не вполне согласуются со сложившейся в современной медицине практикой профилактики заболеваний, что свидетельствует о необходимости дальнейших исследований.

Ключевые слова: система диагностики, прогнозирование развития, инфаркт, рекомендации, нейронная сеть.

На XII Национальный конгресс терапевтов в лекции Л.Н.Ясницкого [1] было заявлено, что современная медицинская наука по своей методологической базе отстала от технических дисциплин более чем на 100 лет. Медики не умеют и не применяют в своей практике метод математического моделирования в том объеме, как это делают инженеры, физики, математики. Вместо того, чтобы создавать математические модели своих пациентов и подбирать на них рациональные курсы лечения и профилактики заболеваний, врачи назначают

³ Проект выполняется при поддержке РФФИ: грант № 16-01-00164

© Ясницкий Л.Н., Думлер А.А., Черепанов Ф.М., 2018

пациентам лекарственные препараты, а потом наблюдают за пациентом: «поможет – не поможет». Если «не поможет» - делают назначения других препаратов.

Но это же не что иное, как экспериментирование на натуральных объектах, в данном случае – на живых людях!

Представители технических дисциплин такими методами пользовались только в прошлых веках. Они применяли экспериментирование на натуральных объектах, как единственный метод исследования, вплоть до конца XIX века. В XX веке появился метод физического моделирования, а затем его вытеснил более прогрессивный метод математического моделирования.

Сейчас, в XXI веке, ни одному физическому не придет в голову экспериментировать на живой атомной бомбе, ядерном реакторе, космическом корабле и т.д. Обычно инженеры сначала создают математические модели реальных объектов, выполняют на математических моделях виртуальные компьютерные эксперименты, подбирают оптимальные геометрические и физические параметры объектов и режимы их эксплуатации, а потом уже предпринимают реальные действия.

С точки зрения современной физики, экспериментирование на натуральных объектах без предварительного математического и/или физического моделирования – это анахронизм. Поэтому, мы вправе говорить о том, что методологическая база медицинской науки отстала от технических дисциплин более чем на сто лет.

Можно попытаться объяснить это отставание тем, что метод математического моделирования, в его классическом виде, т.е. основанный на решении краевых задач математической физики, долгое время был недоступен для применения в области медицинских наук ввиду исключительной сложности самого объекта моделирования – человека. Однако новые нейросетевые технологии позволяют преодолеть этот барьер, не прибегая к решению краевых задач. Они позволяют строить нейросетевые математические модели пациентов, основываясь на одних только статистических данных, и выполнять над моделями компьютерные эксперименты – виртуально менять образ жизни больного, пробовать различные курсы лечения, подбирать лекарственные препараты, наблюдая на экране компьютера, к чему это приведет в ближайшей и в отдаленной перспективе. Т.е. – выполнять сценарное прогнозирование.

Следует, однако заметить, что сценарное прогнозирование методом замораживания (т.е., изменяя один или несколько входных параметров, оставляя остальные параметры неизменными) имеет определенные проблемы. Дело в том, что в действительности, особенно это относится к медицине, входные параметры моделируемого объекта имеют между собой сложные корреляционные взаимосвязи, и при изменении одного из входных параметров другие параметры тоже должны быть изменены согласно этим зависимостям. Например, с возрастом у пациента появляются новые симптомы,

появляются изменения на электрокардиограмме, изменяются результаты анализов и т.д. Но такие зависимости, как правило, заранее неизвестны и поэтому учесть их существование и заложить в математическую модель очень трудно.

По-видимому, эта проблема и явилась причиной того, что в мировой медицинской литературе, несмотря на возросший интерес к методам искусственного интеллекта,—отсутствуют сообщения о динамических нейросетевых моделях.

Анализ литературных источников показал, что в последнее время появилось множество сообщений о статических нейросетевых моделях, которые ставят диагнозы только в момент применения диагностической системы. Имеются публикации, в которых помимо термина «диагноз» используется термин «прогноз». Однако, при более внимательном знакомстве с содержанием таких публикаций обычно выясняется, что термин «прогноз» понимается только в узком смысле этого слова – как «исход заболевания», например, «выживет – не выживет». В статических нейросетевых моделях заболевания человека не рассматриваются как процессы, развивающиеся во времени. Поэтому, с помощью статических моделей невозможно оценить, через какое время и к чему приведет в будущем применение того, или иного лекарственного препарата. С помощью таких моделей невозможно подобрать оптимальные курсы профилактики и лечения заболеваний. В результате, практикующим врачам приходится ставить не виртуальные, а натурные эксперименты – назначать своим пациентам курсы лечения и наблюдать, к чему приведет в будущем назначаемое лечение, а если не поможет – пробовать применять другой лекарственный препарат.

По-видимому, впервые возможности нейронных сетей для прогнозирования заболеваний как процессов, развивающихся во времени, а также для подбора оптимальных курсов лечения и образа жизни пациентов, нивелирующих эти заболевания, были показаны в публикациях авторов настоящего доклада [2, 3]. Ими был предложен способ идеологического объединения возможностей двух технологий искусственного интеллекта: нейронных сетей и экспертных систем. Был разработан оригинальный алгоритм, позволяющий корректировать результаты нейросетевых сценарных прогнозов развития ишемической болезни сердца (ИБС) с помощью знаний, заложенных в шкалу SCORE.

Недостаток предложенного в [2, 3] алгоритма создания динамических нейросетевых моделей состоял в том, что он не может быть применен к другим заболеваниям, т.к. шкала SCORE разработана и верифицирована только для ИБС.

Другой вариант решения указанной проблемы видится в применении метода скользящих окон, однако применение этого метода связано с большими трудозатратами и тоже имеет ряд недостатков.

В настоящем докладе излагается опыт применения другого варианта создания динамических нейросетевых моделей, предназначенных для сценарного прогнозирования более широкого круга заболеваний. Суть этого варианта состоит в том, что мы стремимся использовать, по возможности, малое количество некоррелированных между собой входных параметров, оставляя многие другие входные параметры «за кадром». Например, при разработке нейросетевой системы диагностики и прогнозирования развития сердечно-сосудистых заболеваний, мы принципиально отказываемся от использования таких важных для постановки диагнозов данных, как результаты биохимического анализа, электрокардиографии, коронарографии, а также многих специфических методов верификации заболеваний. Вместо этого, мы вводим максимально возможное количество параметров, характеризующих организм пациента: пол, возраст, цвет глаз, цвет волос, группу крови, наличие поперечной складки на мочке уха, место и время рождения, генетические параметры, наследственность и др. Мы информируем нейронную сеть о том, в какой среде живет пациент, как он питается, какой образ жизни ведет, наличие у него братьев и сестер, его профессию, наличие вредных привычек, занятие физкультурой и спортом, сообщаем сведения о ранее перенесенных заболеваниях, сведения о наличии заболеваний у кровных родственников, а также сообщаем минимальное количество жалоб, пациента. Иногда, при умелом подборе входных параметров, этих данных оказывается достаточно, чтобы обучить нейронную сеть ставить диагнозы некоторых заболеваний с приемлемой степенью точности.

Недостатком предлагаемого метода создания динамических нейросетевых моделей является то, что им могут успешно пользоваться только исследователи, имеющие достаточный опыт нейросетевого моделирования и очень хорошо разбирающиеся в моделируемой предметной области. Причем, даже в этом случае, успех применения предлагаемого подхода не всегда гарантирован и зависит от особенностей моделируемой предметной области.

По-видимому, возможны и другие способы создания динамических нейросетевых моделей медицинского назначения. Однако бесспорным представляется то, что создание и применение динамических нейросетевых моделей в медицинской практике поднимет медицину на качественно новый уровень. Будут созданы предпосылки для перехода от давно ставшего архаичным аморального экспериментирования на живых пациентах к экспериментированию на математических моделях пациентов. Это позволит практикующим врачам, прежде чем назначать курсы лечения, сначала создавать математические модели пациентов и проводить на них виртуальные компьютерные эксперименты, проверяя действие лекарственных препаратов, подбирать наиболее эффективные курсы лечения и профилактики заболеваний.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Новые возможности применения методов искусственного интеллекта в медицине: диагностика, прогнозирование и моделирование развития заболеваний сердечно-сосудистой системы // XII Национальный конгресс терапевтов (г. Москва, 22–24 ноября 2017 г.). Москва, 2017. С. 153.
2. Ясницкий Л.Н., Думлер А.А., Богданов К.В., Полещук А.Н., Черепанов Ф.М., Макурина Т.В., Чугайнов С.В. Диагностика и прогнозирование течения заболеваний сердечно-сосудистой системы на основе нейронных сетей // Медицинская техника. 2013. № 3. С. 42-44.
3. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Poleshchuk A.N., Bogdanov C.V., Cherepanov F.M. Artificial Neural Networks for Obtaining New Medical Knowledge: Diagnostics and Prediction of Cardiovascular Disease Progression // Biology and Medicine. 2015. 7(2): BM-095-15, 8 pages.
(http://www.biolmedonline.com/Articles/Vol7_2_2015/BM-095-15_Artificial-Neural-Networks-for-Obtaining-New-Medical-Knowledge-Diagnostics-and-Prediction-of-Cardiovascular-Disease-Progr.pdf).

NEURAL NETWORK MODELING TO DIAGNOSE AND PREDICT THE DEVELOPMENT OF CARDIOVASCULAR DISEASES

Dumler, Andrey A., Tuganov Sergey V.

Perm State Medical University n. a. academician E.A. Wagner
614000, Russia, Perm, Petropavlovskaya, d. 26, ivan.ivanovskii.2000@mail.ru

Cherepanov Fyodor M.

Perm State Humanitarian-Pedagogical University,
614000, Russia, Perm, Pushkin str, 42, fe-c@yandex.ru

Yasnitsky Leonid N.

Perm State University
614990, Russia, Perm, street bukireva, 15, yasn@psu.ru

The article describes the development and application of neural network systems for diagnosis, prognosis and identification of new knowledge in the field of cardiovascular diseases. Method of mathematical modeling of the regularities and conclusions, which are not always consistent with current modern medicine practice disease prevention. This fact indicates the need for further research.

Key words: diagnostics, forecasting, heart attack, recommendations, neural network.

ЦИФРОВАЯ ЭКОНОМИКА

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ ВТОРИЧНОГО РЫНКА РОССИЙСКИХ АВТОМОБИЛЕЙ

Корекова М.А.

Пермский государственный национальный исследовательский университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, sturent_perm@bk.ru

В данной статье представлено описание разработки нейросетевой системы для оценки стоимости автомобилей российского производства с пробегом. Система позволяет спрогнозировать цену автомобиля по десяти входным параметрам, таким как марка и модель автомобиля, год выпуска, пробег и т.д. Также система обладает возможностью выявления тенденции изменения стоимости в зависимости от входных параметров.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросетевые технологии, вторичный рынок автомобилей, оценка стоимости, прогнозирование, российские автомобили.

В настоящее время наблюдается рост вторичного рынка автомобилей в России. Согласно данным аналитического агентства «АВТОСТАТ» [1], в 2017 году объем рынка легковых автомобилей с пробегом в России составил 5 млн 301,2 тыс. единиц, что на 2,1% больше, чем за 2016 год (5 млн 192,7 тыс. шт.).

Есть ряд причин, по которым многие люди покупают подержанные автомобили. Одни считают, что важно купить, хоть и подержанный, но все равно автомобиль, а других просто вполне устраивает невысокая стоимость.

Но, как часто бывает, покупатель не всегда может понять, соответствует ли цена автомобиля его состоянию. В то же время продавцы не всегда могут адекватно оценить стоимость своего автомобиля.

На текущий момент существуют специально обученные авто-эксперты, которые оказывают услуги по оценке автомобиля на вторичном рынке. Но люди должны понимать, что часто оценка таких экспертов может быть субъективной и не соответствовать действительности. Также нередки случаи сговора авто-эксперта и продавца с целью получения выгоды. Отсюда и возникает актуальность разработки нейросетевой системы для оценки автомобилей на вторичном рынке.

Для проектирования системы необходимо определить входные параметры, с помощью которых будет прогнозироваться стоимость автотранспорта. После анализа литературы были определены критерии, влияющие на цену автомобиля: X1 – Марка и модель автомобиля, X2 – Год выпуска, X3 – Цвет, X4 – Объем двигателя, X5 – Количество лошадиных сил, X6 – Вид топлива, X7 – Пробег, X8 – Тип кузова, X9 – Коробка переключения передач, X10 – Состояние автомобиля. Выходной параметр D – Цена автомобиля.

Обучающее множество примеров было составлено на основе реальных данных, полученных из газет, объявлений и сайтов торговых точек [2], которые реализуют продажу автомобилей с пробегом. Данное множество примеров состоит из 508 примеров, в него входят автомобили различных российских марок, моделей и ценовых категорий.

Проектирование нейронной сети было осуществлено в программе «Нейросимулятор 5» [3] по методике [4]. В дальнейшем была определена структура персептрона с десятью входными параметрами, одним выходным параметром и одним скрытым слоем.

Для проверки результатов обученной нейросети было использовано тестирующее множество, состоящее из 20 примеров. График, отображающий разницу между действительной стоимостью и спрогнозированной, представлен на рисунке 1. Максимальная ошибка работы обученной нейронной сети на тестирующем множестве составляет 5,62%, что можно назвать неплохим показателем.



Рис. 1. Результаты тестирования нейронной сети

После того, как работа нейросети проверена на тестовых примерах и, таким образом, проверена адекватность построенной нейросетевой модели, можно приступить к ее анализу. Используя «Нейросимулятор 5», получаем данные о значимости параметров (рис. 2).

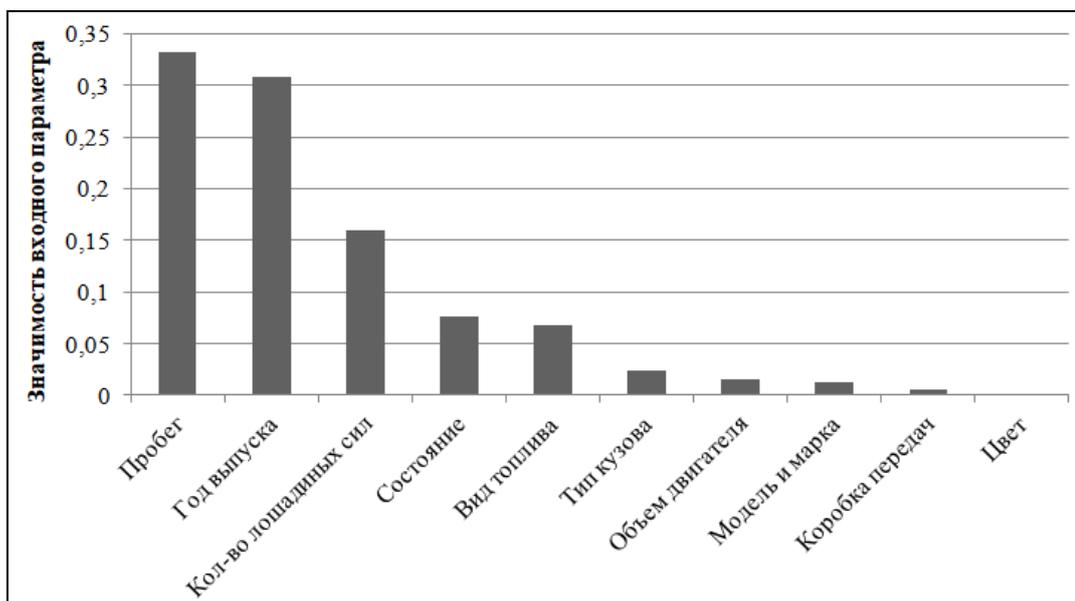


Рис. 2. Значимость входных параметров

Исходя из полученных данных, выяснилось, что наибольшее влияние на стоимость автомобиля в значительной степени влияют такие параметры, как: «Пробег», «Год выпуска», «Количество лошадиных сил», «Состояние», «Вид топлива». Рассмотрим несколько тенденции изменения стоимости автомобилей в зависимости от этих параметров.

Для анализа выберем несколько моделей LADA, которые являются наиболее популярными на февраль 2018 года. Это модели Vesta, Granta, Largus.

На рисунке 3 представлены тенденции изменения стоимости автомобилей в зависимости от изменения их пробега при прочих равных параметрах.

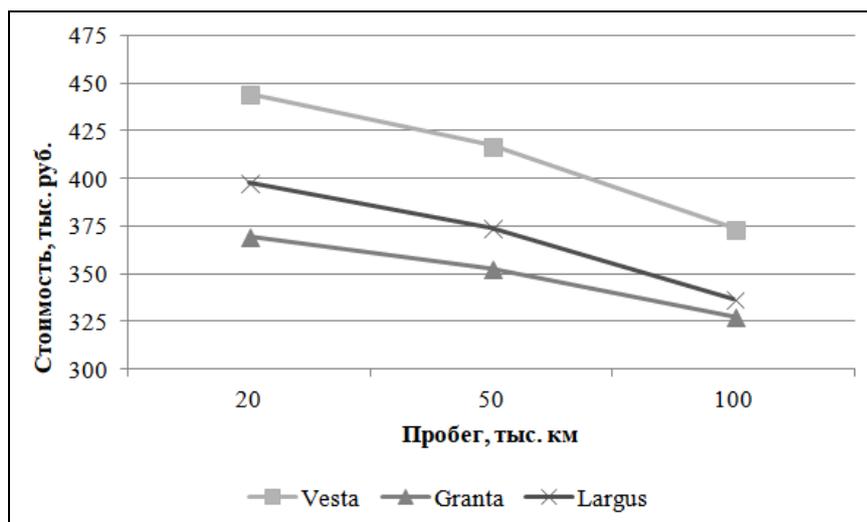


Рис. 3. Зависимость стоимости от пробега

По графику можно заметить, что при увеличении пробега автомобиля уменьшается его стоимость.

Далее на рисунке 4 продемонстрирована зависимость цены от года выпуска.

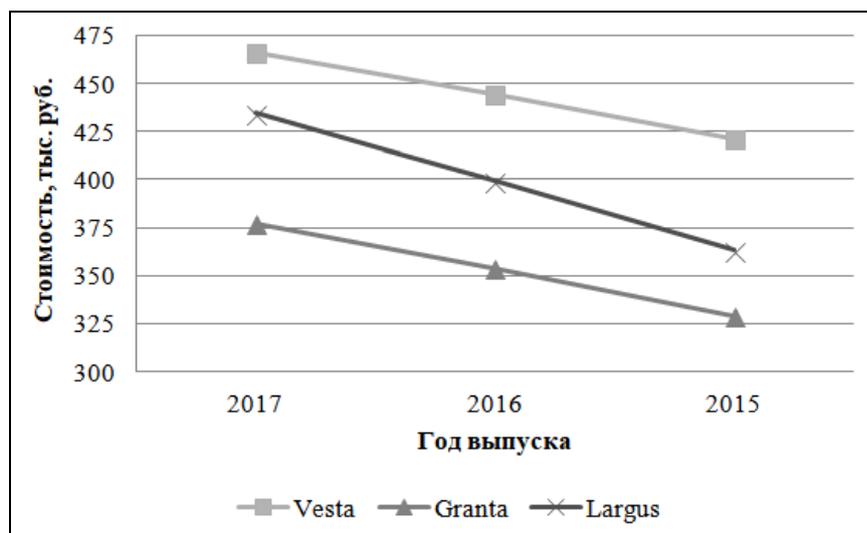


Рис. 4. Зависимость стоимости от года выпуска

Из этого графика можно сделать вывод, что срок службы автомобиля влияет на конечную стоимость автомобиля, то есть чем больше срок, тем меньше цена автомобиля.

В процессе работы по созданию нейросетевой системы были выявлены характеристики, которые влияют на цену автомобилей, а также важны для людей, которые продают, либо покупают подержанный автомобиль.

Библиографический список

1. Аналитическое агентство «АВТОСТАТ» [Электронный ресурс]. - URL: <https://www.autostat.ru/press-releases/32768/> (дата обращения: 17.04.2018)
2. Доска бесплатных объявлений [Электронный ресурс]. - URL: <https://www.avito.ru/perm/avtomobili?radius=200> (дата обращения: 17.04.2018)
3. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).
4. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.

NEURAL NETWORK SYSTEM FOR ESTIMATIONS OF THE SECONDARY MARKET OF RUSSIAN CARS

Korekova Mariya A.

Perm State University

Str. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990, korekovamariya@mail.ru

This article describes the development of a neural network system for assessing the cost of cars of Russian production with mileage. The system allows you to predict the price of the car for the ten input parameters, such as car make and model, year of manufacture, mileage, etc. The system also has the ability to detect trends in the value change depending on the input parameters.

Key words: artificial intelligence, neural network technologies, secondary car market, price assessment, forecasting, Russian cars.

УДК 69.003

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВА СТРОИТЕЛЬНЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ С ПОМОЩЬЮ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Носкова Александра Романовна

Пермский национальный исследовательский политехнический университет

614010, Россия, г.Пермь, Куйбышева, д. 109,

noskovaaleksandra95@gmail.com

Статья посвящена разработке метода прогнозирования вероятности банкротства предприятий строительной отрасли. С помощью системы автоматической реализации системно-когнитивного анализа выделены наиболее характерные свойства строительных предприятий-банкротов и финансового благополучных предприятий, а также построена модель, идентифицирующая предприятие к тому или иному классу.

Ключевые слова: прогнозирование банкротства, прогностическая способность, признаки банкротства, системно-когнитивный анализ, строительная отрасль.

В настоящее время наблюдается рост числа случаев банкротства юридических лиц: за 10 лет показатель вырос практически в 2 раза.

Строительная отрасль обладает наиболее негативной динамикой числа обанкротившихся предприятий среди прочих отраслей: по итогам трех кварталов 2017 года банкротами признано 1 951 строительное предприятие, что является историческим максимумом показателя. В связи с ростом числа предприятий-банкротов становится актуальным решение проблемы предупреждения кризисного состояния предприятий, чему, в частности, способствует своевременное выявление их финансовой неустойчивости.

Отечественными и зарубежными учеными были разработаны различные модели оценки вероятности банкротства. Впервые подобную модель построил Э. Альтман [1] в 1968 году. Все последующие модели прогнозирования вероятности банкротства являются модификациями модели Альтмана, в работе рассматриваются наиболее популярные из них – модели Таффлера [4], Спрингейта [3], Фулмера [2], Беликова-Давыдовой [5], Зайцевой [6], Савицкой [9]. В целях определения целесообразности использования данных моделей относительно строительной отрасли была проведена оценка их прогностической способности.

В выборку исследования включено 200 отечественных строительных предприятий, из которых 100 ликвидировано или находится в стадии ликвидации по причине банкротства и 100 экономически благополучных, по которым дела о банкротстве не открывались. Для оценки финансовой устойчивости предприятий были взяты данные их финансовой отчетности: для предприятий-банкротов – отчетность за год, предшествующий году начала дела о банкротстве, для «здоровых» предприятий – отчетность за 2015 год.

Процент достоверности прогнозирования моделей определен суммой долей совпавших прогнозов с фактическим отношением предприятия к категории банкротов или категории «здоровых» предприятий. Результаты исследования отражены в таблице 1.

Таблица 1 – Прогностическая способность моделей относительно строительных предприятий

Наименование модели	Достоверность прогнозирования
модель Альтмана	65,5%
модель Таффлера	50,5%
модель Спрингейта	67%
модель Фулмера	58%
модель Беликова-Давыдовой	64,5%
(модель ИГЭА)	
модель Зайцевой	53%
модель Савицкой	44,5%

Исследование показывает, что наиболее точной прогностической способностью относительно строительных предприятий обладает модель Спрингейта, правильно определившая финансовое положение 67% предприятий выборки. Наименее подходящей для данной оценки является модель Савицкой с достоверностью прогнозирования 44,5%.

Следует, что ни по одной из рассматриваемых моделей нельзя с уверенностью судить о финансовой устойчивости предприятий. Проведенное исследование доказывает, что модели не учитывают специфику строительной отрасли. Специфика деятельности влияет на структуру финансовой отчетности предприятий и, следовательно, на допустимые значения коэффициентов финансового анализа. Вследствие того, что модели пренебрегают данным фактом, их достоверность прогнозирования снижается.

Уникальность программы «Эйдос», разработанной Е.В. Луценко для автоматической реализации метода системно-когнитивного анализа, заключается в том, что она обеспечивает многопараметрическую типизацию и сопоставимую системную идентификацию сложных систем, описанных как количественными, так и текстовыми признаками [7,8].

На основе бухгалтерских балансов обучающей выборки с помощью «Эйдос» были определены 290 интервалов значений статей баланса (каждая из 29 основных статей баланса разбита на 10 интервалов), характеризующих финансовое положение строительного предприятия, а также их сила влияния на определенное финансовое положение. Можно выделить следующие основные черты, сигнализирующие о банкротстве (обладающие наибольшей силой влияния):

- доля краткосрочных финансовых вложений в общей сумме пассивов от 20 до 50%;
- доля денежных средств в общей сумме активов не более 6%;
- низкая доля основных средств (до 8%);
- отрицательная величина чистых активов;
- доля краткосрочных обязательств в общей сумме пассивов от 98%, а также случаи, когда сумма краткосрочных обязательств превышает общую сумму капитала предприятия (возможно при отрицательном значении чистых активов).

Напротив, препятствуют наступлению состояния банкротства наличие следующих основных факторов, наиболее характерных для «здоровых» предприятий:

- низкая доля краткосрочных финансовых вложений (от 0 до 10%)
- положительное значение строки «нераспределенная прибыль» и ее удельный вес в общей сумме пассивов от 16%;
- доля кредиторской задолженности в общей сумме пассивов не более 37%;
- доля краткосрочных обязательств от 7 до 52%;
- положительное значение чистых активов и их доля не более 42% валюты баланса.

Сила влияния признаков на предприятия-банкроты и финансово устойчивые предприятия определены программой на основе модели информационной важности признаков, имеющей следующий вид:

$$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i \cdot N_j}{N}, \quad (1)$$

где I_{ij} – оценка информационной важности признака i для класса j ;

N_{ij} – количество раз встреченных признаков i у класса j в обучающей выборке;

N_i – количество раз встреченных признаков i в обучающей выборке;

N_j – количество раз встреченный класс j в обучающей выборке;

N – объем обучающей выборки.

Непосредственная оценка принадлежности предприятия к классу банкротов или «здоровых» предприятий осуществляется по следующей формуле:

$$B_j = \sum_{i=1}^I L_i \cdot I_{ij}, \quad L_i = \{0,1\} \quad (2)$$

где L_i – переменная, описывающая наличие ($L_i=1$) или отсутствие ($L_i=0$) признака i .

Согласно модели предприятие классифицируется к тому классу, о принадлежности к которому в его системе признаков содержится наиболее суммарное количество информации. Тем самым программа решает задачу идентификации и прогнозирования финансового положения предприятия.

Прогнозная сила разработанной модели относительно предприятий-банкротов составляет 94%, относительно здоровых предприятий – 91%, общая достоверность прогнозирования модели составляет 92,5%, что превышает прогностическую способность существующих моделей оценки вероятности банкротства.

Отраслевая модель может способствовать преждевременному предупреждению состояния банкротства строительных предприятий. Кроме того, она будет полезна организациям, работающим с предприятиями-строителями, поскольку позволит быстро оценивать финансовое положение контрагента и делать вывод о целесообразности и рисках сотрудничества.

Библиографический список

1. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy. The Journal of Finance, 1968, no. 4, pp. 589–609.
2. Fulmer J.G.Jr., Moon J.E., Gavin T.A., Erwin M.J. A Bankruptcy Classification Model for Small Firms. Journal of Commercial Bank Lending, 1984, no. 7, pp. 25–37.
3. Springate, Gordon L.V.: Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm. Unpublished M.B.A. Research Project, Simon Fraser University, January 1978.

4. Taffler R.J., Tisshaw H. Going, Going, Gone – Four Factors which Predict. Accountancy, 1977, no. 3, pp. 50–54.
5. Давыдова Г.В., Беликов А.Ю. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий // Управление риском. – 1999. – № 3. – С. 13–20.
6. Зайцева О.П. Антикризисный менеджмент в российской фирме // Аваль (Сибирская финансовая школа). – 1998. – № 11–12. – С. 23.
7. Луценко Е.В. СК-анализ и система «Эйдос» в свете философии Платона / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №01(045). С. 91 – 100. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/01/pdf/08.pdf>
8. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>
9. Савицкая Г.В. Анализ хозяйственной деятельности предприятий АПК: учеб. – М.: НИЦ ИНФРА-М, 2014. – 519 с.

THE SOLUTION TO THE PROBLEM OF PREDICTING BANKRUPTCY OF CONSTRUCTION COMPANIES THROUGH THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGY

Noskova Aleksandra R.

Perm National Research Polytechnic University

614010, Russia, Perm, Kuibyshev str, 109, noskovaaleksandra95@gmail.com

The article is devoted to the development of a method for predicting the probability of bankruptcy in relation to the construction industry. With the help of the system of automatic realization of the system-cognitive analysis, the most characteristic properties of construction enterprises-bankrupt and financially prosperous enterprises, as well as a model identifying the enterprise to a particular class are identified.

Key words: the prediction of bankruptcy, predictive ability, signs of bankruptcy, system-cognitive analysis, construction industry.

УДК 336.6. 279:658

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ КОЛИЧЕСТВЕННОГО ОТОБРАЖЕНИЯ ЛИНГВИСТИЧЕСКОЙ ПЕРЕМЕННОЙ РИСКА БАНКРОТСТВА КОРПОРАЦИИ

Бирюков Александр Николаевич, Касимова Лиана Ирековна
Стерлитамакский филиал Башкирский государственный университет
453103, Россия, РБ, г. Стерлитамак, проспект Ленина, 49,
biryukov_str@mail.ru

В статье рассмотрены вопросы введения в нейросетевую модель как качественных факторов, оцениваемых экспертом в виде нечетких значений (термов) лингвистических переменных, так и количественных переменных (факторов) для комплексной оценки моделируемой системы. При этом качественные экспертные оценки, первоначально формулируемые в виде термов лингвистических переменных, трансформируются к количественным значениям на основе нечетко-множественного подхода.

Ключевые слова: нейросетевая модель, комплексная оценка финансового состояния корпораций, термы, лингвистическая переменная, дефаззификация, риск банкротства корпорации.

1.1. Дефаззификация качественных переменных

Пусть для комплексной оценки некоторой финансово-экономической системы (ФЭС), например корпорации, требуется произвести комплексную оценку влияния ряда факторов на состояние этой системы. Под терминами «комплексная оценка» будем понимать наличие в математической модели (описании системы) как количественных, так и качественных переменных. Последние не могут быть выражены числом. Например, мобильность управления корпорацией в аспекте парирования вызовов внешней среды можно оценить в виде градаций (термов) лингвистической переменной: «очень низкая», «низкая», «средняя», «высокая», «очень высокая».

Пусть основным инструментом построения математической модели в условиях высокой неопределенности в данных выбрана нейросеть [1, 3] и решается задача аппроксимации, т.е. восстановления закономерностей, скрытых в данных:

$$\hat{y} = F(\vec{x}, W | S), \quad (1)$$

где \hat{y} - расчетное значение выходной (эндогенной) случайной переменной Y ; \vec{x} - вектор факторов; W - матрица синаптических весов (параметров) нейросети, которые определяются в процессе обучения нейросети как адаптивной модели на примерах из данных; S - множество параметров архитектуры нейросети, которые задаются аналитиком априорно; знак « $|$ » здесь и далее означает «при условии»; $F(\bullet)$ - оператор нейросетевого отображения элементов пространства $\vec{x} \in X$ в элементы пространства $\hat{y} \in Y$.

Заметим, что в нейросетевой модели (НСМ) (1) вектор \vec{x} количественно и качественно измеряет внешние воздействия на моделируемую систему, а \hat{y} -

количественно измеряет ее внутреннее состояние, формируемое значениями x и неконтролируемыми факторами (помехами) \bar{z} . При этом в матрице (кортежах) данных $(\bar{x}, y)_i$ ($i = 1, 2, \dots, N$), где N - количество наблюдений (записей), в каждой зафиксированной i - строке должно быть взаимное соответствие значений вектора \bar{x}_i и выхода y_i . НСМ является одним из видов моделей искусственного интеллекта - она обучается на части примеров из данных, а на части примеров - тестируется.

В общем случае число экзогенных переменных может быть больше одной: $\hat{y} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_m)$. Это не осложняет принципиально нейросетевой алгоритм (1). Требуется лишь в выходном слое нейросети иметь не один, а m нейронов.

Принципиальным моментом построения нейросетевой модели (1) является то, что экзогенная \bar{x} и эндогенная \hat{y} переменные должны быть количественными, в то время как результаты экспертной оценки ФЭС неизбежно содержат и количественные и качественные переменные. Здесь и возникает задача трансформации качественных переменных в количественные при построении нейросети (1), которая называется в теории нечетких множеств «дефазификацией».

Эта операция применительно к построению НСМ (1) наталкивается на одну трудность: в матрице данных $(\bar{x}, y)_i$, $i = \bar{1}, \bar{N}$ каждая строка-наблюдение автономна и вносит свой вклад в обучение НСМ, т.е. определение матрицы синаптических весов W [2].

1.2. Алгоритм дефазификации переменных

Согласно Л. Заде [4] для учета неопределенности в модель вводятся лингвистические переменные, которые задаются набором множеств:

$$\Omega = (\omega, T(\omega), U, G, M) \quad (2)$$

где ω - название переменной; $T(\omega)$ - терм - множество значений (уровней) лингвистической переменной; G - синтаксическое правило, порождающее термы множества T ; M - семантическое правило, которое каждому лингвистическому значению ω ставит в соответствие его смысл $M(\omega)$, причем $M(\omega)$ обозначает нечеткое подмножество A на носителе U , измеряемого количественно на вещественной оси. U называется также «универсальным множеством».

Поясним формулу (2) примером. Пусть $\Omega =$ «Риск банкротства корпорации». Тогда порождаемое G синтаксическое правило, определяющее термы, зададим как «допустимый риск банкротства». Порождаемое полное

терм - множество значений лингвистической переменной: $T_1 = \text{«низкий»}$, $T_2 = \text{«средний»}$, $T_3 = \text{«высокий»}$, $T_4 = \text{«очень высокий»}$. Носителем будем считать нормированный интервал на вещественной оси:

$$\tilde{u} = \frac{u - u_{min}}{u_{max} - u_{min}} \in [0;1] \quad (3)$$

где u_{max} , u_{min} - левая и правая границы допустимых значений u (далее знак «~» будем опускать).

Все действия с лингвистическими переменными, введенными Лотфи Заде [4], совершаются с использованием функций принадлежности $\mu_A(u) \in [0; 1]$, которые характеризуют степень уверенности эксперта в том, что оцениваемое значение носителя u ассоциируется с нечетким множеством.

Функцию принадлежности $\mu_A(u)$ задает эксперт (либо аналитик) тремя наиболее распространенными способами:

- графическим в виде треугольных, трапециевидных либо других геометрических форм;
- аналитическим в виде параметров выбранных геометрических объектов, например, нечетких треугольных либо трапециевидных чисел;
- таблично (табл. 1).

Таблица 1

Структура лингвистической переменной

Лингвистическая переменная $\omega = \text{«риск банкротства»}$											
Значение лингвистической переменной	Значение базовой переменной u										
	0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
	Функции совместимости										
<i>Низкий</i>	0,0	0,5	1,0	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Средний</i>	0,0	0,0	0,0	0,5	1,0	0,5	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Высокий</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	1,0	0,5	0,0	0,0	0,0
<i>Очень высокий</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	1,0	0,5	0,0

На рис. 1 показан пример «дефазсификации» лингвистической переменной $\omega = \text{«риск банкротства»}$ упомянутого выше. Здесь четырехуровневый нечеткий 01 - классификатор эксперт может задать в виде четырех треугольных функций принадлежности, которым соответствуют четыре нечетких треугольных числа:

$$T_2 = \{(0 ; 0), (0,2 ; 1), (0,4 ; 0)\} ;$$

$$T_3 = \{(0,2 ; 0), (0,4 ; 1), (0,6 ; 0)\} ;$$

$$T_3 = \{(0,4 ; 0), (0,6 ; 1), (0,8 ; 0)\};$$

$$T_4 = \{(0,6; 0), (0,8 ; 1), (1,0 ; 0)\}.$$

Алгоритм дефаззификации лингвистической переменной ω = «риск банкротства корпорации» отображен на рис. 1 стрелками.

Пусть эксперт оценил эту качественную переменную термом T_1 = «низкий» со степенью своей уверенности в оценке $\mu(u) = 0,7$. Проводя через линию $\mu(u) = 0,7$, параллельную оси абсцисс получим отрезок, на левом ребре треугольника, соответствующего терму T_1 . Отпуская перпендикуляры из точек C и D на ось абсцисс, получим нечеткое подмножество оценки $A \in [0,15; 0,25]$.

Далее используем один из методов дефаззификации [5]. Здесь подходит простейшее правило «среднего» для унимодальной треугольной функции $\mu_A(u)$:

$$u = 1/2(K + L) = 1/2 [0,15+0,25]=0,2 \quad (4)$$

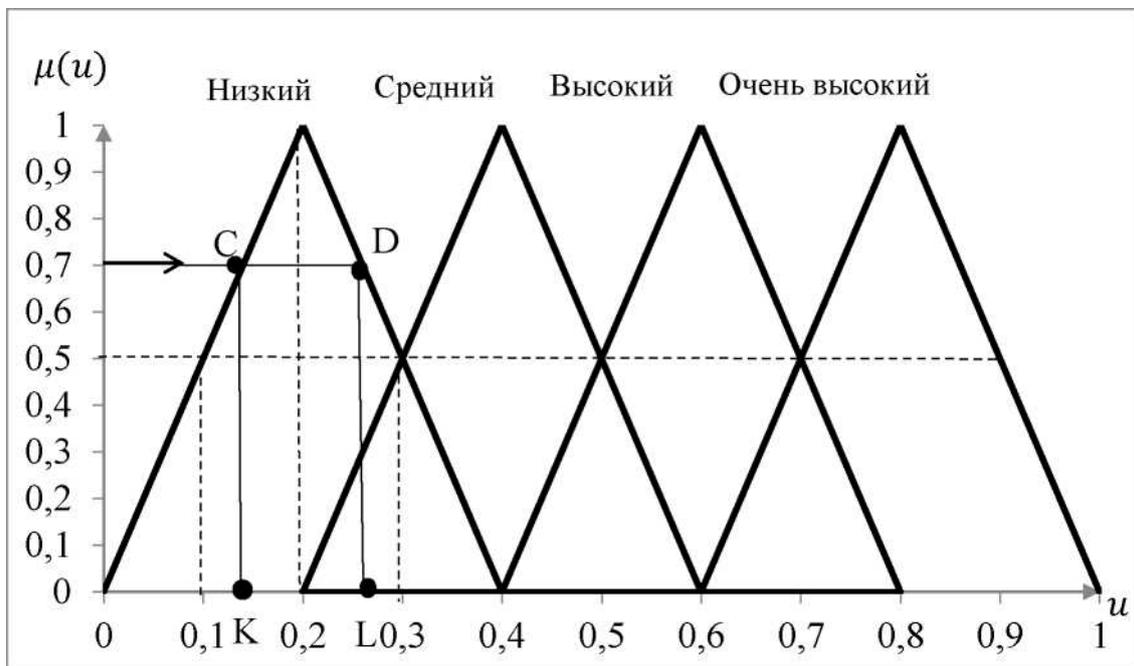


Рисунок 1. Функция принадлежности $\mu_A(u)$

Это и есть количественное отображение лингвистической переменной ω = «риск банкротства корпорации», которое может быть использовано в

построении нейросетевой модели (1) в соответствующем кортеже (\vec{x}, y) .

Библиографический список

1. Горбатков С.А., Полупанов Д.В., Макеева Е.Ю., Бирюков А.Н. Методологические основы разработки нейросетевых моделей экономических объектов в условиях неопределенности: Монография. - М.: Издательский дом «Экономическая газета», 2012. - 494 с.
2. Бирюков А.Н., Касимова Л.И. Концепции совершенствования нечетких и нейросетевых методов моделирования банкротств при управлении рисками кредитным портфелем банка. - Вестник Уральского государственного федерального университета, серия «Экономика и управление», № 4. 2016 г. - С. 555-570
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер с англ. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. - 1104 с.
4. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений: Монография. - М.: Мир, 1976. - 164 с.
5. Васильев В.И., Ильясов Б.Г. Интеллектуальные системы управления. Теория и практика: Учеб. пособие. - М.: Радиотехника, 2009. – 392с.

NEURAL NETWORK MODELING OF QUANTITATIVE MAPPING OF THE LINGUISTIC VARIABLE RISK OF BANKRUPTCY OF THE CORPORATION

Biryukov Alexander N., Kasimov Liana I.

Sterlitamak branch of Bashkir state University

453103, Russia, RB, Sterlitamak, Lenin Avenue, 49, biryukov_str@mail.ru

The article deals with the introduction of neural network model as qualitative factors evaluated by the expert in the form of fuzzy values (terms) of linguistic variables and quantitative variables (factors) for a comprehensive assessment of the simulated system. At the same time, qualitative expert assessments, initially formulated as terms of linguistic variables, are transformed to quantitative values on the basis of fuzzy-multiple approach.

Key words: neural network model, a comprehensive assessment of the financial condition of corporations, banks, linguistic variable, defuzzification, the risk of bankruptcy of the Corporation.

**ОПРЕДЕЛЕНИЕ И ИССЛЕДОВАНИЕ ОТРАСЛЕВЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ
ПРЕДПРИЯТИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ
СИСТЕМНО-КОГНИТИВНОГО АНАЛИЗА**

Кылосова Виктория Викторовна, Князева Алена Игоревна
Пермский национальный исследовательский политехнический
университет

614990, г. Пермь, Комсомольский пр-т, 29,

e-mail: kylosova1195@mail.ru, e-mail: ai_knyazeva@mail.ru

Современные экономические условия требуют разработки моделей, способных наиболее точно спрогнозировать определенные события, такие как банкротство, стадия жизненного цикла, а также стоимость бизнеса предприятия. Данная проблема является наиболее актуальной для внутреннего менеджмента компании и для различного рода стейкхолдеров, в силу наличия многочисленных факторов риска, как в текущей хозяйственной деятельности организации, так и во внешней среде, воздействующих на эффективность компании в целом. Рассмотрен вопрос отраслевой идентификации предприятий, который позволит создать модели, способные более корректно оценивать предприятия с различной спецификой деятельности. Определены основные направления для реализации и внедрения данного исследования, которое базируется на возможности более точного анализа исходя из особенностей деятельности предприятия.

Ключевые слова: отрасль, идентификация отраслевой принадлежности, системно-когнитивный анализ, бухгалтерская отчетность, корреляционно-регрессионный анализ.

Специфика деятельности предприятий, относящихся к различным отраслям, а также показатели их финансово-хозяйственной деятельности, могут существенным образом отличаться. В связи с этим для анализа деятельности предприятий необходимо учитывать те особенности, которые присущи конкретной отрасли.

Определение отраслевой принадлежности по данным бухгалтерской отчетности позволяет получить такие преимущества как:

1. Качественная оценка потенциальных подрядчиков, исходя из особенностей функционирования предприятий конкретной отрасли. Выбор новых контрагентов предполагает наличие риска, связанного с неопределенностью поведения внешнего окружения. Риски, связанные с

подрядчиками, заключаются в задержке графика по выполнению работ, перерасходу бюджета, в невыполнении подрядчиками, принятых на себя обязательств по договору в общем и др. Деятельность по минимизации этих рисков включает в себя тщательную проверку подрядчика, в частности, проверку на наличие опыта в реализации аналогичных проектов и репутацию в данной области. Качественная оценка потенциальных партнеров, исходя из особенностей функционирования предприятий конкретной отрасли, позволяет принимать эффективные решения о сотрудничестве.

2. Определение специфики деятельности компаний на основе отраслевых индикаторов при сопоставлении статистических данных. Сведения о предприятиях, собираемые органами статистики и узкоспециализированными организациями, такими как СРО, могут существенно отличаться в силу различия барьеров входа и специфики деятельности предприятий, что приводит к искажению информации для стейкхолдеров.
3. Обновленные финансовые коэффициенты. Выявление наиболее характерных финансовых коэффициентов, которые соответствуют специфике российских предприятий конкретной отрасли и рассчитаны с учетом уровня развития современной экономики.
4. Прогнозирование банкротства. Определение финансово-хозяйственных показателей деятельности, учитывающих особенности российской экономики и отрасли деятельности для построения моделей прогнозирования банкротства предприятий.
5. Оценка стоимости бизнеса. Построение моделей, учитывающих отраслевые особенности компаний для более точного определения стоимости компаний.
6. Определение фазы жизненного цикла предприятий. Рассчитанные с учетом специфики отрасли финансовые коэффициенты позволяют оценить текущее состояние компании относительно фазы жизненного цикла. С использованием Бостонской консалтинговой группы и полученных коэффициентов возможно будет оценить на какой фазе жизненного цикла находится компания и какие меры необходимо принимать для повышения эффективности деятельности.

Исследование проведено на основе методов системно-когнитивного анализа [2, 3], которые базируются на теории информации, и предназначены для устранения неопределенности состояния изучаемого объекта и/или определения информационной важности признаков идентифицируемого объекта с целью отнесения его к тому или иному классу на основе частоты проявления признаков в классах. Данные методы в общем случае являются абстрактными и могут использоваться для исследования самых различных предметных областей.

С целью идентификации отраслевой принадлежности предприятия в качестве информационных признаков использованы удельные веса статей бухгалтерского баланса, которые были получены в результате их нормирования по отношению к балансу. Данная процедура является стандартной при проведении структурного анализа финансового состояния предприятия [1, 4].

Используя 30 статей активов и пассивов баланса, каждая из которых была разделена на 10 отрезков, было образовано 300 признаков, с помощью которых планировалось идентифицировать отраслевую принадлежность. Исследование проводилось на основе данных бухгалтерской отчетности 500 предприятий, относящихся к пяти отраслям экономики: Строительство, Добыча полезных ископаемых, Производство химических веществ и продуктов, Сельское и лесное хозяйство, а также Информационно-коммуникационные технологии и связь. С помощью универсальной когнитивной аналитической системы «Эйдос» [2, 3] были идентифицированы параметры математической модели, позволяющей по структуре бухгалтерского баланса определить отраслевую принадлежность предприятия.

В процессе распознавания балансов, выделив общие группы признаков по уровню информационной значимости, получены соответствующие структуры баланса, а также финансовые коэффициенты, позволяющие оценить специфичность направлений и выявить аналогию.

Кроме того, в результате исследования была получена экспресс-модель, позволяющая оценить рыночную стоимость бизнеса. Модель получена с использованием методов корреляционно-регрессионного анализа. В качестве обучающей выборки для модели приняты данные о рыночной стоимости акций публичных компаний, обращаемых на фондовой бирже, а объясняющими переменными были выбраны данные бухгалтерской отчетности. Полученную модель стоит относить к классу моделей отраслевых коэффициентов, широко применяющихся в странах с развитой экономикой, а предлагаемую методику к сравнительному подходу. Экспресс-методика может быть использована не только с целью оценки рыночной стоимости бизнеса, но и в качестве базы для принятия решений инвестиционными компаниями, так как дает возможность оценить уровень рыночной стоимости активов в составе портфеля инвестиций. Кроме всего вышеперечисленного, данная методика позволит создать модели прогнозирования банкротства для отраслей отечественных предприятий, учитывая специфику деятельности, что является актуальной темой.

Библиографический список

1. Байдукова Н.В. Финансы и кредит: учебник для вузов / Н.В. Байдукова и др.; Санкт-Петербургский государственный институт экономики и

- финансов; Под ред. М.В. Романовского. – 2-е изд., перераб и доп. – М.: Высшее образование, 2008. – 609 с.
2. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. URL: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>
 3. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос». Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с.
 4. Шеремет А.Д. Финансы предприятий: менеджмент и анализ: учебное пособие для вузов / А.Д. Шеремет, А.Ф. Ионова. – 2-е изд., испр. и доп. М.: ИНФРА-М, 2008. – 479 с.

DEFINITION AND RESEARCH OF BRANCH FEATURES OF THE ENTERPRISES WITH USE OF METHODS OF THE SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS

Kylosova Viktoriya Viktorovna, Knyazeva Alena Igorevna
Perm national research polytechnic university
614990, Perm, Komsomolskiy PR-t, 29,
e-mail: kylosova1195@mail.ru, e-mail: ai_knyazeva@mail.ru

Modern economic conditions require the development of models that can most accurately predict certain events, such as bankruptcy, the stage of the life cycle, as well as the cost of business. This problem is the most relevant for the internal management of the company and for various stakeholders, due to the presence of numerous risk factors, both in the current economic activity of the organization and in the external environment, affecting the effectiveness of the company as a whole. It was considered industry-identify companies that will allow you to create models capable of more accurately evaluate organizations with different specific activities. It was defined the main directions for the implementation and implementation of this study, which is based on the possibility of a more accurate analysis based on the characteristics of the activities of the enterprise.

Key words: branch, identification of branch accessory, system and cognitive analysis, accounting records, correlation and regression analysis.

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ В РАМКАХ ОЦЕНКИ ПОКАЗАТЕЛЯ ИНДЕКСА ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СВОБОДЫ СТРАН МИРА

Граф Глеб Александрович

Пермский филиал Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», sturent_perm@bk.ru

Описан опыт разработки и применения нейронной сети в рамках задачи оценки и прогнозирования показателя под названием «индекс экономической свободы». Обнаруженные в результате проведенного исследования закономерности не являются противоречивыми и практически полностью укладываются в доступное представление экономической теории.

Ключевые слова: индекс экономической свободы, экономика, бизнес, нейронные сети, наука, налоги, ВВП, страны мира, мировая экономика.

С усилением воздействия информационных технологий на современное общество предпринимательство сделало новый виток развития. Теперь предприятия и компании все чаще задумываются о том, чтобы начинать свою деятельность с просторов глобальной сети Интернет. Такое решение снижает затраты на аренду помещений, частично сокращает затраты содержание и амортизацию оборудования, а также способствует росту количества компаний малого и среднего бизнеса.

Однако, не в каждой стране мира предпринимательская деятельность выгодна и / или прибыльна. В связи с существованием подобных рисков, возникает проблема работы, ее вопрос: «Где и когда лучше начать свой бизнес?». Из поставленной проблемы следует гипотеза о том, что «Проблема могла бы быть преодолена, если бы существовал инструмент, который мог бы дать ответ на вопрос о том, где лучше всего открыть свое дело».

Настоящая работа представляет собой попытку построения нейронной сети, способной прогнозировать и оценивать показатель индекса экономической свободы (как показателя, способного предоставить ответ на поставленный работой вопрос) на основе наиболее распространенных и доступных для сбора данных различных стран мира.

В настоящий момент индекс экономической свободы рассчитывается несколькими организациями, одна из которых именуется как Heritage Foundation. Расчет показателя основан на двенадцати «столпах», которые в свою очередь также основываются на ряде показателей и вычисляются по формуле, учитывающей один и более показателей. Это делает расчет индекса относительно сложным. Более того, некоторые данные (показатели),

используемые в Heritage Foundation, как в наиболее доступном источнике, в ходе исследования не были найдены в расчетах настоящего индекса в прочих источниках. Подобное наличие одного единственного источника данных делает проверку полученной информации затруднительной. К примеру, в расчете показателя, используемом в вычислении одного из «столпов» [1], применяется переменная «Quality of the judicial process» расчет которой уникален для Heritage Foundation.

Процесс настоящей работы может быть условно разделен на несколько этапов. На первом этапе было проведено непосредственное, краткое исследование предметной области. В его рамках был изучен соответствующий раздел сайта Heritage Foundation [1]. Далее был произведен поиск аналогов сайта, в результате которого были найдены такие ресурсы как Statista [4] и Fraser Institute [5]. Однако, т.к. Heritage Foundation обладал наибольшей полнотой предоставляемой информации и набора данных «DataSet», чем аналогичные источники, данные о рассматриваемом показателе были собраны именно оттуда.

На втором этапе работы было проведено создание аналога эконометрической модели, т.е. был произведен выбор зависимой и набора объясняющих переменных. В качестве набора зависимой переменной выступал сет данных показателя экономической свободы с Heritage Foundation за 2015 год. В число объясняющих переменных были включены наиболее распространенные экономические показатели, такие как:

1. регион, к которому принадлежит страна;
2. место в рейтинге по показателю «индекс легкости ведения бизнеса»;
3. величина ставки подоходного налога страны в процентах;
4. величина общих затрат государства в доле от общего ВВП страны в процентах;
5. темп роста ВВП страны в процентах;
6. темп инфляции валюты в стране в процентах;
7. доля налогов в стране от общего ВВП в процентах.

Приведенные данные были взяты с ресурса Heritage Foundation и data.worldbank.org [3] за 2017 год.

На третьем этапе работы было составлено множество, на данных которого нейронная сеть прошла обучение и тестирование. В качестве генеральной выборки / множества были использованы данные по странам в размере 186 штук, однако, т.к. переменная рейтинга «индекса легкости ведения бизнеса» отсутствовала для двенадцати из 186 стран, в общей выборке участвовали 174 страны. Далее было произведено перемешивание и разделение общего множества на обучающее и тестовое так, что в тестовом множестве содержалось 32 страны, а в обучающем 132. Страны, которые не вошли в выборки, были исключены за неимением данных для одной или более объясняющих переменных.

На четвертом этапе работы по методике [2] в нейропакете [7] была построена нейронная сеть, которая должна была определять и/или предсказывать значение зависимой переменной на основе значений объясняющих переменных. В результате обучения нейронной сети на обучающем множестве средняя ошибка не превышала 8%. А при проверке на тестовом множестве ошибка не превышала 13,8%. График сравнения прогнозируемого для стран значения и реального значения приведен на рисунке 1. Как можно видеть, обучение нейронной сети можно назвать успешным.

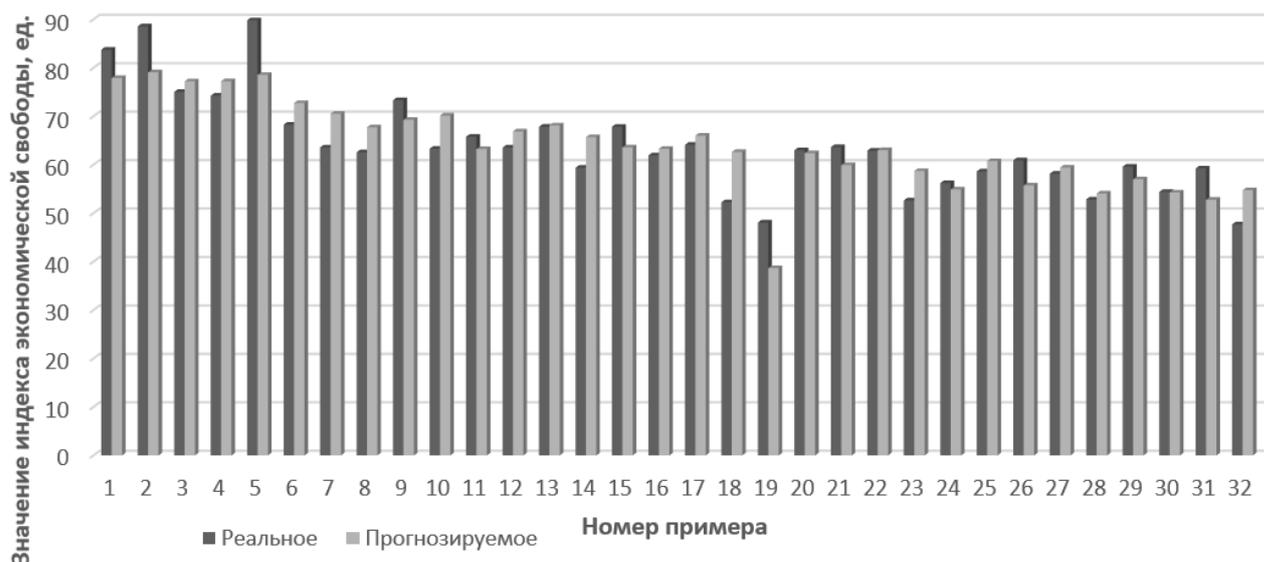


Рисунок 1. Результаты проверки на тестовом множестве

Из столбчатой диаграммы, изображенной на рисунке 2, можно видеть зависимости уровня показателя экономической свободы страны от каждой из объясняющих переменных.

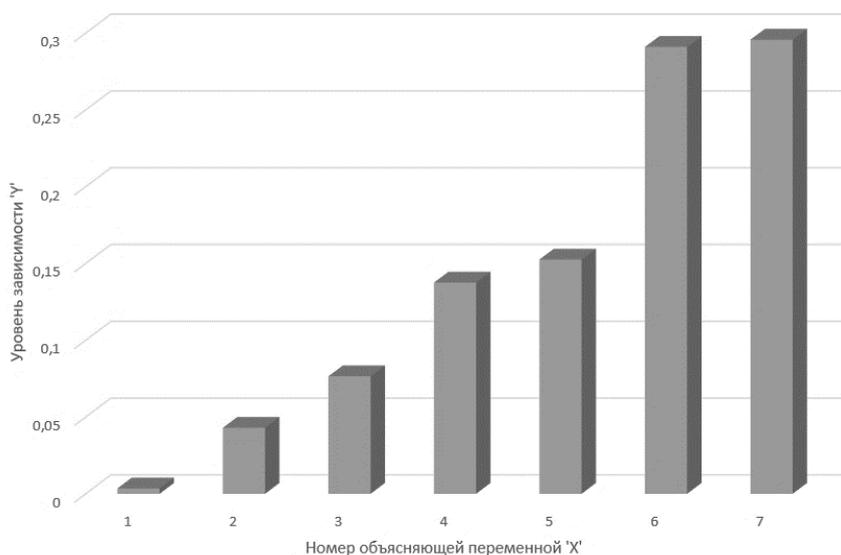


Рисунок 2. График зависимости от объясняющих переменных

Из этого графика можно сделать вывод о том, что «регион», в котором расположена страна, почти никак не влияет на возможность ведения в ней дел. Также, место в рейтинге «легкости ведения бизнеса», которое могло коррелироваться с показателем экономической свободы, практически не влияет на нее. «Ставка подоходного налога», в свою очередь, имеет большее влияние, на отметке ~9%. Вслед за ней идут в равенстве такие показатели как «общие затраты в государстве в доле от общего ВВП страны» и «рост ВВП государства» соответственно. Наибольшее же влияние, как оказалось, имеют «темпы роста инфляции в стране» и «доля налогов в стране от общего ВВП».

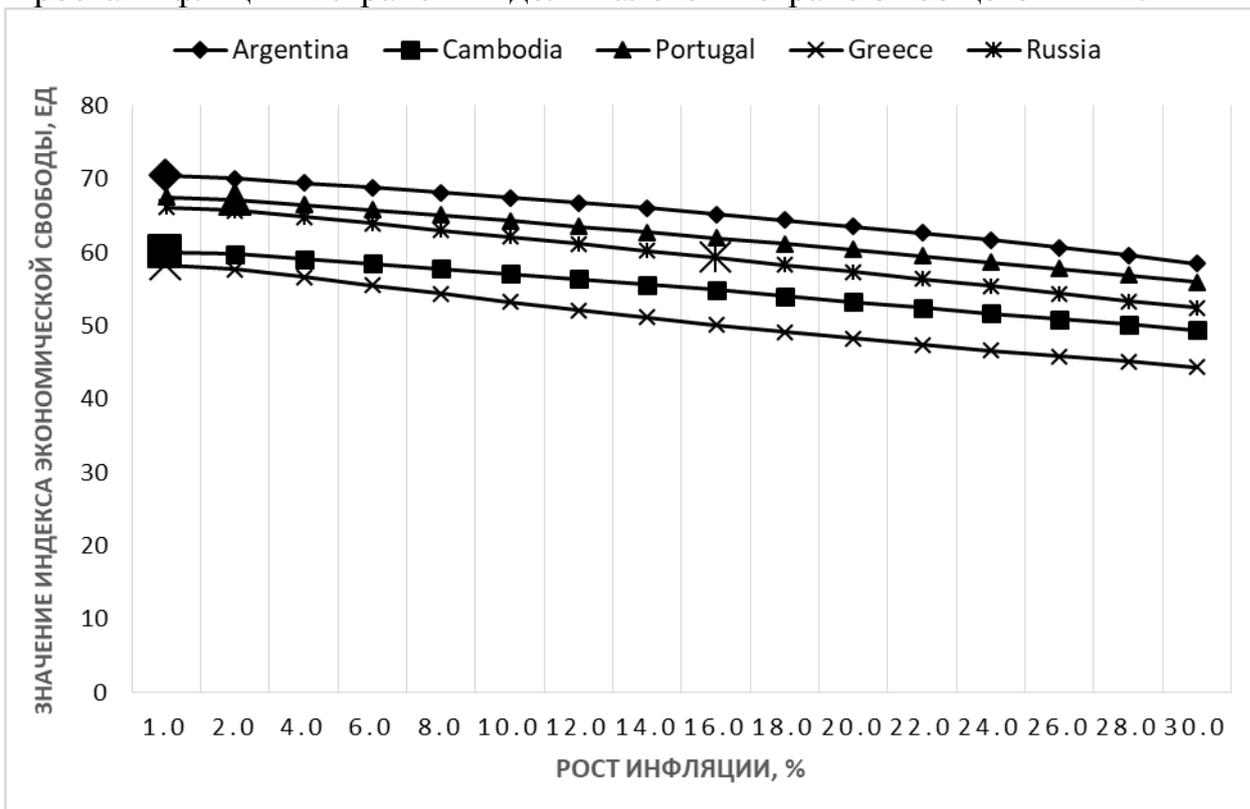


Рисунок 3. Зависимость показателя экономической свободы от процента инфляции в стране

Следующее исследование взаимосвязи между зависимой и объясняющей переменной было проведено методом замораживания [6] для входного параметра темпа роста инфляции. Как можно заметить на рисунке 3, во всех случаях с ростом темпа инфляции снижается и показатель экономической свободы. На основе графика может быть составлено следующее утверждение: «Если бы процент инфляции в России был на 10 единиц меньше, то ее показатель экономической свободы возрос бы на ~5 единиц». Таким образом, можно сделать вывод о том, что для достижения большего уровня экономической привлекательности России следует бороться с ростом инфляции.

Исходя из результатов, полученных в ходе выполнения задач, в рамках построения и проверки нейронной сети, можно отметить, что полученная модель не вызывает весомых подозрений т.к. она адекватна. Однако, доверять ей безоговорочно не стоит. Так или иначе, своим существованием проделанная

работа уже является смелой гипотезой в изучении взаимодействия различных экономических факторов.

Библиографический список

1. «2018 Methodology | Heritage Foundation» [Электронный ресурс] / Режим доступа: <https://www.heritage.org/index/book/methodology#regulatory-efficiency>, свободный.
2. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.
3. «Indicator | Data» [Электронный ресурс] / Режим доступа: <https://data.worldbank.org/indicator?tab=all>, свободный;
4. «2018 Index Of Economic Freedom | Statistic» [Электронный ресурс] / Режим доступа: <https://www.statista.com/statistics/256965/worldwide-index-of-economic-freedom/>, свободный.
5. «Dataset | Fraser Institute» [Электронный ресурс] / Режим доступа: <https://www.fraserinstitute.org/economic-freedom/dataset?geozone=world&year=2015&page=dataset&min-year=2&max-year=0&filter=0>, свободный.
6. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.
7. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

NETWORK MODELING APPLICATION TO EVALUATE THE INDEX OF THE ECONOMIC FREEDOM OF THE WORLD COUNTRIES

Graf Gleb Alexandrovich

Perm Branch of the Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "National Research University" Higher School of Economics"
gotleibgraf@gmail.com

This article describes the experience in development and application of a neural network as part of the evaluation and ranking of the rating called the "index of economic freedom." The patterns discovered as a result of the study are not contradictory and almost completely fit into a common representation of economic theory.

Key words: economic freedom index, economy, business, neural networks, science, taxes, GDP, countries of the world, world economy.

БЛОКЧЕЙН, МАЙНИНГ И СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Широбоких Михаил Александрович

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»
115409, Москва, Каширское шоссе, 31, mikewanted@mail.ru

Кулик Сергей Дмитриевич

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»
115409, Москва, Каширское шоссе, 31, sedmik@mail.ru

В данной работе кратко представлены результаты практической реализации специальной вычислительной системы для майнинга криптовалюты. Разработанная и реализованная вычислительная система использует технологию Blockchain для Эфириум. В работе приведены сведения о специальной вычислительной системе.

Ключевые слова: блокчейн, майнинг, Эфириум, система искусственного интеллекта.

Специалисты полагают, что валютный рынок — это некоторая система устойчивых экономических и организационных отношений, которые происходят в процессе операций, связанных с покупкой или продажей валюты, в том числе и криптовалюты. В последнее время в мире существовало более 1500 различных криптовалют, например: Биткоин, Эфириум, Риппл, Монеро. В данной работе использовалась валюта Эфириум, схожая по процессу добычи с биткоином. Важная особенность криптовалют состоит в том, что их может имитировать любой желающий. В РФ криптовалюты пока не регулируются на законодательном уровне, поэтому процесс майнинга абсолютно легален и не подвержен налогообложению по состоянию на январь 2018 года.

Специфика *Эфириум* состоит в том, что для его эмиссии необходимо специальное вычислительное оборудование. Для того что бы имитировать *Эфириум* требуется собрать отладить и настроить достаточно дорогую специализированную вычислительную систему.

Результатом представленной работы является собранная, функционирующая и описанная специализированная вычислительная система. Проведены все тесты для нахождения рациональных параметров для получения наивысшей прибыли, оценен срок окупаемости.

Специальная (см. работу [1]) вычислительная система (майнинг ферма) — это обычный компьютер с подключенными к нему видеокартами, стандартная

домашняя ферма включает от 4 до 6 видеокарт. Ферма состоит из следующих компонентов:

- 1) материнская плата,
- 2) процессор,
- 3) оперативная память
- 4) твердотельный накопитель (SSD) ,
- 5) райзер,
- 6) блок питания,
- 7) синхронизатор блоков питания,
- 8) эмулятор монитора (переходник VGA-HDMI),
- 9) автозагрузчик (WatchDog) ,
- 10) каркас,
- 11) видеокарта.

Структура специальной вычислительной системы представлена на рис. 1.

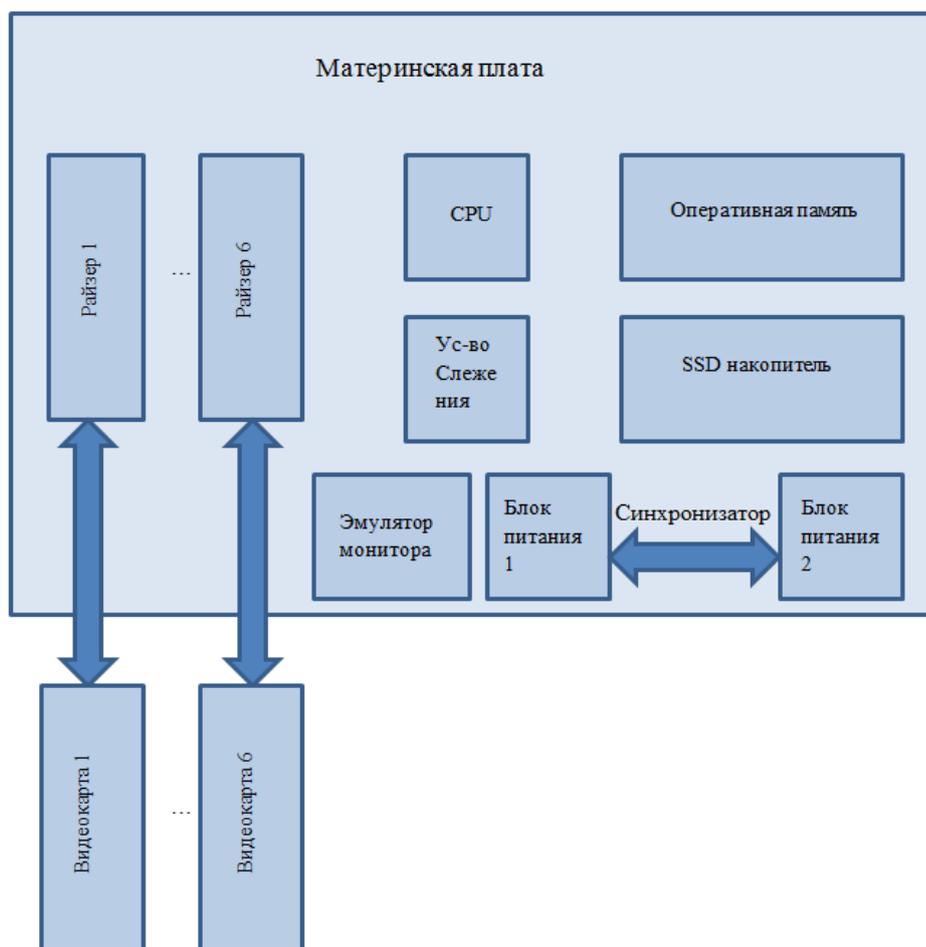


Рисунок 1. Схема вычислительной установки

В табл. 1-3 кратко представлены основные характеристики специальной вычислительной системы.

Таблица 1. Оценка эффективности видеокарт с учетом прибыльности

Видеокарта	Цена на (сред.), рубли	Выгода в день, \$	Выгода в месяц, \$	Выгода в год в месяц (рубли)
Nvidia GTX 1060	22 000	2,8 7	86,1	5079,9
Nvidia GTX 1070	28 000	3,3 6	99	5841,0
Radeon RX 570	20 000	2,7 6	82,8	4885,2
Radeon RX 580	22 000	3	90	5310,0

Таблица 2. Оценка стоимости установки (фермы) без видеокарт

Элемент установки	Стоимость (рубли)
Материнская плата	6150
Процессор	5550
Оперативная память	2350
SSD	4080
Райзера(хб)	3000
Эмулятор монитора	500
Синхронизатор	400
АвтоЗагрузчик	1300
Блок питания	8500
Каркас	1500
Итого	33330

Таблица 3. Показатели эффективности установки (фермы)

Количество отказов в месяц	Время, затраченное на восстановление (минуты)	Доход в минуту (центы)	Потери в месяц (рубли)	Доход в месяц (рубли)
2	10	0,01	5,7	≈25 тыс.

В табл. 1 приведена оценка эффективности отдельных видеокарт. В табл. 2 приведена оценка стоимости установки (специальной вычислительной

системы) без видеокарт. В табл. 3 приведены оценки показателей эффективности специальной вычислительной системы (установки).

В результате выполненной работы, была произведена сборка и последующая настройка вычислительной системы. Были экспериментально получены характеристики производительности системы. Настроены и использованы необходимые программы для мониторинга и удаленного обслуживания этой системы. Разработан алгоритм поведения администратора системы при возникновении неполадки при эксплуатации системы. Выполнены необходимые экспериментальные исследования разработанной системы.

На основании приведенных экспериментальных исследований можно заключить, что разработка данной специальной вычислительной системы может быть экономически целесообразна.

В дальнейших исследованиях, опираясь, например, на работу [2] планируется разработать специальную интеллектуальную систему для эффективного принятия решений на валютном рынке.

Библиографический список

1. Широбоких М.А. Исследование специализированной вычислительной системы для валютного рынка /НИР(КП) руков.: Кулик С.Д.—М.: НИЯУ МИФИ, 2017. — 33 с.
2. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы: учебник. – М.: Лаборатория знаний. 2016. — 221 с.

BLOCKCHAIN, MAINING AND ARTIFICIAL INTELLIGENT SYSTEM

Shirobokikh Mike A.

National Research Nuclear University MEPHI

115409, Moscow, Kashirskoye Highway, 31, mikewanted@mail.ru

Kulik Sergey D.

National Research Nuclear University MEPHI

115409, Moscow, Kashirskoye Highway, 31, sedmik@mail.ru

This paper describes the results of work to apply blockchain and maining for Ethereum with special computer. The paper describes the structure of the special computer.

Key words: blockchain, maining , Ethereum, artificial intelligent system.

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ БРИЛЛИАНТОВ

Симонова Наталья Андреевна

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Пермский филиал, Россия, г. Пермь, 614070, ул. Студенческая, 38.
natashasimonovaa@yandex.ru

Разработана математическая нейросетевая модель для оценки стоимости бриллиантов, а также основанная на данной модели программа с помощью симулятора нейронных сетей. После обучение модели, её тестирование доказало её адекватность и позволила произвести исследование предметной области. Изучение модели показало, что самым важным критерием для оценки стоимости оказалась глубина бриллианта, которая влияет не только на игру света в бриллианте, но и отражает его размеры. Далее была подтверждена гипотеза о том, что чистота огранки бриллианта является менее значимым параметром для цветных бриллиантов. Также было обнаружено, что разница между длиной и шириной бриллианта не играет большую роль в определении стоимости бриллианта.

Ключевые слова: стоимость бриллианта; прогноз; модель; нейронная сеть.

Стоимость бриллианта оценивается экспертами на основе некоторых параметров, и услуги таких экспериментов, естественно, не бесплатные, а также не исключают человеческий фактор. На некоторых сайтах бесплатно предоставляются калькуляторы стоимости, которые дают достаточно широкую границу возможной стоимости, а также не всегда используют все критерии. Основными критериями оценки бриллианта являются критерии, определенные в системе GIA [1] «4 C»: cut (огранка), clarity (чистота), color (цвет) и carat (масса в каратах), что позволяет определить, насколько камень близок к совершенству [6].

Огранка бриллианта влияет на угол отражения лучей в бриллианте, и её качество оценивается по пятиступенчатой шкале: «Fair», «Good», «Very Good», «Premium», «Ideal». Чистота показывает наличие или отсутствие каких-либо включений в бриллианте. Выделяют несколько степеней чистоты бриллиантов: I1 (наихудшее), SI2, SI1, VS2, VS1, VVS2, VVS1, IF (наилучшее). Цвет бриллианта может варьироваться от абсолютно прозрачного до желтого и кодируется латинскими буквами, где D – абсолютно прозрачный камень, а Z – желтый [3].

Также на игру и яркость бриллианта играют такие параметры как «размер площадки», «глубина бриллианта» и другие. Размер площадки – это отношение

ширины вершины алмаза к самой широкой его части, идеальным размер считается 53%. Глубина бриллианта показывает высоту камня [3,6].

При покупке бриллианта также важно обратить внимание и на другие измерения бриллианта – ширину и длину, которые могут показать симметричность огранки камня.

Несмотря на то, что бриллианты не являются более перспективным инвестиционным инструментом, чем другие активы, они являются предметом достаточно большого спроса, так как представляют потребительскую ценность, являясь предметом роскоши и богатства, повышающим статус личности в обществе [4].

Для упрощения и автоматизации данной функции можно воспользоваться нейросетевыми технологиями, которые показывают убедительные результаты в самых различных применениях и областях, позволяя строить математические модели и выявлять законы этих областей [8].

При постановке задачи в качестве входных параметров нейросетевой математической модели были выбраны критерии, определяемые по системе GIA [1], как одни из самых важных:

x_1 – масса в каратах;

x_2 – качество огранки, кодируемая как:

Таблица 1. Кодировка огранки бриллианта

Огранка	Код
Ideal	1
Premium	2
Very Good	3
Good	4
Fair	5

x_3 – цвет бриллианта, кодируемый как:

Таблица 2. Кодировка цвета бриллианта

Цвет бриллианта	код
D	
E	
F	
G	
H	
I	
J	

x_4 – чистота бриллианта, кодируемая как:

Таблица 3. Кодировка чистоты бриллианта

Чистота бриллианта	од
IF	
VVS1	
VVS2	
VS1	
VS2	
SI1	
SI2	
I1	

x_5 – отношение двойной глубины бриллианта к ширине и длине (в мм);

x_6 – размер площадки (в мм);

x_7, x_8, x_9 – длина, ширина, глубина бриллианта (в мм).

Выходная переменная y показывает стоимость бриллианта в долларах США.

Была использована статистическая информация с сайта [2], содержащая данные о 674 записей о бриллиантах, и на её основе были сформированы обучающее, тестирующее и подтверждающее множества. В обучающее множество вошло 574 примеров, в тестирующее – 60, а в подтверждающее – 40. Перед использованием данные были перемешаны, а примеры из тестирующего и подтверждающего множеств в обучающем множестве не использовались.

С помощью нейросимулятора [5] по методике [7] было выполнено проектирование, оптимизация, обучение и тестирование нейронной сети, а также изучение законов предметной области по полученной модели. Ошибка сети на тестирующем множестве составила 4,43%, на подтверждающем – 3,06%. Результаты проверки на подтверждающем множестве представлены на диаграмме ниже (рис. 1).

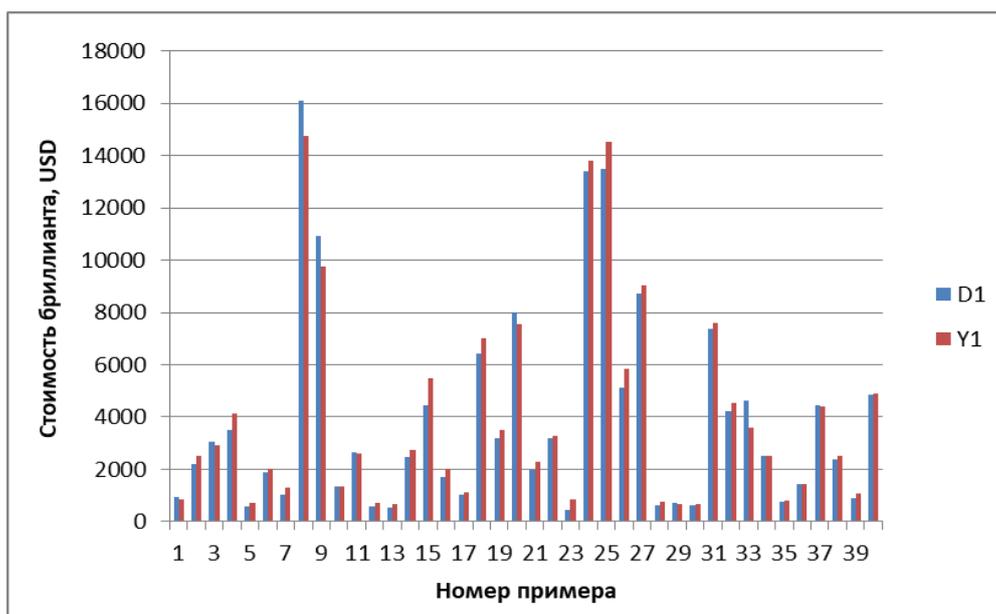


Рисунок 5. Результаты проверки модели

Тестирование разработанной нейронной сети показало, что она является достаточно точной и адекватной математической моделью, поэтому её можно использовать для исследования законов предметной области по методике [8].

Самым важным параметром (рис 2.) и на обучающем множестве, и на тестирующем оказалась глубина бриллианта, возможно, потому что глубина сама по себе влияет на «искристость» бриллианта, но также и отражает его размеры, а, следовательно, и массу в каратах.

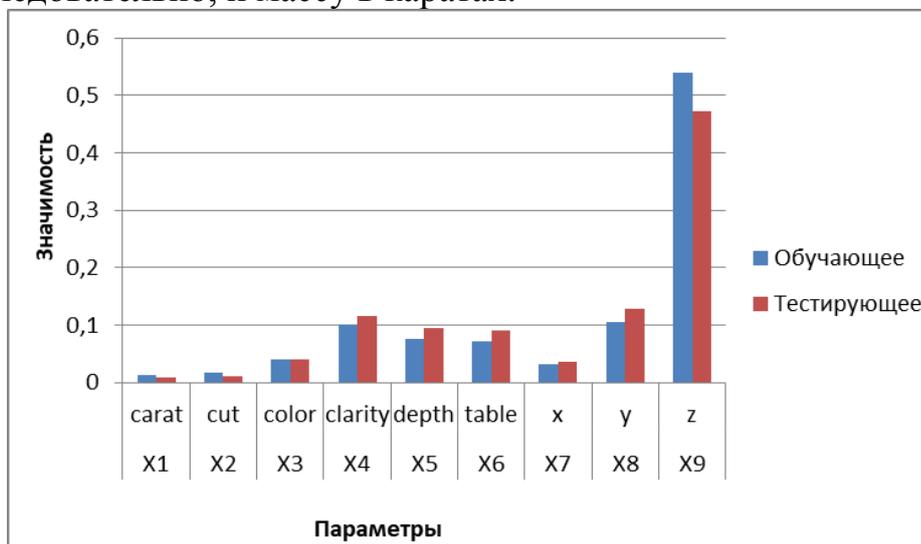


Рисунок 6. Значимость параметров

Была проверена гипотеза, что чистота бриллианта не так важна, если бриллиант имеет цвет.

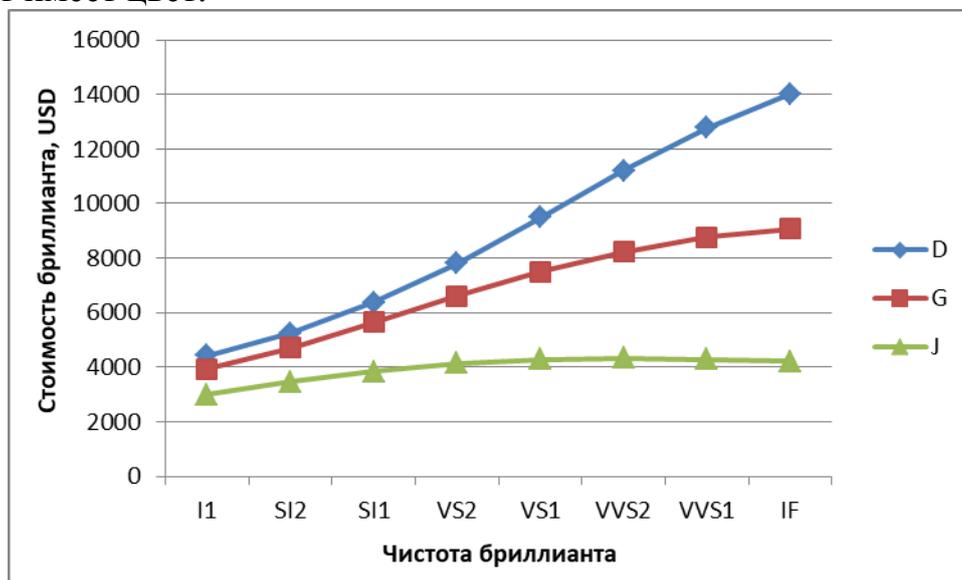


Рисунок 7. Зависимость стоимости бриллиантов разных цветов от чистоты

При изменении цвета бриллианта от абсолютно прозрачного до ясно видимого желтого оттенка, разница в скорости действительно отражает меньшую зависимость стоимости от чистоты огранки.

Также было проведено исследование зависимости стоимости бриллианта от его длины и ширины (рис. 4).

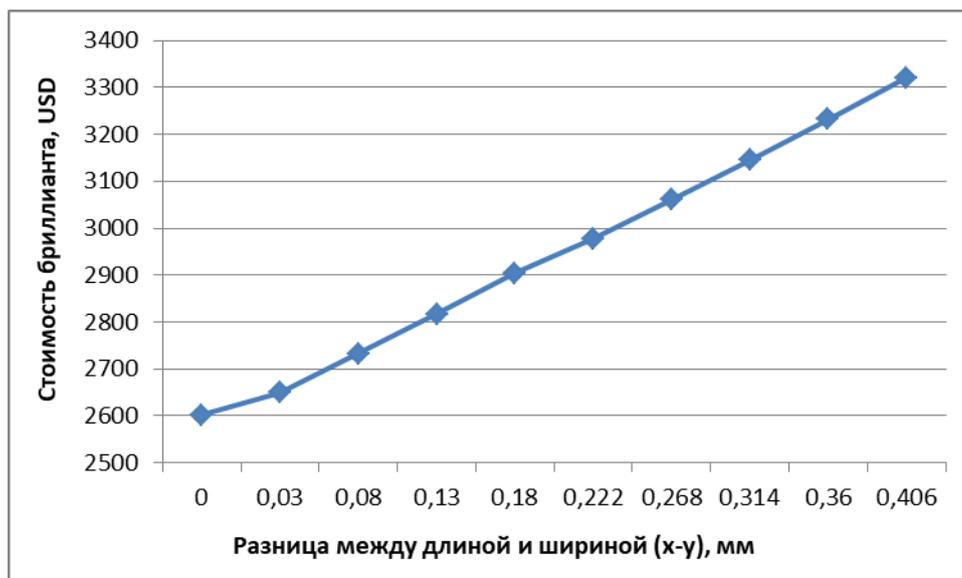


Рисунок 8. Зависимость стоимости бриллианта от разницы между длиной и шириной

По графику видно, что разницы между длиной и шириной бриллианта не важна, а стоимость бриллианта просто увеличивается при увеличении длины.

График зависимости (рис. 5) стоимости бриллианта показывает, что для данных, представленных в таблице 4, размер площадки около 65% стоимость бриллианта будет максимальной, при меньших или больших размерах стоимость будет снижаться, причем увеличение размера площадки приводит к меньшему снижению цены, чем её уменьшение.

Таблица 4. Данные бриллианта

c	c	c	c	d	t	x	y	z
arat	ut	olor	larity	epth	able			
2	3	5	5	0,3	X	,11	,17	,91

Параметр «table» изменяется от 45 до 95% при сохранении прочих.

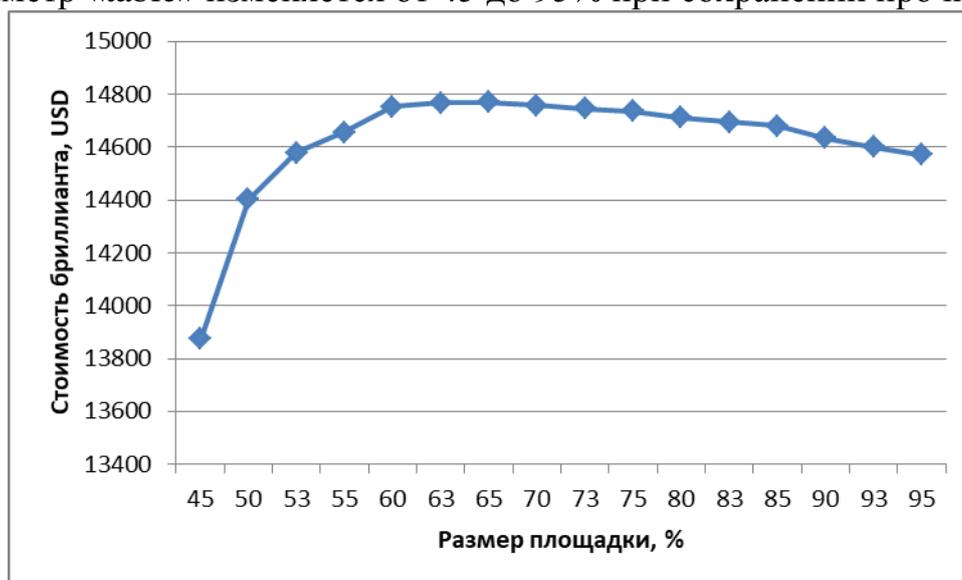


Рисунок 9. Зависимость стоимости бриллианта от размера площадки

В ходе работы был создан инструмент для оценки стоимости бриллиантов, который может быть использован при покупке бриллианта для определения адекватности цены продавца. С помощью построенной нейросетевой модели, обученной и протестированной на собранных множествах примеров, было проведено исследование стоимости бриллиантов. Самым значимым параметром для данной модели оказалась глубина бриллианта.

Проведенные исследования также показали, что чистота бриллианта является более влиятельным параметром для прозрачных бриллиантов, чем для бриллиантов, у которых проявляется желтый цвет.

Созданная модель показала, что разница между длиной и шириной бриллианта не так важна, как сами данные параметры, стоимость бриллианта при этом находится в прямой зависимости от них.

Библиографический список

1. GIA - Gemological Institute of America Inc. [Электронный ресурс] [Режим доступа: <https://www.gia.edu/>] [Проверено: 18.03.2018].
2. Kaggle – Diamonds Dataset. [Электронный ресурс] [Режим доступа: <https://www.kaggle.com/shivam2503/diamonds/data>] [Проверено: 18.03.2018].
3. Ананьев С. А. Основы оценки бриллиантов, ювелирных камней и изделий из них. Красноярск: ИПК СФУ, 2008. 116 с.
4. Сухарев А.Н. Алмазы и бриллианты как инвестиционные инструменты, оценка их стоимости // Журнал «Финансы и кредит». 2013. №37. С. 18-23.
5. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).
6. Экспертная оценка бриллиантов [Электронный ресурс] [Режим доступа: <http://www.diamanters.ru/4с.htm>] [Проверено: 18.03.2018].
7. Ясницкий Л. Н. Искусственный интеллект. Элективный курс. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2012.
8. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.

NEURAL NETWORK SYSTEM FOR EVALUATION OF THE DIAMONDS COST

Simonova Natalia A.

National Research University Higher School of Economics, 38 Studenckskaya st., Perm, 614070, Russia, natashasimonovaa@yandex.ru

A mathematical neural network model was developed for evaluation of the cost of diamonds, as well as a program based on this model with the help of neural networks simulator. After training the model, its testing showed its adequacy and allowed to make a study of the subject area. The study of the model showed that the most

important criterion for the cost was the depth of the diamond, which affects not only on the play of light in the diamond, but also reflects its size. The hypothesis that the purity of the diamond cut is a less significant parameter for colored diamonds was confirmed. It was also found that the difference between the length and the width of the diamond does not play an important role in determination the cost of the diamond.
Keywords: diamonds cost, forecast, neural network, model.

УДК 330.43

АНАЛИЗ ДАННЫХ ЕВРОПЕЙСКОГО РЫНКА ПОДЕРЖАННЫХ АВТОМОБИЛЕЙ

Перминова Наталья Сергеевна

Вятский Государственный университет

610998, г. Киров, ул. Московская, д.36, ns.perminova@yandex.ru

В статье представлено исследование европейского рынка подержанных автомобилей по таким параметрам, как цена, мощность двигателя и пробег. Данные для исследования взяты с платформы «Kaggle». Размер выборки составляет более 360 тыс. строк. Используя программу R-Studio, предварительно проведена кластеризация данных, с последующим анализом полученных кластеров на наличие выбросов, т.е. наблюдений, которые плохо предсказываются моделью. С помощью наивного метода Байеса проведена классификация автомобилей по их маркам. Был получен 41 класс, т.е. база данных содержит 41 марку подержанных автомобилей. Для каждой марки автомобиля выведены средние значения пробега, цены и мощности двигателя. Для полученных в результате кластеризации данных, был подобран закон распределения, это позволило высчитать вероятность, что выбранный автомобиль с заданными параметрами по цене, пробегу, мощности двигателя будет принадлежать к определённой марке.

Ключевые слова: вариационные ряды, закон распределения, математическое моделирование, R-Studio, наивный метод Байеса.

Данные для исследования взяты с платформы «Kaggle»¹³. «Kaggle» – это платформа для сбора и обработки данных. В своей работе ресурс использует принципы краудсорсинга. Размер выборки составляет более 360 тыс. строк, это позволяет сделать вывод о том, что будущие расчеты будут максимально точными, а данные максимально достоверными.

© Перминова Н.С., 2018

¹³ www.kaggle.com

Объектом исследования является вторичный рынок европейских автомобилей. Для анализа было принято решение использовать ряд распределений по пробегу, мощности и цене автомобилей, так как данные параметры можно считать наиболее весомыми для анализа рынка подержанных автомобилей.

На первом этапе работы проведена кластеризация данных с целью разбиения выборки на группы схожих объектов, что в свою очередь позволяет упростить дальнейшую обработку данных, применяя к каждому кластеру свой метод анализа.

Каждый кластер был проверен на наличие в нём влиятельных наблюдений, т.е. наблюдений, которые оказывают непропорционально большое влияние на значения параметров модели (рис.1-4).

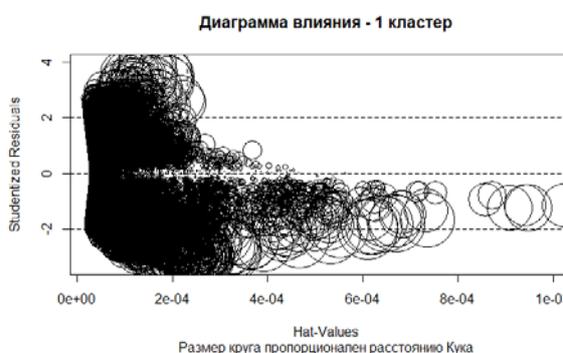


Рисунок 1. Диаграмма влияния наблюдений на регрессию в 1 кл.

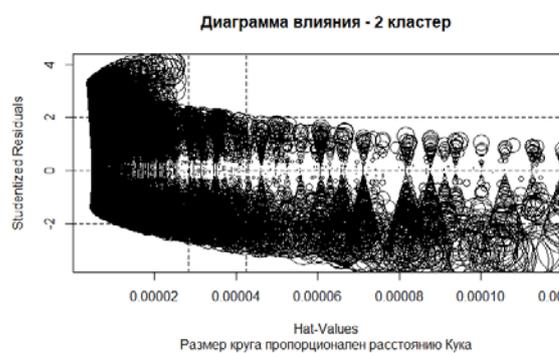


Рисунок 2. Диаграмма влияния наблюдений на регрессию во 2 кл.

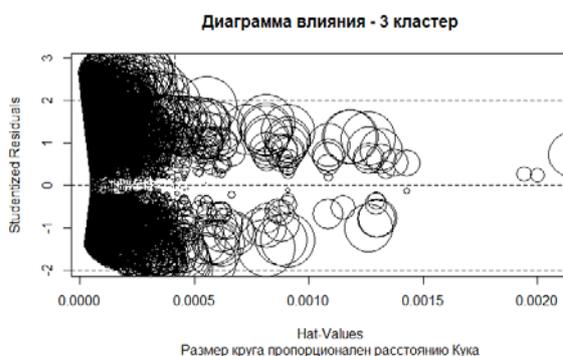


Рисунок 3. Диаграмма влияния наблюдений на регрессию в 3 кл.

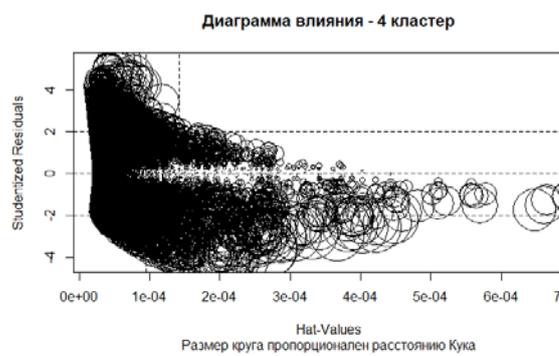


Рисунок 4. Диаграмма влияния наблюдений на регрессию в 4 кл.

На основании полученных диаграмм влияния наблюдений на регрессию, можно сделать вывод, в кластерах есть данные, характеризующиеся высокой напряженностью (необычной комбинацией значений независимых переменных). Размер кругов пропорционален степени влияния наблюдения. [1, с.275-280] Наблюдения, обозначенные большими кругами, могут оказывать значительное влияние на параметр модели. Но в то же время, их количество, по сравнению с

общим объёмом данных невелико, поэтому было принято решение для дальнейшей работы использовать весь набор данных в каждом кластере.

На втором этапе проведена классификация данных по цене, пробегу и мощности двигателя подержанных автомобилей с помощью наивного метода Байеса. Для получения результата используется наивный байесовский классификатор, который аппроксимируется с помощью метода линейного дискриминантного анализа (LDA). [2]

В качестве предиктора выступают значения по цене, пробегу и мощности двигателя, а откликом служит марка автомобиля.

Для каждой метрической независимой переменной были выведены средние значения пробега, цены или мощности двигателя, а так же стандартные отклонения для каждого выделенного класса. Был получен 41 класс, т.е. база данных содержит 41 марку подержанных автомобилей. В ходе работы было установлено, что автомобиль марки Trabant обладает наименьшим пробегом равным 56373 км, а автомобиль марки Saab наибольшим - 141762 км. Самой дорогой автомобильной маркой является Porsche, средняя стоимость автомобиля данной марки составляет 54504.19\$, самым дешевым автомобилем можно считать Daewoo, его средняя стоимость - 1033.57\$. Наибольшая мощность двигателя у Jaguar, она составляет 223 л.с., наименьшая у автомобилей марки Trabant – 16 л.с.

На третьем этапе выполнен анализ вариационных рядов, который предполагает выявление закономерностей распределения, определение и построение некой теоретической формы распределения. Анализируя частоты в эмпирическом распределении, можно описать его с помощью математической модели — закона распределения, установить по исходным данным параметры теоретической кривой и проверить правильность выдвинутой гипотезы о типе распределения данного ряда. [3, с.24-32]

Для каждого набора эмпирических данных в кластерах подобран закон распределения. Для расчёта характеристик вариационного ряда распределения используется программа R – Studio. [4, с.18-30]

В результате исследования были сделаны следующие выводы:

1. В первом, втором и четвёртом кластерах в основе эмпирических данных по цене лежит закон распределения Парето, в третьем кластере – закон распределения Вейбулла.

2. В основе эмпирических данных по мощности двигателя автомобиля лежит нормальный закон распределения.

3. Эмпирические данные по пробегу подержанных автомобилей подчиняются равномерному закону распределения.

На четвёртом этапе на основе выбранного закона распределения и данных, полученных в результате применения метода наивного Байеса, рассчитаны вероятности, что выбранный автомобиль с заданными параметрами по цене, пробегу, мощности двигателя будет принадлежать к определённой марке. Например, вероятность, что автомобиль со средней ценой

5310.51\$ будет марки Toyota составляет 0.7971, побегом 117578 км – 0.0545, мощностью двигателя 99 л.с – 0.472.

Таким образом, в ходе работы были проанализированы вариационные ряды по цене, пробегу и мощности двигателей подержанных автомобилей. Установлено, что с помощью применения методов математического моделирования можно предсказать марку автомобиля, опираясь на значения определённых параметров. Продолжением данного исследования может служить добавление других факторов, которые влияют на решение о покупке автомобиля.

Библиографический список

1. Роберт И. Кабаков R в действии. Анализ и визуализация данных в программе R / пер. с англ. Полины А. Волковой. – М.: ДМК Пресс, 2014. – 588 с.: ил.
2. Джеймс Г. Уиттон Д., Хасты Т., Тибширани Р. Введение в статистическое обучение с примерами на языке R. Пер. с англ. С.Э. Мастицкого - М.: ДМК Пресс, 2016. - 450 с.
3. Романовский М.Ю. Введение в эконофизику: статистические и динамические модели / М.Ю.Романовский, Ю.М.Романовский. - 2-е изд., испр. и доп. - М.; Ижевск: Ин-т компьютер. исслед., 2012. - 338 с.
4. Чалиев А. А. Теория статистики: курс лекций для дневного отделения. 96 с.

ANALYSIS OF DATA FOR THE EUROPEAN MARKET USED CARS

Perminova Natalya Sergeyevna

Vyatka State University

610998, Kirov, Moskovskaya St., 36, ns.perminova@yandex.ru

The research of the European market of used cars on such parameters as the price, engine capacity and a run is presented in article. Data for a research are taken from the Kaggle platform. The amount of selection is more than 360 thousand lines. Using the R-Studio program, the clustering of data, with the subsequent analysis of the received clusters on existence of emissions, i.e. observations which are badly predicted by model is carried previously out. By means of naive Bayes's method classification of cars by their brands is carried out. It has been received 41 class, i.e. the database contains 41 brands of used cars. For each make of the car average values of a run, the price and engine capacity are removed. For the data obtained as a result of a clustering, the law of distribution has been picked up, it has allowed to calculate probability that the chosen car with the set parameters at the price, will belong to a run, engine capacity to a certain brand.

Keywords: variation ranks, law of distribution, mathematical modeling, R-Studio, naive Bayes's method.

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СТОИМОСТИ АВТОМОБИЛЕЙ

Сюма Екатерина Анатольевна

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Пермский филиал, Россия, 614070, Пермь, ул. Студенческая, 38, sturent_perm@bk.ru

Разработана нейронная сеть, которая предназначена для прогнозирования стоимости автомобилей от производителя (MSRP). Программа обучена на данных, предоставленных в открытом доступе на сайте Kaggle.com. На основе анализируемых данных были выявлены зависимости стоимости автомобиля от различных характеристик – количество лошадиных сил, тип топлива, тип привода, конфигурация кузова и т.д. Таким образом, построенная модель отвечает поставленным требованиям и может быть использована производителями автомобилей для выявления оптимальной стоимости с учетом заданных характеристик.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронная сеть, прогноз, стоимость автомобилей.

Современный автомобильный рынок наполнен огромным количеством производителей, которые выпускают множество моделей автомобилей, имеющих различные характеристики. Во всем имеющемся многообразии представляется довольно трудным определить рациональную стоимость автомобиля. Данная проблема актуальна как для производителей авто, так и для покупателей. Нейросетевая модель может использоваться как в бизнес-целях для планирования масштабного производства, так и в личных целях для определения стоимости автомобиля с заданными характеристиками.

Первыми в российской научной практике к данному вопросу обратились представители Пермской школы искусственного интеллекта под руководством Л. Н. Ясницкого в 2008 году [1]. В результате авторам удалось выяснить, что величина пробега сильно влияет на его стоимость, при этом резкое падение в цене наблюдается в первые 60 000 км. Таким образом, данная информация может быть полезна при продаже и покупке подержанного автомобиля.

Зарубежные ученые К. Нор и С. Ян использовали метод множественной линейной регрессии для прогнозирования стоимости транспортных средств, в результате чего им удалось достичь 98% точности прогнозирования [2]. В качестве входных параметров авторы использовали такие характеристики, как модель, производитель, город, версия, цвет, пробег, тип сплава и усилитель руля и т.д. – всего 15 параметров. В результате были выявлены наиболее

значимые параметры – год производства модели, модель и тип двигателя. Более серьезные методы машинного обучения для решения похожей задачи использовал Б. Тумар [3]. В своем исследовании автор использовал инструмент TensorFlow, а на вход нейронной сети подавалось 25 характеристик автомобиля. Однако в работе внимание фокусируется на самом процессе построения модели с использованием языка Python, нежели на конкретных результатах экспериментов. Еще один интересный опыт использования машинного обучения с целью прогнозирования стоимости автомобиля с пробегом был продемонстрирован С. Пудруфом [4]. Автор демонстрирует использование четырех различных техник машинного обучения, таких как множественная линейная регрессия, метод «К ближайших соседей», дерево решений и наивный байесовский классификатор. Так, для алгоритма линейной регрессии и наивного Байеса точность колебалась в пределах 60-70% для разных комбинаций параметров. К сожалению, было собрано слишком малое количество данных (всего 400 обучающих примеров), что и являлось главным ограничением проведенного исследования. Не менее занимательное исследование провел Джеффри Ши и опубликовал его в открытом доступе на сервисе Kaggle [5]. В лидирующую тройку параметров, влияющих на цену, вошли тип двигателя, тип цилиндра и расход топлива в городе. Также были выявлены производители, которые завышают стоимость автомобилей, несмотря на их реальные характеристики – Rolls-Royce, Bentley, Aston Martin и т.д. Данное исследование явно демонстрирует зависимость стоимости автомобиля от характеристик, а также влияние бренда на конечную цену от производителя.

Таким образом, широкий спектр имеющихся аналогов еще раз подтверждает актуальность проводимого исследования и раскрывает сущность проблемы прогнозирования стоимости автомобилей.

Целью данной работы является построение нейронной сети, вычисляющей стоимость автомобиля в зависимости от его характеристик. Входными параметрами являются характеристики автомобиля – 11 параметров: год выпуска, тип топлива, лошадиные силы, цилиндры двигателя, тип трансмиссии, ведущие колеса, количество дверей, размер, тип, расход топлива за городом и в городе. Выходная переменная соответствует стоимости автомобиля от производителя. При создании модели был использован набор данных, включающий около 12 000 записей, а данные были получены из открытого электронного ресурса Kaggle [6]. Обучающее множество содержало 9996 примеров, а тестирующее содержало 1701 пример.

Проектирование, обучение, тестирование и эксперименты выполнялись с использованием традиционной методики «Пермской научной школы искусственного интеллекта» [7]. Вся работа над нейронной сетью была произведена с использованием программного продукта «Нейросимулятор» [8]. Оптимальная структура нейронной сети представляла собой персептрон с 11 нейронами на входном слое, 50 нейронами на скрытом слое и одним нейроном на выходном слое. В качестве алгоритма обучения использовался алгоритм упругого распространения, всего было произведено 1000 итераций. В

результате обучения были средняя относительная ошибка обучающего множества составила 0,7%, а средняя относительная ошибка тестирования 3,7%.

Далее была произведена оценка значимости параметров с использованием метода поочередного исключения входных параметров, при этом производилось наблюдение за тем, как меняется погрешность сети. Наиболее значимыми параметрами оказались расход топлива за городом и в городе, а значимость остальных параметров уменьшается в порядке убывания (рис. 1).

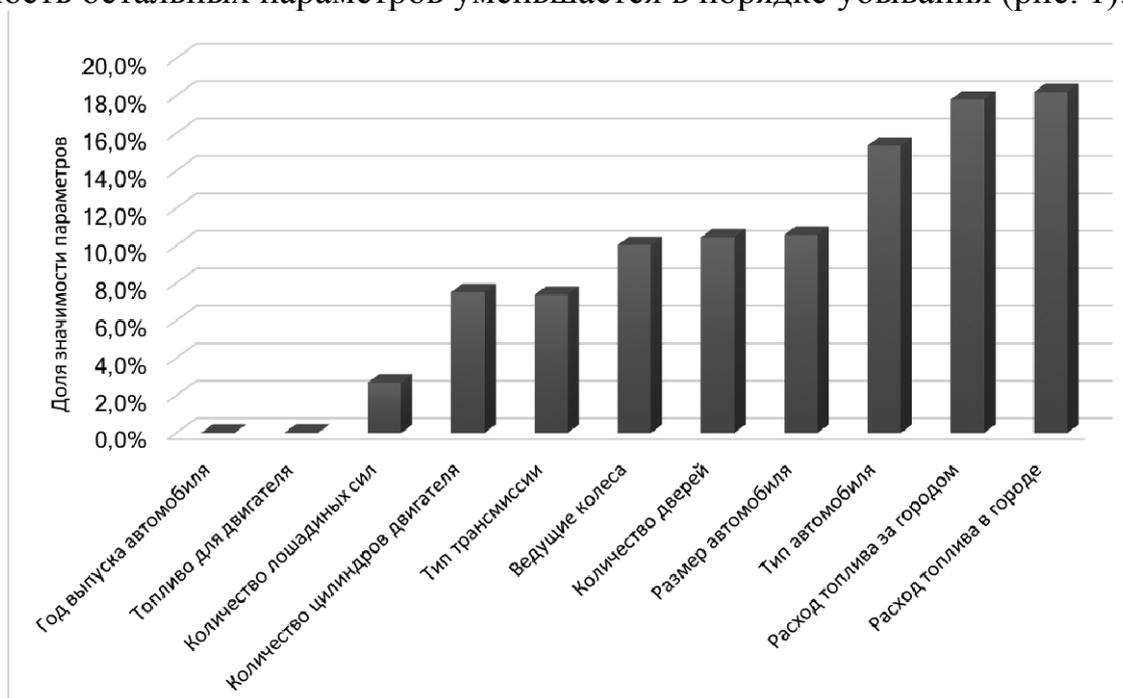


Рисунок 1. Значимость входных параметров

Для проведения дальнейших экспериментов было выбрано 4 автомобиля с различными типами трансмиссии – “automatic”, “automated manual”, “manual” и “direct drive”. Анализировалась зависимость стоимости от 4 характеристик: количество лошадиных сил, тип топлива, тип привода и количество дверей. Так, для всех случаев повышение количества лошадиных сил провоцировало повышение цены, однако после достижения пика наблюдался спад. Также наивысшая стоимость достигается при использовании электричества в качестве топлива, при этом стоимость может увеличиться в 2 раза и более. Оказалось, что наибольшая стоимость автомобиля достигается, когда все колеса автомобиля ведущие. Примечательно, что автомобили с меньшим количеством дверей возрастают в цене – двухдверные автомобили в большинстве случаев оказались самыми дорогими, возможно, эта закономерность связана с высокой стоимостью спорткаров. Пример результирующего графика (зависимость стоимости от типа топлива) представлен на Рисунке 2.

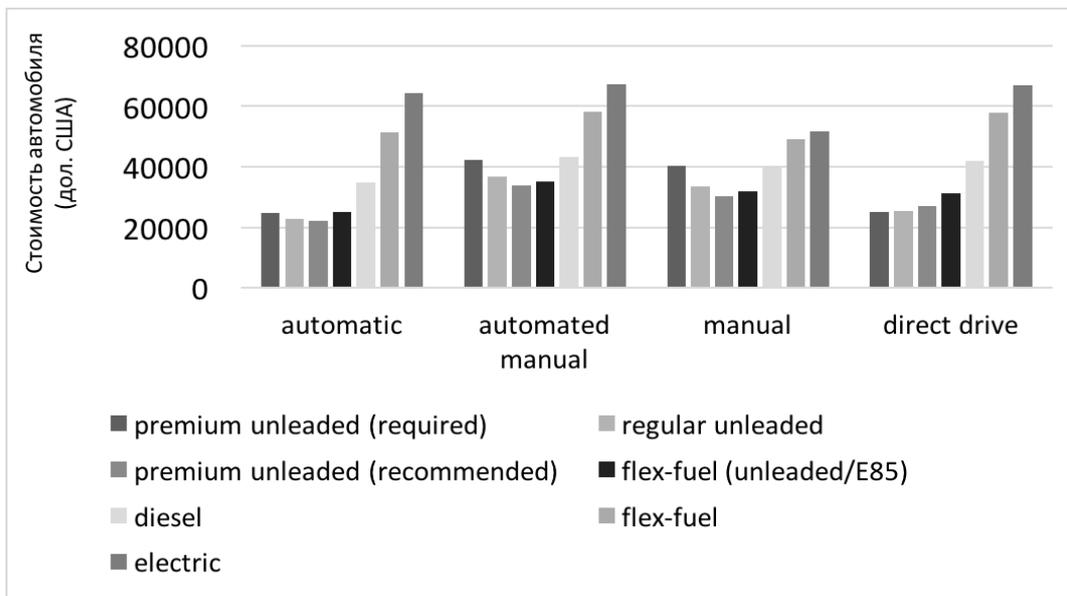


Рисунок 2. Зависимость стоимости автомобиля от типа топлива

Для следующей серии экспериментов был выбран автомобиль Honda модели Civic. В результате проведенных экспериментов была выявлена зависимость от количества лошадиных сил, типа топлива и тип трансмиссии. Таким образом был выявлен набор значений характеристик, которые должны повысить стоимость автомобиля Honda Civic и дать возможность производителю скорректировать конфигурацию, чтобы продавать его дороже. Для финального эксперимента было использовано 2 типа конфигурации: текущая (205 л.с., premium unleaded required, manual) и улучшенная (445 л.с., electric, automated manual). Таким образом, спрогнозированная нейросетевой моделью стоимость улучшенной конфигурации превысила текущую на 13 146 \$. Результат эксперимента представлен на Рисунке 3.

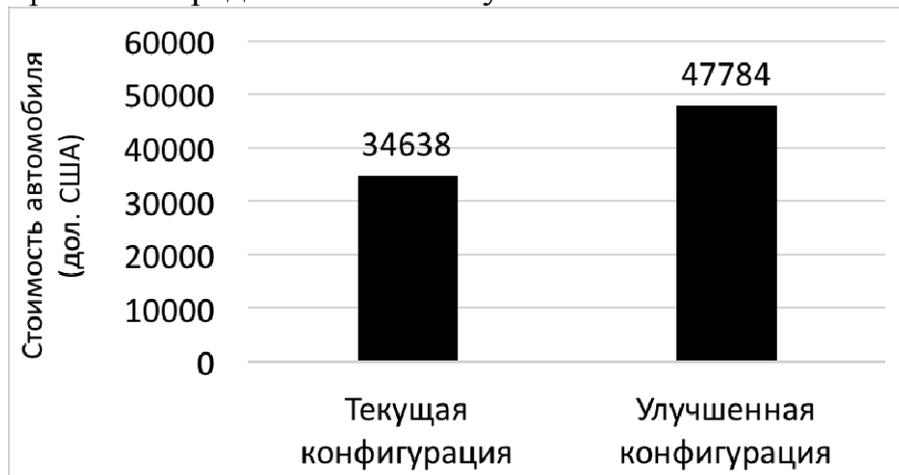


Рисунок 3. Стоимость автомобиля Honda Civic

В результате проделанной работы была построена нейронная сеть для прогнозирования стоимости автомобилей, а работоспособность данной модели была проверена путем проведения различных экспериментов. Построенная модель отвечает поставленным требованиям и может быть использована производителями автомобилей для выявления оптимальной стоимости с учетом заданных характеристик.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Пермская научная школа искусственного интеллекта и ее инновационные проекты / Л.Н. Ясницкий, В.В. Бондарь, С.Н. Бурдин и др.; под ред. Л.Н. Ясницкого. – 2-е изд. – Москва-Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2008. – 75 с.
2. TensorFlow [Электронный ресурс] URL: <http://androidkt.com/car-price-prediction/> Noor, K., Jan, S. Vehicle Price Prediction System using Machine Learning Techniques International. // Journal of Computer Applications. – Volume 167 – No.9, June 2017.
3. Knowledge Transfer – Deep learning model for car Price prediction using (дата обращения: 10.03.2018)
4. Pudaruth, S. Predicting the Price of Used Cars using Machine Learning Techniques // International Journal of Information & Computation Technology. – Vol. 4, Number 7 (2014), pp. 753-764.
5. Kaggle – Car Price Prediction [Электронный ресурс] URL: <https://www.kaggle.com/jshih7/car-price-prediction> (дата обращения: 11.03.2018)
6. Kaggle – Cars features and MSRP [Электронный ресурс] URL: <https://www.kaggle.com/CooperUnion/cardataset> (дата обращения: 07.03.2018)
7. Ясницкий Л. Н. Искусственный интеллект. Элективный курс. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2012.
8. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

NEURAL NETWORK SYSTEM FOR CAR PRICE PREDICTION

Syuma Ekaterina A.

National Research University Higher School of Economics, 38

Studenckskaya st., Perm, 614070, Russia, ekaterina-syuma@yandex.ru

A neural network has been developed to predict the cost of cars from the manufacturer (MSRP). The program is trained on data provided on the public website Kaggle.com. Based on the analyzed data, the dependencies of the car's value on various characteristics were defined - the amount of horsepower, the type of fuel, the type of drive, the configuration of the body (number of doors) etc. Thus, the constructed neural network model meets the requirements and can be used by car manufacturers to identify the optimal cost taking into account the specified characteristics.

Keywords: artificial intelligence, neural network, prediction, car price.

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ СУММЫ ЕЖЕГОДНЫХ СТРАХОВЫХ ВЗНОСОВ

Каликова Анастасия Рамилевна,

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Пермский филиал, Россия, г. Пермь, 614070, ул. Студенческая, 38.
sturent_perm@bk.ru

Разработана математическая нейросетевая модель для прогнозирования суммы ежегодных страховых взносов в Соединенных штатах Америки. После обучения модели, её тестирование доказало её адекватность и позволила произвести исследование предметной области. Изучение модели помогло подтвердить гипотезу о том, что максимальное влияние на результат имеет тот факт, является человек курящим или нет, а также регион проживания.

Ключевые слова: сумма страховых взносов; прогноз; модель; нейронная сеть.

Медицинское страхование в Соединенных штатах Америки очень серьезная тема, которая актуальна каждый день для всех жителей страны. Система здравоохранения в этой стране оказывает очень дорогостоящие услуги, а страховые компании оплачивают только лишь определенный процент оказываемых медицинскими учреждениями услуг.

В связи с этим встает вопрос, как оформить страховку на более крупную сумму при этом оплачивать значительно меньшую сумму, перекладывая ответственность по медицинским расходам на страховые компании. Страховым компаниям в свою очередь выгодно заключать договора на меньшую сумму с людьми, которые болеют очень редко.

Частота обращения человека к врачам зависит от многих факторов, первостепенный – это, несомненно, состояние здоровья. Далее страховые компании будут заинтересованы количеством детей в семье страхуемого, т.к. дети болеют чаще и, возможно, страховой компании будет невыгодно оплачивать страховку такой семьи. Также страховые организации будут менее заинтересованы в людях, употребляющих никотин, так как вероятность заболевания таких людей значительно выше по сравнению с некурящими.

Так как ряд факторов, влияющих на сумму страховых взносов, очень объемен и при расчете итоговой суммы оценка экспертов предметной области имеет субъективный характер – необходимо заранее оценивать вероятную сумму возможных страховых взносов, чтобы максимально охватить спектр оказываемых услуг медицинскими учреждениями и минимизировать затраты в процентном соотношении для застрахованного человека.

Для упрощения и автоматизации данной функции можно воспользоваться нейросетевыми технологиями, которые показывают убедительные результаты в самых различных применениях и областях, позволяя строить математические модели и выявлять законы этих областей. Нейросетевые технологии обладают рядом полезных черт, наследуемых от своего прототипа – мозга, такие как способность извлечения знаний из статистических данных, обобщение и другие.

Таким образом, целью настоящей работы является создание компьютерной программы для оценки суммы медицинского страхования, основанной на собранной статистике нейросетевой технологии.

При постановке задачи в качестве входных параметров нейросетевой математической модели были выбраны следующие:

x_1 – возраст человека;

x_2 – пол человека, кодируемый как:

Таблица 1. Кодировка пола человека

Пол	
женский	0
мужской	1

x_3 – индекс массы тела (отношение массы тела к росту в квадрате, кг/м²):

x_4 – количество застрахованных детей/иждивенцев;

x_5 – является ли человек курильщиком (0 – нет, 1 – да);

x_6 – регион проживания в стране, кодируемый как:

Таблица 2. Кодировка региона проживания

Регион	
Юго-западный	0
Юго-восточный	1
Северо-западный	2
Северо-восточный	3

Выходная переменная y показывает сумму страховых взносов в долларах США.

Была собрана статистическая информация, содержащая данные о 1250 записей о страховках, и на её основе были сформированы обучающее, тестирующее и подтверждающее множества. В обучающее множество вошло 752 примеров из источника [1], в тестирующее и подтверждающее – 249 (60/20/20% соответственно). Примеры из тестирующего и подтверждающего множеств в обучающем множестве не использовались.

На первом этапе с помощью нейросимулятора [2] было выполнено проектирование нейронной сети, в которой, исходя из следствия из теоремы

Арнольда-Колмогорова-Хехт-Нильсона [3], было определено 81 нейрон на скрытом слое и выбран алгоритм упругого распространения по умолчанию. Ошибка обучения для такой сети составила 6,67%, а обобщения – 8,73%.

На втором этапе была вручную проведена оптимизация спроектированной сети. Были использованы различные алгоритма обучения (метод обратного распространения ошибки, методом быстрого распространения, метод Левенберга-Марквардта, генетический алгоритм и др. [4]), а также опробовано различное количество нейронов на скрытых слоях. В результате оптимизации был выбран алгоритм Левенберга-Марквардта с двумя скрытыми слоями на каждом по 10 нейронов. Ошибка обучения данной сети составила 5,85%, а ошибка обобщения – 4,61%.

После обучения и тестирование для проверки результата и подтверждения модели использовалось подтверждающее множество, и ошибка подтверждения составила 4,85%. Результат соотношения реального результата и работы нейронной сети отражен на рисунке 1.

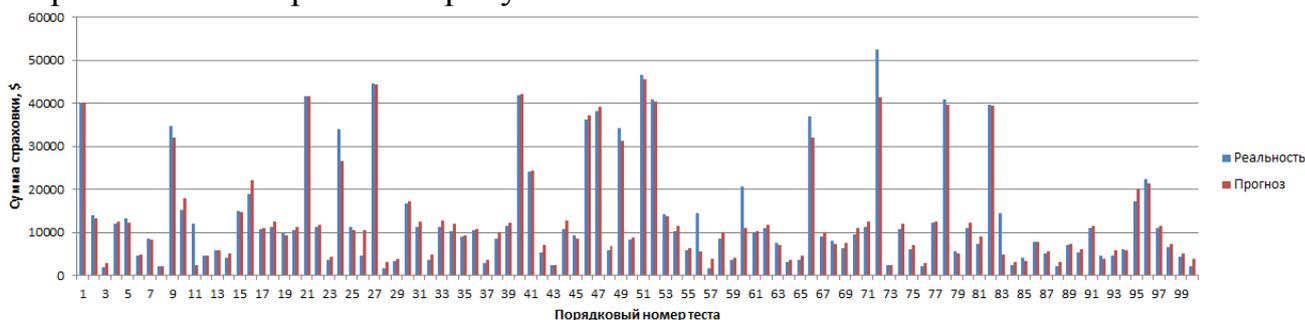


Рисунок 1. Результат тестирования нейросети

Тестирование разработанной нейронной сети показало, что она является достаточно точной и адекватной математической моделью, поэтому её можно использовать для исследования законов предметной области – сумма ежегодных страховых взносов.

Возьмем трех представителей из подтверждающей выборки: 2-х некурящих мужчин возраста 21 и 23 года соответственно, проживающих в северо-восточном регионе без детей, и некурящую женщину возраста 43 лет с одним ребенком, проживающей в северо-западном регионе.

Существует гипотеза, что при увеличении возраста сумма страховых взносов увеличивается, так как возраст приносит в жизнь больше проблем со здоровьем и соответственно приходится платить больше на медицинские услуги. Поэтому в этих трех примерах будем увеличивать возраст на протяжении 10 лет и посмотрим, как будет меняться сумма страховых взносов. Результат можно наблюдать на рисунке 2.

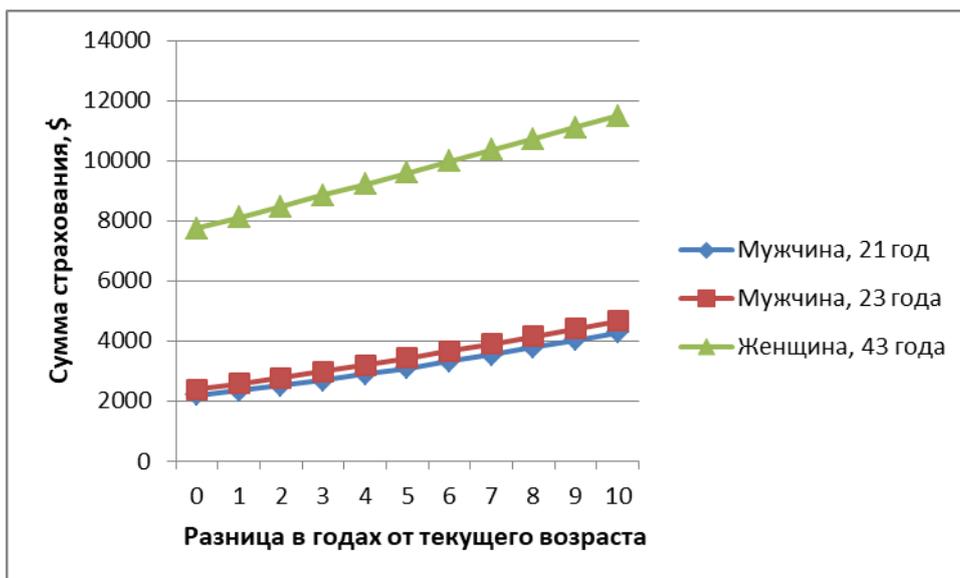


Рисунок 2. Зависимость суммы страховых взносов от возраста

Можно заметить, что выдвинутая гипотеза подтверждается. Наблюдается тенденция роста суммы страховых взносов при увеличении возраста страхуемого.

Для выявления следующих закономерностей были взяты те же представители, что и в предыдущем примере. Для этих трех представителей теперь будем менять параметр, в котором отражено количество детей человека. Дети болеют чаще, чем взрослые. Поэтому стоит полагать, что страховые компании потребует больше затрат на оказание медицинских услуг. Проверим нашу гипотезу на спроектированной нейронной сети. Результат представлен на рисунке 3.

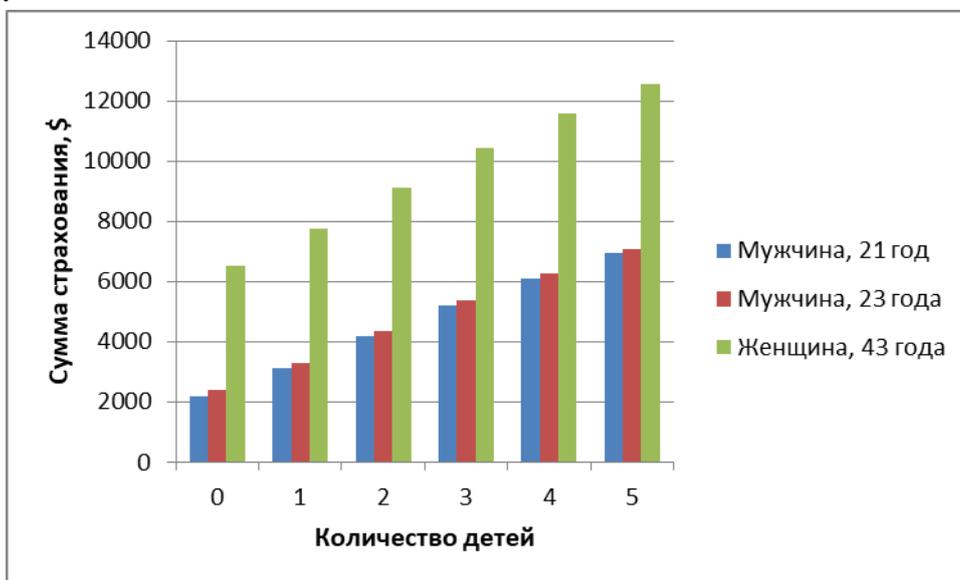


Рисунок 3. Зависимость суммы страховых взносов от количества детей

Аналогичным образом берем тех же трех представителей, фиксируем все параметры и меняем только факт того, что человек курит сигареты. Логично предположить, что такой образ жизни будет увеличивать сумму страховых взносов, ввиду повышенных рисков на страховой случай. Проверим гипотезу на нейронной сети. Результат проверки можно наблюдать на рисунке 4.

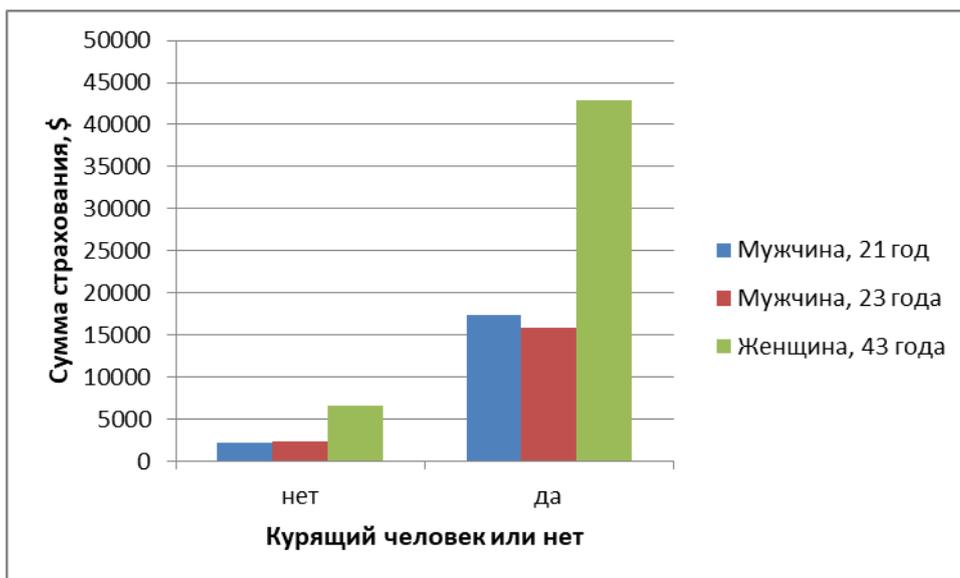


Рисунок 4. Зависимость суммы страховых взносов от курения

При анализе региона проживания выявляется тенденция, что западные регионы платят за страховку меньше, чем проживающие в восточных регионах (рисунок 5). Таким образом, отмечается факт, что регион проживания и экология в нем влияет на здоровье, и влияет на решения страховых компаний о сумме страховых взносов.

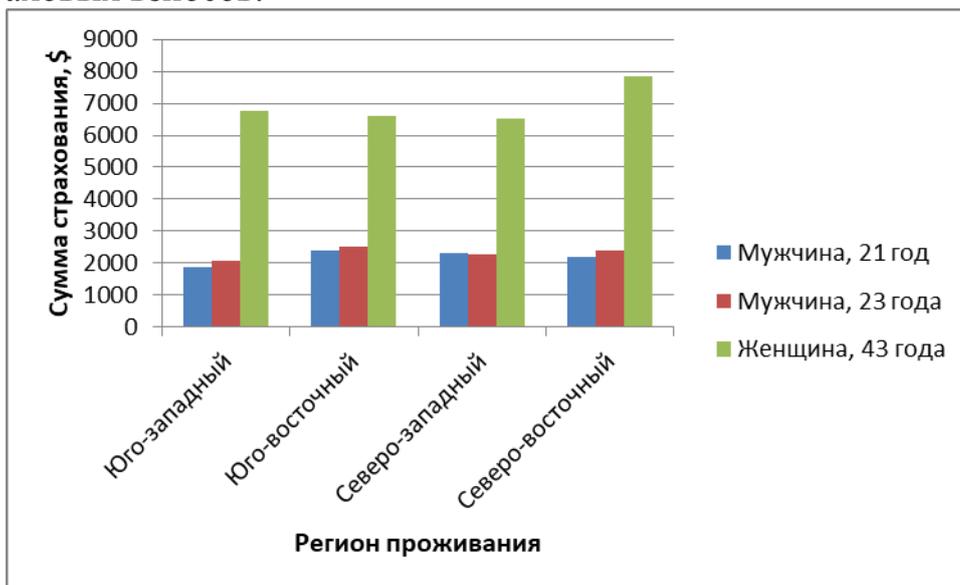


Рисунок 5. Зависимость суммы страховых взносов от региона проживания

Проведенный анализ показывает, что нейронная модель не противоречит существующим принципам оценки суммы страховых взносов и почти в полной мере отражает действительные зависимости с погрешность в 4,85%. Самый значимый параметр – является ли человек курящий. Страховые компании не готовы нести материальные потери из-за людей, которые сами решили губить свое здоровья, поэтому такие люди платят за страхование своего здоровья больше. Построенная математическая модель позволяет проводить дальнейшие исследования в области страхования и проводить прогнозирования, так как с учетом размера сумм каждый доллар может обойтись дорого жителям Америки.

Библиографический список

1. Kaggle Datasets [Электронный ресурс] [Режим доступа: <https://www.kaggle.com/mirichoi0218/insurance/data>] [Проверено: 18.03.2018].
2. Ясницкий Л.Н., Бондарь В.В., Бурдин С.Н. и др. Пермская научная школа искусственного интеллекта и ее инновационные проекты. 2-е изд. Москва-Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2008. 75 с.
3. Ясницкий Л. Н. Интеллектуальные системы. М.: Лаборатория знаний, 2016. 114 с.
4. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. Издание 3. М.: Издательский центр «Академия», 2010. 176с.

NEURAL NETWORK SYSTEM FOR EVALUATION OF THE COST OF ANNUAL INSURANCE CONTRIBUTIONS

Kalikova Anastasiya R.

National Research University Higher School of Economics, 38 Studenckskaya st.,
Perm, 614070, Russia, kar-pm@yandex.ru

A mathematical neural network model was developed to predict the cost of annual insurance in the United States of America. After training the model, its testing proved its adequacy and allowed to carry out research of the subject area. The study of the model helps to confirm the hypothesis that the smoking and the region of residence have the maximum effect on the result.

Keywords: annual insurance contributions, forecast, model, neural network.

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ
ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ УПРАВЛЕНИИ ПРЕДПРИЯТИЕМ НА ОСНОВЕ
НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕХАНИЗМОВ**

Виноградова Екатерина Юрьевна

Уральский государственный экономический университет
620219, Россия, г. Екатеринбург, 8 Марта 62, katerina@usue.ru

Шориков Андрей Федорович

Уральский федеральный университет
620002, Екатеринбург, ул. Мира, 19, afshorikov@mail.ru

В статье обсуждаются вопросы создания интеллектуальной информационной системы для реализации поддержки принятия решений при управлении предприятием на основе нейросетевого моделирования. Представлены основные этапы реализации технологии разработки и создания компьютерной экспертной системы поддержки принятия решений при управлении предприятием.

Ключевые слова: интеллектуальные информационные системы, информационные технологии, экспертные системы поддержки принятия решений, управление предприятием.

Широкий круг задач, решаемый при помощи нейронных сетей (НС), не позволяет в настоящее время создавать универсальные и мощные сети, вынуждая разрабатывать специализированные НС, функционирующие по различным алгоритмам. Исторически сложились три основных направления при создании интеллектуальных информационных систем.

В рамках первого подхода объектом исследований являются структура и механизмы работы мозга человека, а конечная цель заключается в раскрытии тайн мышления. Второй подход в качестве объекта исследования рассматривает искусственный интеллект. Здесь речь идет о моделировании интеллектуальной деятельности с помощью компьютерных систем. Наконец, третий подход ориентирован на создание человеко-машинных систем, представляющих собой симбиоз возможностей естественного интеллекта и искусственной интеллектуальной системы. Важнейшими проблемами в этих исследованиях является оптимальное распределение функций между естественным и искусственным интеллектом и организация взаимоприемлемого диалога между

¹⁶ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 17-01-00315).

© Виноградова Е.Ю., Шориков А.Ф., 2018

человеком и машиной.

В данной работе предлагаются основные этапы разработки и создания интеллектуальной информационной системы в форме компьютерной экспертной системы поддержки принятия решений при управлении предприятием на основе нейросетевого моделирования. Работа продолжает исследования [1-5] и использует понятия, представленные в работах [6-8].

Нейронные сети являются нелинейными динамическими системами с коллективными свойствами и для их исследования нужны большие вычислительные мощности. Постоянный интерес к искусственным нейронным сетям обусловлен не только благодаря появлению новых математических подходов к моделированию их действия, но и существенным прогрессом вычислительной техники и созданию новых информационных технологий.

Для решения конкретных задач управления предприятием необходимо подготовить соответствующие данные для нейросетевой модели. На практике именно предобработка данных может стать наиболее трудоемким элементом нейросетевого моделирования. Причем проектирование и использование основных принципов и приемов предобработки данных не менее, а может быть даже более важно для создания эффективной нейросетевой системы, чем разработка собственно нейросетевых алгоритмов. При этом весь процесс управления формированием решения конкретной прикладной задачи, включая подготовку данных, целиком относится к функциям разработчика.

Технологическая цепочка представления знаний для интеллектуальной информационной системы управления предприятием выглядит следующим образом:

- кодирование входов-выходов (нейросети могут работать только с числами);
- нормировка данных (результаты нейроанализа не должны зависеть от выбора единиц измерения);
- предобработка данных (удаление очевидных регулярностей из данных облегчает нейросети выявление нетривиальных закономерностей);
- обучение нескольких нейросетей с различной архитектурой (результат обучения зависит как от размеров сети, так и от ее начальной конфигурации);
- отбор оптимальных сетей (тех, которые дадут наименьшую ошибку предсказания на неизвестных априори данных);
- оценка значимости предсказаний (оценка ошибки предсказаний не менее важна, чем само предсказанное значение).

Интеллектуальная информационная система должна обеспечивать решение следующих основных трех задач: накопления знаний в конкретной предметной области, применение накопленных знаний для решения проблем в рассматриваемой предметной области и извлечение знаний из опыта. Интеллектуальная информационная система реализуют три ключевые функции: представление знаний, рассуждение и обучение.

Во многих практических задачах доступный набор знаний является неполным или неточным. В таких ситуациях используются вероятностные рассуждения, позволяющие интеллектуальным информационным системам работать в условиях неопределенности [6-8]. Возникающие при обучении сложности и накопленный при этом опыт привели к созданию различных методов и алгоритмов пополнения баз знаний. В частности, если в рассматриваемой предметной области работают опытные профессионалы, проще получить их обобщенный опыт, чем пытаться дублировать экспериментальный путь, который они прошли в процессе его накопления. Эта идея и положена в основу технологии разработки и создания интеллектуальной информационной системы в форме компьютерных экспертных систем поддержки принятия решений при управлении предприятием [1-5].

Обобщенное описание основных этапов процесса создания компьютерной экспертной системы поддержки принятия решений при управлении предприятием приведено в таблице 1.

Таблица 1. Основные этапы процесса создания компьютерной экспертной системы поддержки принятия решений при управлении предприятием

№ этапа	Наименование этапа	Реализуемые (достигаемые) функции, в аспектах:			
		Маркетинг	Дизайн	Производство	Другие функции
00	Планирование	Выяснение рыночной конъюнктуры и возможностей. Определение сегментов рынка	Выбор платформы и архитектуры будущего продукта. Оценка новых технологий	Выявление производственных ограничений. Разработка стратегии	Исследовательская: демонстрация доступных технологий. Финансовая: установка планируемых целей
01	Разработка концепции	Выявление потребностей пользователей. Определение ключевых пользователей. Выявление конкурирующих продуктов	Исследование осуществимости предлагаемых концепций. Создание концепции дизайна. Создание и тестирование моделей и прототипов	Оценка стоимости производства продукта. Оценка осуществимости производства продукта	Финансовая: содействие проведению экономического анализа. Юридическая: патентные исследования
02	Системное проектирование	Разработка плана выпуска дополнительных аксессуаров и расширения семейства	Рассмотрение альтернативных архитектур продукта. Определение	Определение схемы производства. Расчет планируемых издержек	Финансовая: участие в проведении анализа целесообразности самостоятельного производства.

№ этапа	Наименование этапа	Реализуемые (достигаемые) функции, в аспектах:			
		Маркетинг	Дизайн	Производство	Другие функции
		продукции. Установка целевых ориентиров для цены продаж	основных подсистем и интерфейсов.		Сервис: выявление возможных проблем в обслуживании
03	Рабочий проект	Разработка маркетингового плана	Определение геометрии продукта. Установка допусков. Создание проектной документации	Определение процессов изготовления. Определение процессов контроля качества.	-
04	Испытания и доводка	Разработка рекламных материалов. Участие в эксплуатационных испытаниях (потребительское тестирование)	Испытания эксплуатационных качеств. Внесение изменений в дизайн по их итогам. Получение необходимых сертификатов	Содействие переводу производства в рабочий режим. Отработка процессов изготовления. Обучение производственного персонала. Совершенствование процессов контроля качества	Сбыт: разработка плана продаж
05	Перевод производства в рабочий режим	Распространение опытных образцов	Оценка опытных образцов	Начало операций по запуску производства	-

При разработке интеллектуальной информационной системы в форме компьютерной экспертной системы поддержки принятия решений при управлении предприятием должны быть выделены следующие процессы, позволяющие оценить совокупные временные и трудовые затраты на разработку:

- формирование экономико-математической модели;
- формирование задач;
- поддержка модульности;
- реализация инструментария моделирования бизнес-логики;
- проектирование средств многомерного анализа;

- реализация доступа к данным;
- обеспечение защиты данных;
- проектирование интерфейса;
- реализация адаптивности.

Трудоемкость и временные затраты на проектирование интеллектуальной информационной системы распределились как показано на рис. 1 и рис. 2.



Рис. 1. Распределение трудоемкости по критериям, которым должна удовлетворять проектируемая интеллектуальная система поддержки принятия управленческих решений на предприятии



Рис. 2. Распределение временных затрат по критериям, которым должен удовлетворять проектируемая интеллектуальная система поддержки принятия управленческих решений на предприятии

В заключение следует отметить, что применение нейросетевых технологий для разработки и создания интеллектуальной информационной системы в форме компьютерной экспертной системы поддержки принятия управленческих решений при управлении предприятием, приведет к повышению производительности деятельности всего предприятия и сокращению сроков самоокупаемости средств, потраченных на развитие корпоративных информационных технологий.

Библиографический список

1. Виноградова Е.Ю. Технология использования нейромоделей для решения задач управления производством // Сб. трудов Шестой междунар. научно-практ. конф. «Исследование, разработка и применение высоких технологий в промышленности». – СПб: Изд-во Санкт-Петербургского гос. политехн. ун-та, 2008. С. 55-56.
2. Виноградова Е.Ю., Шориков А.Ф. Применение нейросетей для задач поддержки принятия управленческих решений // Сб. трудов Шестой междунар. научно-практ. конф. «Исследование, разработка и применение высоких технологий в промышленности». – СПб: Изд-во Санкт-Петербургского гос. политехн. ун-та, 2008. С. 13-14.
3. Виноградова Е.Ю. Структурно-функциональная модель интеллектуальной информационной системы управления предприятием газотранспортной отрасли // Прикладная информатика. 2012. № 1 (37). С. 122-132.
4. Шориков А.Ф., Буценко Е.В. Экспертная система инвестиционного проектирования // Прикладная информатика. Научно-практический журнал. Москва. 2013. № 5(47). С. 96-103
5. Шориков А.Ф., Буценко Е.В., Крылов В.Г. Компьютерная экспертная система бизнес-планирования // Прикладная информатика. Научно-практический журнал. Москва. 2016. Т. 11 № 5(65). С. 8-18.
6. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. – М.: Лаборатория знаний, 2016. – 221 с.
7. Ежов А.А., Шумовский С.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе. М. Финансы и статистика, 2004
8. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.Л., Кирдин А.Н. и др. Нейроинформатика. Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. - 296с.

INTELLIGENT INFORMATION SYSTEM OF SUPPORT OF DECISION-MAKING OF ENTERPRISE MANAGEMENT ON THE BASIS OF NEURAL NETWORK MECHANISMS

Vinogradova Ekaterina Yu.

Ural State University of Economics

620219, Russia, Ekaterinburg, 8 March St., 62, katerina@usue.ru

Shorikov Andrey F.

Ural Federal University
620002, Russia, Ekaterinburg, Mira St., 19, afshorikov@mail.ru

The article discusses the issues of creating an intellectual information system for the implementation of decision support for enterprise management based on neural network modeling. The main stages of the implementation of the technology for the development and creation of a computer expert decision support system for enterprise management are presented.

Keywords: intellectual information technologies, information technologies, expert decision support systems, enterprise management.

УДК 330.45

**РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ
РЕШЕНИЙ ПРИ РЕАЛИЗАЦИИ
БИЗНЕС-ПЛАНИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ СЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ**

Шорилов Андрей Федорович

Уральский федеральный университет
620002, Россия, г. Екатеринбург, ул. Мира, 19, afshorikov@mail.ru

Буценко Елена Владимировна

Уральский государственный экономический университет
620144, г. Екатеринбург, ул. 8 Марта/Народной воли, 62/45, evl@usue.ru

Крылов Виктор Гаврилович

Уральский федеральный университет,
620002, Россия, г. Екатеринбург, ул. Мира, 19, kry375787@yandex.ru

В статье обсуждаются вопросы разработки и создания интеллектуальной информационной системы поддержки принятия решений, позволяющей оптимизировать формирование конкретного бизнес-плана. Разработка и создание такой системы основывается на технологиях компьютерных экспертных систем поддержки принятия решений, машинного обучения, а также моделях и методах сетевого экономико-математического моделирования.

Ключевые слова: интеллектуальные информационные системы, бизнес-планирование, компьютерные экспертные системы, машинное обучение, сетевые модели и методы.

¹⁸ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 17-01-00315)

© Шорилов А.Ф., Буценко Е.В., Крылов В.Г., 2018

Процесс бизнес-планирования является неотъемлемой частью функционирования любого хозяйствующего субъекта и для его успешной деятельности необходимо иметь в качестве инструментария современную систему оптимизации управления бизнес-проектами. Необходимо отметить, что система поддержки принятия управленческих решений при реализации бизнес-проектов хозяйствующего субъекта относится к сложной ИТ-системе, разработанной на основе соответствующей экономико-математической модели.

Можно предложить несколько вариантов решения данного вопроса и один из них – разработка и создание соответствующей компьютерной экспертной системы поддержки принятия решений для оптимизации управления процессом бизнес-планирования, способной генерировать конкретный бизнес-план, соответствующий рассматриваемому проекту [1-4].

Интеллектуальные информационные системы уже прочно вошли в нашу жизнь и существенно облегчают человеку выполнение определенных функций. Развитие таких систем началось практически сразу после появления первых компьютеров. При этом к интеллектуальным системам можно отнести любую искусственную систему, которая использует для решения возникающих при ее применении задач, имеющиеся в ее арсенале знания, представленные в какой-то форме, а также опыт.

Области применения интеллектуальных информационных систем обширны, начиная с медицины, распознавания образов, обучения, стилизации и перерисовки изображений, анализа сцен и до генерации музыки [5]. Так, в 1954 г. А. Ньюэлл задумал создать программу для игры в шахматы. В 1960 г. Е. Фейгенбаум придумал программу для моделирования психологических ситуаций, и множество других примеров. Для решения поставленных задач были разработаны специализированные языки программирования (Lisp, SmallTalk, Planner, QA4, Prolog и др.), с помощью которых, используя системы целей и утверждений, можно моделировать и формализовать логический вывод в решении разнообразных задач.

Анализ программных средств в области бизнес-планирования (BPE24, Project Expert, FinModel Expert, Business Plan PL, Мастерская бизнес-планирования, Альт-Инвест и др.) показал, что в данной предметной области на Российском рынке существуют компании, оказывающие услуги по инвестиционному консалтингу и решениям для развития бизнеса [2]. Их программные средства значительно упрощают процесс составления бизнес-плана: они предоставляют шаблон структуры бизнес-плана и инструменты для вычисления различных финансовых показателей. Кроме того, как правило, вместе с программой для составления бизнес-плана поставляется несколько готовых типовых бизнес-планов, которые полезны в качестве примера. Однако необходимо отметить, что ни одно из рассмотренных программных средств не предусматривает адаптацию к конкретной задаче бизнес-планирования, оптимизацию данного процесса, не использует технологий разработки и создания интеллектуальных информационных систем, а также все они имеют достаточно высокую цену. Поэтому разработка программной системы,

учитывающей все эти факторы, могла бы повысить качество принимаемых управленческих решений при реализации процессов бизнес-планирования.

Структуру бизнес-плана обобщенно можно представить в виде нескольких взаимосвязанных модулей и прежде всего, это модуль, содержащий данные маркетингового исследования рынка продукции. Грамотное проведение маркетинговых исследований о текущем состоянии рынка может дать ответ о возможности реализации создаваемого продукта на рынке. Вторым модулем является модуль, реализующий составление финансового плана (техико-экономического обоснования финансовой модели) будущего проекта. Таким образом, модели и методы для разработки компьютерной программной системы бизнес-планирования должны быть направлены на достижение основной цели – формирования бизнес-плана, соответствующего имеющимся конкретным технико-экономическим условиям и ограничениям, основанного на анализе данных маркетингового исследования и финансового плана.

В качестве инструментария экономико-математического моделирования решения задачи оптимизации управления процессом бизнес-планирования предлагается использовать результаты работ в области сетевого моделирования экономических систем, а также модели и методы теории искусственного интеллекта – технологии разработки и создания компьютерных экспертных систем поддержки принятия управленческих решений и технологии машинного обучения [3]-[5].

Для формализации знаний в интеллектуальной информационной системе бизнес-планирования предлагается использовать продукционные логические правила, которые устанавливают отношения между данными и фактами с целью получения логических выводов, а также нейросетевое моделирование [3]-[5].

Главным достоинством технологий, связанных с разработкой и созданием компьютерных экспертных систем, предназначенных для реализации процессов информационного обеспечения и поддержки принятия интеллектуальных управленческих решений, является возможность осуществлять обучение и накопление знаний в системе, т.е. осуществлять накопление формализованной информации, которую можно успешно использовать в последующих процессах логического вывода.

Пример базы знаний компьютерной экспертной системы поддержки принятия решения для оптимизации управления процессом бизнес-планирования представлен авторами в работе [1]. В базе данных этой системы представлены исходные данные и основные цели для реализации конкретного процесса бизнес-планирования. С учетом поставленных целей, имеющихся данных, критериев качества реализации процессов бизнес-планирования, сформированных в базе знаний фактов и логических правил, с помощью подсистемы вывода, сопрягающей базу данных и базу знаний, происходит выбор оптимального бизнес-плана.

Общая схема сетевой экономико-математической модели бизнес-планирования представлена авторами в работе [3]. Приведем описание

основных этапов/блоков работ при реализации процессов бизнес-планирования для конкретного проекта:

- 1 – маркетинговый анализ рынка продукции (блок работ A_1);
- 2 – анализ неопределенности/чувствительности (блок работ B_2);
- 3 – построение финансовой модели/плана бизнес-проекта (блок работ C_3);
- 4 – план производства продукции/оказания услуг (блок работ D_4);
- 5 – формирование альтернативных вариантов условий реализации бизнес-проектов и выбор наилучшего проекта (блок работ E_5).

Для формирования сетевой экономико-математической модели, соответствующей реализации всех процессов бизнес-планирования, необходимо выявить его этапы и соответствующие им работы/операции, а также логические отношения и отношения относительно исполнения их по времени. Выделим из общей схемы сетевой модели бизнес-планирования основные работы/операции первого блока – *маркетингового анализа*, и на его примере покажем использование предлагаемой технологии: A_{11} – исследование рынка продукции; A_{12} – анализ местоположения компании; A_{13} – анализ конкурентов; A_{14} – определение стратегии маркетинга по сбыту; A_{15} – формирование стратегии маркетинга по ценообразованию; A_{16} – определение рекламной стратегии; A_{17} – определение стратегии продвижения товара; A_{18} – определение прогнозного значения объема продаж продукции. Их кодирование соответствует указанной выше последовательности основных этапов бизнес-планирования и состоит из букв и цифр, где буква A_1 обозначает работы первого блока; 1-я цифра индекса соответствует номеру блока работ, 2-я – номеру работы в блоке.

На рис. 1 представлена сетевая модель, соответствующая выделенным работам/операциям первого блока A_1 – маркетингового анализа. Работы/операции второго блока A_2 – «Анализ неопределенности/чувствительности», присутствуют в качестве логического продолжения сетевой модели и рассматриваются позднее по времени.

Обозначения:

- A_{11} – этапы проектирования;
- ① – начало/окончание этапа проектирования;
- – взаимосвязи между этапами;
- → – фиктивные взаимосвязи

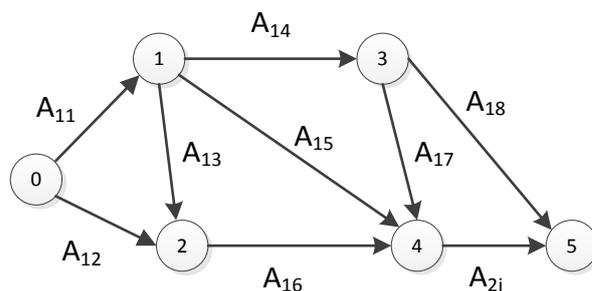


Рис. 1. Сетевая модель маркетингового анализа для реализации процесса бизнес-планирования

Формирование производственных правил в предлагаемой компьютерной экспертной системе поддержки принятия решений для оптимизации

управления процессом бизнес-планирования является долгим и трудозатратным делом, а сами правила сложно поддерживать в актуальном состоянии. Поэтому, если имеется уже собранная статистика и набор наблюдений о технологиях производства продукции, затратах на ее производство и др., то можно разработать, например, нейросетевую модель и в ее рамках алгоритм, который будет формировать эти правила самостоятельно, используя технологию машинного обучения.

При таком подходе необходимо определить входные данные алгоритма – объекты и ответы, сформировать нейросетевую модель и соответствующий алгоритм. В нашем случае объектами являются данные о бизнес-плане на текущий момент, а ответ – является ли данный бизнес-план эффективным, который формируется на основе анализа имеющихся данных.

Вначале необходимо собрать экспериментальные данные о реализованных бизнес-планах, а затем с помощью алгоритма построить по ним решающее правило в виде функции $y \approx f(x)$, где x – данные о бизнес-планах (финансовые показатели проекта, план производства продукции, анализ рисков, анализ конкурентов, анализ затрат и др.), y – решение об эффективности проекта.

Процесс бизнес-планирования в машинном обучении можно отнести к задаче классификации, когда необходимо определить – эффективен бизнес-проект или нет. На рис. 2 показан пример классификации бизнес-планов, где метками-кружками (y : класс 1 или класс 2) обозначена эффективность бизнес-проекта: «эффективный» / «неэффективный» «темный» / «светлый».

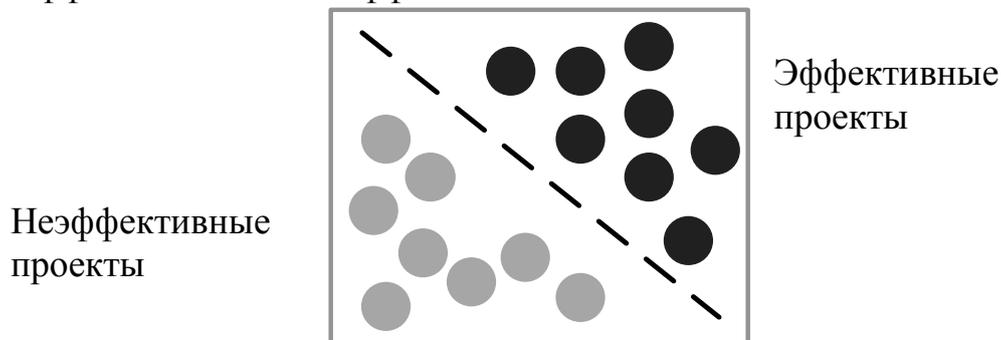


Рис. 2. Пример классификации на 2 класса в бизнес-планировании

Отметим 3 основных класса моделей машинного обучения, которые могут быть использованы для разработки и создания компьютерной экспертной системы поддержки принятия решений при оптимизации управления процессом бизнес-планирования. Это линейные модели, нейронные сети, а также деревья решений. Выбрать подходящую модель можно после ее обучения и сравнения полученных результатов.

Таким образом, для разработки и создания интеллектуальной информационной системы в виде компьютерной экспертной системы поддержки принятия решений для оптимизации управления процессом бизнес-планирования требуется глубокая проработка соответствующей экономико-

математической модели, механизмов и технологий формализации знаний, а также алгоритмов оптимизации управления проектами на основе сетевого моделирования. Использование такой системы хозяйствующими субъектами позволит им иметь эффективный инструментальный формирования бизнес-планов для реализации различных производственных и коммерческих проектов.

Библиографический список

1. Шориков А.Ф., Буценко Е.В., Крылов В.Г. Технология разработки компьютерной экспертной системы бизнес-планирования // Вестник Пермского научного центра УрО РАН. 2016. № 2. С. 78-82.
2. Шориков А.Ф., Буценко Е.В., Крылов В.Г. Компьютерная экспертная система бизнес-планирования // Прикладная информатика. 2016. Т. 11. № 5 (65). С. 8-18.
3. Буценко Е.В., Шориков А.Ф. Реализация сетевого экономико-математического моделирования для процесса бизнес-планирования // Вестник УрФУ. Серия: Экономика и управление. 2015. Т. 14. № 6. С. 935-953.
4. Шориков А.Ф., Буценко Е.В. Экспертная система инвестиционного проектирования // Прикладная информатика. 2013. № 5 (47). С. 96-103.
5. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. – М.: Лаборатория знаний, 2016. – 221 с.

DEVELOPMENT OF THE INTELLECTUAL SYSTEM OF SUPPORT OF DECISION-MAKING IN THE IMPLEMENTATION BUSINESS PLANNING BASED ON NETWORK MODELING

Shorikov Andrey F.

Ural Federal University

620002, Russia, Ekaterinburg, Mira Street, 19, afshorikov@mail.ru

Butsenko Elena V.

Ural State University of Economics

620144, Ekaterinburg, 8 Marta Street / Narodnaya Volya, 62/45, evl@usue.ru

Krylov Victor G.

Ural Federal University

620002, Russia, Ekaterinburg, Mira Street, 19, kry375787@yandex.ru

The article discusses the issues of development and creation of an intellectual information system for decision support that allows to optimize the formation of a specific business plan. The development and creation of such a system is based on the technologies of computer expert decision support systems, machine learning, and models and methods of network economical and mathematical modeling.

Keywords: intellectual information systems, business planning, computer expert systems, machine learning, network models and methods.

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ МАССОВОЙ ОЦЕНКИ И СЦЕНАРНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЫНОЧНОЙ СТОИМОСТИ ЖИЛОЙ НЕДВИЖИМОСТИ²⁰

Алексеев Александр Олегович, Ясницкий Виталий Леонидович.

Пермский национальный исследовательский политехнический университет
614990, Россия, г. Пермь, Комсомольский проспект, д. 29, yasnitskiy@mail.ru

Повышение эффективности функционирования рынка жилой недвижимости является масштабной экономической задачей, что обусловлено большим объемом задействованных материальных, финансовых и трудовых ресурсов. Процесс определения и прогнозирования рыночной стоимости имеет высокую степень сложности, что обусловлено как зависимостью рыночных процессов от множества экономических факторов российской экономики, так и особенностями системы региональных рынков недвижимости, отличающих ее от рынков недвижимости стран с развитой экономикой, а также от прочих товарных рынков. Поэтому эти экономические процессы преимущественно исследуются с помощью методов экономико-математического моделирования. Усовершенствование применяемых в оценочной деятельности статистических методов приводит к более адекватным и доказательным результатам оценки и прогнозирования рыночной стоимости. В исследовании предлагается концепция комплексного нейросетевого моделирования процессов массовой оценки и сценарного прогнозирования рыночной стоимости объектов жилой недвижимости на основе использования математического аппарата искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: нейронная сеть, сценарное прогнозирование, рыночная стоимость, рынок недвижимости.

В исследовании разработана автоматизированная информационная система поддержки принятия решений, позволяющая генерировать сценарии развития рынка недвижимости, результатом расчета которых является прогноз рыночной стоимости объекта жилой недвижимости.

²⁰ Проект выполняется при поддержке гранта РФФИ 18-29-03261

© Алексеев А.О., Ясницкий В.Л.



Рис. 1. Архитектура автоматизированной системы поддержки принятия решений задачи сценарного прогнозирования рыночной стоимости объектов жилой недвижимости

1. С помощью разработанной автоматизированной системы решается задача прогнозирования рыночной стоимости объектов жилой недвижимости при изменении ценообразующих факторов: местоположения участка застройки, описываемого районом и расстоянием до делового центра, типа строительно-эксплуатационных характеристик жилого объекта, а также прогнозируемых на дату продажи значений экономических факторов внешней среды.

2. Результаты сценарного прогнозирования рыночной стоимости объектов жилой недвижимости на примере г. Екатеринбурга при выборе местоположения для строительства жилого объекта приведены на рис. 2.

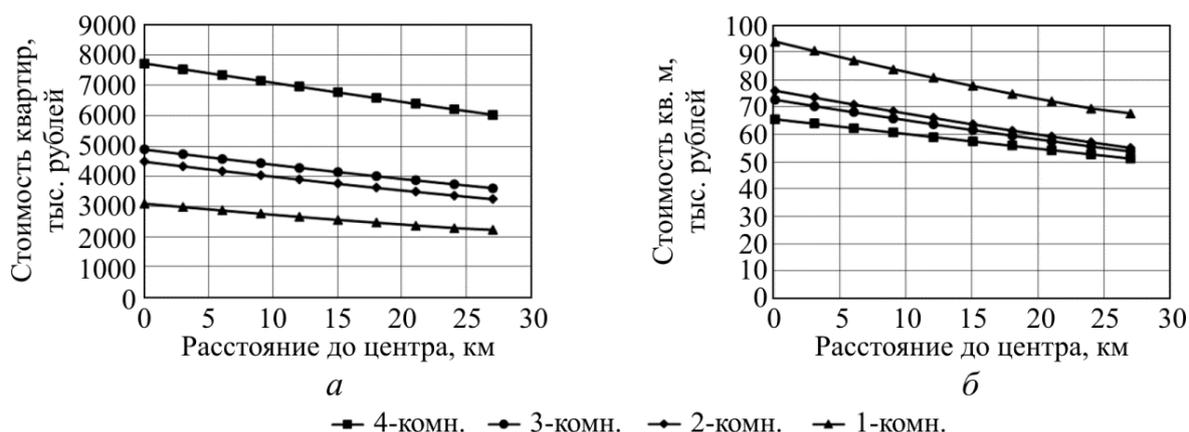


Рис. 2. Результаты сценарного прогнозирования стоимости квартир Екатеринбурга (а) и удельной стоимости их квадратного метра (б) от расстояния до центра города

3. Результат анализа показывает различную динамику изменения стоимости для различных типов объектов, что является значимым параметром при планировании строительства.

4. Объем жилищного строительства и ввода жилья является производным показателем ряда экономических факторов: финансирования строительства недвижимости, себестоимости строительства, наличия земельных участков под строительство, а также административных и экономических условий входа застройщика на рынок. Данный фактор существенным образом влияет на рыночную стоимость недвижимости, при этом различается степень его влияние. На примере двух локальных региональных рынков недвижимости гг. Перми и Екатеринбурга на рис. 3 показаны виды данных зависимостей.

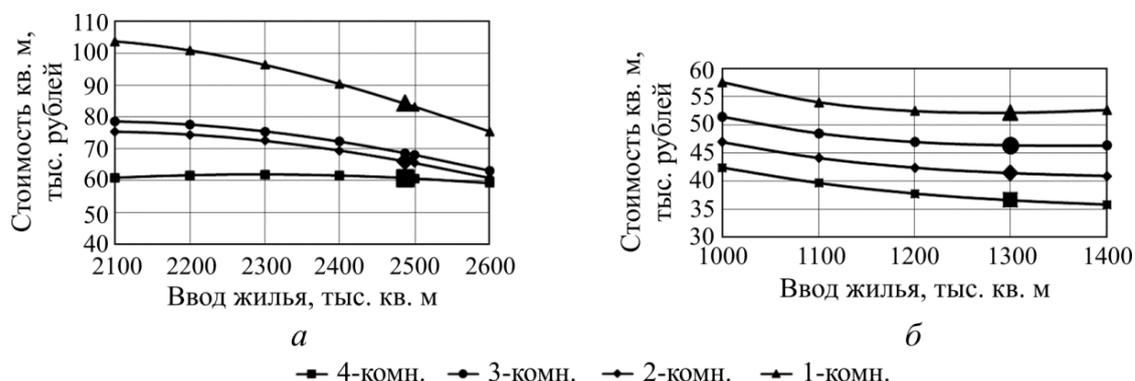


Рис. 3. Результаты сценарного прогнозирования рыночной стоимости недвижимости Екатеринбурга (а) и Перми (б) при изменении объемов жилищного строительства в Свердловской области и Пермском крае

Исследование показало, что рынок г.Екатеринбурга ближе находится к критическому значению объема насыщения рынка жилой недвижимостью исходя из имеющегося платежеспособного спроса, в сравнении с рынком г. Перми.

С помощью сценарного прогнозирования произведен расчет влияния объемов ипотечного кредитования на рыночную стоимость жилой недвижимости. Результаты сценарного прогнозирования удельной стоимости квадратного метра в зависимости от объемов ипотечного кредитования представлены на рис. 4. Для анализа взяты данные региональных рынков недвижимости Пермского края и Свердловской области.

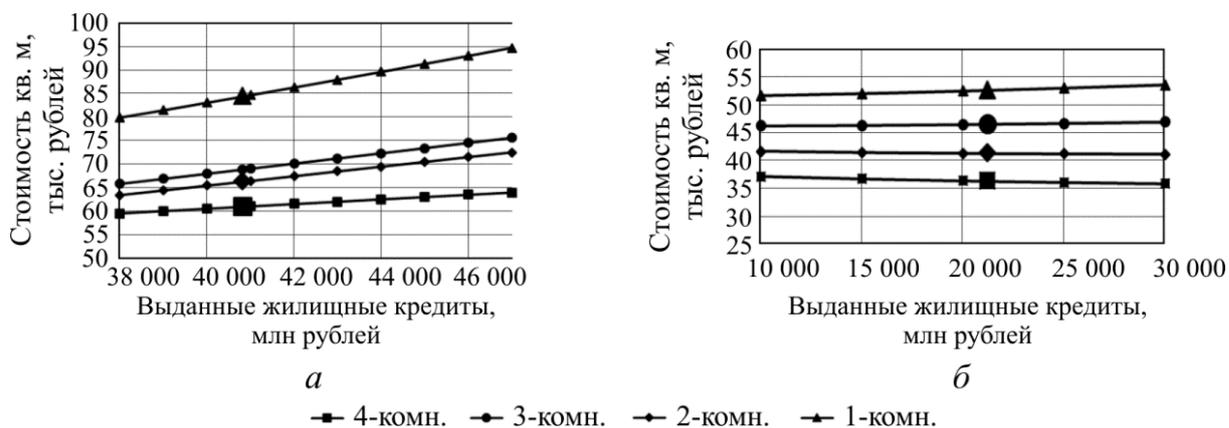


Рис. 4. Результаты сценарного прогнозирования удельной стоимости квадратного метра в зависимости от объемов ипотечного кредитования в Свердловской области (а) и Пермском крае (б)

Результаты исследования двух локальных рынков показали большее влияние объемов кредитования на рыночную стоимость недвижимости

Свердловской области, что говорит о большей развитости рынка банковского финансирования Свердловской области в сравнении с Пермским краем.

Проведенное сценарное прогнозирование показало возможности установлений степени чувствительности рыночной стоимости объектов жилой недвижимости к изменениям факторов внешней среды, что делает его практически важным компонентом системы поддержки принятия решений профессиональных участников рынка недвижимости.

NEURAL NETWORKS MODELING OF MASS EVALUATION AND SCENARIO FORECASTING OF THE MARKET VALUE OF RESIDENTIAL REAL ESTATE

Alekseev Alexaner O., Yasnitsky Vitaly L.

State National Research Politechnical University of Perm,
614000, Russia, Perm, Komsomolsky Av. 29, Yasnitskiy@mail.ru

Increasing the efficiency of the functioning of the residential real estate market is a large-scale economic task, which is due to the large amount of material, financial and labor resources involved. The process of determining and predicting the market value has a high degree of complexity, which is caused both by the dependence of market processes on the set of economic factors of the Russian economy, and by the features of the system of regional real estate markets that distinguish it from the real estate markets of advanced economies, and from other commodity markets. In this way, these economic processes are mainly studied using methods of economic and mathematical modeling. Improvement of the statistical methods used in the valuation activity leads to more adequate and evident results of estimating and forecasting the market value. The study proposes a concept of complex neural network modeling of mass valuation and scenario forecasting of the market value of residential real estate objects using the methods of artificial neural networks.

Key words: neural network, scenario forecasting, market value, real estate market.

ЦИФРОВАЯ МЕДИЦИНА

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ РАСЧЕТА ДОЗИРОВКИ ИНСУЛИНА ДЛЯ БОЛЬНЫХ САХАРНЫМ ДИАБЕТОМ

Чусовлянкин Алексей Александрович

Национальный исследовательский университет “Высшая школа экономики”,
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38, sturent_perm@bk.ru

Работа посвящена применению искусственных нейронных сетей для расчета дозировки инсулина. Решаемая задача является оптимизационной в многомерном дискретном пространстве.

Ключевые слова: нейросети, сахарный диабет, дозы инсулина.

Введение. Сегодня диабетом страдает более 450 миллионов человек на планете, это примерно 6 % населения земного шара. Данное заболевание актуально в наши дни так как, по прогнозам, к 2040 году, по расчетам международной федерации диабета, этим заболеванием будут болеть 642 миллиона человек [1,2]. На сегодняшний день некоторые больные сахарным диабетом вычисляют необходимую дозировку инсулина вручную, бессистемно. Ранее автором были рассмотрены методы классификации и регрессионного анализа для расчета дозировки, которые показали среднюю относительную погрешность от 20% до 50% для разных пациентов [5,6]. В настоящей работе для решения данной задачи предлагается применить аппарат нейросетевого моделирования с использованием методики [3, 4].

Проектирование. Ставится задача: на основе известных из дневника самоконтроля данных о пациенте обучить нейросеть вычислять необходимую дозировку инсулина. Известны следующие входные параметры (которые получены из дневника самоконтроля):

- 1) текущий уровень глюкозы в крови до еды (от 1,5 до 20,0);
- 2) количество употребленных хлебных единиц (ХЕ) во время еды (от 0 до 20);
- 3) время введения дозы инсулина (от 0:00 до 23:59);
- 4) доза инсулина (от 0 до 20);
- 5) уровень глюкозы через 3-4 часа после еды (от 1,5 до 20,0).

Разработка нейросети выполнена с помощью интерактивной оболочки IPython. Используются библиотеки Tensorflow, Keras, Sklearn. Наиболее качественные результаты по прогнозированию дозы инсулина были продемонстрированы на нейросетях с двумя скрытыми слоями. На первом слое предлагается использовать от 4 до 8 нейронов с выпрямленной линейной функцией активации (rectified linear unit), которая позволяет приблизить нелинейные зависимости [5]. На втором слое используется 2 нейрона с

функцией softplus. Обучение нейросети проходит с помощью оптимизатора adam (adaptive moment estimation). Следует отметить, что для каждого пациента необходимо заново запускать нейросеть, поэтому объемы входных данных относительно небольшие (от 20 до 70 записей), что позволяет нейросети обучиться за 100 эпох.

Тестирование нейросети было проведено на основе дневников самоконтроля 4 пациентов с записями за 3-4 недели. Исходные данные были разделены на две выборки – для обучения алгоритмов и для прогнозирования в отношении два к одному. Проводится сравнение результатов нейросети с градиентным спуском для регрессии. Результаты прогнозирования доз инсулина представлены в табл. 1.

Таблица 1. Результаты прогнозирования

Пациент	Объем выборки и для обучения	Нейросети			Градиентный спуск		
		Сред. кв. откл.	Сред. отн. погр. (%)	Кол-во точных дозировок (%)	Сред. кв. откл.	Сред. отн. погр. (%)	Кол-во точных дозировок (%)
№1	22	3,2	11,8	54	3,5	22,2	36
№2	34	1,5	25,6	39	1,3	31,4	38
№3	45	5,9	17,8	35	11,8	27,7	22
№4	68	1,7	13,7	35	1,5	12,7	26

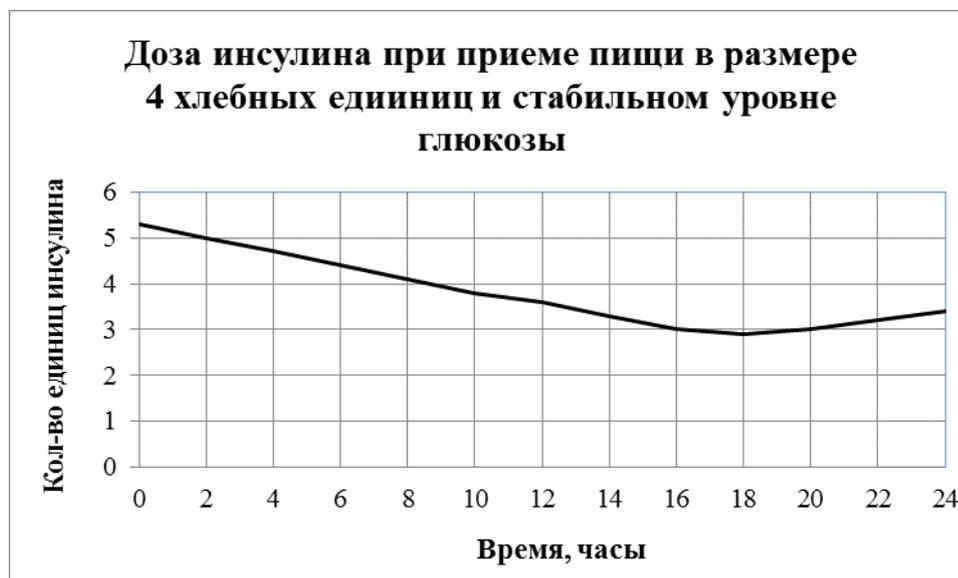


Рисунок 1. Зависимость дозы инсулина от времени суток при приеме пищи в размере 4 хлебных единиц и стабильном уровне глюкозы

Результаты демонстрируют среднюю относительную погрешность от 35% до 54%, что подтверждают применимость нейросетей к данной задаче. Следует отметить, что в предыдущих работах для некоторых пациентов методы классификации и регрессионного анализа демонстрирует точность

прогнозирования хуже, чем нейросети [5,6]. При исследовании зависимостей дозы инсулина от входных параметров было обнаружено, что для большинства пациентов доза инсулина зависит от уровня глюкозы и объема пищи линейно. Данные факты подтверждают практики врачей [8]. Также следует отметить нелинейную зависимость дозы инсулина от времени суток для некоторых пациентов (рис.1), что подтверждает работа про регрессионный анализ [7].

Библиографический список

1. IDF DIABETES ATLAS [Электронный ресурс] // Seventh edition International. Diabetes Federation. URL: <http://www.idf.org/about-diabetes/facts-figures> (Дата обращения: 24.03.2018).
2. Definition, diagnosis and classification of diabetes mellitus and its complications / Part 1: Diagnosis and classification of diabetes mellitus. World Health Organization, Geneva, 1999. Report Number: WHO/NCD/NCS/99.2.
3. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.
4. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.
5. Чусовлянкин А. А. Алгоритмы расчета дозировки инсулина для больных сахарным диабетом / А. А. Чусовлянкин, В. В. Морозенко // Математика и междисциплинарные исследования – 2017. Материалы Всеросс. науч.-практ. конф. молодых ученых с международным участием, Т. 1. – Пермь: ПГНИУ, 2017. – С. 224-229.
6. Чусовлянкин А. А. Алгоритм k-ближайших соседей для расчета дозировки инсулина // SCM'2017. Сборник докладов международной конф. по мягким вычислениям и измерениям. – СПб.: ЛЭТИ, 2017. – С. 591-593.
7. Соколов Е. Семинары по нейронным сетям [Электронный ресурс] // MachineLearning. URL: http://www.machinelearning.ru/wiki/images/1/1e/Sem07_ann.pdf (Дата обращения: 24.03.2018).
8. Кадомский Ю. Точная инсулинотерапия сахарного диабета 1 типа. Практика точного расчета дозы инсулина [Электронный ресурс] // Библиотека Диа-Клуба. URL: <http://juri.dia-club.ru/index.php> (Дата обращения: 24.03.2018).

NEURAL NETWORK MODELING TO CALCULATE INSULIN DOSAGE FOR DIABETICS

Chusovliankin Aleksei A.

Higher School of Economics – National Research University, st. Studencheskaya, 38,
Perm, Russia, 614070, lixich@mail.ru

The article is devoted to neural network for calculating insulin dosage. For a patient with diabetes it is required to calculate find a dosage constantly.

Key words: neural network, diabetes, insulin dose.

УДК 004.89; 616.34

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИАГНОСТИКИ ТИПА ОСТРОГО РЕСПИРАТОРНОГО ЗАБОЛЕВАНИЯ

Фролов Константин Валерьевич

Пермский государственный научно-исследовательский университет, 614990,
Россия, г. Пермь, ул. Букирева 15, sturent_perm@bk.ru

Описан опыт разработки нейросетевой системы диагностики некоторых видов острых респираторных заболеваний (ОРЗ). Для ее построения были использованы данные реальных пациентов разных половозрастных категорий. В качестве входных параметров модели учитывались различные группы факторов, включая основные жалобы пациента, а также диагностически важные детали заболевания. Была оценена адекватность полученной системы, соотношением факторов, которые наиболее оказывают влияние при диагностировании заболевания, полученных нейросетью и методом корреляции Пирсона.

Ключевые слова: система диагностики, ОРЗ, грипп, аденовирус, парагрипп, диагностика, нейронная сеть.

В поставленных диагнозах врачами хорошо видна зависимость между симптомами, которые проявлялись, временем их проявления, и диагнозом, который в результате был поставлен. Каждый тип ОРЗ имеет как схожие симптомы, так и уникальные для данной болезни, исходя из этого, мы решили попробовать обучить нейронную сеть определять тип ОРЗ.

Классическая схема построения сети предполагает наличие группы входных нейронов, предназначенных для ввода информации об объекте исследования, и нескольких выходных нейронов, количество которых задается равным количеству всевозможных заболеваний [1]. В нашем случае используется четыре выходных нейрона, соответствующих диагнозам: Здоров, Грипп, Парагрипп, Аденовирус.

Цель настоящей работы состоит в попытке применения математического аппарата нейросетевых технологий для создания улучшенного и более точного определения типа острого респираторного заболевания (ОРЗ), с использованием временных зависимостей симптомов, а также возможное

выявление неизвестных ранее медицинских знаний. В процессе достижения этой цели использован опыт создания аналогичных нейросетевых истем, диагностирующих сердечно-сосудистые заболевания человека [2-4].

Исследование проводилось на основе медицинских карт, содержащих симптомы, выявленные в результате осмотра, жалобы самого пациента и поставленный диагноз врача. Было обследовано 205 больных. Из них 68 пациентов было с диагнозом Парагрипп, 66 человек имели диагноз Аденовирус и 71 с диагнозом Грипп. В [4], подходящим типом структуры нейронной сети, предназначенной для задач медицинской диагностики, стал персептрон с сигмоидными активационными функциями [5], но в нашем случае более удачно сработала активационная функция типа гиперболический тангенс, на вход которого подается информация о пациенте, а с выхода снимается диагноз заболевания. Входные параметры x_1, x_2, \dots, x_N характеризуют паспортные данные, которые были переведены в астрологические данные, жалобы пациента и данные, полученные в результате осмотра, всего получилось 24 параметра. Совместно с врачом-экспертом, на основе полученных данных, для каждого симптома (входного параметра) была составлена своя шкала:

x_1 - Интоксикация (слабость): 0-нет, 1-легкая, 2 -средняя, 3 выраженная.

x_2 - Температура: 0-нет, 1 есть.

x_3 - Высота температуры: 0-нет, 1-субфебрильная (37-38), 2- фебрильная (38 - 39), 3- выше 39.

x_4 - Длительность температуры: в днях.

x_5 - Кашель: 0-нет, 1-есть.

x_6 - Какой кашель: 0 - нет, 1-сухой, 2-влажный, 3-приступообразный, 4- лающий, 5 -сухой приступообразный.

x_7 - Длительность кашля: в днях.

x_8 - Когда сильнее (днем-ночью): 0 – нет зависимости, или она не известна, 1 -день, 2-ночь.

x_9 - Насморк: 0 - нет, 1 - есть.

x_{10} - Заложенность или выделения: 1-заложенность, 2-выделение, и то и другое -3.

x_{11} - Тип выделения: 0-нет, 1- серозный (вода), 2 –слизистые (слизь), 3 – гнойные.

x_{12} - Конъюнктивит: 0-нет, 1 есть.

x_{13} - Тембр голоса: 0-не изменен, 1 -гнусавый, 2 –сиплый.

x_{14} - Боль в горле: 0- нет, 1 –есть.

x_{15} - Интенсивность: 0-нет, 1-слабая, 2 средняя, 3-выраженная.

x_{16} - Налеты: 0-нет, 1 – есть.

x_{17} - Головная боль: 0-нет, 1 есть.

x_{18} - Интенсивность: 0-нет, 1 - слабые, 2-средние, 3 сильные.

x_{19} - Пол: 1-женский,2-мужской.

x_{20} - Год рождения.

x_{21} - Знак зодиака.

x_{22} - Стихия.

x_{23} - Градус солнца.

x_{24} - Знак по восточному календарю

Выходные параметры y_1, y_2, \dots, y_M кодируют диагнозы ОРЗ соответственно: y_1 - Грипп, y_2 - Парагрипп, y_3 - Аденовирус. Таким образом, нейронная сеть содержала $N = 24$ входных нейронов и $M = 3$ выходных нейронов.

Таким образом, было обработано и составлено множество из 205 больных.

После обучения и оптимизации нейронной сети для окончательной проверки ее диагностических свойств использовалось подтверждающее множество (P), которое ни в обучении, ни в оптимизации нейросети не участвовало. В таблице №1 представлены вычисленные среднеквадратичные относительные ошибки тестирования и точности постановки диагнозов, среднеквадратичная ошибка получилась $\varepsilon_p = 0\%$ для всех болезней, на рисунке 1 можно наблюдать это для гриппа, для остальных болезней аналогично.

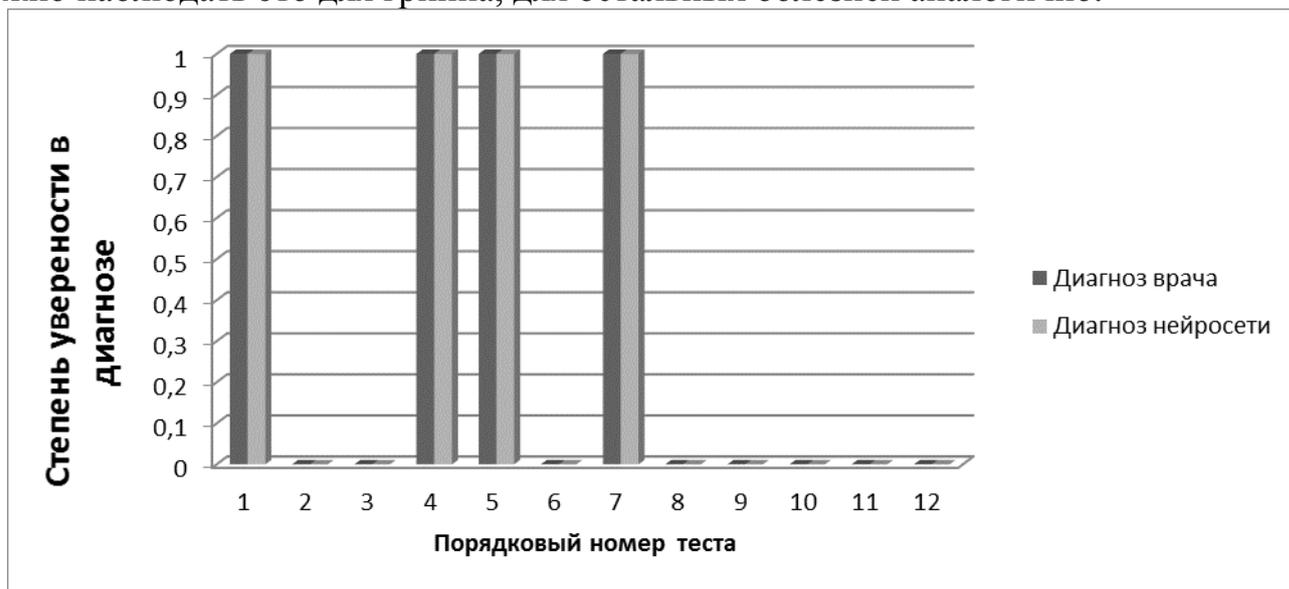


Рис. 1. Сопоставление диагнозов врача и нейросети заболевания «Грипп»

Путем применения методики [1] поочередного исключения входных нейронов и наблюдением за результатом сети были определены значимости входных параметров моделей. Как видно из рис.2, полученные значения оказались довольно необычными, нейросетью были выявлены астрономические параметры, как одни из самых значимых. Для сравнения мы получили значимость параметров корреляционным методом Пирсона, как показано на рис. 3.

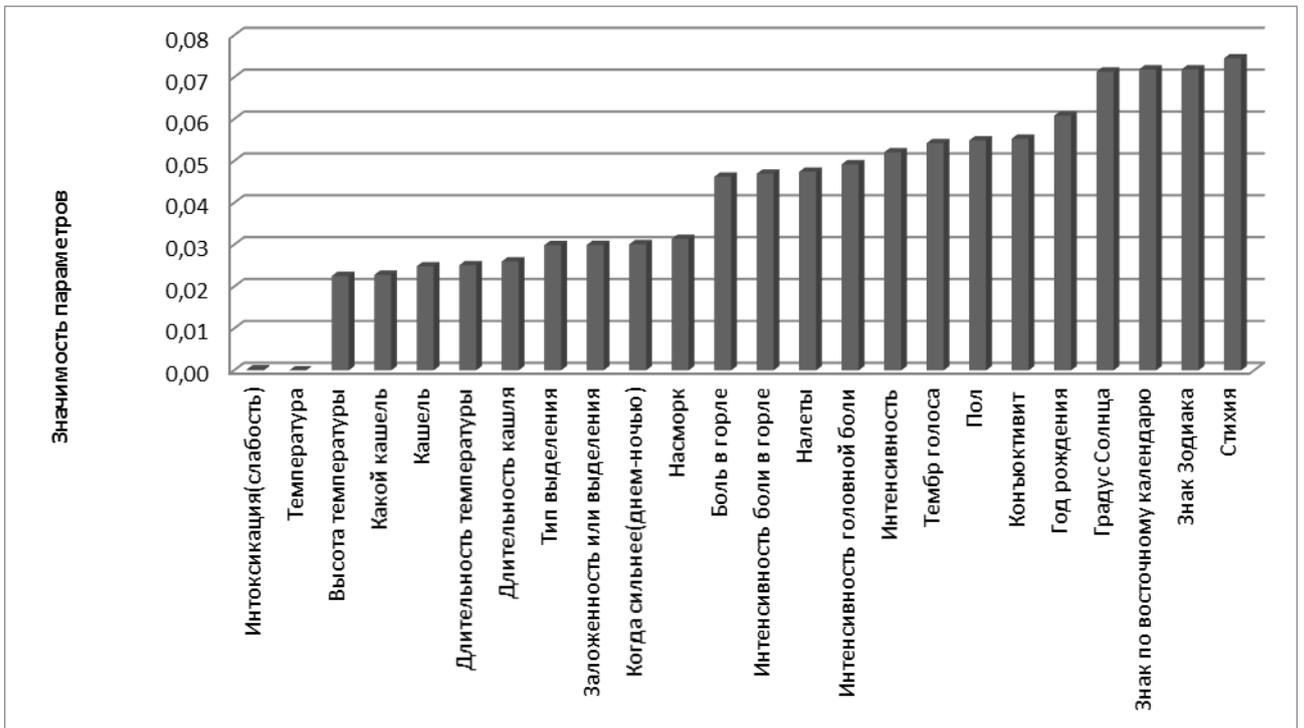


Рис. 2. Значимость входных параметров модели, вычисленная с помощью нейронной сети

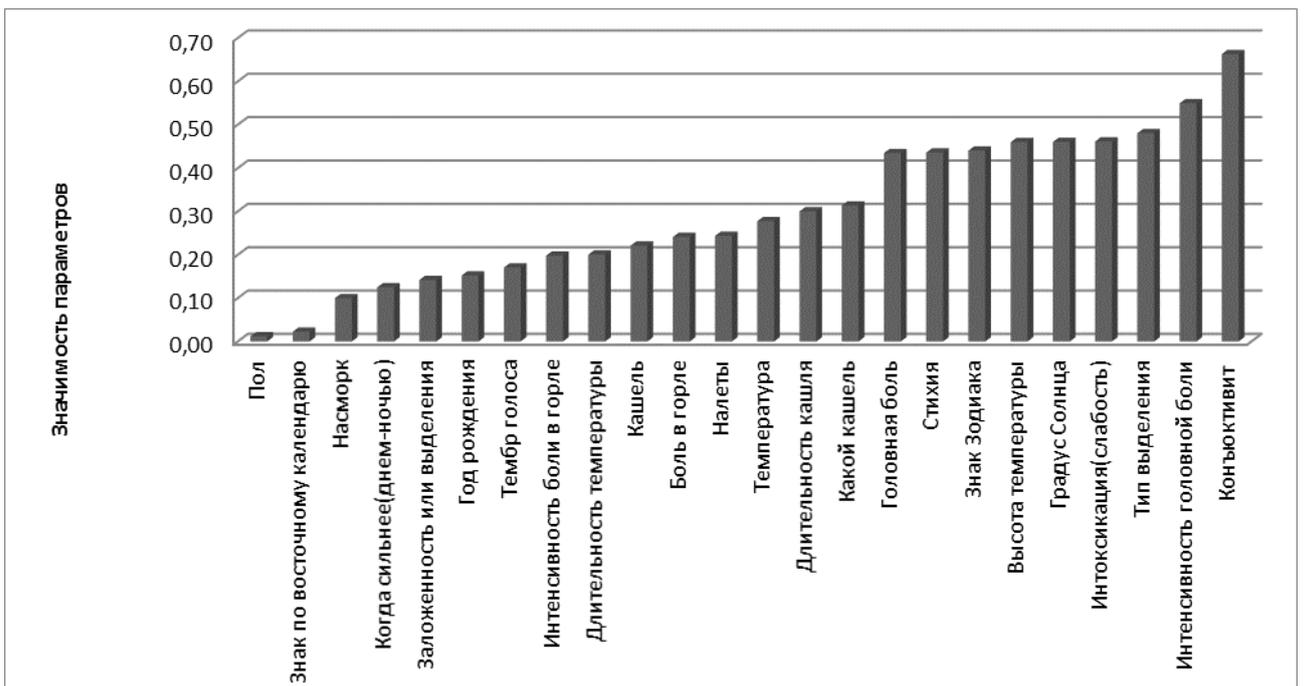


Рис.3. Значимость входных параметров модели по Пирсону

Сопоставляя данные рис. 3 и рис. 4 можно заметить, что в основном результаты определения значимости по разным методикам совпадают между собой, однако есть и исключения. Так, нейросеть уловила сильную зависимость диагноза от астрономических данных и пола, В корреляционном анализе зависимость болезни от пола и даты рождения хотя и проявляется, но намного меньше.

Еще раз заметим, что приведенные здесь количественные данные справедливы, но авторы статьи предлагают их для восприятия только на качественном уровне как повод для обсуждений и дальнейших исследований и уточнений, ведь в медицине возможны различного рода исключения. В конце хотелось бы уточнить, что поставленные диагнозы при осмотре, в основном не проходили дополнительную проверку, сдачей пациентами анализов, а без них невозможно говорить о 100% достоверности полученных результатов.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные информационные технологии и системы. Пермь, 2007. 271с.
2. Ясницкий Л.Н., Думлер А.А., Богданов К.В., Полещук А.Н., Черепанов Ф.М., Макурина Т.В., Чугайнов С.В. Диагностика и прогнозирование течения заболеваний сердечно-сосудистой системы на основе нейронных сетей // Медицинская техника. 2013. № 3. с. 42-44.
3. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Poleshchuk A.N., Bogdanov S.V., Cherepanov F.M. Artificial Neural Networks for Obtaining New Medical Knowledge: Diagnostics and Prediction of Cardiovascular Disease Progression // Biology and Medicine. 2015. 7(2). BM-095-15.
4. Ясницкий Л.Н., Думлер А.А., Полещук А.Н., Богданов К.В., Черепанов Ф.М. Нейросетевая система экспресс-диагностики сердечно-сосудистых заболеваний // Пермский медицинский журнал. 2011. Т.28. №4. С. 77-86.
5. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.

ASSESSMENT OF PASSAGE BASKETBALL TEAM IN THE NATIONAL BASKETBALL ASSOCIATION FINAL BY NEURAL NETWORK MODELING

Frolov K.V.

Perm State University Research, 614990, Russia, Perm, ul. Bukireva 15,
Kocter240995@mail.ru

The described experience of developing a neural network diagnosis system for some types of Acute Respiratory Diseases (ARI). For its construction, data from real patients of different age and gender categories were used. As input parameters of the model, various groups of factors are taken into account, including the main complaints of the patient, as well as diagnostic details of the disease. An adequate system was evaluated, the correlation of the factors most affected by the diagnosis of diseases, as well as their correlation and Pearson correlation.

Keywords: Diagnostic system, ARI, Influenza, Adenovirus, Paragrip, Diagnosis, neural network.

УДК 004.89

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМ ПРОЦЕССЕ СИСТЕМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЗОН С МИНИМАЛЬНЫМ РИСКОМ ЗАБОЛЕВАНИЙ

Истомина Татьяна Викторовна

Московский государственный гуманитарно-экономический университет
107150, Россия, г. Москва, ул. Лосиноостровская, 49, istom@mail.ru

Коновалова Ольга Евгеньевна

Столичный колледж индустрии сервиса и гостеприимства,
123458, Россия, г. Москва, ул. Твардовского, 10к1, konovalovaol-80@yandex.ru

В статье описан опыт разработки и применения нейросетевой системы для идентификации зон с минимальным риском заболеваний, которая с успехом применяется в образовательном процессе. Обнаруженные закономерности могут быть использованы не только при изучении алгоритмов поиска оптимального маршрута, но и для моделирования реальных схем расположения пунктов заборы воды с целью профилактики возникновения заболеваний в особых зонах, что подтверждает перспективность дальнейших исследований в данном направлении.

Ключевые слова: система идентификации, риск заболевания, образование, муравьиный алгоритм, нейронная сеть.

Современное образование, особенно в платных негосударственных вузах, требует активного внедрения информационных технологий, в том числе, для обеспечения организации виртуальных лабораторий и практикумов. Это позволяет научить студентов решению прикладных задач в широких сферах для различных профилей (направленностей) образовательных программ. Многие области жизнедеятельности можно смоделировать с использованием теории графов. В таких областях часто граф представляется совокупностью вершин и связей между ними. При этом обычно возникают задачи поиска кратчайшего маршрута, проходящего через вершины графа. Такие задачи относят к области транспортных задач, изучаемые студентами на курсах по соответствующим дисциплинам. Поэтому потребность в интерактивном программном обеспечении, помогающем в освоении дисциплин профессионального цикла, очень высока.

Система идентификации зон (СИЗ) разработана для построения и анализа модели, состоящей из связанных между собой пунктов забора воды (ПЗВ). Каждый ПЗВ характеризуется следующими параметрами:

- номер ПЗВ (присваивается автоматически по порядку добавления вершин);
- совокупность химических показателей воды (ХПВ);
- совокупность физических показателей воды (ФПВ);
- совокупность микробиологических показателей воды (МБПВ).

Описание процедуры поиска зон

Превышение показателей воды выше предельно-допустимой концентрации (ПДК) оказывает влияние на здоровье населения. Поэтому следует разработать процедуру вычисления риска заболевания по параметрам воды. Очевидно, что риск заболевания – это обобщенная характеристика заболеваний. Удобно выразить риск через сумму вероятностей заболеваний:

$$R_i = \sum_{j=1}^m p_j * 100, \quad (1)$$

где R_i – риск заболевания i -го ПЗВ,

m – количество заболеваний,

p_j – вероятность возникновения заболевания.

Оценив риски заболеваний, можно получить граф G рисков заболеваний для заданного региона по точкам забора воды (рисунок 1).

Задача поиска зон с минимальным риском заболевания сводится к нахождению множества подграфов $G' = \{G'_1, G'_2, \dots, G'_n\}$, обладающих требуемыми критериями поиска.

Основой для поиска оптимального решения служит матрица рисков заболевания. Количество строк матрицы рисков совпадает с количеством столбцов и равно числу вершин графа G . На пересечении строки i со столбцом j располагается вес заболеваемости d_{ij} при переходе из вершины i в вершину j .

$$d_{ij} = R_i - R_j, \quad (2)$$

где R_i – риск заболеваемости вершины i ,

R_j – риск заболеваемости вершины j .

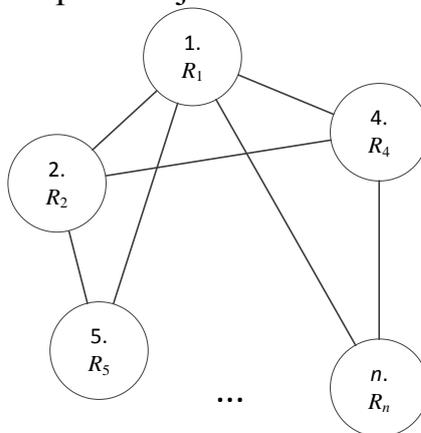


Рисунок 1. Граф рисков заболеваний

Вес заболеваемости d_{ij} – величина, равная разности рисков заболеваемости соответствующих вершин. Рассмотрим две вершины, соединенные дугой (рисунок 2, а). Вершина i имеет риск R_i , а вершина j – R_j . Неориентированная дуга, соединяющая эти вершины, разделяется на две ориентированные дуги ij и ji , которые имеют вес $R_i - R_j$ и $R_j - R_i$ соответственно (рисунок 2, б).

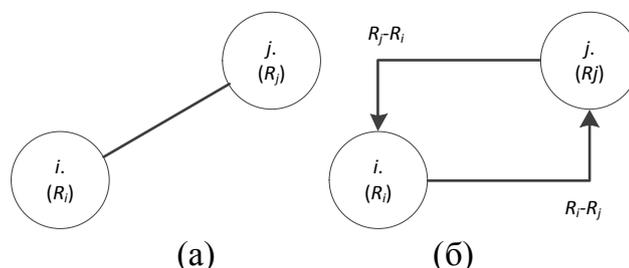


Рисунок 2

Таким образом, неориентированный граф (рисунок 1) приобретает ориентированный вид, на основе которого составляется матрица рисков, состоящая из весов заболеваемости (таблица 1), на основе которой функционирует муравьиный алгоритм поиска областей с наименьшим риском заболеваемости.

Таблица 1. Матрица рисков

Номер вершины	1	2	3	...	n
1	0	$R_1 - R_2$	$R_1 - R_3$...	$R_1 - R_n$
2	$R_2 - R_1$	0		...	$R_2 - R_n$
3	$R_3 - R_1$	$R_3 - R_2$	0	...	$R_3 - R_n$
...
n	$R_n - R_1$	$R_n - R_2$	$R_n - R_3$...	0

Для нахождения вероятности заболевания наиболее эффективны нейросетевые методы [1], поскольку проблема идентификации заболеваний относится к разряду задач не имеющих четкого алгоритма определения и математический аппарат содержит много неясностей. Математическая модель системы на базе искусственных нейронных сетей (ИНС) обладает рядом преимуществ, по сравнению с другими моделями (стабильность работы, автоматическая адаптация системы, одновременное функционирование и т.д.). Использование нейросетевого метода подразумевает существование ряда трудностей, которые не дают получить достоверные сведения идентификации заболевания. Эти затруднения вызывает неверный выбор архитектуры ИНС. Следовательно, одной из основных задач является нахождение наилучшей структуры нейронной сети, способной давать лучший результат вероятности идентификации заболеваний. В связи с чем необходимо рассмотреть на примере одной и той же обучающей выборке несколько моделей ИНС и сравнить их вероятности идентификации.

Описание интерфейсов системы

Каждый элемент ПЗВ в СИЗ имеет форму, изображенную на рисунке 3. СИЗ ориентирована на использование химических показателей воды (ХПВ), поскольку превышение их концентрации оказывает наиболее токсическое действие на человека [2]. После заполнения ХПВ в окне «Свойства элемента» (рисунок 3) следует нажать кнопку «Вычислить риск». При этом с использованием обученной нейронной сети вычисляются вероятности заболеваний и риск. Превышающие показатели отмечаются красным цветом. Разместив элементы (ПЗВ) на рабочей области программы, следует их соединить, указав ориентированность связи. Затем на панели инструментов следует выбрать команду «Поиск зон» (рисунок 4). При этом система запустит функцию поиска зон с минимальным риском заболевания с использованием муравьиного алгоритма [3]. На рисунке 3 показано главное окно СИЗ. Найденные зоны показаны на прикрепляемой панели «Зоны». Все зоны имеют последовательность номеров ПЗВ и вычисленный риск заболевания соответствующей зоны. При выборе зоны, соответствующий контур на графе выделяется серым цветом.

Показатель	Значение	ПДК (мг/л)
N ам.	0,5600	0.4
N нитрит.	0,0270	0.02
N нитрат.	8,7000	9.1
Фосфатиты	0,0200	0.2
Хлориды	5,7000	300
Сульфаты	46,0000	100
Железо об.	0,2000	0.1
Марганец	0,0050	0.01
Медь	0,0020	0.001
Кадмий	0,0004	0.005
Никель	0,0080	0.01
Свинец	0,0007	0.06
Цинк	0,0030	0.01
Кобальт	0,0002	0.01
Нефтепрод.	0,0700	0.05
Фенолы	0,0010	0.001
Мышьяк	0,0010	0.05
Фториды	0,3400	0.75
СПАВ	0,0100	0.5
Калий	3,9700	50
Натрий	15,3000	120
Кальций	27,0000	180
Магний	15,7000	40
Хром	0,0022	0.09

Заболевания	Вероятность
Сердечно-сосудистые	0,9613
Пищеварения	0,3065
Мочеполовые	0,0000
Анемия	0,0000
Заболевания крови	0,0000
Дерматозы и экземы	0,3377
Метгемоглобинемия (цианоз)	0,9168
Нервная система	0,0937
Эндокринная система	0,2249
Цирроз	0,1229
Органы дыхания	0,3749
Артрит	1,0000
Нарушение обмена веществ	0,1076
Диабет	0,0000
Флюороз	0,4380
Органы зрения	0,7205
Опорнодвигательный аппарат	0,0000
Нет заболеваний	0,0000

Вычислить риск

Риск заболевания: 32,9690

OK Отмена

Рисунок 3. Окно «Свойства элемента»

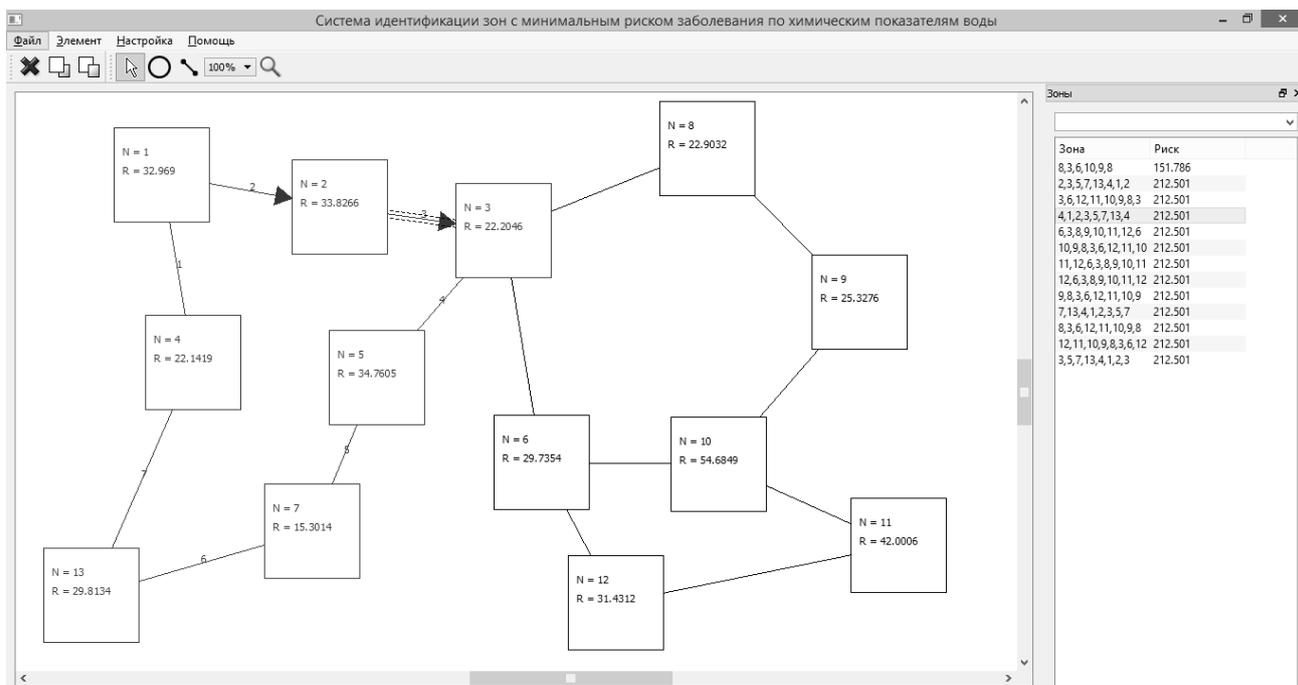


Рисунок 4. Главное окно СИЗ

Таким образом, созданная система поиска зон с минимальным риском заболевания может применяться в образовательном процессе при изучении не только алгоритмов поиска маршрута, но и моделировании реальных схем расположения пунктов заборы воды с целью профилактики возникновения заболеваний в особых зонах. Наиболее целесообразно применение данной моделирующей программы для организации виртуальных лабораторных практикумов для обучающихся по направлениям медицинского, биохимического и биотехнического профиля.

Библиографический список

1. Коновалова О.Е., Коновалов А.В., Истомина Т.В. Система идентификации риска заболеваний по химическим показателям питьевой воды в нейросетевом базисе. // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2016. – №02(30). – С. 160-166.
2. Коновалова О.Е., Коновалов А.В., Истомина Т.В. Анализ химических показателей качества воды и их влияния на здоровье человека // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2016. – №01(29). – С. 120-125.
3. Коновалова О.Е., Коновалов А.В., Истомина Т.В. Применение муравьиного алгоритма для определения зон с минимальным риском заболевания // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2017.– №01(35). – С.16-21.

USE IN EDUCATIONAL PROCESS OF SYSTEM OF IDENTIFICATION OF AREAS WITH MINIMAL RISK OF DISEASE

Istomina Tatiana V.

Moscow State University of Humanities and Economics

107150, Russia, Moscow, Losinistrovskaya Str. 49, istom@mail.ru

Konovalova Olga E.

Capital college of industry of service and hospitality

123458, Russia, Moscow, Tvardovsky str, 10k1, konovalovaol-80@yandex.ru

The article describes the experience of the development and use of neural network system to identify areas with minimal risk of disease, which is successfully used in the educational process. The revealed regularities can be used not only in the study of algorithms for finding the optimal route, but also for modeling the real schemes of the location of the water intake points in order to prevent the occurrence of diseases in special zones, which confirms the prospects for further research in this direction.

Key words: identification system, disease risk, education, ant algorithm, neural network.

УДК 004.89; 616.34

АЛГОРИТМ КЛАССИФИКАЦИИ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТОЙ СИСТЕМЫ ПО ПОКАЗАТЕЛЯМ СИНХРОННОСТИ СИСТЕМНЫХ РИТМОВ

*Киселев Алексей Викторович, Петрова Татьяна Владимировна,
Трифонов Андрей Андреевич*

ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет»
305004, Россия, г. Курск, Челюскинцев, д. 19, SFilist@gmail.com

В статье приведено обоснование и описан алгоритм классификации функционального состояния сердечно-сосудистой системы по показателям синхронности системных ритмов. В качестве источника «сырых» данных используется электрокардиосигнал, из которого выделяются медленные волны (системные ритмы) посредством вейвлет-преобразования, корреляционного анализа и Фурье-анализа. Показатели синхронности системных ритмов определяются на основе корреляционной матрицы, полученной посредством трансформации вейвлет-плоскости, и дисперсий спектров Фурье релевантных строк вейвлет-плоскости. Классификаторы построены на основе нейросетевых моделей.

Ключевые слова: система диагностики, электрокардиосигнал, вейвлет-преобразование, корреляционная функция, захват фаз, нейронная сеть.

Сердечно-сосудистая система (ССС) человека является одной из наиболее важных физиологических систем, в функционировании которой принимают

участие различные взаимодействующие между собой колебательные процессы. Наиболее значимыми из них являются сердечный ритм, дыхание, кровенаполнение периферических сосудистых территорий и процессы вегетативной регуляции ССС, в частности, процессы центральной регуляции с собственной частотой вблизи 0.1 Гц [1]. Указанные ритмические процессы могут быть синхронизованы между собой.

Сравнительно недавно было обнаружено, что сердцебиение и дыхание могут быть синхронизованы с процессами регуляции ритма сердца и микроциркуляции крови, имеющими частоту около 0.1 Гц [1]. Большой интерес представляет также исследование возможности синхронизации ритмов с частотой 0.1 Гц между собой. Эти низкочастотные колебания играют важную роль в вегетативной регуляции ССС [1] и существенно различаются у здоровых людей и людей, имеющих сердечно-сосудистые заболевания. Изучение синхронизации 0.1 Гц-колебаний в сердечном ритме и кровенаполнении сосудов микроциркуляторного русла (МЦР) представляется перспективным для современной кардиологии [1].

Для оценки синхронизации системных ритмов используются фазовые сдвиги в колебаниях одной и той же частоты, но полученные в разных системах, например, электрические колебания ЭКС и механические колебания микроциркуляций. Однако, исследования показывают, что синхронность системных ритмов можно исследовать только используя один сигнал, например, электрокардиосигнал, который модулируется системными ритмами более низких частот, начиная с частоты дыхания. Кроме того, показано, что диагностическую ценность представляют интервалы нарушения синхронизации и их количество на интервале наблюдения сигнала [1].

Для вычисления показателей синхронизации используем корреляционную функцию наблюдаемого модулированного низкочастотными колебаниями сигнала. С этой целью из электрокардиосигнала необходимо выделить релевантные системные ритмы и определить их корреляционную функцию на интервале наблюдения сигнала. Степень корреляции системных ритмов определяет функциональное состояние системы в целом или ее реакцию на управляемый экзогенный фактор. Таким образом, необходим инструментарий, способный как выделить необходимые системные ритмы из электрокардиосигнала, так и определить эволюцию выделяемых спектральных составляющих во времени. В качестве такого инструментария выбираем вейвлет-преобразование. Вейвлет-преобразование формирует на вейвлет-плоскости строки с соответствующими системными ритмами в функции времени.

На вейвлет-плоскости электрокардиосигнала можно достаточно четко зафиксировать вторую гармонику кардиосигнала, первую гармонику кардиосигнала, дыхательный ритм и частоту 0,1 Гц [2]. По существу – каждая строка вейвлет-плоскости – это сигнал, ордината которого показывает амплитудное значение оконного спектра Фурье, определяемое

соответствующим этой строке масштабом вейвлета, а абсцисса – соответствующую координату окна (вейвлета) на оси абсцисс.

Несмотря на то, что вейвлет-преобразование мультиплицирует сигнал, то есть число отсчетов приблизительно умножается на число строк (число масштабов) вейвлет плоскости, число выделенных из электрокардиосигнала информативных признаков будет значительно меньше отсчетов исходного сигнала [3]. Во-первых, мультиплицирование осуществляется не по всем строкам вейвлет-плоскости, а только по строкам, несущим релевантные ритмы. Следовательно, в данном случае можем использовать только четыре масштаба. Во-вторых, если не принимать во внимание нарушения «захватов ритма» в некоторые моменты времени и считать вейвлет-сигнал стационарным на апертуре строки, то каждая строка даст только один параметр – корреляционную функцию при $T=0$, где T в общем случае произвольная точка на оси сдвигов вейвлет-плоскости. При выборе второй граничной точки на оси сдвигов, которая определяется как $T+1/2*(\text{длина строки})$ необходимо учитывать, что в разных строках вейвлет-плоскости неодинаковое число отсчетов, что связано с различной шириной окна в разных строках и сопутствующему этому факту краевому эффекту. Поэтому из двух длин строк, по которым определяется корреляционная функция, необходимо выбрать минимальную длину с учетом того, что длина строки на вейвлет-плоскости равна числу отсчетов в исследуемом сигнале минус ширина вейвлета, соответствующая этой строке.

В итоге, при четырех системных ритмах получаем 10 значений корреляционных функций: $K_{11}, K_{12}, K_{13}, K_{14}, K_{22}, K_{23}, K_{24}, K_{33}, K_{34}, K_{44}$. Отстроившись от амплитудных погрешностей путем деления всех корреляционных функций на $\max(K_{11}, K_{22}, K_{33}, K_{44})$, получаем девять информативных признаков для оценки функционального состояния сердечно-сосудистой системы.

Если сигнал в вейвлет-строке не стационарен, то есть в процессе наблюдения электрокардиосигнала имели место нарушения фазовой синхронизации и, как следствие, попытки «захвата фаз», то корреляционные функции в этом случае должны быть представлены в виде вектора, максимальная размерность которого будет составлять половину длины строки вейвлет-плоскости. Так как для надежного наблюдения эволюций ритма 0,1 Гц требуется, по крайней мере, 10 минут, то длина исследуемого электрокардиосигнала даже при частоте дискретизации 100 Гц составляет не менее 60000 отсчетов. Поэтому целесообразно обратить внимание на введенный в [1] параметр, который предложено использовать для диагностики состояния ССС, характеризующий суммарную длительность всех участков синхронизации, выраженную в процентах от длительности всей строки. Аналогом этого параметра для вышеизложенной вейвлет-технологии определения синхронности системных ритмов является дисперсия спектра Фурье соответствующей корреляционной функции.

На рисунке 1 представлены вейвлет-преобразования кардиосигнала на апертуре 4 минуты (два верхних графика) и фрагмент Фурье-преобразования того же сигнала в области 0-0,2 Гц (нижний график). В качестве примера выбраны два участка вейвлет-плоскости из пяти строк, соответствующие центральным частотам 1 Гц и 0,1 Гц. Частота 40 Гц (первая строка вейвлет-плоскости) используется для формирования реперного сигнала.

Таким образом, алгоритм классификации функционального состояния ССС по показателям синхронности системных ритмов в живой системе может быть представлен следующей последовательностью процедур:

1. выбрать релевантные системные ритмы;
2. исходя из самой низкой частоты релевантного системного ритма, выбрать аперттуру наблюдения электрокардиосигнала таким образом, чтобы в нее входило не менее 10 периодов этой частоты;
3. получить электрокардиосигнал заданной длительности, если необходима диагностика функционального состояния ССС, или получить обучающую выборку, если необходимо построить классификатор;

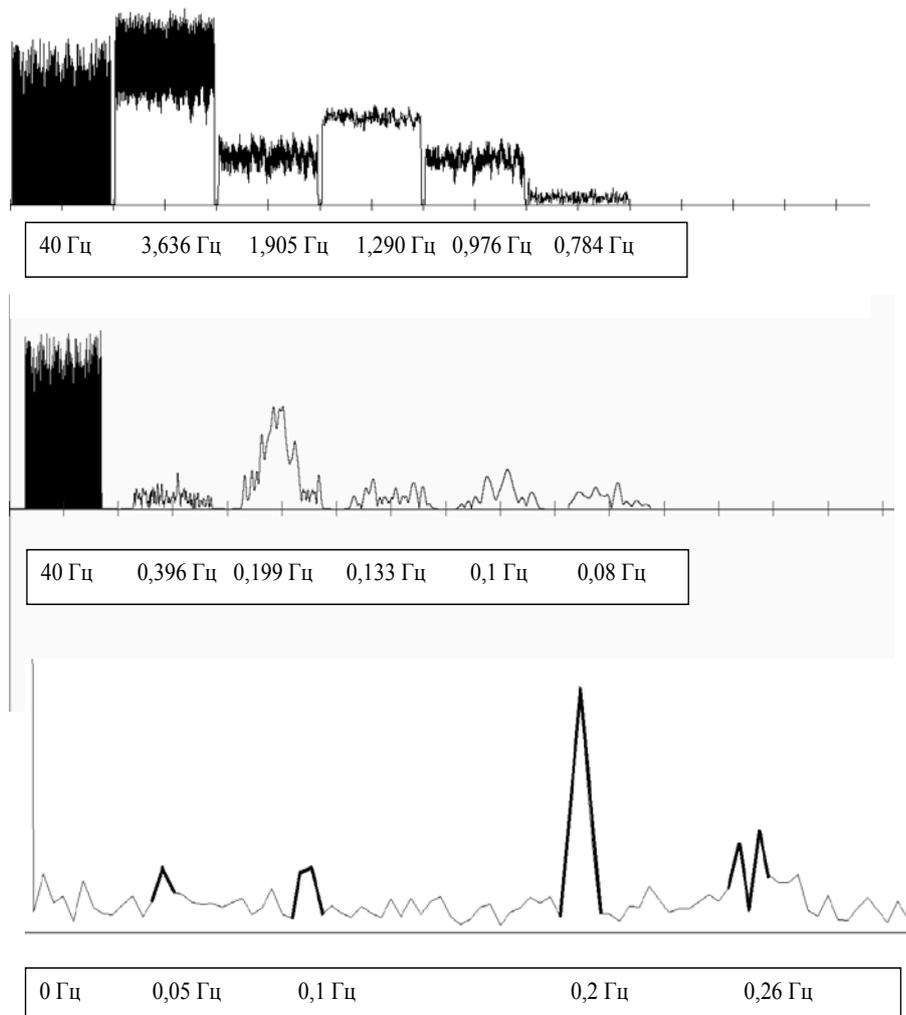


Рисунок 1. Вейвлет-преобразования электрокардиосигнала (два верхних графика) и фрагмент преобразования Фурье того же сигнала в полосе частот, соответствующей второму графику

4. построить вейвлет-плоскость (вейвлет-плоскости) электрокардиосигнала (обучающей выборки);
5. выбрать на вейвлет-плоскости (вейвлет-плоскостях) строки, характеризующие релевантные системные ритмы;
6. трансформировать выбранные строки в матрицу (в матрицы в случае обучающей выборки);
7. определить корреляционные функции для построенной матрицы (построенных матриц) при нулевом сдвиге;
8. нормировать полученные корреляционные функции согласно вышеизложенной методике;
9. определить амплитудные спектры Фурье строк нормированной матрицы (нормированных матриц);
10. определить дисперсии полученных спектров Фурье;
11. сформировать вектора информативных признаков из данных, полученных в п.8 и п. 10;
12. подать сформированные векторы на вход обученной нейронной сети или приступить к обучению нейронной сети.

В результате проведенных исследований предложены новые алгоритмические решения, предназначенные для использования в ходе профилактических обследований с целью формирования индивидуальных программ по профилактике ССС и их осложнений.

Библиографический список

1. Методика исследования синхронизации колебательных процессов с частотой 0.1 Гц в сердечно-сосудистой системе человека/Б.П. Безручко, В.И. Гриднев, А.С. Караваев, А.Р. Киселев, В.И. Пономаренко, М.Д. Прохоров, Е.И. Рубан// Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика. 2009. Т. 17, № 6. С. 44-56.
2. Филист С.А. Многомерная частотная селекция в задачах анализа медленных волн/С.А. Филист, А.П. Белобров, А.А. Кузьмин // Биомедицинская радиоэлектроника. №2, 2010. С.4-10.
3. Филист С.А. Алгоритм выделения медленных волн и дыхательных ритмов из электрокардиосигналов /С.А. Филист, В.В. Жилин, В.Н. Мишустин, В.С. Титов // Медицинская техника, 2013. №4. С. 21-23.

ALGORITHM OF CLASSIFICATION OF THE FUNCTIONAL CONDITION OF THE CARDIOVASCULAR SYSTEM ON THE INDICATORS OF SYNCHRONOUSITY OF SYSTEMIC RHYTHMS

Kiselev Alexey V., Petrova Tatyana V., Trifonov Andrey A.

Federal State Budget Educational Institution of Higher Education «South-West State University»

305004, Russia, Kursk, Chelyuskintsev, 19, SFilist@gmail.com

The article provides a rationale and describes an algorithm for classifying the functional state of the cardiovascular system according to the indices of synchronism of systemic rhythms. As a source of "raw" data, an electrocardiogram is used, from which slow waves (system rhythms) are allocated through wavelet transformation, correlation analysis and Fourier analysis. The synchronicity of the system rhythms is determined on the basis of the correlation matrix obtained by the transformation of the wavelet plane, and the variances of the Fourier spectra of the relevant rows of the wavelet plane. Classifiers are built on the basis of neural network models.

Key words: diagnostic system, electrocardiogram, wavelet transform, correlation function, phase locking, neural network.

УДК 004.89; 616.34

БАЗОВАЯ МОДЕЛЬ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ПРОГНОЗА РИСКА СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТЫХ ОСЛОЖНЕНИЙ

*Савинов Денис Юрьевич, Филист Сергей Алексеевич,
Шаталова Ольга Владимировна*

ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет»
305004, Россия, г. Курск, Челюскинцев, д. 19, SFilist@gmail.com

В статье представлена базовая модель интеллектуальной системы прогнозирования сердечно-сосудистых осложнений, включающая агенты нижнего и верхнего уровня. Агенты нижнего уровня разделены на три группы, первая из которых осуществляет анализ данных, полученных на основе биоимпедансных исследований, вторая - на основе анализа модифицируемых и конституционных предикторов, а третья группа агентов предназначена для диагностики сопутствующих заболеваний и синдромов по предикторам, используемых первыми двумя группами агентов. Интеллектуальная система позволяет управлять процессом принятия решений посредством сочетания экспертных оценок, статистических данных и текущей информации.

Ключевые слова: система диагностики, интеллектуальный агент, сердечно-сосудистые осложнения, нейронная сеть.

За основу интеллектуальной системы поддержки принятия решений по прогнозированию сердечно-сосудистых осложнений (ССО) взяты мультиагентные системы [1]. Под мультиагентной системой интеллектуальных агентов (ИА) будем понимать множество автономных ИА нижнего уровня, объединенное посредством одного или нескольких ИА верхнего иерархического уровня путем настраиваемых связей, каждой из которых присваивается определенный вес. Так как один ИА нижнего уровня может

передавать данные более чем одному агенту верхнего уровня, то его данные могут характеризоваться несколькими весами.

Для решения задачи прогнозирования ССО необходимо создать некоторое множество агентов и организовать между ними эффективное взаимодействие, что позволит построить единую мультиагентную систему. Под воздействием внешних факторов (процесса обучения или экспертного оценивания), веса в системе приобретают оптимальные значения, то есть система самоорганизуется. Процесс самоорганизации может привести к полному исключению из структуры системы интеллектуальных агентов любого уровня или к модификации пространства информативных признаков на входе ИА. Тем не менее, для построения такой системы необходима базовая структура.

Анализ факторов риска ССО показывает, что факторами риска могут быть не только определенные биомедицинские показатели (в представленной модели эти показатели определялись на основе опросников и биоимпедансных исследований), но и уже имеющиеся заболевания или синдромы, поэтому в качестве базовой системы предикторов для прогнозирования ССО были взята диагностическая модель, представленная в работе [2].

Для построения базовой структуры мультиагентной интеллектуальной системы (МИС) будем использовать ИА нижнего уровня, способных формировать предикторы ССО. Все ИА нижнего уровня разделим на три группы. В первую группу включаем те ИА, которые используют хорошо апробированные факторы риска ССО. Во вторую группу включаем ИА, которые формируют предикторы на основе биоимпедансных исследований. В третью группу включаем агенты, которые диагностируют сопутствующие заболевания и синдромы. Структурная схема МИС, построенная по такому принципу, представлена на рисунке 1.

В принципе, базовая структура не ограничивает число ИА на нижнем уровне, как в первой, так и во второй группе. Однако это число ограничивается, как базой данных обучающих и контрольных выборок, так и возможностями базы знаний, привлекаемой для формирования ИА всех уровней. МИС перестраивает связи ИА в зависимости от доступности тех предикторов или тех информативных признаков, получаемых при исследовании конкретного образца, без переобучения ИА.

ИА формируются на основе обучаемых классификаторов, построенных на основе многослойных нейронных сетей прямого распространения, или гибридных технологий [2]. В выходном слое гибридного решающего модуля используется нечеткая нейронная сеть или однослойная нейронная сеть прямого распространения с линейной функцией активации.

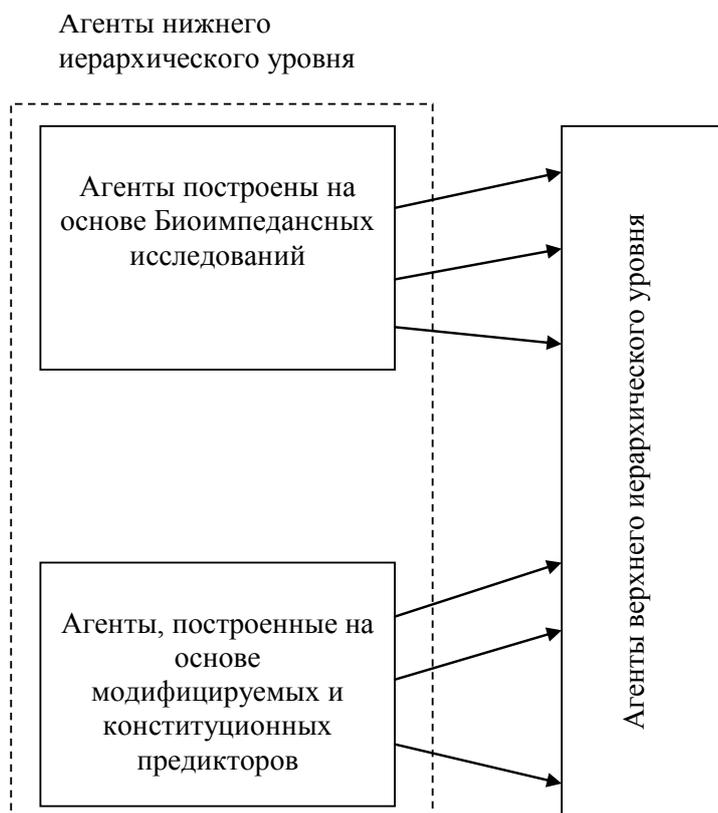


Рисунок 1. Базовая структура многоагентной интеллектуальной системы для прогнозирования ССО

При прогнозировании ССО сопутствующие заболевания или синдромы могут быть уже установленным фактом, или нуждаться в диагностике. Отсюда следует, что интеллектуальная система прогнозирования ССО должна содержать элементы как диагностических, так и прогностических моделей. При этом необходимо отметить, что факторы риска диагностируемых заболеваний или синдромов являются также факторами риска прогнозируемого заболевания. Таким образом, в зависимости от того, был ли поставлен диагноз по фактору риска, структура многоагентной системы должна перестраиваться. Этот принцип иллюстрирует рисунок 2, на котором показана прогностическая модель, в состав которой входят как модули прогнозирования, так и модули диагностики. На этой схеме модули прогнозирования построены на основе нейросетевых моделей, а модули диагностики – на основе нечетких моделей принятия решений. Уверенность в постановке диагноза присутствует на выходе нечеткого модуля принятия решений – агрегатора и поступает в узлы нейронной сети, тем самым меняя ее структуру. Они отличаются только последовательностью включения нейронной сети (NET) и модуля нечеткого логического вывода. Последовательность включения этих блоков зависит от вида входных данных ИА.

Построение нейронной сети производилось с использованием статистического пакета StatSoft Statistica v.6 путем проведения итераций ее обучения методом обратного распространения ошибки. На первой итерации в

качестве входных параметров использовались все ее параметры. В качестве параметра, характеризующего качество работы нейронной сети, оценивалась доля совпадений результатов прогноза нейронной сетью и фактического наличия риска ССО, определяемого либо путем экспертного оценивания, либо по сертифицированной системе прогнозирования ССЗ. После каждой итерации проводился анализ важности входных параметров, по результатам которого наименее важный параметр исключался из обучения на следующей итерации.

Анализ важности входных параметров производился путем анализа чувствительности, входящего в стандартный набор методов в системе Statistica v.6. Анализ чувствительности осуществлялся автоматически путем поочередного удаления каждого входного параметра и определения качества работы нейросети без него. Если нейронная сеть при удалении параметра улучшала результаты, то удаленному входному параметру присваивалась низкая (< 1) важность (чем лучше нейронная сеть давала результат, тем меньше присваивалась важность). Если нейронная сеть при удалении параметра ухудшала результаты классификации, то удаленному входному параметру присваивалась высокая (> 1) важность (чем хуже нейронная сеть давала результат, тем больше присваивалась важность удаленному информативному признаку).

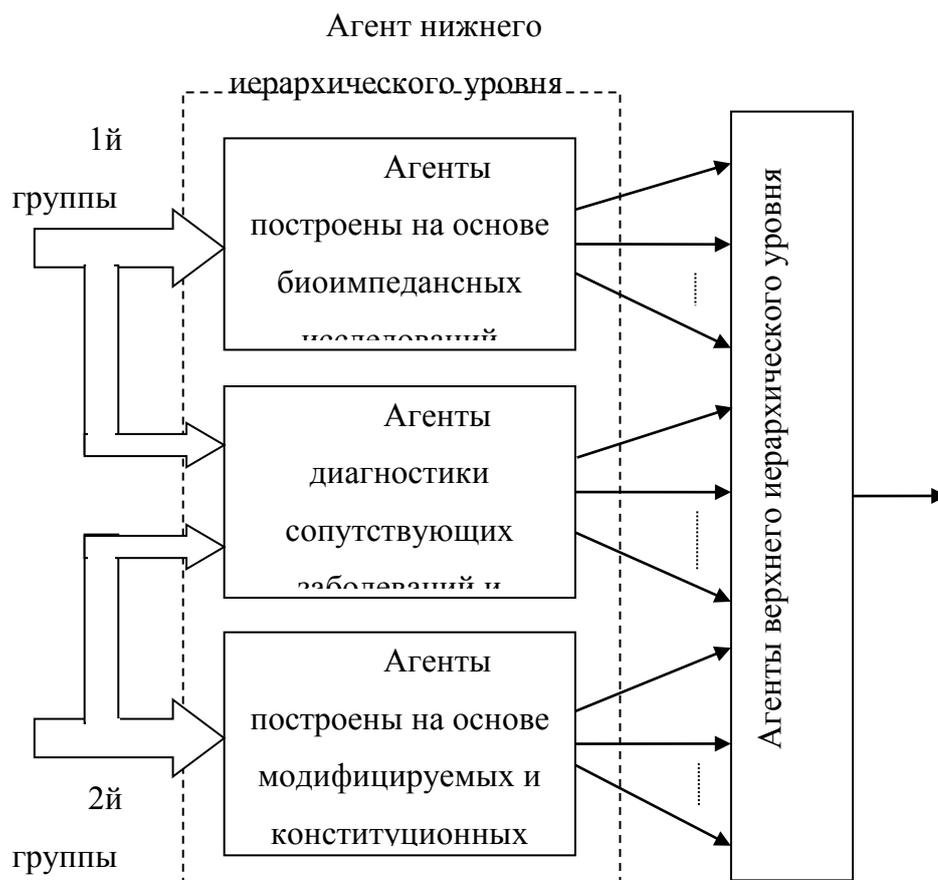


Рисунок 2. Структура прогностической модели, в состав которой входят как модули прогнозирования, так и модули диагностики

Таким образом, каждая итерация обучения включала в себя обучение нейронной сети, проведение анализа чувствительности и удаление из набора тех входных параметров, которые имели низкую (< 1) важность, а каждая последующая итерация производилась без удаленных на предыдущей итерации параметров. Обучение и удаление входных параметров производилось до момента, когда все входные параметры имели высокую важность (> 1) [3].

Для определения референтных границ вероятности наличия у пациента риска ССО, получаемой по результатам работы нейронной сети, использовался *ROC*-анализ с определением показателей чувствительности и специфичности [3].

Выбор топологии (структуры) нейронной сети осуществлялся также автоматически стандартными средствами системы Statistica v.6 следующим образом. На каждом этапе обучения нейронной сети производилось построение моделей с различной комбинацией числа нейронов скрытого слоя, функций активации нейронов скрытого и выходного слоя. Число нейронов входного слоя равнялось числу входных параметров, а число выходных нейронов – 2, по числу возможных вариантов прогноза (риск ССО/нет риска ССО). Из всех построенных нейронных сетей выбиралась модель с наилучшим качеством прогноза.

Библиографический список

1. Филист С.А. Иерархические нечеткие нейронные сети в дифференциальной диагностике сердечно-сосудистых заболеваний /С.А. Филист, А.А. Грахов, С.В. Пихлап // Вестник Воронежского государственного технического университета. Том 4, №8, 2008. С.129-132.
2. Филист С.А. Гибридная нейронная сеть с макрослоями для медицинских приложений /С.А. Филист, О.В. Шаталова, М.А. Ефремов // Нейрокомпьютеры. Разработка и применение, 2014. - №6. - С. 35-39.
3. Ихаб Васми, В.А. Классифицирующие модели прогнозирования инфекционных заболеваний в гетерогенном пространстве информативных признаков / В.А. Ихаб Васми, Ю.Б. Мухатаев, В.В. Федянин // Нейроинформатика, ее приложения и анализ данных: материалы XXIV Всероссийского семинара. – Красноярск, 2016. – С. 19-23.

THE BASIC MODEL OF MULTI-AGENT INTELLIGENT SYSTEM FOR PREDICTION OF RISK OF CARDIOVASCULAR COMPLICATIONS

Savinov Denis Y., Filist Sergey A., Shatalova Olga V.

Federal State Budget Educational Institution of Higher Education «South-West State University»

305004, Russia, Kursk, Chelyuskintsev, 19, SFilist@gmail.com

The article presents the basic model of the intellectual system of prediction of cardiovascular complications, including agents of the lower and upper levels. Agents of the lower level are divided into three groups, the first of which analyzes the data obtained on the basis of bioimpedance studies, the second - on the basis of the analysis of modifiable and constitutional predictors, and the third group of agents is designed to diagnose comorbidities and syndromes by predictors used by the first two groups of agents. The smart system allows you to manage the decision-making process through a combination of expert assessments, statistics and current information.

Key words: diagnostic system, intellectual agent, cardiovascular complications, neural network.

УДК 004.89; 616.34

ВЫЯВЛЕНИЕ ЭФФЕКТИВНЫХ ГЕНЕТИЧЕСКИХ ВАРИАНТОВ МУТАЦИЙ ДЛЯ ТОЧНОЙ МЕДИЦИНЫ

Канищев Илья Сергеевич

Вятский государственный университет, 610000, г. Киров, ул. Московская, д. 36, kanishchev.ilya@gmail.com

В течение последних нескольких лет было много сказано о том, как точная медицина и, более конкретно, как генетическое тестирование будет способствовать методам лечения заболеваний, таких как рак. Однако продвижение в этой области происходит мелкими шагами из-за огромного объема ручной работы. После секвенирования раковая опухоль может иметь тысячи генетических мутаций. Основная задача состоит в том, чтобы отличить мутации, которые способствуют росту опухоли от нейтральных мутаций. В настоящее время эта интерпретация выполняется вручную. Интеграция и манипулирование различными геномными данными и обширными электронными системами здравоохранения (EHR) на большой инфраструктуре данных может обеспечить эффективный способ выявления возможных генетических вариантов для персонализированных методов лечения и снижения затрат на здравоохранение. Немалую помощь в классификации генетических мутаций может оказать применение современных компьютерных технологий. Автоматизированный подход позволит объединить многолетний опыт работы в этой области.

Ключевые слова: точная медицина, наивный байесовский классификатор, генетические мутации, геномные данные.

Высокопроизводительная технология геномики сделала возможной эпоху точной медицины, которая включает в себя интеграцию генетических данных, образа жизни и окружающей среды пациента, а затем сравнение этих данных с аналогичными данными, собранными для тысяч других людей, для прогнозирования болезни и определения наилучшего метода лечения. Точная медицина направлена на то, чтобы адаптировать медицинское обслуживание, используя действующие геномные мутации для руководства профилактическими вмешательствами и принятием клинических решений [2].

За последние 25 лет на генетическом уровне изучалось более 4000 менделевских расстройств [2]. Более 80 миллионов генетических вариантов были обнаружены в геноме человека [3]. Исследования клинической фармакологии с использованием электронных систем здравоохранения (EHR) в последнее время стали осуществимыми, поскольку EHR были реализованы более широко [4].

В течение последних нескольких лет исследователи мирового уровня в Мемориальном онкологическом центре имени Слоуна-Кеттеринга (MSKCC) работали над созданием базы данных, основанной на аннотированных знаниях онкологов [5]. Онкологический центр имени Слоуна-Кеттеринга в Нью-Йорке – один из старейших и крупнейших центров с подобной медицинской специализацией в мире. Более 100 лет в центре проводятся диагностика и лечения всех видов раковых заболеваний у взрослых и детей.

При предполагаемом клиническом секвенировании опухолей, являющихся основой для лечения рака, существует срочная потребность в вспомогательном инструменте, который переводит последствия, связанные с конкретными событиями мутаций, в стандартизованный и легко интерпретируемый формат. С этой целью была разработана OncoKB [5], база данных, основанная на экспертных по онкологии.

OncoKB аннотирует биологические и онкогенные эффекты, а также прогностическую значимость соматических молекулярных изменений. Потенциальные последствия для лечения стратифицированы по уровню доказательств [5] того, что конкретное молекулярное изменение является прогнозирующим ответом на лекарственные средства на основе маркировки пищевых продуктов и лекарственных средств США, национальных рекомендаций по комплексной онкологической сети, рекомендаций групп экспертов, ориентированных на болезни, и научной литературы.

На сегодняшний день аннотируется около 3 000 уникальных мутаций. Чтобы проверить полезность OncoKB, были аннотированы все геномные события в 5 983 первичных опухолевых образцах в 19 типах рака. Сорок один процент проб содержал по крайней мере одно потенциально изменяемое действие, из которых 7,5% были предсказаны клинической выгодой от стандартной обработки [5].

OncoKB, всесторонняя и кураторская база знаний по онкологии, предлагает онкологам подробную, основанную на доказательствах информацию о индивидуальных соматических мутациях и структурных

изменениях, присутствующих в опухолях пациентов, с целью поддержки оптимальных решений о лечении [5].

Для решения поставленных задач необходимо одновременно обработать две базы данных (одну для генерации специализированного словаря, а другую - для извлечения признаков из клинических доказательств, представленных в форме обычного текста). Обе связаны через поле ID (идентификатор строки, используемый для связывания генетических мутаций с клиническими данными).

В результате первоначальной обработки и с помощью общих инструментов визуализации представленных данных были выявлены следующие значимые факторы:

1. В учебном наборе имеется 3321 разных идентификаторов, содержащих 264 разных выражения генов с 2996 различными вариациями. Существует 9 разных классов, обозначенных целыми уровнями.

2. Функции Gene и Variation содержат символьные строки различной длины.

3. На 70% больше тестовых данных, чем данные для обучения. Описание данных говорит нам, что «некоторые из тестовых данных генерируются искусственным путем для предотвращения маркировки вручную».

4. Наиболее часто встречаемые гены в тренировочных и тестовых данных совершенно разные. Кроме того, данные испытаний, по-видимому, содержат значительно более разные гены и меньшее количество высокочастотных генов, чем данные для обучения. В какой-то степени это может быть результатом добавления машинных файлов в тестовые данные (путем добавления множества разных случайных уровней). Таким образом, разница в частоте может отражать истинную долю эффективных тестовых данных по данным для обучения. Напротив, наиболее частые вариации в тренировочных и тестовых данных в значительной степени идентичны; хотя, соответствующие частоты ниже в тестовых данных (в 5 - 10 раз).

В качестве базовой модели предлагается использовать байесовскую логистическую регрессию [6]. Байесовский вывод в настоящее время представляет собой одно из наиболее перспективных направлений в статистике и анализе данных. Одним из его преимуществ для данной задачи является то, что на выходе модели имеются не конкретные значения искомых параметров, а некоторое их распределение, что позволяет более эффективно оценивать неопределенность конечного результата.

Для нахождения апостериорного распределения параметров необходимо задать априорные вероятностные распределения параметров модели и функцию правдоподобия. Апостериорное распределение модели может быть использовано, чтобы сгенерировать новые данные с учетом прошлых наблюдений и также делать предсказания. Это производится путем вычисления правдоподобия для новых данных, усредняя по каждому множеству скрытых переменных в соответствии с апостериорным распределением.

$$p(\theta|Data) = \frac{p(Data|\theta) \cdot p(\theta)}{\int p(Data|\theta) \cdot p(\theta) d\theta}, \text{ где} \quad 1)$$

$p(\theta|Data)$ – апостериорная вероятность, $p(Data|\theta)$ – функция правдоподобия, $p(\theta)$ – априорная вероятность.

Вторым шагом является Байесовский вывод – нахождение апостериорного распределения параметров, используя наблюдаемые данные. Для этого предлагается использовать алгоритм Метрополиса-Хастинга [7], предварительно произведя оценку апостериорного максимума, чтобы ускорить сходимость к апостериорному распределению и снизить негативный эффект от случайного блуждания.

Для каждого идентификатора (поле ID) в тестовом наборе необходимо предсказать вероятность принадлежности к одному из 9 классов. Алгоритм оценивается с помощью логарифмической функции потерь нескольких классов.

$$logloss = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M y_{ij} \log(p_{ij}), \text{ где} \quad 2)$$

N - данные в тестовом наборе, M - идентификаторы, с верно указанным классом. Натуральный логарифм $\log(p_{ij})$ равен 1 , если наблюдение состоит в классе j и 0 в противном случае, p_{ij} – предсказанная вероятность, что ID относится к классу j . Предсказанная вероятность должна находиться в диапазоне $[0; 1]$.

Результат использование базовой модели и нескольких других алгоритмов для сравнения результатов и времени, потраченного на обработку, представлены на рис. 1.

Таким образом, можно сказать, что байесовская логистическая регрессия является наиболее быстрым среди всех представленных алгоритмов. Тем не менее, другие методы, несомненно, также являются привлекательными при более чувствительной настройке.

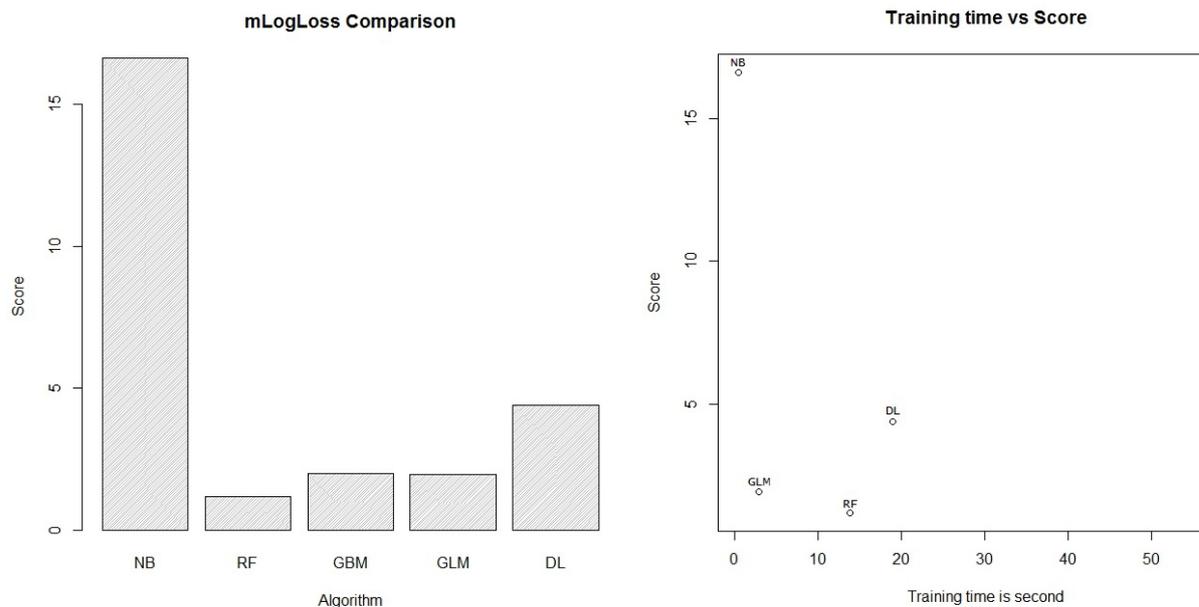


Рис.1. Первоначальные результат работы различных алгоритмов

Библиографический список

1. Vassy J. L., Korf B. R., Green R. C. How to know when physicians are ready for genomic medicine. *Science Translational Medicine*. 2015; 7(287)
2. Brunham L. R., Hayden M. R. Hunting human disease genes: lessons from the past, challenges for the future. *Human Genetics*. 2013; 132(6):603–617
3. Abecasis G. R., Altshuler D., Auton A., et al. A map of human genome variation from population-scale sequencing. *Nature*. 2010; 467(7319):1061–1073.
4. Abecasis G. R., Auton A., Brooks L. D., et al. An integrated map of genetic variation from 1,092 human genomes. *Nature*. 2012; 491(7422):56–65
5. Debyani C., Jianjiong Gao, Sarah Phillips, et al. OncoKB: A Precision Oncology Knowledge Base. *JCO Precision Oncology*, Nov 1, 2017
6. Chen, M.-H., Dey, D. K. Bayesian analysis for correlated ordinal data models. In *Generalized Linear Models: A Bayesian Perspective*. New York: Marcel Dekker. 2000
7. N. Metropolis, A.W. Rosenbluth, M.N. Rosenbluth, et al. Equations of state Colculations by fast computing machines. *Phys. Vol. 21*, 1953; 1087-1092.

DETECTION OF EFFECTIVE GENETIC VARIANTS OF MUTATIONS FOR PRECISE MEDICINE

Kanishchev Ilya S.

Vyatka State University, 610000, Kirov, Moscow str, 36,

kanishchev.ilya@gmail.com

A lot has been said during the past several years about how precision medicine and, more concretely, how genetic testing is going to disrupt the way diseases like cancer are treated. However, this is only partially happening due to the huge amount of manual work still required. Once sequenced, a cancer tumor can have thousands of genetic mutations. But the challenge is distinguishing the mutations that contribute to

tumor growth from the neutral mutations. Currently this interpretation of genetic mutations is being done manually. Integration and manipulation of various genomic data and extensive electronic health systems (EHR) on a large data infrastructure can provide an effective way to identify possible genetic variants for personalized treatments and reduce health care costs. Much help in the classification of genetic mutations can be made use of modern computer technology. An automated approach will combine many years of experience in this field.

Key words: precise medicine, naive Bayesian classifier, genetic mutations, genomic data.

УДК 004.89; 616.34

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ОНКОЗАБОЛЕВАНИЙ

Жидяевская Александра Анатольевна

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Пермский филиал, Россия, 614070, Пермь, ул. Б-р Гагарина, 37А, sturent_perm@bk.ru

Описана разработка и применение нейросетевой системы, решающей задачи диагностики и прогнозирования онкологических заболеваний. Выявлены основные факторы жизни пациента, определяющие его диагноз. Также выявлено их суммарное влияние на здоровье пациентов. Анализ полученных данных позволяет систематизировать знания, которые необходимы для сокращения времени на постановку диагноза.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронная сеть, прогноз, прогнозирование, онкологические заболевания.

В условиях быстро развивающегося современного мира человеку необходимо успевать выполнять множество задач за сжатое время, и очень часто бывает так, что человек забывает о своем здоровье. Тем временем, здравоохранение не может справиться с рядом заболеваний, о наличии которых люди даже не подозревают. Одним из этих заболеваний является рак. Он занимает второе место после сердечно-сосудистых заболеваний по смертности. Исследователи всего мира стремятся выявить его причины, найти пути предупреждения и профилактики.

В некоторых случаях онкологической патологии выявить истинные причины возникновения рака не предоставляется возможным. Можно лишь предположить, какие провоцирующие факторы стали определяющим моментом

в развитии болезни. Поэтому при изучении данной области медицины ученые стараются учесть как можно больше различных факторов.

Как показано в работах [1-3], эффективным инструментом для выявления и изучения факторов, влияющих на риски заболеваний человека являются нейросетевые технологии. В настоящей работе для построения нейросетевых моделей и их исследования приведена методика, предложенная в работах [1-3].

Исследования проводились на статистических данных мировых хранилищ данных. Рассмотрено 140 пациентов различных стран. У каждой страны определен экономический уровень развития [4] в соответствии с разработанной типологией: развитые и развивающиеся страны. Пациенты были поделены по расовым признакам на четыре основные группы: чернокожие, белокожие, латиноамериканцы и азиаты. Из всех пациентов диагноз рака был поставлен у 37 человек [8]. Данные брались за 2014 год. Выделены 7 фактов, ставших входным параметрами:

x_1 – пол человека, по характеристикам которого определяется возможность возникновения у него рака, будем кодировать с помощью цифр: 1 – мужской, 2 – женский.

x_2 – возраст жителя в годах.

x_3 – раса/этническая принадлежность, где 1 – чернокожие, 2 – белокожие, 3 – латиноамериканцы, 4 – азиаты.

x_4 – заболевания раком родственников последних трех поколений: 1- никто не имел патологии, 2- у одного человека из трех ближайших поколений, 3- у двух и более человек.

x_5 - наличие вредной привычки табакокурения: 1 – не курит, 2 – курит.

x_6 - наличие ожирения: 1- вес в норме, 2 – избыточная масса, 3 – первой степени, 4 – второй и третьей степеней.

x_7 – экономическая типология страны, в которой проживает человек, где 1 – развитая, 2 – развивающаяся.

Выходным параметром Y является результат медицинского обследования. Если у пациента обнаружен рак, то $Y=1$, иначе $Y=0$. Проектирование, обучение, тестирование сети и прогнозирование выполнялось с помощью программного продукта «Нейросимулятор» [9]. Наилучшая структура нейронной сети представляла собой персептрон, который имеет 7 входных параметров, 1 скрытый слой с 4 нейронами, а также 1 выходной нейрон.

Все множество примеров разбивалось на обучающую выборку и тестирующую в соотношении: 87% : 13%. Обучение нейронной сети производилось методом обратного распространения ошибки, методом упругого распространения, обратного распространения, методом Левенберга-Марквардта и др. [9]. Наиболее подходящим типом структуры нейронной сети, предназначенной для задачи онкологической диагностики, является персептрон, функцией активации которого является гиперболический тангенс.

После того, как сеть была обучена, точность прогноза подверглась испытанию на тестовом множестве. Среднеквадратическая ошибка на тестирующих примерах составила 1%. Для определения наиболее важных параметров, влияющих на результат диагноза, определим значимость параметров модели (см. Рис. 1).

Выявлено, что самые значимые параметры модели – уровень развития страны, наследственность и раса больного. Факт влияния наследственности на раковые заболевания все еще находится в изучении ученых, однако научно уже доказано, что он имеет влияние на постановку диагноза. От уровня развития страны зависит возможность пациента предупредить болезнь и пройти качественное обследование. Также, можно учесть факт того, что в развитых странах выше уровень жизни и экология.

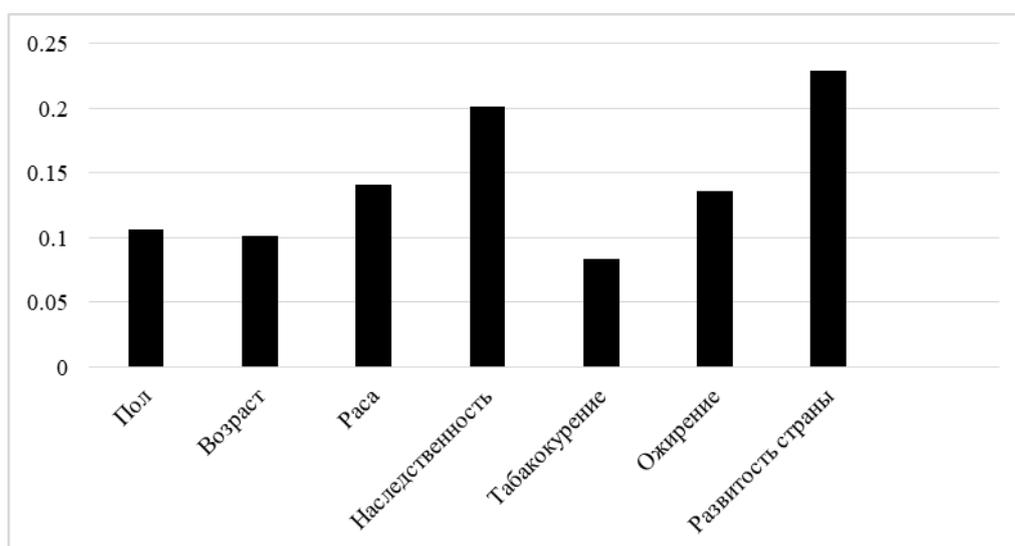


Рисунок 10. Значимость параметров модели

Чуть менее важным параметром является раса пациента. Считается доказанным [7], что раса человека сильно влияет на риск заболеваемости. Так, чернокожие подвержены заболеваниям в наибольшей мере, чуть меньшее количество белокожих имеет это заболевание, а азиаты почти не имеют онкозаболеваний. Самым малозначимым фактом является такая вредная привычка, как табакокурение человека. Однако несмотря на это, она имеет играет не малую роль в диагностике.

Определим, как именно наиболее важные параметры влияют на результат диагноза, пользуясь методикой [1-5]. Рассмотрим влияние уровня развития страны на пациентов со схожими параметрами. Возьмем в пример чернокожего пациента мужчину, проживающего в экономически развитой стране (Франция) 69 лет. Изменения претерпят такие факты, как уровень развития страны, возраст, раса пациента, то есть самые наименее значимые факты. Результаты представлены на рисунке 2.

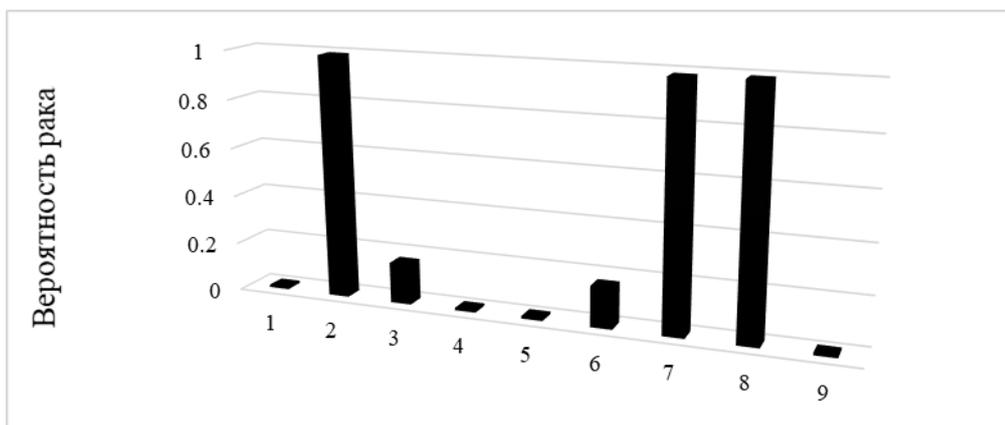


Рисунок 11. Результаты моделирования влияния возможных изменений в жизни человека на его вероятность нахождения раковых заболеваний в зависимости от возраста, расы и уровня развития страны

1-чернокожий мужчина 69 лет, проживающий в развитой стране (исходное состояние); 2- чернокожий мужчина 69 лет, проживающий в не развитой стране; 3 – женщина азиатка 69 лет из не развитой страны; 4 - женщина азиатка 69 лет из развитой страны; 5 - мужчина азиат 69 лет из развитой страны; 6 - мужчина азиат 69 лет из не развитой страны; 7 – белокожий мужчина 50 лет из не развитой страны; 8 – белокожий мужчина 69 лет из не развитой страны; 9 – женщина латиноамериканка 69 лет из развитой страны.

Как можно заметить по общей тенденции, человек, проживающий в развитой стране, менее подвержен раковым заболеваниям. Так, чернокожему пациенту из развитой страны не опасна болезнь (1), а если бы он жил в не развитой стране, то в своем возрасте 69 лет, он бы мог иметь противоположный диагноз (2). Однако будь пациент азиаткой из не развитой страны, вероятность рака упала бы до 17% (3). При определении этого диагноза необходимо учесть то, что азиаты редко заболевают раком. Если бы эта женщина переехала в развитую страну и проживала там уже несколько лет, то болезнь бы миновала (4). Таким же образом, если бы это была не женщина, а мужчина азиатской внешности он бы не был подвергнут болезни (5). Если бы он жил в не развитой стране, возможность заболеваемости была бы выше и составляла 16% (6). Попробуем омолодить пациента до 50 лет и предположить, что он был рожден белокожим в не развитой стране. Тогда вероятность наличия болезни велика, она составляет 98% (7). Предположим, что если бы он был на десять лет старше, то эта вероятность достигла бы 100%. Результаты подтверждены (8). Наконец, рассмотрим пациентку такого же возраста из развитой латиноамериканской страны. Видно, что возможность заболевания минимальна (9).

Таким образом, если изменять наименее значимые факты модели и один наиболее значимый, то заметно, что люди, проживающие в экономически развитых странах, в меньшей степени подвержены раковым заболеваниям. От возраста наличие онкозаболевания зависит в менее выраженной форме. Раса человека также определяется его страной проживания. Необходимо учесть то, что факт наследственности был постоянным (родные не болели раком).

Рассмотрим совместное влияние наследственности и уровня экономического развития страны. За исходное состояние возьмем российского мужчину 50 лет, не курящего и без лишнего веса. В ближайших трех

поколениях один его родственник болел раком. Попробуем изменить его параметры, кроме возраста, ожирения и табакокурения (см. Рис.3).

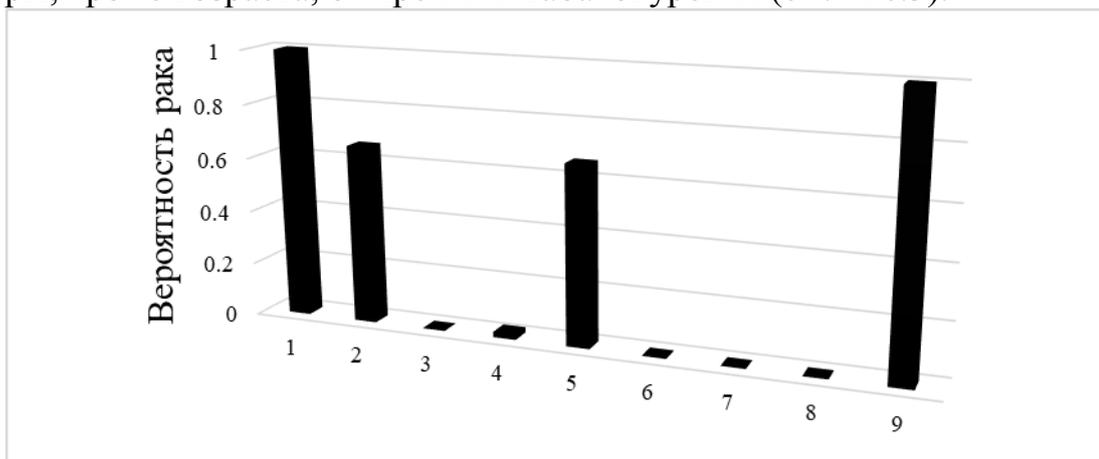


Рисунок 12. Результаты моделирования влияния возможных изменений в жизни человека на его вероятность нахождения раковых заболеваний в зависимости от расы, наследственности и экономического состояния страны пациента

1 – исходное состояние; 2 – родственники не болели раком; 3 - болен раком 1 родственник, но переехал в развитую страну; 4 – болен раком 1 родственник, пациент был рожден женщиной в развитой стране; 5 – чернокожая женщина с 1 больным раком родственником в не развитой стране; 6 – женщина азиатка без больных раком родственников из развитой страны; 7 – женщина азиатка без больных родственников в не развитой стране; 8 – мужчина латиноамериканец без больных родственников из развитой страны; 9 – латиноамериканец, у которого болело 3 родственника раком.

Теперь, учитывая все три наиболее важных фактора модели, можно четко определить зависимости диагноза от признаков жизни пациента. Так, у белокожего мужчины с плохой наследственностью из не развитой страны определенно поставлен диагноз наличия онкозаболевания (1). Однако если бы в его роду не было больных раком, то проживая в той же не развитой стране, его возможность заболеть снизилась бы до 67% (2). Наоборот, если бы у него все же был болен раком 1 родственник, но он бы переехал в юности в развитую страну, то успел бы предупредить болезнь (3). Такой же диагноз у пациента одинаковых параметров женского пола (4). Однако если бы эта женщина была рождена не белокожей, а чернокожей в не развитой стране с одним больным раком родственником, то она бы, скорее всего, была больна раком с вероятностью 67% (5). В данном случае сыграл факт того, что она женщина, а женщины заболевают раком реже. Азиаты и латиноамериканцы, по статистике, почти не болеют раком. И уровень развития страны не играет роли в данном случае, а значимым является факт наследственности (6-8). Так, у латиноамериканца с 3 больными раком родственниками из развитой страны вероятность заболевания достигает 100%. В совокупности, значимые факторы расы, наследственности и уровня экономического развития страны во многом прогнозируют диагноз пациента. В результате изучения этих факторов по отдельности получена неполная картина значимых признаков жизни человека. Возраст влияет на раковое заболевание, однако им могут быть подвержены пациенты различных возрастных групп. Ожирение, как и курение, не сильно влияют на диагноз.

Приведенные результаты выполненных экспериментов в большинстве случаев удовлетворяют положения ученых в области медицины [4]. Необходимо учитывать значимые факторы в совокупности, отдельное изучение может привести к неверным диагнозам.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.
2. Ясницкий Л.Н., Думлер А.А., Полещук А.Н., Богданов К.В., Черепанов Ф.М. Нейросетевая система экспресс-диагностики сердечно-сосудистых заболеваний // Пермский медицинский журнал. – 2011. – Т.28. – №4. – С. 77-86.
3. Ясницкий Л.Н., Думлер А.А., Богданов К.В., Полещук А.Н., Черепанов Ф.М., Макурина Т.В., Чугайнов С.В. Диагностика и прогнозирование течения заболеваний сердечно-сосудистой системы на основе нейронных сетей // Медицинская техника. 2013. № 3. С. 42-44.
4. Экономическая типология стран мира [Электронный ресурс] [Режим доступа: <https://geographyofrussia.com/tipologiya-stran-mira/>] [Проверено: 19.03.2018].
5. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Poleshchuk A.N., Bogdanov C.V., Cherepanov F.M. (2015) Artificial Neural Networks for Obtaining New Medical Knowledge: Diagnostics and Prediction of Cardiovascular Disease Progression // Biology and Medicine (Aligarh). 2015. 7(2): BM-095- 15, 8 pages.
6. Cancer statistics [Электронный ресурс] [Режим доступа: http://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Cancer_statistics] [Проверено: 16.03.2018].
7. Cancer Fact Sheets [Электронный ресурс] [Режим доступа: http://globocan.iarc.fr/Pages/fact_sheets_cancer.aspx] [Проверено: 16.03.2018].
8. Cancer Register [Электронный ресурс] [Режим доступа: <http://www.socialstyrelsen.se/statistics/statisticaldatabase/cancer>] [Проверено: 13.03.2018].
9. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

NEURAL NETWORK MODELING TO DIAGNOSE AND PREDICT THE CANCER DIAGNOSIS

Zhidyayevskaya Alexandra A.

National Research University Higher School of Economics, 37A Bulvar Gagarina st., Perm, 614070, Russia, azhidyayevskayaa@gmail.com

To solve the problems of diagnosing and predicting oncological diseases was developed and described a neural network system. Results are the main factors of patient's life which determine his diagnosis. The dependence of these factors total effect on the predicted diagnosis was also determined. The analysis of the data

obtained makes possible to systematize the knowledge which are necessary to shorten the time for making diagnosis.

Keywords: artificial intelligence, neural network, forecast, cancer.

УДК 004.62; 616.3

ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ПРОСТРАНСТВА ЗАБОЛЕВАНИЙ ПО ДАННЫМ СИМПТОМОВ, С СОКРАЩЕНИЕМ РАЗМЕРНОСТИ НА ПРИМЕРЕ ЗАБОЛЕВАНИЙ ЖЕЛУДОЧНО- КИШЕЧНОГО ТРАКТА

Скачкова Ирина Николаевна, Чечулин Виктор Львович

Пермский государственный национальный исследовательский университет,
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, skachkova596@gmail.com

В статье описан метод первоначальной обработки исходных медицинских данных, с помощью матриц корреляций исходных признаков и заболеваний и метода главных компонент. Сделан вывод о том, что имеется четкое разделение кластеров заболеваний в пространстве симптомов, и на основе исходных данных выделяемы дифференцирующие симптомы и группы симптомов для каждого из заболеваний. Таким образом, в структуре исходных данных имеются условия для формализации процедуры диагностики по набору симптомов.

Ключевые слова: диагностика заболеваний, метод главных компонент.

Использование информационных технологий является фактором, который определяет развитие большинства отраслей знания и областей практической деятельности, в том числе и медицинской области и существует потребность в создании интеллектуальных систем, которые были бы способны помочь врачу поставить правильный диагноз. Медицинские интеллектуальные системы могут позволить врачу не только убедиться в собственных диагностических предположениях, но и получить консультацию в трудных диагностических случаях [1].

Поставлена задача медицинской диагностики: по исходному набору входных признаков медицинского обследования определить какими (и в какой степени тяжести) заболеваниями желудочно-кишечного тракта (ЖКТ) болен пациент. Под параметрами медицинского обследования подразумеваются признаки первичного медицинского осмотра, жалобы пациента, лабораторные исследования, данные УЗИ и рентгеноскопии, которые закодированы в числовом виде (208 исходных признаков). Также предоставлены поставленные врачами диагнозы заболеваний (ЖКТ) реальных пациентов (589 пациентов) на основе исходных признаков. Список заболеваний ЖКТ: Гастрит; Язва;

Гастроэзофагенальная рефлюксная болезнь; Гепатит; Цирроз печени; Холецистит; Панкреатит; Синдром раздраженного кишечника.

Диагнозы, поставленные реальным пациентам, представляют собой значения от 0 до 4 в порядке возрастания тяжести заболевания (0 – нет заболевания, ... 4 – самая тяжелая степень).

Для того, чтобы на предварительной стадии исследования понять, что представляют из себя исходные данные, в частности увидеть расположение данных в анализируемом пространстве и узнать можно ли условно разделить данные на кластеры (классы), был применен метод главных компонент.

Метод главных компонент - способ понижения размерности исходных данных, суть которого состоит в переходе к новому ортогональному базису, оси которого ориентированы по направлениям максимальной дисперсии набора входных данных. Такое преобразование позволяет понижать информацию путем отбрасывания координат, соответствующих направлениям с минимальной дисперсией. Вычисление главных компонент может быть сведено к вычислению сингулярного разложения матрицы данных или к вычислению собственных векторов и собственных значений ковариационной (корреляционной) матрицы исходных данных [1]. Особенностью метода главных компонент считается его способность уменьшать размерность данных, потеряв при этом минимальное количество информации. Когда число главных компонент не велико, расположение объектов в пространстве выбранных главных компонент можно изучить визуально.

Реализация МГК на исходном множестве данных:

1. Подсчитывалась матрица ранговых корреляций Спирмена r_s между исходными признаками X_i , $i=1,..208$, и поставленными диагнозами Y_j , $j=1,..8$, для того чтобы определить те параметры, которые имеют слабую взаимосвязь с каждым из диагнозов, и которые впоследствии можно определить как малозначимые входные признаки. Слабая взаимосвязь признака с диагнозом была определена, если коэффициент корреляции $r_s < 0.3$. Малозначимые признаки были удалены из исходного множества, размерность множества исходных признаков сократилась до 112.
2. Был произведен переход от матрицы исходных данных к матрице корреляций признаков с единичной главной диагональю и найдены собственные вектора и собственные значения корреляционной матрицы. Отсев главных компонент по перегибу кривой собственных значений [3] даёт 3 значимые компоненты, которые описывают 64% дисперсии. Первые 2 главные компоненты описывают 58% дисперсии.
3. Затем был произведен переход к новым переменным:
 $z^{(k)} = Xl^{(k)}$, где $k=1,2..p$ – число главных компонент,
 X – матрица исходных данных,
 $l^{(k)}$ – собственный вектор, соответствующий k главной компоненте
4. В новых переменных, были выделены группы точек, для которых диагнозы не пересекались, то есть пациент имел только одно из

заболеваний. По данным группам были найдены центры кластеров в анализируемом пространстве, как среднее арифметическое по каждой координате. Результат визуализации центров кластеров представлен на рис. 1, 2. Вычисления были произведены в пакете STATISTICA и с помощью библиотек машинного обучения и DataMining на языке Python.

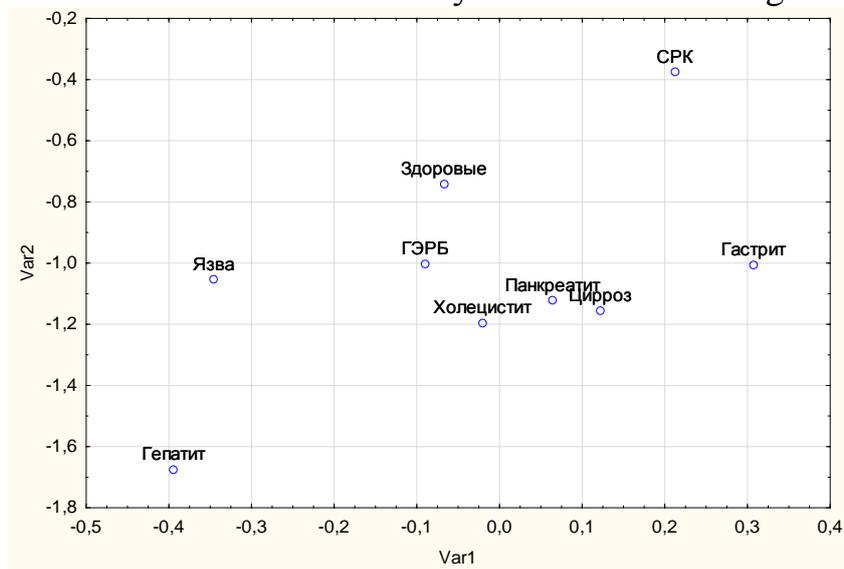


Рисунок 13. Центры кластеров болезней в пространстве первых двух главных компонент

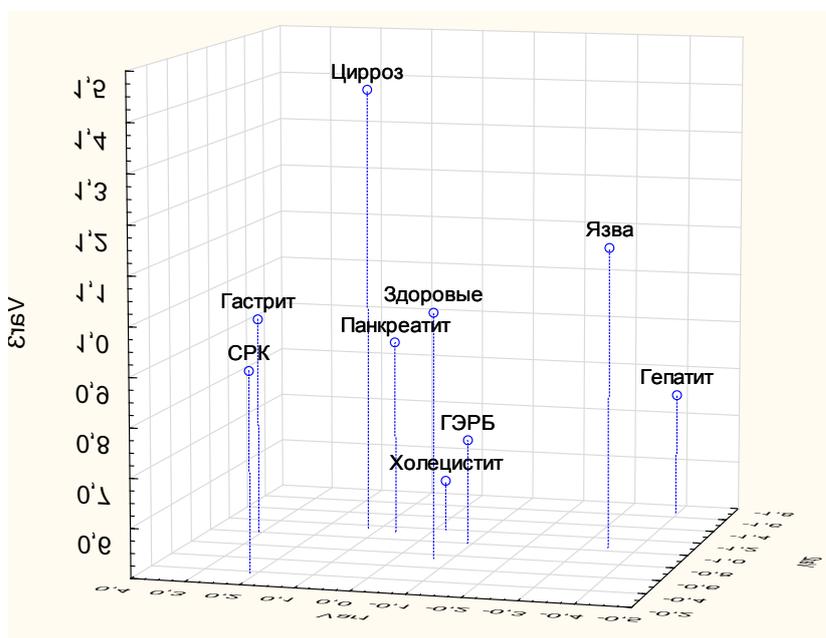


Рисунок 2. Центры кластеров болезней в пространстве первых трёх главных компонент

Так как заболевания ЖКТ взаимосвязаны между собой, то определение дифференцирующего симптома для конкретного заболевания является ключевым моментом в диагностике. Определено расположение центров

кластеров относительно друг друга и относительно кластера здоровых пациентов. На рис.1-2 показаны проекции кластеров заболеваний в разных размерностях. Заболевания Гастрит, Язва и ГЭРБ являются взаимосвязанными заболеваниями ЖКТ и на плоскостях замечается, что расположение проекций их кластеров находится в одном направлении от кластера «Здоровые».

Поскольку исходные кластеры были образованы уже состоявшимися диагнозами, с привязанными к ним выражениями исходных симптомов, то из рис. 1, 2 следует, что имеется четкое разделение кластеров заболеваний в пространстве симптомов, и на основе исходных данных выделяемы дифференцирующие симптомы и группы симптомов для каждого из заболеваний. Таким образом, в структуре исходных данных имеются условия для формализации процедуры диагностики по набору симптомов. Описание формализованной процедуры диагностики требует отдельного изложения.

Библиографический список

1. Иберла К. Факторный анализ. Пер. с нем. В. М. Ивановой. М.: Статистика, 1980, С. 398 .
2. Главные компоненты и факторный анализ. [Электронный ресурс]. URL: <http://statsoft.ru/home/textbook/modules/stfacan.html>
3. Айвазян С. А. Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Классификация и снижение размерности. М. ФиС, 1989, С. 608

VISUALIZATION OF THE SPACE OF DISEASES BY THE DATA OF SYMPTOMS, WITH REDUCED DIMENSIONS ON THE EXAMPLE OF DISEASES OF THE GASTROINTESTINAL TRACT

Skachkova Irina N., Chechulin Viktor L.

Perm State University, st. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990,
skachkova596@gmail.com

The article describes the method of initial processing of medical data, using matrices of correlations of initial symptoms and diseases and the method PCA. It is concluded that there is a clear separation of clusters of diseases in the space of symptoms, and on the basis of the initial data, differentiating symptoms and groups of symptoms are distinguished for each of the diseases. Thus, in the structure of the initial data there are conditions for the formalization of the procedure for diagnosis by a set of symptoms.

Key words: diagnostics, PCA.

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЬ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ПРИ ИНФОРМАТИЗАЦИИ ПОСТАНОВКИ ДИАГНОЗА

Скачкова Ирина Николаевна, Чечулин Виктор Львович

Пермский государственный национальный исследовательский университет,
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, skachkova596@gmail.com

В статье описан опыт формализации схемы работы врача при постановке диагнозов, на примере заболеваний желудочно-кишечного тракта, при наличии исходного множества данных, которые наиболее полно характеризуют область. Метод основан на использовании матрицы корреляций исходных симптомов с заболеваниями.

Ключевые слова: медицинская диагностика, матрица корреляций.

В большинстве областей практической деятельности происходит внедрение новейших информационных технологий, в качестве систем управления, прогнозирования, принятия решений, мониторинга и т.д. Значение информационного обеспечения возрастает и для медицинской области, так как в этой области необходима особая систематизация и обработка данных пациентов. Существует потребность в создании интеллектуальных систем, так как есть проблемы при принятии медицинских решений: недостаточность знаний, ограниченность временных ресурсов, отсутствие возможности привлечения большого числа компетентных экспертов и неполнота информации о состоянии пациента. Медицинские интеллектуальные системы не смогут заменить врача, эксперта в своей области, но могут позволить врачу проверить собственные предположения или получить консультацию в трудных диагностических случаях [1].

Поставлена задача медицинской диагностики: по исходному набору входных признаков медицинского обследования определить какими (и в какой степени тяжести) заболеваниями желудочно-кишечного тракта (ЖКТ) болен пациент. Под параметрами медицинского обследования подразумеваются признаки первичного медицинского осмотра, жалобы пациента, лабораторные исследования, данные УЗИ и рентгеноскопии, которые закодированы в числовом виде (208 исходных признаков). Также предоставлены поставленные врачами диагнозы заболеваний (ЖКТ) реальных пациентов (589 пациентов) на основе исходных признаков. Список заболеваний ЖКТ: Гастрит; Язва; Гастроэзофагенальная рефлюксная болезнь; Гепатит; Цирроз печени; Холецистит; Панкреатит; Синдром раздраженного кишечника [2].

Диагнозы, поставленные реальным пациентам, представляют собой значения от 0 до 4 в порядке возрастания тяжести заболевания (0 – нет заболевания, ... 4 – самая тяжелая степень).

Признаки исходного множества можно условно разделить на две группы. Первая группа – анамнез жизни пациента, жалобы пациента, внешние симптомы, выявленные при осмотре врачом. Вторая группа – результаты лабораторных анализов, УЗИ, рентгеноскопии. На основании совокупности этих признаков врач в реальной практике определяет какой диагноз поставить, причем сначала врач отмечает жалобы пациента, узнает симптомы и проводит осмотр, затем на основании полученной информации, определяет возможные заболевания и назначает соответствующие анализы и другие исследования, чтобы поставить окончательный диагноз. Так как в исходном множестве данных присутствует полный набор признаков, характеризующих заболевания ЖКТ и их можно разбить на два множества, так же, как и при действительном приеме врача (жалобы, симптомы -> анализы), то можно математически описать процесс постановки диагноза используя исходное множество.

Подсчитывается матрица ранговых корреляций Спирмена_s между исходными признаками $X_i, i=1,..208$, и поставленными диагнозами $Y_j, j=1,..8$. Затем для первой группы признаков (жалобы, симптомы) выбираются наиболее вероятные заболевания, в зависимости от значения коэффициента корреляции. На втором шаге происходит уточнение вероятности болезни по корреляциям второй группы симптомов.

Выберем некоторого пациента из исходного множества. У пациента присутствует наличие следующих симптомов (с численными значениями корреляций симптомов с заболеваниями больших 0,2):

1. Частое ощущение изжоги (Гастрит – 0,33; ГЭРБ – 0,55; Холецистит – 0,25; Панкреатит – 0,35; Язва – 0,23)
2. Локализация боли в верхней части живота (эпигастрий) (Гастрит – 0,45; ГЭРБ – 0,29; Панкреатит – 0,34; Язва – 0,37);
3. Боли в животе беспокоят на голодный желудок и ночью, уменьшаются после еды (Гастрит – 0,28; Язва – 0,37);
4. Заболевание обостряется зимой и осенью (Гастрит – 0,36; ГЭРБ – 0,22; Язва – 0,51);

На основании численных значений корреляций данных симптомов у пациента предварительно определяется набор вероятных заболеваний: Гастрит, ГЭРБ, Панкреатит, Цирроз печени, Язва, Холецистит.

Далее из второй группы симптомов выбираются те, которые имеют сильно значимую корреляцию с одним заболеванием, и незначимую с другими из предварительного набора, и для данного пациента уточняются проявления этих симптомов. Выбранные симптомы из второй группы (с численными значениями корреляций симптомов с заболеваниями):

1. Желчный пузырь – Содержимое (Холецистит – 0,67, остальные корреляции меньше 0,2);
2. Желчный пузырь – Толщина стенки (Холецистит – 0,73, остальные корреляции меньше 0,25);
3. Поджелудочная железа – Эхогенность (Панкреатит – 0,84, остальные корреляции меньше 0,2);

4. Поджелудочная железа – Контур (Панкреатит – 0,84, остальные корреляции меньше 0,17);
5. Пищевод – Состояние слизистой (ГЭРБ – 0,86, остальные корреляции меньше 0,25);
6. Пищевод – Пищеводный сфинктер (ГЭРБ – 0,65, остальные корреляции меньше 0,29);
7. Желудок – Слизистая (Гастрит – 0,82, остальные корреляции меньше 0,16)
8. Желудок – Дефекты слизистой (Гастрит – 0,52; Язва – 0,51, остальные корреляции меньше 0,3);
9. ДПК – Дефекты слизистой (Язва – 0,68, остальные корреляции меньше 0,25);
10. ДПК – Рубцовые изменения (Язва – 0,71, остальные корреляции меньше 0,25);
11. Рентгеноскопия с барием - Недостаточность кардии, гастроэзофагеальный рефлюкс (ГЭРБ – 0,66, остальные корреляции меньше 0,3);
12. Рентгеноскопия с барием - Симптом «ниши» (Язва – 0,69, остальные корреляции меньше 0,3);
13. Рентгеноскопия с барием - Рубцовая деформация ДПК (Язва – 0,65, остальные корреляции меньше 0,27).

Из данного списка у пациента присутствуют 7 и 9 признаки. На основании наличия этих симптомов ставится окончательное заключение о заболеваниях: Гастрит, Язва, что соответствует поставленному диагнозу из исходного множества.

Таким образом, при наличии исходного множества данных, которые наиболее полно характеризуют область, можно формализовать схему работы врача при постановке диагноза.

Библиографический список

1. Derrington D. Artificial Intelligence for Health and Health Care // JSR-17-Task-002, 2017.
2. Хлынова О.В, Скачкова И.Н. Разработка нейросетевой системы предварительной диагностики заболеваний желудочно-кишечного тракта // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века, 2017, С. 84-90.

SEQUENCE OF DATA PROCESSING IN INFORMATIZATION OF DIAGNOSIS

Skachkova Irina N., Chechulin Viktor L.

Perm State University, st. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990,
skachkova596@gmail.com

The article describes the experience of formalizing the scheme of the doctor's work when diagnosing, using the example of diseases of the gastrointestinal tract, in

the presence of the initial set of data that most fully characterize the area. The method is based on the use of the matrix of correlations of initial symptoms with diseases.

Keywords: medical diagnostics, matrix of correlations.

УДК 004.89; 616.34

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ЗАБОЛЕВАНИЙ ЖЕЛУДОЧНО-КИШЕЧНОГО ТРАКТА

Хлынова Ольга Витальевна

Пермский государственный медицинский университет им. академика Е.А. Вагнера 614000, Россия, г. Пермь, Петропавловская, д. 26, olgakhlynova@mail.ru

*Скачкова Ирина Николаевна, Кирюшкин Александр Юрьевич,
Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет 614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, yasn@psu.com

Описан опыт разработки нейросетевой системы дифференциальной диагностики некоторых заболеваний желудочно-кишечного тракта. Для ее построения были использованы данные реальных пациентов разных половозрастных категорий. В качестве входных параметров модели учитывались различные группы факторов, включая основные жалобы пациента, диагностически важные детали его анамнеза жизни и заболевания, а также результаты лабораторно-инструментального обследования. Для каждой нейросетевой модели построены оценки ее диагностических свойств.

Ключевые слова: система диагностики, заболевания ЖКТ, предварительная диагностика, нейронная сеть.

В статьях, посвященных медицинской диагностике, появляется информация о применении и разработках систем искусственного интеллекта, в частности инструмента нейронных сетей. Существуют работы, с применением нейросетевых технологий для диагностирования заболеваний органов легких, заболеваний крови, сердечно-сосудистой системы, раковых заболеваний. В статьях, опубликованных на данную тему, качество созданных нейронных сетей оценивается, как с помощью традиционной нейросетевой оценки погрешности тестирования, так и с помощью медицинских показателей информативности диагностических методов: чувствительности, специфичности, точности. Чувствительность — доля действительно больных людей в обследованной выборке, которые по результатам теста выявляются как больные (мера вероятности того, что любой случай болезни будет выявлен).

Специфичность — доля действительно здоровых людей, у которых метод не обнаружил наличие болезни (мера вероятности правильной идентификации людей, не имеющих болезни). Точность – доля правильных результатов среди всех обследованных пациентов [1].

Цель исследования – проектирование нейросетевых моделей, позволяющих ставить предварительные диагнозы заболеваний желудочно-кишечного тракта, на основании параметров, полученных с помощью анкет, содержащих данные обследованных пациентов. В данной работе целью является не только выявить, здоров или болен пациент, но также определить степень развития его заболевания. Список заболеваний ЖКТ: Гастрит, Язва, Гастроэзофагенальная рефлюксная болезнь, Холецистит.

Для создания системы был сформирован набор данных, состоящий из 588 примеров. Каждый пример содержал информацию в виде признаков о пациентах, у которых выявлены заболевания желудочно-кишечного тракта различной степени, закодированные следующим образом: 0 – заболевания нет, ..., 4 – самая тяжелая форма. В данном множестве отображено максимально возможное количество параметров, характеризующих степень заболевания: демографические данные, жалобы пациента, анамнез жизни, анамнез заболевания, объективный статус и дополнительные методы исследования. Общее количество параметров – 208.

Все множество, разбивалось на обучающее и тестирующее, в соотношении 90 %: 10 %. Таким образом, в качестве структуры для каждой нейросети (для каждого из заболевания проектировалась отдельная нейросеть) использовался многослойный персептрон с 208 входными параметрами и одним выходным. Под погрешностью тестирования понимается среднеквадратичная относительная ошибка, вычисленная на тестирующей выборке по формуле:

$$\varepsilon_T = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (d_n - y_n)^2}{N}}}{|\max(y_n) - \min(y_n)|} 100\%$$

где N – число примеров тестирующей выборки, d_n - степень заболевания, вычисленная нейросетью, y_n - фактическая степень заболевания. В качестве активационных функций нейронов скрытого и выходного слоев использовались логарифмическая функция и функция гиперболического тангенса. Проектирование, обучение и тестирование нейронных сетей производилось с помощью нейропакета «Нейросимулятор» [2], а методы для анализа данных использовались с помощью библиотек машинного обучения на языке Python. Диагностирующие свойства нейросетей проверялись на тестирующем множестве с помощью различных оценок: вычисление среднеквадратичной ошибки тестирования и вычисление точность постановки диагноза (процент правильно поставленных диагнозов среди пациентов тестирующей выборки). Под правильно поставленным диагнозом понимается тот, в котором разница

между фактическим диагнозом и диагнозом нейросети не превосходит единицы по модулю.

На первоначальном этапе ошибки тестирования составляли: 24% для заболевания «Гастрит», 24% для заболевания «Холецистит», 23% для заболевания «ГЭРБ», 18% для заболевания «Язва». Точность постановки диагноза составляла: 52% для заболевания «Гастрит», 68% для заболевания «Холецистит», 62% для заболевания «ГЭРБ», 88% для заболевания «Язва». Таким образом, изначально нейронные сети показали недостаточное качество постановки диагнозов. Поэтому было необходимо проанализировать исходные данные на наличие выбросов и противоречащих примеров. Обнаружение таких примеров в обучающем множестве происходило с помощью статистических методов, и с помощью метода, определения подозрительных примеров, на основе нейросетевой модели [3]. Суть его заключается в анализе примеров, для которых обученная нейросеть затрудняется поставить верную степень развития заболевания, то есть модуль разности между постановкой диагноза врача и диагнозом нейросети максимален. Было выдвинуто предположение, что подобные примеры выпадают из общей закономерности, но не означает, что их следует удалить, так как существовала вероятность, что изначально при составлении исходного множества могла быть допущена ошибка в постановке степени развития диагноза. Подозрительные на выброс примеры повторно изучались врачами-специалистами и при необходимости были исправлены. После оптимизации нейросетевых моделей и выявления выбросов удалось снизить погрешность тестирования и повысить точность постановки диагнозов, что проиллюстрировано сводной таблицей 1.

Таблица 5. Результаты тестирования нейронных сетей после ликвидации выбросов

Заболевание	Средне кв. ошибка на тестовом множестве (%)	Точность (%)	Чувствительность (%)	Специфичность (%)
Гастрит	12,87	83,6	91,17	100
Язва	13,19	88,52	76,92	100
ГЭРБ	15,15	88,52	83,33	97,56
Холецистит	16,34	86,88	92,59	95,83

Далее, на основании вычисленных коэффициентов корреляции Спирмена между входными признаками и заболеваниями, а также полученных в процессе обучения нейросетей коэффициентов значимости, было определено 30 параметров, которые не оказывают влияния ни на одно заболевание из списка. Эти параметры несут информацию о личной жизни пациента (образование, количество детей и др.), о некоторых внешних симптомах (бледность кожи, пигментация и др.). Данные параметры были исключены из выборки, и таким образом удалось сократить количество параметров с 208 до 178.

Таблица 6. Результаты тестирования нейронных сетей после исключения малозначимых входных параметров

Заболевание	Средн екв. ошибка на тестовом множестве (%)	Точност ь (%)	Чувствительност ь (%)	Специфичность (%)
Гастрит	10,38	90,1 6	98,21	100
Язва	11,61	88,6 8	90,3	100
ГЭРБ	9,71	90,1 6	86,36	95,12
Холецистит	12,92	88,3 6	96,12	94,22

Таким образом, после удаления незначимых параметров качество диагностирования улучшилось на 2-6% по среднеквадратичной относительно ошибке тестирования.

В перспективе данного исследования планируется расширение класса прогнозируемых заболеваний желудочно-кишечного тракта и проведение исследований с целью выявления новых медицинских знаний по методике [4].

Также была спроектирована предварительная версия интерфейса, которая позволяет ставить диагнозы на основании параметров из исходного множества по четырем заболеваниям ЖКТ. Помимо постановки диагнозов, есть возможность сохранять заполненные анкеты, что в будущем позволит автоматизировать сбор данных и дообучать модели. Чтобы начать пользоваться интерфейсом необходимо зарегистрироваться в системе, это даст возможность сохранять заполненные анкеты. Затем необходимо заполнить 6 групп признаков: персональные данные, жалобы, анамнез жизни, анамнез заболевания, объективный статус, дополнительные методы исследования. Диагноз ставится только на основании полностью заполненных форм. Данная система в основном предоставлена для студентов медицинских учреждений для обучения, для тестирования и оценки качества постановки диагнозов. Обратиться к разработанной интеллектуальной системы можно из раздела «Проекты» с сайта Пермского отделения Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта www.PermAi.ru.

Библиографический список

1. Кармазановский Г.Г. Оценка диагностической значимости метода // *Анналы хирургической гепатологии*, Т.2,1997. С.139-142.
2. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 5.0. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014618208. Заявка

Роспатент № 2014614649. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 12 августа 2014г.

3. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросетевой фильтр для исключения выбросов в статистической информации // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2008. № 4. С. 151-155.

4. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48- 56.

NEURAL NETWORK SYSTEM FOR MEDICAL DIAGNOSTIC OF GASTROINTESTINAL DISEASES

Khlynova Olga V.

Perm State Medical University after Academician E.A.Wagner, st. Petropavlovskaya, 26, Perm, Russia, 614000, olgakhlynova@mail.ru

Skachkova Irina N., Yasnitsky Leonid N., Kirushkin Aleksandr U.

Perm State University, st. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990, yasn@psu.com

This article describes development experience of the neural network system for medical diagnostic of gastrointestinal diseases. There was used patient's practical medical information for its creation. As input parameters were taken into consideration different factor groups, include demographic, patient's complaints, life history, medical history and additional methods of research. Neural network model allowed making a significance assessment of factors, which have disease's development influence. As a result, was designed neural network system of differential diagnosis, allowing diagnoses "gastritis", "peptic ulcer". In the future, developed diagnostic system can be used as a "provisional diagnosis of gastrointestinal diseases".

Keywords: gastrointestinal diseases, neural network system, gastritis, gastric ulcer, provisional diagnosis.

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИАГНОСТИКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РАЗВИТИЯ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ

Черепанов Федор Михайлович

Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет,
614000, Россия, г. Пермь, ул. Пушкина, 42, fe-c@yandex.ru

В статье описан опыт применения нейросетевых моделей для прогнозирования того как будет развиваться заболевание при сохранении текущего образа жизни, а также как варианты того, как будет развиваться состояние если следовать тем или иным предписаниям. Это позволяет использовать нейросетевые модели для коррекции рекомендаций по здоровому образу жизни.

Ключевые слова: система диагностики, прогнозирование развития, ЗОЖ, рекомендации, нейронная сеть.

В настоящее время в научной литературе имеется немало обзоров и сообщений об успешном опыте разработки систем медицинской диагностики на основе аппарата искусственных нейронных сетей [1-5]. Однако анализ работ показывает, что нейросетевые медицинские системы, как правило, ограничиваются только постановкой диагнозов заболеваний. Возможности же нейросетевых технологий, гораздо шире. Они позволяют строить математические модели, над которыми можно выполнять виртуальные эксперименты, решая такие математические задачи, как оптимизация и прогнозирование [5, 6].

Рассмотрим варианты, каким образом, после постановки диагноза с помощью нейросетевой математической модели, можно выполнить прогнозирование развития заболевания на будущие промежутки времени. Одним из вариантов является увеличение входного параметра, отвечающего за возраст пациента и наблюдая за выходными значениями нейронных сетей. Однако, при таком прогнозе изменению подвергается только возраст пациента, и не учитывается возможность появления с возрастом других симптомов и заболеваний, и прочих параметров которые с течением времени, несомненно, изменяются. В работе [7] предпринята попытка дополнить нейросетевые знания экспертными. В качестве источника экспертных знаний была использована Европейская шкала «SCORE», предназначенная для расчёта риска смерти от сердечно-сосудистого заболевания в ближайшие 10 лет. Анализ усредненных данных этой шкалы показал, что за каждый пятилетний период от 50 до 65 лет риск по шкале «SCORE» для среднестатистического пациента увеличивается в приблизительно в 1.6 раза. Недостатком такого подхода является

³² Публикация подготовлена при финансовой поддержке РФФИ: грант № 16-01-00164

использование в модели сторонних обобщенных данных, шкалы «SCORE», которая рассчитана и применима только в расчете на среднего пациента.

Для устранения этого недостатка в данной работе предлагается применять метод скользящего окна, который применяется при анализе временных данных и прогнозировании, в том числе и при использовании нейросетевых моделей [5]. Однако для применения данного метода необходимо иметь несколько наблюдений, описывающих наблюдаемый объект во времени. В нашем случае такими наблюдениями являются данные о повторных посещениях больным лечащего врача, в случае диагностирования какого-либо заболевания. Наличие таких данных способствует рекомендации повторного посещения врача с некоторым периодом, для проведения наблюдения и предотвращения развития заболевания, назовем эти данные историческими.

Суть метода заключается в следующем: пусть имеется история наблюдения за одним пациентом на протяжении T лет (или других временных промежутков). Каждое такое наблюдение представляет собой пару векторов, аналогичных тем, что использовались для обучения и тестирования нейронной сети в предыдущем разделе (\bar{x}_t, \bar{d}_t) , где \bar{x}_t - входные параметры за t -й год, \bar{d}_t - выходные параметры за t -й год, $t \in [1, T]$.

Сформируем из них примеры обучающего множества, беря в качестве входных параметров значения показателей пациента \bar{x}_t , а в качестве выходных значений возьмем значения диагнозов за следующий год \bar{d}_{t+1} . Интервал в год взят лишь для примера, и вместо него можно использовать любой временной интервал, подходящий для данной предметной области. Таким образом мы получим следующее множество из $T-1$ элемента: $[(\bar{x}_1, \bar{d}_2), (\bar{x}_2, \bar{d}_3), \dots, (\bar{x}_{t-1}, \bar{d}_t), \dots, (\bar{x}_{T-1}, \bar{d}_T)]$ на основе истории одного пациента. Повторив эту операцию для всех данных получим множество примеров, которое будем использовать для обучения и тестирования нейросетевой модели, предназначенной для прогнозирования развития заболевания на год вперед.

Тестирование проводилось для заболевания нестабильная стенокардия, результаты представлены графически на рис. 1 в виде сопоставления фактического диагноза, поставленного врачами-экспертами (первый столбец) и диагноза, полученного в результате вычислений нейронной сети (второй столбец). Причем стоит отметить, что в силу специфики процедуры формирования множества примеров мы сравниваем диагноз, выставленный врачом-экспертом на основе текущих показателей обследования больного, в то время как нейронная сеть пыталась предсказать этот же диагноз на основе прошлогодних данных по этому пациенту.

Полученная относительная погрешность в 17,1% говорит о том, что нейронная сеть научилась с большой долей вероятности предсказывать диагноз на год вперед. Практически во всех случаях нейронная сеть верно определила наличие заболевания, однако в некоторых случаях степень уверенности нейронной сети в диагнозе ниже, чем был определен врачом.

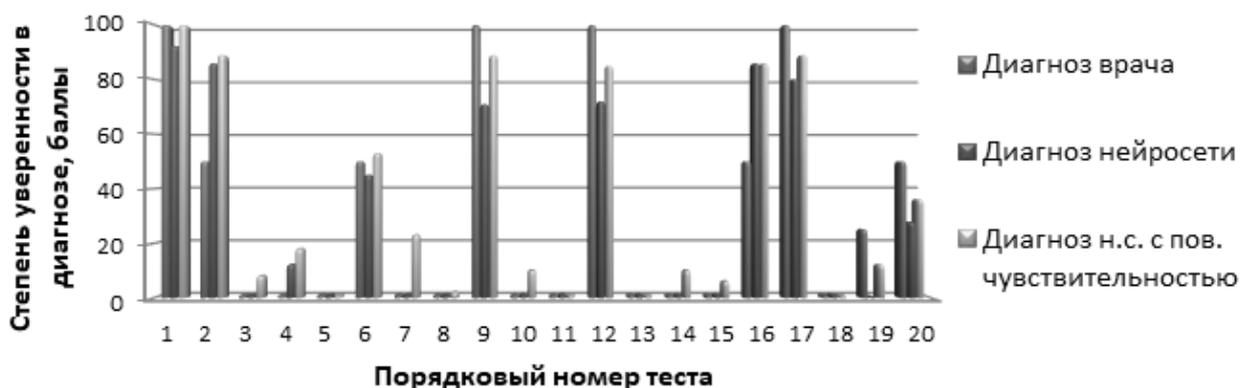


Рисунок 1. Сопоставление диагнозов врача и нейросети заболевания «Стенокардия нестабильная на год вперед»

Для повышения специфичности диагнозов, выставляемых нейронной сетью, воспользуемся методикой, предложенной в работе [9], обучив её с использованием нелинейно масштабированной ошибки и коэффициентом масштабирования $\alpha = 1,3$. Результат тестирования, соответствующий диагнозу нейронной сети с повышенной чувствительностью показан на рис. 1 (третий столбец). Из диаграммы видно, что степень точности диагнозов, выставленных этой новой обученной сетью выше, по сравнению с предыдущим вариантом, несмотря на то, что появилось несколько ложноположительных диагнозов, и составляет $\varepsilon_p = 15,2\%$.

Далее рассмотрим возможность построения нейросетевой модели, учитывающей динамику изменения образа жизни человека и лечебных мероприятий при постановке диагноза и выдаче рекомендаций. Для этого сформируем из выборки исторических данных примеры обучающего множества, беря в качестве входных параметров значения всех текущих показателей пациента за текущий год - \bar{x}_t , значения фактических диагнозов за тот же период - \bar{d}_t и тех его показателей за следующий год, на которые возможно повлиять - \bar{x}'_{t+1} , а в качестве выходных значений возьмем значения диагнозов за следующий год \bar{d}_{t+1} . Таким образом, на истории одного пациента мы получим следующее множество из $T-1$ элемента: $[(\bar{x}_1, \bar{d}_1, \bar{x}'_2, \bar{d}_2), (\bar{x}_2, \bar{d}_2, \bar{x}'_3, \bar{d}_3), \dots, (\bar{x}_{t-1}, \bar{d}_{t-1}, \bar{x}'_t, \bar{d}_t), \dots, (\bar{x}_{T-1}, \bar{d}_{T-1}, \bar{x}'_T, \bar{d}_T)]$. Повторив эту операцию для всех данных, получим множество примеров, которое будем использовать для обучения и тестирования нейросетевой модели, предназначенной для получения рекомендаций по лечению. Таким образом по сравнению с предыдущей моделью на вход были добавлены значения фактических диагнозов за тот же период \bar{d}_t - это позволит учесть в модели текущее состояние пациента, т.к. от него зависит развитие заболевания и, соответственно диагноз. Также от текущего состояния зависит то какой эффект окажут на пациента те или иные рекомендации или изменение образа жизни. Кроме того, в модель добавлены входы \bar{x}'_{t+1} , которые задают те рекомендации,

которые были выданы пациенту, и в следствии которых изменились его диагнозы \bar{d}_{t+1} .

Обучив нейронную сеть на таком обучающем множестве, получим нейросетевую модель, которая учитывает изначальное состояние пациента, включая диагнозы, выставленные на данный момент, а также предполагаемое лечение и изменение образа жизни, при постановке диагноза на следующий год. Процедура выдачи рекомендаций с использованием данной нейросетевой модели может быть описана следующим образом:

1. Вводим и фиксируем текущие показатели пациента и характеристики его образа жизни \bar{x}_t
2. Вводим и фиксируем текущие диагнозы \bar{d}_t .
3. Вводим рекомендации по образу жизни и лечению на следующий временной промежуток \bar{x}'_{t+1} .
4. Получаем прогноз по диагнозам на следующий временной промежуток \bar{y}_{t+1} .
5. Повторяем шаги 3-4 до получения рекомендаций, с наилучшим прогнозом по диагнозам.

Данный алгоритм является развитием результатов, полученных в работах [7, 8], и использует не только вариацию различных входных параметров, но и информацию о текущем образе жизни и заболеваниях, что так же может влиять на достоверность выдаваемых результатов. Если прошлая модель отвечала на вопрос «Каков был бы диагноз на данный момент если бы человек вел тот или иной образ жизни?», то модель, предложенная в данной работе, отвечает на вопрос «Как изменится диагноз в будущем, с учетом текущего образа жизни и диагноза, при условии выполнения тех или иных рекомендаций?».

Библиографический список

1. Россиев Д. А. Медицинская нейроинформатика. Новосибирск: Наука СО РАН, 1998. 168с.
2. Heckerling P.S., Canaris G., Flach S.D., Tape T.G., Wigton R.S. and Gerber B.S. Predictors of urinary tract infection based on artificial neural networks and genetic algorithms // International Journal of Medical Informatics. 2007. Vol.76. № 4. Pp. 289-296.
3. Moein S., Monadjemi S.A. and Moallem P. A Novel Fuzzy-Neural Based Medical Diagnosis System // International Journal of Biological & Medical Sciences. 2009. Vol.4. No.3. Pp. 146-150.
4. Qeethara Al-Shayea. Artificial Neural Networks in Medical Diagnosis // International Journal of Computer Science Issues. 2011. Vol. 8, Issue 2. March. Pp. 150-154.
5. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. Издание 3. М.: Издательский центр «Академия», 2010. 176с.

6. Гладкий С.Л., Степанов Н.А., Ясницкий Л.Н. Интеллектуальное моделирование физических проблем / Под ред. Л.Н.Ясницкого – Москва: НИЦ Регулярная и хаотическая динамика, 2006. 200 с.
7. Л.Н. Ясницкий, А.А. Думлер, К.В. Богданов, А.Н. Полещук, Ф.М. Черепанов, Т.В. Макурина, С.В. Чугайнов Диагностика и прогнозирование течения заболеваний сердечно-сосудистой системы на основе нейронных сетей // «Медицинская техника». 2013. №3. С. 42-44.
8. Ясницкий Л.Н., Думлер А.А., Полещук А.Н., Богданов К.В., Черепанов Ф.М. Нейросетевая система экспресс-диагностики сердечно-сосудистых заболеваний // Пермский медицинский журнал. 2011. №4. С. 77-86.
9. Черепанов Ф.М. Способ настройки чувствительности к ошибкам первого и второго рода для алгоритмов обучения нейронных сетей // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сб. ст. по материалам Всерос. науч.-практ. конф. (г. Пермь, 17–19 мая 2016 г.) / Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь, 2016. – с. 187-191

NEURAL NETWORK MODELING TO DIAGNOSE AND PREDICT THE DEVELOPMENT OF CARDIOVASCULAR DISEASES

Cherepanov Fedor M.

Perm State Humanitarian-Pedagogical University,
614000, Russia, Perm, Pushkin str, 42, fe-c@yandex.ru

The article describes the experience of using neural network models to predict how the disease will develop with the preservation of the current lifestyle, as well as options for how the state will develop if one follows any of the prescriptions. This allows you to use neural network models to correct recommendations for a healthy lifestyle.

Key words: diagnostics, forecasting, HLS, recommendations, neural network.

ЦИФРОВАЯ ПСИХОЛОГИЯ

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ДИАГНОСТИКЕ ЭМОЦИОНАЛЬНО – ВОЛЕВОЙ СФЕРЫ ЛИЧНОСТИ

*Левченко Елена Васильевна, Кузнецова Софья Андреевна,
Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский
университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, yasn@psu.ru

Выполнены разработка и исследование нейросетевой системы, предназначенной для диагностики эмоционально – волевой сферы личности: определяет уровень выраженности эмоционально – волевых качеств человека.

Ключевые слова: нейронная сеть, воля, эмоционально-волевая сфера личности, система диагностики.

Согласно знаменитым предсказаниям американского экономиста и социолога, нобелевского лауреата Герберта Саймона, сделанным в 1957 г.:

- В ближайшее десятилетие ЭВМ завоюет титул чемпиона мира по шахматам.

- В пределах десяти лет ЭВМ откроет и сумеет доказать новую важную математическую теорему.

- В десятилетний срок большинство психодиагностических методик примет вид систем искусственного интеллекта.

С тех пор прошло более полувека, и мы можем констатировать, что два первых предсказания, хотя и с большим опозданием, но сбылись. Однако о третьем предсказании Г.Саймона ничего подобного пока сказать не можем. Тем не менее, Пермской научной школой искусственного интеллекта предпринят ряд попыток для исправления сложившейся ситуации. Так, в работе [1] предложена нейросетевая система, диагностирующая способности человека к предпринимательской деятельности, в [2] – к научной деятельности, в [3] – к руководящей деятельности, в [4] – предрасположенность к совершению преступлений, в [5] – к наркозависимости, работа [6] посвящена диагностике лжи. Целью настоящей статьи является разработки интеллектуальной системы, предназначенной для оценки волевых качеств человека.

Для формирования обучающего множества был выполнен социальный опрос с использованием методики М.В.Чумакова [7]. Согласно этой методике рассматриваются следующие качества личности, влияющие на результат диагностики: ответственность, инициативность, решительность, самостоятельность, выдержка, настойчивость, энергичность, внимательность и целеустремленность. Опросник методики содержит 78 вопросов, на определение выраженности каждого свойства личности отведено несколько вопросов.

Построение нейронной сети было выполнено по методике [8] с использованием Нейросимулятора 5.0 [9]. В качестве входных параметров сети были взяты вышеперечисленные 9 качеств из используемой методики. Выходной параметр нейросети – уровень выраженности эмоционально-волевых качеств у человека в шкале от 1 до 10.

Нейросеть была обучена на множестве ответов людей, прошедших опрос по методике М. В. Чумакова. Всего прошли тестирование 221 человек, данные о 21 из которых были использованы для формирования тестирующего множества, остальные 200 – для обучающего. После проведения опроса фактический результат диагностики для испытуемых

по методике М.В.Чумакова был рассчитан с помощью инструментов VBA в пакете MS Office Excel 2016.

Для проверки адекватности модели фактический результат диагностики был сопоставлен с результатом диагностики нейросети. Результаты проверки полученной модели на адекватность представлены на рис. 1. Среднеквадратичная относительная погрешность обучения составила 3,6%, тестирования – 4,6%.

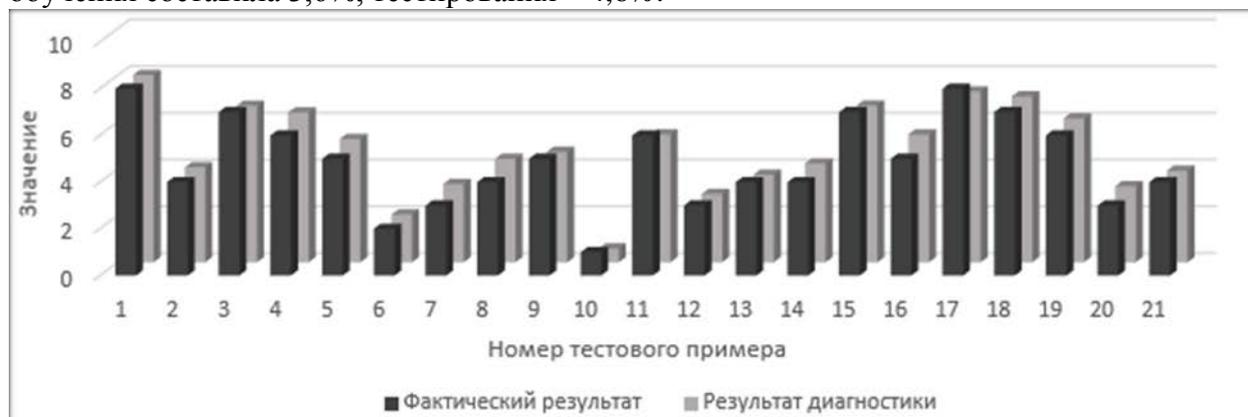


Рис. 1 Проверка адекватности модели на тестовом множестве

Далее, путем поочередного исключения входных параметров и наблюдения за результатами обучения и тестирования нейронной сети, с помощью нейросимулятора 5.0 была определена значимость входных параметров модели. Как видно из рис.2, наибольшее влияние на уровень выраженности эмоционально-волевых качеств у человека оказывает уровень его энергичности, так как значимость соответствующего параметра составила 17%. Также большое влияние оказывают инициативность (16%) и целеустремленность (14%). Самыми незначительными качествами личности для данной диагностики оказались такие качества, как ответственность и настойчивость. Значимость параметров для них составила соответственно 6% и 3%.

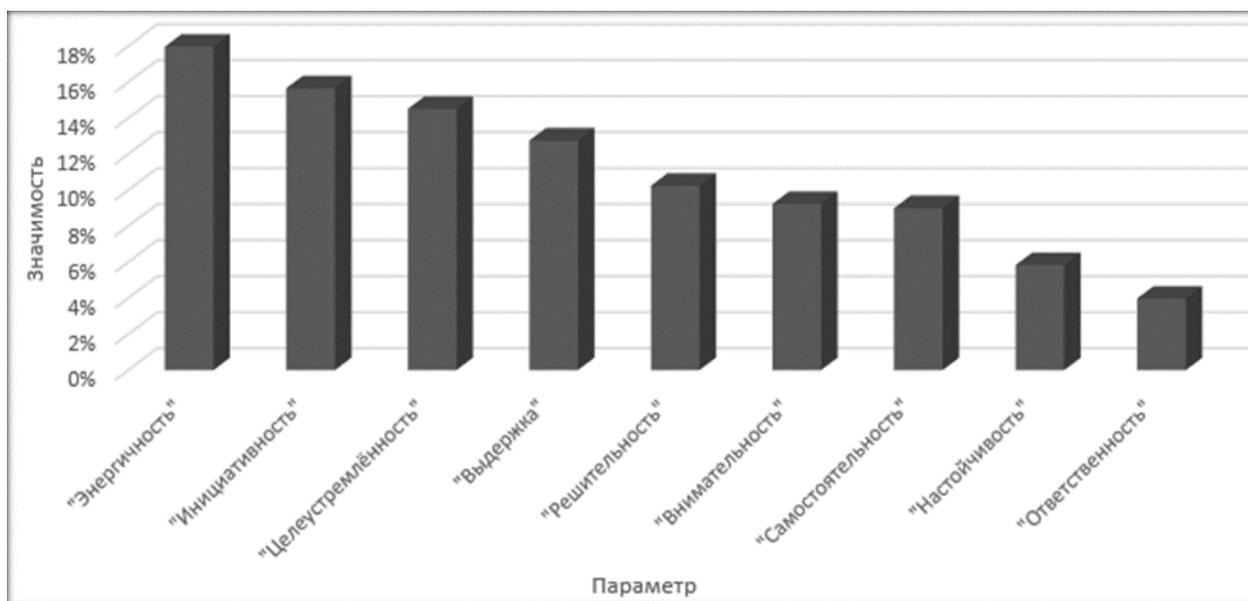


Рис. 2. Значимость входных параметров нейронной сети

Для проверки этого экспериментального результата спроектированная ранее нейросеть была обучена повторно без параметров, отвечающих за эти качества, то есть с семью входными параметрами вместо девяти. Среднеквадратичная относительная погрешность обучения в этом случае составила 4,6%, тестирования – 5,8%. Отсюда следует, что после

исключения из нейросети наименее значимых параметров, система продолжила работать корректно. Сопоставление фактических результатов и результатов диагностики нейросети, содержащей 7 параметров, приведено на рис. 3.

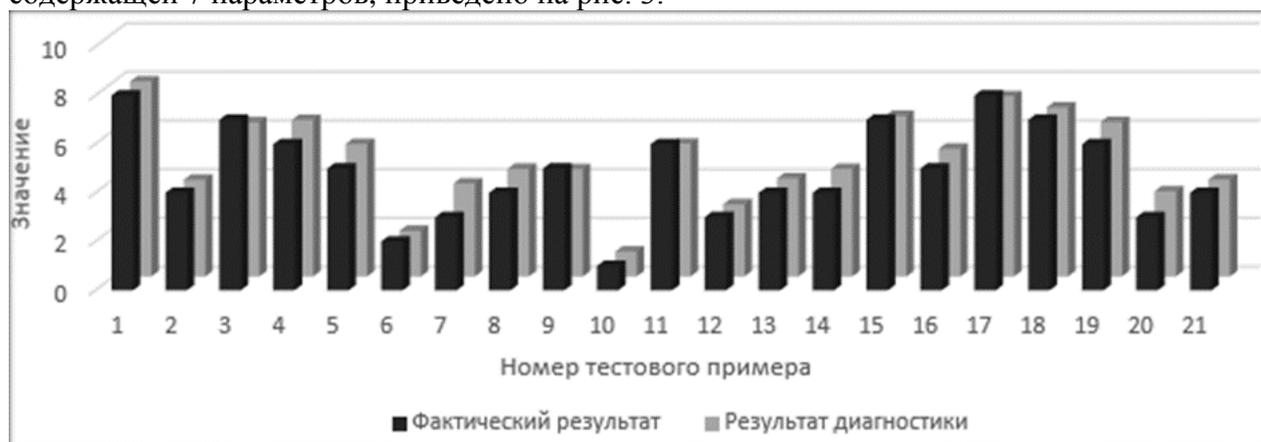


Рис. 3. Проверка адекватности модели повторного эксперимента

Вывод: Методом нейросетевого моделирования установлено, что в классической методике М.В.Чумакова [7] параметры, отвечающие за настойчивость и ответственность, не оказывают существенного влияния на результат диагностики. Это позволило создать интеллектуальную систему диагностики уровня выраженности эмоционально-волевых качеств человека, содержащую на 15 входных параметров меньше, чем это требуется в методике М.В.Чумакова.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н., Порошина А.М., Тавафиев А.Ф. Нейросетевые технологии как инструмент для прогнозирования успешности предпринимательской деятельности // Российское предпринимательство. 2010. № 4-2. С. 8 – 13.
2. Ясницкий Л.Н., Байдин Д.Ю., Макурина Т.В., Черепанов Ф.М. Возможности выявления способности людей к научной деятельности методами искусственного интеллекта // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сб. ст. по материалам Всерос. Научн.-практ. конф. (г.Пермь, 17-19 мая 2016 г.) / Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь, 2016. С. 193 – 200.
3. Ясницкий Л.Н., Михалева Ю.А., Черепанов Ф.М. Возможности методов искусственного интеллекта для выявления и использования новых знаний на примере задачи управления персоналом // International Journal of Unconventional Science. Журнал Формирующихся Направлений Науки. 2014. Вып. 6; URL: <http://www.unconv-science.org/n6/yasnitsky/>.
4. Ясницкий Л.Н., Ваулева С.В., Сафонова Д.Н., Черепанов Ф.М. Использование методов искусственного интеллекта в изучении личности серийных убийц // Криминологический журнал Байкальского государственного университета экономики и права. 2015. Т.9, №3. С. 423-430.
5. Ясницкий Л.Н., Грацилев В.И., Куляшова Ю.С., Черепанов Ф.М. Возможности моделирования предрасположенности к наркозависимости методами искусственного интеллекта. // Вестник Пермского университета. Серия: Философия. Психология. Социология. 2015. № 1(21). С. 61-71.
6. Ясницкий Л.Н., Сичинава З.И. Нейросетевые алгоритмы анализа поведения респондентов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2011. № 10. С.59-64.
7. Чумаков М. В. Развитие эмоционально-волевой сферы личности: учебное пособие // Курган, 2012, стр. 1 - 10, 77 - 78.
8. Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.

9. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

USE OF ARTIFICIAL INTELLECT METHODS FOR DIAGNOSTIC OF EMOTIONAL AND VOLITIONAL SPHERE OF PERSONALITY

Levchenko Elena V., Kuznestova Sofia A. Yasnitsky Leonid N.
Perm State University
614990, Russia, Perm, street Bukireva, 15, yasn@psu.ru

This article describes the development, testing and research of neural network system, which diagnoses the emotional and volitional sphere of personality. This determines the level of expression of emotional-volitional qualities in a person. The volition is form in the process of life a certain set of properties of a person, characterizing the level achieved by the individual conscious regulation of behavior, the ability of a person to act in the direction of the goal, overcoming some internal or external obstacles.

Key words: neural network, volitional, emotional-volitional sphere of personality, diagnostic system.

УДК 004.942

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ФЕНОМЕНА ДЕПРЕССИИ

*Левченко Елена Васильевна, Митрофанов Игорь Андреевич,
Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, yasn@psu.ru

Описан опыт разработки и применения нейросетевых моделей и проведения виртуальных компьютерных экспериментов для исследования феномена депрессии, в частности, влияния различных факторов на ее уровень. Данные для обучения были получены с помощью опроса, проведенного в социальных сетях среди различных возрастных групп.

Ключевые слова: нейронная сеть, искусственный интеллект, депрессия, депрессивность, прогнозирование, диагностика.

В связи со стремительным повышением распространенности и выявляемости депрессии в последние десятилетия депрессивные расстройства привлекают все большее внимание специалистов в области психиатрии и клинической психологии [1]. Отмечается значительный рост затяжных, хронических и резистентных к терапии депрессивных состояний, которые имеют следствием существенное снижение качества жизни и социального функционирования, высокий риск самоубийства, частые госпитализации [2, 3].

В литературе активно обсуждаются факторы, влияющие на возникновение, развитие и течение депрессии (например, пол, возраст, психологические характеристики, прежде всего личностные особенности, социальные условия, биологические показатели и т.п.) [2, 4]. Большое количество называемых факторов и вариативность их списков от подхода к подходу, от модели к модели заставляют задуматься над поиском способа их иерархизации по степени влияния на динамику депрессии. Возникает и обратная задача прогноза развития

и течения депрессии в зависимости от наличия совокупности тех или иных факторов и варьирования их показателей.

В современной науке пока еще доминирует задача доказательства связи того или иного фактора с показателями депрессии и депрессивности. При этом применяются коэффициенты корреляции Пирсона, Спирмена и Кендалла [5]. Однако эта широко распространенная стратегия анализа имеет существенное ограничение: данные коэффициенты являются мерой линейной связи, следовательно, они способны выявлять только линейную зависимость между рассматриваемыми величинами и «слепы» к другим видам связей.

Целью исследования является создание нейросетевой модели, которая позволит делать прогноз развития и течения депрессии в зависимости от комбинации различных факторов.

В качестве примеров для обучения нейросети были использованы результаты исследования, в первой части которого испытуемый заполнял опросник депрессивности Бека (BDI), предназначенный для оценки интенсивности депрессии на текущий период и позволяющий дифференцировать уровни депрессивности [6], во второй – отвечал на вопросы анкеты (пол, возраст, образование, уровень дохода, семейное положение, рост, вес, подверженность плохому обращению и унижению в детстве, ранняя утрата родителей, связь деятельности с творчеством, наличие склонности к депрессии у кровных родственников, наличие депрессии у близких людей, не являющихся кровными родственниками, наличие хронических заболеваний, вид труда, с которым связана деятельность). По результатам ответов на вопросы опросника Бека был рассчитан уровень депрессивности в соответствии с руководством к этой методике. Данный показатель является выходным параметром сети. В результате опроса было собрано 1973 примера. Для адекватности нейросетевой модели было выровнено количество примеров для каждого уровня депрессивности. Таким образом, количество примеров составило 832.

Проектирование нейронной сети осуществлялось с помощью нейропакета [7] по традиционной методике Пермского отделения Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта [8].

В качестве входных параметров были взяты 14 дополнительных показателей, не отражающих напрямую психическое состояние человека. Параметры из опросника Бека не были взяты.

Оптимальное количество нейронов на скрытом слое было определено экспериментальным путем и составило 2 нейрона.

Таким образом, была спроектирована нейронная сеть со следующими характеристиками:

1. 14 нейронов на входном слое;
2. 2 нейрона на скрытом слое;
3. 1 нейрон на выходном слое.

В результате обучения была получена нейронная сеть с ошибками обучения и тестирования 32,45% и 32,3% соответственно.

На рис. 1 изображен график, отображающий разницу между фактическими (по тесту Бека) и прогнозируемыми (с помощью нейросети) значениями уровня депрессивной симптоматики на тестовом множестве примеров.

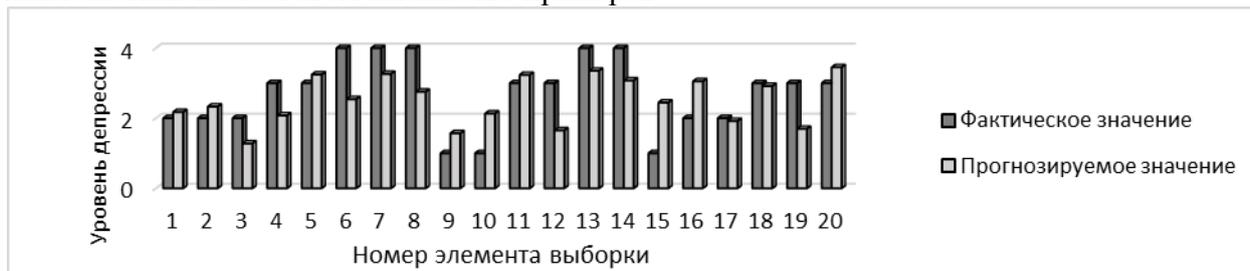


Рис. 14. Разница между фактическими и прогнозируемыми

значениями

Ошибки обучения и тестирования были рассчитаны по следующей формуле:

$$E = \frac{\sqrt{\sum_{n=1}^N (d_n - y_n)^2}}{|\max(d_n) - \min(d_n)|} \quad (4)$$

где N – количество элементов выборки, d_n – фактический уровень депрессии n -го человека, y_n – прогнозируемая величина уровня депрессии.

На рис. 2 изображена диаграмма, отражающая значимости входных параметров на выходной, полученная путем поочередного исключения входных нейронов, последующим обучением, тестированием и наблюдением за погрешностью сети.

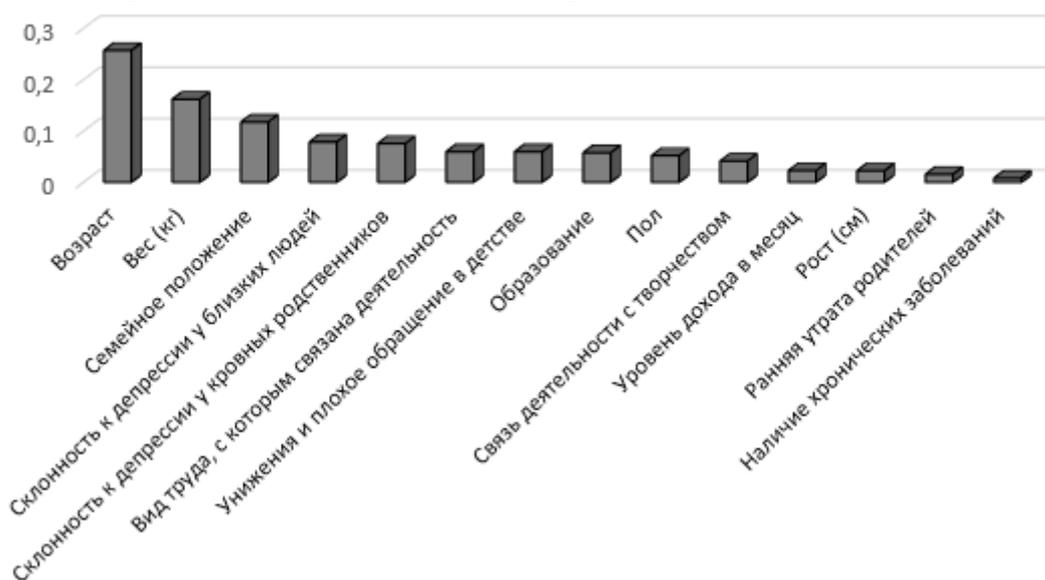


Рис. 15. Значимость входных параметров на тестовом множестве, определенная с помощью программы «Нейросимулятор 5.0»

Первые 3 самых значимых параметра являются объективными, а следующие 2 – полученными в результате субъективной оценки испытуемым подверженности депрессии лиц из его социально-психологического окружения.

Дальнейшей целью является исследование характера влияния различных входных параметров на результирующий – уровень депрессивности. Для проведения виртуальных компьютерных экспериментов случайным образом были выбраны 20 человек, не входивших в обучающую и тестовую выборки, по 5 человек на каждый уровень депрессивной симптоматики. Исследования выполнены путем «замораживания» одних входных параметров и виртуального изменения других входных параметров при одновременном наблюдении за значением выходного сигнала нейросети.

На рис. 3 видно, что вне зависимости от того, какой у человека уровень депрессивности, увеличение возраста способствует его снижению. Однако наиболее выраженное снижение наблюдается у людей с высоким уровнем депрессивности.

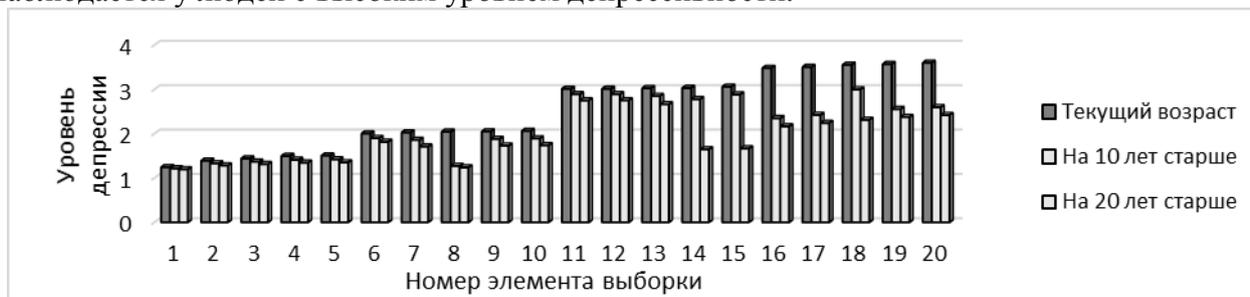


Рис. 16. Зависимость уровня депрессии от возраста

Следующим параметром, влияние которого было изучено, является вес. Как видно на рис. 4, при отсутствии депрессивной симптоматики увеличение веса может способствовать ее появлению, а при наличии высокого уровня депрессивности снижение веса может снизить этот уровень.

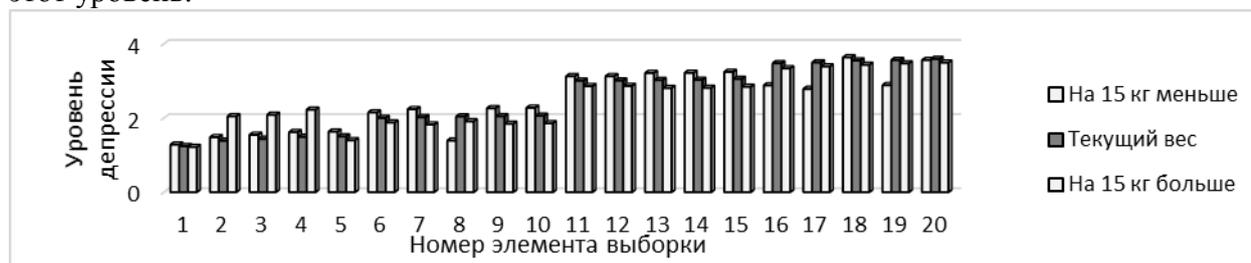


Рис. 17. Зависимость уровня депрессии от веса

Для исследования влияния семейного положения на уровень депрессивности было проделано следующее: сначала с помощью нейросетевой модели был определен уровень депрессивности у каждого человека с его текущими значениями параметров, а потом семейное положение было изменено таким образом, что, если человек состоит в браке, ему выставлялось значение параметра, соответствующее тому, что он не состоит в браке, и наоборот. Результаты представлены на рис. 5.

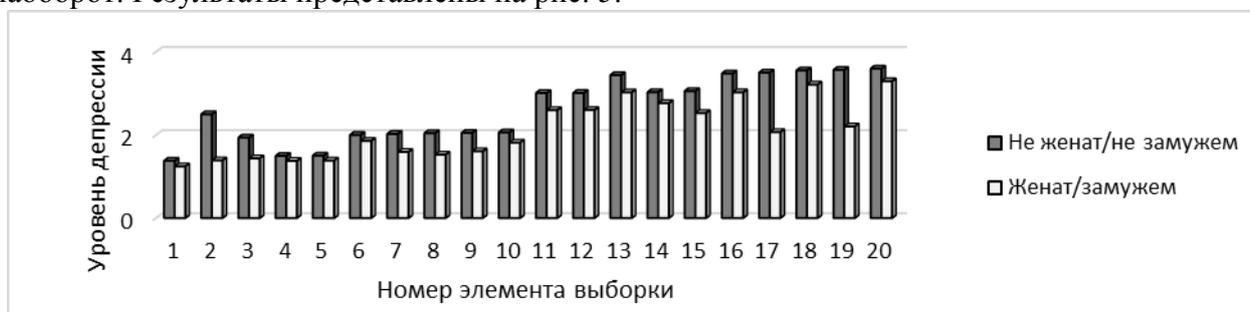


Рис. 18. Зависимость уровня депрессии от семейного положения

Как можно заметить, во всех случаях брак способен снизить уровень депрессивности. Особенно сильно снижение проявляется у людей с ярко выраженной депрессивностью.

Следующим исследованным параметром является наличие близких людей (не включая кровных родственников), склонных к депрессии. На рис. 6 видно, что в большинстве случаев отсутствие склонности к депрессии у близких способствует снижению уровня депрессивности у респондента. Однако, в четырех случаях из пяти отсутствие склонных к депрессии близких людей способствует увеличению уровня депрессивности у лиц с ярко выраженной депрессивной симптоматикой.



Рис. 19. Зависимость уровня депрессивности от наличия близких людей, склонных к ней (по субъективной оценке респондента)

Аналогичным образом была исследована зависимость уровня депрессивности от наличия кровных родственников, страдающих от депрессии. Результаты, представленные на рис. 7, качественно повторяют предыдущее исследование.



Рис. 20. Зависимость уровня депрессии от наличия кровных

родственников, склонных к ней

Таким образом, нейросетевое моделирование феномена депрессии открывает новые возможности анализа комбинации факторов, влияние которых на показатели депрессии и депрессивности обсуждается, и описания вариантов прогноза развития депрессии и проявлений депрессивности, сопряженных с изменением показателей отдельных факторов. Кроме того, можно полагать, что применение метода нейросетевого моделирования в дальнейшем позволит существенно экономить время и средства на фоновые, обзорные эмпирические исследования, поскольку дает возможность выявлять мишени для целенаправленного изучения отдельных вопросов.

Библиографический список

1. Краснов В.Н. Проблемы современной диагностики депрессии // Журнал неврологии и психиатрии. – 11 . –2012. – Вып. 2. – С. 3-10.
2. Петрунько О.В. Депрессивное расстройство с хроническим течением // Бюллетень ВСНЦ СО РАМН. – 2017. – Т.2 . – №2 . – С.114-119.
3. Simon, G.E., M VonKorff, M. Suicide Mortality among Patients Treated for Depression in an Insured Population // American Journal of Epidemiology. - 1998, 147(2), 155-160.
4. Гаранян, Н.Г. Депрессия и личность: обзор зарубежных исследований, часть I // Социальная и клиническая психиатрия. – 2009. - №1. – С. 79-79.
5. Шишлянникова Л.М. Применение корреляционного анализа в психологии // Психологическая наука и образование. – 2009. – № 1. – С. 98-107.
6. Тарабрина Н. В. Практикум по психологии посттравматического стресса. – СПб: Питер, 2001. – 272 с.
7. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).
8. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176с.

NEURAL NETWORKS MODELING OF THE PHENOMENON OF DEPRESSION

Levchenko Elena V., Mitrofanov Igor A., Yasnitsky Leonid N.

Perm State University

614990, Russia, Perm, street Bukireva, 15, yasn@psu.ru

The article describes the experience of developing and using neural network models and conducting virtual computer experiments to study the phenomenon of depression, in particular, the influence of various factors on its level. Data for training was obtained through a survey conducted in social networks among different age groups.

Key words: neural network, artificial intelligence, depression, forecasting, diagnostics.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ПСИХОЛОГИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ

Калугин Алексей Юрьевич

Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Сибирская, 24, kaluginau@yandex.ru

В статье изучается возможность использования нейронных сетей в психологических исследованиях. На основе анализа литературы показано, что нейросетевое моделирование редко используется в психологии, несмотря на свой большой потенциал. На конкретном примере продемонстрированы возможности нейронных сетей предсказывать уровень психологического благополучия личности.

Ключевые слова: нейронные сети, психологические исследования, психологическое благополучие.

В последние десятилетия резко возрос интерес к нейронным сетям, во многом это связано с возможностями, которые возникли с широким распространением высокопроизводительных и относительно дешевых компьютеров. Рост вычислительной мощности позволил на практике осуществить идеи, высказанные идеологами изучения искусственного интеллекта еще в 80-90-е годы XX века. В середине 2000-х произошла очередная революция в нейросетевом моделировании, когда под руководством Джеффри Хинтона были созданы алгоритмы глубокого обучения [5, с. 7].

Сейчас трудно себе представить мир без искусственных нейронных сетей, эти технологии настолько прочно вошли в нашу жизнь, что, пользуясь ими ежедневно, мы даже не замечаем этого (распознавание речи, распознавание изображений, поиск релевантной информации в Интернет-поисковиках и т.д.). Специалисты в области машинного обучения и Data science пользуются все большим спросом на рынке труда. В этой связи вызывает удивление, что нейросетевой подход практически не представлен в психологии. Этому может быть несколько причин: «неопределенность в процессе обучения нейронной сети и сложность в интерпретации полученных результатов» [6], но, вероятно, одна из главных причин – недостаток знаний в области нейросетевого моделирования.

А.В.Воробьев изучил степень применимости различных математических методов в психологии (как в отечественной, так и в зарубежной): чаще всего используется анализ различий, следом идет корреляционный анализ, далее факторный, дисперсионный, структурное моделирование, регрессионный и метаанализ. Отечественные психологи значимо чаще используют анализы

различий, в то время как зарубежные – структурное моделирование, регрессионный анализ и метаанализ, остальные методы представлены в примерно равных пропорциях [2]. Таким образом, российские психологи склонны использовать в своих исследованиях классические статистические процедуры, а зарубежные ученые тестируют относительно новые и стремительно развивающиеся методы.

Несмотря на то, что исследования с использованием искусственных нейронных сетей (НС) в психологии редки, нельзя сказать, что их совсем нет, укажем лишь некоторые из них: использование НС при конструировании психологических тестов [4], в психодиагностике личности и интеллекта детей и подростков [3; 6; 7], при изучении и прогнозировании стресса и ПТСР [1].

Нейросетевое моделирование позволяет преодолеть ряд ограничений, накладываемых классическими статистическими методами, в частности, соотношение объема выборки и изучаемых параметров (обычно наблюдений должно быть в несколько раз больше количества переменных), требование линейной зависимости (например, для корреляционного и факторного анализов) и т.п.

На выборке 287 студентов (возраст: $M = 21,51$; $SD = 2,22$) пермских ССУЗов и ВУЗов нами было проведено исследование, направленное на изучение различных сторон индивидуальности. Использовались следующие методики: «Опросник личностной ориентации» (ЛиО) в адаптации А.А. Рукавишниковой, «Аксиологическая направленность личности» (АНЛ) А.В. Капцова и Л.В. Карпушиной, «Тест смысложизненных ориентаций» (СЖО) в адаптации Д.А. Леонтьева; «Шкала чувства связности» по А. Антоновскому в адаптации М.Н. Дымщица, FCB-TI (формальные характеристики поведения) Я. Стреляу, «Большая пятерка» в адаптации А.Б. Хромова, «Опросник общего здоровья» (General Health Questionnaire, GHQ) Д. Голдберга.

В целях проверки адекватности применения нейросетевого моделирования к полученным нами данным, была осуществлена попытка спрогнозировать уровень «психологического благополучия» (методика Д. Голдберга) на основе выявленных психологических феноменов.

Нейронные сети строились с использованием пакета `neuralnet`, реализованного на языке R, алгоритм упругого обратного распространения ошибки (`rprop+`).

На первом этапе был осуществлен отбор оптимального количества нейронов на скрытом слое, далее была построена нейронная сеть с 47 входными нейронами, двумя нейронами на скрытом слое и одним выходным нейроном. В качестве активационной функции использовалась логистическая, на выходе – линейная. На основе теста Д.Олдена [8] были определены наиболее значимые предикторы, которые затем были использованы как входные во второй, сокращенной НС. Сокращение числа предикторов было связано с упрощением НС для лучшей интерпретируемости результатов.

Окончательная архитектура сети представляла собой 14 нейронов на входном слое, один нейрон на скрытом слое и один нейрон на выходном слое

(рисунок 1). Функция активации скрытого нейрона – гиперболический тангенс, на выходе – линейная. Один нейрон на скрытом слое был выбран по ряду причин: некоторые исследователи в области психологии, использующие НС, рекомендуют ориентироваться при определении количества нейронов на скрытом слое на количество выходных нейронов [4], другая причина – интерпретируемость: веса, несмотря на то, что задаются изначально случайным образом, по мере обучения сети (с учетом ее возможностей к обобщению) становятся все более и более осмысленными и могут быть проинтерпретированы; проинтерпретировать легче один нейрон, который передает далее информацию на один нейрон выходного слоя, являясь, по сути, сумматором нелинейных зависимостей предикторов и отклика. Требование интерпретируемости привело также к выбору одного скрытого слоя вместо нескольких.

Соответствие количества нейронов скрытого и выходного слоев облегчает интерпретацию психологической информации, однако не всегда позволяет эффективно обучить сеть, поэтому здесь вряд ли возможны однозначные рекомендации.

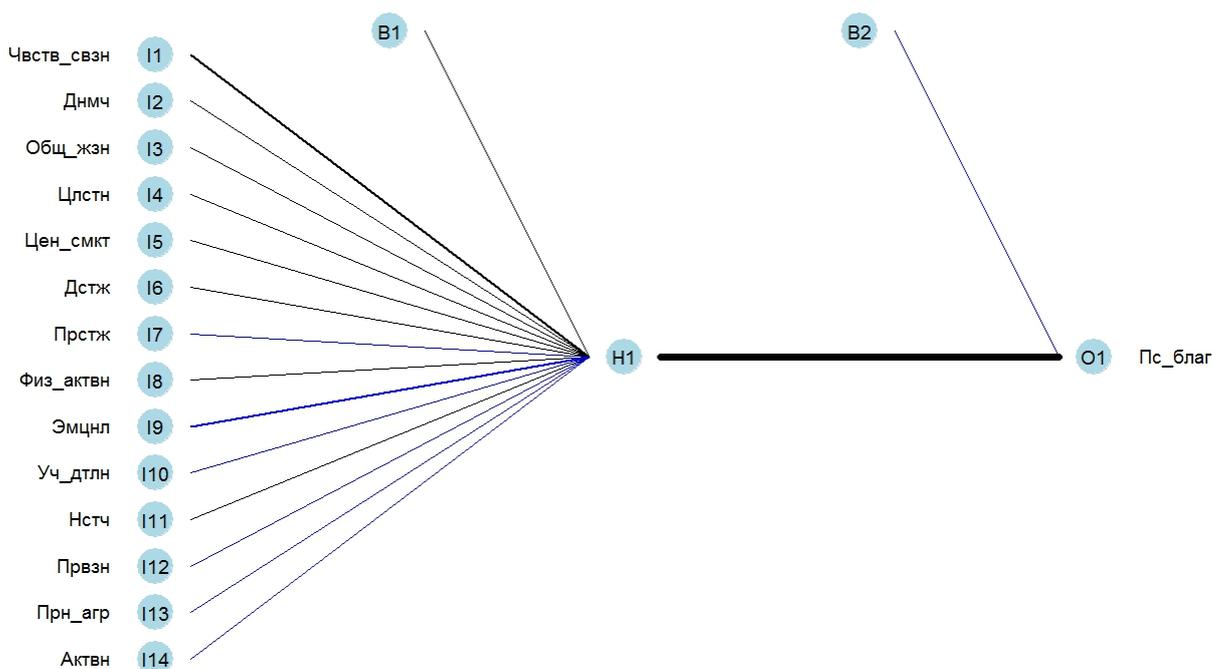


Рисунок 1. Архитектура второго варианта нейронной сети

Примечание: толщина линий говорит о выраженности весов; цвет – о направленности: черный – положительный вес, синий – отрицательный.

Чвств_свзн – чувство связности, Днмч – динамичность, Общ_жзн – ценности общественной жизни, Цлстн – целостность, Цен_смкт – ценности самоактуализации, Дстж – ценности достижения, Прстж – ценности престижа, Физ_актвн – ценности физической активности, Эмцнл – эмоциональность, Уч_дтлн – учебная деятельность, Нстч – настойчивость, Првзн – привязанность, Прн_агр – принятие агрессии, Актвн – активность

На рисунке 2 представлена диаграмма Д.Олдена [8], позволяющая визуализировать значимость предикторов. Из диаграммы видно, что наибольший положительный вклад вносят: «чувство связности», «динамичность», «целостность», «ценность общественной жизни» и в какой-то степени «ценности самоактуализации», - наибольший отрицательный вклад: «эмоциональность», «активность» и «учебная деятельность».

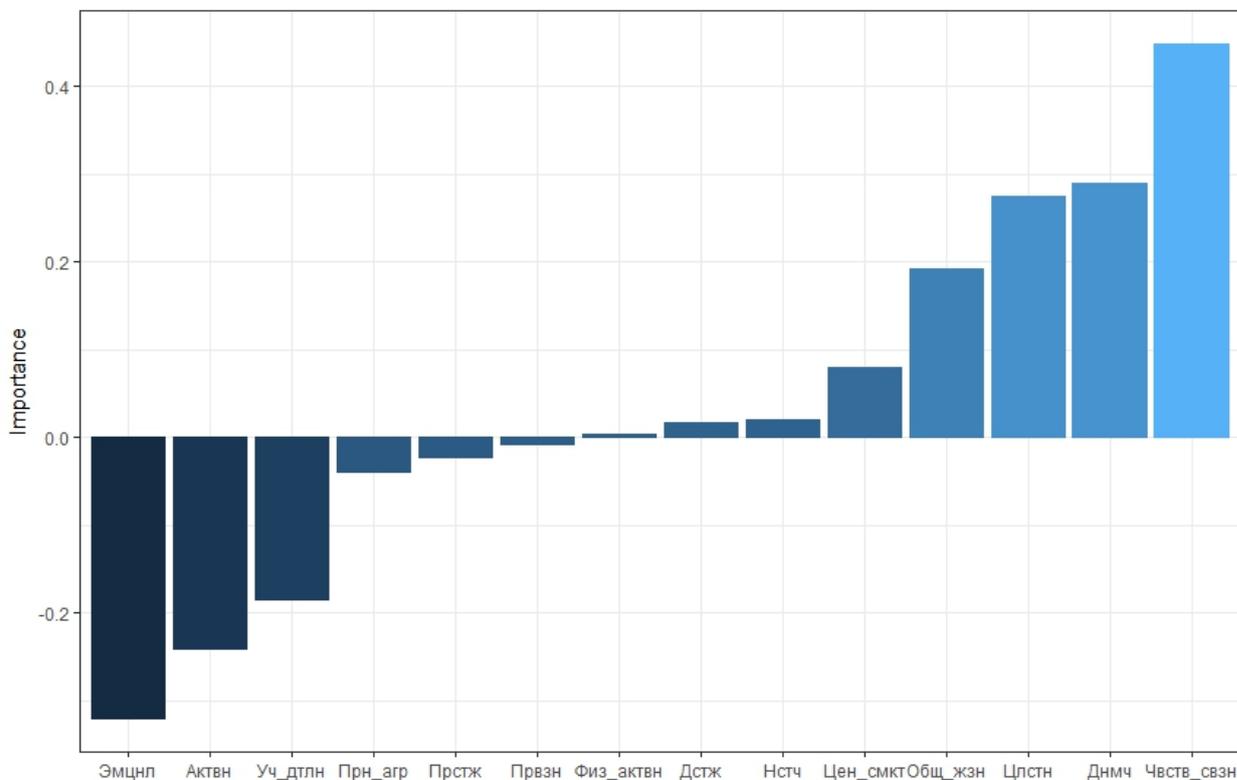


Рисунок 2. Значимость предикторов по Д.Олдону

Данная НС предсказывает уровень «психологического благополучия» с точностью 54,5% для обучающей выборки и с точностью 49,4% для тестовой выборки, что несколько выше результатов предсказания обычной линейной модели.

Таким образом, нейронные сети можно успешно использовать для изучения психологических явлений, учитывая при этом нелинейный характер взаимосвязи переменных, кроме того, получаемые результаты могут быть проинтерпретированы исследователем.

Библиографический список

1. Беребин М.А., Пашков А.А. Нейробиологические, нейрокомпьютерные и нейровизуализационные аспекты исследования стресса и постстрессовых расстройств (литературный обзор) // Вестник ЮУрГУ. Серия «Психология». 2017. Т. 10. № 1. С. 106-120. DOI: 10.14529/psy170111
2. Воробьев А.В. Обзор применения математических методов при проведении психологических исследований // Психологические

- исследования. 2010. № 2(10). (<http://psystudy.ru/num/2010n2-10/311-vorobiev10>)
3. Данилова Н.П., Славутская Е.В., Славутский Л.А. Нейросетевой анализ интеллектуальных показателей младших подростков // Вестник Чувашского университета. 2013. № 3. С. 260-264.
 4. Зенкова Н.А. Моделирование на основе искусственных нейронных сетей как метод исследования в психологической науке // Вестник ТГУ. Т.14. Вып. 3. 2009. С. 577-590.
 5. Николенко С., Кадурын А., Архангельская Е. Глубокое обучение. СПб.: Питер, 2018.
 6. Рассказчиков А.А., Славутская Е.В. Нейросетевой анализ разноуровневых психологических характеристик школьников // Вестник Чувашского университета. 2015. № 3. С. 178-185.
 7. Славутская Е.В., Аbruков В.С., Славутский Л.А. Нейросетевой системный анализ уровневых психологических характеристик // Вестник Чувашского университета. 2016. № 1. С. 164-173.
 8. Olden J.D., Joy M.K., Death R.G. An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data // Ecological Modelling. 2004. № 178. P. 389-397.

THE USE OF NEURAL NETWORKS IN PSYCHOLOGICAL RESEARCH

Kalugin Aleksey Yu.

Perm State Humanitarian Pedagogical University
614990, Russia, Perm, Sibirskaya str., 24, kaluginau@yandex.ru

The article explores the possibility of using neural networks in psychological research. Based on the analysis of the literature it is shown, that neural network modeling in psychology is rarely used, despite its great potential. The possibilities of neural networks to predict the level of psychological well-being of a personality are shown on a concrete example.

Key words: neural networks, psychological research, psychological well-being.

К ВОПРОСУ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В СОЦИОЛОГИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ

Яковлева Ольга Константиновна

Пермский государственный национальный исследовательский университет

Россия, 614990, Пермь, ул.Букирева,15

E-mail: info@psu.ru.

Применение в качестве инструментального средства в области социологии аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС) в сравнении с произведённым при помощи пакета SPSS первичным анализом данных исследования «Молодые преподаватели ПГУ». Было опрошено 195 респондентов, из которых 41,5% мужчин и 58,4% женщин. Результат сравнения показал преимущества и перспективные возможности нейронных сетей при управлении с эталонной моделью.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронная сеть, прогноз, социологические исследования

Нейросетевые технологии предоставляют сегодня широкие возможности для решения задач прогнозирования, обработки сигналов и распознавания образов. По сравнению с традиционными методами математической статистики, классификации и аппроксимации эти технологии обеспечивают достаточно высокое качество решений при меньших затратах. Они позволяют выявлять нелинейные закономерности в сильно зашумленных неоднородных данных, дают хорошие результаты при большом числе входных параметров и обеспечивают адекватные решения при относительно небольших объемах данных. Сейчас уже накоплен богатый опыт успешного использования нейронных сетей в практических приложениях.

Общепризнано, что нейронные сети являются естественным дополнением классических методов анализа и применяются там, где стандартные процедуры не дают нужного эффекта. Нейросетевой подход свободен от модельных ограничений, он одинаково годится для линейных и сложных зависимостей и особенно эффективен в разведочном анализе данных, когда необходимо выяснить имеются ли вообще зависимости между переменными. Так, например, в работах С.К. Каргапольцева и Н.В. Лашука рассматривались вопросы применения искусственных нейронных сетей в задаче составления расписаний учебных занятий [2]. Д.А. Донской предлагает использование нейрокомпьютерных технологий в обучении информатике. Е.И. Горюшкин

исследовал возможности использования искусственных нейронных сетей для создания систем тестирования знаний студентов, а исследования Ю.В.Фролова, П.К. Личко, О.Е. Булановой посвящены применению искусственных нейронных сетей для оценки психического состояния детей с отклонениями в развитии[4]. Нейронные сети привлекательны с интуитивной точки зрения (М.Г. Доррер, например, предлагает использовать искусственные нейронные сети для имитации интуиции) т. к. они основаны на биологической модели нервных систем. В будущем развитие таких нейробиологических моделей может привести к созданию действительно мыслящих компьютеров, которые смогут давать прогнозы на будущее в любой области деятельности человека.

Современные искусственные нейронные сети представляют собой устройства, использующие огромное число искусственных нейронов и связей между ними. Несмотря на то, что конечная цель разработки нейронных сетей – полное моделирование процесса мышления человека так и не была достигнута, уже сейчас они применяются для решения очень многих задач обработки разнородной информации. Основными видами нейронных сетей являются: сеть ART (AdaptiveResonanceTheoryNetwork), двунаправленная ассоциативная память (ДАП), обратное распространение и сеть Кохонена. В социологии наиболее часто используют сеть с обратным распространением. Самым главным отличием нейронных сетей от других методов, например, таких, как обработка данных статистическим пакетом SPSS, является то, что нейросети в принципе не нуждаются в заранее известной модели, а строят ее сами на основе предъявленной информации.

Основным преимуществом прогнозирования с помощью нейронных сетей является устойчивость к шумам входных данных, когда находятся большинство «шумовых» переменных, не надо делать их предварительный отсев, нейронная сеть сама определит их малопригодность для решения задачи и отбросит их. Как и решение задач при неизвестных закономерностях, нейронные сети более чувствительны и находят данные закономерности. Так же у нейронных сетей отсутствует проблема «проклятие размерности», что позволяет моделировать зависимости в случае большого числа переменных.

Появилась возможность проведения расширенных исследований с помощью метода нейронной сети. Широкий круг задач, решаемый нейронными сетями, не позволяет в настоящее время создавать универсальные, мощные сети, вынуждая разрабатывать специализированные нейронные сети, функционирующие по различным алгоритмам. Данный метод является одной из возможностей более глубоко строить прогнозы там, где, например, обычные социологические методы не дают результата или он не чётко выражен.

В качестве примера можно представить возможность анализа социологических данных при помощи метода нейронных сетей гораздо шире и больше, чем они используются в настоящее время. Нейросетевые технологии предоставляют сегодня широкие возможности для решения задач прогнозирования, обработки сигналов и распознавания образов. По сравнению с традиционными методами математической статистики, классификации и

аппроксимации эти технологии обеспечивают достаточно высокое качество решений при меньших затратах. Они позволяют выявлять нелинейные закономерности в сильно зашумленных неоднородных данных, дают хорошие результаты при большом числе входных параметров и обеспечивают адекватные решения при относительно небольших объемах данных. Сейчас уже накоплен богатый опыт успешного использования нейронных сетей в практических приложениях.

Одной из первых попыток социологов использовать нейронные сети является построение нейросетевой модели религиозной веры, осуществленное в 1995 году. Начиная с этого времени, западные социологи периодически обращаются к нейронным сетям с целью моделирования и прогнозирования социальных явлений и процессов. Для социологов-практиков наибольшую ценность представляет возможность «восстановления» неполных данных, которая заложена в основу нейросетевых технологий. В контексте электоральных исследований эта возможность реализуется не только для восстановления пробелов в данных, возникших из-за некачественного заполнения анкет, но и для «восстановления» мнений респондентов, которые, как им кажется, еще не определились с выбором [3].

Анализируя социологические данные необходимо учитывать, что большинство из них представляются при помощи шкал с уровнем измерения ниже интервального и требуют специальных методов исследования. В результате, при применении к материалам социологических опросов приемов и формул, разработанных для количественных переменных (например, регрессионного или дискриминантного анализов), достоверность получаемых выводов порой невысока. Указанные соображения делают весьма перспективным применение в качестве инструментального средства в области социологии аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС), гораздо менее чувствительного, в частности, к нарушению вероятностных предпосылок разнотипности переменных. Разнообразие, большой объем и противоречивость различной анкетной информации выводят на передний план проблему поиска физических систем, способных к ее переработке. Решение этой комплексной задачи тесно связано с новыми информационными технологиями, важное место среди которых занимают нейронные сети.

Современный этап развития высшей школы характеризуется сменой образовательной парадигмы под воздействием целого ряда факторов, к основным из которых можно отнести процессы интеграции в международное образовательное пространство, формирование информационного общества и экономики, основанной на знаниях [1]. Молодой преподаватель является одной из ключевых фигур реформ образования, поэтому темпы и характер модернизации образования зависят в первую очередь от интеллектуального уровня, профессиональных и личностных качеств преподавательских кадров. В 2010 году социологами центра социологических исследований ПГУ было проведено методом анкетирования социологическое исследование «Молодые преподаватели ПГУ». Всего было опрошено 195 респондентов, из которых

41,5% мужчин и 58,4% женщин. В 2014 г. по предоставленному центру инструмента (анкета) и базе данных, был снова произведён с помощью пакета SPSS первичный анализ данных исследования «Молодые преподаватели ПГУ». Для анализа данных использовались статистический тест хи-квадрат, коэффициенты Гамма и V Крамера. Были выявлены статистически значимые связи между следующими переменными: жилищными условиями семьи и желанием перейти в другую организацию; удовлетворённостью выбранной профессией и желанием перейти в другую организацию; удовлетворённостью работой в ПГУ и желанием перейти в другую организацию; отношением к работе в ПГУ за последние 2-3 года и желанием перейти в другую организацию; изменением условий работы в ПГУ в ближайшие 2-3 года и желанием перейти в другую организацию. Тогда же, в ходе экспериментального исследования, полученного в качестве технического задания к выпускной работе и выполненного студентом – социологом Я. Державским, была разработана и исследована при помощи методики[5] искусственная нейронная сеть по прогнозированию возможности перехода молодых преподавателей в другую организацию на основе данных исследования «Молодые преподаватели ПГУ». Вышеописанная эталонная модель социологических данных успешно прошла интеграцию с нейронной сетью.

В результате прогноза, осуществлённого с помощью ИНС, выявлено, что на желание перейти в другую организацию оказывают сильное влияние две переменные: удовлетворённость выбранной профессией, специальностью и удовлетворённость работой в ПГУ. Нейросеть также показала, каким образом другие переменные усиливают влияние удовлетворённости выбранной профессией, специальностью и степени удовлетворённости работой в ПГУ на желание перейти в другую организацию. Переменная «принадлежность помещения, в котором проживает семья», в нейронной сети влияет только при наличии второго фактора и имеет взаимовлияние со всеми переменными. Например, принадлежность помещения частному лицу, а ещё более предприятию, усиливает влияние степени удовлетворённости выбранной профессией, специальностью на желание преподавателей перейти работать в другую организацию. На желание перейти в другую организацию оказывают взаимовлияние следующие переменные:

- Согласие с суждением о возможности сделать карьеру и стаж работы в ПГУ;
- согласие с суждением о возможности сделать карьеру и согласие с суждением о возможности самореализации;
- согласие с суждением о возможности сделать карьеру и согласие с суждением о возможности общения с интересными людьми;
- согласие с суждением о возможности сделать карьеру и материальное положение семьи;
- согласие с суждением о возможности сделать карьеру и семейное положение;

- учёная степень разнонаправленно усиливает влияние переменных удовлетворённость выбранной профессией, специальностью и удовлетворённость работой в ПГУ на желание перейти в другую организацию.

В результате проведённого с помощью ИНС анализа данных исследования «Молодые преподаватели ПГУ» выявились следующие тенденции:

- Мужчины более склонны, нежели женщины к смене места работы;
- чем моложе возраст преподавателей, тем выше вероятность перехода в другую организацию;
- плохое материальное положение семьи уменьшает вероятность перехода в другую организацию, а с хорошим материальным положением преподаватели более склонны к смене места работы;
- плохие жилищные условия увеличивают вероятность перехода в другую организацию;
- стаж работы в ПГУ влияет на желание перейти в другую организацию таким образом, что период после 4 лет работы и до 12 лет является наиболее критическим для смены места работы;
- семейное положение оказывает влияние на желание перейти в другую организацию таким образом, что одинокие родители, вдовцы и разведённые наиболее подвержены уходу в другую организацию;
- согласие с суждением о карьере увеличивает вероятность смены места работы;
- преподаватели, проживающие в отдельной квартире, более склонны к переходу в другую организацию, нежели преподаватели, проживающие в других типах помещения;
- преподаватели, у которых нет работы, приносящей дополнительный доход, более склонны к смене места работы, нежели чем те, у кого есть работа, приносящая дополнительный доход;
- увеличение нагрузки по основному месту работы увеличивает вероятность ухода преподавателей в другую организацию;
- принадлежность помещения, в котором проживает семья, предприятию увеличивает вероятность перехода преподавателей в другую организацию нежели, если помещение принадлежит лично преподавателям или их членам семьи;
- более склонны к уходу в другую организацию преподаватели, у которых отношение к работе за последние 2-3 года не изменилось и те, которые думают, что условия работы в ближайшие 2-3 года не изменятся;
- если преподаватель не удовлетворён работой в ПГУ, то наличие учёной степени усиливает его желание сменить место работы;
- если преподаватель не удовлетворён профессией, специальностью, то наличие учёной степени снижает вероятность его перехода в другую организацию;

- согласие с суждениями о возможности самореализации и возможности общения с интересными людьми снижает вероятность перехода преподавателей в другую организацию.

Таким образом, экспериментальное сравнительное исследование, проведённое на одной и той же базе данных наглядно показало, что возможности нейронных сетей при управлении с эталонной моделью социологических данных в качестве инструментального средства весьма перспективны и несомненно, могут быть использованы в анализе результатов социологических исследований, а владение методом может быть для студентов – социологов новой возможностью познания действительности.

Библиографический список

1. Баранов А.М. Стратегия развития России в глобальной информационной экономике: вектор изменений // Вестн. экон. интеграции. 2011. № 1. С. 12.
2. Каргапольцев С.К., Лашук Н.В. Система поддержки принятия решений для обеспечения автоматизации управления вузом // Информационные технологии. 2009. №6. С. 82-84.
3. Кислова О.Н. Искусственные нейронные сети в социологии: новый инструмент познания или дань моде?// Перспективи. Серія: Філософія, історія, соціологія, політологія. Одеса: ПДПУ імені К.Д. Ушинського, 2009. № 2(46). С. 70–75.
4. Фролов Ю.В., Личко П.К., Буланова О.Е. Применение искусственных нейронных сетей для оценки психического состояния детей с отклонениями в развитии // Материалы IX международной конференции-выставки «Информационные технологии в образовании» («ИТО-99»), 1999.
5. Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект: Учеб.пособие для студ. высш. учеб. Заведений. М.: Издательский центр «Академия», 2008.176 с.

TO THE QUESTION OF THE USE OF NEURO NETWORK TECHNOLOGIES IN SOCIOLOGICAL RESEARCHES

Yakovleva Olga Konstantinovna
 «Perm State National Research University»
 Russia, 614990, Perm, ul. Bukirev, 15
 E-mail: info@psu.ru.

Application as an instrument in the field of sociology of the device of artificial neural networks (ANN) in comparison with the initial analysis of the data of the study "Young Teachers of the PGU", made with the help of the SPSS package. 195 respondents were interviewed, 41.5% of men and 58.4% of women. The result of the

comparison showed the advantages and prospective capabilities of neural networks when running with a reference model.

Keywords: artificial intelligence, neural network, forecast, rent cost, sociological researches.

УДК 004.032.26

ОЦЕНКА ЭМОЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ЧЕЛОВЕКА НА ОСНОВЕ ЧАСТОТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ЗВУКОВЫХ ВОЛН

Близнюк Олеся Александровна

Пермский государственный научно-исследовательский университет, 614990,
Россия, г. Пермь, ул. Букирева 15, olesiabliznuk77@gmail.com

Шкарапута Александр Петрович

Пермский государственный научно-исследовательский университет, 614990,
Россия, г. Пермь, ул. Букирева 15, shkaraputa@psu.ru

Представлено описание разработки и применения нейросетевой модели для оценки эмоционального состояния человека на основе частотных характеристик звуковых волн. Рассматриваемый метод определения базовых эмоций (радость, печаль) основывается на поиске отношений частот, соответствующих мажорному и минорному ладу. В работе рассмотрено 76 записей, среди которых (по мнению авторов) 38 были с радостными и 38 с печальными эмоциями. Для работы выделено пятнадцать параметров, от которых зависит определение эмоционального состояния человека. Модель реализована в виде компьютерной программы, которая позволяет выявить закономерности разного рода.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросетевые технологии, определение эмоций, частоты, звуковые волны.

Распознавание эмоционального состояния человека является одной из актуальных проблем современности в связи с развитием цифровых технологий. Решение проблемы распознавания эмоций востребовано в таких областях как: психология, робототехника (в том числе умный дом), криминалистика, медицина и прочее. Эмоциональные состояния имеют очень разнообразные проявления. По степени интенсивности и продолжительности они могут быть длительными, но слабыми (печаль), или сильными, но кратковременными (радость).

По субъективному переживанию все многообразие эмоций можно разделить на 2 категории: на эмоции положительного порядка, связанные с

удовлетворением жизненных потребностей человека и потому доставляющие удовольствие, и эмоции отрицательного порядка, связанные с неудовлетворением жизненных потребностей и потому доставляющие неудовольствие.

Существует множество способов определения эмоционального состояния человека. В работе [5] для определения эмоционального состояния человека используется нейронная сеть, снимающая показания с датчиков стандартного детектора лжи. В [3] показана принципиальная возможность использования определения базовых эмоций на основе отношений частотных характеристик звуковых волн.

Целью данной работы является разработка нейронной сети для определения эмоционального состояния человека.

Суть метода частотных характеристик заключается в следующем: звуковой сигнал разбивается по времени на некоторое количество отрезков, затем на каждой отрезке находят частоты трех максимальных амплитуд. Далее считаются отношения частот друг к другу внутри каждого блока (отрезка). На основании полученных количественных показателей делается вывод о принадлежности сигнала к той или иной группе.

Для того чтобы корректно обучить нейронную сеть были использованы данные, полученные ранее в работах [2,3]. В данной работе использовался программный продукт «Нейросимулятор 5» [4]. Все данные были проанализированы, а затем занесены в нейросимулятор.

Всего было выделено 15 входных параметров. Каждый параметр определял отношение частот друг к другу. Выходных параметров было всего два: 1 и -1. Радостная эмоция кодировалась 1, а печальная -1.

Оптимальная структура нейронной сети представляет собой персептрон, имеющий 15 входных нейронов. Экспериментально определено, что нужно задействовать один скрытый слой с пятью персептронами. В качестве активационных функций нейронов будем использовать тангенс гиперболический, а в качестве алгоритма обучения — алгоритм упругого распространения.

Для обучения нейронной сети необходимо подготовить некоторое множество примеров, предварительно разбив это множество на ещё два: обучающее и тестирующее. В обучающем множестве оказалось 64 примера, а в тестовом 12 примеров.

Как результат, после обучения нейронной сети была получена средняя квадратичная ошибка обучения $\sim 0,3\%$ и ошибка тестирования, составляющая около 8%, что является весьма приемлемым результатом для выбранной темы. График обучения нейронной сети изображен на рис. 1.

Результаты проверки нейронной сети на примере проверочного множества представлены на рисунке 2.

Если внимательно взглянуть на гистограмму, то можно заметить, что тестовые параметры практически не отличаются от действительных. Дело в том, что полученная ошибка обучения и ошибка тестирования были минимальны.

В заключение можно отметить, что дальнейшая работа по определению эмоций на основе частотных характеристик звуковой волны имеет большие перспективы, так как есть предположение, что данный метод можно применять для распознавания других эмоций.

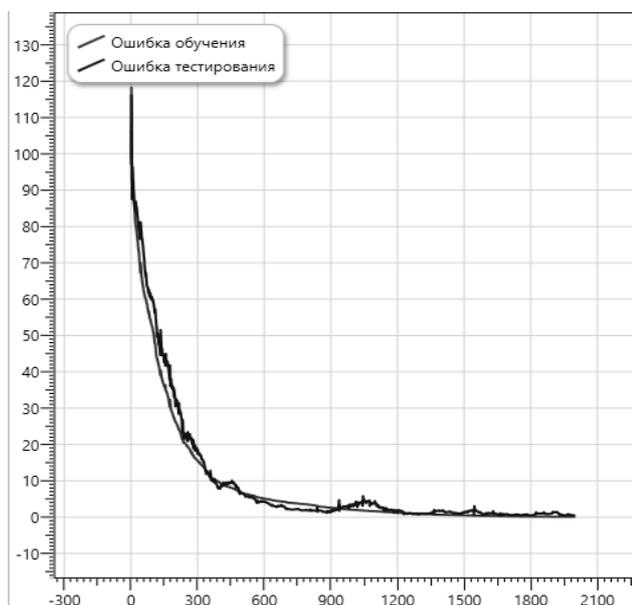


Рис.1. График обучения

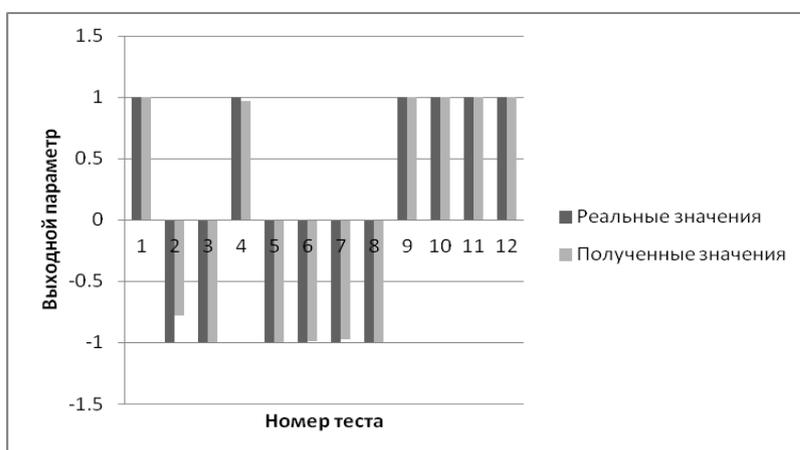


Рис.2 Сравнение тестовых примеров с полученными результатами

Библиографический список

1. Ясницкий, Л. Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
2. Близнюк О.А., Шкарапута А.П., Определение эмоционального состояния с помощью оценки соотношений частот звуковой волны [Текст] // Математика и междисциплинарные исследования - 2017: сб. статей. – Пермь, 2017. – С. 45-49.

3. Близнюк О.А., Шкарапута А.П., Исследование применения метода определения базовых эмоций на основе отношения частот спектра звуковой волны. [Текст] // Научный вестник Пермского университета – 2017 год – Выпуск 4(39). – Пермь. – С. 86-91.

4. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

5. Ясницкий Л.Н., Сичинава З.И. Нейросетевые алгоритмы анализа поведения респондентов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2011. № 10. С.59-64.

DEFINITION OF HUMAN EMOTIONS BASED ON FREQUENCY CHARACTERISTICS OF SOUND WAVES

Bliznyuk Olesya Alexandrovna
Perm State University, 614990,
Russia, Perm, Bukireva Street 15, olesiabliznuk77@gmail.com
Shkaraputa Alexander Petrovich
Perm State University, 614990,
Russia, Perm, Bukireva Street 15, shkaraputa@psu.ru

The article describes the development and application of a neural network model for assessing a person's emotional state based on the frequency characteristics of sound waves. The considered method of determining the basic emotions (joy, sadness) is based on the search for frequency relations corresponding to the major and minor modes. In the work 76 records were considered among which (according to the authors) 38 were joyful and 38 with sad emotions. The model is implemented in the form of a computer program, which allows us to identify patterns of various kinds

Key words: artificial intelligence, neural network technologies, definition of emotions, frequencies, sound waves.

ЦИФРОВАЯ ПЕДАГОГИКА

ГЕНЕРИРОВАНИЕ КОРОТКОЙ СТАТЬИ ДЛЯ ЗАДАННОЙ ТЕМЫ

Кулик Сергей Дмитриевич

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»,
Московский государственный психолого-педагогический университет
(МГППУ),
sedmik@mail.ru

Белов Алексей Николаевич

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»,
on-lain.shop@yandex.ru

Матвеева Ксения Игоревна

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»,
ksu.95@mail.ru

В данной статье рассмотрена предметная область и различные источники информации, относящиеся к заданной теме. Для реализации алгоритма генерации текстов выбран язык C#. Представлена структура сгенерированной статьи и схема разработанного алгоритма для приложения. Указаны структуры, которые используются для реализации таких приложений. Приведена реализация алгоритма генерации коротких статей на заданную тему на английском языке. Экспериментальными исследованиями выявлено, что генерируемые статьи достаточно уникальны (статьи не будут повторяться даже более чем через 50 генераций).

Ключевые слова: интеллектуальные системы, переводы, научные статьи, сгенерированный текст, уникальность текста.

В наши дни, актуальной является проблема написания новых уникальных текстов, которые бы были основой для различных научных статей. В данной работе будут проведены исследования и программные разработки генерирования специальной короткой статьи для заданной темы. Генерация текстов — размножение одной статьи на несколько уникальных экземпляров, как правило, схожих по тематике. Качество статей, которые получены в результате размножения, во многом зависит от способа генерации, который используется в программе Генерация — простой и удобный способ получить информацию по заданной тематике. Большинство генераторов предназначены для создания текстов по заранее определенному шаблону — количеству абзацев, смысловых или логических конструкций. Существуют программы, использующие цепи Маркова, в которых текст является практически осмысленным и связным. Однако добиться полного результата не

представляется возможным из-за того, что машина не обладает интеллектом, и лишь выполняет написанные человеком команды. В результате исследований [1] был получен алгоритм генерирования специальной короткой статьи для заданной темы, а также его программная реализация на языке C# в виде консольного приложения. В работе [2] рассмотрен словарь на основе МТС для перевода идиом на английский язык. В настоящее время существует много средств автоматического генерирования текстов. Многие из них основываются на простейших алгоритмах. Мы рассмотрим такой алгоритм на примере генератора «Весна» от Яндекс. Чтобы размножить текст, сначала необходимо подготовить небольшой шаблон, который будет в дальнейшем размножен. Создать его несложно, нужно лишь знать некоторые нюансы генерации. В результате размножения будут получены различные комбинации текста, одной из которых может быть такие (случайные выборки):

- Размножение качественных уникальных статей с применением программы.
- Генерация качественных текстов для сайта путем синонимайзера.
- Генерация качественных статей с применением сервиса.

Все эти фразы, полученные после генерации, окажутся уникальными относительно друг друга, что нам и требуется. Следует обратить внимание, что не все слова текста должны быть заключены в блоки. Например, точка и слово «качественных» стоят за фигурными скобками, т.е. находятся вне какого-либо блока [2]. Это значит, что они будут использованы во всех вариантах генерации. В каждой конкретной программе могут использоваться и другие, «свои» операторы, но эти два — стандартные для всех сервисов.

Теперь можно выделить некоторые основные преимущества языка C#. Указатели в нем не нужны. В программах на C# обычно нет необходимости в работе с ними. Однако если же вам все таки это потребуется, то пожалуйста, — возможности для работы с указателями в вашем распоряжении. Управление памятью производится автоматически, предусмотрены определенные встроенные синтаксические конструкции для работы с перечислениями, различными структурами и свойствами классов. В C# осталась возможность перегружать операторы, которые унаследованы от C++. При этом большая часть возникавших при этом сложностей ликвидирована. Также предусмотрена полная поддержка использования различных программных интерфейсов. Однако в отличие от классического COM применение интерфейсов далеко не единственный способ работы с типами, используя различные двоичные модули. .NET позволяет передавать объекты (как ссылки или как значения) через границы программных модулей. Далее это будет учтено в данной работе.

Изначально была задана структура генерирующейся статьи. Она представлена на рис. 1. Каждая генерирующаяся статья имеет 4 раздела: вступление, история вопроса, исследования, расчеты и рассуждения по теме, заключение.



Рисунок 1. Структура генерируемой статьи

Для создания консольного приложения был разработан алгоритм, представленный на рис. 2. После входа в приложение отображается интерфейс с единственной кнопкой, нажав на которую произойдет генерация статьи. Полученная статья выведется в поле справа. Дальнейшее нажатие на кнопку “Next” приведет к генерации в поле новой статьи.

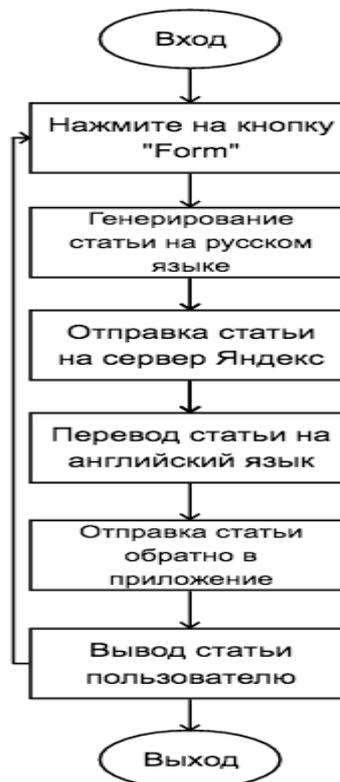


Рисунок 2. Схема разработанного алгоритма

Какой бы программой вы не решили размножить текст, все они поддерживают два стандартных оператора:

{ } — открывающаяся и закрывающаяся фигурная скобка, используются для создания блоков синонимов.

| — вертикальная черта (а не прописная буква “i” или строчная “l”, которые внешне выглядят также), этот символ используется для разделения вариантов синонимов между собой.

В результате конструкция получается следующей:

{вариант 1.1|вариант 1.2|...|вариант 1.n} {вариант 2.1|вариант 2.2|...|вариант 2.n} ... {вариант m.1|вариант m.2|...|вариант m.n}

Таким образом, мы получили шаблон, состоящий из m-того числа блоков. Каждый блок содержит n-е число синонимов.

Для реализации алгоритма, было разработано консольное приложение для системы Windows, работающее на платформе Windows 7. При создании приложения был использован язык программирования C#. Данное приложение было разработано с помощью Microsoft Visual Studio 2015.

В приложении пользователю следует нажать кнопку «form», для того чтобы сгенерировалась статья на специальную тему на английском языке. На рис. 3 представлена сгенерированная статья (чтобы получить другую статью, необходимо нажать на кнопку «next»).



Рисунок 3. Графический интерфейс и текст сгенерированной статьи

На начальном этапе отладки приложения было проверено:

- корректное отображение графического интерфейса,
- корректное отображение сгенерированной статьи в окне,

Следующий этап отладки — проверка на генерирование статей:

- при нажатии на кнопку «form» должна быть выведена сгенерированная статья в окне справа,
- при нажатии на кнопку «next» должна быть сгенерирована следующая статья, отличная от предыдущей.

При нажатии на кнопку «next» более 50 раз, каждый раз была сгенерирована статья, отличная от всех других статей, проверка на антиплагиат которых показала что уникальность более 70%. В качестве экспериментальных исследований были взяты 10 сгенерированных статей, которые были проверены на антиплагиат. Результаты исследования представлены в табл. 1.

Таблица 1. Проверка сгенерированных статей на антиплагиат

Номер статьи	сгенерированной	Процент уникальности текста
1, 6		75
2, 5, 10		72
3, 8		81
4, 9		76
7		71

Генерирование статьи требует очень небольшое время (менее 1 секунды). При написании же этой статьи человеком, понадобится около 10-15 минут. Данное приложение позволит экономить время, а также быть уверенным в уникальности статьи. По сравнению с генератором статей «Весна» от Яндекс, это приложение генерирует статьи на английском языке и имеет определенную конструкцию из 4-х разделов. В данном приложении объединены функции генератора «Весна» и «SeoGenerator», что делает его более подходящим для использования при написании короткой статьи на заданную тему.

Статьи, созданные программой при отладке и тестировании, были тщательно проанализированы. Было проведено экспериментальное исследование, разработанное программой. Проведено сравнение полученной исследовательской программы и ее аналогов в интернете. В целом можно полагать, что разработанное приложение будет более эффективным (предпочтительным) по сравнению с аналогичными существующими.

Библиографический список

1. Белов А.Н. Разработка алгоритма генерирования специальной короткой статьи для заданной темы /НИР(УИР) руков.: Кулик С.Д.—М.: НИЯУ МИФИ, 2017.—49 с.
2. J. R. Saini, J. C. Modh, GIdTra: A dictionary-based MTS for translating Gujarati bigram idioms to English, Conference Paper published 2016 in 2016 Fourth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC) Waknaghat, India 22-24 December 2016, Department of CSE & IT Jaippee University of Information Technology (2016) 191-196.

GENERATION SPECIAL SHORT ARTICLES FOR THE GIVEN TOPIC

Kulik Sergey D.

National Research Nuclear University MEPhI,
Moscow State University of Psychology and Education (MSUPE),
sedmik@mail.ru

Belov Alexey N.

National Research Nuclear University MEPhI,
on-lain.shop@yandex.ru

Matveeva Ksenia I.

National Research Nuclear University MEPhI,
ksu.95@mail.ru

The subject area and reviewed various sources of information relevant to a given topic will be considered. For implementation of algorithm of generation of the texts was chosen the C# language, as it has a large number of advantages compared to other programming languages, and it also has many libraries which it would be convenient to use in solving a given task. The text presents the structure of the generated article and the scheme of the developed algorithm for the application. Also it describes the structures that are used to implement such applications. The implementation of algorithm of generation of short articles on a given topic in English was discussed. It was shown that the generated articles have a good percentage of the plagiarism by experimental studies. It was shown that the articles would not be repeated even more than 50 generations, as a result of tests.

Keywords: Intelligent Systems, Translations, Scientific Articles, Generated Text, the Uniqueness of the Text.

УДК 004.81; 159.9

ТЕОРЕМА О СВЯЗИ МЕР ИНФОРМАЦИИ И ЭНТРОПИИ И КОРРЕЛЯЦИИ УСПЕВАЕМОСТИ ШКОЛЬНИКОВ

Чечулин Виктор Львович

Пермский государственный национальный исследовательский университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, chchulinvl@mail.ru

Фурина Ольга Васильевна

Кунгурский район, МАОУ "Комсомольская СОШ",
617407, Россия, Пермский край, Кунгурский район,
п. Комсомольский, ул. Культуры 7, furina.ol@yandex.ru

В статье на основании известной теоремы Алесковского о связи мер информации и энтропии описан статистический корреляционный анализ параметров питания (доли потребления негэнтропии и относительной калорийности рациона) и успеваемости школьников. Имеющиеся статистические закономерности соответствуют интерпретации указанной теоремы.

Ключевые слова: теорема Алесковского, связь мер информации и энтропии, статистический анализ, негэнтропия, успеваемость школьников.

В 2002 г. В. Б. Алесковский предложил теорему [1] (названную впоследствии его именем) вида

$$I + S = \text{const}, \quad (1)$$

где I — это информация (мера порядка), а S — энтропия (мера беспорядка).

Если перенормировать выражение (1), то получается следующее выражение этой же теоремы [1]:

$$\mu(I) + \mu(S) = 1, \quad (2)$$

где $\mu(I)$ — это мера информации (относительная мера порядка), а $\mu(S)$ — мера энтропии (относительная мера беспорядка)⁴⁰.

В дальнейшем для упрощения обозначений пишется $I + S = 1$. Из этого выражения следует, что увеличение меры относительной информации $\mu(I) > 1$ в замкнутой системе, или, для простоты обозначений, $I > 0$, — т. е. её копирование возможно по (2) только при отрицательном втором слагаемом в (2), т. е. при $\mu(S) < 0$, или, для простоты обозначений, $S < 0$. Отрицательную энтропию, $S < 0$, называют *негэнтропией*. Отрицательная энтропия в природе производится растениями. Доля потребления в рационе негэнтропии вычисляется двумя способами: а) приближённо, как отношение калорийности растительной пищи в дневном рационе к общей калорийности дневного рациона; б) при разбиении видов пищи на 6-уровневую иерархию уровней, при исключении 4-го уровня (как "нейтрального"), так называемая "*негэнтропия 4-*".

Виды пищи (по уровням) таковы [2, с. 11]:

- 1 – мясо и мясопродукты; молоко и молочные продукты,
- 2 – птица (яйцо),
- 3 – рыба и рыбопродукты,
- 4 – фрукты и ягоды (многолетняя растительная пища); грибы,⁴¹
- 5 – злаки, зернобобовые (однолетние); хлеб,

⁴⁰ Это выражение допускает простую наглядную интерпретацию: пусть имеется замкнутая система — комната; тогда если в комнате порядок, то мера информации (порядка) равна 1, мера энтропии (беспорядка) — 0, $\mu(I)=1$, $\mu(S)=0$, $\mu(I)+\mu(S)=1$; если в комнате полный беспорядок, то мера информации равна 0, мера энтропии — 1, $\mu(I)=0$, $\mu(S)=1$, $\mu(I)+\mu(S)=1$; если же в половине комнаты порядок, а в другой половине беспорядок, то $\mu(I)=0,5$, $\mu(S)=0,5$, $\mu(I)+\mu(S)=1$ и т. п.

⁴¹ Эта группа продуктов считается в дальнейшем нейтральной (не входит ни в потребление энтропии, ни в потребление негэнтропии).

6 – картофель, овощи и сахар (1–2-летние овощи, а также продукты, произведённые из этих овощей).

Данные о потреблении продуктов собирались ежедневно в течение недели, для каждого продукта указывался потреблённый за день вес. Затем по известной величине калорийности продуктов вычислялась калорийность дневного рациона, а также доля негэнтропии₄₋ в рационе,— брались группы потребляемых продуктов — (1-2-3) и (5-6), а 4-я группа, как нейтральная, исключалась⁴², вычислялось отношение калорийности групп продуктов:

$$\text{негэнтропия}_{4-} = (5-6) / ((1-2-3) + (5-6)).$$

Таким образом, из интерпретации теоремы Алесковского следует наличие связи между долей потребления негэнтропии и способностью копировать информацию, а эта способность необходима при учёбе. Первые корреляционные зависимости успеваемости студентов о доли потребления негэнтропии были описаны в [4], [5]. В данной работе описаны корреляционные зависимости относительной общей калорийности рациона питания и доли потребления негэнтропии₄₋ с успеваемостью учащихся 7-го класса. Методика сбора анкет по питанию хорошо описана в [6] поэтому здесь не приводится.

Относительно методологии статистического анализа отмечается следующее. В данном случае средние величины, необходимые для вычисления корреляций не имеют физического смысла, однако, как указывалось в [7] корреляции вычислимы через попарные разности наблюдений, и этот результат совпадает со стандартной корреляцией Пирсона (подробный вывод в [7]), по формулам:

$$D_2(X) = \frac{1}{2 \cdot n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (x_i - x_j)^2 \quad \text{cov}_2(X, Y) = \frac{1}{2 \cdot n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (x_i - x_j) \cdot (y_i - y_j), \quad (3)$$

$$\text{corr}_2(X, Y) = \frac{\text{cov}_2(X, Y)}{\sqrt{D_2(X) \cdot D_2(Y)}}. \quad (4)$$

То есть методологически корректно в простейшем случае воспользоваться корреляцией Пирсона.

⁴² Это исключение имеет основание при учёте аскетического опыта традиционных конфессий, подробнее о разнице между овощами и фруктами в плане их влияния на когнитивные процессы см. в [3].

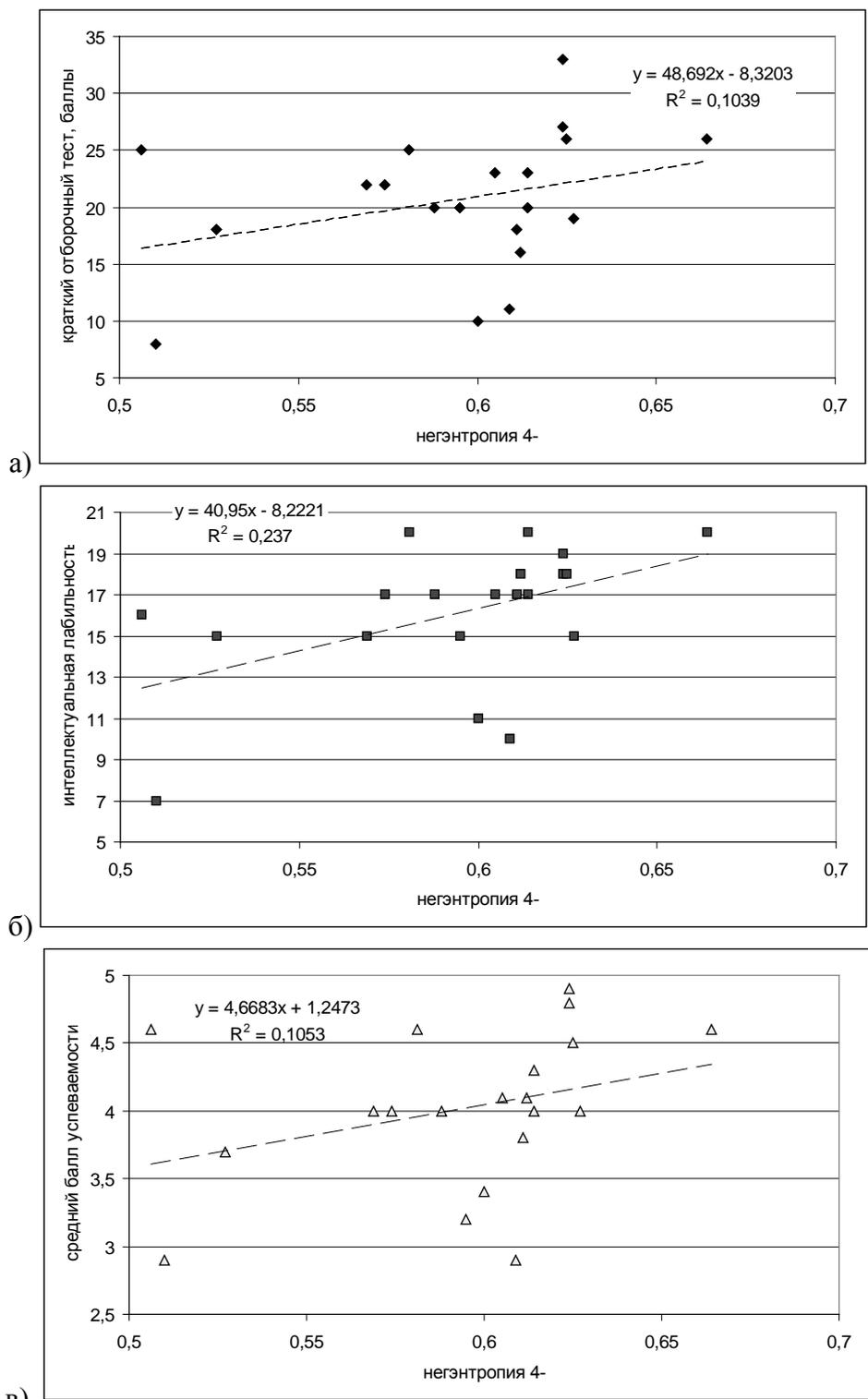


Рис. 1. Связь негэнтропии 4- и познавательных параметров:
а) краткий отборочный тест, $\text{corr} = 0,322$,
б) интеллектуальная лабильность, $\text{corr} = 0,487$,
в) средняя успеваемость, $\text{corr} = 0,324$.

Результаты корреляционного анализа представлены на рис. 1–2.

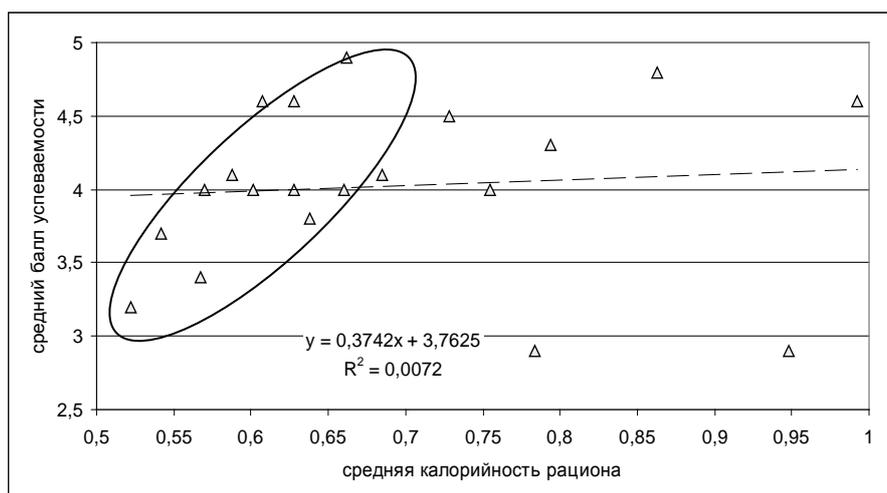


Рис. 2. Связь калорийности рациона и успеваемости, $\text{corr} = 0,085$, однако для данных выделенных овалом зависимость налицо

Краткий отборочный тест использован в адаптации В. Н. Бузина, Э. Ф. Вандерлика, позволяет определить интегральный показатель «общие способности», который «выражает познавательную активность субъекта и его возможности к усвоению новых знаний, действий, сходных форм деятельности» (Зейгарник, 1976).

Интеллектуальная лабильность определена по методике в модификации С.Н. Костроминой Использована с целью прогноза успешности в обучении и освоении нового вида деятельности.⁴³

На рис. 1 видно, что увеличение доли потребления негэнтропии_4-положительно влияет на успеваемость, что и следует из интерпретации теоремы Алесковского, приведённой в начале статьи.

На рис. 2 видно, что увеличение общей калорийности связано с лучшей успеваемостью, выделенный овал данных (за исключением неуспевающих, имеющих по 2,9 балла).

Таким образом, ещё раз статистически показано наличие связи между долей потребления негэнтропии_4- и успеваемостью школьников, рис. 1 (для нормальной успеваемости также необходимо достаточная общая калорийность рациона, рис. 2).

Библиографический список

1. Алесковский В. Б. Путь разработки технологии, не вредящей природе // Журнал прикладной химии. 2002. Т. 75. Вып. 5. С. 706-713.
2. Чечулин В. Л., Смыслов В. И. Модели социально-экономической ситуации

⁴³ Методика требует от испытуемых высокой концентрации внимания, быстроты реакции на предлагаемое задание, а также заданную скорость выполнения, что в совокупности отражает способность ребенка к кратковременной интенсивной деятельности. Кроме того, в методику включен ряд заданий, выявляющих умение ориентироваться на условия задания, выполнять их и учитывать несколько требований одновременно, владеть точным анализом различных признаков.

- в России 1990–2010 годов и сценарные прогнозы до 2100 года: монография. Перм. гос. нац. исслед. ун-т. Пермь, 2013.– 194 с.
3. Чечулин В. Л. О переводе слова "овощи" с древнерусского на русский язык // Чечулин В. Л. Статьи в журнале «Университетские исследования» 2009–2014 гг.: сборник [Электронный ресурс]. ПГНИУ. Пермь, 2015. С. 104–106.
 4. Чечулин В. Л. Потребление негэнтропии и успеваемость // Вестник Пермского университета. Серия: Философия. Психология. Социология. 2011. №1. С. 75–80.
 5. Чечулин В. Л. О питании как физиологическом условии когнитивных процессов // Чечулин В. Л. Статьи в журнале «Университетские исследования» 2009–2014 гг.: сборник [Электронный ресурс]; Перм. гос. нац. исслед. ун-т. Пермь, 2015. С. 61–65.
 6. Тихонова Ю. А., Чечулин В. Л. Выявление связи питания и познавательных процессов у детей дошкольного возраста // Психологическая наука и практика: психологическая безопасность личности: материалы VII Форума психологов Прикамья (Пермь, 12 декабря 2017 г.). Пермь: ОТ и ДО, 2017.
 7. Чечулин В. Л. Об оценке масштаба (дисперсии) выборки, не использующей оценку положения (среднего). // Чечулин В. Л. Статьи в журнале «Университетские исследования» 2009–2014 гг.: сборник [Электронный ресурс]; Перм. гос. нац. исслед. ун-т. Пермь, 2015. С. 227–230.

THEOREM OF COMMUNICATION OF MEASURES OF INFORMATION AND ENTROPY AND CORRELATION OF PROGRESS OF SCHOOL STUDENTS

Chechulin Victor Lvovich
Perm state university (Russia)
614990, Russia, Perm, Bukirev St., 15, chechulinvl@mail.ru

Furina Olga Vasilyevna
Kungur district (Russia), MAOU "Komsomol SOSh",
617407, Russia, Oerm region, Kungyr district,
Komsomolskiy, Kultury St. 7, furina.ol@yandex.ru

In article on the basis of the known theorem of Aleskovsky of communication of measures of information and entropy the statistical correlation analysis of parameters of food (a share of consumption of a negetropiya and relative caloric content of a diet) and progress of school students was described. The available statistical regularities correspond to interpretation of the specified theorem.

Keywords: Aleskovsky's theorem, communication of measures of information and entropy, statistical analysis, negentropy, progress of schoolchildren.

**ПРОЕКТИРОВАНИЕ ЦЕНТРА ХРАНЕНИЯ И ОБРАБОТКИ ДАННЫХ С ЦЕЛЬЮ
ИССЛЕДОВАНИЯ ФАКТОРОВ, ВЛИЯЮЩИХ
НА УСПЕВАЕМОСТЬ СТУДЕНТОВ С ОВЗ**

Кадымов Вагид Ахмедович, Думанский Сергей Митрофанович
Московский государственный гуманитарно-экономический университет
107150 Россия, г. Москва, Лосиноостровская 49, vkadymov@yandex.ru

В статье описан прототип центра хранения и обработки данных (ЦХОД) с использованием интеллектуального анализа данных. Приводятся инструменты и структурные элементы ЦХОД. С помощью применяемых моделей по характерным признакам абитуриента с ОВЗ можно представлять рекомендации по его профориентации.

Ключевые слова: алгоритмы интеллектуального анализа данных, хранилища данных, модели интеллектуального анализа данных,

С развитием вычислительной техники и программного обеспечения в настоящее время широкое применение приобретает исследование предметных областей деятельности человека на базе интеллектуального анализа данных, с использованием математических алгоритмов и сформированных на их основе моделей. Для обеспечения эффективного использования указанных инструментов необходимо организовать сбор достоверной информации. Разработанный нами прототип ЦХОД использует базовый подход Билла Инмона – основателя теоретических принципов построения хранилищ данных (ХД). Его фундаментальное определение понятия ХД гласит, что «хранилище данных - это объектно-ориентированный, интегрированный, долгосрочный и изменяющийся во времени набор данных»[1] «Объектно-ориентированный» в этом определении обозначает, что информация касается конкретных объектов, и в нашем случае-это студенты. Термин «интегрированный» означает, что все понятия и определения, относящиеся к нашим объектам, принимаются однозначно и не допускают двойного толкования. «Долгосрочный» означает то, что данные загружаются в ХД через некоторые промежутки времени, в нашем же случае- по окончании каждого семестра обучения. «Изменяющийся во времени» определяет то, что набор данных охватывает значительный промежуток времени – пять, десять, а может и больше лет.

В широком понимании ЦХОД представляет собой систему, состоящую из структурных элементов, каждый из которых выполняет последовательно следующие функции:

- сбор должным образом подготовленной информации;
- очистку, преобразование и передачу информации в хранилища данных;
- анализ данных при помощи соответствующе подобранных или разработанных алгоритмов, реализующих цель исследования;
- визуализация полученных результатов и доставка их конечным пользователям

В разработанный нами прототип ЦХОД, входят следующие элементы: источник данных, представление источника данных, OLAP куб, три измерения и шесть моделей интеллектуального анализа данных, в основе которых лежат математические алгоритмы: кластеризации, дерева решений, байесовский, нейронных сетей. Структура моделей практически одинаковая, за исключением различных применяемых прогнозных столбцов.

Работа со всеми типами алгоритмов унифицирована и состоит из 3 главных этапов:

1. Создается модель добычи данных с использованием определенного алгоритма, настроенная на обучающую выборку данных;
2. По обучающей выборке (в которой известны как исходные атрибуты, так и те, которые мы собираемся предсказывать в будущем) производим обучение модели добычи данных;
3. После обучения на вход модели добычи данных подаются исходные атрибуты и рассчитываются выходные.

Для визуализации информации нами использована настройка Microsoft SQL Server Data Mining Add-ins for Office, которая располагается в открытом доступе и её можно загрузить и настроить для аналитических служб сервера. После кастомизации настройки утилиты Server Configuration и экземпляра SQL Server Analysis Services (SSAS), на клиентских компьютерах также необходимо активировать параметры MS Excel. После чего клиент через строку соединения может подсоединиться к Базам Данных (БД) SQL Server и моделям интеллектуального анализа данных SSAS нашего проекта, расположенным удалённо (в облаке).

Разработанный прототип ЦХОД представляет собой комплексную структуру исследования предметной области, начиная от ввода, обработки и визуализации данных. Основным преимуществом системы является то, что она даёт конечным пользователям, не владеющим навыками программирования (членам приёмных комиссий ВУЗов) возможность использовать такие высокоинтеллектуальные средства анализа информации как модели Data Mining. Следует особо отметить, что данный прототип ЦХОД использует клиент-серверный принцип построения, что позволяет обращаться к системе и получать выходные данные неограниченному числу конечных пользователей, расположенных в разных местах, что очень важно, если ВУЗ имеет филиалы, расположенные в других городах.

Для накопления исходной информации предусматривается возможность ввода данных из разных удаленных друг от друга точек, что позволяет

постоянно пополнять исходную информацию, и чем больше записей будет в нашей эталонной базе данных, тем точнее будет получаемый прогноз.

Библиографический список

1. Inmon W. H. Bulding the data warehouse// Wiley Computer Publishing Third Edition 2002 с.412

DESIGNING THE PROCESSING CENTER BASED ON THE DATA STORAGE FOR THE RESEARCH OF THE FACTORS INFLUENCING THE ACCESSIBILITY OF STUDENTS WITH DISABILITIES

Kadymov Vagid A., Dumansky Sergey M.

Moscow State University of Humanities and Economics (vkadymov@yandex.ru)

The necessity of the creation Data Storage and Processing Center (DSPC) for informational and analytical support of selection commissions in assisting applicants with disabilities in choosing their future profession is described. There are briefly presented the tools and methods currently used in the DSPC, such as OLAP cubes, Data Mining models and algorithms used.

Keywords: Data Storage and Processing Center, OLAP cube, Data Mining.

УДК 004.855.5

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАРЬЕРНОГО РОСТА ПРОГРАММИСТА

Власова Ольга Владимировна

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, д. 38, sturent_perm@bk.ru

В статье описан опыт разработки и применения нейросетевой модели для оценки и прогнозирования должности разработчика программного обеспечения. Рассматриваются социальные характеристики, личные предпочтения, знание языков программирования и технологий разработки. Выделены наиболее значимые параметры, выполнено прогнозирование изменения карьерного уровня при изучении ряда технологий.

Ключевые слова: прогнозирование, карьерный рост, программист, поиск персонала, нейронная сеть.

На сегодняшний день совокупный объем мирового рынка ИТ превышает два триллиона долларов США. Это один из самых перспективных сегментов экономики, а также источник огромного числа высокооплачиваемых рабочих мест.

Разнообразие сфер, в которых применяются информационные технологии, рост числа направлений разработки и высокая скорость развития технологий создают определенный барьер для людей, желающих развиваться и работать в этой области. Многие студенты математических специальностей и компьютерных наук теряются при выборе технологий и языков программирования, которые бы обеспечили им быстрый карьерный рост и финансовое благополучие.

Другие аспекты с высоким уровнем неопределенности – это требуемый опыт работы и уровень заработной платы. В сфере ИТ нередки случаи, когда должности высокого уровня занимают сотрудники с десятилетним опытом, и со стажем 1-2 года. Величина заработной платы разработчика может варьироваться от 10-15 тысяч до нескольких миллионов рублей в месяц [1].

Специалистам по подбору персонала бывает сложно быстро оценить, подойдет ли человек для определённой должности, какой величины оклад ему предложить и т.п. Многие компании, занимающиеся поиском и наймом разработчиков, проводят свои исследования с целью оценки состояния рынка труда ИТ-специалистов. К примеру, компания Stack Overflow, развивающая популярную систему вопросов и ответов о программировании, ежегодно проводит опрос пользователей своей платформы. В 2017 году в опросе участвовало более 64 000 респондентов из 213 стран [1]. Список вопросов учитывал такие аспекты, как образование, опыт работы, демографические характеристики, используемые технологии, должность и роль в компании, заработную плату, удовлетворение от работы и другие. По результатам опроса был составлен отчет, отражающий тренды и наиболее популярные ответы респондентов. К примеру, в США наиболее востребованными и высокооплачиваемыми специалистами являются специалисты по машинному обучению, а в мире в целом – специалисты DevOps.

Подобные исследования носят в основном описательный характер, то есть показывают текущее состояние рынка, и не предлагают каких-либо прогнозов или рекомендаций по отдельно взятым параметрам. По-видимому, единственным исключением на сегодняшний день является нейронная сеть [5], прогнозирующая карьерный рост выпускников Пермского государственного гуманитарно-педагогического университета и позволяющая студентам подбирать оптимальную траекторию своего обучения. Нейронная сеть выложена в свободном доступе в разделе «Проекты» сайта www.PermAi.ru.

В настоящей работе для обучения нейронной сети использованы данные опроса пользователей сайта Hackerrank – разработчиков и специалистов по найму. Они были получены из открытой платформы для специалистов, занимающихся машинным обучением, Kaggle [2, 3].

Общий объем исходного набора данных состоит из 25 тысяч строк и 250 параметров, он включает в себя пять файлов: с данными в формате текста, с данными в числовом формате, с расшифровкой названия полей, с кодами стран и с указателями по кодированию исходных данных. Для данного исследования из исходного датасета были выделены только результаты опроса разработчиков. Окончательный объем набора данных составил 6934 примера.

В качестве входных параметров используются ответы на 40 вопросов:

X1 – Код страны,

X2 – Возраст, с которого респондент занимается программированием,

X3 – Возраст на момент опроса,

X4 – Пол,

X5 – Образование,

X6 – Направление обучения,

X7 – Учился ли программировать в университете,

X8 – Учился ли программировать самостоятельно,

X9 – Является ли студентом на момент опроса,

X10 – Текущая роль,

X11 – Индустрия, сфера работы,

X12 – **X20** – Условия, приоритетные при выборе работы (профессиональный рост, интересные задачи, размер заработной платы и др.),

X21 – **X30** – Знание языков программирования (C, C++, Java, Python, Ruby, C#, JavaScript и др.),

X31 – **X40** – Знание фреймворков и технологий разработки (AngularJS, React, Spring, Django, ASP и др.).

Выходной параметр модели **Y** соответствует карьерному уровню кандидата (Студент, Выпускник, Фрилансер, Молодой разработчик (junior), Старший разработчик (senior), Ведущий инженер, Архитектор, Главный инженер, Директор или Вице-президент по разработке, Основатель или Генеральный директор).

Набор данных был поделен на обучающее, тестовое и подтверждающее множества. Объем обучающего множества составил 5200 примеров (75%), тестового – 1040 примеров (15%) и подтверждающего – 694 (10%).

Проектирование нейронной сети, дальнейшее обучение, тестирование и исследование проводились с использованием программного продукта «Нейросимулятор 5.0» [6] на основе методики «Пермской научной школы искусственного интеллекта» [4].

Оптимальная структура нейронной сети, полученная в результате экспериментов, представляла собой персептрон с 40 нейронами на входном слое, 20 нейронами на скрытом слое и одним нейроном на выходном слое. В качестве активационной функции для входного и промежуточных слоев использовалась сигмоидная функция, для выходного – тангенс гиперболический. В качестве алгоритма обучения использовался алгоритм быстрого распространения, всего было произведено 3000 итераций.

В результате обучения среднеквадратичная ошибка на обучающем множестве составила 7,1%, среднеквадратичная ошибка тестирования 7,08%, на валидирующем множестве – 7,67%.

Таким образом, нейронная сеть верно определяла результат для более чем 90% входных данных. На рисунке 1 отражен результат определения значимости параметров, то есть степень их влияния на полученный результат – карьерный уровень специалиста.

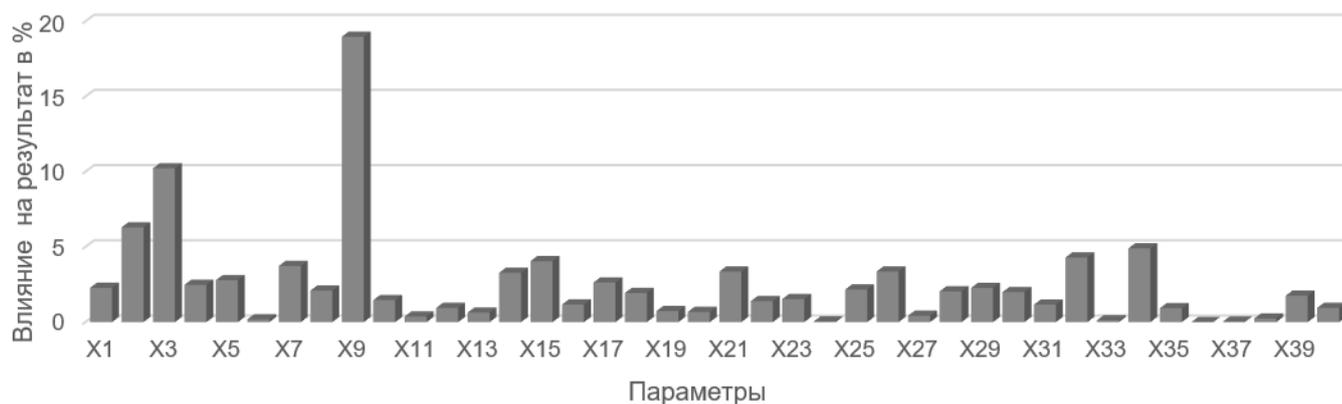


Рисунок 1. Значимость параметров нейросети

Проведенный анализ позволил выявить параметры модели, оказывающие наибольшее влияние. Так например, наиболее весомым (около 19%) оказался параметр X9 – является ли кандидат на текущий момент студентом. Такая значимость параметра может быть объяснена тем, что платформой HackerRank пользуется в образовательных целях большое число студентов, еще не трудоустроенных.

Следующие по значимости: X3 – текущий возраст (10%), X2 – возраст, с которого специалист занимается программированием. Среди группы параметров X12-X20 – факторов, приоритетных при выборе работы, наиболее значимыми оказались X15 – баланс рабочего и свободного времени (work/life balance, 4%) и X14 – корпоративная культура (3,2%). В группе X21 – X30 приоритетными оказались параметры X21 – язык C и X26 – язык JavaScript (около 3,4% каждый). В группе X31-X40, отвечающей за знание фреймворков программирование, наиболее значимыми оказались X34 – Django (4,9%) и X32 – React (4,3%).

Далее было проведено прогнозирование карьерного уровня на основе данных студента 4 курса. При прогнозировании значения входных параметров варьировались в соответствии с реально возможными в перспективе изменениями. Результаты прогнозирования приведены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты прогнозирования

№	Входные данные	Прогноз	Интерпретация
1	Студент 4 курса, 21 год. Изучен язык C#, технология ASP.NET	1,0432	1 – Студент
2	Выпускник университета, 22 года, веб-разработчик. Языки: C#, JavaScript, Python. Технологии: ASP.NET, React, Node.js	3,759	3 – Фрилансер, 4 – Junior-разработчик
3	Выпускник магистратуры, 24 года, full-stack разработчик. Языки: C#, JavaScript, Python, Java. Технологии: ASP.NET, React, Node.js, Django, Spring.	4,6541	5 – Senior-разработчик

Таким образом, разработанная модель позволяет предсказать изменение карьерного уровня специалиста при изменении параметров модели – предпочтений, навыков, таких как владение языками программирования и фреймворками, и социальных признаков, таких как страна проживания, возраст или уровень образования.

Результаты данного исследования могут быть особенно полезны студентам и начинающим специалистам, выбирающим направление своего профессионального развития, преподавателям, как их консультантам, а также специалистам по управлению персоналом при оценке кандидатов.

Библиографический список

1. Stack Overflow Developer Survey 2017 [Электронный ресурс] URL: <https://insights.stackoverflow.com/survey/2017> (дата обращения: 10.03.2018)
2. HackerRank – 2018 Developer Skills Report [Электронный ресурс] URL: <https://research.hackerrank.com/developer-skills/2018/> (дата обращения: 21.03.2018)
3. Kaggle – HackerRank Developer Survey 2018 [Электронный ресурс] URL: <https://www.kaggle.com/hackerrank/developer-survey-2018/data> (дата обращения: 23.03.2018)
4. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176с.
5. Ясницкий Л.Н., Кузнецов А.Г., Селезнева С.М., Солохина А.Д., Тюлькина Д.В., Черепанов Ф.М. Применение нейросетевых технологий в изучении акмеологического потенциала студентов вуза // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2014. № 4. С.120-126.
6. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

USING NEURAL NETWORK MODELING IN SOFTWARE DEVELOPER CAREER GROWTH FORECASTING

Vlasova Olga V.

National Research University Higher School of Economics, 38, Studenetskaya st.,
Perm, 614070, Russia, vlasova.olga22@gmail.com

The article covers the experience of a neural network model development for software developer career level evaluation and forecasting. Social characteristics, personal preferences, knowledge of programming languages and frameworks are examined. The most valuable parameters are highlighted with the completed forecasting of a career level change when a person adds to a stack of known technologies.

Key words: forecasting, career growth, programmer, recruiting, neural network.

УДК 004.89; 616.34

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭКЗАМЕНАЦИОННЫХ ОЦЕНОК

*Кузнецов Андрей Геннадьевич, Федорук Мария Николаевна,
Ясницкий Леонид Нахимович*

Пермский государственный национальный исследовательский университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, sturent_perm@bk.ru

Создана и исследована интеллектуальная система, предназначенная для прогнозирования экзаменационных оценок студентов механико-математического факультета ПГНИУ.

Ключевые слова: прогнозирование оценки, нейронная сеть, нейропакет, педагогика.

Применение нейронных сетей в современной педагогике пока встречается довольно редко. По-видимому, впервые такую попытку предприняли авторы работы [1], которые разработали интеллектуальную систему, предназначенную для прогнозирования успешности будущей карьеры студентов в его будущей карьере. Интеллектуальная система выложена в сводном доступе на сайте Пермского отделения Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта www.PermAi.ru (Раздел «Проекты»). Ее использование позволяет студентам Пермского государственного гуманитарно-педагогического университета подбирать индивидуально для себя оптимальную траекторию обучения, обеспечивающую в будущем наиболее успешную карьеру.

Целью настоящей работы является создание нейросетевой системы, позволяющей прогнозировать экзаменационные оценки, а также оказывать на них управляющие воздействия.

При постановке задачи в качестве входных параметров нейросетевой математической модели были выбраны критерии, которые, по мнению авторов, являются наиболее важными для получения оценки за экзамене. Далее перечислены вопросы, которые задавались студентам ПГНИУ и варианты ответов (кодирование критериев):

- x1 – По Вашему мнению, это был сложный предмет?
 - 1- Сложный;
 - 2- Несложный.
- x2 – Где вы сидели во время сдачи?
 - 1- Близко к преподавателю;
 - 2- Недалеко от преподавателя;
 - 3- Далеко от преподавателя.
- x3 – Какой формы был экзамен?
 - 1- Устной;
 - 2- Письменной.
- x4 – Какой по характеру Ваш преподаватель?
 - 1- Добрый и отзывчивый;
 - 2- Строгий;
 - 3- По настроению
- x5 – Вы посещали все пары по этому предмету?
 - 1- Ходил на все пары;
 - 2- Был почти на всех парах;
 - 3- Очень часто прогуливал.
- x6 – В какой зоне списывания вы сидели?
 - 1- Было легко списать;
 - 2- Было тяжело списать.
- x7 – Вы списывали?
 - 1- Да;
 - 2- Нет.
- x8 – В каких отношениях вы были с преподавателем?
 - 1- В очень хороших отношениях;
 - 2- В плохих, преподаватель постоянно цеплялся ко мне;
 - 3- В обычных.
- x9 – За какой период Вы подготовились?
 - 1- Примерно около месяца;
 - 2- Около 2ух недель;
 - 3- Не больше 3ёх дней.
- x10 – Внимательно ли Вы слушали преподавателя?
 - 1- Да, конспектировал всё, что он говорит;
 - 2- Когда как;
 - 3- В одно ухо влетало, в другое вылетало.

x11 – Вы можете назвать себя везунчиком?

1- Да;

2- Нет.

у – Какую оценку Вы в итоге получили?

Общее количество примеров составило 232, из которых 212 – использовались для обучения, а 20 – для тестирования нейронной сети. В окончательном варианте персептрон имел 11 входных нейронов, 11 нейронов на скрытом слое и один выходной нейрон, как показано на рис. 1.

Проектирование, оптимизация, обучение, тестирование нейронной сети и эксперименты над нейросетевой математической моделью выполнялись с помощью нейропакета [2] по традиционной методике Пермского научной школы искусственного интеллекта [3]. В качестве активационных функций нейронов скрытого слоя и выходного нейрона использовался тангенс гиперболический, а в качестве алгоритма обучения – алгоритм упругого распространения. После обучения прогностические свойства нейронной сети проверялись на примерах тестирующего множества. Среднеквадратическая относительная ошибка тестирования составила 5.8%.



Рис. 1 Графическое представление нейронной сети

Один из вариантов результатов тестирования в графическом виде представлен на рис. 2, из которого видно, что прогнозы нейронной сети незначительно отличаются от фактических показателей. Еще раз отметим, что данные для прогнозирования оценок не были использованы при обучении нейронной сети, т.е. для нее они являются новыми и поэтому на них проверяются прогностические свойства нейронной сети.

После того, как работа нейронной сети проверена на тестовых примерах и, таким образом, доказана адекватность нейросетевой математической модели, можно приступать к ее исследованию. Обученная нейросетевая модель реагирует на изменение входных переменных и ведет себя так же, как вела бы себя сама предметная область. Поэтому с помощью нейросетевой модели можно проводить исследования моделируемой предметной области, в данном

случае – систему обучения студентов на механико-математическом факультете ПГНИУ.

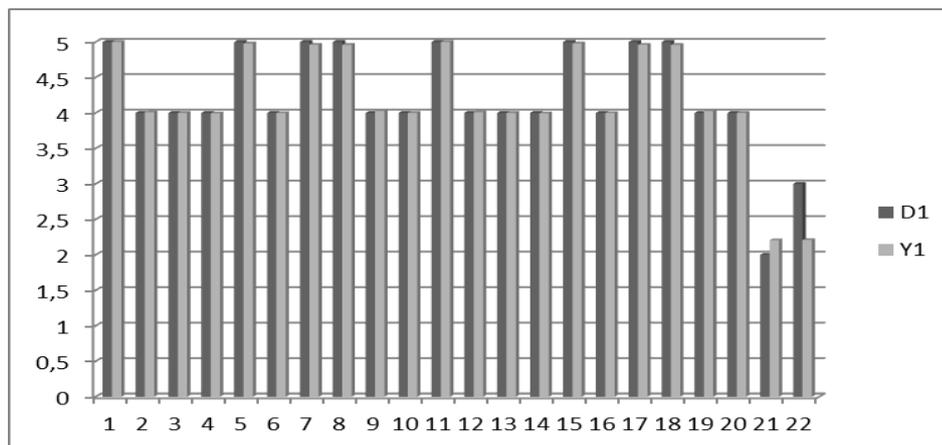


Рис. 2 Результат проверки работы нейронной сети на тестовых примерах:
D1 – фактический результат; Y1 – прогноз нейронной сети

Как видно из рис. 3, нейронная сеть показала, что наибольшее значение имеют посещаемость студентов, форма экзамена, характер преподавателя, возможность списывания, место сдачи экзамена, отношения с преподавателем и т.д. Наименьшее значение для прогнозирования оценки за экзамен имеет время подготовки к экзамену.

Согласно [4], применение методов нейросетевого моделирования позволяет не только извлекать полезные знания и предсказывать будущие события, но и получать рекомендации, позволяющие активно влиять на эти события. Компьютерные эксперименты по прогнозированию оценки за экзамен выполнялись над студентом, имеющим следующие параметры: По Вашему мнению, это был сложный предмет? - Сложный; Где вы сидели во время сдачи? - Недалеко от преподавателя; Какой формы был экзамен? - Устной; Какой по характеру Ваш преподаватель? - Строгий; Вы посещали все пары по этому предмету? - Ходил на все пары; В какой зоне списывания вы сидели? - Было тяжело списать; Вы списывали? – Нет; В каких отношениях вы были с преподавателем? - В обычных; За какой период Вы подготовились? - Не больше трех дней; Внимательно ли Вы слушали преподавателя? – Да, конспектировал всё, что он говорит; Вы можете назвать себя везунчиком? – Да.

В ходе экспериментирования менялись три параметра: форма экзамена, характер преподавателя и посещение студентом пар, остальные параметры оставались неизменными. Как видно из рисунка 4, изменение данных параметров действительно сказывается на итоговой оценке. Таким образом, разработанная интеллектуальная система позволяет не только прогнозировать экзаменационные оценки, но и, варьируя входные параметры модели, подбирать меры, оказывающие управляющее воздействия на результаты прогнозирования.

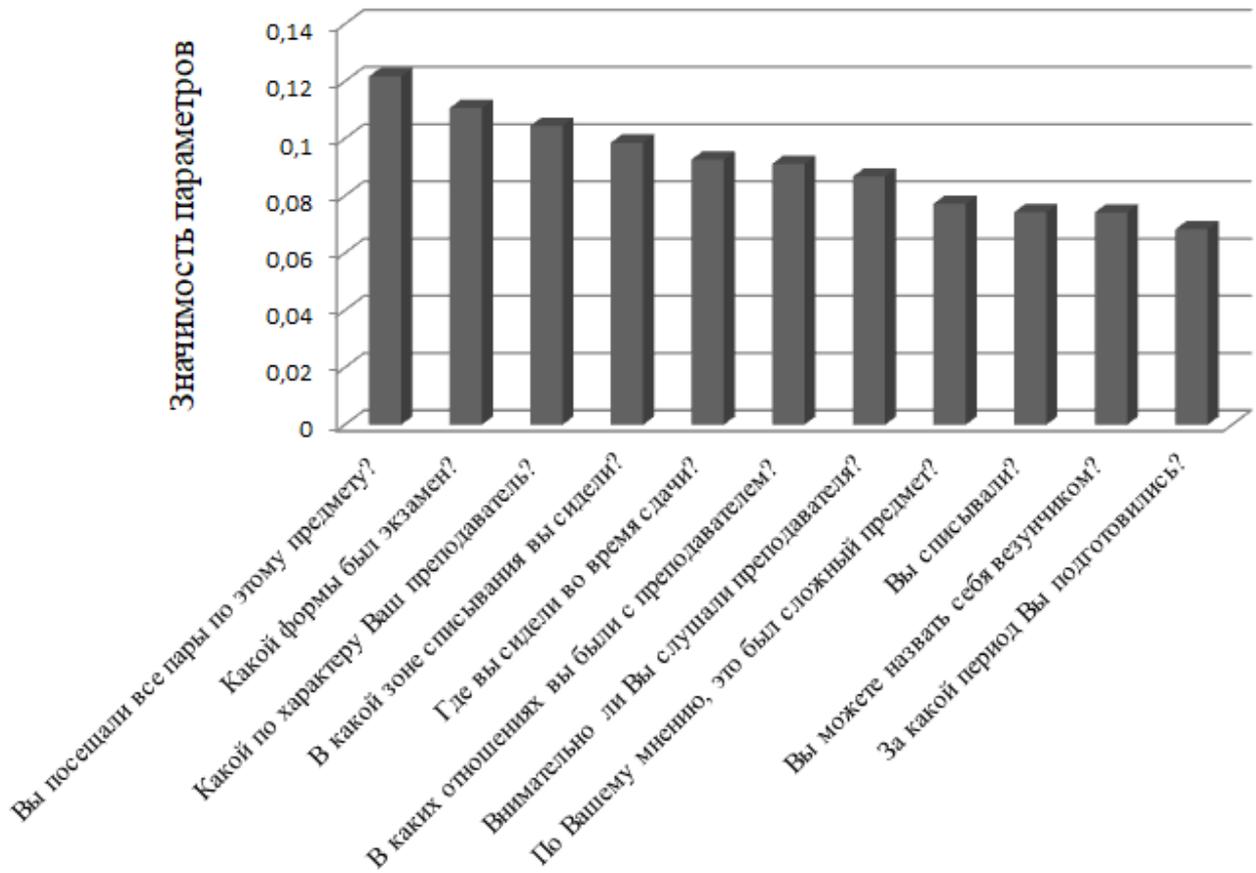


Рис. 3 Распределение значимости параметров, влияющих на оценку

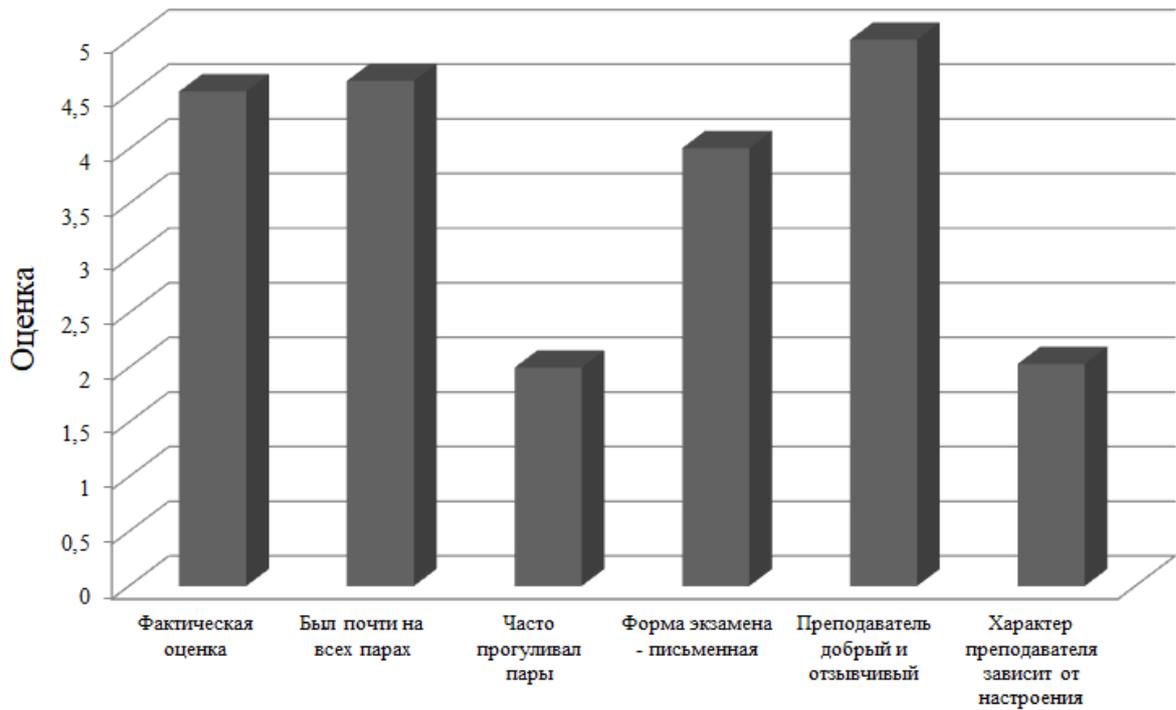


Рис.4. Зависимость оценки от значимых параметров

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н., Кузнецов А.Г., Селезнева С.М., Солохина А.Д., Тюлькина Д.В., Черепанов Ф.М. Применение нейросетевых технологий в изучении акмеологического потенциала студентов вуза // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2014. № 4. С.120-126.
2. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).
3. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176с.
4. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.

NEURAL NETWORK SYSTEM PREDICTING TEST SCORES

Kuznetsov Andrey G., Fedoruk Maria N., Yasnitsky Leonid N.

Perm State University

614990, Russia, Perm, street Bukireva, 15, mf1808@mail.ru

Created and studied an intelligent system designed to predict the test scores of students of faculty of mechanics and mathematics, Perm state University.

Keywords: forecasting evaluation, neural network, neuropace, pedagogy.

ОТБОР ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ, ВЛИЯЮЩИХ НА ОТЧИСЛЕНИЕ СТУДЕНТОВ МЕХАНИКО-МАТЕМАТИЧЕСКОГО ФАКУЛЬТЕТА

Посохина Кристина Андреевна, Русаков Сергей Владимирович
Пермский государственный национальный исследовательский университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, posokhina-kr@psu.ru, Rusakov-eduv@mail.ru

В статье описан алгоритм отбора информативных признаков, основанный на использовании нейронной сети, представляются результаты применения метода к задаче анализа отчисления студентов механико-математического факультета.

Ключевые слова: отбор признаков, нейронная сеть, успеваемость

Предлагаемое исследование проведено в рамках направления «Прикладная математика и информатика». В Пермском государственном национальном исследовательском университете (ПГНИУ) это направление характеризуется массовым набором (более 85 бюджетных мест) и многолетними традициями подготовки (с 1971 года).

Связь объема финансирования вуза с количеством обучающихся, а также сама возможность вести учебный процесс определяется аккредитацией вуза, успешное прохождение которой связано с рядом показателей, в число которых входит минимальный проходной балл по единому государственному экзамену (ЕГЭ), количество магистров и аспирантов, защитивших диссертации. В связи с этим необходимо уметь анализировать и получать прогноз количества обучающихся студентов, для более эффективной организации учебного процесса.

Согласно исследованию [1] традиционная система оценки знаний студентов, базирующаяся на итоговом контроле в форме экзамена и (или) зачета, не стимулирует в должной мере систематической работы студентов. Оценка, получаемая студентом на экзамене, в определенной мере зависит от ряда случайных факторов (выбора билета, психологического и физического состояния студента и экзаменатора и др.).

Исходя из этих рассуждений, данные, представленные в 100-бальной шкале БРС отражают более полную информацию о студенте, чем традиционные оценки по 5-бальной шкале.

В ПГНИУ с 01.09.2013 года введена в действие бально-рейтинговая система (БРС), которая позволяет получить дифференцированную и разностороннюю информацию о качестве и результативности обучения.

На данный момент в иностранной литературе существует огромное количество исследований на тематику анализа и прогнозирования успеваемости студентов. Иностранные исследователи выделяют разные факторы, влияющие на успеваемость студентов. В обзоре [2], рассматривались разные подходы к прогнозированию успеваемости обучающихся в колледжах. Были рассмотрены SAT и оценки аттестата для прогнозирования меры успешности в колледжах, под которой понимается средняя оценка, выпускная оценка, лидерские качества и доход после выпуска. В работе [3] авторы использовали мульти-регрессионный метод, использующий комбинацию k регрессионных моделей и метод, основанный на матрице факторизации. Авторы прогнозировали успеваемость студентов при прохождении онлайн курсов. За входные параметры были взяты оценки в аттестате, балл SAT, оценки за уже пройденные курсы, информация о содержимом курса и какой преподаватель проводит занятия по данному курсу.

Данная работа берет свое начало из [4], в которой проводилось исследование успешности окончания курса программирования студентами первокурсниками механико-математического факультета ПГНИУ.

В качестве объекта исследования были выбраны студенты 1 курса, 2014-2016 года поступления. Использовались данные за первый год обучения, то есть три учебных периода и промежуточных аттестации. Исследование проводится с целью выявить, какие факторы оказывают наибольшее влияние на отчисление студента.

Были использованы следующие входные параметры:

X1 – ЕГЭ по математике

X2 – ЕГЭ по русскому языку

X3 – ЕГЭ по информатике

X4 – Место учебы: Пермь или Пермский край и другие регионы

X5 – Форма обучения: Договор или Бюджет

X6– Преподаватель по дисциплине «Алгебра и аналитическая геометрия»

X7– Преподаватель по дисциплине «Алгоритмизация и программирование»

X8 – Преподаватель по дисциплине «Математический анализ»

X9– Язык, изучаемый в школе

X10– Повторное поступление

X11– Возраст (в месяцах)

X12– Пол

X13– Проживание дома

X14– Проживание в общежитии

X15– Время, затраченное на дорогу до университета

X16 – Учебное заведение: Лицей/Гимназия или Школа

X17 – Получение соц. стипендии

Выходным параметром является отчислен ли студент.

Объем выборки составляет 274 студентов, на обучающую и тестовую выборки были поделены следующим образом: 2014 и 2016 год на обучение, а 2015 год на тестирование.

С помощью технологии, сложившейся в Пермской научной школе искусственного интеллекта [5-6] выполнялось проектирование нейронной сети, ее обучение и тестирование, а также эксперименты над нейросетевой математической моделью. Моделирование осуществлялось с помощью нейросимулятора [7].

Оптимальная структура нейронной сети представляла собой персептрон, имеющий 16 входных нейронов, один скрытый слой с 15 нейронами и один выходной нейрон.

В качестве активационных функций нейронов скрытого слоя и выходного нейрона использовалась функция тангенса гиперболического. алгоритм обучения – упругого распространения. После обучения прогностические свойства нейронной сети проверялись на примерах тестирующего множества, которые не использовались при ее обучении. Ошибка сети на обучающем множестве в среднем составила 28,7%, а ошибка на тестирующем множестве – 34,11%.

Было обучено 10 моделей нейронных сетей и посчитана значимость параметров для каждой модели. Результаты приведены в таблице 1. Для каждой модели была посчитана медиана для значимостей, и для показателей, со значимостью меньше делалась «отметка». Были получены результаты, представленные в таблице 2.

Таблица 7

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X1	0,126	0,165	0,112	0,116	0,227	0,113	0,111	0,143	0,155	0,119
X2	0,088	0,056	0,116	0,137	0,067	0,057	0,094	0,109	0,108	0,113
X3	0,101	0,151	0,169	0,146	0,319	0,084	0,144	0,106	0,156	0,159
X4	0,060	0,079	0,051	0,069	0,017	0,063	0,051	0,076	0,060	0,070
X5	0,048	0,035	0,046	0,033	0,030	0,044	0,032	0,015	0,024	0,007
X6	0,061	0,064	0,049	0,024	0,005	0,067	0,045	0,063	0,044	0,053
X7	0,041	0,063	0,026	0,030	0,004	0,041	0,065	0,019	0,042	0,027
X8	0,045	0,034	0,032	0,063	0,015	0,030	0,041	0,044	0,040	0,048
X9	0,051	0,038	0,078	0,088	0,075	0,064	0,084	0,097	0,041	0,077
X10	0,078	0,051	0,059	0,062	0,082	0,053	0,072	0,048	0,053	0,067
X11	0,050	0,039	0,062	0,033	0,139	0,092	0,036	0,061	0,074	0,059
X12	0,056	0,035	0,034	0,046	0,001	0,059	0,035	0,058	0,051	0,026
X13	0,061	0,029	0,030	0,019	0,005	0,048	0,043	0,047	0,030	0,043
X13	0,037	0,054	0,021	0,044	0,005	0,031	0,031	0,022	0,040	0,041
X14	0,036	0,040	0,055	0,042	0,010	0,034	0,035	0,020	0,019	0,015
X15	0,018	0,037	0,006	0,034	0,000	0,053	0,023	0,030	0,034	0,045
X16	0,044	0,029	0,055	0,016	0,001	0,068	0,059	0,042	0,028	0,031

Таким образом, можно предположить, что параметры X5, X7, X8, X13, X14, X15, X16 (форма обучения, преподаватель по предмету «Алгоритмизация и программирование», преподаватель по предмету «Математический анализ», проживание дома, проживание в общежитии, время, затраченное на дорогу до университета, учебное заведение: Лицей/Гимназия или Школа, получение соц.стипендии) оказывают наименьшее влияние на результирующий параметр, то есть отчисление студентов.

Таблица 8

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16
Количество "отметок"	0	0	0	0	9	3	7	7	2	1	4	5	9	8	10	7

В дальнейшем планируется продолжить исследование в данном направлении и построить модель, которая поможет классифицировать студентов по «группам риска».

Библиографический список

1. Бельская Е.Г. «Влияние системы рейтинг-контроля на успеваемость студентов на примере ИАТЭ НИЯУ МИФИ» Москва: «Образование. Наука. Научные кадры» (журнал, реферируемый ВАК) № 4, стр. 275-279, 2011г.
2. Nancy W. Burton, Leonard Ramist. Predicting Success in College: SAT® Studies of Classes Graduating Since 1980. College Entrance Examination Board, New York, 2001
3. A. Elbadrawy, Ag. Polyzou, Z. Ren, Mackenzie Sweeney, G. Karypis, H. Rangwala. Predicting Student Performance Using Personalized Analytics. Computer. Volume 49 Issue 4, April 2016 Pages 61-69
4. Русаков, С. В. Исследование успешности освоений курса программирования студентами первокурсниками // Новые информационные технологии в образовании : материалы IX международной научно-практической конференции, 15-18 марта 2016 г., Екатеринбург - Екатеринбург, 2016. - С. 76-80.
5. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. – М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176с.
6. Ясницкий Л. Н., Бондарь В. В., Бурдин С. Н. и др. Пермская научная школа искусственного интеллекта и ее инновационные проекты. 2-е изд. Москва-Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2008. 75 с.
7. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 5.0. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014618208.

Заявка Роспатент № 2014614649. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 12 августа 2014г.

SELECTION OF INFORMATIVE SIGNS OF INFLUENCES ON THE STUDENTS OF THE MECHANIC-MATHEMATICAL FACULTY

Posokhina Kristina A, Rusakov Sergey V.

Perm State University 614990, Russia, Perm, street bukireva, 15, posokhina-kr@psu.ru,
Rusakov-eduv@mail.ru

The article describes the algorithm for selecting informative features based on the use of a neural network, the results of applying the method to the task of analyzing the of students of mechanic-mathematical faculty.

Key word: selection of characteristics, neural network, academic performance.

УДК 37.013

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ В СИСТЕМЕ РЕЙТИНГОВАНИЯ СТУДЕНТОВ

Дудихин Виктор Владимирович

Московский Государственный Университет, Факультет Государственного управления

119991, Москва, Ломоносовский проспект, д. 27, корпус 4,

dudikhin@spa.msu.ru

В статье описан опыт разработки и применения нейросетевой системы для определения рейтинга студентов. Предлагаемый подход, основанный в большей степени на интуитивных понятиях и здравом смысле, может позволить создать более совершенную систему рейтингования в максимальной степени отражающую реальные успехи студентов.

Ключевые слова: система рейтингования, оценка успехов, выработка рекомендаций, нейронная сеть.

Известно, что рейтинг — некий числовой или порядковый показатель, отображающий важность или значимость некого объекта или явления. Существующая в настоящее время концепция рейтингования студентов на факультете государственного управления МГУ является неким достаточно простым, но эффективным обобщением используемых подходов. В данной рейтинговой системе учитываются:

- достижения студента в освоении образовательной программы;
- достижения студента в научно-исследовательской сфере;
- общественная и культурно-творческая деятельность студента;

- спортивные достижения студента.

Получаемый рейтинг выражается в баллах. По каждому из названных параметров рейтинг определяется отдельно, с учетом специфики каждого из них. Общий рейтинг достижений студента (R) определяется путем суммирования значений рейтинга достижений в освоении образовательной программы (R_1), рейтинга достижений в научно-исследовательской сфере (R_2), рейтинга общественной и культурно-творческой деятельности (R_3), рейтинга спортивных достижений (R_4) по следующей формуле:

$$R = 0.7 \times R_1 + 0.15 \times R_2 + 0.1 \times R_3 + 0.05 \times R_4 \quad (1)$$

Значение рейтинга учитывается при принятии назначения повышенной академической стипендии, распределении студентов в организации для прохождения практики, направлении студентов факультета на включенное обучение в зарубежный вуз, приеме в магистратуру и направлении в аспирантуру.

Исходными данными для расчета рейтинга являются:

- сведения о результатах сдачи студентами сессии, получаемые из базы данных АИС «Студент»;
- сведения о научно-исследовательской работе студентов, предоставляемые кафедрами факультета в научный отдел;
- сведения об общественной и культурно-творческой деятельности, предоставляемые ответственным в учебном отделе за внеаудиторную работу;
- сведения о спортивных достижениях, предоставляемые кафедрой физического воспитания и спорта.

В свою очередь, рейтинг достижений студента в освоении образовательной программы R_1 (его максимальное значение равно 700) определяется на основе результатов сдачи студентом сессии и вычисляется по формуле:

$$R_1 = \frac{1000 \times (5 \times N_5 + 4 \times N_4 + 3 \times N_3 - N_2 - N_n)}{5 \times N_E - 50 \times V}, \quad (2)$$

где

N_E – количество экзаменационных дисциплин;

N_5 – количество оценок «отлично»;

N_4 – количество оценок «хорошо»;

N_3 – количество оценок «удовлетворительно»;

N_2 – количество оценок «неудовлетворительно»;

N_n – количество пересдач;

V – количество экзаменов и зачетов, в ходе которых были выявлены нарушения студентом правил академической этики.

Рейтинг достижений студента в научно-исследовательской сфере (его максимальное значение равно 150) определяется кафедрами совместно с заместителем декана по научной работе. При определении значения рейтинга конкретного студента суммируются баллы за каждое его достижение - публикацию, участие в конференции и т.п.. Количество баллов также определяется с помощью специально разработанного классификатора и вычисляется по формуле:

$$R_2 = 1000 \times \frac{R_i}{R_{max}} \quad (3)$$

где R_{max} – максимальное количество баллов, полученное студентами данного курса за научную работу в семестре, R_i - количество баллов, набранное i -ым студентом, рассчитываемое по формуле:

При определении рейтинга общественной и культурно-творческой деятельности студента (его максимальное значение равно 100) аналогичным образом учитываются мероприятия, проводимые факультетом или Университетом. Количество начисляемых баллов определяется ответственным за внеаудиторную работу, исходя из количества мероприятий и характера участия. Рейтинг достижений в общественной и культурно-творческой сфере вычисляется по формуле:

$$R_3 = 1000 \times \frac{R_i}{R_{max}} \quad (4)$$

где R_{max} – максимальное количество баллов, полученное студентами курса за деятельность в общественной и культурно-творческой сфере в семестре.

Рейтинг спортивных достижений студента определяется на основании сведений, предоставляемых кафедрой физического воспитания и спорта, а также официальных документов, удостоверяющих спортивные достижения студента. При определении значения рейтинга каждый из перечисленных параметров учитывается однократно суммированием баллов за каждое спортивное мероприятие, в котором студент принимал участие.

$$R_i = A_1 + A_2 + \dots + A_i + \dots + A_n \quad (5)$$

Где A_i -количество баллов, начисляемое за соответствующий оцениваемый параметр, R_i – суммарное количество баллов i -го студента.

Рейтинг спортивных достижений вычисляется по формуле:

$$R_4 = 1000 \times \frac{R_i}{R_{max}} \quad (5)$$

где R_{max} – максимальное количество баллов, полученное студентами курса за спортивные достижения в семестре.

Опыт применения данной системы рейтингования в течении четырех лет выявил как позитивные стороны данного подхода, так и некоторые моменты, требующие дальнейшего совершенствования. В основном результаты рейтингования верно отражали реальное положение вещей и не вызывали никакого когнитивного диссонанса.

Однако, рейтинг, подсчитанный по формуле (1), не всегда соответствовал интуитивным представлениям о творческом, научном и интеллектуальном потенциале конкретного студента, так как такой подход в ряде случаев оказался достаточно механистическим, особенно при задании весовых коэффициентов в формуле (1). При определении рейтинга весьма незначительная разница в значениях R , вполне может приводить к существенным изменениям в порядке расстановки студентов в окончательном списке.

Этот недостаток вполне может быть исправлен при условии предварительного рассмотрения и корректировки этого списка путем

обсуждения и внесения в него необходимых изменений экспертным сообществом. По мере накопления опыта подобных действий стало возможно создание алгоритма формирования обучающего множества, связывающего значения $R_{1,i}$, $R_{2,i}$, $R_{3,i}$, $R_{4,i}$ каждого i -го студента не с значением рейтинга R , а с его номером N в финальном списке «успешности», учитывающем мнение экспертного сообщества.

В таком случае задачу рейтингования можно отнести к классу задач распознавания, эффективно решаемых при помощи нейронных сетей. То есть, имея достаточную статистику, вполне возможно обучить нейронную сеть «правильно» определять позицию рейтингуемого студента в окончательном списке, учитывающем его достижения. Данный подход может существенно сократить время, требуемое на подготовку документов и повысить объективность получаемых результатов.

Пилотная апробация данного метода была произведена с помощью аналитической платформы Deductor. Реализованная трехслойная нейронная сеть содержала 50 нейронов скрытого слоя, четыре входа $R1$ (учеба), $R2$ (наука), $R3$ (общественная деятельность), $R4$ (спорт) и один выход – Позиция_OUT в рейтинге студентов. Активационная функция представляла собой гипертангенс с крутизной 0,4. Обучение нейронной сети производилась на восьми входных массивах, содержащих данные об успехах нескольких сотен студентов в каждом. Фрагмент полученных результатов приведен в таблице на Рис.1.

R1 учеба	R2 наука	R3 общ	R4 спорт	R	Позиция	Позиция_OUT
694,1666667	150	2,727272727	0	846,8939394	1	1
676,6666667	141,1764706	4,545454545	0	822,3885918	2	2
688,3333333	123,5294118	4,545454545	0	816,4081996	3	3
692,2222222	105,8823529	0	0	798,1045752	4	4
688,8	0	100	0	788,8	5	5
696,3157895	64,70588235	2,727272727	0	763,7489446	6	7
700	0	11,81818182	50	761,8181818	7	7
696,1111111	47,05882353	14,54545455	0	757,7153892	8	7
641,6666667	114,7058824	0	0	756,372549	9	9
672	0	80	0	752	10	10
692,6315789	58,82352941	0	0	751,4551084	11	10
700	50	0	0	750	12	13
692,2222222	50	4,545454545	0	746,7676768	13	13
700	44,11764706	1,818181818	0	745,9358289	14	13
677,6	17,64705882	40,90909091	0	736,1561497	15	15
685,2631579	50	0	0	735,2631579	16	16
700	29,41176471	0,909090909	0	730,3208556	17	18
700	0	0	29,41176471	729,4117647	18	19
700	0	29,09090909	0	729,0909091	19	17
677,8947368	50	0,909090909	0	728,8038278	20	20
690,6666667	0	5,454545455	29,41176471	725,5329768	21	20
694,1666667	29,41176471	0	0	723,5784314	22	23
688,3333333	26,47058824	6,363636364	0	721,1675579	23	22
700	14,70588235	5,454545455	0	720,1604278	24	22
700	0	16,36363636	0	716,3636364	25	25
681,3333333	0	3,636363636	29,41176471	714,3814617	26	26
690,6666667	0	0,909090909	20,58823529	712,1639929	27	26
700	0	10,90909091	0	710,9090909	28	30
700	0	10,90909091	0	710,9090909	28	30
659,4736842	50	0	0	709,4736842	29	29
676,6666667	32,35294118	0	0	709,0196078	30	30
700	0	8,181818182	0	708,1818182	31	32
700	0	7,272727273	0	707,2727273	32	33

Рис.1. Фрагмент таблицы результатов рейтингования

В таблице – значение величины R полученное по формуле (1), а «Позиция» – положение студента в рейтинге, полученное на ее основании.

Апробация подобного подхода продемонстрировала правильность основных идей, положенных в его основу, перспективность развития подобного метода и возможность расширения сферы его применения на другие сферы человеческой деятельности, в которых требуется проведение рейтингования.

Библиографический список

1. Хайкин С., Нейронные сети. Полный курс. Издательство Вильямс, М: 2006. – 1101 с.
2. Deductor Руководство аналитика Версия 5.3. 1995- 2013 Компания BaseGroup™ Labs
3. Кивилева А.В. Преимущества и недостатки использования балльно-рейтинговой системы оценки качества знаний студентов/ Вопросы Интернет Образования [Электронный ресурс]: электронный научно-практический журн. – 2013. - № 166.

NEURAL NETWORK METHODS IN THE SYSTEM OF RATING STUDENTS

Dudikhin Viktor Vladimirovich

Moscow State University, Department of Public Administration
Moscow, Lomonosovsky prospect, 27 - 4, 119991, dudikhin@spa.msu.ru

The article describes the experience of developing and applying a neural network to determine the rating of students. The proposed approach, based on intuitive concepts and in a common sense, can allow creating a more perfect rating system in the maximum degree reflecting the real achievements of students.

Key words: rating system, evaluation of successes, development of recommendations, neural network.

**МОНИТОРИНГ ЛИЧНОСТНЫХ И МЕТАПРЕДМЕТНЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ
ОБУЧАЮЩИХСЯ С ПОМОЩЬЮ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ
ИНФОРМАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ**

Худякова Анна Владимировна

Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет, 614990,
г. Пермь, ул. Сибирская, 24, ahudyakova@pspu.ru

В статье описаны результаты апробации информационной системы внутришкольной оценки качества образования. Система предназначена для сбора, обработки, анализа и хранения информации о состоянии и динамике личностных и метапредметных результатов обучающихся на уровне образовательной организации (URL: <https://uudm.ru>). Использование математических методов обработки информации при анализе образовательных результатов дает возможность перейти на управление образовательным процессом по результатам: спрогнозировать их дальнейшее развитие, определить образовательные технологии, влияющие на положительную динамику данного развития, принять меры по минимизации действий отрицательных факторов, предложить наиболее оптимальный вариант построения индивидуальной образовательной траектории обучающегося.

Ключевые слова: информационная система, мониторинг образовательных результатов, метапредметные результаты, нейросетевые технологии.

Актуальность использования информационной системы внутришкольного мониторинга личностных и метапредметных результатов обучающихся обусловлена необходимостью выполнения образовательными организациями общего образования требований Федерального закона «Об образовании в Российской Федерации», Федеральных государственных образовательных стандартов к достижению планируемых результатов; а также поиском эффективных педагогических технологий, обеспечивающих развитие универсальных учебных действий обучающихся.

Главное назначение мониторинга – обеспечение всех участников образовательного процесса точной, объективной и сопоставимой информацией для коррекции индивидуальной образовательной программы обучения каждого обучающегося, принятия обоснованных управленческих решений и повышения качества образования в целом.

Эксперимент по апробации автоматизированной информационной системы сбора, обработки, анализа и хранения информации о состоянии и

динамике личностных и метапредметных результатов обучающихся проводился в МАОУ СОШ №1 г. Соликамск. Всего в экспериментальном исследовании приняли участие 46 учителей и 377 обучающихся 4-7 классов образовательной организации.

На первом этапе апробации была выбрана экспериментальная группа и определены компоненты образовательных результатов – универсальных учебных действий (УУД) для диагностики и развития. Среди коммуникативных УУД были выбраны: умение выражать свои мысли, планирование учебного сотрудничества, умение решать конфликтные ситуации. В регулятивных УУД выделены три группы: целеполагание, планирование и контроль. Из всех познавательных УУД выбрано смысловое чтение: поиск информации, понимание прочитанного, преобразование и интерпретация информации. Личностные УУД диагностировались классными руководителями и включали в себя: усвоение нравственно-этических норм и школьных норм поведения, успешность социальных контактов, эмоциональное благополучие.

Для удобства оценки была разработана единая трехбалльная шкала и критерии (уровни) развития. Результаты диагностики уровня развития УУД фиксировались в Google-таблицах. Каждый учитель-предметник, работающий с экспериментальной группой, оценивал уровень сформированности выбранных компонентов УУД. По каждому виду УУД производился подсчет среднего значения его сформированности.

По результатам первого этапа работы над цифровой диагностикой личностных и метапредметных результатов обучающихся были сделаны следующие выводы. Подсчет среднего значения сформированности каждого вида УУД является неудобным, поскольку разница в сотые балла затрудняет анализ информации. Гораздо удобнее считать суммарный балл и выстраивать шкалы перевода баллов в проценты или оценки, количественные или качественные.

Хранение результатов в Google-таблицах позволяет координировать деятельность учителей, но в дальнейшем затрудняет поиск информации и делает неудобным ее анализ. Поскольку диагностика проводится ежегодно, нужны сводные данные по уровню развития УУД каждого обучающегося на протяжении нескольких лет. Проблема такого подхода к хранению информации заключается в отсутствии индексации объектов, к которым относятся результаты. Эту проблему может решить хранение информации в базе данных [1].

На втором этапе было осуществлено логическое и концептуальное проектирование базы данных, разработан пользовательский интерфейс, проведено тестирование информационной системы (URL: <https://uudm.ru>). Информационная система разработана по технологии «клиент - сервер». Язык разработки – php, фреймворк – yii. Все файлы информационной системы хранятся на сервере. На сервере хранится база данных MySQL server. Сводная таблица с информацией об итогах мониторинга личностных и метапредметных результатов в физической модели представляет собой набор индексов. Если не

иметь доступа к связующим таблицам, то данные сводной таблицы не имеют персональной информации. Таким образом, на основе данных сводной таблицы можно составлять прогнозы с использованием нейронных сетей на суперкомпьютерах, не нарушая Федеральный закон "О персональных данных" от 27.07.2006 N 152-ФЗ.

Разработанная информационная система предназначена для следующих категорий пользователей: администратор сайта, администратор школы; заместитель директора; классный руководитель; учитель; обучающийся.

При авторизации учителя в системе, ему необходимо выбрать из списка предмет, класс (список учеников предоставляется автоматически в соответствии со списком, добавленным администратором школы) и вид УУД. После выбора система генерирует форму для добавления метапредметных результатов (рис.1). Учитель заполняет результаты и сохраняет добавленную информацию.

Рис.1. Форма для заполнения метапредметных результатов

На третьем этапе апробации с помощью информационной системы была проведена автоматическая обработка результатов мониторинга и сгенерированы отчеты об уровне сформированности личностных и метапредметных результатов:

- 1) отчет по обучающемуся (рис.2);
- 2) отчет по классу;
- 3) отчет по предмету (рис.3).

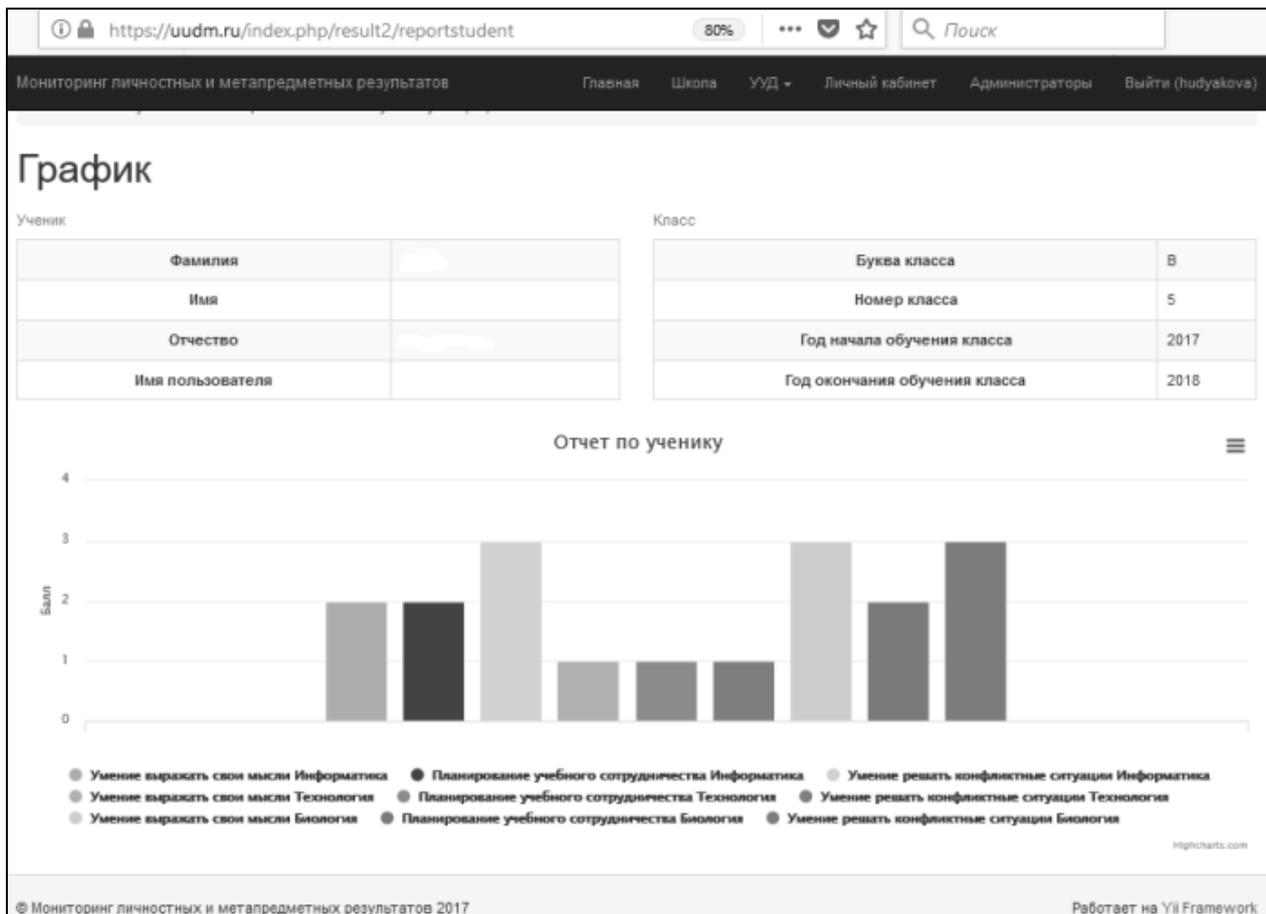


Рис.2. Пример отчета по обучающемуся

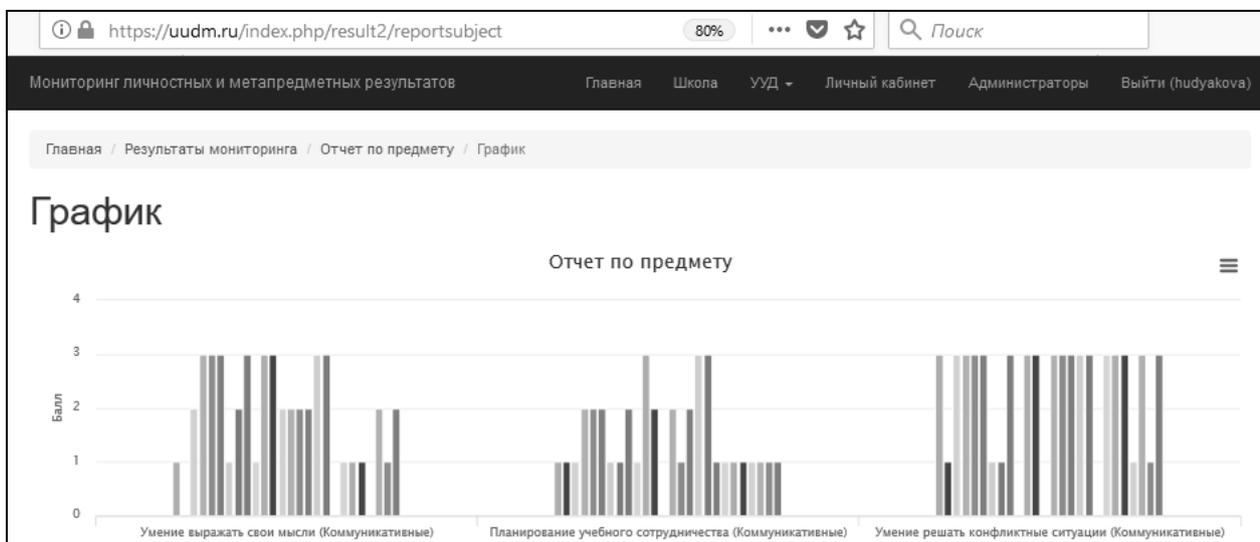


Рис. 3. Пример отчета по предмету

По результатам отчетов была выбрана обучающая выборка и выявлены общие параметры, которые прямо или косвенно способны повлиять на уровень развития универсальных учебных действий. Проектирование, оптимизация и обучений нейронной сети выполнялись по методике [2], а в качестве основного инструмента для разработки нейросетевой модели анализа метапредметных

образовательных результатов использован программный продукт «Нейросимулятор 5.0» [3].

Сравнительный анализ уровня развития образовательных результатов обучающихся на начальном этапе внедрения информационной системы и спустя два учебных года убедительно продемонстрировал их положительную динамику. Таким образом, можно считать, что целенаправленное формирование и наблюдение за динамикой личностных и метапредметных результатов с помощью использования отчетов информационной системы оказывает положительный эффект на их развитие. К главному результату внедрения информационной системы относится повышение качества образования за счет адресной работы педагогов по формированию универсальных учебных действий обучающихся.

В перспективе планируется интеграция информационной системы с региональной системой электронных дневников и журналов <https://web2edu.ru/>, фиксирующей предметные результаты обучающихся, и создание сетевой площадки по апробации информационной системы на региональном уровне. Сетевое взаимодействие образовательных организаций позволит провести сравнительный анализ факторов, влияющих на динамику метапредметных и личностных результатов обучающихся, с использованием математических методов обработки информации, и разработать рекомендации по совершенствованию содержания технологий обучения и воспитания в рамках внутришкольной системы оценки индивидуальных образовательных достижений обучающихся.

Библиографический список

1. Топольский В.В., Худякова А.В. Применение нейросетевых технологий для анализа метапредметных образовательных результатов обучения на уровне основного общего образования // Сборник статей по материалам Второй всероссийской научно-практической конференции, проводимой в рамках Пермского естественнонаучного форума «Математика и глобальные вызовы XXI века». – Пермь, 2017. – с. 156 – 160.
2. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176с.
3. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

MONITORING OF PERSONAL AND META-SUBJECT RESULTS OF STUDENTS USING AN INFORMATION SYSTEM

Hudyakova Anna Vladimirovna

Perm State Humanitarian Pedagogical University, 24, Sibirskaya st., Perm, Russia, 614990, ahudyakova@pspu.ru

The article describes the results of approbation of an information system for collecting, processing, analyzing and storing information about the status and dynamics of personal and meta-subject results of students at the level of an educational organization (URL: <https://uudm.ru>). The use of mathematical methods in the analysis of educational results makes it possible to predict their further development, to determine the factors influencing the dynamics of this development, to take steps to reduce the effect of negative factors, to offer the most optimal option for constructing an individual educational trajectory of the learner.

Keywords: information system, the federal state educational standard, universal learning activities, meta-subject results, neural network technology.

ЦИФРОВАЯ СОЦИОЛОГИЯ

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРЕЗИДЕНТСКИХ ВЫБОРОВ⁵⁰

Гомзяков Аркадий

Пермский государственный национальный исследовательский университет,
Россия, 614990, г. Пермь, ул. Букирева, 15, sturent_perm@bk.ru

Представлено описание разработки и применения нейросетевой модели для прогноза наиболее вероятного исхода выборов президента. Тема президентских выборов особенно актуально в преддверии предстоящих президентских выборов в России в марте 2018 года. Целью работы является прогноз победителя этих выборов. Модель реализована в виде компьютерной программы, которая позволяет выявлять закономерности разного рода, например, влияние возраста кандидата на его возможность занять пост президента и др. Данная модель может быть интересна политологам для прогнозирования результатов выборов, а также самим кандидатам, для определения своих шансов на победу в той или иной ситуации.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросетевые технологии, президентские выборы, прогнозирование.

Тема политических прогнозов актуальна на протяжении уже многих лет. В преддверие будущих выборов на пост президента Российской Федерации её актуальность особенно высока.

Обычно для предсказания исхода выборов используют опросы [1]. На основе полученных данных о мнении респондентов строится текущий рейтинг кандидатов. Однако опрос не является совершенным методом, так как мнение избирателей может меняться в зависимости от событий, происходящих на политической арене. В таком случае для прогноза необходимо использовать методы, основывающиеся не на мнении избирателей, а на менее изменчивых параметрах. И такие попытки предпринимались. Так в конце 1981 году американским историком А. Лихтманом и российским ученым-сейсмологом В.И.Кейлис-Бороком была разработана методика прогнозирования результатов выборов президента США, получившая название «13 ключей от Белого Дома» [2]. Такое название методика получила потому, что для прогноза используются тринадцать входных параметров [3]:

1. Партийный Мандат: после промежуточных выборов, находящаяся у власти партия имеет больше мест в Палате представителей США, чем после предыдущих промежуточных выборов.

2. Конкуренция: нет серьезной конкуренции среди кандидатов от правящей партии.
3. Должность: кандидат правящей партии — действующий президент.
4. Третьи партии: нет значительной третьей партии или независимого кандидата.
5. Краткосрочная экономика: экономика не находится в рецессии во время избирательной кампании.
6. Долгосрочная экономика: реальный экономический рост на душу населения в течение срока равняется или превышает средний рост в течение предыдущих двух сроков.
7. Изменение политики: действующая администрация осуществляет существенные изменения в национальной политике.
8. Общественные беспорядки: в течение срока не было продолжительных общественных беспорядков.
9. Скандал: действующая администрация не была затронута крупным скандалом.
10. Иностранная/военная неудача: действующая администрация не имеет крупной неудачи в иностранных делах или военных вопросах.
11. Иностраный/военный успех: действующая администрация добилась крупного успеха в иностранных делах или военных вопросах.
12. Харизма: кандидат правящей партии харизматичен или является национальным героем.
13. Харизма конкурента: кандидат конкурирующей партии не харизматичен или не является национальным героем.

С помощью данной методики был верно предсказан исход девяти президентских выборов, проходивших в США с 1984 по 2016 год, чем была доказана правильность метода.

В наше время всё чаще для прогноза применяются искусственные нейронные сети. С их помощью достаточно успешно предсказываются результаты спортивных событий и экономические явления. Нашлось для них место и в политике [4-7]. Нейронные сети имеют ряд преимуществ над привычными статистическими методами. Являясь моделью мозга, нейронные сети способны извлекать знания из статистических данных и обобщать их в виде законов. Кроме того, нейронные сети позволяют обнаружить зависимость там, где не работает стандартная логика, и на первый взгляд нет никаких закономерностей [6-7, 10, 11].

Успех отдельного кандидата на выборах зависит от ряда условий. В [4-5, 7] были рассмотрены различные условия и их значимость для результатов выборов.

На основе опыта, полученного из [4-5, 7], был составлен новый список параметров, включающий как часть проверенных, так и новых условий. В набор входят как объективные параметры, прямо влияющие на мнение избирателей о кандидате, например, является ли кандидат преемником действующего президента, так и параметры, не оказывающие явного влияния

на рейтинг кандидата, пример - родной город кандидата. Всего в списке входных параметров четырнадцать пунктов, их полный список и расшифровка представлены в таблице 1.

Таблица 1. Список входных параметров и их расшифровка.

Параметр	Значение
X1	Год рождения
X2	Знак зодиака
X3	Стихия
X4	Знак по восточному календарю
X5	Возраст
X6	Пол
X7	Семейное положение
X8	Количество детей
X9	Количество братьев/сестер
X10	Партия
X11	Выдвинут партией, занимающей парламентское большинство
X12	Род деятельности
X13	Преемник нынешнего президента
X14	Город
D	Избран

Жирным шрифтом в табл. 1 выделены параметры, уже рассмотренные в [4-5, 7].

Для обучения и тестирования нейронной сети собрано множество результатов выборов в различных странах [3,8]: выборы в России в 1996-2012гг., во Франции в 1995-2017гг., в Бразилии в 2010г., в Аргентине в 2011г., в США в 1995-2016гг. Такой набор стран выбран неслучайно, для всех перечисленных стран характерна форма правления – президентская республика [3].

Из представленного списка в тестовое множество вошли выборы в России в 2008г., выборы в Аргентине 2011г., выборы в США в 2016г. Остальная часть списка вошла в обучающее множество.

Для дальнейшей работы с данными построена нейронная сеть персептронного типа. Сеть имеет три слоя: входной, состоящий из четырнадцати нейронов, выходной из одного нейрона и промежуточный, включающий в себя один нейрон.

Обучения сети было выполнено в Нейросимуляторе [9] с использованием алгоритма Левенберга-Марквардта. Средняя относительная квадратичная погрешность обучения составила 18,1%, тестирования – 2,2%. Результаты тестирования приведены на рисунке 1.

Для прогнозирования результатов российских президентских выборов в 2018 году было набрано множество кандидатов. Полный список выбранных кандидатов и их параметров представлен в таблице 2, результаты прогнозирования представлены на рисунке 3.

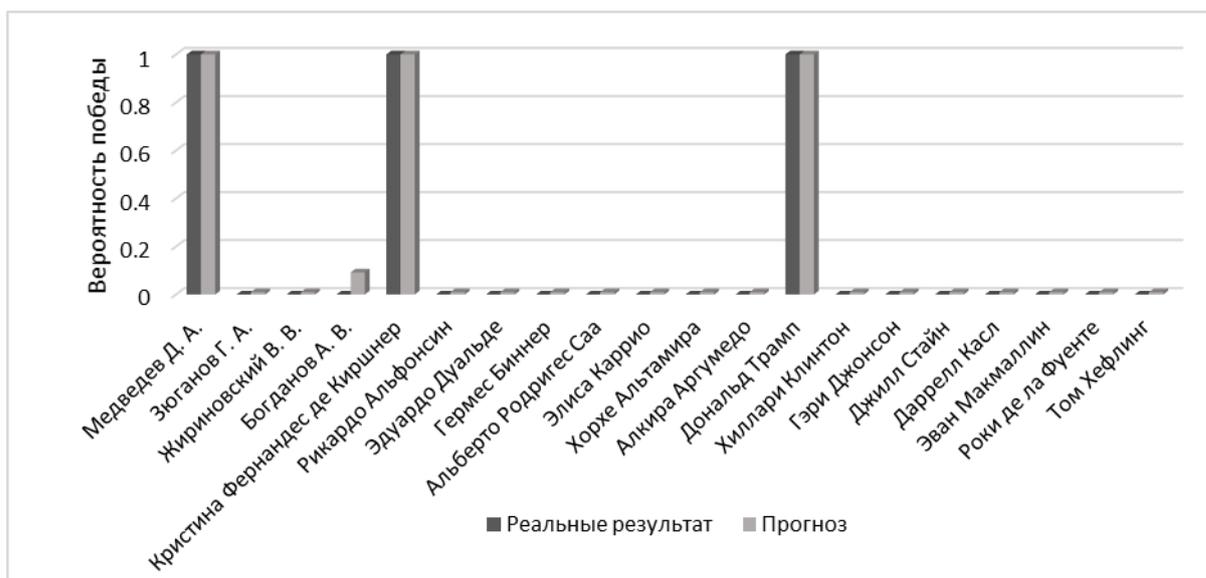


Рис. 1. Результаты тестирования нейронной сети

Табл. 2. Данные кандидатов на выборах 2018 года.

	ГР	Знак зодиака	Стихия	Знак по восточному календарю	Возраст	Пол	Семейное положение	Количество детей	Количество братьев/сестер	Партия	Выдвигнут партией, занимающей парламентское большинство	Род деятельности	Преемник предшественника	Город
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Путин В. В.	952				5						x			
Явлинский Г. А.	952				5						1			
Жириновский В. В.	946			1	1						0			
Полонский С. Ю.	972				5						0			
Навальный А. А.	976				1						0			
Сурайкин М. А.	978				9						0			
Собчак К. А.	981			0	6						0	5		
Охлобыстин И. И.	966				1						0	5		

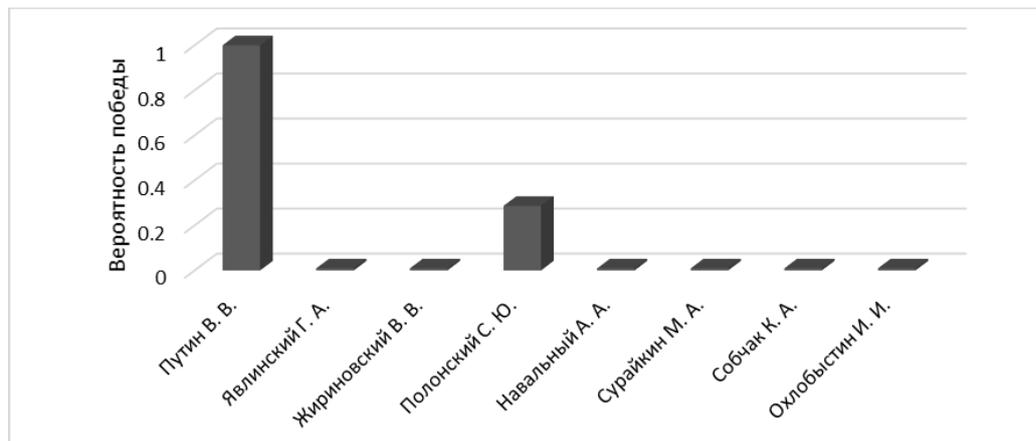


Рис. 3. Результаты прогнозирования предстоящих выборов

Как видно на рисунке 3, сеть определяет победу Владимира Путина как абсолютно вероятное событие. Однако не для всех его оппонентов нейросеть определяет вероятность победы равной нулю, для Сергея Полонского сеть прогнозирует вероятность победы 29%.

Таким образом, нейронная сеть определила наиболее вероятного победителя выборов – Владимира Путина, однако значительный шанс она дала и его оппоненту – Сергею Полонскому. Рассмотрим этого кандидата более детально.

Первое, что хотелось бы отметить: точно неизвестно, сколько у Полонского детей, по разным источникам их количество колеблется от 4 до 8, поэтому на следующем шаге этому параметру будет уделено наибольшее внимание.

Рассмотрим иные обстоятельства, при которых мог бы баллотироваться Сергей Полонский, и их влияние на шансы на победу. Ситуации и шансы, соответствующие каждой из них, представлены на рисунке 4.

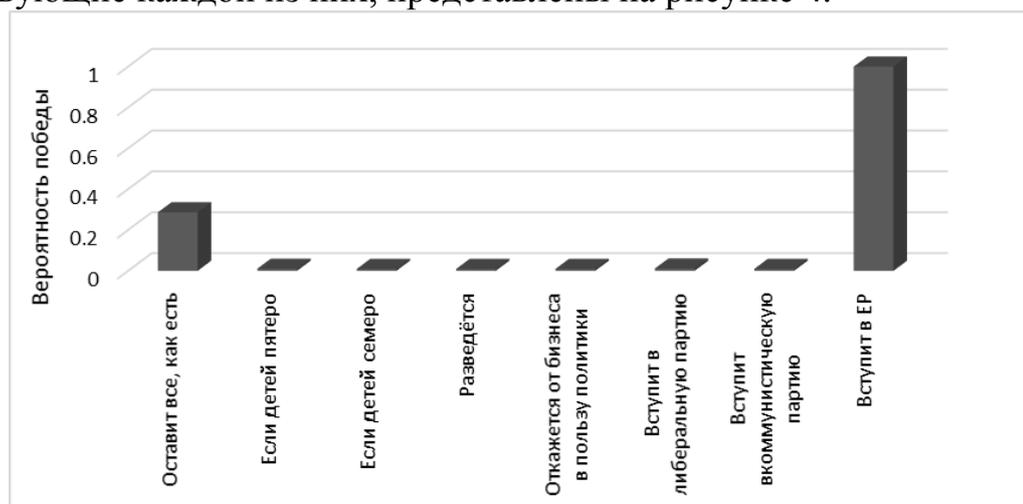


Рис. 4. Прогноз шансов на победу Сергея Полонского в зависимости от его действий

Как видно на рисунке 4, шансы победить у Сергея Полонского возрастают лишь в том случае, если он будет выдвинут партией Единая Россия. В остальных случаях его шансы на победу стремятся к нулю. Не исключение и те ситуации, когда у Полонского больше четырех детей, что не играет ему на руку.

Библиографический список

1. Баскакова Ю. М. Опыт прогнозирования итогов выборов с применением экспертных оценок // Социологические исследования. 2013. № 1. С. 42-50.
2. Докторов Б. З. Восемь верных прогнозов Алана Лихтмана. Размышления после президентских выборов 2012 года в США. // Москва: ЦСПиМ, 2013. – 55 с.
3. Президентская республика. [Электронный ресурс] // Википедия – свободная энциклопедия. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Президентская_республика.
4. Ясницкий Л. Н. Искусственный интеллект. Элективный курс. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2012.
5. Ясницкий Л.Н., Черепанов Ф.М. О возможностях применения нейросетевых технологий в политологии // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2010. №8. Вып. 4. С. 47-53.
6. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.
7. Ясницкий Л.Н. О возможностях применения методов искусственного интеллекта в политологии // Вестник Пермского университета. Серия: Политология. 2008. – № 2. – С. 147–155.
8. Президентские выборы Соединенных Штатов, 2004. [Электронный ресурс] // RU.KNOWLEDGR.COM Новые знания! URL: ru.knowledgr.com/00769063/ПрезидентскиеВыборыСоединенныхШтатов2004.
9. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).
10. Ясницкий Л.Н., Черепанов Ф.М. Применение нейросетевых технологий в политологии (Вводная статья) // Нейрокомпьютерная парадигма и общество / Под ред. Ю.Ю. Петрунина. М.: Издательство Московского университета, 2012. С. 13-25.
11. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR PREDICTING THE RESULTS OF PRESIDENTIAL ELECTIONS

Gomzyakov Arkady

Perm State National Research University, Russia, 614990, Perm, Bukirev St.
15th, nonename95@gmail.com

The article describes the development and application of the neural network model for forecasting the most likely outcome of presidential elections. The topic of presidential elections is especially relevant on the eve of the upcoming presidential elections in Russia in March 2018. The aim of the work is the forecast of the winner of these elections. To accomplish this task, a set of candidate parameters was selected, according to which the result of his participation in elections is determined, namely, whether he will become president. The model is implemented in the form of a computer program that allows you to identify patterns of various kinds, for example, the influence of the candidate's age on his ability to assume the post of president, etc. This model may be of interest to political scientists for forecasting election results, as well as to the candidates themselves, to determine their chances of victory in this or that situation.

Keywords: artificial intelligence, neural network technologies, presidential elections, forecasting.

УДК 004.89

**ВЕБ-СЕРВИС ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО ПЕРЕВОДА ПИКТОГРАММНЫХ
СООБЩЕНИЙ В ТЕКСТОВЫЕ НА РУССКОМ ЯЗЫКЕ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ
СЕТИ**

*Матюшечкин Дмитрий Сергеевич, Кульцова Марина Борисовна,
Орлова Юлия Александровна*

Волгоградский государственный технический университет
400005, Россия, Волгоград, пр. им. Ленина, 28, dima.kekc@mail.ru

В данной статье описана реализация специального веб-сервиса, с помощью которого можно осуществлять перевод пиктограммных сообщений в текстовые на русском языке. Также рассмотрен подход к решению данной задачи и представлены результаты разработки методов перевода.

Разработанный веб-сервис для перевода пиктограммных сообщений в текстовые может иметь широкий спектр применения в области вспомогательной и альтернативной коммуникации для людей с ментальными и речевыми нарушениями. Также данный веб-сервис могут использовать сторонние разработчики программного обеспечения для людей с ограниченными возможностями, что позволит в их программах задействовать перевод пиктограммных сообщений.

Ключевые слова: вспомогательные компьютерные технологии, пользователи с ограниченными возможностями, система альтернативной коммуникации,

пиктограмма, веб-сервис, автоматический перевод, машинное обучение, нейросети.

Социальная адаптация людей, страдающих речевыми нарушениями, является важной и актуальной проблемой на сегодняшний день. Для облегчения процесса общения таким людям существуют различные альтернативные системы коммуникации, которые помогают дополнить или полностью заменить вербальную речь [1]. Наиболее популярной альтернативной системой коммуникации является использование пиктограмм, с помощью последовательностей которых можно составлять предложения и обмениваться информацией.

Существуют различные программы и приложения для работы с пиктограммами [2], однако они не предоставляют возможности переводить пиктограммные сообщения в согласованный текст на русском языке. Для того, чтобы обеспечить такую возможность был разработан данный веб-сервис.

В процессе перевода последовательности пиктограмм для каждого изображения известен соответствующий ему перевод в инфинитивной форме слова, поэтому главной сложностью реализации веб-сервиса является изменение грамматических форм слов-переводов для их согласования между собой в связный текст. Для решения данной задачи была использована технология машинного перевода, в основе которой лежит глубинное обучение нейронной сети.

На сегодняшний день существует большое количество алгоритмов машинного обучения для решения различных задач. С их помощью можно осуществлять классификацию данных, распознавать визуальные образы и переводить тексты с одного языка на другой. Одним из наиболее популярных методов решения задачи перевода является машинное обучение на параллельных текстовых корпусах [3]. Это значит, что для обучения нейронной сети необходимы два текста на разных языках, идентичных по своему содержанию. Как правило, с одного языка на другой тексты переводятся вручную, для того, чтобы эталоном результата перевода являлся текст, переведенный человеком.

Так как в качестве исходного языка для перевода является последовательность пиктограмм, а не текст на естественном языке, необходимо использовать исходную текстовую интерпретацию пиктограммного сообщения (последовательность инфинитивных форм), как и в методе на основе шаблонов. Таким образом, текст исходного языка должен быть представлен набором последовательностей лемм, а параллельный ему текст на результирующем языке должен состоять из предложений, где данные леммы согласованы. Например, в исходном тексте содержится последовательность инфинитивов “Мальчик хотеть спелый груша”, а в результирующем тексте параллельное данной последовательности предложение “Мальчик хочет спелую грушу”.

Для различных иностранных языков существуют специально подготовленные корпуса параллельных текстов для обучения нейронных сетей,

но в силу того, что исходный язык в данной задаче является специфичным, потребовалось специально сгенерировать данные для обучения сети. Для этого был взят текстовый корпус, состоящий из 1 миллиона случайно подобранных предложений из открытых источников, которые были преобразованы в последовательности лемм автоматически. Для лемматизации каждого слова в согласованных предложениях был использован инструмент “Яндекс-стеммер” для языка программирования “Python” [4].

Для создания нейронной сети был выбран специальный фреймворк “OpenNMT-py” для языка “Python”, который способен на основе двух параллельных текстов создать модель перевода и использовать ее. Помимо обучающих корпусов, на вход “OpenNMT-py” требуются дополнительно два параллельных корпуса, чтобы осуществлять валидацию данных по мере обучения и оценивать точность перевода модели в промежуточных состояниях обучения. В связи с этим, подготовленные корпуса были разделены таким образом, чтобы на вход “OpenNMT-py” было передано 800 тысяч последовательностей лемм и их параллельных переводов для обучения нейронной сети, а 200 тысяч для ее валидации.

Результатом обучения стала нейронная сеть, дающая возможность преобразовать последовательность слов-инфинитивов в согласованное предложение на русском языке. Полученная нейронная сеть легла в основу разрабатываемого веб-сервиса.

Особенностью сервиса является то, что осуществлять к нему запросы и получать ответы можно с помощью графического интерфейса и специального API, что позволяет использовать возможности сервиса в других программах.

Данный сервис был протестирован с участием конечных пользователей в детском реабилитационном центре «Надежда». По результатам тестирования специалисты центра приняли решение использовать данный веб-сервис в процессе реабилитации детей с речевыми нарушениями с целью повышения их социальной адаптации.

Библиографический список

1. Вайзман Н. П. Реабилитационная педагогика. М.: Аграф, 1996
2. Смирнова, И.А. Неартикулируемые средства общения и методика их использования в работе по формированию коммуникативности у неговорящих детей / И.А. Смирнова // Логопедическая диагностика, коррекция и профилактика нарушения речи у детей с ДЦП. Алалия, дизартрия, ОНР. – СПб.: Речь. – 2004. – с. 206-226.
3. Как работает машинный перевод // Документация API переводчика «Яндекс». Режим доступа: <https://tech.yandex.ru/translate/doc/intro/concepts/how-works-machine-translation-docpage/?ncrnd=8977>. (Дата обращения 10.03.2017)
4. OpenNMT-py URL: <http://opennmt.net/OpenNMT-py/> (дата обращения: 05.02.2018).

WEB-SERVICE FOR AUTOMATIC TRANSLATION OF PICTOGRAM MESSAGES INTO RUSSIAN TEXT BASED ON NEURAL NETWORK

Matyushechkin Dmitry S.

Volgograd State Technical university

400005, Russia, Volgograd, av. Lenina, 28, dima_kekc@mail.ru

This article examines the implementation of web-service providing translation of pictogram messages into text messages in Russian. Also approach to the decision of the given task is considered and results of development of methods of translation are presented.

The developed web-service for the translation of pictogram messages into text messages can have a wide range of applications in the field of augmentative and alternative communication for people with mental and speech disorders. Also, this web service can be used by third-party software developers for people with disabilities, which will enable their programs to translate pictogram messages.

Keywords: assistive computer technologies, users with disabilities, alternative communication system, pictogram, web-service, automatic translation, machine learning, neural networks.

УДК 314.172

ИССЛЕДОВАНИЕ ЗАВИСИМОСТИ ПРОДОЛЖИТЕЛЬНОСТИ ЖИЗНИ НАСЕЛЕНИЯ В РЕГИОНАХ РОССИИ ОТ ДОЛИ РУССКОГО НАСЕЛЕНИЯ

Борисенко Даниил Андреевич

Пермский государственный национальный исследовательский университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, sturent_perm@bk.ru

В работе рассматривается зависимость среднего показателя продолжительности жизни в регионе от доли русского населения в данном регионе. В качестве инструмента для выполнения данной работы были выбраны нейросетевые технологии. Данные технологии активно применяются в различных сферах как для прогнозирования результатов, так и для выявления зависимостей.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, средний показатель продолжительности жизни, доля русского населения.

В сегодняшние дни нейросетевые технологии стали общеизвестными не только в научных кругах. Они активно применяются в экономике и бизнесе, в медицине, в авионике, в связи, в ИТ-сфере, в автоматизации производства, в

робототехнике, в политических и социологических технологиях, в системах безопасности и охранных системах, в геологоразведке и т.д. Одним из направлений применения нейросетевых технологий является прогнозирование и выявление зависимостей [1-3].

Основная цель работы – определение зависимостей среднего показателя продолжительности жизни в регионах России с использованием аппарата искусственных нейронных сетей.

Для обучения и тестирования нейронной сети были использованы данные из Центральной базы статистических данных, сайта федеральной службы статистики, сайта налоговой службы и статьи финансового журнала [4-8], где были взяты данные по 80 регионам и городам России, в том числе Пермский край, г. Москва, Чукотский АО. Для каждого из данных регионов имеется статистическая информация с 2006 по 2014 (всего имеется 720 картежей).

Для прогнозирования среднего показателя жизни в регионе была спроектирована нейронная сеть в нейросимуляторе Nsim5.0 [9], которая содержит 91 входных нейронов:

- x1-x80 - идентификатор региона
- x81 - год, в котором зафиксированы показатели
- x82 - показатель реального валового регионального продукта на душу населения
- x83 - доля людей с высшим образованием в регионе
- x84 - разница между средней температурой зимой и летом
- x85 - натуральный логарифм от показателя налогов по экспорту минеральных ресурсов на душу населения
- x86 - натуральный логарифм от количества прерванных беременностей
- x87 – количество литров чистого спирта, выпитого за год
- x88 - доля русского населения
- x89 - показатель количества убийств в регионе на душу населения
- x90 - натуральный логарифм от количество белка, употребляемого в регионе на душу населения
- x91 - натуральный логарифм от количество населения

Затем экспериментальным путем подбирались различные варианты построения нейронной сети из условия обеспечения минимальной ошибки тестирования. В результате была получена нейронная сеть с алгоритмом обучения Упругого распространения, содержащая один скрытый слой с тремя нейронами. Данная сеть была обучена на множестве из 650 примеров и проверена на тестирующем множестве, не входящим в множество для обучения, состоящим из 60 примеров. При этом ошибка обучения составляет 1,4%.

Далее с помощью функции автоматического построения нейронных сетей пакета IBM SPSS Statistics, были получены нейронные сети, также проводить прогноз среднего показателя продолжительности жизни в регионе. Наименьший процент ошибок (0,026%) в полученных сетях имел многослойный персептрон с алгоритмом оптимизации «Метод

масштабируемых сопряженных градиентов» с 91 входным нейроном, одним скрытым слоем, на котором находятся 3 нейрона.

Затем для прогнозирования с помощью спроектированных нейронных сетей были выбраны значения показателей за все годы (от 2006 до 2014) в Пермском крае, для каждого года была взята доля русского населения от 77,1086 % до 97,1086% с шагом в 1% (по данным доля русского населения в Пермском крае составляет 87,1086%). В результате была получена зависимость: при виртуальном увеличении доли русского населения в Пермском крае 77,1086% до 97,1086% средний уровень жизни в регионе уменьшается, при условии, что все другие факторы не изменятся.

Далее аналогичная работа была проведена для города Москва: для прогнозирования взяты значения показателей за годы с 2006 по 2009, а доля населения от 81,6504% до 100% (по данным доля русского населения в Москве составляет 91,6504%). Получили такую же закономерность: при виртуальном увеличении доли русского населения происходит уменьшение среднего показателя продолжительности жизни в регионе. Затем аналогичная работа была проведена для Чукотского АО: для прогнозирования взяты значения показателей за годы с 2006 по 2009, а доля населения от 42,4918% до 62,4918% (по данным доля русского населения в Чукотском АО составляет 52,4918%). Получили такую же закономерность: при виртуальном увеличении доли русского населения происходит уменьшение среднего показателя продолжительности жизни в регионе.

Результаты, полученные при прогнозировании с помощью программы Нейросимулятор 5.0 [9] соотносятся с результатами прогноза, полученные с помощью программы «IBM SPSS Statistics», характер выявленной зависимости принципиально не изменился.

Таким образом, при прогнозировании показателя средней продолжительности жизни в Пермском крае, Москве и в Чукотском АО при помощи нейросетей, построенных с использованием программ Нейросимулятор 5.0 и «IBM SPSS Statistics», получили, что в большинстве случаев показатель уменьшается при виртуальном увеличении доли русского населения при условии, что все остальные показатели, такие как валовый региональный продукт, численность населения и соотношение других национальностей, количество употребления белка на душу населения, количество аборт на душу населения и прочее останутся неизменными.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176с
2. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.
3. Ежов А.А, Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе. М.: МИФИ, 1998. - 224с.

4. Центральная база статистических данных. Федеральная служба государственной статистики. Режим доступа: <http://cbsd.gks.ru>.
5. Демографический ежегодник России. Федеральная служба государственной статистики. Режим доступа: http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat_main/rosstat/ru/statistics/publications/catalog/doc_1137674209312.
6. Регионы России. Социально-экономические показатели. Федеральная служба государственной статистики. Режим доступа: http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat_main/rosstat/ru/statistics/publications/catalog/doc_1138623506156.
7. Статистика и аналитика. Федеральная налоговая служба. Режим доступа: https://www.nalog.ru/rn77/related_activities/statistics_and_analytics.
8. Авксентьев Н. А., Байдин В. М., Зарубина О. А., Сисигина Н. Н. Частные расходы на здравоохранение в регионах России: факторы и последствия. // Финансовый журнал. Научно-практическое издание. №6 (34) ноябрь-декабрь 2016; Научно-исследовательский финансовый институт.
9. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

STUDY OF DEPENDENCE OF LIFE DURATION OF POPULATION IN REGIONS OF RUSSIA FROM THE RUSSIAN POPULATION

Borisenko Daniel A.
Perm State University

614990, Russia, Perm, street bukireva, 15, borisenkodanil@gmail.com

The paper deals with the dependence the average life expectancy in the region of the Russian share of the population in the region. As a tool for this work were selected neural networks' technology. These technologies are used extensively in various fields for predicting outcomes, and to identify dependencies

Key words: artificial neural networks, the average life expectancy, the share of Russian population.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ СРЕДНЕГО ВОЗРАСТА НАСЕЛЕНИЯ СТРАНЫ

Абросимова Полина Сергеевна

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Пермский филиал, Россия, 614070, Пермь, ул. Студенческая, 38, sturent_perm@bk.ru

Разработана нейросетевая система, предназначенная для выявления тенденций и прогнозирования среднего возраста населения страны. Для обучения системы использовались данные, предоставленные в открытом доступе на сайте <http://hdr.undp.org/en>. В результате обучения нейросети были выявлены тенденции зависимости среднего возраста населения страны от четырёх показателей.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронная сеть, прогноз, средний возраст населения, ожидаемая продолжительность жизни, численность населения, индекс образования, демография.

В настоящее время численность населения Земли растёт большими темпами. Развитие образования и его доступность широким массам населения влечёт за собой увеличение продолжительности жизни. Равные возможности в трудоустройстве означают более высокий уровень жизни, следовательно, и увеличение продолжительности жизни. Увеличение продолжительности жизни, увеличение рождаемости ведёт к стремительному росту населения.

Весьма важно знать основные демографические тенденции. В [1, 6] были предприняты попытки прогнозирования продолжительности жизни отдельных людей с использованием математического аппарата нейронных сетей. В настоящей работе аппарат нейросетевого моделирования применяется для прогнозирования средней продолжительности жизни населения различных стран. Средний возраст населения страны – показатель возрастного распределения населения в стране. Знание о том, какие факторы влияют на средний возраст населения страны, могли бы быть полезны для оценки ситуации в стране, а также для прогноза возрастного распределения в стране.

Для выявления тенденций изменения среднего возраста населения была создана система с использованием нейронной сети, так как нейросети являются наиболее эффективным инструментом интеллектуального анализа данных [2-5].

Данные для обучения сети были взяты за 2015 год. Всё множество состояло из 179 примеров. Множество примеров было поделено на обучающее множество – 141 примеров, тестирующее – 19 примеров и валидирующее – 19.

Для нейросети было решено использовать следующие объясняющие и объясняемые переменные:

X1 - численность населения страны, в годах.

X2 - доля работающих граждан от общего населения страны, в процентах.

X3 - индекс образования, в долях.

X4 - ожидаемая продолжительность жизни, в годах.

D1 - средний возраст населения, в годах.

Проектирование, обучение, тестирование нейросети и изучение построенной сети производилось в программе Нейросимулятор версии 5.0 [8] по методике [2, 3].

На этапе проектирования нейросети было задано количество входных и выходных нейронов – 4 и 1 соответственно. Для входного и выходного слоёв была задана линейная функция активации.

После изучения результатов обучения сети при разном количестве скрытых слоёв и нейронов на них оказалось, что наиболее оптимальным для сети было создание одного слоя скрытых нейронов с сигмоидной функцией активации. На скрытом слое задано 9 нейронов.

Сеть была обучена и проверена на тестирующем и валидирующем множествах. Для валидирующего множества максимальная ошибка одного из примеров была 11 лет. Для остальных же в множестве не достигала более 5 лет, что можно считать удовлетворительными результатами. Результаты тестирования на валидирующем множестве представлены на рисунке 1.

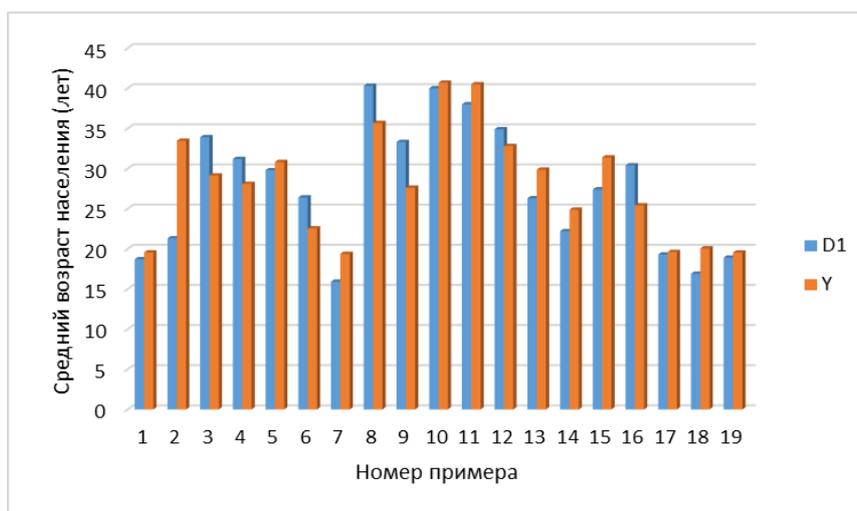


Рисунок 1. Результат тестирования нейросети

После успешного обучения и удовлетворительного тестирования нейросеть была исследована на зависимость среднего возраста населения от различных параметров.

Было решено проводить исследование по показателям России и для сравнения взять страну, близкую к ней по численности населения – Мексику. Для наглядности было решено символом звёздочки отмечать значения исследуемых показателей на момент предсказания сети. Для начала был построен сценарный прогноз зависимости среднего возраста населения от численности населения. Результаты представлены на рисунке 2.

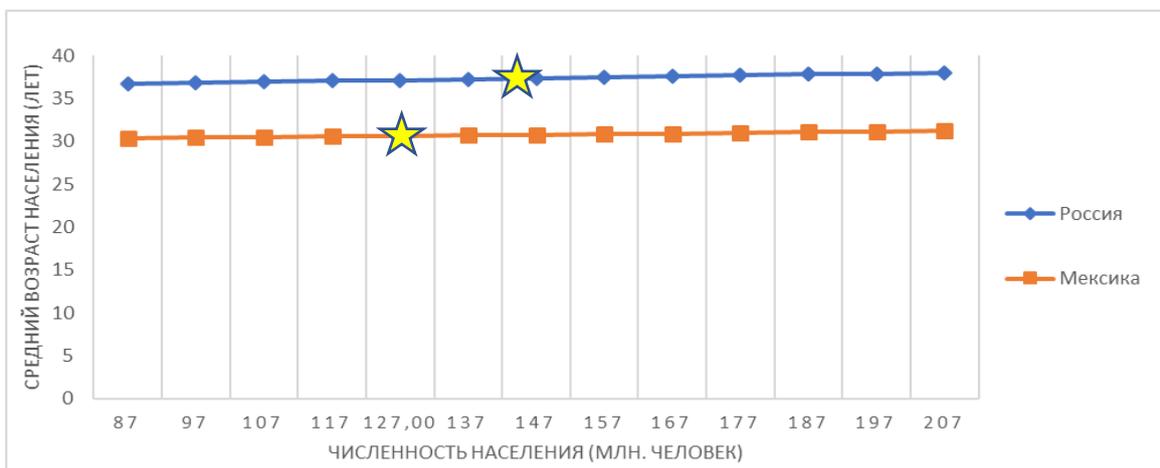


Рисунок 2. Зависимость от численности населения

На графике видна прямая зависимость среднего возраста населения от численности населения. Однако, если взять крайние показатели, то при изменении численности населения на 120 миллионов человек средний возраст изменится меньше, чем на пять лет. Можно считать, что результаты находятся в пределах погрешности, и в данном случае между средним возрастом населения и численностью населения слабая корреляция.

Далее была исследована зависимость среднего возраста населения от доли работающего населения. Результаты представлены на рисунке 3.

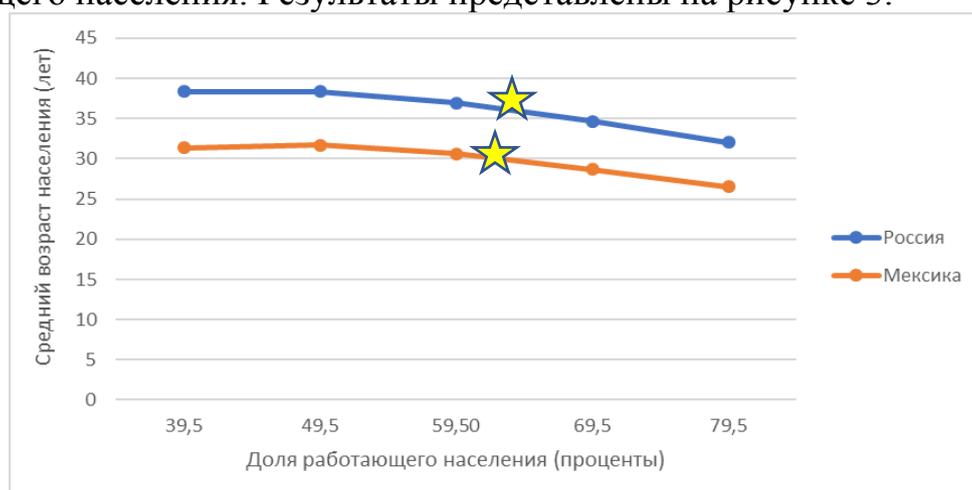


Рисунок 3. Зависимость от доли работающего населения

На графике рис.3 видно, что зависимость обратная – при увеличении числа работающих в стране средний возраст будет уменьшаться.

Также был построен сценарный прогноз зависимости среднего возраста населения от индекса образования. Результаты представлены на рисунке 4.

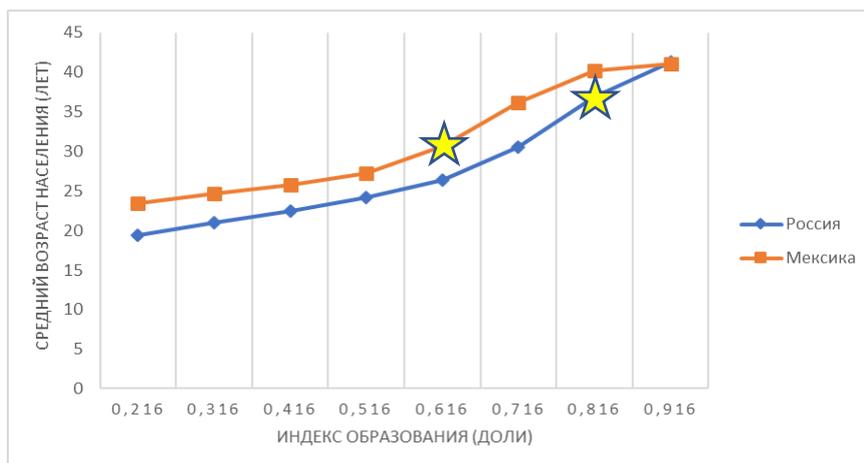


Рисунок 4. Зависимость от индекса образования

Нейросеть предсказывает прямую зависимость среднего возраста населения от индекса образования. Причём для обеих стран при индексе образования, близком к единице, прогнозируется один и тот же средний возраст населения – 41 год.

Последним параметром была ожидаемая продолжительность жизни, сценарный прогноз для России и Мексики представлен на рисунке 5.

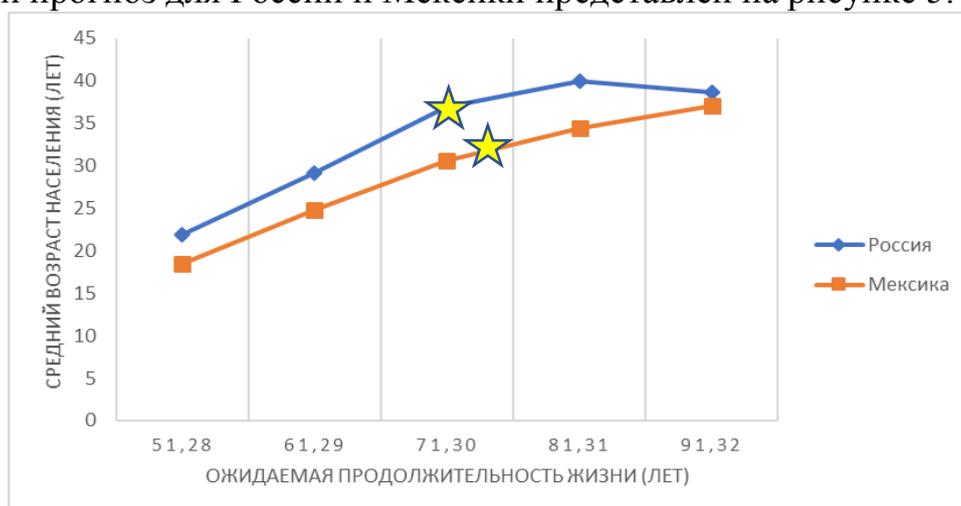


Рисунок 5. Зависимость от ожидаемой продолжительности жизни

Для России и Мексики наблюдается прямая зависимость между ожидаемой продолжительностью жизни и средним возрастом населения, только после 81 года для России проявляется обратная зависимость. При ожидаемой продолжительности жизни 91 год предполагается, что в России и Мексике средний возраст населения будет достигать 37-38 лет.

Таким образом, нейросеть предсказала, что средний возраст населения будет увеличиваться с увеличением числа образованных граждан, а также при увеличении ожидаемой продолжительности жизни, что вполне логично. Также при увеличении численности населения ожидается, что средний возраст будет увеличиваться, однако менее быстрыми темпами. При увеличении числа работающих граждан в стране ожидается, что средний возраст будет уменьшаться, что тоже весьма предсказуемо.

Библиографический список

1. Гусев А.Л., Ясницкий Л.Н. Астрология под призмой нейронных сетей // Символ науки. 2017. №3. С. 17-24.
2. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. Издание 3. М.: Издательский центр «Академия», 2010. 176с.
3. Ясницкий Л. Н. Искусственный интеллект. Элективный курс. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2012.
4. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.
5. Ясницкий Л.Н., Бондарь В.В., Бурдин С.Н. и др. Пермская научная школа искусственного интеллекта и ее инновационные проекты. 2-е изд. Москва-Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2008. 75 с.
6. Gusev A.L., Yasnitsky L.N. Neural Networks and Lifespan // Eastern European Scientific Journal. 2015. С. 188-194.
7. Human Development Reports. [Электронный ресурс] [Режим доступа: <http://hdr.undp.org/en>] [Проверено: 13.03.2018].
8. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

USING METHODS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FORECASTING THE MIDDLE AGE OF THE COUNTRY'S POPULATION

Abrosimova Polina S.

National Research University Higher School of Economics, 38
Studenchskaya st., Perm, 614070, Russia, abrosimowa97@gmail.com

A neural network system was developed to identify trends and forecast the average age of the country's population. The system was learned with the data provided on the public website at <http://hdr.undp.org/en>. As a result of the neural network's learning, the trends of the county's population average age depending on four indicators were revealed.

Keywords: artificial intelligence, neural network, forecast, average age of the population, life expectancy, population size, education index, demography.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ УРОВНЯ РОЖДАЕМОСТИ

Бартош Валерия Александровна

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Пермский филиал, Россия, 614070, Пермь, ул. Студенческая, 38, sturent_perm@bk.ru

Разработана компьютерная программа, предназначенная для выявления закономерностей и прогнозирования стоимости аренды жилья в городе Пермь. Программа обучена на данных, предоставленных в открытом доступе на сайтах: «Росстат», «ЕМИСС». На основе собранных данных были выявлены закономерности, которые отражают зависимость уровня рождаемости. Была определена зависимость между факторами, влияющими на уровень рождаемости.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронная сеть, прогноз, стоимость аренды.

В современном мире благодаря научному прогрессу и уровню развития высоких технологий человеку подвластны такие задачи как удалённое управление деятельностью организации, оснащение робототехники искусственным интеллектом, наблюдение за любым объектом в мире при возможности нахождения у себя дома и многое другое. Такая реальность диктует собственные условия, заставляя внедрять прогрессивные технологии во всех сферах жизни.

Одной из сфер, которая первостепенно нуждается в том, чтобы идти в ногу со временем и даже опережать его, является государственное управление. Данную область следует рассматривать как единое целое, состоящее из множества отдельных структур и областей и зависящее от них.

Управление политической единицей, в особенности такой крупной как Российская Федерация, требует от представителей государственной власти не только умения принимать обоснованные решения на основе текущего состояния того или иного вопроса, но и возможности спрогнозировать обстановку на будущие краткосрочные и долгосрочные периоды.

Согласно НПА, регламентирующему основные направления внутренней политики России до 2020 года, важнейшими сферами, которые требуют усовершенствования и развития, являются обеспечение гарантированной реализации конституционных прав граждан, высокое качество и комфортные условия жизни населения, изменение социальной структуры общества в пользу среднего класса, а также улучшение демографической ситуации [1]. Последнему пункту уделяется отдельное внимание – он вынесен на отдельное рассмотрение. В рамках демографической политики, утверждённой для Российской Федерации до 2020 года, основные усилия должны быть направлены на следующие параметры: создание условий для сочетания

родительства с активной профессиональной деятельностью, снижение заболеваемости и смертности, в основе которых лежит главное направление – повышение уровня рождаемости [2].

Многолетние наблюдения за демографической обстановкой в государстве позволяют сделать вывод, что коэффициент рождаемости падает, как и среднее количество детей, рожденных одной женщиной в течение жизни. На данный момент, оно составляет 1,78 [3]. Фактически, такой показатель недостаточен даже для сохранения прежней численности населения, поскольку для этого необходимо рождение двух детей одной женщиной. Совокупность этого и других факторов, ставит вопрос об уровне рождаемости на передний план внутренней политики государства.

Для того, чтобы иметь возможность предпринять меры, способствующие повышению данного показателя, необходимо иметь возможность провести ретроспективный анализ и спрогнозировать ситуацию на ближайшие годы.

Вышеизложенная проблема может быть решена путём использования интеллектуальных систем и, в частности, нейронных сетей, поскольку они представляют собой наиболее эффективный инструмент интеллектуального анализа данных [4, 5]. Также стоит отметить, что преимущество нейронных сетей состоит в том, что они позволяют не только эффективно решить поставленную задачу, но и сделать это максимально быстро, так как характеризуются низкой трудоёмкостью.

Таким образом, целью данной работы является создание компьютерной программы, использующей нейросети в качестве инструмента анализа, а также основанной на зависимостях, которые существуют между уровнем рождаемости и социально-экономическими факторами, оказывающими на него влияние.

Настоящая работа сосредоточена на прогнозировании уровня рождаемости для субъектов РФ. Для построения нейросети было сформировано 80 примеров, собранных с помощью открытой информации на таких сайтах, как: «Росстат» и «ЕМИСС». Данные для обучения сети были взяты за 2016 год.

Также, были определены следующие 4 входных параметров, а именно:

X_1 – коэффициент бедности население субъекта РФ.

X_2 – доля городского населения субъекта РФ.

X_3 – количество браков заключенных на 1000 человек население в субъекте РФ.

X_4 – средний прожиточный минимум за 2016 год в субъекте РФ.

Выходной параметр модели Y уровень рождаемости субъекта РФ.

Проектирование, обучение и тестирование сети выполнялось с помощью обновленной программы «Нейросимулятор» [6] по методике [4]. Наилучшая структура нейронной сети представляла собой персептрон, который имеет 5 входных параметров, 1 скрытый слой с 9 нейронами, а также 1 выходной нейрон.

Показатели были посчитаны с помощью теоремы Альнольда-Колмогорова-Хехт-Нильсена. По формуле рассчитаем необходимое число

синаптических связей. Получив верхнюю и нижнюю границы количества синаптических связей, можно рассчитать количество нейронов в скрытом слое.

Далее, собранные примеры, были разделены на две составные части: обучающую выборку, состоящую из 60 примеров и тестирующую – из 20 примеров.

После того, как сеть была обучена, она подверглась испытанию на тестовом множестве. Среднеквадратичное относительное отклонение получилось равным 4,49%, а средняя относительная погрешность – 2,85%. На рисунке 1 представлен результат тестирования, в котором отражено соотношение реальных и прогнозируемых данных.

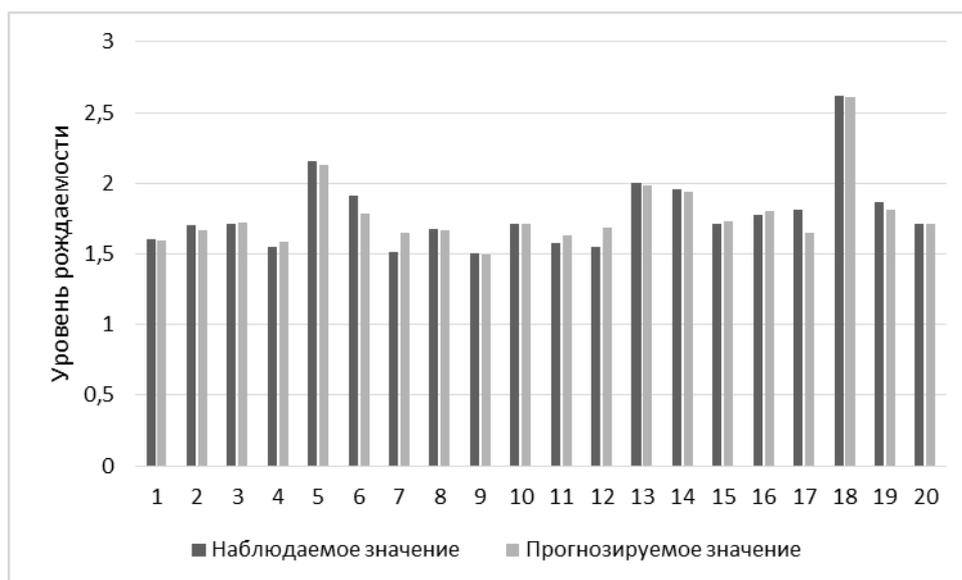


Рисунок 1. Результат тестирования нейросети

На этапе исследования модели, необходимо оценить значимость параметров, что представлено на рисунке 3.

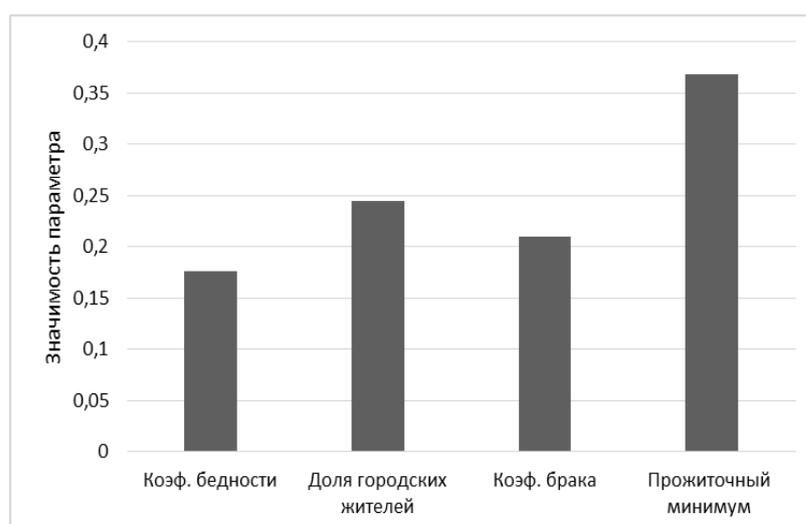


Рисунок 2. Значимость параметров

Как видно из рис. 2, самым значимым параметром, влияющим на уровень рождаемости, является прожиточный минимум.

Чтобы проверить влияние значимого параметра были выполнены прогнозы для трех разных субъектов РФ: Москва, Пермский край и Архангельская область. Результаты прогнозирования представлены на рисунке 3. Звездочкой отмечено текущее на данный момент значение прожиточного уровня и, соответственно, коэффициента рождаемости каждого исследуемого региона.

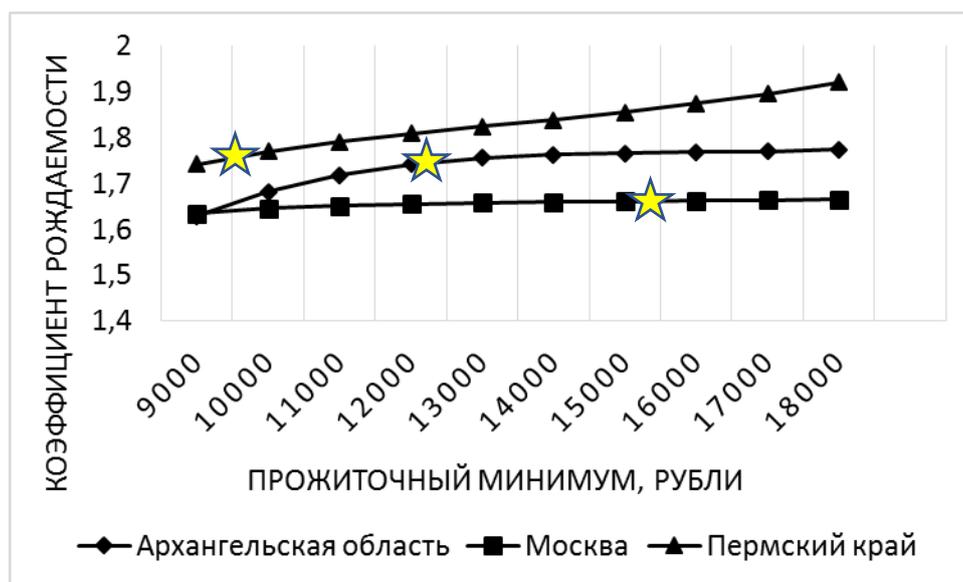


Рисунок 3. Прогноз уровня рождаемости

Таким образом, результаты математического моделирования показывают, что с повышением прожиточного минимума, уровень рождаемости возрастает, но темп роста в каждом из субъекте получился разный.

Библиографический список

1. Внутренняя политика государства. Основные направления. URL: https://studme.org/74948/ekonomika/vnutrennyaya_politika_gosudarstva_osnovnye_napravleniya_vnutrenney_politiki_rossii_sovremennom_etape.
2. Основные направления демографической политики РФ. URL: http://geolike.ru/page/gl_8552.htm.
3. В демографии России прозвенел тревожный звонок: Аналитика. URL: <https://www.nakanune.ru/articles/112581/>.
4. Ясницкий Л. Н. Искусственный интеллект. Элективный курс. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2012.
5. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.
6. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).

USING THE METHODS OF THE ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FORECASTING LEVEL OF FERTILITY

Bartosh Valeriya A.

National Research University Higher School of Economics, 38
Studenchskaya st., Perm, 614070, Russia

A computer program has been developed that is designed to identify regularities and forecast the cost of renting housing in the city of Perm. The program is trained on data provided in public on the websites: "Rosstat", "EMISS". Based on the collected data, regularities were revealed that reflect the dependence of the birth rate. The relationship between the factors influencing the birth rate was determined.

Keywords: artificial intelligence, neural network, forecast, rent cost.

ЦИФРОВАЯ КРИМИНАЛИСТИКА

ИССЛЕДОВАНИЕ ЗАВИСИМОСТИ ИНДЕКСА ВОСПРИЯТИЯ КОРРУПЦИИ В СТРАНЕ ОТ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ФАКТОРОВ

Храмухин Павел Романович

Национальный исследовательский университет «Высшая Школа Экономики»
614070, Россия, г. Пермь, Студенческая, д. 38. sturent_perm@bk.ru

В данной работе при помощи нейросетевой системы исследована зависимость индекса восприятия коррупции, измеряемого в стране, от различных социоэкономических факторов, включая индекс потребительских цен, индекс лёгкости ведения бизнеса, уровень роста населения за последний год и процентные отношения экспорта натуральных ресурсов и экспорта высокотехнологичных изделий.

Ключевые слова: нейронная сеть, уровень коррупции, коррупция, факторы, зависимость, экономика, уровень жизни

На сегодняшний день коррупция является одной из самых главных проблем развитых и развивающихся государств. По данным Transparency International за 2017 год, Россия находится на 145 месте из 183 по рейтингу восприятия коррупции, что является катастрофическим показателем.

Природа возникновения коррупции в России и мире является поводом для большого количества отечественных и иностранных исследований. Так, по мнению Паоло Мауро [1], возникновению коррупции может способствовать излишняя государственная регуляция рынка и цен на товары и услуги, низкий уровень заработных плат и излишняя зависимость от торговли природными ресурсами.

Целью исследования в данной работе является *использование нейронных сетей для определения факторов, влияющих на уровень коррупции в определённой стране*. Исследование будет проводиться на основе данных Всемирного Банка и рейтинга восприятия коррупции организации Transparency International.

В качестве входных параметров нейросетевой модели были приняты следующие:

- X1 – Индекс легкости ведения бизнеса.
- X2 – Индекс потребительских цен.
- X3 – Экспорт металлов и минералов.
- X4 – Экспорт высокотехнологичных товаров.
- X5 – Уровень безработицы.
- X6 – Рост населения.
- X7 – Налоговая ставка.

Выходной параметр Y – Индекс восприятия коррупции.

При формировании множеств примеров использовались сайты Data World Bank [2] и Transparency International [7]. Состояние показателей зафиксировано на уровне 2015 года. Данные, полученные в результате сбора информации на указанных ресурсах, были очищены от экземпляров с пропущенными данными путём исключения.

Для обучения сети было взято 137 экземпляров данных. При этом 26 примеров было исключено из выборки с целью их использования в качестве тестирующего множества для проверки прогностических свойств построенной нейросети.

Проектирование, тестирование и обучение нейросети производилось на основе материалов и методов, изложенных в [6]. Методика всего исследования имела последовательность, изложенную в [5]. Для построения нейронной сети использовалось программное средство «Нейросимулятор 5» [4]. Выбросы статистической информации обнаруживались и удалялись с помощью методики [3].

Оптимальная, по результатам первоначального тестирования и проектирования, модель, представляет собой персептрон, имеющий семь нейронов входного слоя с логарифмическим методом активации, два скрытых слоя, имеющих по восемь и по пять нейронов с сигмоидной функцией активации соответственно, а также один нейрон выходного слоя, имеющий логарифмическую функцию активации, так как индекс восприятия коррупции не может быть отрицателен.

После оптимизации [5, 6] среднеквадратичная относительная ошибка обучения нейронной сети составила ~6,5%, а тестирования – не более 5%.

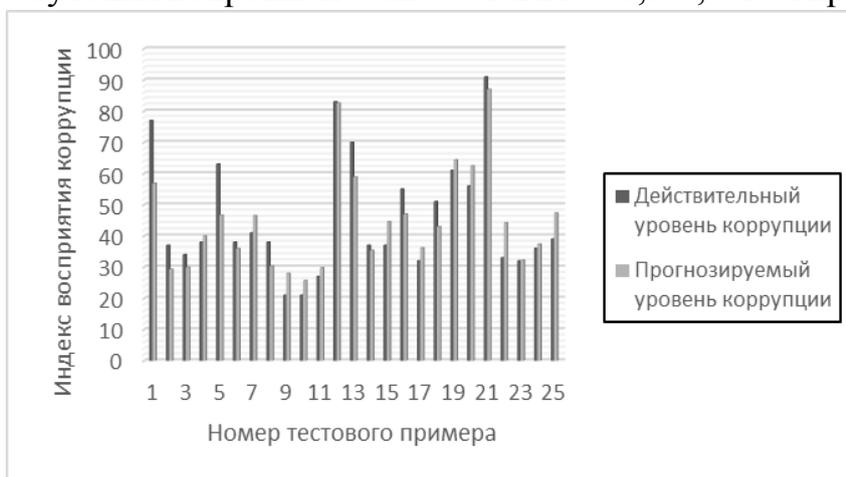


Рис. 1. Гистограмма, разница между действительными и прогнозируемыми значениями
Нейронная сеть достаточно качественно усвоила закономерности предметной области и пригодна для дальнейшего исследования.

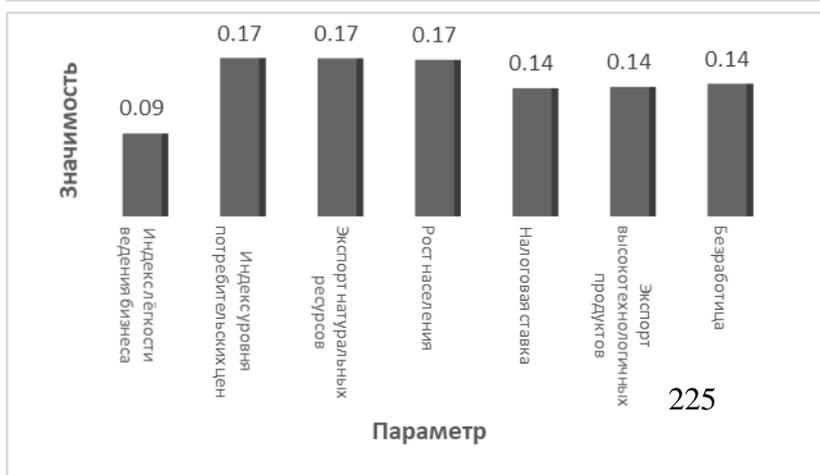


Рис. 2. Значимость параметров

Как можно видеть из рис. 2, самыми значимыми параметрами оказались индекс уровня

потребительских цен, экспорт натуральных ресурсов и рост населения.

Виртуальные компьютерные эксперименты на нейросетевой модели выполнялись методом «замораживания» [5, 6] на трех странах: Российская федерация, Швейцария и Непал. В экспериментах были установлены 5 различных уровней налоговой нагрузки бизнеса X7: 10%, 20%, 30%, 40% и 50%.

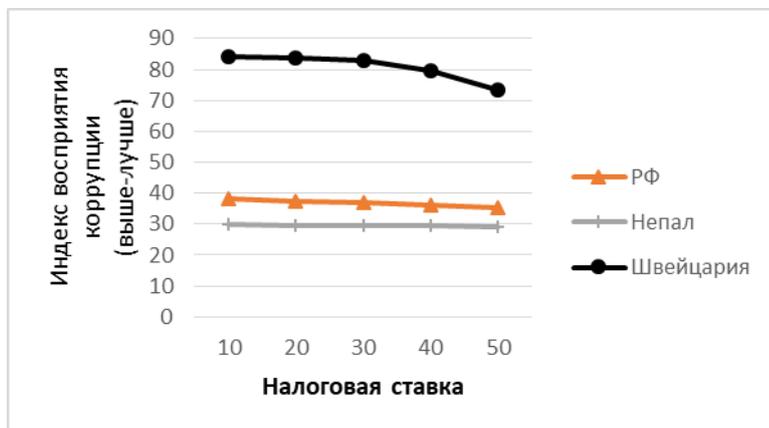


Рисунок 3. Прогнозирование уровня коррупции по изменению налоговой ставки

Как видно из рис. 3, существует прямая зависимость между уровнем коррупции в стране и налоговой нагрузкой на бизнес.

Можно сделать вывод о том, что Российской Федерации следует несколько ослабить уровень налоговой нагрузки, что должно снизить общий уровень коррупции.

Результаты следующего измерения взаимосвязи между зависимой переменной и входным параметром было проведено для входного параметра X1, обозначающего индекс лёгкости ведения бизнеса, представлены на рис. 4.

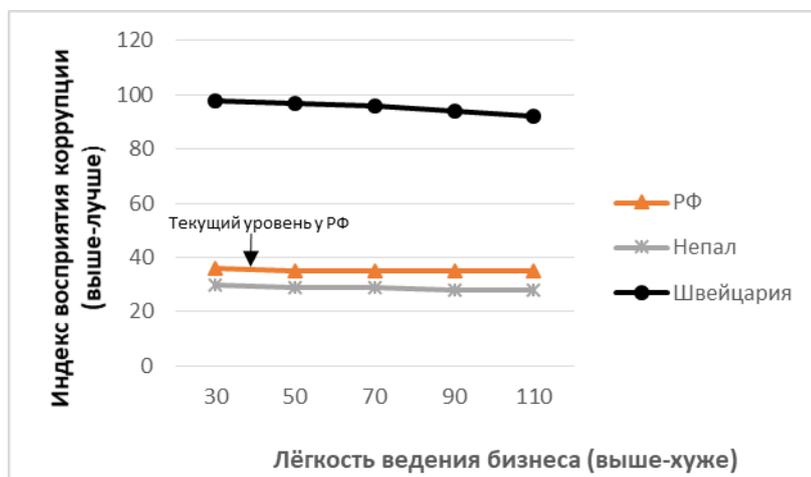


Рисунок 4. Прогнозирование уровня коррупции по изменению лёгкости ведения бизнеса

Ухудшение лёгкости ведения бизнеса приводит к уменьшению индекса восприятия коррупции, то есть, к увеличению уровня коррупции в стране. Однако, для развивающихся стран

уровень коррупции меняется незначительно, из чего следует тот факт, что данный принцип сильнее действует в развитых экономически странах, чем в развивающихся. Таким образом, Российской Федерации не стоит пытаться снижать нагрузку на бизнес, так как это не приведёт к сильному изменению коррупционной составляющей в стране.

Заключительное измерение взаимосвязи между зависимой переменной и входным параметром, представлено на рис. 5. Оно было проведено для входного параметра X5, обозначающего отношение неработающего населения ко всему экономически активному населению.

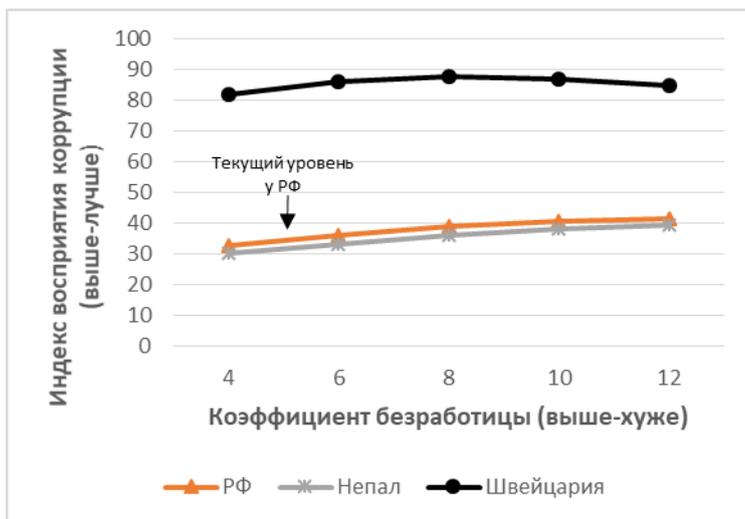


Рис. 5. Прогнозирование уровня коррупции по изменению коэффициента безработицы

Как можно видеть из рис. 5, увеличение коэффициента безработицы приводит к неожиданным колебаниям в зависимости от исследуемого региона. Это можно объяснить тем, что уровень безработицы в странах имеет низкую вариацию

при динамично изменяющихся остальных входных параметрах. Следовательно, по изменению одного размера коэффициента безработицы не представляется возможным получить достоверный прогноз на основе построенной нейросети.

Библиографический список

1. Mauro, P. Corruption: Causes, Consequences, and Agenda for Further Research // Finance & Development, March, 1998
2. World Bank Open Data [Электронный ресурс] – режим доступа: <https://data.worldbank.org/>, свободный. – (дата обращения: 29.03.2018)
3. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросетевой фильтр для исключения выбросов в статистической информации // Вестник Пермского университета. Математика. Механика. Информатика. Вып.4 (20). Пермь, 2008. С. 151-155.
4. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).
5. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. // Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
6. Ясницкий Л.Н. Нейронные сети – инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2015. № 5. С. 48-56.
7. Corruption Perceptions Index 2015 [Электронный ресурс] – режим доступа: <https://www.transparency.org/cpi2015>, свободный. – (дата обращения: 29.03.2018)

**ЗАДАЧА РАЗРАБОТКИ ПРОГРАММНОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ
РЕШЕНИЙ ЭКСПЕРТОМ-КРИМИНАЛИСТОМ ПРИ МОРФОЛОГИЧЕСКОМ
ИССЛЕДОВАНИИ ВОЛОС ЧЕЛОВЕКА**

Никонец Денис Артурович, Кулик Сергей Дмитриевич
Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»,
115409, Россия, г. Москва, Каширское шоссе, 31, sedmik@mail.ru

Сучкова Елена Владимировна
Экспертно-криминалистический центр Министерства внутренних дел
Российской Федерации,
125130, Россия, г. Москва, ул. Зои и Александра Космодемьянских, д.5,
evsuchkova@mail.ru

Описана задача разработки программной системы поддержки принятия решений экспертом-криминалистом при морфологическом исследовании волос человека (АРМ эксперта-биолога). В настоящее время выполнен первый этап исследований (формирование выборки образцов волос человека) и ведутся работы по второму этапу (разработка математической модели). В следующем году планируется приступить к третьему этапу исследований — разработки АРМа эксперта-биолога.

Ключевые слова: криминалистическая экспертиза, морфологическое исследование волос, АРМ эксперта-криминалиста, системы поддержки принятия решений.

Важную роль в раскрытии и расследовании преступлений играют результаты судебно-биологической экспертизы. В рамках судебно-биологической экспертизы проводится исследование волос человека и животных. Известно, что волосы являются часто встречающимися биологическими объектами на месте преступления. Особенно большое значение волосы в качестве вещественных доказательств имеют в случае, когда других следов не обнаружено. Поэтому, получение максимально полной и корректной информации об обнаруженных волосах представляется важной и актуальной задачей судебно-биологической экспертизы. Поскольку, при осмотре места происшествия может изыматься большое количество волос, некоторые из них могут происходить от преступника, другие от потерпевшего или свидетелей, часть волос может не иметь отношения к преступлению, задача эффективного установления происхождения обнаруженных волос от проверяемого лица (идентификации человека по волосам) крайне актуальна.

При выполнении исследований эксперты руководствуются разного рода методическими документами (методиками). В настоящее время разработан ряд методов исследования волос человека [1, 2]: морфологическое исследование, исследование групповых антигенов, исследование ДНК, исследование запаховых следов человека с изъятых волос, а также волосы могут исследоваться на наличие наркотиков и лекарственных веществ. Указанные методы могут применяться как самостоятельно, так и в комплексных исследованиях. Наиболее часто сочетаются морфологическое исследование волос и исследование ДНК. В основном этот комплекс исследований применяют для решения задачи идентификации человека [1, 2]. Такое сочетание методов обусловлено тем, что в настоящее время исследование ДНК волос позволяет идентифицировать человека по его генотипу (установить индивидуально-конкретное тождество). Для этого достаточно получить генетический профиль из одного волоса, пригодного для исследования ядерной ДНК. Однако этот метод имеет существенные недостатки: реагенты для анализа ДНК стоят достаточно дорого, в ходе исследования полностью или частично расходуются волосы, а также то, что достаточно часто волосы, найденные при осмотрах мест происшествий, не пригодны для анализа ДНК. В случае предоставления на экспертизу волос, обнаруженных при осмотре места происшествия и сравнительных образцов волос проверяемого лица с помощью морфологического метода исследования, возможно, заранее исключить из исследования ДНК волосы, морфологические признаки которых отличаются от признаков образцов волос проверяемого лица. Поэтому специалисты рекомендуют последовательное применение этих двух методов [1, 2]. Сначала выполняется морфологический анализ и, если в результате не исключается возможность того, что исследуемые образцы волос произошли от проверяемого лица, тогда выполняется анализ ДНК волос. В ходе морфологического исследования волос эксперт последовательно изучает представленные объекты и сравнительные образцы волос и выделяет в них совпадающие индивидуализирующие признаки. В ходе дальнейшего изучения полученного комплекса совпадающих признаков, эксперту необходимо сделать вывод о происхождении представленных волос от проверяемого лица.

Однако следует заметить, что, несмотря на важность и популярность метода морфологического исследования волос, не существует апробированных методов морфологического исследования волос, дающих количественную оценку полученных результатов. Решение этой задачи является темой представленной работы. Планируется разработать методы, дающие количественную оценку результатов, а также создать программную систему поддержки принятия решения экспертом-криминалистом при выполнении морфологического анализа волос (АРМ эксперта-биолога). Создание такой программной системы позволит повысить объективность выводов экспертов-криминалистов. Для разработки АРМа эксперта-биолога необходимо выполнить несколько подзадач (этапов исследования):

1. Разработка системы частных признаков волос и формирование выборки образцов волос человека.
2. Разработка математической модели, позволяющей дать количественную оценку результатов морфологического анализа волос человека.
3. Разработка АРМа эксперта-биолога.

В настоящее время решена подзадача 1 (формирование выборки образцов волос), ведутся работы по решению подзадачи 2 (разработка математической модели) [2], к подзадаче 3 (разработка АРМа эксперта-биолога) планируется приступить в следующем году.

Основной проблемой при разработке методического обеспечения морфологического анализа волос человека является отсутствие выборки образцов волос достаточного объема. Сбор образцов и получение значений микроморфологических признаков волос выполняется вручную и занимает много времени. Типичный объем выборок, используемых в зарубежных исследованиях морфологических методов сравнения волос, — образцы волос 80–100 человек, а зачастую и того меньше. Объединению выборок исследователей разных стран в одну выборку препятствует то, что разные исследователи используют различные микроморфологические признаки волос.

Решение этой задачи является первым этапом представленного исследования. Полученная нами выборка существенно больше, чем в известных исследованиях. Было изучено 22 500 волос головы от 450 человек мужского и женского пола разных возрастов (от 7 месяцев до 90 лет), проживающих в различных субъектах Российской Федерации (выборка состояла из образцов волос, исследованных при производстве экспертиз и исследований, направленных в ЭКЦ МВД России, а также образцов волос различных людей, добровольно предоставленных для проведения данной научной работы).

Эксперты выделяют 77 микроморфологических признаков волос человека. Эти признаки относят к определенным показателям (группам микроморфологических признаков), характеризующим волосы. Среди данных показателей выделяют шесть основных (идентификационно значимых) — рисунок кутикулы, цвет фона коркового слоя, цвет пигмента, размер пигмента, архитектура пигмента, расположение пигмента. Всего при исследовании 22500 волос 450 человек экспертами были выделено около семи тысяч значений признаков.

Данные показатели являются идентификационно значимыми, поскольку, для того, чтобы при выполнении морфологического исследования эксперт сформулировал вывод о том, что представленный волос мог произойти от проверяемого лица, необходимо, чтобы, как минимум, совпадали все выделенные экспертами признаки, относящиеся к шести основным показателям. Также есть еще пять второстепенных показателей (дополнительных микроморфологических признаков) волос.

Полученная выборка позволила получить оценку вероятности появления и идентификационной значимости комплекса совпадающих идентификационно

значимых микроморфологических признаков волос человека (подзадача 2 исследования). Получение такой оценки может позволить принимать решение о тождестве (идентификации) человека по исследуемым образцам волос. В дальнейшем планируется получить такую оценку и для дополнительных признаков волос. Вероятность появления комплекса совпадающих в исследуемых образцах волос признаков ищется в виде односторонней интервальной оценки (одностороннего доверительного интервала). Предполагается, что признаки статистически независимы.

Для всех признаков, относящихся к основным показателям, характеризующим волосы, был выполнен предварительный расчет (в дальнейшем предполагается уточнить данные и выполнить финальный расчет) и получены экспериментальные односторонние интервальные оценки идентификационных значимостей признаков [2]. Под идентификационной значимостью признака в криминалистике обычно понимают умноженный на минус один десятичный логарифм от вероятности появления признака. Такой подход при вычислении вероятности появления комплекса признаков или, соответственно, идентификационной значимости комплекса признаков позволяет перейти от операций умножения вероятностей признаков к операциям сложения идентификационных значимостей признаков, что, обычно, более наглядно и позволяет выполнять (при необходимости) вычисления вручную, без использования компьютера.

В ходе исследований были получены значения нижней оценки идентификационной значимости комплекса из шести признаков для реальных случаев из практики. Для этого была использована контрольная выборка, содержащие данные о признаках 44 человек. Соответственно, были найдены 44 значения нижней оценки идентификационной значимости комплекса из шести признаков. Минимальное полученное значение оценки — 1.579 (1 случай из 38). Максимальное значение — 5.362 (1 случай из 230 тыс.). Среднее значение — 2.695 (1 случай из 500).

Таким образом, можно сделать вывод, что получаемых на практике нижних оценок идентификационной значимости комплекса из шести признаков основных показателей волос недостаточно для однозначного принятия решения о тождестве людей, образцы волос которых исследуются экспертом. Однако следует отметить, что основных показателей достаточно для того, чтобы сделать вывод о том, что представленный волос не произошел от проверяемого лица. Такой вывод делается экспертом, если в исследуемых образцах волос не совпал хотя бы один микроморфологический признак, относящийся к основным показателям. Поэтому, исследования будут продолжены. В частности, предполагается к комплексу из шести признаков, относящихся к основным (идентификационно значимым), добавить еще пять признаков, относящихся к дополнительным показателям волос. Таким образом, будет рассмотрен комплекс из одиннадцати признаков. Возможно, для некоторых значений этого комплекса будет достигаться порог принятия решения о тождестве (идентификации) человека по волосам.

Также в ходе исследования предполагается выявить зависимость признаков и более точно учесть ее при расчете идентификационной значимости комплекса совпадающих признаков.

Предполагается, что АРМ эксперта-биолога позволит эксперту задать комплекс признаков, совпадающих в представленных объектах и сравнительных образцах волос, после чего программа автоматически подсчитает вероятность появления такого комплекса признаков и сформирует примерное экспертное заключение. Также предполагается заносить в СУБД результаты всех выполненных исследований.

Библиографический список

1. Пименов М. Г., Разоренова О. И., Сучкова Е.В. и др. Современные методы экспертного исследования волос человека: Учебное пособие. — М.: ЭКЦ МВД России, 2008. — 160 с.
2. Сучкова Е.В., Кулик С.Д., Никонец Д.А. Статистическая оценка результатов исследования морфологических признаков волос с головы человека при производстве судебной экспертизы // Библиотека криминалиста. Научный журнал, 2017. — №6(35). — С.231–235.

THE PROBLEM OF DEVELOPING A SOFTWARE SYSTEM TO SUPPORT DECISION-MAKING BY A FORENSIC EXPERT DURING THE MICROSCOPIC HUMAN HAIR ANALYSIS

Nikonets Denis A., Kulik Sergey D.

National Research Nuclear University MEPhI

115409, Russia, Moscow, Kashirskoye Highway, 31, sedmik@mail.ru

Suchkova Elena V.

Forensic Center Of The Ministry Of Internal Affairs Of The Russian Federation,

125130, Russia, Moscow, Zoi i Aleksandra Kosmodemyanskikh Street, 5,

evsuchkova@mail.ru

The article describes the problem of developing a software system to support decision-making by a forensic expert during the microscopic human hair analysis (automated workplace of forensic expert-biologist). Now the first stage of researches (formation of dataset of the human hair samples) is completed and works on the second stage (development of mathematical model) are conducted. Next year it is planned to start the third stage of research — development of the automated workplace of forensic expert-biologist.

Key words: forensics, hair analysis, automated workplace of forensic expert, decision support systems.

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ОБЛАСТИ АНАЛИЗА ЗАЩИТНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ ДОКУМЕНТОВ

Штанько Александр Николаевич

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»
115409, Москва, Каширское шоссе, 31, shtanko-mephi@yandex.ru

Кулик Сергей Дмитриевич

Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»
115409, Москва, Каширское шоссе, 31,
Московский государственный психолого-педагогический университет (МГППУ)
127051, Москва, ул. Сретенка, д. 29,
sedmik@mail.ru

Описаны результаты работ по применению сверточных нейронных сетей к анализу защитных элементов бумажных документов. Разработанная нейронная сеть способна сравнивать два тиснения, что позволяет облегчить проведение технико-криминалистической экспертизы. В работе приведены структура алгоритма и результаты его тестирования.

Ключевые слова: искусственный интеллект, компьютерное зрение, нейронные сети.

Современные информационные технологии позволяют автоматизировать многие задачи, выполнить которые способен только эксперт. Одна из областей, в которой человеческие эксперты пока ещё не заменены машинами, является область задач визуальной обработки изображений. Однако и в данной области технологии продвигаются вперед, часто за счёт алгоритмов машинного обучения.

Компьютерное зрение – это наука, охватывающая и пересекающаяся с другими науками, а её применения варьируются от фильтров для фотографий в социальных сетях до автоматизированных интеллектуальных систем контроля качества. Одной из перспективных областей применения компьютерного зрения является криминалистика.

Наука криминалистики занимается исследованием вещественных доказательств, и поставленные перед компьютерным зрением задачи включают, например, автоматизацию почерковедческой экспертизы, восстановление разрушенных документов, сравнение отпечатков пальцев и многое другое.

В данной работе рассматривается обработка тиснений в косоппадающих лучах. Тиснение – полиграфический процесс придания рельефа бумаге при

помощи прессы. Тиснения могут быть использованы как элемент защиты сами по себе, а также при помощи тиснений могут быть подделаны другие элементы защиты документов. Зачастую при исследовании защитных элементов, подделанных методом тиснения (имитация глубокой печати, имитация водяных знаков, подделка рельефа металлографической печати), перед экспертом стоит вопрос, произведены ли два тиснения с помощью одной и той же формы или нет. Так же перед экспертом может стоять задача определения того, к какой форме тиснения из базы относится новый образец. Поэтому задачей данной работы является создание нейронной сети, способной различить, являются ли два тиснения, поданные ей на вход, тиснениями формы одного типа или разного типа. Также с помощью такой нейронной сети возможно выполнить автоматический поиск нового исследуемого тиснения среди базы известных образцов.

Структура алгоритма, сравнивающего два изображения тиснения, представлена на рис. 1.

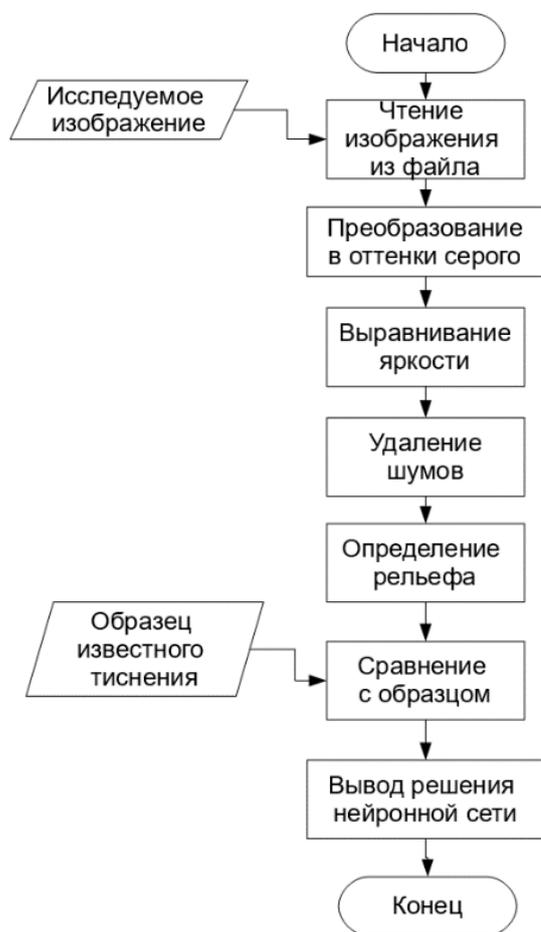


Рис. 4. Схема алгоритма

Нейронная сеть классифицирует пары изображений на два класса: положительный (класс «1»), если тиснения одной формы, и отрицательный (класс «0»), если тиснения разной формы. Нейронная сеть имеет следующие элементы:

1. Входной слой: два изображения 30x30, организованных в два слоя.

2. Сверточный слой: 5 фильтров размером 5x5.
3. Подвыборка (pooling) размером 2x2.
4. Полносвязный слой из 10 нейронов.
5. Выходной слой: 2 нейрона.

Алгоритм реализован на языке программирования Python. Для работы с изображениями использовалась библиотека OpenCV. Для реализации нейронной сети, алгоритмов обучения и тестирования использовался стек библиотек Theano, lasagna, nolearn.

Для обучения и тестирования нейронной сети было использовано 28 больших изображений 7 типов тиснений. Для обучения из данных изображений было подготовлено (нарезано) 40 000 пар изображений. Для тестирования было использовано 490 000 пар изображений.

Результаты тестирования сети представлены в табл. 1 для каждой пары типов формы. Оценена точность с помощью доверительных интервалов (доверительная вероятность $\alpha = 95\%$).

Таблица 9. Результаты тестирования алгоритма (доверительная вероятность 0.95)

Показатель	Значение
Количество положительных примеров (P)	70000
Количество отрицательных примеров (T)	420000
Верные положительные срабатывания (TP)	69697
Ложные положительные срабатывания (FN)	303
Ложные отрицательные срабатывания (FP)	1358
Верные отрицательные срабатывания (TN)	418642
Доля верных положительных срабатываний (tp_rate)	0.9957±0.0005
Доля ложных отрицательных срабатываний (fp_rate)	0.00323±0.00018
Точность (accuracy)	0.99661±0.00017
Точность (precision)	0.9809±0.0010
Полнота (recall)	0.9957±0.0005
F-мера (F)	0.9882±0.0006

Таким образом, был реализован нейросетевой алгоритм, различающий пары изображений с тиснениями одинаковой и разными формами. На тестовых данных данная нейронная сеть показала точность $\approx 99\%$, что является хорошим результатом.

Библиографический список

1. Белоусов, А.Г. Денежные билеты, бланки ценных бумаг и документов. Определение подлинности. Учебно-методическое пособие / А.Г. Белоусов, отв. ред. Ю.М. Дильдин. – М.: ИнтерКрим-пресс, 2011. – 128 с.
2. Определение подлинности векселей и других ценных бумаг. Учебное пособие. – М.: ИнтерКрим-пресс, 2005.

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK APPLICATION FOR DOCUMENT SECURITY FEATURE ANALYSIS

Shtanko Alexander N.

National Research Nuclear University MEPHI
115409, Moscow, Kashirskoye Highway, 31, shtanko-mephi@yandex.ru

Kulik Sergey D.

National Research Nuclear University MEPHI
115409, Moscow, Kashirskoye Highway, 31
Moscow State University of Psychology and Education (MSUPE)
127051, Moscow, Sretenka st., 29, sedmik@mail.ru

This paper describes the results of work to apply convolutional neural networks for analysis of paper document security features. Developed neural network is capable of comparing two embossed impressions. Using this network will make forensic document analysis more efficient. The paper describes the structure of the algorithm as well as the testing results.

Key words: artificial intelligence, computer vision, neural networks.

МЕТОДЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ОБНАРУЖЕНИЯ ВОЗГОРАНИЯ В СИСТЕМАХ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

Гладкий Сергей Леонидович

ООО «ВИПАКС», 614000, Россия, г. Пермь, ул. Краснова, 24,
lrndlrnd@mail.ru

Галиев Ренат Венерович

Пермский государственный национальный исследовательский университет,
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, galieff.renat@yandex.ru

Рассматриваются методы обнаружения возгорания с помощью систем видеонаблюдения с применением искусственного интеллекта. Проведен анализ существующих методов детекции дыма и огня на видеоизображениях, их преимущества и недостатки. Предложены два новых подхода к обнаружению возгорания в системах видеонаблюдения. Первый подход основан на использовании искусственных нейронных сетей для классификации формы областей движения как огня или дыма. Второй метод основан на использовании нейронной сети для определения температуры огня с последующим анализом ее распределения на удовлетворение дифференциальным уравнениям в частных производных. Разрабатывается прототип программы определения возгорания в системе видеонаблюдения по предложенным методам.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронная сеть, математическое моделирование, дифференциальные уравнения, возгорание, видеонаблюдение, система безопасности.

Системы видеонаблюдения получили бурное развитие в последнее десятилетие благодаря появлению IP видеокамер [1, 2]. Методы анализа видеоизображений становятся все более сложными, поскольку развитие мощности цифровых процессоров постоянно растут. Видеоанализ так же становится более интеллектуальным – современные системы видеонаблюдения могут идентифицировать личность человека по изображению лица; осуществлять поиск человека на множестве видеокамер по приметам, например, цвету одежды; определять номера автомобилей и осуществлять автоматический контроль доступа на стоянку. Одной из основных целей систем видеонаблюдения остается повышение безопасности различных объектов – от простого факта фиксации присутствия человека в неразрешенной зоне, до обнаружения возможной попытки совершения теракта.

Одним из возможных способов применения систем видеонаблюдения для повышения безопасности таких объектов, как жилых зданий, торговых центров, складских помещений, промышленных предприятий, является осуществление детекции возможного возгорания по видеоизображению. Хотя все перечисленные типы объектов оснащаются детекторами дыма и огня, не основанными на анализе изображений и имеющих точность срабатывания 99.99% (например, датчики температуры или газоанализаторы), такие системы обладают и некоторыми недостатками. Например, время их срабатывания с начала инцидента может быть значительным (до нескольких минут), поскольку для срабатывания таких систем необходимо распространение дыма или повышение температуры. Детекция возгорания с помощью анализа видеоизображения имеет в этом смысле преимущество, поскольку наличие огня или дыма в кадре можно зафиксировать непосредственно после момента появления. Следует отметить также недостатки такой системы. Во-первых, возгорание должно быть в прямой зоне видимости системы видеонаблюдения. Во-вторых, точность современных методов обнаружения возгорания по видеоизображению в реальных условиях не превышает 70%, поэтому такие системы могут быть использованы лишь для предупреждения оператора о возможности возгорания, а оператор принимает окончательное решение об объявлении тревоги.

Рассмотрим современные подходы к определению наличия возгорания на видеоизображениях. Все существующие методы, так или иначе, связаны с анализом трех составляющих: цвета, формы и характера движения дыма и огня. Цвет огня принимается от темно-красного до желтого и почти белого с преобладанием красной цветовой компоненты. Дым имеет серый оттенок, где цветовые компоненты RGB (рисунок 1) имеют примерно одинаковые значения и меняются в определенных пределах, в зависимости от источника дыма.

Здесь следует отметить, что, как цвет огня, так и цвет дыма, зависят от химического состава источника и, вообще говоря, могут быть практически любыми. При создании систем детекции возгорания по видеоизображениям разработчики ориентируются на реальные ситуации применения таких систем, соответственно, принятые допущения о цвете являются приемлемыми. В специальных ситуациях анализ цветовой составляющей может быть легко изменен.

Анализ формы и характера движения огня и дыма проводится в предположении специальной установки камеры видеонаблюдения. В преобладающем большинстве, учитывая специфику решаемой задачи, камеры для детекции возгорания устанавливаются почти горизонтально, под небольшим углом. В соответствии с такой установкой формулируются различные критерии для определения наличия на кадре огня или дыма по форме и характеру движения объектов. Например, очевидным критерием является то, что векторы движения дыма и огня будут иметь в этом случае преобладание положительной вертикальной составляющей. Форма детектируемых объектов, то есть дыма и огня, так же будет иметь определенные параметры, которые могут быть

преобразованы в критерии анализа. Следует отметить, что определение возгорания может осуществляться системой видеонаблюдения, установленной как в помещении, так и на открытом пространстве. Соответственно, критерии анализа формы и движения могут быть скорректированы под внешние условия, которые, как правило, известны на момент установки системы.

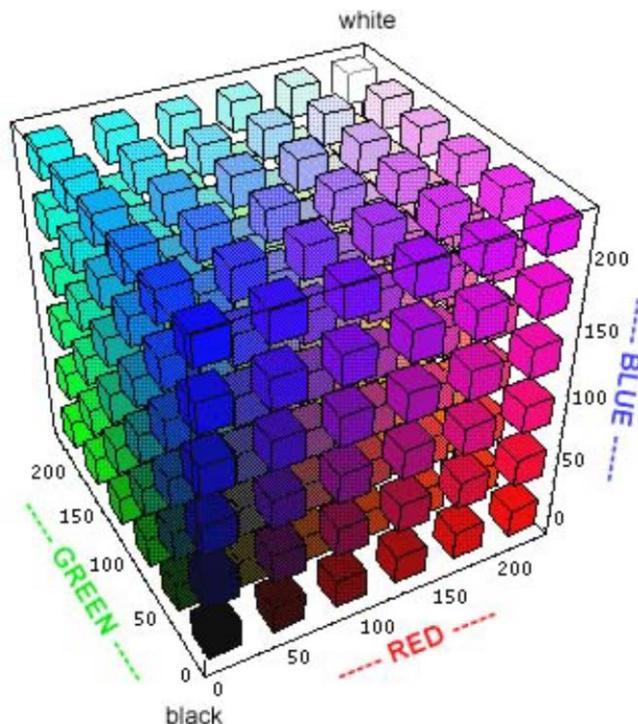


Рисунок 1. Цветовые составляющие в представлении RGB 24 bit

Как отмечено ранее, одним из главных недостатков методов определения наличия возгорания на видеоизображениях является их низкая точность. Ошибки таких методов могут быть двух типов. Первый – отсутствие срабатывания при наличии реального возгорания в зоне прямой видимости. Второй – ложное срабатывание алгоритма на объект или ситуацию, когда реального возгорания не имеется. Анализ существующих методов показал, что такая низкая точность обусловлена, в основном, упрощенными критериями соответствия формы и характера движения.

Предложены два новых подхода детекции возгорания на видеоизображении, которые позволят повысить точность определения формы и характера движения огня и дыма в реальных условиях. Оба метода основаны также на анализе трех характеристик: цвета дыма и огня, формы и характера движения. Повышение точности должно быть достигнуто за счет применения искусственных нейронных сетей, которые, являются самыми эффективными инструментами классификации изображений [3], а также применения математических моделей дыма и огня как реальных физических процессов, основанных на дифференциальных уравнениях в частных производных.

Первый предлагаемый метод заключается в том, что критерий определения формы огня или дыма предлагается заменить на использование

заранее обученной нейронной сети. Для обучения необходимо создать выборку примеров форм объектов дыма и огня, а также формы других объектов, которые могут присутствовать на кадре (людей, машин) – отрицательные примеры формы, которые направлены на исключение ложных срабатываний. Создание выборки примеров предлагается выполнять следующим образом: создается набор видеоизображений с наличием реальных случаев возгорания, а также набор видеоизображений без огня и дыма, но с наличием ‘ложных’ движущихся объектов, удовлетворяющих критерию цвета; данные видеоизображения подаются на анализ детектора движения для получения так называемой маски движущихся объектов; полученные маски подаются на цветные фильтры, реализующие критерии цвета, для получения маски форм, которые и используются для обучения нейронной сети. На рисунке 2 приведен пример выделения маски движения и маски огня на одном кадре видеоизображения.



Рисунок 2. Выделение маски огня на одном кадре видеоизображения

Таким образом, в первом предложенном методе детекции дыма и огня, повышение точности должно быть достигнуто путем применения нейронных сетей для классификации маски формы объекта.

Искусственный интеллект и, в частности, нейронные сети, применяются для моделирования физических процессов многие исследователи [4-6]. Второй предложенный метод основан на применении нейронных сетей для моделирования распределения физической величины – температуры, а также, моделировании характера движения на основе дифференциальных уравнений в частных производных.

Горение, как и большинство других физических процессов, описывается дифференциальными уравнениями, а именно, системой следующих уравнений: уравнение неразрывности, уравнение движения, уравнение энергии, уравнение состояния, уравнение переноса энергии и уравнение вязкости [7]. Одной из неизвестных функций, входящих в данные уравнения, является температура. Зная распределение функции температур, его можно проверить на удовлетворение дифференциальным уравнениям. Например, для сеточной функции, определенной в узлах прямоугольной ортогональной сетки (пиксели цифрового изображения), дифференциальные уравнения должны быть

заменены соответствующими конечно-разностными аналогами и вычислены разности левой и правой части уравнений. Таким образом, зная значения температуры в каждом пикселе кадра видеоизображения, можно определить, является ли это распределение возгоранием.

Проблема заключается в определении температуры по изображению. Для решения данной проблемы предлагается использовать следующее: известно, что спектр излучения есть функция температуры; при горении, излучение включает видимый спектр; цвет на изображении есть функция длины волны. Таким образом, каждому цвету может быть поставлено в соответствие некоторое значение температуры. Зависимость цвет-температура может быть достаточно сложным, поэтому, для аппроксимации данной функции предлагается использовать искусственную нейронную сеть. Обучение нейронной сети происходит следующим образом: создается база видеоизображений с наличием огня в условиях, приближенных к реальным; при создании базы видеоизображений происходит синхронизированная по времени и положению фиксация температуры с помощью тепловизора; цветовые данные с видеоизображения и температурные данные тепловизора используются в качестве обучающей выборки.

Окончательный алгоритм определения наличия возгорания по второму методу следующий: выделение маски огня по цветовому фильтру; определение распределения температуры в пикселях маски огня, используя обученную нейронную сеть; проверка данного распределения на удовлетворение конечно-разностных уравнений.

Таким образом, новизна второго метода имеет две основных составляющих. Первая заключается в моделировании характера движения огня, как физического процесса, с помощью дифференциальных уравнений в частных производных. Вторая это применение искусственных нейронных сетей для моделирования распределения физической величины, а именно, температуры пламени. Данные модели должны существенно повысить точность определения возгорания.

В настоящий момент ведется разработка прототипа программного обеспечения, реализующего предложенные методики для определения наличия дыма и огня в составе системы видеонаблюдения.

Библиографический список

1. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение.: Пер. с англ. – 2-е изд. (эл.) – Москва: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2013, 752 с.
2. Лукьяница А.А., Шишкин А.Г. Цифровая обработка видеоизображений. М.: «Ай-Эс-Эс Пресс», 2009. – 518с.
3. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176с.
4. Гладкий С.Л., Степанов Н.А., Ясницкий Л.Н. Интеллектуальное моделирование физических проблем. Москва–Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2006. – 200 с.

5. Гладкий С.Л., Ясницкий Л.Н. Решение трехмерных задач теплопроводности методом фиктивных канонических областей // Вестник Пермского университета. Математика, механика, информатика. – Пермь: Пермский государственный национальный исследовательский университет, 2011. – № 5. – С. 41-45.
6. Тархов Д.А. Нейросетевые модели и алгоритмы. М: Радиотехника, 2014. – 352с.
7. Ladyzhenskaya O.A. The mathematical theory of viscous incompressible flow. New York: Gordon and Beach, 1969. – 224 pp.

METHODS OF INTELLECTUAL FIRE DETECTION IN VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS

Sergey L. Gladkiy

LLC «VIPAKS», Krasnova st., 24, Perm, Russia, 614000, lrndlrnd@mail.ru

Renat V. Galiev

Perm State National Research University, Bukireva st. 15, Perm, 614990,
Russia, galieff.renat@yandex.ru

This article examines methods of fire and smoke detection in video surveillance systems using artificial intelligence. The existing methods of fire and smoke detection and their advantages and drawbacks have been analyzed. Two new approaches of smoke and fire detection suggested. The former approach based on using artificial neural networks for fire and smoke shape classification in motion regions. The later method uses the neural networks for evaluating flame temperature with succeeding analysis of the temperature distribution with partial differential equations. A prototype of the software has been developing for detecting smoke and fire in a video surveillance system with the suggested methods.

Key words: artificial intelligence, neural network, mathematical modeling, differential equations, fire detection, video surveillance systems.

**МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ФИЗИКА
И ПРОМЫШЛЕННОСТЬ**

НЕЙРОСЕТЕВАЯ БАЗА ЗНАНИЙ МОБИЛЬНОГО РОБОТА

*Долгова Елена Владимировна, Файзрахманов Рустам Абубакирович,
Курушин Даниил Сергеевич*

Пермский национальный исследовательский политехнический университет
614000, Россия, г. Пермь, Комсомольский пр., д. 29, elena@dolgova.info

В статье представлена Разработка решателя и базы знаний на основе активной семантической сети в системе управления мобильного робота.

Ключевые слова: робот, активная семантическая сеть, база знаний, решатель.

Рассмотрим задачу управления мобильным роботом, который перемещается по произвольной местности [1-6]. При решении этой задачи следует учитывать, что перевозимый роботом груз и мощность его вычислителя ограничены, а местоположение на местности задается двумя непрерывными переменными. Робот самостоятельно проводит ориентирование на местности по карте, распознавание объектов, корректировку карты, прокладку курса и отработку команд. Реализация этих задач предполагает гибридные (количественные и качественные) оценки ситуаций, распознавание изображений и принятие решений на основе онтологии. Пусть имеется некоторая активная семантическая сеть, состоящая из нейроподобных элементов (нейронов), возбуждение которых зависит от времени. Модель сети предполагает:

- 1) Возбуждение-торможение нейронов в сети в соответствии с принципами ее функционирования.
- 2) Обучение, то есть изменение весовых коэффициентов связей.
- 3) Дополнение, или «рост», сети, то есть установку новых связей между нейронами.
- 4) Блок проверки логических условий, вид этих условий определяется отдельно для каждой конкретной задачи моделирования.

Для работы автономного мобильного робота необходим механизм, который принимает структурированную и ранжированную информацию с датчиков.

База знаний и решатель позволяют осуществлять выводы, постоянно взаимодействуя с системами робота. В результате объекты внешней среды формализуются как вершины активной семантической сети типа “датчик”, пример групп датчиков представлен на рисунке 1.

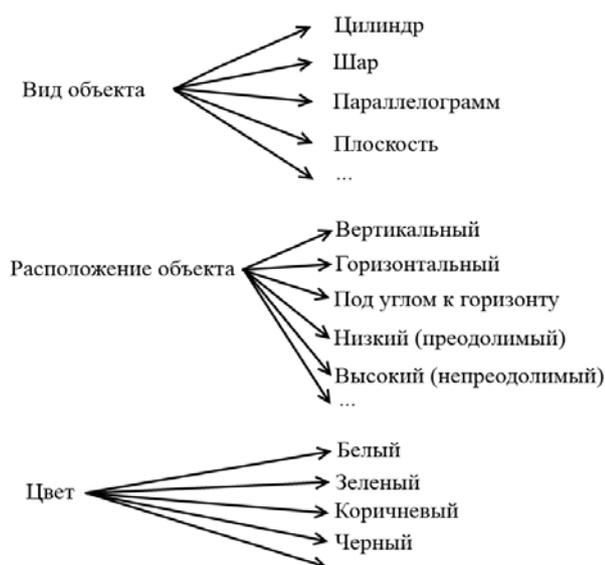


Рисунок 1. Примеры групп датчиков и их состава

На основе результатов анализа сигналов с датчиков компонент принятия решений анализирует сигналы с датчиков и относит наблюдаемый объект к одному из представленных в базе знаний классов. Таким образом, активную семантическую сеть можно разделить на слой вершин-датчиков и слой вершин-решений. Физические датчики робота всегда связаны только с вершинами-датчиками, активация каких-либо действий, наоборот, связаны с вершинами-решениями. И вершины-датчики, и вершины-решения представляются в виде нейронов, логические связи между ними – в виде связей сети с весовыми коэффициентами. Для хранения информации об определенной *i*-модели, являющейся вершиной сети, будем использовать запись в нижеописанном формате.

*Вершина-датчик: {Id: 1, IsSensor: true, Name: "Гладкая
площадка}*

*Вершина-решение:
{Id: 23, Name: "Упавшее дерево", Value: 1},*

где Id – уникальный идентификатор вершины сети;

IsSensor – признак того, что вершина является датчиком;

Name – наименование вершины;

Value (необязательный параметр) – коэффициент проходимости, который принимает значение от 0 до 2, где 2 – максимально непроходимая территория.

Для хранения информации о связях между *i*-моделями будем использовать запись в следующем формате:

{ Out: 14, In: 39, Type: 1, Weight: 50 },

где

Out – ссылка на вершину-источник связи;

In – ссылка на вершину-приемник связи;

Type – тип связи (усиливающая или тормозящая), причем значению 1 соответствует усиливающая связь, значению -1 соответствует тормозящая связь;

Weight – величина проходимости связи. Было принято решение задавать проходимость в диапазоне от 0 до 100 условных единиц.

Фрагмент такой структуры данных, представленный в формате JSON имеет вид:

```
    {"Nodes":
      [{ Id: 1, IsSensor: true, Name:
        "Гладкая площадка" },
        { Id: 2, IsSensor: true, Name:
        "Неровная поверхность" },
        { Id: 3, IsSensor: true, Name:
        "Открытая местность" },
        { Id: 4, IsSensor: true, Name: "Лес" },
        { Id: 5, IsSensor: true, Name: "Цилиндр" },
        { Id: 6, IsSensor: true, Name: "Шар" },
        { Id: 7, IsSensor: true, Name: "Параллелограмм" },
        { Id: 8, IsSensor: true, Name: "Плоскость" },
        { Id: 9, IsSensor: true, Name: "Видимый холм" },
        { Id: 10, IsSensor: true, Name: "Порошок" },
        ...
        { Id: 35, Name: "Сугроб", Value: 2 },
        { Id: 36, Name: "Асфальт", Value: 0 },
        { Id: 37, Name: "Грязь", Value: 1 },
        { Id: 38, Name: "Бетонный блок", Value: 2 },
        { Id: 39, Name: "Бордюры", Value: 1 } ]},
    {"Links":
      [ { Out: 4, In: 23, Type: 1, Weight: 50 },
        { Out: 5, In: 23, Type: 1, Weight: 50 },
        { Out: 12, In: 23, Type: 1, Weight: 50 },
        { Out: 21, In: 23, Type: 1, Weight: 50 },
        ...
        { Out: 14, In: 39, Type: 1, Weight: 50 },
        { Out: 12, In: 39, Type: 1, Weight: 50 },
        { Out: 7, In: 39, Type: 1, Weight: 50 } ]}]
```

Зависимость выходного сигнала нейрона от всех входных воздействий (тормозящих и возбуждающих) имеет вид:

$$P^{t+1} = \left(K_H - mE_T^t \right) \ln \left(E_a^t + e^{\frac{P^t}{K_H}} - \Theta \right)$$

где

t – время;

E_T^t – тормозящие входные воздействия;

E_a^t – возбуждающие входные воздействия;

K_H – начальное значение выхода нейрона;

Θ – величина порога возбуждения;

m – масштабный коэффициент;

P^t – характеристика возбуждения.

На основе приведенной формулы выполняется пересчет состояния сети на каждом шаге дискретного времени, что позволяет непрерывно получать сигналы от других подсистем автономного мобильного робота, которые поступают в с вершин-датчиков. Схема взаимодействия базы знаний робота с прочими его конструктивными частями показана на рисунке 2. На рисунке 3 приведен скриншот системы, которая проверяет вышеописанную модель поведения автономного робота на эмулированном на компьютере полигоне.

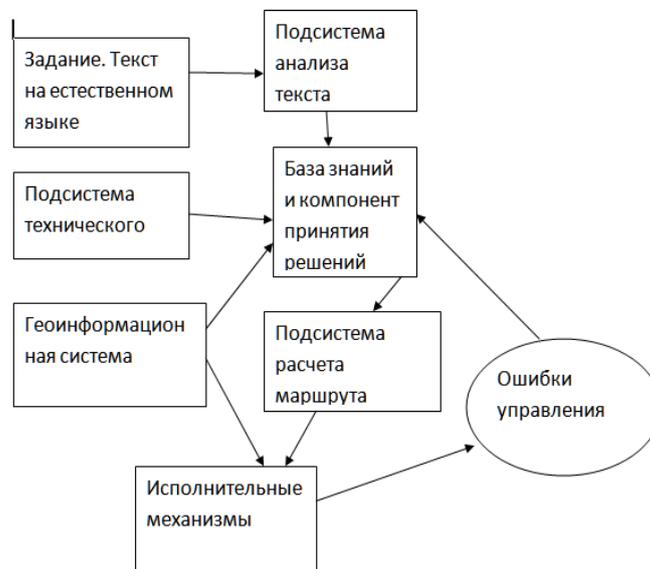


Рисунок. 2. Взаимодействие составных частей робота

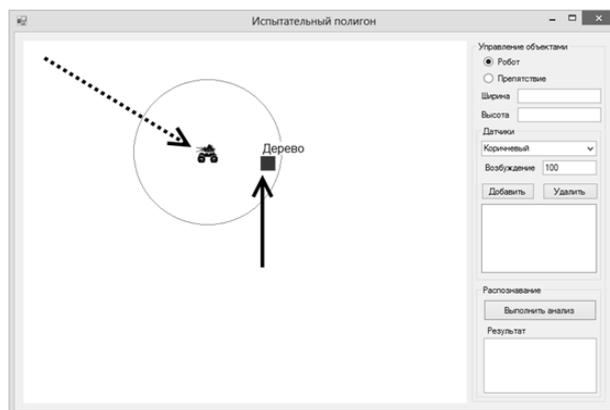


Рисунок 3. Обезд деревья на испытательном полигоне

Вывод – таким образом, приведенная математическая модель активной семантической сети, ее структура и алгоритм принятия решения являются основой для создания базы знаний и решателя автономного мобильного робота.

Библиографический список

1. Artificial Intelligence: A Modern Approach / by Stuart Russell, Peter Norvig.— 2009, ISBN-13: 978-0136042594.
2. Моделирование обхода препятствий мобильным роботом/ Д.С. Курушин, Е.В. Долгова, Р.А. Файзрахманов //Информационно-измерительные и управляющие системы. 2014. Т. 12. № 9, с. 58-61.
3. Принципы организации работ с применением мобильного робота / Курушин, Е.В. Долгова, Р.А. Файзрахманов // Научное обозрение, 2014, №7, 219-221
4. Принципы построения онтологии мобильного робота/ Е.В. Долгова Д.С. Курушин //Научное обозрение, 2014, №7, 253-256
5. Распознавание как этап создания модели технической системы / Е. В. Долгова // Вестник ПГТУ. Электротехника, информационные технологии, системы управления. — 2009 .— № 3 .— С. 102-105.
6. Автоматы и разумное поведение. Опыт моделирования / под ред. Н. Амосова, А. Касаткина, Л. Касаткиной, С. Талаева. Киев: Наукова Думка, 2008. 261 с.

NEURAL NETWORK KNOWLEDGE BASE OF A MOBILE ROBOT

Dolgova Elena V., Fayzrakhmanov Rustam A., Kurushin Daniel S.

Perm National Research Polytechnic University

614000, Russia, Perm, Komsomolskij pr, d. 29, itas@pstu.ru

Development of a solver and the knowledge base on the basis of active semantic network in a controlling system of the mobile robot.

Key words: robot, active semantic network, knowledge base, solver.

**РЕШЕНИЕ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫХ УРАВНЕНИЙ В ЧАСТНЫХ
ПРОИЗВОДНЫХ ДЛЯ ОБЛАСТЕЙ С ПОСТОЯННЫМИ ГРАНИЦАМИ
РЕШЕНИЕ КРАЕВЫХ ЗАДАЧ ДЛЯ УРАВНЕНИЯ ЛАПЛАСА В
ЕДИНИЧНОМ КВАДРАТЕ**

*Варшавчик Евгений Александрович, Галяутдинова Алия Радиковна,
Седова Юлия Сергеевна, Тархов Дмитрий Альбертович*
Санкт-Петербургский Политехнический Университет Петра Великого,
195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Политехническая ул., 29,
dtarkhov@gmail.com

В данной работе исследуется краевая задача для уравнений Лапласа в единичном квадрате. Проводится оценка качества приближённых решений, построенных с помощью нейронных сетей для разных наборов параметров системы (количества точек, в которых вычисляется оператор; числа пробных точек на одной стороне квадрата; доли неперегенерируемых точек).

Ключевые слова: нейросетевая модель, уравнение Лапласа, краевая задача.

В данной статье приведены результаты вычислительных экспериментов для задачи Дирихле для уравнения Лапласа $\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = 0$ в единичном квадрате $[0;1] \times [0;1]$. В качестве граничных условий мы выбрали условия на сторонах квадрата $u = 0$ при $x = 0$ или $y = 0$ и $u = 1$ при $x = 1$ или $y = 1$. Мы взяли граничные условия разрывными в точках $(0;1)$ и $(1;0)$ для того, чтобы проверить реакцию наших алгоритмов на подобную трудность.

Решение, ищем в виде RBF-сети $y = \sum_{j=1}^m w_j \varphi_j(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|)$

В качестве базисных функций мы использовали стандартные гауссианы

$$\varphi_i(x, y, a_i, x_i, y_i) = \exp\left\{-a_i \left[(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2\right]\right\}$$

Подбор решения проводим оптимизацией функционала ошибки $J = J_1 + \delta J_2$.

В качестве первого слагаемого J_1 , отвечающего за выполнение уравнения, мы использовали $\sum_{j=1}^M (\Delta u(x'_j, y'_j))^2$

где (x'_j, y'_j) - пробные точки, случайно равномерно распределённые внутри квадрата $[0;1] \times [0;1]$. Через каждые 5 шагов нелинейной оптимизации функционала J происходит регенерация пробных точек. При этом, определённая доля d_t этих точек, в которых $(\Delta u(x'_j, y'_j))^2$ максимально, не регенерируются. В западных работах [1-4] пробные точки не регенерируются, т.е. $d_t=1$. В наших работах [5-9] все точки регенерировались. В данной работе вслед за [10] изучается случай частичной регенерации точек.

В качестве второго слагаемого J_2 , отвечающего за выполнение граничных условий, мы использовали

$$\sum_{j=1}^{M_1} (u(x''_j, 0))^2 + \sum_{j=1}^{M_1} (u(0, y''_j))^2 + \sum_{j=1}^{M_1} (u(x''_j, 1) - 1)^2 + \sum_{j=1}^{M_1} (u(1, y''_j) - 1)^2,$$

где пробные точки, в которых вычисляются значения функции, мы выбираем на границах квадрата.

Оптимизация проводилась с помощью метода RProp. Эксперимент проводился при двух значениях количеств точек ($M=10, 100$), в которых вычисляется оператор.

Результаты сравниваются с приближённым решением

$$v(x, y) = \frac{4}{\pi} \sum_{i=1}^{100} \frac{\text{sh}[\pi(2i-1)x] \sin[\pi(2i-1)y] + \text{sh}[\pi(2i-1)y] \sin[\pi(2i-1)x]}{\text{sh}[\pi(2i-1)](2i-1)},$$

построенном на основании применения метода Фурье.

Оценка качества нейросетевой модели проводилась двумя способами. Первый - по сумме квадратов ошибок удовлетворения уравнению внутри квадрата, по 10 000 случайных точек (в обозначениях J_1). Второй - для всех 4 границ, при этом точки распределены через равные промежутки на каждой его границе (в обозначениях J_2). При каждом наборе параметров процесс запускался 10 раз. По полученным результатам вычислялись средние значения, математическое ожидание и дисперсия J_1 и J_2 .

Таблица 1. Оценка качества нейросетевой модели $M=10, M_1=10$.

	$d_t = 0$		$d_t = 0.5$		$d_t = 1$	
	$10^{-4} J_1$	$10^{-4} J_2 / 4$	$10^{-4} J_1$	$10^{-4} J_2 / 4$	$10^{-4} J_1$	$10^{-4} J_2 / 4$
<i>минимум</i>	1,12	0,0190	2,84	0,0187	8,91	0,0170
<i>среднее</i>	7,54	0,0249	19,9	0,0257	141	0,0222
<i>дисперсия</i>	52,9	1,36E-05	683	1,62E-05	46300	1,16E-05

Таблица 2. Оценка качества нейросетевой модели $M=10, M_1=100$.

	$d_t = 0$		$d_t = 0.5$		$d_t = 1$	
	$10^{-4} J_1$	$10^{-4} J_2 / 4$	$10^{-4} J_1$	$10^{-4} J_2 / 4$	$10^{-4} J_1$	$10^{-4} J_2 / 4$

<i>минимум</i>	8,36	0,0105	9,32	0,0106	30,9	0,00929
<i>среднее</i>	63,2	0,0147	94,0	0,0143	189	0,0116
<i>дисперсия</i>	6100	6,4E-06	10700	1,7E-05	61300	6,32E-06

Сравним нейросетевые решения при разных параметрах системы

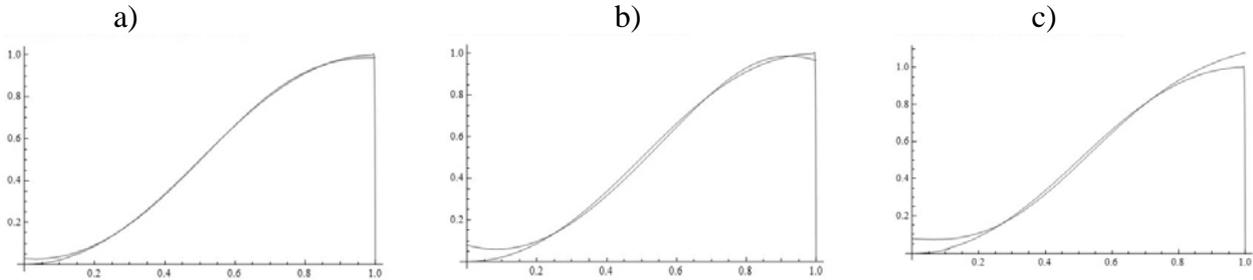


Рис. 1. Сравнение нейросетевых решений для $M = 10, M_1 = 10$, построенных при $d_t = 0$ (a), $d_t = 0.5$ (b) и $d_t = 1$ (c).

Анализируя графики, видим, что при $M = 10, M_1 = 10$ с ростом параметра d_t ошибка аппроксимации растет.

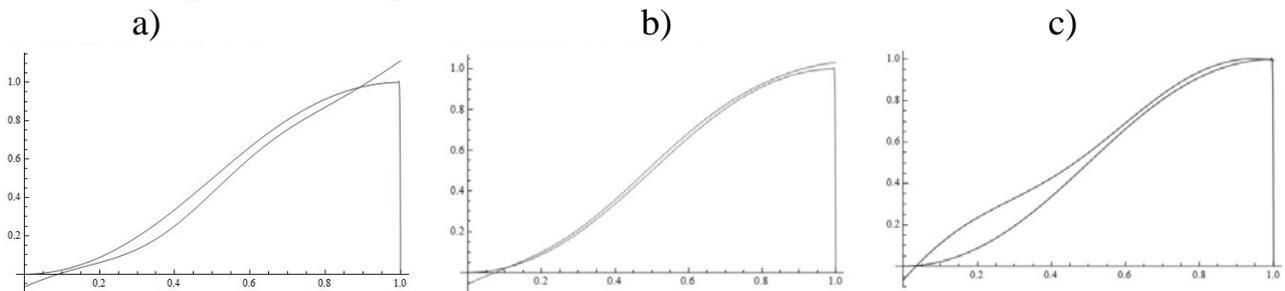


Рис. 2. Сравнение нейросетевых решений для $M = 10, M_1 = 100$, построенных при $d_t = 0$ (a), $d_t = 0.5$ (b) и $d_t = 1$ (c).

При $M = 10, M_1 = 100$ по данным графикам нет прямой зависимости ошибки аппроксимации от параметра d_t .

Вывод о серии экспериментов. Анализируя данные графики при разных значениях параметра d_t , следует сделать вывод, что перегенерация пробных точек существенно уменьшает ошибку, особенно в случае, когда их число невелико.

Статья подготовлена на основе научных исследований, выполненных при финансовой поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 18-19-00474).

Библиографический список

1. Lagaris I.E., Likas A., Fotiadis D.I. Artificial Neural Networks for Solving Ordinary and Partial Differential Equations// IEEE Transactions on Neural Networks. – 1998. – Vol.9, No. 5. – pp. 987-1000
2. Dissanayake M.W.M.G., Phan-Thien N. Neural-network-based approximations for solving partial differential equations// Communications in

Numerical Methods in Engineering. – March 1994. – Volume 10, Issue 3. – pp. 195-201.

3. Fasshauer G. E. Solving differential equations with radial basis functions: multilevel methods and smoothing// *Adv. in Comp. Math.* – 1999. – 11. – pp. 139-159

4. Fornberg B., Larsson E. A Numerical Study of some Radial Basis Function based Solution Methods for Elliptic PDEs// *Computers and Mathematics with Applications.* – 2003. – 46. – pp. 891-902

5. Tarkhov D.A., Vasilyev A.N. New neural network technique to the numerical solution of mathematical physics problems. I: Simple problems// *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*, Allerton Press, Inc. – 2005. – Vol. 14, No. 1. – pp. 59-72.

6. Vasilyev A., Tarkhov D. Mathematical Models of Complex Systems on the Basis of Artificial Neural Networks// *Nonlinear Phenomena in Complex Systems*, 2014. – vol. 17, 2. – pp. 327-335.

7. Васильев А.Н., Тархов Д.А. Нейросетевое моделирование. Принципы. Алгоритмы. Приложения. – СПб.: Изд-во СПбГПУ, 2009. – 528с.

8. Васильев А.Н., Тархов Д.А., Шемякина Т.А. Нейросетевой подход к задачам математической физики. – СПб.: «Нестор-История», 2015. – 260с.

9. Тархов Д.А. Нейросетевые модели и алгоритмы. – М.: Радиотехника, 2014. – 348 с.

10. Lazovskaya T.V., Tarkhov D.A. Fresh approaches to the construction of parameterized neural network solutions of a stiff differential equation. *St. Petersburg Polytechnical University Journal: Physics and Mathematics* (2015), <http://dx.doi.org/10.1016/j.spjpm.2015.07.005>

ANALYSIS OF THE EFFICIENCY OF APPLICATION OF POINTS REGENERATION ON THE EXAMPLE OF THE BOUNDARY VALUE PROBLEM FOR THE LAPLACE EQUATION IN A SINGLE SQUARE

Varshavchik Evgeniy A., Galyautdinova Aliya R.,
Sedova Julia S., Tarkhov Dmitriy A.

St. Petersburg Polytechnic University of Peter the Great, 195251, Russia, St.
Petersburg, Polytechnic Str., 29, dtarkhov@gmail.com

The article describes the research of boundary value problem for Laplace equations in the unit square. It deals with the estimation of the quality of approximate solutions built using a neural networks for different sets of system parameters (the number of points in which the operator is evaluated, number of test points on one side of the square, proportion of non-generated points).

Key words: neural network model, Laplace equation, boundary-value problem.

ПОСТРОЕНИЕ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ПРОГИБА МЕМБРАНЫ С ПОМОЩЬЮ ДВУХСЛОЙНОГО МЕТОДА ЭЙЛЕРА ПО ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОМУ УРАВНЕНИЮ И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫМ ДАНЫМ

*Бортковская Мария Романовна, Каверзнева Татьяна Тимофеевна,
Семенова Дарья Алексеевна, Шишкина Ирина Александровна,
Тархов Дмитрий Альбертович, Удалов Павел Павлович*
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Политехническая, д.29,
dtarkhov@gmail.com

Изменение упругих свойств материалов трудно прогнозировать из-за необходимости учета целого ряда факторов, оказывающих влияние на конечный результат. При этом ошибка, которая совершается при моделировании объекта дифференциальным уравнением, обычно существенно превосходит ошибку последующего численного решения. Мы предлагаем метод построения спектра приближённых решений различной точности для дифференциального уравнения, которые включают параметры задачи в качестве входных аргументов [1,2]. В дальнейшем параметры моделей подбираются по экспериментальным данным и выбирается модель, наиболее точно отражающая исходный объект. В данной статье сравниваются две модели прогиба нагруженной круговой мембраны: основанная на аналитическом решении и полученная с использованием нашей модификации [1,2] уточнённого метода Эйлера [3]. Коэффициенты моделей подбирались по экспериментально полученным данным.

Ключевые слова: полуэмпирический метод; уточнённый метод Эйлера; круговая мембрана; исследование зависимости прогиба от радиуса.

Рассматривается круглая мембрана радиуса R , равного 10 см, изготовленная из трикотажной сетчатой ткани, в её центре располагаются поочередно грузы различной массы, мембрана предполагается невесомой (масса мембраны много меньше массы груза). Радиус груза далее обозначен как a , предполагается, что растяжение изотропно. Проводятся измерения отклонения мембраны от горизонтали. Задача состоит в построении зависимости от расстояния от центра круга по данным измерений на основе дифференциального уравнения.

Пусть $u(r)$ отклонение мембраны от положения равновесия. Для его описания используем уравнение Пуассона [4], которое в силу симметрии в полярных координатах имеет вид:

$$u''_r + \frac{1}{r}u'_r = \begin{cases} B, \text{ если } r \in [0, a], \\ 0, \text{ если } r \in (a, R], \end{cases} \quad (1)$$

где $B = \frac{A}{T}$, A - вес груза, T - абсолютная величина приложенной к краю мембраны растягивающей силы. Считаем, что весом мембраны можно пренебречь. Запишем точное решение уравнения (1):

$$u(r) = \begin{cases} \frac{1}{2}Ba^2 \ln \frac{a}{R} + u_0 + \frac{1}{4}B(r^2 - a^2) \text{ при } r \in [0, a], \\ \frac{1}{2}Ba^2 \ln \frac{r}{R} + u_0 \text{ при } r \in (a, R]. \end{cases} \quad (2)$$

Здесь значение $u_0 = u(R)$ берется из эксперимента, в силу реальных условий измерения оно отлично от нуля. Решение (2) получено с учетом непрерывности $u(r)$ при $r = a$ и ограниченности решения при $r = 0$. Выбор параметра B производится методом наименьших квадратов: минимизацией величины $\sum_{i=1}^{10} (u(r_i) - u_i)^2$. Здесь r_i - значения r , для которых проводились измерения прогиба, u_i - результаты измерений, $u(r_i)$ - значения функции $u(r)$, найденные по формуле (2).

Для применения методов [1,2] приведем уравнение (1) к системе:

$$\begin{cases} u' = z, \\ z' = -\frac{z}{r} + f(r). \end{cases} \quad (3)$$

Здесь $f(r)$ - правая часть уравнения (1). После замены переменной $x = R - r$, находим приближённое решение системы (3) двухшаговым методом Эйлера [3], модифицированным с помощью нашего подхода [1,2]:

$$\begin{aligned} u(x) &= u_0 - xz_0 - \frac{x^2 z_0}{4R} \\ z(x) &= (z_0 + \frac{xz_0}{2R}) \frac{2R}{2R - x} \end{aligned} \quad (4)$$

Здесь u_0 , как и раньше, берется из эксперимента, а z_0 пока не определено. Решение рассматривается при $r \in (a; R]$. Для $r \in [0; a]$ решаем систему тем же методом, считая значение прогиба \tilde{y}_0 при $r = 0$ неизвестным, а значение u'_r при $r = 0$ нулевым:

$$u(r) = \tilde{u}_0 + \frac{r^2 B}{4},$$

$$z(r) = \frac{rB}{2}.$$

(5)

Требую непрерывности решения u и его производной z в точке $r = a$, получаем условия, из которых находим выражения параметров \tilde{u}_0 и B через значение z_0 а последнее определим минимизацией величины $\sum_{i=1}^{10} (u(r_i) - u_i)^2$.

Теперь в приближенном решении будут найдены все параметры, и мы можем сравнить его с точным решением.

Были проведены три эксперимента для грузов массой 100 гр., 228 гр., 456 гр. и радиуса $a=1.5$ см., для которых были получены приближенное и точное решения задачи. Графики точного и приближенного решения для груза массой 456 гр. представлены ниже.

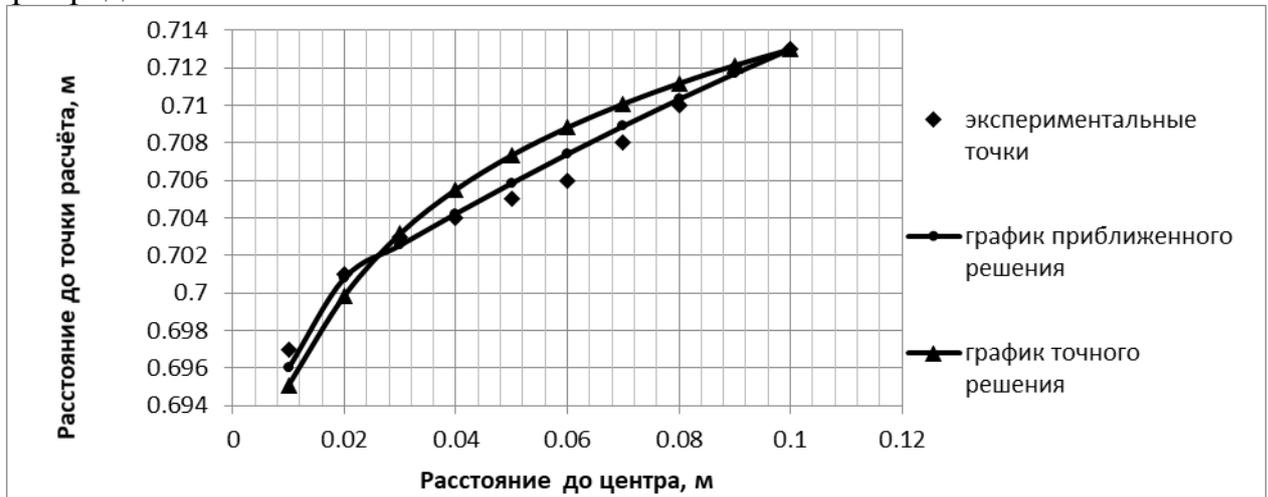


Рис.1. Графики решений для неоднородного уравнения

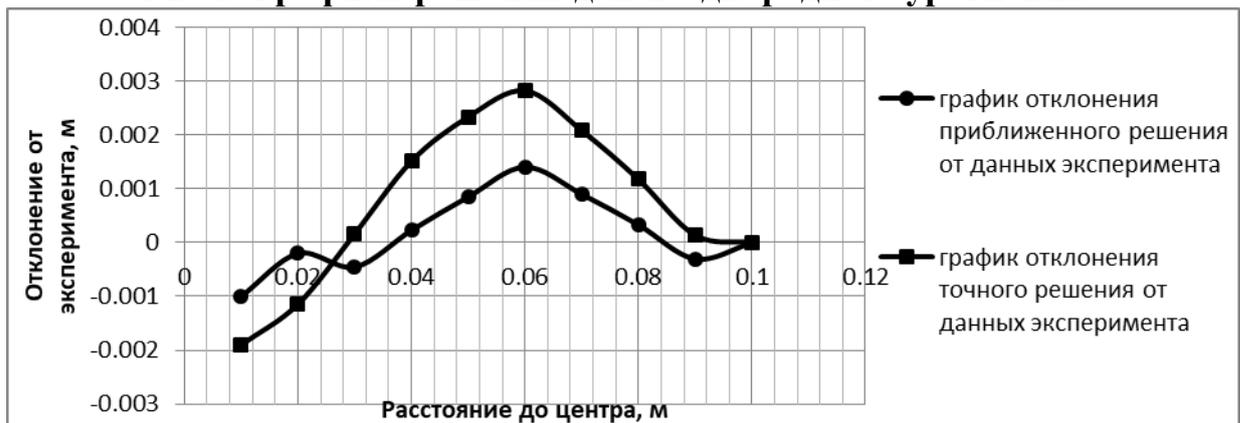


Рис.2. Графики отклонений решений от экспериментальных значений для неоднородного уравнения

Из приведённых графиков видно, что точное решение сильнее отклоняется от эксперимента, чем приближенное.

Построение подобных моделей реальных материалов будут полезны для решения задач, связанных со средствами спасения человека при его

экстренной эвакуации в зданиях разной высотности, например, в связи с пожарами. Оценка риска благополучного приземления при спасении людей методом «прыжка на тент» связана с прогнозированием упругих свойств материала тента. Известны случаи, когда отрезанных огнем людей удавалось спасти с помощью брезента или одеяла, особенно при малом весе падающего и небольшой высоте падения. Интерес представляет также проверка упругих свойств материалов, из которых изготовлен так называемый «куб жизни» и прогнозирование изменения этих свойств в течение времени и в процессе его использования.

Статья подготовлена на основе научных исследований, выполненных при финансовой поддержке гранта Российского научного фонда (проект № 18-19-00474).

Библиографический список

1. Лазовская Т., Тархов Д.А. Multilayer neural network models based on grid methods // IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 158 — 2016.
2. Васильев А.Н., Тархов Д.А., Боровская О.Д., Сколис К.В. Многослойные параметрические модели для задачи о процессах в грануле пористого катализатора// Материалы XX Международной конференции по вычислительной механике и прикладным программным системам (ВМСППС'2017) с. 135-137
3. Вербжицкий В.М. Численные методы. Математический анализ и обыкновенные дифференциальные уравнения // М.: Высшая школа. 2001. с. 218-220.
4. Тихонов А. Н., Самарский А. А. Уравнения математической физики // М.: Наука. 1977. С. 430-437.

STUDY OF MEMBRANE DEFLECTION USING THE TWO-LAYER EULER METHOD

Dmitry Albertovich Tarkhov, Mariya Romanovna Bortkovskaya, Tatyana Timofeevna Kaverzneva, Darya Alexeevna Semenova, Irina Alexandrovna Shishkina, Pavel Pavlovich Udalov
Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University

195251, Russia, Saint-Petersburg, Polytechnicheskaya, 29,
dtarkhov@gmail.com

The wide use of fabric materials for various purposes requires methods for predicting their service lives. The change in the elastic properties of materials is difficult to predict because of the need to take into account a number of factors that affect the final result. The mechanical properties of materials change as a result of natural wear, repeated deformation, the impact of the environment and other factors. To simulate

such multifunctional tasks, neural networks are used because of their adaptability and resistance to database errors.

In this paper, we obtain a solution to the problem of modeling the deflection of a loaded circular membrane in the symmetric case. Two models are compared: the first one is based on the analytical solution of the equations of equilibrium conditions, the second one is obtained using the refined Euler method. The coefficients of the models were chosen from the data obtained experimentally.

Keywords: semiempirical method; qualified Euler method; circular membrane; study of the dependence of deflection on the radius.

УДК 004.032.26; 519.63; 517.951

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РЕШЕНИЯ, ПОСТРОЕННОГО МОДИФИКАЦИЕЙ МЕТОДА ТРАПЕЦИИ, С НЕЙРОСЕТЕВЫМ В ЗАДАЧЕ О ХИМИЧЕСКОМ РЕАКТОРЕ

Васильев Александр Николаевич, Тархов Дмитрий Альбертович, Шемякина Татьяна Алексеевна, Величко Юлия Игоревна

Федеральное Государственное Автономное Образовательное Учреждение
Высшего Образования «Санкт-Петербургский Политехнический Университет
Петра Великого»

195251, Санкт-Петербург, ул. Политехническая 29,
a.n.vasilyev@gmail.com, dtarkhov@gmail.com, sh_tat@mail.ru,
velichcko.dzhulia@yandex.ru

В статье строится приближённое решение краевой задачи для обыкновенного дифференциального уравнения, описывающего процессы в химическом реакторе, при помощи модификации метода трапеций. Особенность задачи состоит в ее сильной нелинейности, неоднозначности решения и исчезновении решений при изменении параметра. Предложенный метод позволил получить простую формулу для приближённого решения задачи. Построенное решение сравнивается с результатом применения нейросетевого метода.

Ключевые слова: неизотермический химический реактор, краевая задача, дифференциальное уравнение, многослойное решение, нейросетевое моделирование, искусственная нейронная сеть (ИНС), настройка ИНС, глобальная оптимизация, гибридный метод.

В данной работе мы предлагаем новый метод и проводим сравнительный анализ построенного с его помощью приближённого решения задачи о химическом реакторе с её нейросетевым решением [1].

Цель исследования состоит в проверке работоспособности методов из работы [2,3] на задаче

$$\frac{d^2 y}{dx^2} + \delta \exp(y) = 0, \quad \frac{dy}{dx}(0) = 0, \quad y(1) = 0. \quad (1)$$

Наша модификация метода трапеций [5] состоит в следующем. Сведём (1) к системе

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = z, \\ \frac{dz}{dx} = -\delta e^y. \end{cases} \quad (2)$$

Начальные условия имеют вид $z(0) = 0, y(0) = p$. Для одношагового метода трапеций, применённого к промежутку переменной длины $[0, x]$, получаем формулы

$$\begin{cases} y(x) = p + \frac{x}{2}(z(0) + z(x)) = p + \frac{x}{2}z(x), \\ z(x) = z(0) + \frac{x}{2}(-\delta e^p - \delta e^{y(x)}) = -\delta \frac{x}{2}(e^p + e^{y(x)}), \end{cases}$$

откуда

$$y(x) = p - \delta \frac{x^2}{4}(e^p + e^{y(x)}). \quad (3)$$

Параметр p находим из условия на правом конце

$$p - \frac{\delta}{4}(e^p + 1) = 0. \quad (4)$$

Методы данной работы сравнивались с методами статьи [1] для 100 нейронов без дополнительных данных. При этом нейронная сеть обучалась на интервале $\delta \in [0.1; 1]$. Результаты приводятся для $\delta = 0.2$ и $\delta = 0.8$.

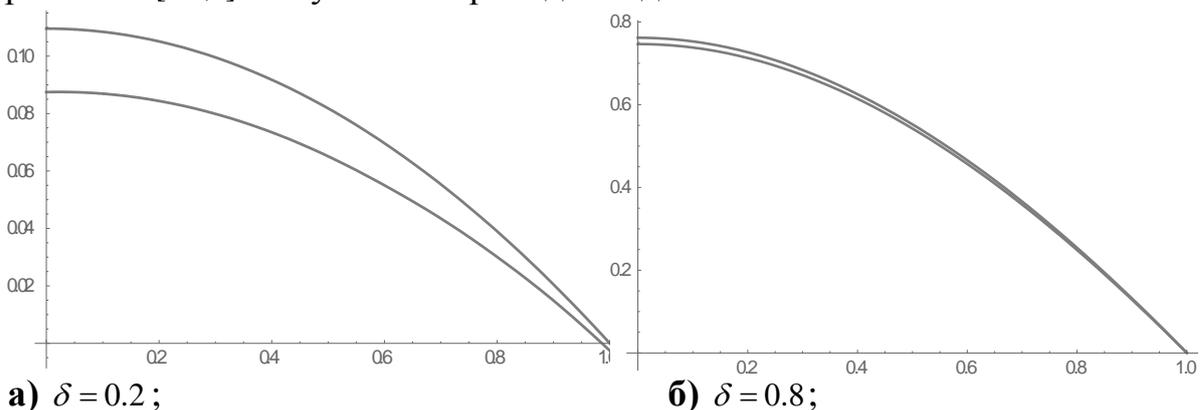
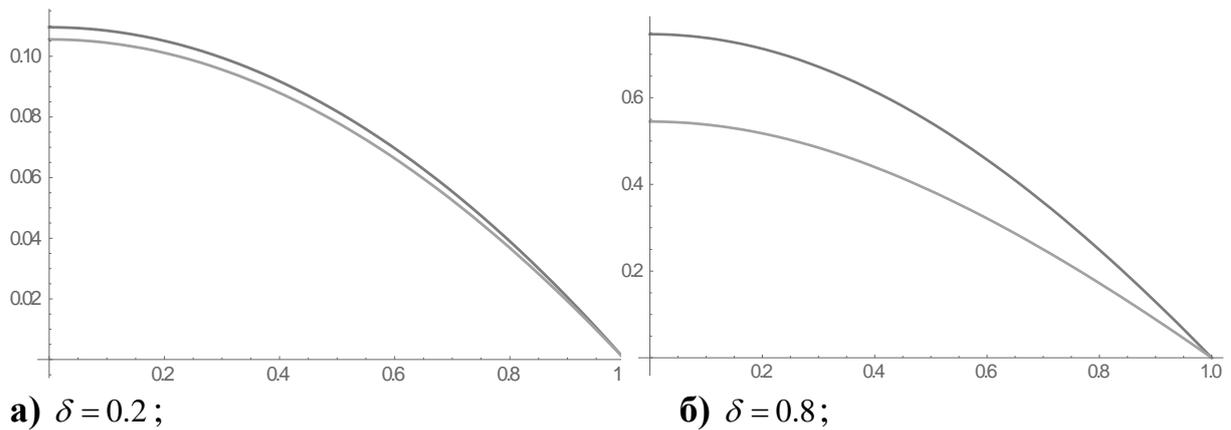


Рисунок 1. График приближённого решения, построенного применением методов статьи [1] для 100 нейронов без дополнительных данных и результата решения в пакете «Mathematica»

Метод, основанный на применении формул (3), (4) дал следующие результаты



а) $\delta = 0.2$; **б) $\delta = 0.8$;**
Рисунок 2. График приближённого решения, построенного применением формул (3), (4) и результата решения в пакете «Mathematica»

Рассмотренные в данной статье методы позволили получить простые формулы для приближённого решения задачи (1), которые существенно проще полученных методами работ [1,2]. Точность приближённого решения, основанного на одношаговом методе трапеций, приемлемая для значений параметра δ , далёких от критического. При необходимости можно получить более точное решение, применяя методы, основанные на большем числе шагов [1,2].

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ, проект № 18-19-00474.

Библиографический список

1. Shemyakina T.A., Tarkhov D.A., Vasilyev A.N. Neural Network Technique for Processes Modeling in Porous Catalyst and Chemical Reactor // Springer International Publishing Switzerland 2016 L. Cheng et al. (Eds.): ISSN 2016, LNCS 9719. 2016. – pp. 547–554.
2. Lazovskaya T., Tarkhov D. Multilayer neural network models based on grid methods, IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 158 (2016) <http://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/158/1/01206>
3. Vasilyev Alexander, Tarkhov Dmitry, Shemyakina Tatyana. Approximate analytical solutions of ordinary differential equations // Selected Papers of the XI International Scientific-Practical Conference Modern Information Technologies and IT-Education (SITITO 2016) Moscow, Russia, November 25-26, 2016. – pp.393–400 <http://ceur-ws.org/Vol-1761/paper50.pdf>
4. На Ц. Вычислительные методы решения прикладных граничных задач. – М.: Мир, 1982, 296 с.
5. Вербжицкий В.М. Численные методы. Математический анализ и обыкновенные дифференциальные уравнения // М.: Высшая школа. – 2001. – 400 с.
6. Худяев С.И. Пороговые явления в нелинейных уравнениях. –М.: Наука, 2003. – 268 с.

A COMPARATIVE ANALYSIS OF THE SOLUTIONS CONSTRUCTED BY MODIFICATION OF THE METHOD OF THE TRAPEZOID, WITH A NEURAL NETWORK IN THE PROBLEM OF CHEMICAL REACTOR

Vasilyev Alexander N., Tarkhov Dmitry A., Shemyakina Tatiana A.,
Velichko Yulia I.

«Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University»
195251, Russia, Saint Petersburg, Politechnicheskaya str. 29,
a.n.vasilyev@gmail.com, dtarkhov@gmail.com, sh_tat@mail.ru,
velichcko.dzhulia@yandex.ru

Abstract. The article builds an approximate solution of the boundary value problem for an ordinary differential equation describing the processes in a chemical reactor using a modification of the method of trapezoids. The peculiarity of the problem lies in its strong nonlinearity, the ambiguity of decisions and the disappearance of solutions when changing the parameters of the Proposed method allowed us to obtain a simple formula for the approximate solution of the problem. The constructed solution is compared with the result of the neural network method.

Key words: nonisothermal chemical reactor, boundary value problem, differential equation, multilayer solution, neural network modeling, artificial neural network (ANN), ANN tuning, global optimization, hybrid method.

УДК 517.95

МЕТОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ НАХОЖДЕНИЯ ТОЧНЫХ АНАЛИТИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ КРАЕВЫХ ЗАДАЧ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ ФИЗИКИ

Ясницкий Леонид Нахимович

Пермский государственный национальный исследовательский университет
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева, 15, yasn@psu.ru

Гладкий Сергей Леонидович

ООО «ВИПАКС», 614000, Россия, г. Пермь, ул. Краснова, 24,
lrndlrnd@mail.ru

Предложена модификация генетического алгоритма, позволяющая существенно увеличивать точность удовлетворения граничным условиям в методе фиктивных канонических областей.

Ключевые слова: краевая задача, дифференциальное уравнения в частных производных, погрешность, генетический алгоритм.

Одним из наиболее мощных и популярных инструментов компьютерного моделирования современности является моделирование, основанное на решении краевых задач математической физики. На современном рынке программных средств имеется немало компьютерных программ, реализующих численные методы решения краевых задач теплопроводности, гидродинамики, теории упругости, теории электрических, магнитных, гравитационных и даже торсионных полей. Эти пакеты (ANSYS, KOSMOS, WINMASHIN и др.) снабжены удобными сервисными и графическими средствами, так что любой далекий от математики пользователь, может без особого труда получить приемлемое с точки зрения «здорового смысла» приближенное решение практически любой краевой задачи. Однако оценить, насколько полученное им решение отличается от настоящего точного решения краевой задачи, представляет большую проблему. В результате, в современной инженерной практике нередко приходится обнаруживать неверные технические решения, вызванные погрешностями компьютерного моделирования. Поэтому есть все основания полагать, что среди множества возможных причин современных техногенных аварий и катастроф не самое последнее место занимают погрешности компьютерных расчетов.

Выход из сложившейся следовало бы искать в том, чтобы вообще отказаться от численных методов решения краевых задач и применять только те методы, которые приводят к точным аналитическим решениям. Но точные решения краевых задач могли получать только математики-аналитики конца XVIII – первой половины XX вв., причем только для простейших областей. Сейчас же школа математиков-аналитиков прошлых веков в значительной степени утрачена.

В серии наших публикаций [1-4] предлагается и развивается идея, состоящая в том, чтобы, моделируя интеллект математиков-профессионалов, научить компьютер получать точные аналитические решения краевых задач в виде функций, точно удовлетворяющих как дифференциальным уравнениям, так и краевым условиям.

На сайте <http://www.pspu.ru/regions/> размещен доступный для общего пользования демонстрационный прототип интеллектуальной системы «REGIONS», которая, по существу, является экспертной системой, имитирующей творческую деятельность математика-профессионала (эксперта), выполняющего решение краевых задач. В основу пакета положен малоизвестный аналитический метод – метод фиктивных канонических областей (ФКО). Этот метод, предложенный еще в начале 70-х годов прошлого века [1, 2], в свое время позволил найти точные аналитические решения ряда важных в практическом отношении задач [1-5]. Однако, метод ФКО не получил распространения из-за трудностей его алгоритмизации. Дело в том, что для его успешного применения требуется интеллект математика-профессионала, что делает его недоступным для широкого круга инженеров.

Сейчас положение изменилась. Во-первых, в ситуации, когда участились техногенные аварии и катастрофы, существует объективная

необходимость разработки и применения высоконадежных методов математического моделирования. Во-вторых, метод ФКО может обрести «второе дыхание» благодаря последним достижениям в области искусственного интеллекта, которые позволяют полностью переложить интеллектуальные проблемы его применения на компьютер.

Основной интеллектуальной проблемой, с которой сталкивается математика, решая краевую задачу методом фиктивных канонических областей, является подбор вида ФКО, их количества и расположения относительно расчетной области. В общем случае эта проблема может быть сведена к задаче минимизации многоэкстремального функционала граничных условий, для решения которой предлагается применение социального генетического алгоритма [6]. Принимая указанный функционал в качестве функции-фитнеса, можно сформировать особь, генами которой являются: тип ФКО, координаты центра ФКО, количество слагаемых, удержанных в общих решениях, относящихся к ФКО.

Опробованы два варианта работы генетического алгоритма, названные *непрерывным* и *дискретным*. В непрерывном варианте центр каждой ФКО попадает в любую точку расчетной области краевой задачи. Таким образом, задача нахождения глобального минимума будет определена на бесконечном множестве вариантов расположения ФКО, ограниченном лишь возможностью представления вещественного числа в компьютере. В дискретном варианте перед началом работы алгоритма в расчетной области краевой задачи формируется сетка. В дальнейшем каждая ФКО в каждой особи должна иметь центр в узле данной сетки. Таким образом, задача нахождения глобального минимума будет определена уже на конечном множестве вариантов расположения ФКО.

Начальная популяция особей генерируется случайным образом. Количество особей в популяции задается согласно входным параметрам генетического алгоритма. Количество ФКО и их тип и координаты, а также количество удержанных слагаемых для каждой ФКО генерируется случайным образом.

Реализовано два варианта отбора особей для скрещивания.

В первом варианте каждая из особей скрещивается с одной из оставшихся особей, выбираемой случайным образом. Таким образом, в данном варианте в скрещивании участвует каждая особь хотя бы один раз.

Второй вариант называется алгоритмом «рулетки». Для каждой особи формируется значение вероятности для скрещивания. Чем лучше значение функции фитнеса, тем больше значение вероятности для скрещивания. В соответствии с значениями вероятности формируется M случайных пар, у которых появляется M потомков. В общем случае особи-потомки в алгоритме «рулетки» имеют значение функции фитнеса меньше, чем при первом варианте отбора особей для скрещивания.

После выполнения этапа скрещивания выполняется этап мутации. Каждая особь может мутировать с некоторой долей вероятности, являющейся

входным параметром генетического алгоритма. При мутации в особи может измениться строго один ген. Случайным образом выбирается ФКО, которая будет подвержена мутации. В выбранной ФКО может измениться тип на один из оставшихся, либо одна из координат центра. Изменение координаты происходит в окрестности исходной координаты.

После выполнения операции мутации происходит проверка полученной особи на корректность. Если особь не корректна для данной задачи, то операция мутации перевыполняется заново.

Далее следует этап селекции. На этом этапе выполняется проверка на наличие особей-дублей. Если найдена особь-дубль, то она заменяется новой случайной особью. После того, как в популяции не остается ни одной особи-дубля, для каждой из оставшихся особей производится расчет значений функции фитнеса. Особи в популяции сортируются в соответствии со значениями функции фитнеса, и в следующее поколение попадает половина особей с лучшим значением функции фитнеса.

Применения предлагаемого генетического алгоритма [6] вместо существующего градиентного [5] на некоторых задачах позволило снизить погрешность удовлетворения граничных условий в 28 раз.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Об одном способе решения задач теории гармонических функций и линейной теории упругости // Прочностные и гидравлические характеристики машин и конструкций. Пермь. Пермский политехнический университет, 1973. С. 78-83.
2. Ясницкий Л.Н. Метод фиктивных канонических областей в механике сплошных сред. М.: Наука, 1992. 128 с.
3. Ясницкий Л.Н. Суперпозиция базисных решений в методах типа Треффтца // Известия Академии наук СССР. Механика твердого тела. 1989. № 2. С.95-101.
4. Ясницкий Л.Н. Композиция расчетной области в методе фиктивных канонических областей // Известия Академии наук СССР. Механика твердого тела. 1990. № 6. С. 168-172.
5. Гладкий С. Л., Степанов Н. А., Ясницкий Л. Н. Интеллектуальное моделирование физических проблем / Под ред. Л. Н.Ясницкого. М.; Ижевск: НИЦ Регулярная и хаотическая динамика, 2006. 200 с.
6. Мурашов Д.И., Ясницкий Л.Н. Социальный генетический алгоритм // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2006. № 4. С.53-60.

**ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS
TO FIND EXACT ANALYTICAL SOLUTIONS OF BOUNDARY-VALUE
PROBLEMS OF MATHEMATICAL PHYSICS**

Leonid N. Yasnitsky

Perm state national research University
614990, Russia, Perm, bukireva str., 15, yasn@psu.ru

Gladky Sergey L.

OOO "VIPAKS", 614000, Russia, Perm, ul. Krasnova, 24, lrndlrnd@mail.ru

A modification of the genetic algorithm is proposed, which allows to significantly increase the accuracy of the boundary conditions satisfaction in the method of fictitious canonical domains.

Keywords: boundary value problem, partial differential equations, error, genetic algorithm.

ЦИФРОВОЙ СПОРТ

ВЕРОЯТНОСТЬ ПОЛУЧЕНИЯ НАГРАДЫ САМОГО ВОСТРЕБОВАННОГО ИГРОКА В НАЦИОНАЛЬНОЙ БАСКЕТБОЛЬНОЙ АССОЦИАЦИИ

Скворцов Роман Олегович

Пермский государственный научно-исследовательский университет, 614990,
Россия, г. Пермь, ул. Букирева 15, sturent_perm@bk.ru

Представлено описание разработки и применения нейросетевой модели для оценки получения награды самого востребованного игрока в Национальной Баскетбольной Ассоциации (НБА). Спортивная тематика актуальна в наше время и многие букмекеры считают, что спрогнозировать победы в командных видах спорта практически невозможно. Целью проекта было создание нейросетевой модели, которая опровергнет мнения букмекеров. Для работы выделено одиннадцать наиболее важных параметров, от которых зависит определение места в перечне игроков. Модель реализована в виде компьютерной программы, которая позволяет выявить закономерности разного рода: зависимость получения приза самого востребованного игрока от забитых очков за игру, сыгранных игр и др. Данная модель может быть интересна любителям баскетбола для предугадывания приза MVP, а также тренерам баскетбольных команд, которым будет интересно, в какое направление стоит развивать баскетболистов, какие навыки более полезные и какие схемы нападения и обороны лучше использовать.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросетевые технологии, Национальная Баскетбольная Ассоциация (НБА), оценка победы, прогнозирование.

Об истории НБА: Национальная Баскетбольная Ассоциация появилась в 1968 году, благодаря слиянию двух баскетбольных лиг БАА и АБА [1]. Каждый год баскетбол поражает своей интригой и непредсказуемостью. В этом году приз самого востребованного игрока будет проходить после проведения первого раунда плейофф, 1 мая. Следовательно, уже к этому году можно предсказать шанс получения первого приза, по нынешним показателям.

По-видимому, впервые, для прогнозирования результатов спортивных состязаний и для улучшения спортивных результатов, начали применять аппарат нейросетевого моделирования представители Пермской научной школы искусственного интеллекта [2-5].

В настоящей работе для создания нейронной сети были использованы записи последних годов [6]. Все входные параметры были проанализированы и

отобраны экспертным путем. Сама сеть построена в программе «Нейросимулятор 5» [7], по методике [8].

Всего было выделено 11 входных параметров:

- X1 – возраст игрока
- X2 – количество сыгранных игр за сезон
- X3 – количество минут проведенных на площадке
- X4 – среднее количество очков за игру
- X5 – среднее количество подборов за игру
- X6 – среднее количество передач за игру
- X7 – среднее количество перехватов за игру
- X8 – среднее количество блоков за игру
- X9 – процент попадания в двухочковой зоне (от 0 до 1)
- X10 – процент попадания в трехочковой зоне (от 0 до 1)
- X11 – процент попадания со штрафной линии (от 0 до 1)
- Y – полученное место среди игроков

Для обучения было сформировано 138 примеров: игроков номинированных за 10 лет [3]. Тестовое множество состоит из 12 примеров. Выходной параметр кодирует значение место, которое может занять выбранный игрок. Чем оно меньше, тем больше шансов получить главный личный приз – звание самого востребованного игрока сезона.

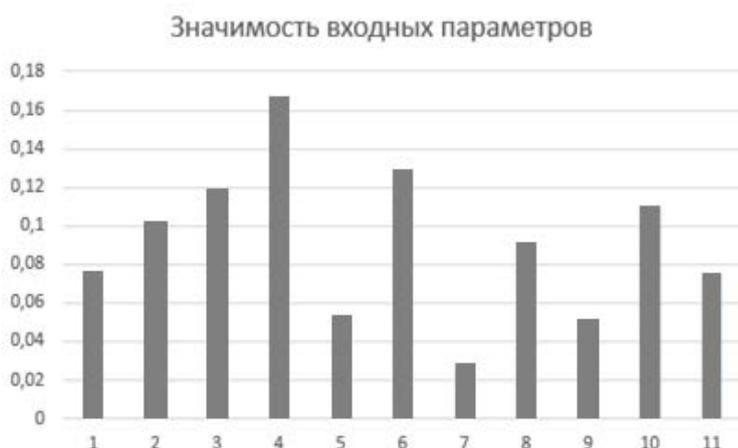


Рисунок 1 – Значимость вводимых параметров

Параметр X4 (среднее количество очков за игру) оказывает наибольшее влияние среди всех остальных параметров, однако X6 (количество передач за игру) и X5 (среднее количество минут проведенных на площадке) тоже оказывают достаточно большое влияние. Меньше

всего оказывает влияние X7 (среднее количество перехватов за игру)

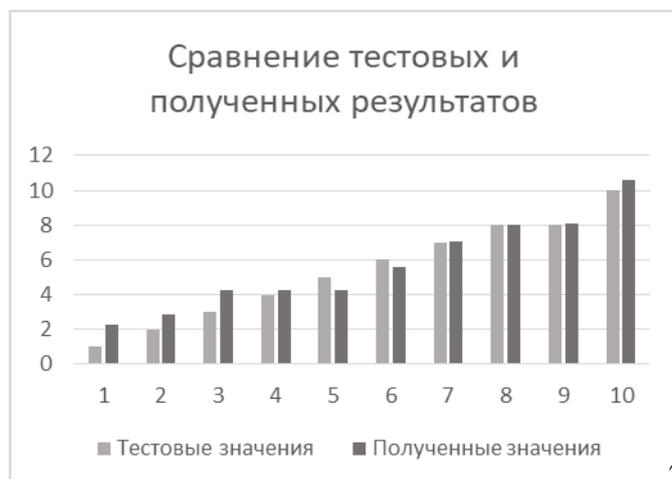


Рисунок 2. Сравнение предполагаемых параметров с действительными

Если внимательно взглянуть на гистограмму, то можно заметить, что тестовые параметры практически не отличаются от действительных. Ошибка обучения (16.62%) и ошибка тестирования (14.06%) были минимальны.

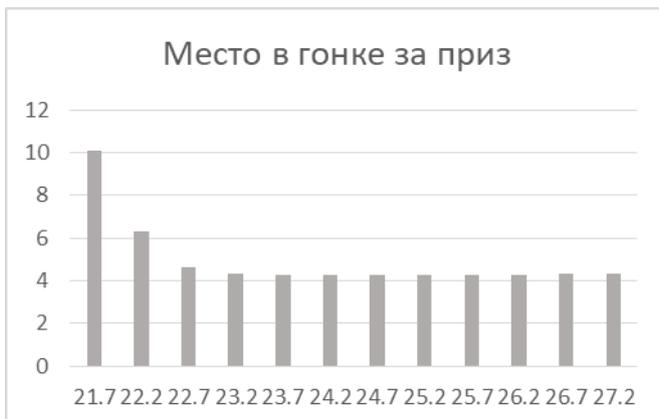


Рисунок 3. Место в гонке за приз

Было проведено исследование, показывающее, как изменяется место в гонке в зависимости от количества забитых очков (рис. 3). На диаграмме видно, что чем

больше очков забивает игрок, тем больше шанс получения приза MVP, однако, более подробные исследования показали, что не только этот параметр важен при получении приза.

Математическая модель позволяет определить победителя в сезонной награде самому востребованному игроку, а также позволяет выявить влияние тех или иных показателей на результат спортивных состязаний.

Таким образом, в работе показана возможность улучшения показателей в НБА, методом нейросетевого моделирования. Разработанная программа может быть полезна и для руководителей команд, которые могут во время сезона обменивать определенных игроков и тренировать их в определенном направлении.

Библиографический список:

1. www.nba.com – Сайт с положениями команд.
2. Ясницкий Л.Н., Павлов И.В., Черепанов Ф.М. Прогнозирование результатов олимпийских игр 2014 года в неофициальном командном зачете методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 6; URL: <http://www.science-education.ru/113-11206>.
3. Ясницкий Л.Н., Внукова О.В., Черепанов Ф.М. Прогноз результатов олимпиады-2014 в мужском одиночном фигурном катании методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. – 2014. – № 1; URL: <http://www.science-education.ru/115-11339> (дата обращения: 25.12.2013).
4. Ясницкий Л.Н., Киросова А.В., Ратегова А.В., Черепанов Ф.М. Методика прогнозирования результатов спортивных состязаний на примере чемпионата мира-2015 по легкой атлетике // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2014. № 3. С. 90-97.
5. Ясницкий Л.Н., Абрамова Ю.С., Бабушкина С.Д. Возможности получения рекомендаций по улучшению результативности сборных

команд, готовящихся к участию в чемпионате Европы по футболу Евро-2016 методом нейросетевого моделирования // Вестник спортивной науки. 2015. № 5. С. 15-20.

6. www.basketball-reference.com – база данных НБА
7. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).
8. Ясницкий, Л. Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.

PROBABILITY OF OBTAINING AWARDS OF THE MOST REQUESTED PLAYER IN THE NATIONAL BASKETBALL ASSOCIATION BY THE METHOD OF NEUROET NETWORK MODELING

Skvortsov Roman O.

Perm State University Research, 614990, Russia, Perm, ul. Bukireva 15,
goodlock01@yandex.ru

The article describes the development and application of neural network model to evaluate the hitting teams in the finals of the National Basketball Association (NBA). Neural networks used quite often to predict the various events. Sport theme - is relevant in our time, and many bookmakers consider that predict victory in team sports is almost impossible. However, the aim of the project was to create a neural network model, which refute the views of bookmakers. For it was revealed the ten most important parameters that determine the behavior of the teams in the playoffs, namely how many rounds will take place team. The model implemented in the form of a computer program that allows you to identify patterns of various kinds. Dependence passing rounds in the playoffs by getting a three-point line, position in the standings at the end of the season, etc. This model can be interesting to fans of basketball for the prediction matches, as well as basketball coach, who would be interested in that direction is to develop players, that skills are more useful, and schemes of attack and defense is better to use.

Keywords: artificial intelligence, neural network technology, National Basketball Association, assessment of winners, prediction.

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОБЕДИТЕЛЯ ПАРЫ В ПЛЕЙ-ОФФ ЛИГИ ЧЕМПИОНОВ
УЕФА**⁶³*Жужгов Максим Викторович*Пермский государственный научно-исследовательский университет,
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева 15, sturent_perm@bk.ru

В статье представлено описание разработки и применения нейросетевой модели для оценки вероятности нахождения победителя в матче плей-офф Лиги Чемпионов УЕФА. Нейросети используются довольно часто для прогнозирования различных событий в мире спорта. В наше время прогнозирование различных спортивных соревнований, будто футбольная встреча команд или гонка эстафеты в биатлоне не ускользает из-под взора спортивных букмекеров. Довольно многие из них считают, что спрогнозировать результат встречи с высокой долей вероятности нельзя или практически невозможно. Цель же данного проекта попробовать опровергнуть мнения букмекеров относительно прогнозирования результатов. В данной работе было выявлено двенадцать параметров, от которых наиболее зависит результат встречи в матче, на основе которых можно дать ответ на главный вопрос – кто победит и пройдет в следующую стадию турнира. Модель реализована в виде компьютерной программы (нейросимулятора), которая позволяет выявить определенные закономерности разного рода – начиная от того, какое гражданство у тренера, заканчивая статистикой игр команды в домашних и гостевых встречах. Данная модель может быть интересна любителям футбола для предугадывания матчей, а также различного рода людей, занимающихся выявлением определенных закономерностей в спорте.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросетевая технологии, спортивная организация, управляющая футболом в Европе и некоторых западных регионах Азии (УЕФА), оценка побед, прогнозирование.

Об истории Лиги Чемпионов УЕФА: Со своего первого розыгрыша в сезоне 1955/56 и по сезон 1990/91 турнир назывался Кубком европейских чемпионов (англ. European Champion Clubs' Cup). Согласно официальной информации на сайте УЕФА[1], сезон 1991/92 годов являлся последним розыгрышем Кубка европейских чемпионов. В нём был изменён формат турнира [2] и сделано отступление от системы плей-офф в виде группового турнира. Тогда же появились действующие поныне гимн и эмблема. В то же время, часть статистических сайтов считает этот сезон первым розыгрышем

Лиги чемпионов [2]. С сезона 1992/93 турнир окончательно получил своё нынешнее название.

Самой титулованной командой в истории Лиги чемпионов УЕФА является "Реал", победивший во всех шести своих финалах. Если брать в расчет и Кубок чемпионов, то в копилке "королевского клуба" 12 побед. Следом с семью титулами идет "Милан", в активе "Ливерпуля", "Барселоны" и "Баварии" пять побед, у "Аякса" - четыре. "Реал" чаще других играл в финале - 15 раз. А "россонери" выдержали самый длинный триумфальный марафон из 19 матчей: трофей в сезоне 2002/03 "Милан" завоевал, стартовав с третьего раунда квалификации и завершив турнир серией пенальти в финальном матче против "Ювентуса".

Как показано в работах [2-5], перспективным инструментом прогнозирования результатов спортивных состязаний являются нейронные сети. В настоящей работе при формировании статистических множеств для обучения нейронных сетей были использованы данные о командах, которые вышли в плей-офф за последние 3 года [6]. Проектирование нейронной сети и эксперименты с нейросетевой моделью осуществлялись в нейросимуляторе [7] по методике [8].

Не секрет, что в футболе самое главное – это сколько команда забивает и, разумеется, пропускает. От этого напрямую зависит статистика команды, ее форма и шансы на итоговую победу в турнире. Проанализировав футбольные параметры были выявлены наиболее основные и вспомогательные входные параметры. Для создания эффективной нейросети была использована функция гиперболического тангенса.

Всего был X1 – Рейтинг ФИФА команды хозяев:

- 1 – с 1 по 5 место;
- 2 – с 6 по 10 место;
- 3 – с 11 по 15 место;
- 4 – с 16 по 20 место;
- 5 – с 21 места и далее;

X2 – Тренер команды хозяев:

- 1 – не иностранец;
- 0 – иностранец;

X3 – Количество побед в турнире команды хозяев;

X4 – Количество голов, забитых командой хозяев в групповом этапе турнира + в последующих матчах стадии плей-офф;

X5 - Количество голов, пропущенных командой хозяев в групповом этапе турнира + в последующих матчах стадии плей-офф;

X6 – Рейтинг ФИФА команды гостей:

- 1 – с 1 по 5 место;
- 2 – с 6 по 10 место;
- 3 – с 11 по 15 место;
- 4 – с 16 по 20 место;
- 5 – с 21 места и далее;

X7 – Тренер команды гостей:

- 1 – не иностранец;
- 0 – иностранец;

X8 – Количество побед в турнире команды гостей;

X9 – Количество голов, забитых командой гостей в групповом этапе турнира + в последующих матчах стадии плей-офф;

X10 - Количество голов, пропущенных командой гостей в групповом этапе турнира + в последующих матчах стадии плей-офф;

X11 – Процент побед, одержанных командой хозяев в домашних матчах до очной встречи;

X12 - Процент побед, одержанных командой гостей в гостевых матчах до очной встречи;

Для обучения было сформировано 147 примеров команд за 6 сезонов проведения турнира [6⁶⁴]. Тестовое множество состоит из 21 примеров. Выходной параметр кодирует значение от 1 до 3, где 1 – победа в матче команды хозяев, 2 – ничья во встрече, 3 – победа в матче команды гостей.

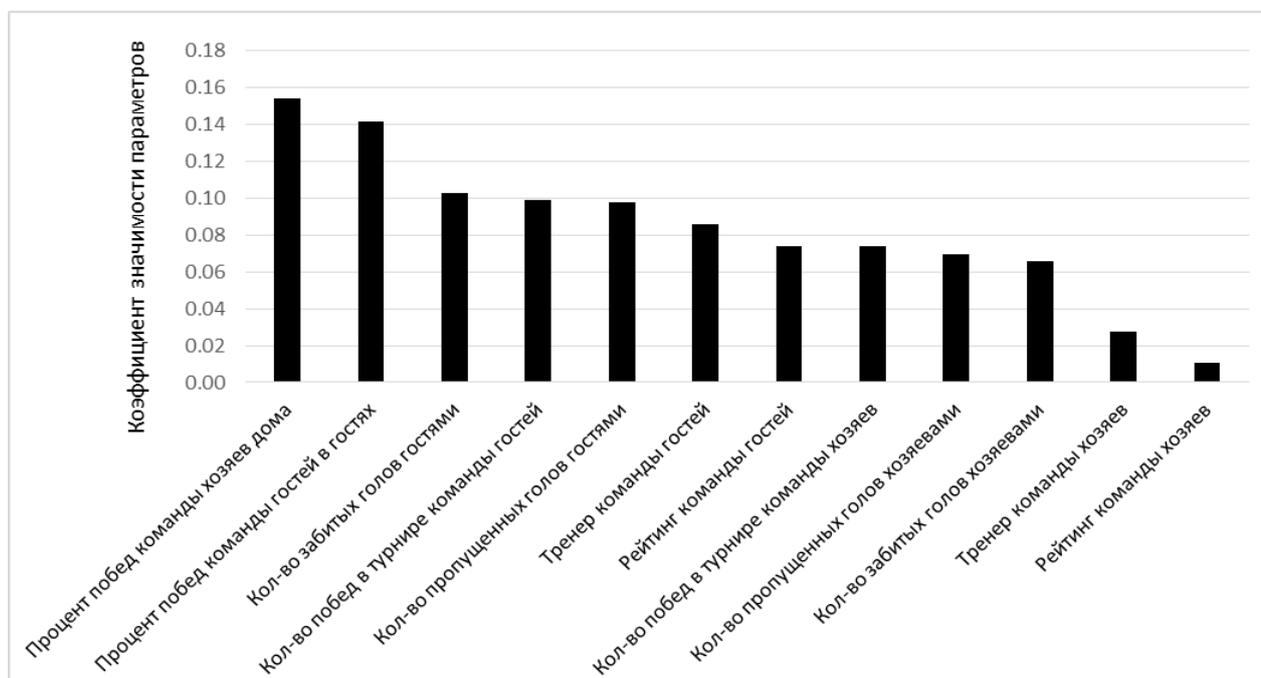
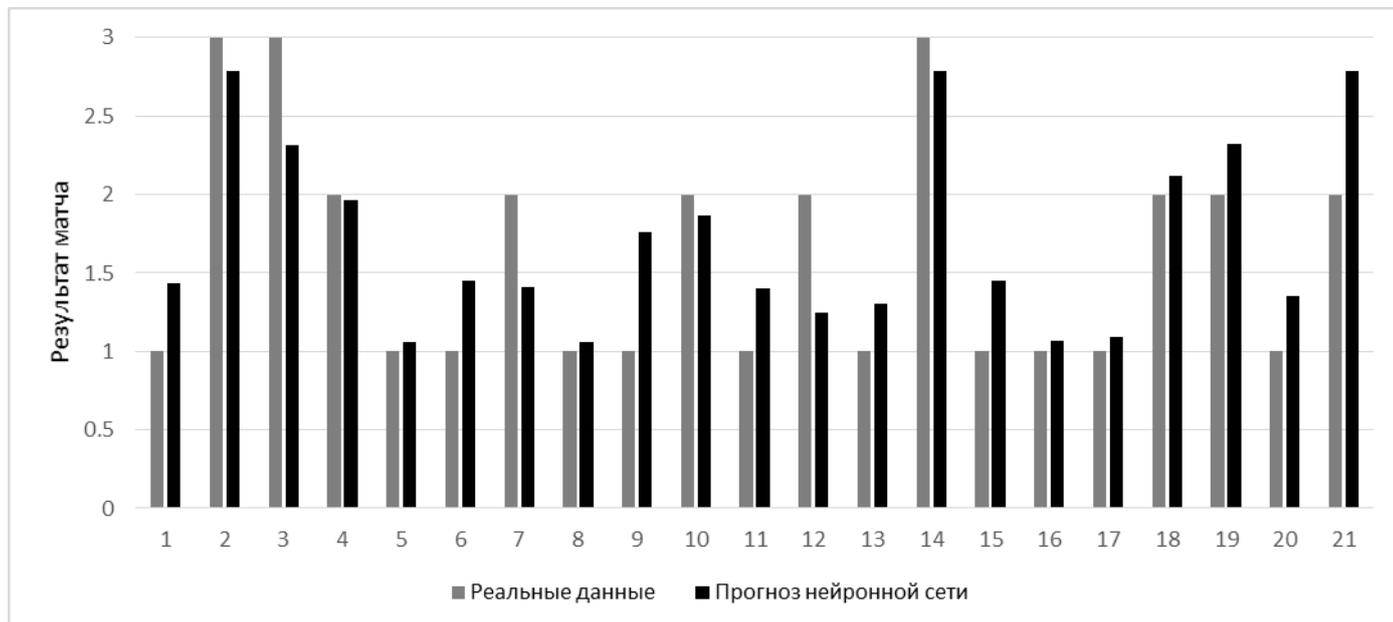


Рисунок 1. Значимость вводимых параметров

Отметим на рис.1, что параметр "Процент побед футбольной команды хозяев в домашних матчах", а также "Процент побед футбольной команды гостей в гостевых матчах" оказывает наибольшее влияние среди всех остальных параметров. Меньше всего оказывает влияние "Национальность тренера футбольной команды хозяев", а также "Рейтинг футбольной команды хозяев".

На диаграмме видно, что процент побед команды хозяев в домашних матчах высок, по сравнению с другими. Это и очевидно. В матчах плей-офф крайне важно побеждать в домашних матчах, чтобы соперник в ответном матче играл с позицией проигрывающей команды – а догонять, как известно не всегда



просто.

Рисунок 2. Сравнение прогнозируемых результатов матча с действительными на тестовом множестве примеров

Как видно на рис. 2, если принимать целочисленное значение прогноза нейронной сети, ее точность по сравнению с реальными данными составляет 16/21 – что является достаточно неплохим показателем.

Библиографический список

1. <http://ru.uefa.com/uefachampionsleague/history/background/index.html> - Престижнейший из турниров.
2. Ясницкий Л.Н., Павлов И.В., Черепанов Ф.М. Прогнозирование результатов олимпийских игр 2014 года в неофициальном командном зачете методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 6; URL: <http://www.science-education.ru/113-11206>.
3. Ясницкий Л.Н., Внукова О.В., Черепанов Ф.М. Прогноз результатов олимпиады-2014 в мужском одиночном фигурном катании методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. – 2014. – № 1; URL: <http://www.science-education.ru/115-11339> (дата обращения: 25.12.2013).
4. Ясницкий Л.Н., Киросова А.В., Ратегова А.В., Черепанов Ф.М. Методика прогнозирования результатов спортивных состязаний на примере чемпионата мира-2015 по легкой атлетике // Вестник Пермского

- университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2014. № 3. С. 90-97.
5. Ясницкий Л.Н., Абрамова Ю.С., Бабушкина С.Д. Возможности получения рекомендаций по улучшению результативности сборных команд, готовящихся к участию в чемпионате Европы по футболу Евро-2016 методом нейросетевого моделирования // Вестник спортивной науки. 2015. № 5. С. 15-20.
 6. <https://www.sofascore.com/ru/tournament/football/europe/uefa-champions-league/7> - результаты матчей Лиги Чемпионов УЕФА.
 7. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ)
 8. Ясницкий, Л. Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.

THE PREDICTION OF THE WINNER IN THE KNOCKOUT STAGES OF THE UEFA CHAMPIONS LEAGUE

Zhuzhgov M.V.

Perm State University Research, 614990, Russian Federation, Perm, ul.
Bukireva 15, mzhuzhgov@inbox.ru

This article describes the development and application of neural network model to the prediction of the winner in the knockout stages of the uefa champions league. Neural networks used quite often to predict the various events in the world of sport. Nowadays, forecasting of various sports events, like soccer game or relay race in biathlon escapes from under the eyes of sports bookies. Quite many of them believe that to predict the outcome with high probability it is impossible or almost impossible. The goal of this project is to try to refute the views of the bookmakers regarding the prediction results. In this work, we identified twelve parameters, from which most depends on the result of the meeting in the match, which can be used to answer the main question – who will win and pass to the next stage of the tournament. The model is implemented in the form of a computer program (neurostimulator), which allows to identify allows you to identify certain patterns of different kinds – starting from what the nationality of the coach, ending of game statistics team in home and road games. This model may be of interest to football fans for guessing games, as well as various kinds of people involved in the identification of specific patterns in the sport.

Keywords: artificial intelligence, neural network technology, UEFA, assessment of winners, prediction.

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА
В ПРОГНОЗИРОВАНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ЧЕМПИОНАТА МИРА ПО ФУТБОЛУ
В РОССИИ 2018 ГОДА**

Закопайло Виктор Сергеевич

Пермский государственный научно-исследовательский университет,
614990, Россия, г. Пермь, ул. Букирева 15,
sturent_perm@bk.ru

Разработана программа, предназначенная для прогнозирования шансов на победу сборных на чемпионате мира по футболу 2018. В основе программы лежит нейронная сеть, обученная на результатах предыдущих исходов. Нейросеть оценивает итоговый результат выступления сборных на турнире в тех или иных условиях.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронная сеть, прогноз, итоговое место.

Большое количество любителей спортивных игр типа футбола, хоккея, баскетбола и других, где между собой соревнуется пара команд, рано или поздно проявляли интерес к прогнозированию их исходов, занимаясь этим систематически или нерегулярно, при этом пытаясь не только доверять своей интуиции, но и выработать некий алгоритм, позволяющий правильно предсказать исход той или иной игры в максимальном количестве случаев. Гораздо меньше среди них численность людей, занимающихся методами искусственного интеллекта и понимающих, каким образом можно использовать их для решения задачи прогнозирования исходов матчей в спортивных играх.

По-видимому впервые методы искусственного интеллекта для прогнозирования результатов спортивных состязаний начали применять представители Пермской научной школы [1-4].

Из теории искусственного интеллекта известно, что любые нейронные сети настраиваются с помощью специальных обучающих выборок. Эти выборки составляются на основе данных, полученных в результате продолжительных наблюдений – результатов матчей по футболу, хоккею и другим спортивным играм с соответствовавшими им предыгровыми раскладами. Чем больше объем статистических данных для обучения, тем точнее будет решена задача. Но при этом важно исключить из рассмотрения зашумляющую информацию. Например, нельзя использовать в одной выборке статистику матчей по футболу и хоккею команд Английской футбольной премьер-лиги и второго дивизиона чемпионата Молдавии. Экспертная оценка

специалиста, подбирающего матчи для выборки, крайне важна и существенно повлияет на точность прогнозирования результатов [5-8].

Прогнозирование результатов каких-либо спортивных событий, сложная задача, которая определяется множеством факторов. Определение шансов на победу футбольных сборных ещё более тяжелая задача, особенно, когда встречаются два равных по силе соперника. Тогда на результат сборной могут повлиять: погода, судья, психика игроков, состояние газона, физическая форма игроков, травмы и удаления игроков в течении матча, и т.д. Данные для обучения сети были взяты из информации о прошедших чемпионатах мира по футболу (2006, 2010 и 2014 годов). Для прогнозирования шансов на победу была спроектирована нейросеть с входами, представленными в таблице 1.

Таблица 1.Расшифровка входных параметров

X1– Место в рейтинге ФИФА[3]							
X2	1	2	3	4	5		
Рейтинг сборной[4]	<=85	<=80	<=75	<=70	<=65		
X3 – Средний возраст игроков сборной [2]							
X4	1	2	3	4	5		
Стоимость игроков (в млн. евро)	<=650	<=400	<=300	<=200	<=100		
X5 – Возраст тренера [2]							
X6 – Количество нападающих [2]							
X7 – Количество травмированных [2]							
X8 – Тренер свой-чужой[2] (1-0)							
X9	1		2		3		
Место на отборочном этапе[2]	Первое		Второе		Остальные		
X10				0	1	20	
Место на предыдущем ЧМ [2]			\4	\8	Группа	Не участвовал	
D				0	16		
Место занятое по итогам ЧМ [2]			\4	\8	Группа		
Выходной параметр модели Y–итоговое место сборной по итогам чемпионата мира							

Проектирование, обучение и тестирование сети выполнялось с помощью «Нейросимулятор 5.0» [9], по методике Пермской научной школы интеллекта [10]. Наилучшая структура нейронной сети представляла собой персептрон, который имеет 10 входных параметров, 1 скрытый слой с 17 нейронами, а также 1 выходной нейрон.

Далее, собранные примеры, были разделены на две составные части: обучающую выборку, состоящую из 81 примера и тестирующую – из 15 примеров. В качестве активационных функций был использован тангенс

гиперболический. После того, как сеть была обучена, точность прогноза подверглась испытанию на тестовом множестве. Среднеквадратическая ошибка тестирования составила 18,2%. На рисунке 1 представлен результат тестирования, в котором отражено соотношение фактических и прогнозируемых результатов.

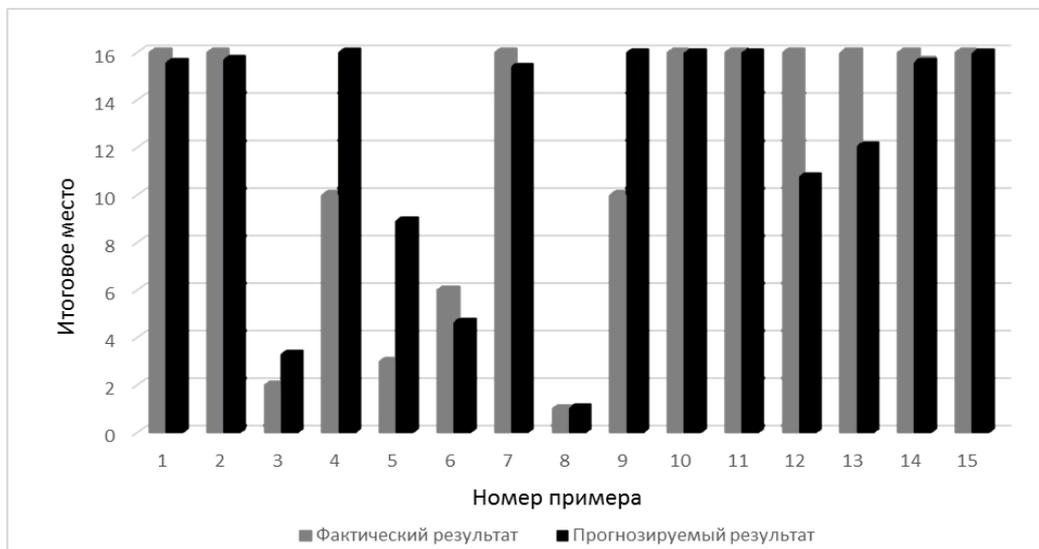


Рис.1 Сравнение фактического и прогнозируемого результатов

На этапе исследования модели, необходимо оценить значимость параметров с целью определения, тех критериев, которые влияют на итоговый результат выступлений сборной, что представлено на рисунке 2.

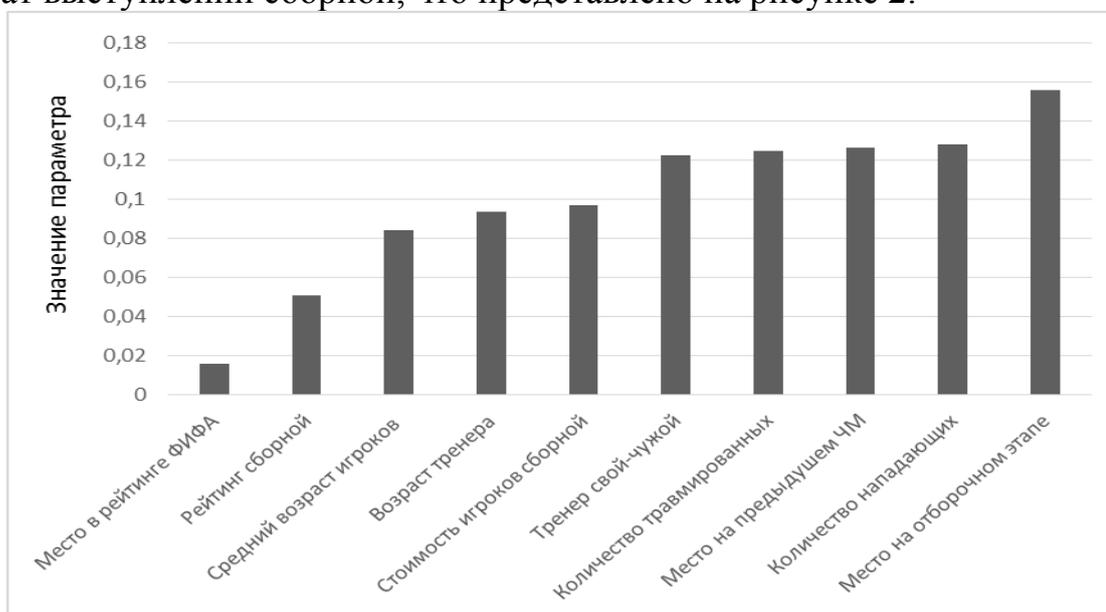


Рис.2 Зависимость результата от входных параметров

Вывод. Самым значимым параметром, влияющим на исход прогнозирования, является место в группе отбора на ЧМ. Это можно объяснить тем, что в группе отбора на ЧМ проводится свой мини турнир, дающий ещё до

начала основного турнира оценку готовности сборной, что особенно сказывается на дальнейших результатах команды.

Самыми незначимыми критериями оказались: место в рейтинге ФИФА и рейтинг сборной. Можно сделать вывод, что оценка рейтинга сборной любой страны имеет субъективный характер, и её реальные возможности выявляются лишь во время её отбора на турнир.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н., Павлов И.В., Черепанов Ф.М. Прогнозирование результатов олимпийских игр 2014 года в неофициальном командном зачете методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 6; URL: <http://www.science-education.ru/113-11206>.
2. Ясницкий Л.Н., Внукова О.В., Черепанов Ф.М. Прогноз результатов олимпиады-2014 в мужском одиночном фигурном катании методами искусственного интеллекта // Современные проблемы науки и образования. – 2014. – № 1; URL: <http://www.science-education.ru/115-11339> (дата обращения: 25.12.2013).
3. Ясницкий Л.Н., Киросова А.В., Ратегова А.В., Черепанов Ф.М. Методика прогнозирования результатов спортивных состязаний на примере чемпионата мира-2015 по легкой атлетике // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2014. № 3. С. 90-97.
4. Ясницкий Л.Н., Абрамова Ю.С., Бабушкина С.Д. Возможности получения рекомендаций по улучшению результативности сборных команд, готовящихся к участию в чемпионате Европы по футболу Евро-2016 методом нейросетевого моделирования // Вестник спортивной науки. 2015. № 5. С. 15-20
5. Электронная статья: [Электронный ресурс] [Режим доступа https://ru.wikipedia.org/wiki/Чемпионат_мира_по_футболу] [Проверено: 07.12.2017].
6. Электронная база данных: [Электронный ресурс] [Режим доступа <http://wildstat.ru/p/7>] [Проверено: 07.12.2017].
7. Электронная база данных: [Электронный ресурс] [Режим доступа <https://www.fifaindex.com/ru/teams/?type=1>] [Проверено: 07.12.2017].
8. Электронная статья: [Электронный ресурс] [Режим доступа <http://sgranks.com/articles/12-11-2014/>] [Проверено: 07.12.2017].
9. Нейросимулятор 5.0 : свидетельство о государственной регистрации программы для № 2014618208 от 12.07.2014 г. / Черепанов Ф.М., Ясницкий В.Л. (РФ).
10. Ясницкий, Л. Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.

**THE USE OF METHODS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE
IN PREDICTING RESULTS OF WORLD CUP IN RUSSIA 2018.**

Zakopailo Viktor S.

Perm State University Research, 614990, Russia, Perm, ul. Bukireva 15,
zack.viktor@yandex.ru

Developed a program designed to predict the chances of winning teams in the world championship on football of 2018. The program is based on a neural network trained on the results of previous outcomes. The neural network evaluates the final result of performance of the teams in the tournament in different conditions.

Key words: artificial intelligence, neural network, forecast, place.

**МЕТОДЫ И ИНСТРУМЕНТЫ СОЗДАНИЯ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ**

WHAT CAN PARETO OPTIMALITY DO FOR CLUSTERING?

Makhalova Tatiana

National Research University Higher School of Economics,
3 KochnovskyProezd, Moscow, Russia
LORIA, (CNRS – Inria – U. of Lorraine),
BP 239 Vandœuvre-lès-Nancy, France
tpmakhalova@hse.ru

Cluster assessment remains one of the most actual problems in data mining. In this paper a new approach to selection of clusters based on combination of measures of cluster quality is proposed. The new approach incorporates easily expert understanding of “interestingness” of clusters and does not require pre-defined parameters and thresholds. The subset of selected clusters is small and can be analysed easily by experts.

Key words: cluster assessment, formal concept analysis, interestingness measures.

1. Introduction

Assessment of the results of clustering is one of the most important aspects of application of cluster analysis in practice. Nowadays a lot of different measures has been proposed to assess quality of clusters. To use them some parameters and threshold should be predefined. Moreover, application of a single measure does not allow for capturing several characteristics that clusters are supposed to be consistent with. In this paper we propose a threshold-free approach to cluster assessment based on a set of cluster quality measures.

We perform clustering by means of Formal Concept Analysis (FCA) since it allows for computing a rich and complete set of clusters (called formal concepts). FCA deals with binary data, however its extension, Pattern Structures [2], provides powerful tools for processing complex data structures, e.g., graphs, sequences, semantic trees, etc.

2. Basic Notions

2.1 Formal Concept Analysis

Formal Concept Analysis (FCA) [5] is a method widely used for knowledge discovery and data mining. It allows for building a concept lattice, that is a domain ontology, and its elements, called formal concepts, are maximal subsets of objects that share the maximal sets of attributes. The basic notion of FCA is a formal context (G, M, I) , where G is called a set objects, M is called a set attributes and $I \subseteq G \times M$ is a relation called an incidence relation, i.e. $(g, m) \in I$ if the object g has the attribute m .

The formal concepts of (G, M, I) are computed by means of the *derivation operators* $(\cdot)'$ defined for arbitrary $A \subseteq G$ and $B \subseteq M$ as follows:

$$A' = \{ m \in M / \forall g \in A : gIm \}; B' = \{ g \in G / \forall m \in B : gIm \}.$$

A' is the set of attributes common to all objects of A and B' is the set of objects sharing all attributes of B . The double application of $(\cdot)'$ is a closure operator, i.e. $(\cdot)''$ is extensive, idempotent and monotone. Sets $A \subseteq G, B \subseteq M$, such that $A = A''$ and $B = B''$ are said to be *closed*.

A (*formal*) *concept* is a pair (A, B) , where $A \subseteq G, B \subseteq M$ and $A' = B, B' = A$. A is called the (*formal*) *extent* and B is called the (*formal*) *intent* of the concept (A, B) . A partial order \leq is defined on the set of concepts as follows: $(A, B) \leq (C, D)$ iff $A \subseteq C$ and $D \subseteq B$, a pair (A, B) is a subconcept of (C, D) , while (C, D) is a superconcept of (A, B) .

Example. Let us consider a small example. A formal context is given in Table 1. The corresponding concept lattice is given in Figure 1. Formal concept that describe animals and inanimate objects are $(\{\text{dogs, frog, cat}\}, \{\text{4 legs, change size}\})$ and $(\{\text{car, chair, ball}\}, \{\text{cold-resistant}\})$, respectively.

Table 1 The formal context

Objects / Attributes	4 legs	hairs	change size	cold-resistant
dogs	x	x	x	
frog	x		x	
cat	x	x	x	
car				x
chair	x			x
ball			x	x

2.2 Pareto Optimality

The Pareto optimality came from welfare theory at the beginning of the XX century. Nowadays Pareto optimality principle is widely used in economics, social sciences and other domains. The concept of Pareto optimal values reflects such a state of a society where no one can be made better of without making someone else worse off [4]. Put it differently, each object (or solution) is associated with a tuple of measures. An element (solution) is Pareto optimal when any other non-optimal objects with “better” value by one measure have “worse” value by another measure. It is worth to note that chosen measures should be competitive, i.e., the best elements w.r.t. one measure must not be the best elements by another measure.

3. Pareto optimality principle to selection of concepts (clusters)

There exists a lot of interesting measures for formal concepts [3] that can be applied to select a small subset of concepts. The application of the Pareto optimality

principle to a set of measures gives several advantages over application of the same measures one-by-one in an independent manner. Firstly, it is not required to set a particular threshold for each measure. Secondly, the final solution contains both optimal and non-optimal elements. The presence of non-optimal elements in the final set is an important feature, since a single measure usually does not correspond entirely to the expert understanding of the “interestingness”. Thus, it ensures flexibility for assessment. One of the benefits of the proposed approach is providing of consensus on “interestingness” by all the measures. In other words, the final solution is comprised of elements that might be not the best ones w.r.t. particular criteria but quite good w.r.t. the whole set of measures.

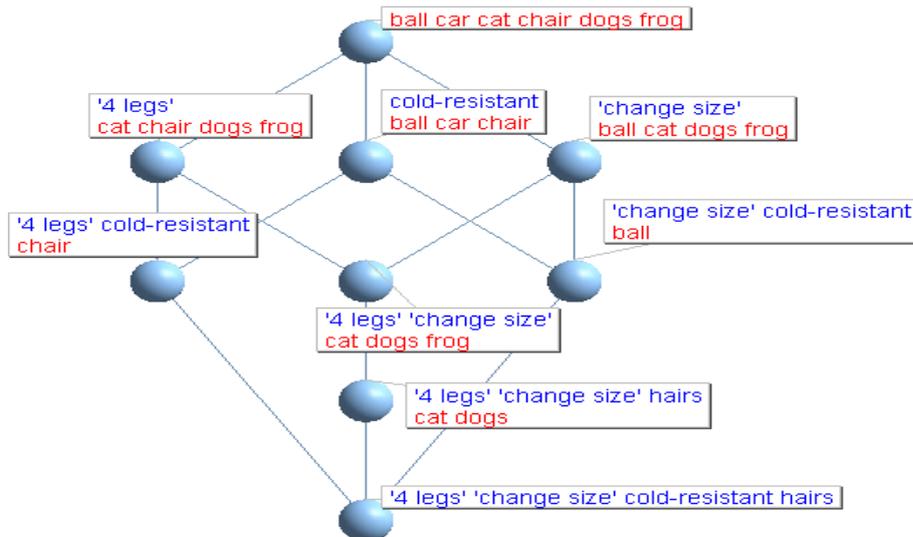


Figure 1. Concept lattice of the formal concept in Table 1

Example. Let us consider how the Pareto optimality principle can be applied to select a subset of formal concepts from the running example. As competitive measures we consider the sizes of intent and extent. The whole set of the concepts with the corresponding values of measures are given in Table 2, the Pareto optimal ones are highlighted in bold.

Table 2 The set of formal concepts. Pareto optimal concepts are shown bold.

Formal concepts	Intent size	Extent size
$c_1 = (\{\text{ball, car, cat, chair, dog, frog}\}, \{\emptyset\})$	0	6
$c_2 = (\{\text{cat, chair, dog, frog}\}, \{4 \text{ legs}\})$	1	4
$c_3 = (\{\text{ball, car, chair}\}, \{\text{cold-resistant}\})$	1	3
$c_4 = (\{\text{ball, cat, dog}\}, \{\text{change size}\})$	1	3
$c_5 = (\{\text{chair}\}, \{4 \text{ legs, cold-resistant}\})$	2	1
$c_6 = (\{\text{cat, dog, frog}\}, \{4 \text{ legs, change size}\})$	2	3
$c_7 = (\{\text{ball}\}, \{\text{change size, cold-resistant}\})$	2	1
$c_8 = (\{\text{cat, dog}\}, \{4 \text{ legs, hairs, change size}\})$	3	2
$c_9 = (\{\emptyset\}, \{4 \text{ legs, hairs, change size, cold-}\})$	4	0

resistant))

As it can be seen from Table 2, the Pareto optimal concepts for chosen measures are the following: $c_2 = (\{\text{cat, chair, dog, frog}\}, \{4 \text{ legs}\})$, $c_6 = (\{\text{cat, dog, frog}\}, \{4 \text{ legs, change size}\})$, $c_8 = (\{\text{cat, dog}\}, \{4 \text{ legs, hairs, change size}\})$ and two extreme concepts c_1 and c_9 . The subset of the selected concepts contains well-interpretable classes: “animals” (c_6) “domestic animals” (c_8), whereas the selection w.r.t. a single measure provides less meaningful results. For instance, class “animals” can be chosen if the threshold on extent size is equal to at least 3 and the final set $\{c_1, c_2, c_3, c_4, c_6\}$ in this case contains several poorly interpreted concepts.

4. Experiments

In this section we apply the proposed strategy to datasets from LUCS-KDD repository [1]. We took extent and intent sizes as measures for cluster quality assessment. In the experiments we measure the number of formal concepts as well as the sizes of their Pareto optimal subsets. We leave deep analysis of Pareto optimal subsets beyond the paper since selected measures affect significantly the chosen optimal concepts. Measures in turn are selected in each particular case based on domain knowledge and expert understanding of the “interestingness” of the concepts.

Table 3 The parameters datasets

Dataset	Number of objects	Number of attributes	Number of concepts	
			Total	Pareto-optimal
auto	205	135	67 557	31
breast	699	16	642	8
car	1 728	25	12 617	2 852
chess	28 056	58	152 753	85
dermato logy	366	49	16 324	16
flare	1 389	38	16 303	10
glass	214	46	4 704	11
heart	303	50	36 708	20
hepatitis	155	52	199 954	29
horse colic	368	83	173 808	54
iris	150	19	107	3

led7	3 200	24	1 937	6
mushro om	8 124	90	181 945	1 015
nursery	12 960	30	176 536	14 487
page blocks	5 473	44	715	9
pima indians	768	38	1 609	7
ticTacT oe	958	29	42 685	2 490
zoo	101	42	4 563	21

5. Conclusion

In this paper a new approach to improvement of the results of clustering is proposed. It provides flexible tools for filtering generated clusters based on chosen quality/interestingness measures. The main advantages of the proposed approach are the following. It does not require to set threshold in order to select a subset of clusters, allows for non-optimality w.r.t. a single measure, provides an optimality criteria based on consensus of chosen measures and results in a small subset of concepts (clusters) that can be interpreted easily by experts.

Acknowledgments

The work was supported by the Russian Science Foundation under grant 17-11-01294 and performed at National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia.

References

- Coenen F. The lucs-kdd discretised/normalised arm and carm data library // URL [http://www.csc.liv.ac.uk/frans/KDD/Software/LUCS KDD DN](http://www.csc.liv.ac.uk/frans/KDD/Software/LUCS%20KDD%20DN).
- Ganter B., Kuznetsov S. O. Pattern structures and their projections //International Conference on Conceptual Structures. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2001. – C. 129-142.
- Kuznetsov S. O., Makhalova T. On interestingness measures of formal concepts // Information Sciences. – 2018. Vol. 442-443, p. 202-219.
- Luc D. T. Pareto optimality //Pareto optimality, game theory and equilibria. – 2008. – P. 481-515.
- Wille R. Restructuring lattice theory: an approach based on hierarchies of concepts // Rival I. (ed.): Ordered sets. Reidel, Dordrecht-Boston. 1982. P. 445–470.

НЕЙРОСЕТЕВАЯ БАЗА ЗНАНИЙ МОБИЛЬНОГО РОБОТА

*Долгова Елена Владимировна, Файзрахманов Рустам Абубакирович,
Курушин Данил Сергеевич*

Пермский национальный исследовательский политехнический университет
614000, Россия, г. Пермь, Комсомольский пр., д. 29, elena@dolgova.info

Представлена разработка решателя и базы знаний на основе активной семантической сети в системе управления мобильного робота.

Ключевые слова: робот, активная семантическая сеть, база знаний, решатель.

Рассмотрим задачу управления мобильным роботом, который перемещается по произвольной местности [1-6]. При решении этой задачи следует учитывать, что перевозимый роботом груз и мощность его вычислителя ограничены, а местоположение на местности задается двумя непрерывными переменными. Робот самостоятельно проводит ориентирование на местности по карте, распознавание объектов, корректировку карты, прокладку курса и отработку команд. Реализация этих задач предполагает гибридные (количественные и качественные) оценки ситуаций, распознавание изображений и принятие решений на основе онтологии. Пусть имеется некоторая активная семантическая сеть, состоящая из нейроподобных элементов (нейронов), возбуждение которых зависит от времени. Модель сети предполагает:

- 1) Возбуждение-торможение нейронов в сети в соответствии с принципами ее функционирования.
- 2) Обучение, то есть изменение весовых коэффициентов связей.
- 3) Дополнение, или «рост», сети, то есть установку новых связей между нейронами.
- 4) Блок проверки логических условий, вид этих условий определяется отдельно для каждой конкретной задачи моделирования.

Для работы автономного мобильного робота необходим механизм, который принимает структурированную и ранжированную информацию с датчиков.

База знаний и решатель позволяют осуществлять выводы, постоянно взаимодействуя с системами робота. В результате объекты внешней среды формализуются как вершины активной семантической сети типа “датчик”, пример групп датчиков представлен на рисунке 1.

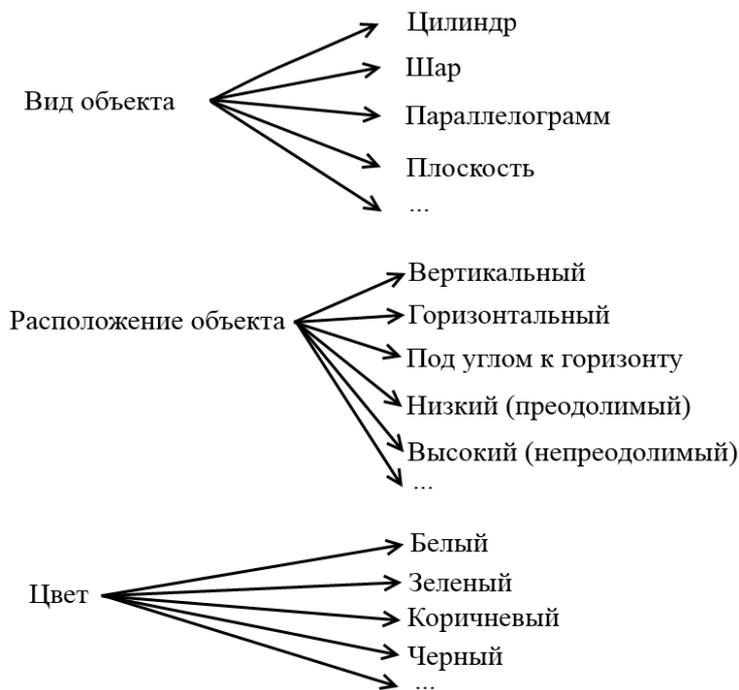


Рисунок 1. Примеры групп датчиков и их состава

На основе результатов анализа сигналов с датчиков компонент принятия решений анализирует сигналы с датчиков и относит наблюдаемый объект к одному из представленных в базе знаний классов. Таким образом, активную семантическую сеть можно разделить на слой вершин-датчиков и слой вершин-решений. Физические датчики робота всегда связаны только с вершинами-датчиками, активация каких-либо действий, наоборот, связаны с вершинами-решениями. И вершины-датчики, и вершины-решения представляются в виде нейронов, логические связи между ними – в виде связей сети с весовыми коэффициентами. Для хранения информации об определенной *i*-модели, являющейся вершиной сети, будем использовать запись в нижеописанном формате.

Вершина-датчик: **{Id: 1, IsSensor: true, Name: "Гладкая площадка}**

Вершина-решение:
{Id: 23, Name: "Упавшее дерево", Value: 1},

где Id – уникальный идентификатор вершины сети;

IsSensor – признак того, что вершина является датчиком;

Name – наименование вершины;

Value (необязательный параметр) – коэффициент проходимости, который принимает значение от 0 до 2, где 2 – максимально непроходимая территория.

Для хранения информации о связях между *i*-моделями будем использовать запись в следующем формате:

{ Out: 14, In: 39, Type: 1, Weight: 50 }

где

Out – ссылка на вершину-источник связи;

In – ссылка на вершину-приемник связи;

Type – тип связи (усиливающая или тормозящая), причем значению 1 соответствует усиливающая связь, значению -1 соответствует тормозящая связь;

Weight – величина проходимости связи. Было принято решение задавать проходимость в диапазоне от 0 до 100 условных единиц.

Фрагмент такой структуры данных, представленный в формате JSON имеет вид:

```
    {"Nodes":
      [{" Id: 1, IsSensor: true, Name:
        "Гладкая площадка" },
        { Id: 2, IsSensor: true, Name:
        "Неровная поверхность" },
        { Id: 3, IsSensor: true, Name:
        "Открытая местность" },
        { Id: 4, IsSensor: true, Name: "Лес" },
        { Id: 5, IsSensor: true, Name: "Цилиндр" },
        { Id: 6, IsSensor: true, Name: "Шар" },
        { Id: 7, IsSensor: true, Name: "Параллелограмм" },
        { Id: 8, IsSensor: true, Name: "Плоскость" },
        { Id: 9, IsSensor: true, Name: "Видимый холм" },
        { Id: 10, IsSensor: true, Name: "Порошок" },
        ...
        { Id: 35, Name: "Сугроб", Value: 2 },
        { Id: 36, Name: "Асфальт", Value: 0 },
        { Id: 37, Name: "Грязь", Value: 1 },
        { Id: 38, Name: "Бетонный блок", Value: 2 },
        { Id: 39, Name: "Бордюры", Value: 1 } ]},
      {"Links":
        [{" Out: 4, In: 23, Type: 1, Weight: 50 },
          { Out: 5, In: 23, Type: 1, Weight: 50 },
          { Out: 12, In: 23, Type: 1, Weight: 50 },
          { Out: 21, In: 23, Type: 1, Weight: 50 },
          ...
          { Out: 14, In: 39, Type: 1, Weight: 50 },
          { Out: 12, In: 39, Type: 1, Weight: 50 },
          { Out: 7, In: 39, Type: 1, Weight: 50 } ]}}
```

Зависимость выходного сигнала нейрона от всех входных воздействий (тормозящих и возбуждающих) имеет вид:

$$P^{t+1} = \left(K_H - mE_T^t \right) \ln \left(E_a^t + e^{\frac{P^t}{K_H}} - \Theta \right)$$

где

t – время;

E_T^t – тормозящие входные воздействия;

E_a^t – возбуждающие входные воздействия;

K_H – начальное значение выхода нейрона;

Θ – величина порога возбуждения;

m – масштабный коэффициент;

P^t – характеристика возбуждения.

На основе приведенной формулы выполняется пересчет состояния сети на каждом шаге дискретного времени, что позволяет непрерывно получать сигналы от других подсистем автономного мобильного робота, которые поступают в с вершин-датчиков. Схема взаимодействия базы знаний робота с прочими его конструктивными частями показана на рисунке 2. На рисунке 3 приведен скриншот системы, которая проверяет вышеописанную модель поведения автономного робота на эмулированном на компьютере полигоне.

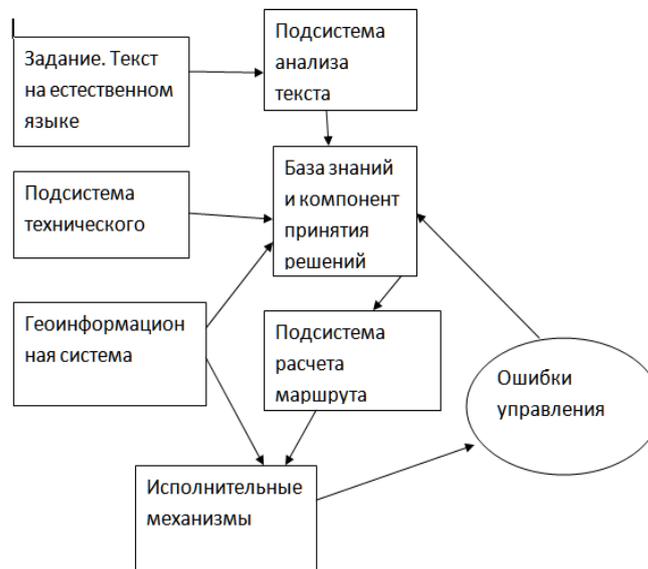


Рисунок. 2. Взаимодействие составных частей робота

Вывод. Приведенная математическая модель активной семантической сети, ее структура и алгоритм принятия решения являются основой для создания базы знаний и решателя автономного мобильного робота.

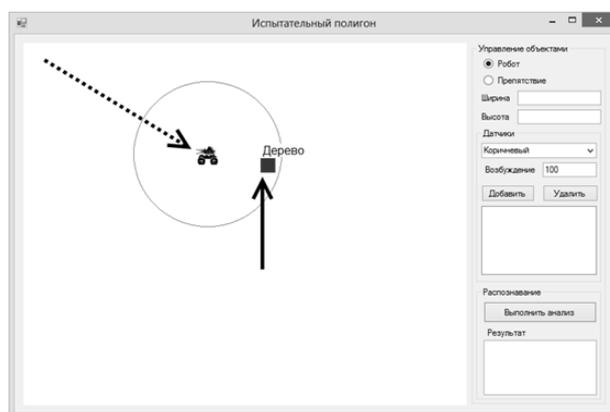


Рисунок. 3. Обезд роботом дерева на испытательном полигоне

Библиографический список

1. Artificial Intelligence: A Modern Approach / by Stuart Russell, Peter Norvig.— 2009, ISBN-13: 978-0136042594.
2. Моделирование огибания препятствий мобильным роботом/ Д.С. Курушин, Е.В. Долгова, Р.А. Файзрахманов //Информационно-измерительные и управляющие системы. 2014. Т. 12. № 9, с. 58-61.
3. Принципы организации работ с применением мобильного робота / Курушин, Е.В. Долгова, Р.А. Файзрахманов // Научное обозрение, 2014, №7, 219-221
4. Принципы построения онтологии мобильного робота/ Е.В. Долгова Д.С. Курушин //Научное обозрение, 2014, №7, 253-256
5. Распознавание как этап создания модели технической системы / Е. В. Долгова // Вестник ПГТУ. Электротехника, информационные технологии, системы управления. — 2009 .— № 3 .— С. 102-105.
6. Автоматы и разумное поведение. Опыт моделирования / под ред. Н. Амосова, А. Касаткина, Л. Касаткиной, С. Талаева. Киев: Наукова Думка, 2008. 261 с.

NEURAL NETWORK KNOWLEDGE BASE OF A MOBILE ROBOT

Dolgova Elena V., Fayzrakhmanov Rustam A., Kurushin Daniel S.

Perm National Research Polytechnic University

614000, Russia, Perm, Komsomolskij pr, d. 29, itas@pstu.ru

Development of a solver and the knowledge base on the basis of active semantic network in a controlling system of the mobile robot.

Key words: robot, active semantic network, knowlege base, solver.

**ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ СРЕДСТВА СОЗДАНИЯ
БАЗ ЗНАНИЙ, ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ
ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ**

Игошин Владимир Аркадьевич, Игошин Михаил Владимирович

ИП “Технологии Инженерии Знаний”

614002, Россия, г. Пермь, ул. Чернышевского, 5 - 45

igoshin-va@mail.ru, m.v.igoshin@gmail.com

В статье приводится обоснование потребности использования баз знаний, экспертных систем и интеллектуальных систем поддержки принятия решений и даётся краткое описание программного комплекса ПРОБАЗ для их создания и применения.

Ключевые слова: база знаний, инструментальные средства создания баз знаний, экспертная система, интеллектуальная система поддержки принятия решений.

Большая часть деятельности человека базируется на знаниях и связана с принятием решений. Исторически, одним из направлений моделирующим интеллектуальные способности человека является подход, связанный с созданием баз знаний и экспертных систем [3, 4]. В базе знаний (БЗ) хранится и накапливается информация о знаниях и профессиональном опыте специалистов высокой квалификации - экспертов в определённой предметной области. Экспертная система (ЭС) представляет собой интеллектуальный сервис, выполненный в форме отдельного приложения или программного компонента информационной системы, который обрабатывает запросы к базе знаний и выдаёт ответы с объяснением полученного результата в форме близкой к той, в какой это сделал бы сам специалист-эксперт, знания которого в неё заложены.

В настоящее время объективными причинами, вызывающими потребность создания баз знаний и связанных с ними интеллектуальных информационных систем, являются следующие: неуклонная тенденция утери знаний, вследствие потери квалифицированных специалистов – носителей этих знаний, дефицит квалифицированных специалистов и высокая стоимость их услуг, временной цейтнот на принятие правильных решений по оперативным данным. Как следствие всего этого – низкое качество принимаемых решений.

Программный комплекс ПРОБАЗ предоставляет простые и доступные инструментальные средства для создания баз знаний, экспертных систем и интеллектуальных систем поддержки принятия решений (ИСППР) построенных на использовании знаний.

В настоящее время в ПРОБАЗ входят следующие программные средства, работающие в операционной системе Windows:

- приложение *Конструктор базы знаний*
- приложение *Эксперт базы знаний*
- приложение *Интегратор базы знаний*
- компонент *Knowledge Base Query*.

С помощью приложения *Конструктор базы знаний* выполняется создание базы знаний специалистом-экспертом предметной области совместно с аналитиком - инженером знаний, который помогает выполнить систематизацию знаний и представить их в терминах и объектах базы знаний.

Знания в БЗ, созданной с помощью приложения *Конструктор базы знаний*, представляются в текстовом виде в форме логических утверждений (правил). В них формулируются условия на значения исходных фактов (параметров) для получения конкретных значений выводов (параметров) в некоторой предметной области. Имеется возможность прикрепления к утверждениям и другим объектам базы знаний дополнительной видео - или аудио - информации, изображений, а также включение ссылок на соответствующие ресурсы в интернете [1][2].

Приложение *Эксперт базы знаний* даёт возможность пользователю работать с базой знаний, изучать её и делать к ней запросы. В запросе для заданных значений фактов выдаётся соответствующее им значение запрашиваемого вывода вместе с объяснением полученного результата.

Приложение *Интегратор базы знаний* обеспечивает интеграцию базы знаний с базой данных информационной системы, совместно с которой её планируется использовать. При этом объекты базы знаний вместе со своими внутренними кодами выгружаются в промежуточную базу данных, где сопоставляются с кодами соответствующих объектов находящихся в справочниках базы данных информационной системы.

Компонент *Knowledge Base Query* предоставляет API-интерфейс на языках программирования VB, VBA, VB.NET, C# для выполнения запросов к базе знаний при создании прикладных экспертных систем и интеллектуальных систем поддержки принятия решений.

Возможными областями применения баз знаний, экспертных систем и ИСППР являются: диагностика, анализ и интерпретация данных, планирование, управление, проектирование и обучение. Использование программного комплекса ПРОБАЗ на предприятиях и в организациях, позволит фиксировать знания специалистов высокой квалификации, сохранить и наращивать свой интеллектуальный потенциал.

Библиографический список

1. Игошин В.А., Игошин М.В. Об одном подходе к построению структуры базы знаний экспертной системы. Сборник тезисов докладов Второй всероссийской научно-практической конференции «Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века.» 16-18.05.2017г. ПГНИУ, г.Пермь.

2. Игошин В.А., Игошин М.В. Конструктор базы знаний (КоБаЗ) // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016616641. Роспатент, заявка № 2016613710. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 16 июня 2016г.
3. Рыбина Г.В. Основы построения интеллектуальных систем. Финансы и статистика, 2010г.
4. Ф. Хейес-Рот, Д. Уотерман, Д. Ленат. Построение экспертных систем // Москва «Мир» 1987г.

ABOUT TOOLS FOR CREATION OF KNOWLEDGE BASES, EXPERT SYSTEMS AND INTELLIGENT SYSTEMS DECISION SUPPORT

Igoshin Vladimir A., Igoshin Mikhail V.

Individual Entrepreneur “Knowledge Engineering Technologies”
5 house, 45 quarter, Tchernyshevskogo st., Perm, 614002, Russia
igoshin-va@mail.ru, m.v.igoshin@gmail.com

The article provides basing for the use of knowledge bases, expert systems and intellectual systems support decision and provides short description of the software PROBAZ for their creation and use.

Keywords: knowledge base, knowledge base creation tools, expert system, intelligent decision support system.

Научное издание

**ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В РЕШЕНИИ
АКТУАЛЬНЫХ
СОЦИАЛЬНЫХ И ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРОБЛЕМ XXI ВЕКА**

Сборник статей по материалам
Третьей всероссийской научно-практической конференции,
проводимой в рамках Пермского естественнонаучного форума
«Математика и глобальные вызовы XXI века»
(г. Пермь, 14–18 мая 2018 г.)

Издается в авторской редакции
Компьютерная верстка *И. В. Скачкова*

Подписано в печать 26.04.2018. Формат 60×84/16
Усл. печ. л. 12,33. Тираж 100 экз. Заказ ___

Издательский центр
Пермского государственного
национального исследовательского университета.
614990, г. Пермь, ул. Букирева, 15

ООО Учебный центр «ИНФОРМАТИКА».
614990, г. Пермь, ул. Букирева, 15