

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

*ПОСВЯЩАЕТСЯ 100-ЛЕТИЮ
ПЕРМСКОГО УНИВЕРСИТЕТА*

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В РЕШЕНИИ АКТУАЛЬНЫХ СОЦИАЛЬНЫХ И ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРОБЛЕМ XXI ВЕКА

Сборник статей по материалам
Всероссийской научно-практической конференции
(г. Пермь, 18–19 мая 2016 г.)



Пермь 2016

УДК 004.8: 3
ББК 32.813 + 6/8
И 86

Искусственный интеллект в решении актуальных соци-
И 86 альных и экономических проблем XXI века: сб. ст. по материа-
лам Всерос. науч.-практ. конф. (г. Пермь, 17–19 мая 2016 г.) /
Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь, 2016. – 211 с.

ISBN 978-5-7944-2718-9

В сборнике представлены материалы Всероссийской научно-практической конференции «Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века», которая проводилась 17–19 мая 2016 г. в г. Пермь в рамках форума «Математика и глобальные вызовы XXI века», посвященного 100-летию Пермского университета.

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

УДК 004.8: 3
ББК 32.813 + 6/8

Редакционная коллегия:

Гладкий Сергей Леонидович, кандидат физико-математических наук
Гусев Андрей Леонидович, доктор технических наук
Думлер Андрей Артурович, кандидат медицинских наук
Кузнецов Андрей Геннадьевич, кандидат технических наук
Минаева Наталия Витальевна, доктор медицинских наук
Пенский Олег Геннадьевич, доктор технических наук
Русаков Сергей Владимирович, доктор физико-математических наук
Сичинава Зураби Иродиевич, кандидат технических наук

Ответственный редактор:

Ясницкий Леонид Нахимович, доктор технических 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 978-5-7944-2718-9

© ПГНИУ, 2016

ПРИВЕТСТВЕННОЕ ОБРАЩЕНИЕ К КОНФЕРЕНЦИИ

Уважаемый председатель, уважаемые коллеги!

Приветствуем Вас в связи со знаменательной датой – 100-летием Пермского государственного национального исследовательского университета!

Наш университет – младший брат Вашего, ему всего 72 года, и он не национальный и, к сожалению, не исследовательский, хотя тоже ПГУ.

Многие пензенские ученые успешно сотрудничают с вашими блестящими учеными в широком спектре мехмата. Ваш покорный слуга и мои ученики и коллеги делают это в рамках современного научного направления междисциплинарных исследований, развиваемых великим советским и российским ученым с мировым именем академиком Матвиенко Валерием Павловичем.

Много лет назад я имел честь под руководством нашего с ним друга и учителя Игоря Евгеньевича Трояновского открыть исследования в области динамики гетерогенных структур, как одного из разделов теоретической механики.

Значительная часть лучших результатов экстра-класса в области динамики гетероструктур получена с использованием фундаментальных положений механики, созданных академиком Матвиенко В.П.

В настоящее время в Пензенской губернии успешно работает отделение Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта, созданное при стимулирующем внимании и участии энциклопедически образованных профессоров Леонида Нихимовича Ясницкого и Олега Геннадьевича Пенского.

Вашему вниманию представляются доклады гимназистов, студентов, аспирантов, докторантов и остепененных членов отделения Научного совета, работающих в русле междисциплинарных исследований академика В.П. Матвиенко под моим научным руководством. Это все приложения динамики гетероструктур в решении актуальных проблем с использованием гибридного интеллекта.

Наиболее весомые научно-практические результаты, полученные отделением я бы сформулировал так.

1. Выдвинута и теоретически подтверждена гипотеза о стимуляции землетрясений, наводнений и пр. катаклизмов с внешними силами, в частности бомбардировками тел и полей из космоса.

2. Установлены зоны бомбардировок нежелательные для строительства потенциально опасных для экологии объектов типа атомных станций, химических производств, арсеналов вооружений и т.п., а также для размещения социотехносферы.

3. Доказаны трансформация биовида homo sapiens в homo intellectus и определяющее влияние на этого процесса на рост сердечно-сосудистых заболеваний.

4. Обоснован фундаментальный предиктор сердечно-сосудистых заболеваний в форме динамической вязкости крови, определяемой неинвазивным методом как отношение пульсового давления к частоте сердечных сокращений.

5. Открыт комплекс предикторов сердечно-сосудистых заболеваний для диагностики и самоконтроля кровообращения.

6. Определен основной механизм разрушения многослойных дискретно-непрерывных гетероструктур дорог – переупаковка гетероструктур при динамических нагрузках движущегося транспорта.

7. Уточнена теория Эйлера в части определения сил трения скольжения, уравновешивающих приложенные силы в условиях динамических взаимодействий с вариацией коэффициентов трения и углов трения.

Председатель Пензенского отделения научного Совета РАН по искусственному интеллекту, академик Международной Академии информатизации, профессор теоретической механики, доктор технических наук, почетный инженер МГТУ им. Н.Э.Баумана, будущий нобелевский лауреат
В.В. Смогунов.

УДК 616.89+004.891.2

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ПЕРМИ И ПЕРМСКОМ УНИВЕРСИТЕТЕ: ИСТОРИЯ, УСПЕХИ, ПРОБЛЕМЫ, ПЕРСПЕКТИВЫ (ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД)¹

Ясницкий Л.Н.

Пермский государственный национальный исследовательский университет,
614600, г. Пермь, ул. Букирева, 15, yasn@psu.ru

Прослежена история возникновения и развития интереса к искусственному интеллекту среди пермских ученых. Дано краткое описание наиболее интересных проектов, связанных с приложениями методов искусственного интеллекта в промышленности, экономике, криминалистике, медицине, политологии, педагогике и др. Обращается внимание на ряд научных и практических результатов пермских ученых: выявление и обоснование свойства интуиции нейронных сетей, разработка методик обнаружения выбросов статистической информации и отделения ложных корреляционных зависимостей, выявление с помощью нейросетевого моделирования новых научных знаний в области медицины, психологии, промышленности, экономики, подтвердившиеся впоследствии прогнозы политических и спортивных событий, достижения в области методики преподавания искусственного интеллекта. Отмечены проблемы, концентрация внимания на решении которых может привести к дальнейшим научным прорывам в области теории и практики искусственного интеллекта.

¹ Публикация подготовлена при финансовой поддержке РФФИ: грант № 16-01-00164.
© Ясницкий Л.Н., 2016

Ключевые слова: Искусственный интеллект, нейронные сети, data mining, математическое моделирование, прогнозирование, научный прорыв.

Своим появлением в Перми Искусственный Интеллект обязан организатору и научному руководителю первого в Перми вычислительного центра Пермского государственного университета (ПГУ, позднее переименованный в Пермский государственный национальный исследовательский университет – ПГНИУ), основателю кафедры прикладной математики Юрию Владимировичу Девингталю (1924 – 1997). В вычислительном центре им была сформирована исследовательская группа, занимавшаяся распознаванием образов. Его работы положили начало пермских исследований в области искусственного интеллекта. На протяжении длительного времени, читая блестящие лекции по искусственному интеллекту, Юрий Владимирович зародил интерес к искусственному интеллекту не у одного поколения студентов университета.



Рисунок 1. Дипломы, грамоты, медали – результат деятельности Пермского отделения Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта

С 1998 года дисциплину «Искусственный интеллект» в Пермском государственном университете начинает вести Л.Н.Ясницкий. В 2001 году им публикуется книга «Введение в искусственный интеллект», посвященная памяти Ю.В.Девингталя. Книга является учебно-методическим пособием и охватывает широкий круг вопросов – от проблем творчества, сочинения стихов и музыкальных произведений до решения краевых задач математической физики. В ней находят отражение научные интересы автора, обратившего внимание на низкое качество прочностных расчетов, выполняемых численными методами (в частности – с помощью ANSYS), и предлагающего в качестве альтернативы сочетание аналитических методов решения краевых задач с методами искусственного интеллекта. Еще раньше, начиная с середины 1970-х гг., его идеи под названием «метод фиктивных канонических областей» (ФКО) были успешно применены в расчетах ряда инженерных конструкций ответственного назначения и защищены в виде кандидатских и докторских диссертаций (Л.Н.Ясницкий, В.А.Елтышев, А.Ю.Большаков, А.А.Осипанов, И.П.Клименко и др.). В 2006 году на тему дальнейшего развития и применения метода ФКО защищает кандидатскую диссертацию С.Л.Гладкий. Разработанный им пакет прикладных программ REGIONS является уникальным, не имеющим аналогов наукоемким программным продуктом, позволяющим выполнять

прочностные расчеты и проектирование инженерных конструкций с надежно оцениваемой точностью.

Новое перспективное научное направление развития и применения методов искусственного интеллекта в Перми связано с нейросетевыми технологиями. В 2001 году начинается проект создания нейросетевой системы диагностики авиационных двигателей. Работа выполняется преподавателями и студентами Пермского университета в сотрудничестве с АО «Авиадвигатель». Система проходит тестовые испытания, однако внедрить ее в производство не удастся. В качестве одной из причин, препятствовавших промышленному внедрению системы, называются необъяснимые логическим путем случаи правильной постановки диагнозов неисправностей авиационных двигателей. В дальнейшем это свойство стали называть «интуицией», или «шестым чувством нейронных сетей», и использовать во множестве других проектов Пермской научной школы.

В 2003 г. появляется идея создания нейросетевого детектора лжи. Работы выполняются в сотрудничестве с главным полиграфологом Пермского края полковником МВД А.М.Петровым. Благодаря его активному участию и огромной экспериментальной и теоретической работе погрешность заключений штатного полиграфного аппарата удалось снизить более чем в три раза. Впоследствии разработки пермяков были использованы известной московской фирмой «Поликониус-центр» в практике полиграфного тестирования в т.ч. – на предмет выявления случаев коррупции.

В этом же 2003 году совместно с врачом-консультантом Пермского кардиологического центра Ю.К.Филоненко начинаются попытки применения нейросетевых технологий в медицине. Доцентом Пермской государственной медицинской академии А.А.Думлером разрабатываются анкеты и собирается статистическая информация по диагностике заболеваний сердечно-сосудистой системы. Финансирование и руководство проектом берет на себя известная пермская IT-фирма «Информационно-вычислительные системы» (ГК ИВС).

Постепенно клеймо «буржуазной лженауки» с искусственного интеллекта снимается не только на официальном уровне, а нейросетевое моделирование перестают называть «тупиковым научным направлением». Искусственный интеллект включают в государственные образовательные стандарты вузов. В 2005 году в Пермском государственном гуманитарно-педагогическом университете создается кафедра прикладной информатики, на базе которой открывается Пермское отделение Научного Совета по методологии искусственного интеллекта Российской академии наук. Информация об этом событии размещена на сайте РАН: <http://scm.aintell.info>.

В план работ Пермского отделения вошли темы, уже ставшие традиционными. Это разработка систем искусственного интеллекта для решения задач диагностики сложных технических устройств, систем медицинской диагностики человека, систем распознавания признаков стресса у человека (разработка детектора лжи), систем прогнозирования фондовых рынков с учетом множества параметров, систем прогнозирования расхода электрической и тепловой энергии предприятиями бюджетной сферы, моделирование творческого процесса математика-профессионала, выполняющего решение краевых задач.

Уже с первых дней существования нового научного подразделения пермяки удивили научное сообщество обилием, разнообразием и качеством докладов на ежегодных Всерос-

сийских конференциях «Искусственный интеллект: философия, методология, инновации», «Нейрокомпьютеры и их применение» и др. Множество дипломов, грамот, медалей и наград выставлены на сайте «Пермского отделения Научного совета РАН» www.permai.ru.

Со временем проект создания Пермской научной школы искусственного интеллекта стал по-настоящему междисциплинарным. Искусственный интеллект преподается практически во всех вузах Перми. Каждый год выполняются десятки курсовых, дипломных, магистерских работ на тему применения методов искусственного интеллекта. Освоив теоретические основы и получив навыки нейросетевого моделирования студенты сами придумывают темы проектов согласно своим увлечениям, жизненным целям и устремлениям. Так, в 2006 году студент педагогического университета Дмитрий Латыпов, обучив нейронную сеть на зарубежном опыте, спрогнозировал подтвердившуюся впоследствии победу Д.Медведева на президентских выборах 2008 года, опубликовав этот результат за полтора года до этого события, когда результат голосований был ясен далеко не всем политтехнологам. В 2008 году, когда президент Д.Медведев, победив на выборах, был на вершине своей популярности, студенты госуниверситета опубликовали прогноз, согласно которому его рейтинг в дальнейшем должен был упасть, тогда как В.Жириновскому нейронная сеть прогнозировала рост популярности, что и наблюдалось в последующие годы. Магистрант госуниверситета Марина Караева создала и внедрила в практику приемной комиссии программу, прогнозирующую вероятность поступления абитуриента на механико-математический факультет госуниверситета. Студенты Высшей школы экономики впервые в России (2007 год) научили нейронные сети выполнять оценку городской недвижимости, оценку подержанных автомобилей, разработали и внедрили в практику работы аналитических отделов некоторых пермских банков нейросетевые системы оценки платежеспособности клиентов. Аспирант педагогического университета Алексей Чернопятков разработал и внедрил систему видеонаблюдений в магазине «Гостинный двор», а затем – на Лысьвенском машиностроительном заводе. Магистрант госуниверситета Илья Павлов за год до Зимней Олимпиады в Сочи опубликовал подтвердившийся впоследствии прогноз ее результатов. Студентка госуниверситета Ольга Внукова, используя метод нейросетевого моделирования разработала рекомендации по улучшению спортивных результатов олимпийского чемпиона фигуриста Евгения Плющенко, с которыми публично согласился его тренер А.Н.Мишин. И т.д., и т.п.

Основным инструментом научных исследований Пермского отделения Научного Совета РАН являются нейросетевые технологии. Своим быстрым освоением и широким использованием в Перми эти технологии во многом обязаны программному инструментарию, созданному и постоянно совершенствуемому Ф.М.Черепановым. С помощью этого инструмента многими пермскими учеными и студентами пермских вузов выполнены десятки проектов в самых различных областях. Результаты некоторых получили внедрение. Однако большинство из них являются инициативными, доведены до демонстрационных прототипов и ждут своих потребителей и дальнейшего совершенствования.

В 2013 году закончился финансируемый Правительством Пермского края и Группой компаний ИВС проект создания медицинской диагностической системы Обученная на 800 примерах реальных кардиологических больных, нейронная сеть с достаточно высокой точностью ставит диагнозы наиболее распространенных заболеваний сердечно-сосудистой си-

стемы. Применение компьютерной диагностической системы, на сегодняшний день наиболее актуально в отдаленных селах, где отсутствуют высококвалифицированные специалисты и медицинской оборудование. Кроме того, по мнению авторитетных врачей-кардиологов, выявленные в результате исследования нейросетевой системы новые медицинские знания, имеют как научное, так и практическое значение. Результаты, полученные путем исследования интеллектуальной системы – новые медицинские знания, позволяют вносить коррективы в существующую практику лечения заболеваний сердечно-сосудистой системы. Работы получили признание медицинской общественности и публикуются в авторитетных зарубежных медицинских журналах, в т.ч. – в зарубежных, входящих в SCOPUS. К этому следует добавить, что в мире сейчас существуют сотни нейросетевых систем медицинской диагностики, однако только наша система помимо диагностики умеет выполнять долгосрочное прогнозирование развития заболеваний на 5, 10 и 15 лет, а также подбирать оптимальный образ жизни и лечения больных, желающих улучшить свои прогнозные показатели здоровья. Дальнейшее развитие системы осуществляется при поддержке гранта РФФИ.

В 2014 году защищает кандидатскую диссертацию З.И.Сичинава с проектом создания нейросетевого детектора лжи. В этом же году докторскую диссертацию защищает А.Л.Гусев. Его тема – дальнейшее совершенствование методов нейросетевого моделирования и математической статистики и их применение для оптимизации деятельности Роспотребнадзора.

Расширяются творческие связи с научными школами, возглавляемыми профессорами Л.И.Дубровским, А.И.Галушкиным, А.И.Чечкиным, Л.С.Куравским (Москва), В.В.Смогуновым, В.И.Горбаченко (Пенза), С.А.Филистом (Курск), В.В.Борисовым (Смоленск), Д.А.Тарховым (Санкт-Петербург), С.Г.Джурой (Донецк) и др.

Мы уже давно привыкли к тому, что интеллектуальные компьютерные программы выявляют и используют новые, неизвестные ранее научные знания, проявляют такие человеческие качества, как «интуиция» и «шестое чувство». На эту тему нами опубликованы десятки научных статей, в том числе – в авторитетных рецензируемых журналах различной прикладной направленности, выпущены десятки монографий и учебных пособий.

Но, есть одна нерешенная проблема, которая, по-нашему мнению, может послужить поводом для серьезного научного прорыва, причем, как в философско-мировоззренческом аспекте, так и в области практических приложений. Речь идет о применении методов искусственного интеллекта в области наук о человеке, в частности – в психологии. Дело в том, что до сих пор плохо обстоит дело публикацией наших статей в журналах психологического профиля. Получены отрицательные рецензии из журнала «Вопросы психологии» и «Психологического журнала».

Остановимся на этом более подробно.

Как известно, в 1957 году нобелевским лауреатом Гербертом Саймоном были опубликованы знаменитые прогнозы будущих успехов искусственного интеллекта. Приведем некоторые из них:

- 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 теорий в области психологии примет вид программ для вычислительной машины.

С тех пор прошло более полувека, и мы можем констатировать, что два первых предсказания, хотя и с большим опозданием, но сбылись: Компьютерная программа «Deer Blue» однажды выиграла матч у чемпиона мира по шахматам, а программа «Логик-теоретик» сформулировала две новые теоремы алгебры логики. Однако о третьем предсказании Саймона мы ничего подобного пока сказать не можем.

Почему?

Попробуем ответить на этот вопрос, опираясь на небольшой собственный опыт.

Психологи всего мира, решая задачи психодиагностики, выдвигают различные гипотезы, называют в качестве наиболее важных те, или иные факторы, влияющие на способности и предрасположенности человека, публикуют большое количество статей, аргументируя и отстаивая свои, часто не совпадающие между собой точки зрения. Они вводят новые понятия и термины, например, «сила воли», «сила духа», разрабатывают специальные методики для количественного измерения этих понятий. Они как будто не знают, что, современные методы искусственного интеллекта позволяют строить нейросетевые модели с учетом всех без исключения факторов, называемых (и не называемых) психологами, и, исследуя эти модели, выявлять наиболее важные из них, разрешая споры и сомнения психологов.

Однако, таких публикаций практически нет.

По-нашему мнению, отсутствие публикаций, посвященных полноценному применению методов искусственного интеллекта в психологии, можно объяснить тем, что отдельные предпринимаемые попытки создания нейросетевых психологических моделей оказались неудачными, т.е. нейронные сети обладали неприемлемо большими погрешностями тестирования.

Причин тут может быть несколько. Приведем некоторые из них.

1. В качестве входных параметров многие профессиональные психологи обычно пытаются использовать введенные ими психологические понятия («сила воли», «сила духа», «сила характера» и др.) измерить которые путем анкетирования людей, особенно тех, которые жили в прошлые века, обычно представляет большую проблему. Отсюда и отсутствие репрезентативности имеющихся статистических выборок.
2. Профессиональные психологи, как правило, пренебрегают общедоступными сведениями о факторах, если эти факторы не признаны официальной наукой.
3. И, наконец, умение скачивать из сети Интернет бесплатные нейропакеты и нажимать в них кнопки, еще не означает профессиональное владение нейросетевыми технологиями. Проблема в том, что нейроинформатика имеет слаборазвитую математическую базу. Если, например, традиционному методу математического моделирования, основанному на решении краевых задач математической физики, посвящены тысячи статей и монографий с десятками основополагающих теорем, которыми можно руководствоваться как при разработке математических моделей, так и при оценке их точности, то успех применения метода нейросетевого моделирования во многом зависит от опыта и интуиции исследователя. На сегодняшний день в мире существует несколько десятков научных школ, занимающихся развитием и

применением метода нейросетевого моделирования. Эти школы, как правило, применяют и рекламируют свои собственные нейропакеты, пользуются своим собственным набором приемов и только им известных Ноу-Хау, различаются между собой традициями, излюбленными парадигмами применяемых нейронных сетей, кругом решаемых задач. И то, что могут одни научные школы, не могут другие.

Пермская научная школа искусственного интеллекта уже сейчас имеет небольшой положительный опыт создания нейросетевых психодиагностических компьютерных программ. На сайте Пермского отделения Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта www.PermAi.ru в разделе «Проекты» в свободном доступе выложены программы, позволяющие:

- выявлять способность людей к руководящей деятельности;
- выявлять способность людей к научной деятельности;
- строить прогнозы успешности будущей карьеры студентов вуза;
- определять предрасположенность человека к анорексии;
- определять предрасположенность человека к суициду;
- определять предрасположенность человека к наркозависимости;
- определять предрасположенность человека к алкоголизму;
- определять склонность человека к насилию;
- определять предрасположенности и ставить диагнозы заболеваний сердечно-сосудистой системы;

В основе всех этих программ лежат нейронные сети, причем создание многих из них стало возможным только благодаря тому, что мы принципиально отказались от использования труднодоступных для количественной оценки профессиональных психологических понятий и терминов, а вместо этого в качестве входных параметров моделей включили помимо традиционных социологических, еще и легко доступные факторы, влияние которых пока не удастся объяснить в рамках официальной науки. Это, например, параметры, учитывающие положение Солнца, Урана, Нептуна, Сатурна и других планет в момент рождения человека.

Мы пока не можем дать объяснение выявленным в результате нейросетевого математического моделирования закономерностям, связывающим эти параметрами с предрасположенностями и способностями человека. Но мы уже можем утверждать, что аппарат нейросетевого моделирования позволяет этими закономерностями успешно пользоваться. Так, выложенные на сайте www.PermAi.ru программы могут быть использованы, например, молодыми людьми при выборе наиболее подходящей сферы деятельности. Они могут быть использованы студентами вузов для оптимизации траектории обучения. Кроме того, с помощью этих программ можно разрабатывать рекомендации по снижению предрасположенности людей к наркозависимости, алкоголизму, анорексии, суициду и другим порокам, и, наоборот, разрабатывать полезные рекомендации по улучшению состояния здоровья человека и развитию его природных способностей.

Теперь, несколько слов о других проблемах.

Как известно, методы искусственного интеллекта в настоящее время занимают лидирующие позиции в науке об извлечении знаний из данных (data mining). И здесь мы не можем не указать на одну из главных проблем этой науки – проблему отделения ложных кор-

реляционных зависимостей от истинных, имеющих причинно-следственную основу. К сожалению, в этом направлении в мире достигнуто не много успехов. Поэтому всякие попытки на пути решения указанной проблемы имеют наибольшую ценность.

Практически нерешенной является проблема надежного выявления выбросов статистической информации. Наш опыт показывает, что классические методы математической статистики очень часто оказываются бесполезными. В то же время, некоторые приемы использования специализированных нейронных сетей для этих целей в ряде случаев приносят положительные результаты.

Своим главным достижением мы считаем прогресс в области разработки методики преподавания искусственного интеллекта. Если до 2000 года из всех пермских вузов искусственный интеллект преподавался только в одном – на механико-математическом факультете Пермского государственного университета, то теперь методы построения интеллектуальных информационных систем изучаются практически во всех пермских вузах. Разработан лабораторный практикум <http://lba1.ru>, выпущены учебные пособия, которыми пользуются студенты и преподаватели во многих городах России. Книга Л.Н.Ясницкого «Введение в искусственный интеллект», первоначально выпущенная издательством Пермского госуниверситета в 2001 году, трижды переизданная московским издательством центром «Академия», имеет более 200 цитирований.

Значительных успехов в области развития и применения методов искусственного интеллекта добиваются наши Пермские коллеги – параллельные научные коллективы, работающие под руководством С.И.Чуприной, О.Г.Пенского (Пермский государственный национальный исследовательский университет), Р.А.Файзрахманова, О.И.Мухина, В.Ю.Столбова, Е.В.Долговой (Пермский национальный исследовательский политехнический университет), Е.Б.Замятиной, В.В.Морозенко (Высшая школа экономики), А.А.Думлера, Н.В.Минаевой (Пермский государственный медицинский университет им.акад. Е.А.Вагнера), А.Н.Полещука (Группа компаний ИВС), Н.В.Зайцевой, А.Л.Гусева (Федеральный научный центр медико-профилактических технологий управления рисками здоровью населения).

Благодаря методическим разработкам Пермской научной школы студенты перестали называть «Искусственный интеллект» трудным предметом. За дисциплиной закрепилась характеристика «любимого» и «очень нужного» для будущей жизни предмета.

Некогда «гадкий утенок», еще недавно презираемый за свою бесполезность, а еще раньше – за «буржуазную сущность», на наших глазах превратился в «прекрасного лебедя»!

Искусственный интеллект стал по-настоящему востребован в Перми, впрочем, как и во всем мире.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PERM AND IN THE PERM UNIVERSITY: THE HISTORY, ACHIEVEMENTS, PROBLEMS, PROSPECTS (PLENARY PAPER)

Yasnitsky Leonid N.

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

Traces the history of the emergence and development of interest in artificial intelligence among the Perm scientists. Provided a brief description of the most interesting projects related to the application of artificial intelligence methods in industry, Economics, criminology, medicine, political science, pedagogy, etc. There is emphasis on a number of scientific and practical results of the Perm scientists: the discovery of new properties intuition of neural networks, the development of techniques for outlier detection and identify false correlations, extraction using neural network modeling of new scientific knowledge in the field of medicine, psychology, industry, economy, forecasts of political and sporting events, which were subsequently confirmed. Noted the progress made in the development of learning methods of artificial intelligence. There are noted problems, the solution of which should concentrate in order to obtain new advances in the theory and practice of artificial intelligence.

Keywords: Artificial intelligence, neural networks, data mining, mathematical modeling, forecasting, scientific breakthrough.

УДК 616-056.3-079.4.

**ОПЫТ СОЗДАНИЯ И ПРАКТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ПРИМЕНЕНИЯ
НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ
В АЛЛЕРГОЛОГИИ
(ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД)**

Минаева Н.В.

Пермский государственный медицинский университет,
614990, Россия, г. Пермь, ул. Петropавловская, 26, docnvm@mail.ru

В статье дается характеристика возможности практического применения технологии нейросетей в одной из областей медицины – аллергологии. Показано, что наиболее часто применяют этот метод в области диагностики заболеваний. На примере аллергического ринита обсуждаются возможности скринингового анализа данных пациентов по типу «диагностика аллергического ринита без аллерголога».

Ключевые слова: нейросетевые технологии, аллергический ринит, диагностика

Бурное развитие компьютерных технологий в последние десятилетия коснулось не только технических областей знаний, но и медицины.

Попытки создания систем анализа медицинских данных были отмечены в таких областях медицины, как кардиология, наркология, геронтология, гигиена и других [1 - 5]. Сложившись даже некие традиции применения нейросетей – анализ данных в области диагностики заболеваний. И это не случайно. Именно для медицины характерна нечеткость и неполнота фактических данных в процессе диагностического поиска. А желание знать с максимальной возможной точностью фактический вклад каждого признака в развитие болезни не всегда может быть удовлетворено с помощью традиционных статистических методов.

Еще одна сторона, чрезвычайно актуальная для медицины – реальный дефицит времени на сбор данных о пациенте и принятие решения о диагнозе. Сегодня врачу амбулаторного приема отведено не более 15 минут на работу с пациентом. Поэтому с одной стороны необходим сбор данных о большом числе признаков болезни, с другой – полезен отбор наиболее значимых параметров. Предварительный анализ особенностей отдельных видов патологии и построение нейросетевых математических моделей позволяет проводить предварительные виртуальные исследования и отбирать наиболее информативные признаки.

Одним из примеров такой работы стал опыт создания нейросетевой системы диагностики аллергического и инфекционного ринита [6]. Первоначально сеть, была построена на базе программы «Нейросимулятор 5,0» [7] и насчитывала 113 входных параметров. Последующая ее оптимизация позволила сократить число признаков до 14, при этом погрешность постановки диагноза для аллергического ринита составила 2%, но для инфекционного достигала 40%. Несмотря на существенный уровень погрешности для одного из двух диагнозов, для медицинской практики чрезвычайно важно заподозрить именно аллергический ринит. В этом случае будет необходимо принципиально изменить тактику лечения.

Важным для практического применения в медицине и в частности в аллергологии является создание компьютерной диагностической системы, снабженной пригодным для реальной клинической практики пользовательским интерфейсом. Тогда можно реализовать данную программу по принципу «предварительная диагностика без аллерголога». Это актуально для педиатров, терапевтов, врачей общей практики и дает возможность отбора пациентов, нуждающихся в специализированном аллергологическом обследовании, еще на уровне первичной медико-санитарной помощи.

Возможно применение подобных скрининговых программ в условиях центров здоровья. Тогда, например, при наличии жалоб пациента на затяжное течение ринита или сезонные симптомы, ему может быть предложено ответить на несколько дополнительных вопросов для выявления необходимости дальнейшей диагностики по поводу аллергического варианта заболевания.

Это лишь несколько прикладных аспектов применения диагностических систем с использованием нейронных сетей. Однако они могут дать существенное преимущество в области медицины в выявлении пациентов, нуждающихся в специализированном обследовании. А значит, у них есть будущее.

Библиографический список

1. 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.
2. Yasnitsky L.N., Dumler A.A., Bogdanov K.V., Poleschuk A.N., Cherepanov F.M., Makurina T.V., Chugaynov S.V. Diagnosis and Prognosis of Cardiovascular Diseases on the Basis of Neural Networks // Biomedical Engineering. 2013. Vol. 47. No 3. Pp. 160-163.
3. 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.

4. *Филатова О.Е., Хадарцев А.А., Коцеев В.П., Ватамова С.Н., Соколова А.А.* Использование нейроэмуляторов в задачах системного синтеза диагностических признаков в геронтологии // Вестник новых медицинских технологий. 2014. Т. 21, №3. С. 13-17.
5. *Ясницкий Л.Н., Зайцева Н.В., Гусев А.Л., Шур П.З.* Нейросетевая модель региона для выбора управляющих воздействий в области обеспечения гигиенической безопасности // Информатика и системы управления. 2011. №3. С.51-59
6. *Минаева Н.В., Кумпан Н.А., Ясницкий Л.Н., Ширяева Д.М.* Нейросетевая система диагностики аллергического и инфекционного ринита у детей // Пермский медицинский журнал. 2015. Т. 32. № 4. С. 63-67.
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.

PRACTICAL ASPECTS OF APPLICATION OF NEURAL NETWORK FOR DIFFERENTIAL DIAGNOSIS IN ALLERGOLOGY (PLENARY PAPER)

Minaeva Natalia. V.

Perm state medical University, 614990, Russia, Perm, Petropavlovskaya str., 26, docnvm@mail.ru
In the article, the practical application of neural network technology in one area of medicine – Allergology. It is shown that most commonly used this method in the diagnosis of diseases. For example, allergic rhinitis discuss the possibility of screening analysis of patient data according to the "diagnosis of allergic rhinitis without an allergist".

Keywords: neural network technology, allergic rhinitis, diagnosis

УДК 004.89

МИКРОВОЛНОВАЯ РАДИОТЕРМОМЕТРИЯ: ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ И АЛГОРИТМЫ КЛАССИФИКАЦИИ² (ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД)

Лосев А.Г.

Волгоградский государственный университет,
400062, Россия, г. Волгоград, пр. Университетский, 100, allosev59@gmail.com

Работа посвящена изучению возможностей микроволновой радиотермометрии, биофизического метода неинвазивного обследования органов человека, заключающегося в измерении и анализе внутренних и поверхностных температур тканей по интенсивности их теплового излучения в микроволновом и инфракрасном диапазонах. Описаны оригинальные методы интеллектуального анализа термометрических данных, а также создания на их основе соответствующих алгоритмов классификации и консультативной интеллектуальной системы диа-

² Публикация подготовлена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 15-47-02475-р_поволжье_а).
© Лосев А.Г., 2016

гностики заболеваний молочных желез. В том числе, на базе количественного описания медицинских знаний о поведении температурных полей молочных желез, предложены алгоритмы нахождения высокоинформативных диагностических признаков. Также представлены результаты действия различных алгоритмов классификации, основанных на применении найденных высокоинформативных признаков.

Ключевые слова: интеллектуальный анализ данных микроволновой радиотермометрии, диагностика заболеваний молочных желез

Разработка диагностических технологий, основанных на интеграции современных физических методов, информационных технологий, медицинских знаний и математических методов искусственного интеллекта, является в настоящее время крайне актуальной задачей. Это связано с необходимостью создания нового поколения медицинской аппаратуры, а также методик функциональной диагностики, основанных на динамическом картировании физических полей и излучений организма человека. Однако, создание нового медицинского оборудования, решая одни проблемы, порождает другие. В настоящее время трудности диагностики зачастую возникают не из-за дефицита информации, а из-за отсутствия объективных методов ее обработки. Решение указанных проблем обеспечивает создание систем интерпретации и анализа медицинских данных. Наибольший интерес вызывает разработка консультативных интеллектуальных систем, содержащих механизм объяснения и обоснования предлагаемых решений.

Сложность создания консультационных интеллектуальных систем заключается в адекватном представлении знаний предметной области: описательная модель – формальная модель – база знаний и механизм логического вывода. Наиболее важным и, одновременно, самым трудоемким разделом при создании подобных систем является этап концептуализации, предполагающий содержательный анализ предметной области. Приведем в качестве примера проблемы, возникающие при диагностике молочных желез на основании данных микроволновой радиотермометрии.

Опишем подробнее существующую методику диагностики рака молочной железы по данным микроволновой радиотермометрии. Комплекс РТМ-01-РЭС позволяет оценивать функциональное состояние тканей путем измерения внутренней температуры (РТМ) на глубине до 5 см. и температуры кожи (ИК). Обследование пациентки проводится в горизонтальном положении, обнаженной по пояс, руки под головой. Обследование начиналось с измерения температур в опорных точках Т1 и Т2, расположенных, первая - в центре грудной клетки сразу под и между молочными железами, вторая - непосредственно под мечевидным отростком. Далее измерения проводятся в 10 точках на каждой железе, и в аксиллярной области (схема представлена на Рис. 1.).

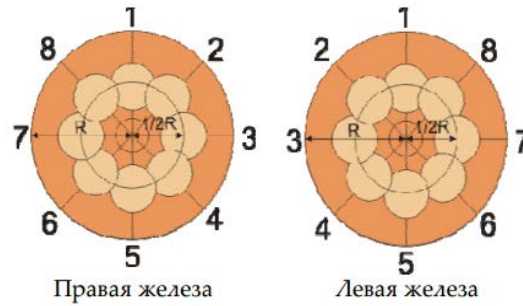


Рис. 1. Схема обследования молочной железы

В ходе исследований и анализе данных специалистами были выявлены некоторые качественные признаки рака молочной железы: повышенная величина термоасимметрии между одноименными точками молочных желез; повышенный разброс температур между отдельными точками в пораженной молочной железе; повышенная дисперсия разности температур между железами; разница температур сосков; повышенная температура соска в пораженной молочной железе по сравнению со средней температурой молочной железы с учетом возрастных изменений температуры; соотношение кожной и глубинной температур; повышенное значение осцилляции температур в областях и другие.

При создании экспертных диагностических систем существенное значение имеют выявление и анализ числовых функций, описывающих качественные признаки (см., например, [1]). Очевидно, что таких функций существует достаточно много. Приведем некоторые примеры.

Например, в качестве функции, которая описывает повышенную величину термоасимметрии между одноименными точками молочных желез можно использовать, $|t_{\text{пр. } i} - t_{\text{л. } i}|$, где $t_{\text{пр. } i}$ и $t_{\text{л. } i}$ – температуры в i -ых точках правой и левой молочных желез соответственно. В качестве функции, которая описывает повышенную дисперсию разности температур между железами можно использовать, например,

$$\sum_0^8 (\Delta t_i - \overline{\Delta t_{\text{мж}}})^2,$$

где $\Delta t_i = t_{\text{пр. } i} - t_{\text{л. } i}$, $\overline{\Delta t_{\text{мж}}} = \sum_0^8 \frac{\Delta t_i}{9}$. Аналогично строятся другие функции, описывающие качественные медицинские признаки.

В рамках данной работы исследовалось около 600 функций, которые характеризовали степень симметрии температурных полей, наличие (отсутствие) зон аномальной высокой (низкой) температуры и другие качественные диагностические признаки.

Введем следующие обозначения: $t_{i,j}^j = 0, \dots, 9$ – температура i -ой точки j -ой молочной железы, $t_{10}^j = T_1, t_{11}^j = T_2$ – температуры опорных точек j -ой молочной железы. Тогда обучающую выборку можно представить в виде матрицы

$$\begin{pmatrix} t_0^1 & \dots & t_{11}^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_0^k & \dots & t_{11}^k \\ t_0^{k+1} & \dots & t_{11}^{k+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_0^n & \dots & t_{11}^n \end{pmatrix},$$

где t_i^j при $j = 1, \dots, k$ – температуры молочных желез здоровых пациенток, t_i^j при $j = k + 1, \dots, n$ – температуры молочных желез больных пациенток.

Пусть f^q – q -я исследуемая функция, определенная на множестве векторов $\Omega_q = \{(t_0^j, \dots, t_{11}^j)\}$, где $j = 1, \dots, n$. Обозначим $f_j^q = f^q(t_0^j, \dots, t_{11}^j)$. Характеристическим признаком, соответствующим функции f^q , будем считать пару (f^q, X) , где X является подобластью множества Ω_q , причем $f_j^q \in \Omega_q \setminus X$ для некоторых $j = k + 1, \dots, n$ и $f_j^q \in X$ для всех $j = 1, \dots, k$.

Таким образом, поиск характеристических признаков заключался в нахождении подобластей, на которых множество значений функций f^q , соответствующие множеству векторов $(t_0^j, \dots, t_{11}^j)$ при $j = 1, \dots, k$, будет пустым. Из этих подобластей выбирается подобласть, содержащая множество значений функций f^q , которому соответствует наибольшее количество векторов $(t_0^j, \dots, t_{11}^j)$ при $j = k + 1, \dots, n$.

Например, у 15% больных разность глубинной и кожной температур соска меньше 0.70C. Аналогично, у 10% больных разность глубинной температуры соска и средней температуры в первой и второй точках меньше -1.05C. При исследовании было обнаружено несколько десятков достаточно значимых характеристических признаков.

Однако множество больных пациенток, у которых выполнен хотя бы один из характеристических признаков, оказалось, как и ожидалось, недостаточно широкими, и составило менее 60%. Поэтому на следующем этапе происходило выявление, так называемых высокоинформативных признаков.

Высокоинформативный признак – это четверка (f^q, I, V, X) , где f^q – функция, I – функция для вычисления информативности, в соответствии с которой выполняется поиск, V – значение информативности, или вес признака, X – интервал, который обеспечивает выполнение условия: $V = \max_X I(S, f^q, X)$. В качестве I , в частности, использовались статистическая

информативность $ST(S, f^q, X) = -\ln\left(\frac{C_{k+(n-k)}^h C_{h+s}^s}{C_{k+(n-k)}^h C_{h+s}^s}\right)$, где $h = \left|\left\{t^j \in S: f_j^q \in X, j = 1, \dots, k\right\}\right|$ и

$s = \left|\left\{t^j \in S: f_j^q \in X, j = k + 1, \dots, n\right\}\right|$; эвристическая информативность

$HR(S, f^q, X) = \frac{\max\left\{\frac{k}{h}, \frac{n-k}{s}\right\}}{\min\left\{\frac{k}{h}, \frac{n-k}{s}\right\}}$; а также их среднее геометрическое (комбинированная информативность).

Задача нахождения высокоинформативных признаков сводилась к нахождению подобластей области изменения функций, предоставляющих максимальное значение соответствующей информативности. Например, если разность глубинной температуры соска и средней

температуры в первой и второй точках меньше -0.75°C , то комбинированная информативность равна 12.5.

Сформированные наборы признаков применялись в различных алгоритмах классификации пациенток. При этом, в большинстве алгоритмов на первом этапе использовались характеристические признаки, на втором - алгоритмы классификации типа взвешенного голосования на базе высокоинформативных признаков. Один из лучших результатов был достигнут при использовании комбинированной информативности: в совокупности с характеристическими признаками точность диагностики составила 86%, при чувствительности - 90%, и специфичность - 74% соответственно. При этом подходе обеспечиваются не только приемлемые результаты диагностики, но и объяснение предлагаемых выводов, понятное медикам.

Также в исследовании применялись многомерные характеристические и высокоинформативные признаки (см. [2]), а также алгоритмы классификации на основе нейронных сетей. Полученные результаты - сопоставимы с приведенными выше, и даже несколько лучше, однако обоснование предлагаемых выводов не столь прозрачно для медиков.

Библиографический список

1. Лосев А.Г., Мазена Е.А., Замечник Т.В. О некоторых характерных признаках в диагностике патологии молочных желез по данным микроволновой радиотермометрии. - Современные проблемы науки и образования. 2014. № 6.
2. Лосев А.Г., Хоперсков А.В., Астахов А.С., Сулейманова Х.М. Проблемы измерения и моделирования тепловых и радиационных полей в биотканях: анализ данных микроволновой термометрии. - Вестник Волгоградского государственного университета. Серия 1: Математика. Физика. 2015. № 6. С. 31-71.

MICROWAVE RADIOMETRY: DATA ANALYSIS AND CLASSIFICATION ALGORITHMS

Losev Alexander G.

Volgograd State University, prosp. Universitetsky 100, Volgograd, Russia, 400062, allosev59@gmail.com

The paper deals with studying the possibilities of microwave radiometry, biophysical method of non-invasive examination of human organs, which is measuring and analysis of internal and surface tissue temperature by the intensity of the thermal radiation in the microwave and infrared bands. We describe the unique methods of thermometer data mining and creation on their basis the relevant classification algorithms and consulting intelligent system for diagnostics of breast diseases. In particular, we propose algorithms for finding highly informative diagnostic features based on a quantitative description of the medical data on the behavior of the temperature fields of the mammary glands. In addition, we show the results of some classification algorithms based on the use of found highly informative signs.

Key words: data mining in microwave radiometry, diagnosis of breast diseases.

**ОПЫТ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА
ПРИ РАЗРАБОТКЕ СИСТЕМ ИМИТАЦИИ³
(ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД)**

Миков А.И.¹, Замятина Е.Б.²

¹Кубанский государственный университет,
350040, Россия, г. Краснодар, ул. Ставропольская, 149, alexander_mikov@mail.ru

²Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38, ezamyatina@hse.ru

В работе рассматриваются проблемы, связанные с разработкой систем имитационного моделирования, а именно, с проблемами повышения эффективности этих программных систем, их гибкой настройки на конкретную предметную область. Известно, что имитационное моделирование является мощным средством исследования объектов (процессов, ситуаций) и представляет собой последовательность этапов: разработку имитационной модели, ее валидацию, верификацию, выполнение имитационного эксперимента, анализ результатов моделирования. При автоматизации каждого из этих этапов в системе имитационного моделирования Triad.Net авторы используют технологии и подходы, основанные на методах искусственного интеллекта. Проведенные исследования показали эффективность принятых решений.

Ключевые слова: имитационное моделирование, искусственный интеллект, онтологии, мультиагентные технологии, интеллектуальные агенты, методы Data Mining.

В настоящее время имитационное моделирование (ИМ) является часто используемым методом исследования (зачастую единственным) в различных областях: в бизнесе, в производстве, в экономике, науки и т.д. Для разработки имитационных моделей, проведения имитационных экспериментов и анализа результатов моделирования используют специально разработанные программные средства – системы имитационного моделирования (СИМ).

Объектом исследования ИМ обычно являются сложные системы, в этом случае для проведения исследований требуется *большое количество вычислительных ресурсов* для того, чтобы эксперимент мог быть завершен за *приемлемое время* [1].

Разработка имитационных моделей требует от пользователей СИМ значительных усилий. Большинство пользователей являются специалистами в конкретной предметной области и не обладают искусством программирования. По этой причине к СИМ предъявляются требования наличия *удобного и понятного пользователям интерфейса*.

Полезным свойством СИМ является возможность настройки интерфейса на *конкретную предметную область*. Пользователи должны иметь возможность работать в программной среде в привычных для них терминах, оперируя конструкциями языка моделирования (в том числе и визуального) [2].

³ Публикация подготовлена при финансовой поддержке РФФИ: грант № 16-47-230336.
© Миков А.И., Замятина Е.Б., 2016

Задачей модельера – построить наиболее «адекватную» модель, которая позволяет рассмотреть достаточно подробно и детально. Адекватную модель можно получить, используя *многомодельный* подход [3], преобразовывая одну модель в другую в ходе исследований.

В результате имитационного эксперимента пользователь зачастую получает большое количество неструктурированных данных. Следовательно, имеет смысл обеспечить СИМ программными средствами дополнительной обработки данных с тем, чтобы можно было сделать дополнительные выводы о результатах моделирования и выработать рекомендации для принятия наиболее целесообразного решения.

Итак, СИМ должна располагать:

- гибкими программными и языковыми средствами создания ИМ;
- программными и языковыми средствами для оптимизации имитационного эксперимента по времени;
- программными и языковыми средствами сбора и обработки данных, получаемых в результате имитационного эксперимента.

На кафедре математического обеспечения вычислительных систем Пермского университета еще в 80-ые годы прошлого века была разработана СИМ TRIAD [4], она была предназначена для проектирования и моделирования вычислительных систем.

Для создания имитационной модели, сбора и обработки информации о модели во время имитационного эксперимента разработаны языковые и программные средства, которые позволяют легко строить имитационные модели вычислительных систем. В настоящее время СИМ TRIAD адаптирована для выполнения исследований компьютерных сетей [5] (TRIADNS). При разработке программного обеспечения активно используются методы искусственного интеллекта, а именно, онтологический подход и мультиагентные технологии. Результаты исследований прошли апробацию на различных всероссийских и международных конференциях.

Разработку имитационной модели в TRIADNS можно выполнить как с помощью текстового (описание модели на языке Triad), так и графического редакторов (использование визуального языка для построения модели). Модель представлена тремя слоями: слоем структур – описывает структуру моделируемого объекта (представлена графом), слоем рутин – описывает поведение моделируемого объекта и слоем сообщений – представляет структуру сообщения, которыми обмениваются элементы слоя структур. у

СИМ TRIAD позволяет настраиваться на предметную область. Быстрая настройка на предметную область выполняется, благодаря разработанным онтологиям. Известно, что онтология – это описание типов сущностей предметной области, их свойств и отношений. Каждая предметная область (некая часть реального мира) может быть описана с помощью онтологий. Онтологии создаются и используются во множестве областей знаний, в том числе, известны примеры их успешного применения в имитационном моделировании. Примерами использования онтологий моделирования могут служить управляемые онтологиями среды моделирования, а также подходы к объединению различных федератов, разрабатываемые для High Level Architecture (HLA)[1]. Подход, разрабатываемый для HLA, использует онтологии для описания требований, которым должны удовлетворять интерфейсы федератов для успешного взаимодействия в федерации, а так же для разработки этих требований с учетом

знаний о моделируемой предметной области. Для настройки на предметную область в TRIADNS в качестве метамодели используют онтологии: базовая (мета метамодель) (рис.1), онтология для построения компьютерных сетей в виде графа, онтология для описания модели в терминах сети Петри, и для описания модели в виде системы массового обслуживания СМО. В настоящее время разрабатываются инструментальные средства для преобразования моделей, описанных на одном визуальном языке, в модель, описанную на другом визуальном языке. Например, компьютерная сеть может быть описана графом, соответственно могут быть изучены структурные характеристики графа (диаметр, степени вершин и т.д.). Эта же сеть может быть представлена сетью Петри и с помощью сети Петри можно определить, например, ее надежность. Доопределение модели предполагает, что на начальных этапах моделирования пользователь может определить модель достаточно «грубо», не описывая подробно поведение конкретного устройства, например, рабочей станции компьютерной сети, а заменяет его описанием подобного устройства, найденного с использованием базовой онтологии в специальной библиотеке или в Интернете.

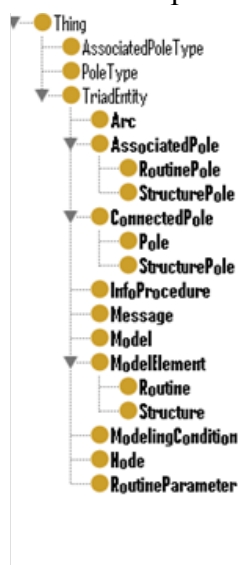


Рис. 1. Базовая онтология в TRIADNS

Поскольку СИМ имеет дело со сложными задачами, очень важно, чтобы выполнение имитационного эксперимента могло быть выполнено с использованием ресурсов нескольких вычислительных узлов. В этом случае пользователь имеет дело с распределенной имитационной моделью, которая представлена несколькими логическими процессами, каждый из которых выполняется на отдельном вычислительном узле и взаимодействует с другими процессами посылкой сообщений. Взаимодействующими процессами, выполняющимися на различных вычислительных узлах, управляет алгоритм синхронизации. Существуют классические алгоритмы: консервативный и оптимистический[1]. При реализации оптимистического алгоритма синхронизации в Triad.Net были использованы *знания о модели*. Сама природа модели содержит не только зависимости между объектами по времени, которую традиционно используют алгоритмы, но и зависимость (*событие, состояние*) $\rightarrow$ *событие*. Проблема алгоритма состоит в том, что необходимо на каждом шаге определить, является ли обработка следующего локального события безопасной, т.е. можно ли гарантировать отсутствие отката. Анализ текущей последовательности событий (в рамках одного прогона) или результаты

предыдущих выполнений системы, а также, знания эксперта позволяют выявить зависимости между событиями и, следовательно, определить безопасное событие. Наиболее адекватным решением является применение продукционной экспертной системы. Нельзя целиком полагаться на знания пользователя, необходимо уметь генерировать продукционные правила автоматически: в ходе статического анализа кода модели перед выполнением, а так же в ходе выполнения: при откатах создавать правила, предотвращающие появление откатов в будущем. Если мы обработали событие покупки билета вторым клиентом (E2), а затем произошел откат из-за события покупки билета первым клиентом (E1), в системе генерируется связь ($E1 \rightarrow E2$).

Моделирование проводилось на кластере, с использованием нескольких простых моделей. На рис.2. приведены результаты экспериментов – определены количество откатов для классического оптимистического и алгоритма, основанного на знаниях о модели (чем меньше откатов, тем более эффективным является алгоритм синхронизации). График свидетельствует о снижении количества откатов в алгоритме TriadRule.

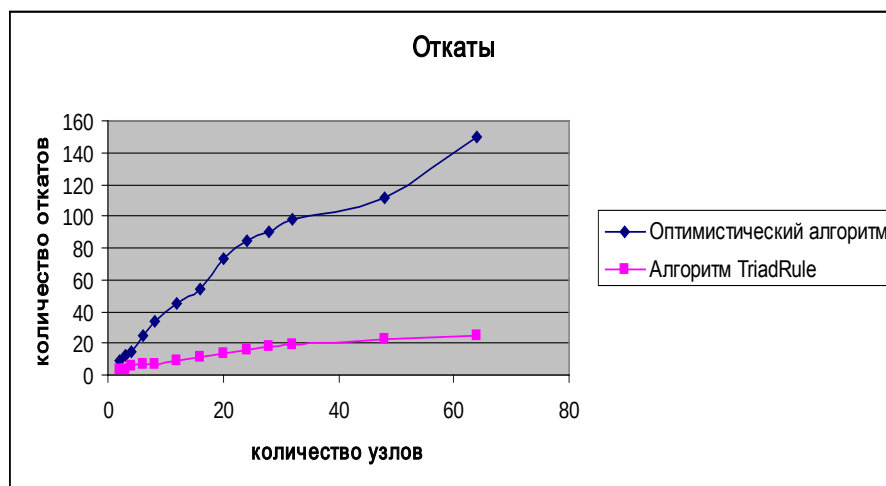


Рис. 2. Количество откатов в оптимистическом алгоритме TriadRule, основанном на знаниях о модели

Вторым ресурсом оптимизации распределенного имитационного эксперимента по времени является балансировка загрузки вычислительных узлов. Алгоритм балансировки в TRIADNS также основан на знаниях о модели. Реализация алгоритма была выполнена с использованием мультиагентных технологий. Алгоритм TriadBalance является децентрализованным. Исследования показали, что и в этом случае использование знаний о конкретной модели и об особенностях ее функционирования дают значительный выигрыш во времени при выполнении имитационного эксперимента[6].

Одним из этапов разработки имитационной модели является ее отладка, отладка ИМ в TRIADNS использует агентов, которые пытаются локализовать ошибку, руководствуясь построенной онтологией ошибок.

Сбор, обработка и интерпретация результатов моделирования выполняется с использованием алгоритма исследования, который реализуется набором информационных процедур и условий моделирования. Информационные процедуры следят за изменением переменных, выполнением событий, приемом входных сообщений имитационных моделей во время ими-

тационного эксперимента. Условия моделирования задают алгоритм исследования в соответствии с критериями моделирования. Алгоритм исследования и языковые конструкции языка Triad позволили удачно использовать методы Data Mining при интерпретации результатов моделирования (временные ряды, кластеризация, секвенциальный анализ)[7].

Итак, многолетние исследования показали, что использование методов искусственных интеллекта при разработке СИМ позволяют создать гибкие, адаптируемые и эффективные инструментальные средства

Библиографический список

1. *Fujimoto R.M.* Distributed Simulation Systems. In Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference S. Chick, P. J. Sánchez, D. Ferrin, and D. J. Morrice, eds. The 2003 Winter Simulation Conference 7–10 December 2003. The Fairmont New Orleans, New Orleans, LA. P. 124–134.
2. *Замятина Е.Б., Миков А.И.* Программные средства системы имитации Triad.Net для обеспечения ее адаптируемости и открытости. Информатизация и связь. 2012. № 5. С. 130–133.
3. *Соколов Б.В., Юсупов Р.М.* “Концептуальные основы квалиметрии моделей и полимодельных комплексов” // Имитационное моделирование, Теория и практика: сб. докл. 2-й всерос. науч.-практ. конф. ИММОД–2005, Т. 1. СПб: ЦНИИТС, 2005, С. 65–70.
4. *Mikov A.I.* Formal Method for Design of Dynamic Objects and Its Implementation in CAD Systems // Gero J.S. and F.Sudweeks F.(eds), Advances in Formal Design Methods for CAD, Preprints of the IFIP WG 5.2 Workshop on Formal Design Methods for Computer-Aided Design, Mexico, Mexico, 1995. pp.105-127.
5. *Mikov A., Zamyatina E.* Program Tools and Language for Networks Simulation and Analysis. /Mikov A./Proceedings SDN & NFV – The Next Generation of Computational Infrastructure: 2014 International Science and Technology Conference «Modern Networking Technologies (MoNeTec)» October 27-29, 2014 Lomonosov Moscow State University pp. 94-102
6. *Mikov A., Zamyatina E., Kozlov A. Ermakov S.* Some Problems of the Simulation Model Efficiency and Flexibility. Proceedings of «2013 8th EUROSIM Congress on Modelling and Simulation EUROSIM 2013», Cardiff, Wales, United Kingdom, 10–13 of September. P .532–538.
7. *Kolevatov G.A., Zamyatina E.B.* Simulation Analysis Framework Based on Triad.Net. Proceedings of the 6-th Spring/Summer Young Reseachers’ Colloquium on Software Engineering. SYRCoSE 2012, Perm, May 30-31, 2012-Perm, Russia, pp.160-163.

THE EXPERIENCE OF THE SIMULATION SYSTEM DEVELOPMENT USING THE METHODS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Mikov Alexander I.¹, Zamyatina Elena B.²

¹Kuban State University, 149, Stavropolskaya str., Krasnodar,

Russia, 350040, alexander_mikov@mail.ru

²National Research University Higher School of Economics, 38, Studencheskaya, Perm,
Russia, 614070, ezamyatina@hse.ru

The paper deals with the problems associated with the development of simulation systems, namely, the problems of the increasing of the efficiency of these software systems and flexible adjustment to a specific domain. It is well known that simulation is a powerful tool for the study of objects (processes, situations), and it may be present as a sequence of phases: development of a simulation model, its validation, verification, execution of simulation experiment, the analysis of simulation results. When you automate each of these stages in the simulation system Triad.Net The authors attempted to automate each of these phases using the technologies and approaches based on artificial intelligence techniques. Studies have shown the effectiveness of the accepted decisions.

Key words: simulation, artificial intelligence, ontologies, multiagent technologies, intellectual agents, methods of Data Mining.

УДК 531.57

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ТЕМПЕРАМЕНТА РОБОТА И ЧЕЛОВЕКА (ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД)

Пенский О.Г. Михайлов В.О.

ФГБОУ ВПО «Пермский государственный национальный исследовательский университет»,
614990 г.Пермь, Россия, ул.Букирева, д.15, ogpensky@mail.ru

В статье приводятся авторские определения эмоций робота и преобладающего типа темперамента. Вводится определение гармонической эмоции как частного случая эмоции робота. Приводится вывод формулы преобладающего типа темперамента, основанной на гармонической эмоции. Предлагаются диапазоны численных значений темпераментов, соответствующих преобладающим типам темперамента меланхолика, флегматика, сангвиника и холерика. Описываются алгоритмы расчета численных значений темперамента, основанные на обработке амплитуды звуковой волны, поступающей на аудиовход компьютера-робота через микрофон. Приводится краткое описание программы, позволяющей вычислять преобладающий тип темперамента человека. Даны результаты верификации математической модели темперамента, основанного на гармонической эмоции, натурными экспериментами с человеком. Проведенными экспериментами показана возможность применения математической модели темперамента робота для определения преобладающего типа темперамента человека.

Ключевые слова: робот, эмоция, гармоническая эмоция, типы темперамента, математические модели темперамента

Введение

В настоящее время рынок робототехники растет быстрыми темпами. Так согласно прогнозам только в Японии в 2016 году капиталовложения в роботостроение составят 10 млрд. долларов [1]. На этом рынке значительную часть будут занимать роботы-гуманоиды с психологическими чертами, присущими человеку. Роботы являются программируемыми

машинами, поэтому важно описать их «психологические» качества в виде формул и придать этим качествам численные значения.

Подробно история развития человекоподобных роботов описана в монографии [2].

В работах [3, 4] приведен алгоритм эмоционального воспитания робота и соответствия эмоционального воспитания робота результатам его логического мышления.

Настоящая статья посвящена построению математической модели темперамента робота, как одного из аналогов психологических качеств человека, и определению численных характеристик меланхоликов, флегматиков, сангвиников и холериков.

Математическая модель темперамента робота

Будем предполагать, что робот аналогично человеку испытывает эмоции. В работе [5] дано математическое определение эмоции робота. Это определение приведено ниже.

Определение 1. Эмоцией робота называется функция $M(t)$, удовлетворяющая условиям:

1. Область определения $M(t): t \in [t_0, T_0], 0 < t_0 < T_0 < \infty, t$ - время.
2. $M(t)$ – дифференцируемая на (t_0, T_0) , непрерывная и однозначная функция на $[t_0, T_0]$.
3. $M(t_0) = 0$ и $M(T_0) = 0$.
4. В области определения существует единственная точка z , такая, что: $z \neq t_0, z \neq T_0$ и $\frac{dM(z)}{dt} = 0$.

Продолжительность эмоции робота назовем тактом. Пусть робот постоянно испытывает эмоции, и каждый такт имеет свой порядковый номер i .

Введем следующее определение.

Определение 2. Гармонической эмоцией называется функция

$$M_i(t) = A_i \sin\left(\frac{\pi}{t_i - t_{i-1}}(t - t_{i-1})\right), \quad (1)$$

где A_i - постоянная величина, присущая такту i ; t_{i-1}, t_i - времена начала и конца такта i соответственно.

В дальнейшем постоянную A_i будем называть амплитудой гармонической эмоции.

Согласно определению 1 легко показать, что гармоническая эмоция является эмоцией робота.

На основе определения 1 эмоции робота в работе [2] дается определение темперамента робота.

Определение 3.

Темперамент робота удовлетворяет соотношению

$$L_{l,i} = \frac{1}{a_i} \max_t \left| \frac{dM_{l,i}(t)}{dt} \right|, \quad (2)$$

где $a_i = \max_{l,t} \left| \frac{dM_{l,i}(t)}{dt} \right|$, $l \in [1, n]$. n – количество роботов, l – порядковый номер робота,

$M_{l,i}(t)$ – формула эмоции робота для такта i .

Легко видеть, что темперамент является безразмерной величиной, принадлежащей отрезку $[0,1]$. Согласно формуле (2) можно сделать вывод, что чем больше величина $L_{l,i}$, тем темпераментнее робот l на такте i .

Нетрудно заметить, что темперамент отдельного робота определяется относительно рассматриваемой группы роботов.

Исходя из определений 1 - 3, легко получить соотношение, определяющее темперамент робота для гармонической эмоции:

$$L_{l,i} = \frac{\frac{|A_{l,i}|}{t_i - t_{i-1}}}{\max_{l=1,n} \frac{|A_{l,i}|}{t_i - t_{i-1}}} . \quad (3)$$

В работах [2, 5] дано определение элементарного воспитания робота $r_{l,i}$ на такте i :

$$r_{l,i} = \int_{t_{i-1}}^{t_i} M_{l,i}(\xi) d\xi .$$

Очевидно, что элементарное воспитание робота l , основанное на гармонической эмоции, имеет вид

$$r_{l,i} = \frac{2}{\pi} A_{l,i} \tau_i , \quad (4)$$

где $\tau_i = t_i - t_{i-1}$ - продолжительность такта i .

Рассмотрим задачу вычисления темперамента робота, когда его гармонические эмоции зависят от звукового сигнала, поступающего на аудиовход робота через микрофон.

Выдвинем гипотезу о том, что элементарное воспитание робота, определяемое соотношением (4), при гармонических эмоциях эквивалентно интегральной характеристике от амплитуды $S_{l,i}(t)$ звуковой волны, поступающей на аудиовход робота l для каждого такта i . В этом случае справедливо соотношение

$$r_{l,i} = \int_{t_{i-1}}^{t_i} S_{l,i}(\xi) d\xi . \quad (5)$$

Приравнивая правые части соотношений (4) и (5) друг другу, получим равенство

$$\frac{2}{\pi} A_{l,i} \tau_i = \int_{t_{i-1}}^{t_i} S_{l,i}(t) dt ,$$

из которого следует формула:

$$A_{l,i} = \frac{2\pi}{\tau_i} \int_{t_{i-1}}^{t_i} S_{l,i}(t) dt . \quad (6)$$

При $i = 1$ с учетом соотношения (6), формула (3) примет вид:

$$L_{l,i} = \frac{\int_{t_{i-1}}^{t_i} S_{l,i}(t)dt}{\max_{l=1,n} \int_{t_{i-1}}^{t_i} S_{l,i}(t)dt}. \quad (7)$$

Программная реализация

Для вычисления значений темперамента робота при реализации модели темперамента для гармонической эмоции была разработана компьютерная программа для ОС Windows 7. Работа программы основывается на обработке голоса человека, поступающего на аудиовход персонального компьютера через микрофон.

Темперамент робота рассчитывается на основе единственного такта при $i = 1$ длительностью 5с.

Для вычисления интегралов от амплитуды звуковой волны $S_{l,1}(t)$ в формуле (7) используется метод прямоугольников [6].

Применение этого метода обуславливается тем, что в персональном компьютере звуковая волна представляется в виде ступенчатой функции [7] с шагом дискретизации, равным характеристикам записывающего устройства. Именно этот шаг выбирается в качестве шага h численного интегрирования при вычислении интегралов в формуле (7). Согласно работе [6] погрешность замены амплитуды звуковой волны $S_{l,1}(t)$ при её численном интегрировании равна $O(h)$.

Таким образом, приближенная расчетная формула для вычисления темперамента имеет вид:

$$L_{l,1} = \frac{h \sum_{j=1}^m S_{l,1}(x_j)}{\max_{l=1,n} h \sum_{j=1}^m S_{l,1}(x_j)} = \frac{\sum_{j=1}^m S_{l,1}(x_j)}{\max_{l=1,n} \sum_{j=1}^m S_{l,1}(x_j)}, \quad (8)$$

где $x_j = jh$, $m = \frac{t_1 - t_0}{h}$, $j = 1, \bar{m}$.

Будем предполагать, что робот обладает четырьмя типами темперамента [8]: меланхолик, флегматик, сангвиник и холерик. В табл.1 приведены типы темпераментов робота и указаны предлагаемые диапазоны изменения величин $L_{l,1}$, соответствующие этим темпераментам.

Таблица 1. Темпераменты робота

Тип темперамента	Значение изменения $L_{l,1}$
Холерик	0,75 - 1,0
Сангвиник	0,5 - 0,75
Флегматик	0,25 - 0,5
Меланхолик	0,0 - 0,25

Верификация модели натурными экспериментами

Известно, что человек, обладает так называемым преобладающим типом темперамента, которым можно охарактеризовать основные черты его эмоционального поведения [8]. Для определения соответствия предлагаемой математической модели темперамента робота преобладающему типу темпераменту человека были проведены эксперименты с использованием описанной выше программы.

В качестве эталона совокупности преобладающих типов темпераментов человека использовалась база данных голосов при различных эмоциях, аудиозаписи которых приведенных на сайте [9].

Так как вычисляемое значение темперамента очень сильно зависит от амплитуды звуковой волны, поступающей на аудиовход персонального компьютера через микрофон, то перед проведением экспериментов определялось расстояние от рта до микрофона следующим образом: эксперт-психолог, который знает свой преобладающий тип темперамента, изменяет расстояние от своего рта и микрофона; при этом эксперт периодически повторяет нормальным голосом любую фразу в течение 5 секунд; расстояние от микрофона до рта человека считается пригодным для экспериментов, если вычисленный компьютером темперамент совпадает с реальным преобладающим типом темперамента эксперта. После определения необходимого расстояния до микрофона запускается на выполнение программа. Для определения преобладающего типа темперамента исследуемый человек произносит любую фразу нормальным голосом также в течение 5 секунд. Программа возвращает значение темперамента исследуемого, согласно которому и табл.1 определяется преобладающий темперамент человека.

В экспериментах приняли участие 68 человек. В качестве экспертов, определяющих соответствие преобладающего типа темперамента человека вычисленному с помощью программы темпераменту привлекались преподаватели кафедры общей и клинической психологии Пермского государственного национального исследовательского университета.

На основе компьютерных экспериментов и экспертных оценок специалистов исследования показали, что в 84% вычисленный темперамент соответствует преобладающему типу темперамента исследуемых людей.

Это говорит об адекватности математической модели темперамента робота и правильности выбора диапазонов изменения величин $L_{l,1}$, соответствующих каждому из преобладающих типов темперамента человека.

Заключение

Таким образом, в предложенной статье показана возможность использования гармонической эмоции для определения преобладающего типа темперамента человека, предложен способ определения темперамента робота и преобладающего типа темперамента человека с помощью амплитуд звуковой волны голоса человека, передаваемого в компьютер через микрофон. Хорошее соответствие результатов экспериментов и математической модели темперамента подтвердило возможность применения математической модели и предложенных интервалов значений вычисленных темпераментов для описания темперамента робота и преобладающего типа темперамента человека. Предложенные математические модели преобладающего типа темперамента человека могут быть использованы, например, при определении вида работ, которые можно предложить человеку при его трудоустройстве: известно, что хо-

лерики склонны к творческой работе; сангвиникам можно поручить деятельность, где требуется принятие взвешенных решений; меланхолики и флегматики способны долго выполнять рутинную работу, связанную с качественной обработкой документов и т.д.

Библиографический список

1. URL: <http://www.videolandia.ru/?act=show&id=3535&rasd=video> (дата обращения 25.02.2014)
2. Пенский О.Г., Черников К.В. Основы математической теории эмоциональных роботов: монография. – Пермь: Перм.гос.ун-т. –2010. –256с.
3. Пенский О.Г., Черников К.В. Математические модели психологических установок роботов//Искусственный интеллект и принятие решений – М.: Институт системного анализа РАН. – 2013, №2. – С.63 – 67.
4. Pensky O., Sharapov Y., Chernikov K. Mathematical Models of Emotional Robots with a Non-Absolute Memory//Intelligent Control and Automation – Springer. – Vol.4, №2, May 2013 – P.115 – 121.
5. Черников К.В. Математические модели роботов с неабсолютной памятью. Диссертация на соискание ученой степени кандидата физико-математических наук. – 2013.
6. Калиткин Н. Н. Численные методы.- М.: Наука. – 1978. – 512 с.
7. Оппенгейм А. В., Шафер Р. В. Цифровая обработка сигналов. — М.: Связь, 1979. — 416 с.
8. Ильин Е.П. Психология индивидуальных различий. – С-Пб: Питер. – 2004. – 701 с.
9. Berlin Database of Emotional Speech. URL: <http://pascal.kgw.tu-berlin.de/emodb/index-1280.html> (дата обращения: 19.02.2014).

MATHEMATICAL MODELS OF ROBOT'S TEMPERAMENT

Pensky Oleg G., Mikhaylov V.

Perm State University. Bukirev St., 15, Perm, 614990, Russia, ogpensky@mail.ru

The paper presents author's definitions of robot's emotions and prevailing type of temperament. The definition of harmonic emotion as a special case of robot's emotion is introduced. The derivation of formula of the predominating type of temperament based on the harmonic emotion is given. We present ranges of numerical values of temperaments corresponding to predominating types of melancholic, phlegmatic, sanguine and choleric temperament. The paper describes algorithms of calculation of temperament numerical values based on processing of the amplitude of a sound wave arriving at an audio input of the computer robot through a microphone. A brief description of the program for calculation of the prevailing type of human temperament is provided. The paper presents the results of verification of the mathematical model of harmonic-based temperament by natural experiments with humans. The performed experiments demonstrate the possibility of application of the mathematical model of robot's temperament for determining the predominating type of human temperament.

Keywords: robot, emotion, harmonic emotion, types of temperament, mathematical models of temperament.

Автаева М.Е., Коваленкова Е.А., Смогунов В.В., Пшеничный О.Ф.

Пензенский государственный университет,
440000, Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40,
elizavetakovalenkova@yandex.ru

В статье рассматриваются вопросы мультифрактальности гетероструктур транспортных средств. Описываются преимущества и недостатки, связанные с выгодой, экологичностью, простотой конструкции и безопасностью транспорта с гибридными силовыми установками. С использованием методов и средств искусственного интеллекта, решается проблема создания транспорта на основе гетероструктур из разнородных материалов с нанодобавками, а также функциональных гетероструктур.

Ключевые слова: гетероструктуры, мультифрактальность, гибридные установки, топливные элементы, автопилот.

Введение

Электрический транспорт в нашей стране имеет широкое распространение. Ежедневно на улицах города встречаются трамваи, троллейбусы, электропоезда, электропоезда, но все глубже внедряются в нашу жизнь электромобили. За последнее время электромобиль проделал огромный путь от салонных концептов до потребителя. Основной причиной отставания России от развитых стран можно назвать отсутствие реальной поддержки электромобилизации.

Гибридные автомобили

Гибридные автомобили относятся к довольно редкому явлению. Хотя надо отметить, что существует тенденция к увеличению популярности данного вида автотранспорта. В наше время, в связи с тем, что увеличивается стоимость топлива, а также на первый план выходит экологичность, автомобили с гибридным двигателем являются ответом на ситуацию, которая складывается в мире.

Экономичная сторона гибрида

Как уже было сказано, главным достоинством гибрида является его экономичность. Например, использование электродвигателя для разгона позволяет избежать лишней потери топлива. Распространенность гибридного автомобиля предельно низка, это обуславливается такими факторами, как высокая цена самого автомобиля и непростое решение относительно сервисного обслуживания. Кроме этого, можно отметить, что ресурс аккумулятора в среднем рассчитан на 5 лет, а его замена может составить до 50% от стоимости автомобиля.

Устройство гибридного автомобиля

Гибридный автомобиль подразумевает под собой использование стандартного двигателя и электромотора, который обладает достаточно мощной батареей. Наиболее простой конфигурацией обладает последовательная схема. В данном случае двигатель внутреннего сгорания применяется для привода генератора, который служит источником подзарядки ак-

кумулятора, и он уже, в свою очередь, питает электрический мотор. Последовательность определяется тем, что механическая энергия ДВС преобразуется в электрическую, а затем опять в механическую.

Топливные элементы

Проблемы снимаются при питании электромобилей от так называемых первичных источников электроэнергии, вырабатывающих энергию непосредственно из топлива. В первую очередь, такими источниками являются топливные элементы (ТЭ), потребляющие кислород и водород. Кислород можно забирать из воздуха, а водород можно запастись в сжатом или сжиженном виде, а также в так называемых гидридах. Но реальнее его получать из обычного автомобильного топлива прямо на электромобиле с помощью конвертора. Однако электромобиль с питанием от топливных элементов не лишен общего недостатка – высокой массы тяговых электродвигателей транспортных средств, рассчитанных как на максимальные мощность и крутящий момент, так и на максимальную частоту вращения. При этом добавляются и специфические недостатки, характерные для топливных элементов. Это, во-первых, невозможность рекуперации энергии при торможении, так как топливные элементы не являются аккумуляторами, то есть они не могут заряжаться электроэнергией, а во-вторых, низкая удельная мощность топливных элементов.

Известные схемы

Супермаховик – маховик, изготовленный навивкой из волокон или лент на упругий центр. Удельная энергия супермаховика на порядок больше значений данного параметра для лучших монолитных маховиков, к тому же он обладает свойством безопасного разрыва, не дающего осколков. Удельная энергия супермаховиков из кевлара и графита, достигающая сотен Вт·ч/кг, снижает его необходимую массу до нескольких килограммов.

Недостатком всех схем с электроприводом остается наличие тяжелого и сложного обратимого электродвигателя. Это отражается на экономичности привода и его массе, включая систему преобразователей тока.

Автопилот

Ведущие автоконцерны активно разрабатывают системы, позволяющие машине самостоятельно разгоняться, тормозить и даже маневрировать без участия человека. Развитие функций автопилота в мировом автопроме идет по трем основным направлениям. Первый и самый простой тип основан на электронных системах, которые уже давно работают в серийных автомобилях.

Система плана — Traffic Jam Assist («Система помощи в пробках») - была представлена инженерами Ford. Оснащенный такой системой автомобиль может двигаться в плотном дорожном потоке без участия водителя: машина сама остановится, если остановился впереди идущий автомобиль, сама начнет набирать скорость, когда двинется поток. Наконец, машина сама поворачивает вслед за изгибом дороги. Traffic Jam Assist работает на основе двух уже внедренных в массовое производство электронных функций. Первая — активный круиз-контроль, когда, получая данные с радара, машина сама притормаживает или разгоняется в соответствии с режимом движения впереди идущего автомобиля. Вторая — так называемая Lane Assist — система слежения за дорожной разметкой, когда по сигналу оптического дат-

чика машина может подруливать и возвращаться в свой ряд, если она вдруг начала пересекать дорожную линию.

С функцией Traffic Jam Assist машина может самостоятельно двигаться со скоростью до 50–60 км/ч, а полная остановка будет происходить на расстоянии трех метров до впереди идущего транспорта. Более надежны автопилоты второго типа. Их работа основана на слежении за впереди идущим автомобилем. Недавно Volvo заявила об успешном испытании на дорогах общего пользования системы SARTRE (Safe Road Trains for the Environment — «Экологически чистые автоколонны»).

Суть метода в том, что автомобиль как бы управляется впереди идущей машиной. По замыслу разработчиков, это должно выглядеть так: водитель приближается к впереди идущему автомобилю, ждет, когда активируется система, и с помощью беспроводных устройств автомобиль оказывается на своеобразной электронной сцепке — то есть точно следует за передней машиной.

Наконец, третий и, пожалуй, самый эффективный тип систем управления машиной без водителя построен на том, что автомобиль будет сам активно взаимодействовать с другими участниками дорожного движения, а также с дорожной инфраструктурой.

Библиографический список:

1. Дэниэлс Д. Современные автомобильные технологии : учебник. М., 2003. 224 с.
2. Электромобиль – будущее наступило [Электронный ресурс]. URL: <http://www.cars-tales.ru/news/perspektivy-razvitiya-elektromobilej> (дата обращения: 07.12.2014).
3. Перспективы гибридного автомобиля [Электронный ресурс]. URL: <http://www.metallopt.ru/test/39229> (дата обращения: 07.12.2014).
4. Будущее в настоящем: Россия развивает производство электромобилей [Электронный ресурс]. URL: <http://politruddia.com/ekonomika/elektromobili-budushchee-v-398/>

DYNAMICS HETEROSTRUCTURES TRANSPORT

Avtaeva Maria E., Kovalenkova Elizabeth A., Smogunov Vladimir V. Pshenichy O.

*Penza State University, 440000, Russia, Penza, Krasnaya str., 40,
elizavetakoalenkova@yandex.ru*

In the article the questions of multifractality heterostructures vehicles. Describes the advantages and disadvantages associated with the benefit, environmental compatibility, simplicity of design and safety of vehicles with hybrid power plants. Using the methods and tools of artificial intelligence, the problem of creating of transport on the basis of heterostructures of dissimilar materials with nano-additives and functional heterostructures.

Keywords: heterostructures, multi-fractality, hybrid, fuel cells.

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПРЕДРАСПОЛОЖЕННОСТИ К ПСИХИЧЕСКИМ РАССТРОЙСТВАМ

Азанова Н.В.

Пермский государственный национальный исследовательский университет,
614990, Россия, г. Пермь, ул. Уинская, 17, natasha.azanova.97@mail.ru

В статье дается описание и анализ попытки разработать нейросетевую систему определения предрасположенности людей к психическим расстройствам. В основе программы лежит нейронная сеть, обученная на результатах социологических опросов и сети Интернет. После тестовых проверок адекватности, проводятся исследования модели на то, как влияют изменения главных параметров на постановку диагнозов системой.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, психические расстройства, нейросетевые технологии.

Психические заболевания на сегодняшний день являются актуальной проблемой.

По данным ВОЗ, более 25% людей планеты в определенные периоды их жизни страдают психическими и поведенческими расстройствами. Психические расстройства, которому подвержены более 70% населения России, могут привести к серьезным последствиям и дальнейшему развитию заболевания. Поэтому актуально создание информационных систем, которые помогут людям проверить себя на предрасположенность к лёгким психическим расстройствам, таким как шизотипическое расстройство, истерическое расстройство и депрессия. Психическое расстройство – это невозможность человека адаптироваться в какой-либо ситуации. Чем чаще человек попадает в ситуацию, к которой не может адаптироваться, тем большее давление оказывается на психику и тем быстрее она разрушается. Следовательно, чем больше неадаптированных ситуаций, тем сильнее психическое расстройство человека. В течение жизни любой человек подвергается психическим расстройствам. Избежать их невозможно, потому что невозможно быть все время адаптированным.

Пермским отделением Научного совета РАН по методологии получен ряд положительных результатов в создании интеллектуальных систем, предназначенных для выявления предрасположенностей людей к наркомании, алкоголизму, суициду, насилию, лжи, анорексии, аллергическим и инфекционным заболеваниям, заболеваниям сердечно-сосудистой системы и др. [1-6], некоторые из которых выложены на сайте отделения www.PermAi.ru. Цель настоящей работы состоит в создании аналогичной нейросетевой системы, предназначенной для выявления и диагностики психических расстройств по методике [1-7].

Для построения нейросетевой математической модели первоначально было выбрано шестнадцать входных параметров: пол, возраст, злоупотребление алкоголем/сигаретами, настроение, уменьшение количества эмоций, заниженная самооценка и утомляемость, апатия, ангедония, аппетит и сон, мысли о смерти/суициде, ощущение безопасности, тревоги,

страха, вины, преувеличение в выражении эмоций, постоянное ожидание внимания и восхищения, экстравагантность во внешнем виде и др. Выходной параметр нейросети кодировал результат диагностики: шизофреническое расстройство, истерическое расстройство, депрессия. После проектирования, оптимизации и доказательства адекватности системы, выполненных с использованием нейропакета [8] по методике [7], проводилось исследование модели. Рассматриваются следующие значения параметров: «мысли о смерти/суициде», «постоянное ожидание внимания и восхищения», «злоупотребление алкоголем/сигаретами», «общение с воображаемым собеседником»

Взяли данные из общего множества, поставили им диагнозы при значении данных параметров (при 1 – есть). Затем изменили значение параметров (на 2 – нет) и также поставили диагноз.

Зависимость выхода сети от параметров «мысли о смерти/суициде», «постоянное ожидание внимания и восхищения», «злоупотребление алкоголем/сигаретами», «общение с воображаемым собеседником» представлена на рисунке 1.

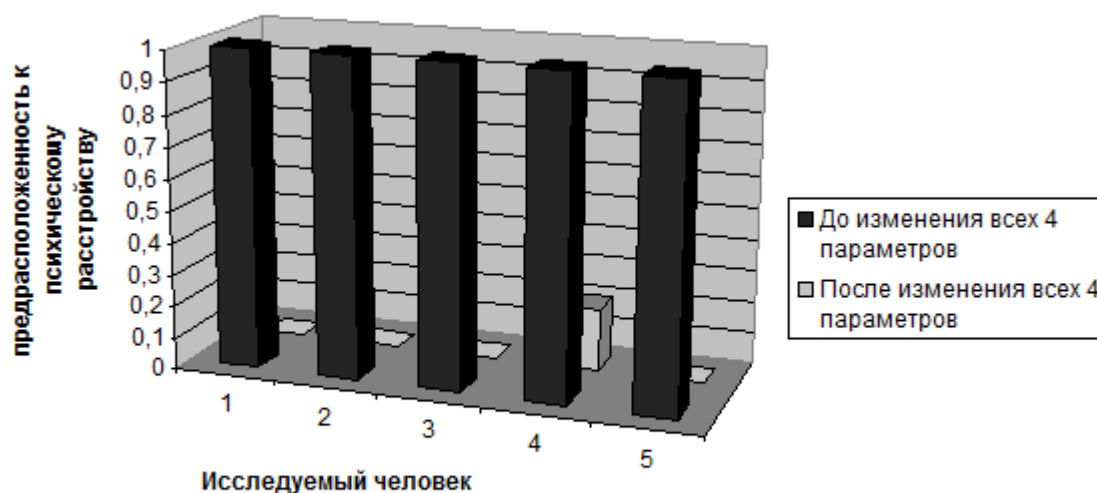


Рис. 1. Влияние параметров «мысли о смерти/суициде», «постоянное ожидание внимания и восхищения», «злоупотребление алкоголем/сигаретами», «общение с воображаемым собеседником» на постановку диагноза психического расстройства

На диаграмме рис.1 видно, что в четырех случаях из пяти изменение параметров привело к изменению диагноза психического расстройства с «болен» на «здоров», что составляет $4/5 \times 100\% = 80\%$.

Можно сделать предположение, что эти параметры оказывают существенное влияние на вероятность предрасположенности к психическим расстройствам.

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., 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.
3. 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.
4. Минаева Н.В., Кумпан Н.А., Ясницкий Л.Н., Ширяева Д.М. Нейросетевая система диагностики аллергического и инфекционного ринита у детей // Пермский медицинский журнал. 2015. Т. 32. № 4. С. 63-67.
5. 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.
6. Ясницкий Л.Н., Сичинава З.И. Нейросетевые алгоритмы анализа поведения респондентов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2011. – №10. – С. 59-64.
7. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176с.
8. 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.

DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK TO DETERMINE PREDRASPOLOZHENNOSTI TO MENTAL DISORDERS

Azanova Natalia V.

Perm State University, st. Uinsky, 17, Perm, Russia, 614990, natasha.azanova.97@mail.ru

The article provides a description and analysis of attempts to develop neural network system prior predisposition of people to mental disorders on the basis of parameters obtained through the Internet. Post-test checks the adequacy of the research model on the impact of changes in the key parameters of the diagnosis system.

Keywords: Artificial intelligence, mental disorders, neural network technology.

УДК 004.896; 616.3

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ ПАРКОВКИ ГОРОДА МОСКВЫ

Бикбаев И.Р.

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,

В статье дается описание и анализ попытки разработать нейросетевую систему оценки стоимости парковки за один час в черте города Москва. Рассматриваются общие параметры и их влияние на результат. Используя алгоритм быстрого распространения ошибки, сеть обучается и тестируется. Делается вывод, наиболее значимыми атрибутами являются режим работы, количество парковочных мест, близость к центру и наличие удобств. Также в итоге сравнивается действительная и прогнозируемая цена за час парковки. Делается вывод о высокой точности сети и прогнозируемых результатах.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, нейросетевые технологии, оценка стоимости, парковка.

На сегодняшний день число автомобилей достигло внушающих размеров. Этому свидетельствуют бесконечные пробки, возникающие ежедневно по всему миру. Ежегодно выписывается огромное число штрафов за неправильную парковку. Существуют бесплатные и платные парковки, число последних явно преобладает над числом первых.

Основным источником, раскрывающим теоретические основы построения и применения нейронных сетей, являются учебные пособия [1, 2], а основным программным инструментом, предназначенным для проектирования и применения нейронных сетей – программа «Нейросимулятор 5.0» [3].

Подбирая количество примеров, необходимо принимать во внимание, что количество обучающего множества удовлетворяет требованию репрезентативности: оно больше чем $7N_x + 15$, где N_x – число входных параметров [1, 2]. В свою очередь количество примеров делится в пропорции 60:20:20 [1], обучающее множество 60%, тестирующее и прогнозирующее по 20% соответственно. Проектирование сети было осуществлено в программе «Нейросимулятор 5» [3]. Этот программный продукт включает в себя режимы проектирования, обучения, проверки и прогноза. Первоначально необходимо определить структуру персептрона, а именно количество входных и выходных параметров, количество скрытых слоев и количество нейронов на каждом из них и активационные функции скрытых нейронов. Наиболее оптимальной нейронной сетью является двухслойный персептрон.

Обрабатываемые данные взяты с портала открытых данных Правительства Москвы [4]. Объем исходного множества составляет 85 примеров.

После анализа значимых параметров, были выбраны входные параметры для нейронной сети. Всего было использовано 10 входных параметров:

- D1 – стоимость парковки за час.
- X1 – режим работы (круглосуточно – 1, дневная – 2).
- X2 – количество парковочных мест.
- X3 – близость к центру (1 - да, 2 - нет).
- X4 – возможность безналичной оплаты (1 - да, 2 - нет).
- X5 – постоплата или предоплата (1 - да, 2 - нет).
- X6 – наличие видеокамер (1 - да, 2 - нет).
- X7- возможность покупки абонимента (1 - да, 2 - нет).

X8 – доступный транспорт для парковки (1 - только легковые, 2 - легковые и грузовые, 3 - любой вид транспорта).

X9 – наличие хотя бы одного из удобств: туалет, комната отдыха, закусочная (1 - да, 2 - нет).

X10 – наличие бесплатного Wi-Fi (1 - да, 2 - нет).

Результаты проверки показали, что нейросеть обучилась хорошо и предсказывает довольно близкие к реальным результаты. За основу было взято тестирующее множество, разницу можно посмотреть на рис.1.

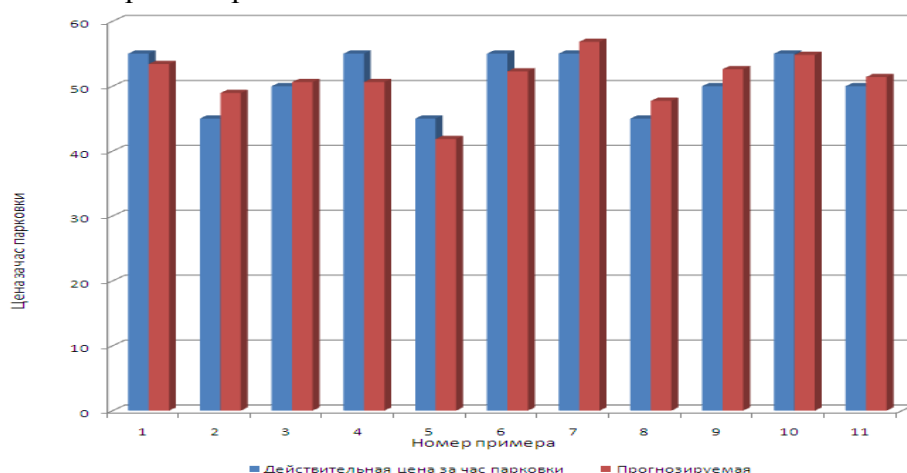


Рис. 1 Действительная цена и ее прогнозные значения

Оценка значимости параметров позволила определить, что наиболее весомыми оказались количество парковочных мест и наличие удобств и др, что отражено на рис. 2.

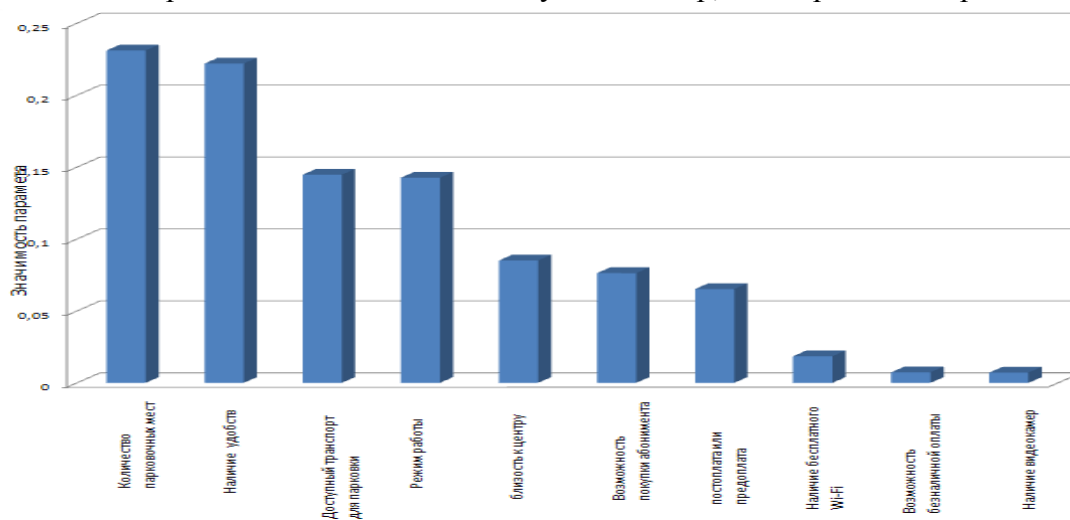


Рис. 2. Распределение значимости входных параметров

Таким образом, на примере города Москвы показано, что применение метод нейросетевого моделирования позволяет с высокой точностью оценивать стоимость парковочных мест.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Искусственный интеллект. Элективный курс: учебное пособие. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2011. 197 с.

2. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
3. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 5.0. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014612546. Заявка Роспатент № 2014610341. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 28 февраля 2014г.
4. Портал открытых данных Правительства Москвы: платные парковки на улично-дорожной сети [Электронный ресурс] [Режим доступа: <http://data.mos.ru/>] [Проверено: 17.03.2016].

DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK FOR PARKING COST ESTEMATING IN MOSCOW

Bikbaev Ilya.R.

Higher school of Economics,
st. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614990, irbikbaev@yandex.ru

This article provides the specification and analysis of an attempt to develop a neural network system for parking cost estimating. The article gives a description and analysis of attempts to develop a neural network system of assessment cost parking per hour in the city of Moscow. We consider the general parameters and their influence on the result. With the rapid spread of the algorithm, the network is trained and tested. The conclusion, the most important attributes are the mode of operation, the number of parking spaces, proximity to the center and the availability of facilities. Also as a result we have the comparison of the actual price and the target one for parking per hour. The conclusion is that a network has an extremely high accuracy and projected results.

Keywords: artificial intelligence, neural network technology, cost estimating, parking.

УДК 51-74

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ УСЛОВИЙ РАЗРЫВА ОБРАЗЦА ИЗ УПРУГОГО МАТЕРИАЛА ПО ДИНАМИЧЕСКИМ ИЗМЕРЕНИЯМ

**Болгов И.П., Каверзнева Т.Т., Колесова С.А., Лазовская Т.В.,
Столяров О.Н., Тархов Д.А.**

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,
195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Политехническая, 29, boliv96@gmail.com,
kaverztt@mail.ru, svetakolesova@mail.ru, tatianala@list.ru, oleg.stolyarov@rambler.ru,
dtarkhov@gmail.com

В статье рассматривается задача о зависимости условий разрыва упругого материала от динамики его растяжения под нагрузкой и возможного прогнозирования поведения материала с помощью аппарата нейронных сетей. Две нейросетевых модели строятся на основе данных, полученных в результате экспериментов над тонкими резиновыми нитями. Первая модель

аппроксимирует экспериментальную зависимость удлинения резиновой нити от растягивающей силы. Вторая отражает зависимость силы разрыва от параметров первой нейросетевой модели. Обсуждается возможность предугадать разрыв исследуемого образца, используя полученные модели. Рассмотренный подход можно применить в строительной отрасли, в вопросах, касающихся страховочно-амортизационных элементов безопасности.

Ключевые слова: моделирование, нейронные сети, упругие материалы, модель вязкой упругости, условия разрыва, прогнозирование

Упругость (или жесткость) различных материалов зависит от многих факторов, учесть которые не всегда представляется возможным. Особенно это касается материалов со сложным поведением [1-4]. Одной из трудных задач является предсказание условий разрушения, которое обычно происходит внезапно и определяется быстрым разрастанием небольших повреждений, нарушающих целостность объекта, – трещин, неоднородностей, каверн и т.д. Постоянная диагностика возникновения таких повреждений в процессе эксплуатации объекта часто не может быть осуществлена. Желательно проводить такую диагностику по динамике конкретного объекта. Что касается теоретических моделей, они не позволяют установить необходимые закономерности, так как общие рассуждения оставляют в стороне особенности отдельных образцов.

Целью нашего исследования является установление зависимости условий разрыва упругого материала от динамики его растяжения под нагрузкой. Такая зависимость строится с помощью нейронных сетей, ранее показавших свою эффективность при установлении скрытых зависимостей в данных [5,6]. Это даст нам возможность своевременно реагировать на изменение упругих характеристик рассматриваемых объектов, а также создавать такие конструкции, к которым применимы повышенные требования безопасной эксплуатации.

Задачей данной работы является изучение зависимости условий разрыва образца от параметров нейронной сети, аппроксимирующей начальный участок зависимости удлинения резиновой нити от растягивающей силы. При этом нейронная сеть использовалась на двух этапах. На первом – для аппроксимации экспериментальной зависимости удлинения от нагрузки. На втором – для установления зависимости условий разрыва нити от параметров (весов) нейронной сети, полученных на первом этапе.

Испытания на растяжение проводились на универсальной испытательной машине Инстрон-5965 с автоматической системой сбора данных. Определение растяжения образцов при одноосной нагрузке осуществлялось с помощью стандартного метода. В качестве образцов были выбраны тонкие резиновые нити. Рассматриваемые в работе методы могут быть применены и к другим объектам из упругого материала.

Образец жестко закреплялся с одного конца в стационарном зажиме, а с другого – в подвижном. В начале испытания задавалась различная скорость удлинения образца. Диаграммы растяжения были получены для длин образцов 5 и 8 см и четырёх различных скоростей подвижного зажима, 50 мм/мин, 250 мм/мин, 500 мм/мин и 1000 мм/мин.

На основе опытов были получены графики зависимости деформации (мм) от нагрузки (Н), которые приведены на рисунке 1. По этим графикам удалось установить, что точка обрыва и кривая удлинение-нагрузка слабо зависят от скорости возрастания силы. Кроме того, нагрузка, при которой происходит разрыв, не зависит от длины образца.

На графиках видны две фазы процесса растяжения. При малых растяжениях зависимость существенно нелинейная, что противоречит известному закону Гука. При увеличении растяжения зависимость почти линейная с малыми возмущениями перед разрывом. При этом разрыв происходит без возникновения существенно нелинейного участка. Отсутствие нелинейного участка перед разрывом существенно затрудняет его предсказание.

С помощью нейросетевой зависимости вида $\sigma_{\text{нр}} = \sigma_{\text{нр}}(\sigma_{\text{нр}})$ удалось достаточно точно аппроксимировать тренд-линию к графику зависимости удлинения от нагрузки. Коэффициенты $\sigma_{\text{нр}}$ и $\sigma_{\text{нр}}$ были получены из условия минимума функционала ошибки $\sigma_{\text{нр}}$, где $\sigma_{\text{нр}}$ – экспериментальное отклонение, $\sigma_{\text{нр}}$ – соответствующая ему растягивающая сила. Минимум функционала искался методом RProp [7] или сочетанием метода RProp и метода облака [7].

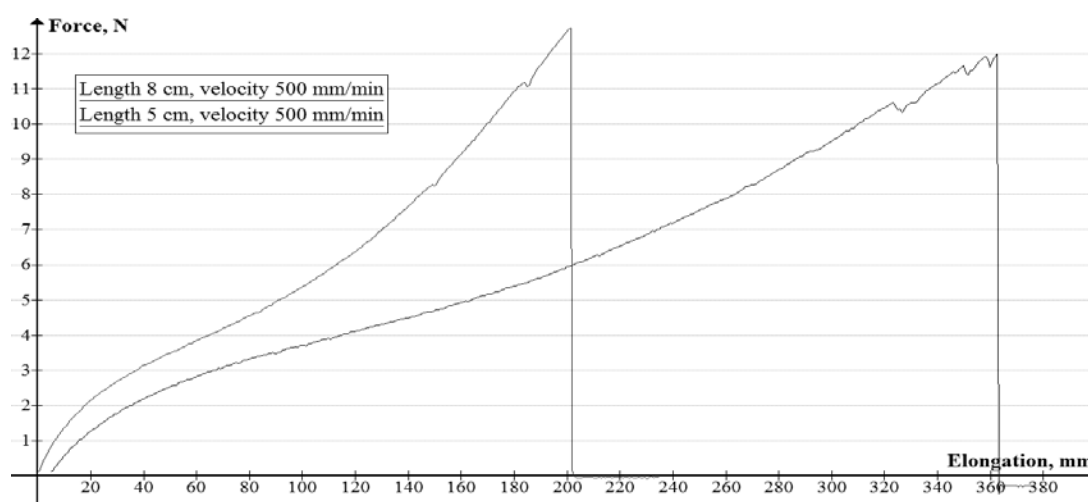


Рис. 1. Графики зависимостей удлинения образца от растягивающей силы для образцов длины 5 см и 8 см при скорости 500 мм/мин

На рисунке 2 приведён пример графика отклонения нейросетевой модели от данных, показывает достаточно точное приближение экспериментальных данных указанной ранее нейросетевой зависимостью с шестью параметрами.

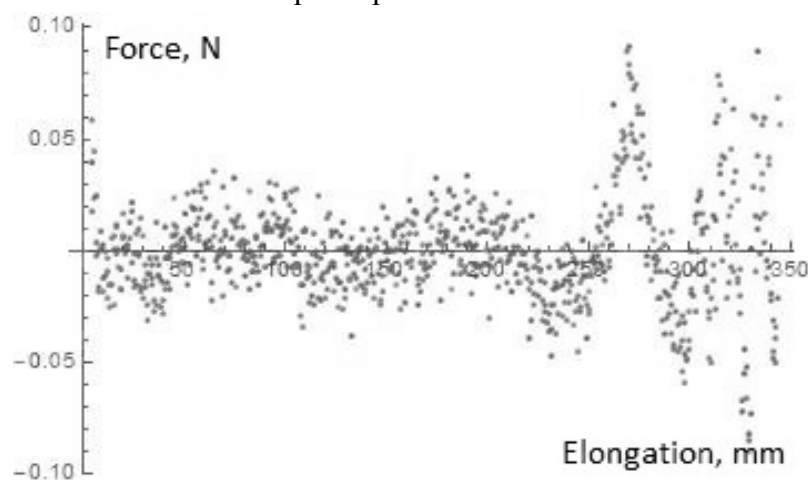


Рис. 2. Ошибка нейросетевой аппроксимации экспериментальной зависимости удлинения резиновой нити от растягивающей силы. Длина образца 8 см, скорость 250 мм/мин

Данный график демонстрирует типичную ситуацию – перед разрывом ошибка нейросетевой аппроксимации существенно возрастает. Данный факт может служить ещё одним индикатором приближения точки разрыва. Для всех экспериментов ошибка указанной выше нейросетевой аппроксимации не превышала 3%.

По полученным результатам была построена нейросетевая модель зависимости силы натяжения, при которой происходит разрыв от параметров нейросетевой аппроксимации зависимости удлинения резиновой нити от растягивающей силы. Ввиду ограниченности объёма экспериментальных данных, нейросетевые зависимости строились в виде $c \cdot \text{th}(a(x - x_c))$. Для определения параметров зависимости (весов нейронной сети) использовался такой же, как и ранее, функционал ошибки и такие же алгоритмы нелинейной оптимизации. На рисунке 3 приведена одна из полученных зависимостей.

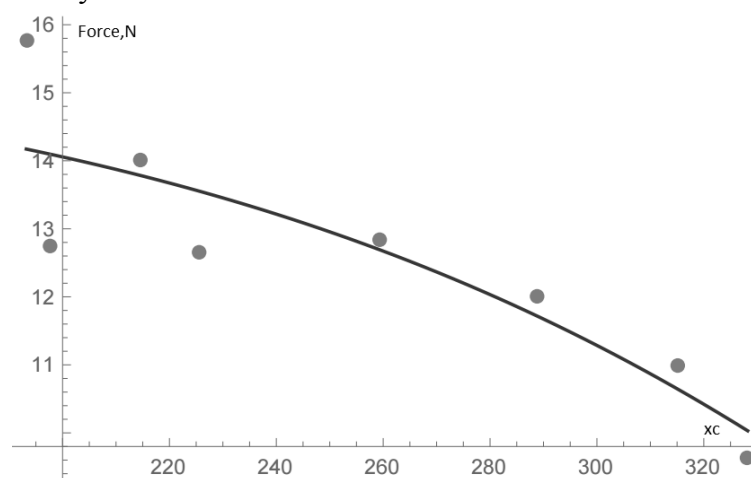


Рис. 3. Зависимость растягивающей силы, при которой происходит разрыв резиновой нити, от максимального из двух параметров x_c нейросетевой аппроксимации зависимости удлинения от растягивающей силы

Учитывая сложный характер процессов разрыва и сильное влияние на него дефектов конкретного образца полученный результат можно считать удовлетворительным. Зная поведение образца на начальном участке нагружения, можно предугадать предельную силу и удлинение, при котором произойдет разрыв. Полученные зависимости можно использовать при предсказании временного закона удлинения образца при динамической нагрузке, используя методы работ [6,8].

Рассмотренный подход можно применить в строительной отрасли. Например, работы на высоте относятся к опасным видам работ, с производством которых связано большое количество несчастных случаев в результате падения человека, несмотря на регламентированные меры безопасности [9]. Поэтому особенно важно обеспечить прочность страховочно-амортизационных элементов безопасности (строп, веревок, тросов), которая будет зависеть и от упругих свойств материалов, из которых изготовлены страховочные элементы.

Библиографический список

1. *Hearle JWS. One-dimensional textiles. Handbook of Technical Textiles. Elsevier, 2016. С. 345-360.*

2. McKenna HA, Hearle JWS, O'Hear N. Handbook of Fibre Rope Technology. Handbook of Fibre Rope Technology. Elsevier, 2004. С. 1-34.
3. Weller SD, Johanning L, Davies P, Banfield S. Synthetic mooring ropes for marine renewable energy applications. *Renew Energy*. Nov; 83:1268–78, 2015.
4. McLaren AJ. Design and performance of ropes for climbing and sailing. *Proc. of the Institution of Mechanical Engineers, Part L: Journal of Materials: Design and Applications* 220 (1), 2006. С. 1-12.
5. Haykin S. *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, 1999.
6. Тархов Д.А. Нейросетевые модели и алгоритмы. М: Радиотехника, 2014.
7. Riedmiller M., Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The Rprop algorithm. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, IEEE Press, 1993. С. 586-591.
8. Лазовская Т.В., Тархов Д.А. Новые подходы к построению параметризованного нейросетевого решения жесткого дифференциального уравнения. *Научно-технические ведомости СПб ГПУ. Физико-математические науки*, №2, С. 138-147.
9. Каверзнева Т.Т., Мазуренко К.С. Контроль безопасности при проведении работ на высоте // Научный форум с международным участием «Неделя науки СПбПУ»: материалы научно-практической конференции. Институт военно-технического образования и безопасности СПбПУ. Изд-во Политехн. ун-та, 2015. С. 187-190.

USING NEURAL NETWORK MODEL OF RUPTURE CONDITIONS FOR ELASTIC MATERIAL SAMPLE BASED ON DYNAMIC MEASUREMENTS

Bolgov Ivan P., Kaverzneva Tatiana T., Kolesova Svetlana A., Lazovskaya Tatiana V., Stolyarov Oleg N., Tarhov Dmitry A.

Peter the Great St-Petersburg Polytechnic University, 29 Politechnicheskaya Str, Saint-Petersburg, Russia, 195251, boliv96@gmail.com, kaverztt@mail.ru, svetakolesova@mail.ru, tatianala@list.ru, oleg.stolyarov@rambler.ru, dtarkhov@gmail.com

The article deals with the problem of the dependence of the elastic material rupture conditions on its dynamic elongation under load and the ability to predict the behavior of the material under load with the help of neural networks technique. Two neural network models constructed using data obtained from experiments in thin rubber threads. The first model approximates the experimental dependence of the elongation of the rubber thread on a tensile force. The second reflects the dependence of rupture force on the parameters of the first neural network model. The possibilities to predict the test sample rupture using the models obtained are discussed. The considered approach can be applied in the building industry.

Key words: modeling, neural networks, elastic materials, viscous elasticity model, rupture conditions, predicting.

АНАЛИЗ ДАННЫХ О ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЯХ

Герасин Д.С., Кузнецов Н.С., Смогунов В.В., Чуфистов В.А.

Пензенский государственный университет,
440026, Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40
Gerasin-denis@mail.ru

Статья посвящена анализу данных о землетрясениях. Приводятся сейсмологические данные существующих землетрясений. Выдвинута гипотеза о причинах происхождения крупнейших землетрясений.

Ключевые слова: Землетрясение, магнитуда землетрясения, тихоокеанская сейсмическая зона, Шкала Рихтера, форшоки, афтершоки, период вращения Земли, околосолнечная орбита.

Землетрясения были одной из главных проблем человечества во все времена. Никто не знает точно, сколько землетрясений на самом деле происходит на Земле. Ежегодно приборами регистрируется более миллиона землетрясений. Рост количества пунктов наблюдений и совершенствование приборов для записи сейсмических колебаний позволили регистрировать с каждым десятилетием всё больше землетрясений, происходящих в недрах планеты. Необходимую информацию для изучения реализации вопросов сейсмостойкости представляют, естественно, данные о самом землетрясении.

Считается, что наиболее вероятными районами землетрясений и вулканической активности и других катастроф являются границы литосферных плит, а если точнее – очертания литосферных плит, установленные по расположению вулканов и фиксируемых землетрясений.

В то же время известно, что большая часть катастроф – 80 % происходит вдоль побережий бассейна Тихого океана, 15 % – в восточной части Средиземного моря и на юге Азии, 5 % – в разных других регионах. По результатам наших исследований, из 180 стран на Земном шаре катастрофа более или менее регулярно происходят в 33 странах, а наиболее разрушительные – в Армении, Гаити, Индии, Пакистане, Турции, Ямайке, Японии.

Для измерения силы землетрясений используются две шкалы. Шкала Меркалли, сейсмическая шкала от 1 до 12 баллов, оценивает внешние воздействия землетрясения наземную поверхность.

Шкала Рихтера, используемая с 1935г, от 1 до 9 магнитуд – логарифмическая, т.е. при увеличении магнитуды на одну единицу количество высвобожденной энергии возрастает в 30 раз. Магнитуда землетрясения – безразмерная величина, пропорциональная логарифму отношения максимальных амплитуд определенного типа волн данного землетрясения и некоторого стандартного землетрясения. Имеются существенные отличия в методах определения магнитуд близких, удаленных, мелко фокусных и глубоких землетрясений.

По данным многолетних наблюдений, обобщаемых ежегодно ООН проинтегрированных нами по различным материкам, установлено, что около 76 % наиболее крупных и раз-

рушительных катастроф произошли в странах Азии – Китае, Японии, Индии и других районах с наибольшей плотностью населения. Большинство разных по последствиям катастроф происходит в двух протяженных, узких зонах. Одна из них обрамляет Тихий океан, а вторая тянется от Азорских островов до Юго-Восточной Азии.

Тихоокеанская сейсмическая зона проходит вдоль западного побережья Южной Америки. В Центральной Америке она разделяется на две ветви, одна из которых следует вдоль островной дуги Вест-Индии, а другая продолжается на север, расширяясь в пределах США, до западных хребтов Скалистых гор. Далее зона проходит через Алеутские острова до Камчатки и затем через Японские острова, Филиппины, Новую Гвинею и острова юго-западной части Тихого океана к Новой Зеландии и Антарктике.

Вторая зона от Азорских остроу в простирается на восток через Альпы и Турцию. На юге Азии она расширяется, а затем сужается и меняет направление на меридиональное, следует через территорию Мьянмы, острова Суматра, Ява и соединяется с тихоокеанской зоной в районе Новой Гвинеи. Выделяется также зона меньшего размера в центральной части Атлантического океана, следующая вдоль Срединно-Атлантического хребта.

Существует ряд районов, где землетрясения происходят довольно часто. К ним относятся, например, Восточная Африка, Индийский океан и в Северной Америке долина р. Св. Лаврентия.

Обобщение информации о катастрофах за 1887-2011 гг. позволили установить новый нетривиальный факт – около 80 % крупнейших катастроф зафиксировано в экваториальной зоне между тропиками Рака и Козерога и не совпадают с очертаниями литосферных плит.

Землетрясения наряду с различного рода волнами и излучениями являются основным индикатором нападения на Землю космических объектов. Рассмотрим их более подробно. По распространенной гипотезе колебания поверхности Земли, вызванные внезапными изменениями в состоянии недр планеты, и есть землетрясения. Эти колебания представляют собой упругие волны, распространяющиеся с высокой скоростью в толще горных пород. Наиболее сильные землетрясения иногда ощущаются на расстояниях более 1500 км от очага и могут быть зарегистрированы сейсмографами даже в противоположном полушарии. Район, где зарождаются колебания, называется очагом землетрясения, а его проекция на поверхность Земли – эпицентром землетрясения. Очаги землетрясений лежат в земной коре на глубинах не более 16 км, а в некоторых районах глубины очагов достигают 700 км.

Ежедневно происходят тысячи землетрясений, но лишь немногие из них ощущаются человеком. Ежегодно на всей Земле происходит около миллиона землетрясений, но большинство из них так незначительны, что они остаются незамеченными. Действительно сильные землетрясения, способные вызвать обширные разрушения, случаются на планете раз в несколько лет. К счастью, большая их часть приходится на дно океанов, и землетрясения, очага которых располагаются на глубинах до 700 км от поверхности, происходят на конвергентных границах литосферных плит.

В 50-х годах XIXвека Р. Малле (Ирландия) составил большой каталог землетрясений, а его подробный отчет о землетрясении в Неаполе в 1857 году стал одним из первых научных описаний сильных землетрясений.

При многих сильных землетрясениях помимо основных толчков регистрируются форшоки — предшественники сильных землетрясений и многочисленные афтершоки — землетрясения, следующие за основным ударом.

Большинство очагов землетрясений возникает близ поверхности Земли. Само смещение коры происходит под действием упругих сил за счет разрядки — уменьшения упругих деформаций в объеме всего участка литосферной плиты в ходе его смещения к состоянию с минимальными упругими деформациями. Землетрясение представляет собой быстрый переход потенциальной энергии, накопленной в упруго-деформированных горных породах земных недр, в энергию колебаний и изменения структуры пород в очаге землетрясения.

Предполагается, что предел прочности пород земной коры превышает в результате роста суммы сил, действующих на нее: сил вязкого трения мантийных конвекционных потоков о земную кору; архимедовой силы, действующей на легкую кору со стороны более тяжелой пластичной мантии; сил лунно-солнечных приливов, изменяющегося атмосферного давления.

Считается, что первые две силы намного больше третьей и четвертой, но скорость их изменения намного меньше, чем скорость изменения приливных и атмосферных сил. Поэтому точное время прихода землетрясения — год, день, минута, определяются изменением атмосферного давления и приливными силами. Медленно меняющиеся силы вязкого трения и архимедовы силы задают время и место прихода землетрясения с годовой точностью.

По характеру процессов в эпицентрах традиционно выделяют несколько типов землетрясений, основными из которых являются тектонические, вулканические и техногенные.

Тектонические землетрясения возникают вследствие внезапного снятия напряжения, например, при подвижках по разлому в земной коре. Исследования последних лет показывают, что причиной глубоких землетрясений могут быть фазовые переходы в мантии Земли, происходящие при определенных температурах и давлениях, иногда глубинные разломы выходят на поверхность. Во время катастрофического землетрясения в Сан-Франциско 18 апреля 1906г. общая протяженность поверхностных разрывов в зоне разлома Сан-Андреас составила более 430 км, максимальное смещение — 6 м.

Вулканические землетрясения происходят вследствие резких перемещений магматического расплава в недрах Земли или в результате возникновения разрывов под влиянием этих перемещений.

Техногенные землетрясения могут быть вызваны испытаниями вооружений, взрывными работами при добыче полезных ископаемых и пр.

По данным центра USGS при ООН количество крупнейших землетрясений с 9 до 12 баллов нарастает: с 1980 по 1985 гг. их было 5, с 1990 по 1999 гг. — 6, с 2000 по 2009 гг. — 12.

Результаты авторов настоящей работы по линейной и нелинейной аппроксимациям данных о сильнейших землетрясениях за 120 лет, позволили сделать выводы, аналогичные выводам центра USGS за 25 лет, о нарастании числа разрушительных землетрясений. Скорее наоборот, люди учатся и строят устойчивые к землетрясениям здания и сооружения, и разрушений становится меньше.

Результаты, полученные с использованием программных продуктов Data Mining, по обработке данных о сильнейших землетрясениях за 120 лет с целью установления корреля-

ционных связей их числа с годовыми циклами смены времен года – днями: весеннего равноденствия 21 марта, летнего солнцестояния 21 июня, осеннего равноденствия 23 сентября, зимнего солнцестояния 21 декабря свидетельствуют о системной закономерности: максимумы основных метеорных потоков связаны с упомянутыми датами равноденствий и солнцестояний и землетрясениями.

Метеорные потоки Гоминиды – 14 декабря, Урсиды – 23 декабря, Квадрантиды – 4 января, т.е. совпадают с максимумом землетрясений в день зимнего солнцестояния 21 декабря. Аналогично, метеорные потоки Персеиды – 12 августа, Ориониды – 22 октября, Тауриды – 3 ноября приходятся на ближайшее время ко дню осеннего равноденствия 23 сентября.

Наконец, 3-й максимум крупнейших землетрясений приходится на период между днем весеннего равноденствия и днем летнего солнцестояния и совпадает с метеорными потоками Лиридов – 21 апреля и Эта Акваридов – 5 мая.

Установление траекторий космических объектов, бомбардирующих Землю, имеет важное значение. Известны случаи бомбардировки Нью-Йорка обломками искусственных спутников, известны падения Сихотэ-Алиньского, Тунгусского и др. космических объектов, известны постоянные «звездные дожди» и т.д.

Так, например, траектория Сихотэ-Алиньского метеорита имела следующие параметры: азимут – 20° , угол наклона к горизонту – 38° , который при падении на Землю достиг 60° . Система обломков представляет собой эллипсоид с наиболее крупными обломками в головной части и мелкими в хвостовой. В кратерном поле насчитывается 24 кратера диаметром около 10 м, около 100 воронок диаметром 0,5...5 м и множество лунок диаметром менее 0,5 м. Считается, что метеор имел массу 1000 т, а обломки метеора, достигшие Земли – 100 т, и прилетел он из пояса астероидов, расположенного за планетой Марс.

Совсем иная траектория Тунгусского метеорита – по одной из наиболее верных, на наш взгляд, гипотез метеорит на огромной скорости от 30 до 90 км/с по касательной приблизился к поверхности Земли, возможно, мощный газодинамический удар о поверхность Земли частично разрушил его и, потеряв некоторое количество движения, метеорит ушел вверх, а затем наиболее крупный осколок вылетел в космос, а мелкие осколки рассыпались по неустановленной до сих пор площади Земли. В пользу этой гипотезы много фактов, в том числе многочисленные находки экспедиций.

Гипотезы и факты по траекториям бомбардировок метеоритами земной поверхности, на наш взгляд, хорошо согласуются с реальным строением Солнечной системы.

При движении вокруг Солнца наша планета вращается с постоянной скоростью вокруг своей оси. Вращение Земли происходит в восточном направлении, поэтому Солнце всходит на востоке, а заходит на западе. Время полного оборота планеты вокруг своей оси называется периодом вращения, или сутками, которые на Земле длятся примерно 24 часа.

Земля не является вполне идеальным шаром: она слегка сплюснута у полюсов, и ее полярный диаметр на 38 км меньше экваториального. Такую форму Земля приобрела благодаря центробежной силе. Земля, подобно восьми другим планетам Солнечной системы, движется вокруг светила по эллиптической траектории, называемой околосолнечной орбитой. Время полного оборота планеты на орбите называется периодом обращения вокруг Солнца, или земным годом. Меркурий, ближайшая к Солнцу планета, совершает свой полный виток за 88

суток, Земле же для этого требуется 365,26 земных суток. Луна обращается вокруг Земли примерно за 27 суток. Полная смена лунных фаз происходит примерно за 29 суток, что составляет лунный месяц.

Таким образом, анализ траекторий космических объектов, строения Солнечной системы и географии крупнейших землетрясений позволяет выдвинуть гипотезу о том, что крупнейшие землетрясения происходят в основном в экваториальной зоне Земли между тропиками Рака и Козерога, а 95 % всех землетрясений – между 40° северной и южной широт, инициированы внешними силами, связывающими объекты Солнечной системы и бомбардировкой Земли метеоритами.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.
2. Смогунов В.В. Образование интеллекта. Бишкек, 2009. 246 с.

ANALYSIS OF DATA ON EARTHQUAKES

Gerasin Denis S., Kuznetsov Nikita S., Smogunov Vladimir V., Chufistov Valery .A.

Penza State University
440026, Russian Federation, Penza, Krasnaya, 40

This article analyzes data on earthquakes. We give details of the existing seismological earthquake. A hypothesis about the causes of the origin of the largest earthquakes.

Keywords: Earthquake, magnitude earthquake, the Pacific seismic zone, the Richter Scale, foreshocks, aftershocks, the Earth's rotation period, the solar orbit.

УДК 004.8; 519.6

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ПРИ ПОИСКЕ ОБЪЕКТОВ В СИСТЕМАХ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

Гладкий С. Л.¹, Дьяков И.П.²

¹ООО «Сателлит Инновация», 614000, Россия, г. Пермь, ш. Космонавтов, 111,
lrndlrnd@mail.ru

²Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет,
614000, Россия, г. Пермь, ул. Пушкина, 42, dyakovip@mail.ru

В статье предложен один из подходов применения нейросетевых технологий для поиска объектов в системах видеонаблюдения. Проанализированы проблемы идентификации объектов по их признакам, определяемым на основе данных видеопотока. Создана нейросетевая модель для определения степени похожести индексированных объектов на основе вычисления расстояния между кластерами цветовых признаков. Данные для обучения нейросетевой мо-

дели получены путем сбора системой видеонаблюдения результатов работы множества пользователей при использовании функции поиска объектов в архивных данных системы. Обученная нейросеть включена в серверную часть системы видеонаблюдения. Использование обученной нейросетевой модели на этапе сравнения проиндексированных объектов при поиске позволило снизить количество ложных образцов и повысить вероятность отслеживания объектов на нескольких камерах. Полученная нейросетевая модель будет использована в интеллектуальной системе видеонаблюдения Macroscop.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросетевые технологии, системы видеонаблюдения, межкамерный трекинг.

Системы видеонаблюдения в настоящее время применяются практически во всех отраслях – от создания сложных охранных систем до подсчета посетителей в супермаркетах и наблюдения в частных домах и квартирах. Области применения данных систем постоянно расширяются, что требует постоянного развития специализированных программных средств для удовлетворения потребностей пользователей [1]. Последними тенденциями развития программных средств видеонаблюдения является их интеллектуализация, то есть создание не просто функциональных возможностей, но и обучающихся систем, способных принимать решения в зависимости от ситуации на основе предыдущего опыта. Данная тенденция обусловлена тем, что задачи, решаемые современными системами видеонаблюдения, являются настолько сложными и плохо формализуемыми, что наиболее эффективным инструментом их решения выступают методы искусственного интеллекта и, в особенности нейросетевые технологии [2].

Одной из самых востребованных задач такого рода является задача поиска объекта с некоторыми признаками в видеопотоке или архиве видеосистемы. Например, поиск человека в одежде определенного цвета. Причем данный поиск должен осуществляться на данных не одной видеокамеры, а множества камер, входящих в состав видеосистемы. Для человека такая задача не представляет труда с точки зрения интеллектуальных возможностей. Единственной сложностью для человека является просмотр большого объема информации – отсюда большие временные затраты на решение задачи. Компьютерная система, наоборот, способна проанализировать большой объем данных за короткий промежуток времени (при наличии достаточных вычислительных мощностей). Однако, с точки зрения качества решения такой интеллектуальной задачи, компьютерная система уступает человеку.

Сложность алгоритмического (программного) решения такой задачи связана со множеством факторов. Данные видеонаблюдения фактически представляют собой последовательность цифровых изображений. На данных изображениях обязательно присутствует “шум”, обусловленный как качеством видеосистемы, так и многими другими факторами. Цветопередача изображений отличается для разных камер, что существенно сказывается на исходных данных для анализа. Различные камеры фиксируют один и тот же объект в различных перспективах, иногда объект виден не полностью. Все эти факторы определяют интеллектуальный характер данной задачи.

Один из подходов решения данной задачи используется в интеллектуальной системе видеонаблюдения Macroscop [3]. В системе реализована функция ‘межкамерный трекинг’, позволяющая отследить передвижение человека на множестве камер в течение некоторого

промежутка времени. Кратко алгоритм можно описать состоящим из нескольких этапов. Каждый кадр в последовательности видеоизображения обрабатывается классификатором, который среди движущихся объектов определяет людей. Классифицированные объекты (люди) индексируются. Под индексацией понимается выделение у объектов цветовых признаков и их параметров – кластеров. Полученные индексы (наборы кластеров) сохраняются в системе.

При работе функции ‘межкамерный трекинг’, пользователь на видеоизображении выделяет человека, которого он хочет отследить. Система находит на промежутке времени множество образцов, похожих на заданный пользователем. Похожесть образцов определяется путем сравнения набора кластеров одного образца с другим. При этом, функция сравнения является сложно формализуемой – она должна учитывать множество факторов. Поэтому, эффективным решением задачи сравнения является использование нейросетевой модели, которая способна выделить неявные сложные зависимости в процессе обучения [2].

Для разработки нейросетевой модели, определены исходные данные. Цветовой кластер объекта включает следующие данные: часть тела, которой он принадлежит (туловище – 1, ноги – 2); размер кластера относительно размера объекта (вещественное значение 0.0-1.0); координаты центра кластера относительно объекта (вещественные значения 0.0-1.0 координат X и Y); цвет кластера, определенный в пространстве Lab [1] (3 вещественных значения). Каждая из двух частей тела может иметь не более 3-х кластеров. Таким образом, каждый индексированный объект (человек) характеризуется шестью кластерами, каждый из которых содержит 3 признака – размер, положение и цвет. Для решения задачи сравнения двух образцов исходными данными будет являться норма разности признаков соответствующих кластеров. Для признака размер – абсолютное значение разницы размеров. Для положения – декартово расстояние между центрами кластеров. Для цвета выбрано расстояние в пространстве Lab по алгоритму CIEDE2000 [1], поскольку данный алгоритм наиболее точно отражает цветовую разницу, воспринимаемую человеком.

Таким образом, нейросетевая модель для решения задачи сравнения двух образцов по цветовым кластерам имеет 18 входных значений (по 3 значения разности признаков для 6 кластеров), и 1 выходное значение – похожи данные два образца, или нет (1 или 0).

Для создания предложенной нейросетевой модели и ее обучения использовался программный комплекс Нейросимулятор 4.0 [4]. Полученная нейросетевая модель содержит 1 промежуточный слой со 150 нейронами. Количество нейронов на промежуточном слое определено из формулы Арнольда–Колмогорова–Хехт-Нильсена для построения оптимальной модели. Исходные данные для обучения нейросетевой модели были собраны при тестировании системы видеонаблюдения как результаты работы пользователей с функцией ‘межкамерный трекинг’. Всего получены данные более чем 1000 индексированных объектов. При этом общее количество обучающих выборок для нейросети составило более 5000.

Обученная нейросетевая модель была подключена к работе системы видеонаблюдения на этапе сравнения образцов при поиске объектов. В результате использования данной модели количество ложных образцов, выдаваемых системой, снизилось приблизительно в 4 раза, а вероятность отследить объект на 4 камерах повысилась приблизительно на 12%.

Таким образом, предложенный подход использования нейросетевых технологий при поиске объектов в системах видеонаблюдения является эффективным. Данный подход будет использоваться в интеллектуальной системе видеонаблюдения Macroscop. Дальнейшим развитием системы является автоматический сбор данных работы пользователей на серверах системы видеонаблюдения и автоматическое дообучение нейросетевой модели, что позволит системе улучшаться в процессе эксплуатации без дополнительных доработок.

Библиографический список

1. Лукьяница А.А., Шишкин А.Г. Цифровая обработка видеоизображений. М.: «Ай-Эс-Эс Пресс», 200. – 518с.
2. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176с.
3. Разумков А.В. Программное обеспечение сетевого видеорегистратора для систем видеонаблюдения на основе IP-видеокамер. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2008615552. Заявка Роспатент № 2008614605. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 20 ноября 2008г.
4. 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.

NEURAL NETWORK APPLICATION FOR OBJECT SEARCH IN VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS

Gladkiy Sergey L.¹, Dyakov Ivan P.²

¹LLC «Satellite Innovation», Kosmonavtov st., 111, Perm, Russia, 614000, lrndlrnd@mail.ru

²Perm State Humanitarian-Pedagogical University, Pushkina st., 42, Perm, Russia, 614000, dyakovip@mail.ru

This article introduces an approach of neuro technologies application for searching objects in video surveillance systems. Problems of object identification by their features analyzed when using sequences of video data frames. Neuro model created for indexing object similarity calculation. The model is based on computation of the distances between color features' clusters. The data for learning the neural network model gathered with using the real video surveillance system. The system stores results when an user is searching object in video archive data. The trained neural network model embedded into the server part of the video surveillance system. Application of the model on the stage of indexing object comparison allowed decreasing the number of fallout samples and increasing the probability to find objects on the several cameras. The created neural network model is going to be included into the intelligent video system Macroscop.

Keywords: artificial intelligence, neural network technology, video surveillance system, cross-camera tracking.

ОБУЧЕНИЕ МЕТОДОМ ДОВЕРИТЕЛЬНЫХ ОБЛАСТЕЙ СЕТЕЙ РАДИАЛЬНЫХ БАЗИСНЫХ ФУНКЦИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ КРАЕВЫХ ЗАДАЧ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ ФИЗИКИ⁴

Горбаченко В.И., Жуков М.В.

Пензенский государственный университет,
440026, Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40, gorvi@mail.ru

Рассмотрено решение краевых задач математической физики на сетях радиальных базисных функций. Показаны преимущества бессеточных методов на основе сетей радиальных базисных функций. Предложен метод обучения сетей на основе метода доверительных областей, позволяющий упростить процесс выбора структуры сети и существенно сократить временные затраты на настройку её параметров. Разработан алгоритм обучения на основе метода доверительных областей. На каждом шаге минимизации функционала ошибки предложена приближенная аппроксимация матрицы Гессе произведением матриц Якоби, что приводит к решению условной задачи минимизации квадратичного функционала. Для этого предлагается использовать метод Стайхауга, представляющий собой модификацию предобусловленного метода сопряженных направлений. В качестве примера решения краевых задач с помощью сетей радиальных базисных функций, обученных методом доверительных областей, рассмотрена краевая задача для двухмерного уравнения Пуассона.

Ключевые слова: краевые задачи математической физики, сети радиальных базисных функций, обучение нейронных сетей, метод доверительных областей.

Перспективными методами решения краевых задач для дифференциальных уравнений в частных производных являются бессеточные методы [1]. Большинство бессеточных методов относится к классу проекционных методов. При их применении аппроксимация решения представляется в виде взвешенной суммы радиальных базисных функций (РБ-функций), веса которых выбираются таким образом, чтобы приближенное решение удовлетворяло краевой задаче в выбранных пробных точках. Главный недостаток использования РБ-функций — необходимость неформализуемого подбора параметров базисных функций. Этот недостаток преодолевается использованием сетей РБ-функций — РБФ-сетей [2–5]. Решение краевых задач на РБФ-сетях сводится к задаче обучения РБФ-сетей и отличается от других проекционных бессеточных методов тем, что при аппроксимации решения настраиваются не только веса радиальных базисных функций, но и их параметры [6–7].

Целью работы является разработка метода обучения РБФ-сетей на основе метода доверительных областей (МДО) [8], позволяющего существенно сократить временные затраты на настройку параметров сетей.

РБФ-сеть — сеть, состоящая из двух слоев [9]. Первый слой осуществляет нелинейное преобразование входного вектора $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_d) \in \mathbb{R}^d$. Второй слой производит линей-

⁴ Публикация подготовлена при финансовой поддержке РФФИ (гранты № 02-01-0070116-08-00906 А, 14-01-00660 А, 14-01-00733 А).

© Горбаченко В.И., Жуков М.В., 2016

ное суммирование. В качестве функции преобразования используются РБ-функции. Выход сети описывается выражением $u(\mathbf{x}) = \sum_{m=1}^M w_m \varphi_m(\mathbf{x}; \mathbf{p}_m)$, где M — количество РБ-функций, w_m — вес РБ-функции φ_m , $\mathbf{p}_m$ — вектор параметров РБ-функции. В качестве РБ-функций используют функции Гаусса, мультиквадрики, обратные мультиквадрики и др. [9].

Процесс решения краевых задач с помощью РБФ-сетей рассмотрим на примере краевой задачи, заданной в операторной форме

$$Lu(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}), \quad \mathbf{x} \in \Omega, \quad Bu(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}), \quad \mathbf{x} \in \partial\Omega,$$

где u — искомое решение; L — дифференциальный оператор; B — оператор граничных условий; Ω — область решения; $\partial\Omega$ — граница области; f и p — известные функции. Решение u аппроксимируется с помощью РБФ-сети, для этого:

1. Из множеств Ω и $\partial\Omega$ выбираются N внутренних и K граничных пробных точек.
2. Определяется структура сети: тип сети, количество РБ-функций M , тип РБ-функций, задаются начальные значения: $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_M)$ — веса РБ-функций, $\mathbf{p} = (\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_M)$ — параметры РБ-функций (структура элементов вектора $\mathbf{p}$ зависит от вида функции, например для двухмерной функции Гаусса $\mathbf{p}_i = (a_i, c_i^1, c_i^2)$, где $i = \overline{1..M}$, a_i — параметр формы (ширина) i -ой РБ-функции, (c_i^1, c_i^2) — положение её центра).

3. Выполняется обучение сети, т.е. подбираются такие значения $\mathbf{w}$ и $\mathbf{p}$, чтобы функционал ошибки, представляющий собой сумму квадратов невязок в пробных, точках принимал минимальное значение

$$J(\mathbf{w}, \mathbf{p}) = \sum_{i=1}^N [Lu(\mathbf{x}_i; \mathbf{w}, \mathbf{p}) - f(\mathbf{x}_i)]^2 + \lambda \sum_{i=N+1}^{N+K} [Bu(\mathbf{x}_i; \mathbf{w}, \mathbf{p}) - p(\mathbf{x}_i)]^2 \rightarrow \min \quad (1)$$

где $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N \in \Omega$, $\mathbf{x}_{N+1}, \mathbf{x}_{N+2}, \dots, \mathbf{x}_{N+K} \in \partial\Omega$, λ — подбираемый штрафной множитель, учитывающий вклад невязок в граничных пробных точках.

Обученная сеть при подаче на вход координат произвольной точки из области решения или границы формирует решение в этой точке.

Эффективность нейросетевого метода решения краевых задач зависит от эффективности метода минимизации функционала ошибки (1). Для решения задачи (1) перспективно использование МДО. Особенности метода являются возможность одновременной оптимизации большого количества параметров; высокие показатели эффективности и сходимости даже для плохо обусловленных задач; за счет использования аппроксимационных моделей метод позволяет преодолевать локальные минимумы; позволяет минимизировать вогнутые функции, т.е. функции с отрицательно определенной матрицей Гессе; и наконец, при использовании в роли аппроксимирующей функции разложения по формуле Тейлора второго порядка, задача минимизации целевой функции сводится к задаче минимизации квадратичного функционала [8].

Основная идея МДО заключается в том, что на каждой итерации k минимизации функции $f(\mathbf{x})$, где $\mathbf{x} \in \Omega \subseteq \mathbb{R}^n$ (Ω — область определения, $\mathbb{R}$ — множество действитель-

ных чисел), функция f в некоторой доверительной области $B_k \subseteq \Omega$ заменяется аппроксимирующей ее функцией m_k и вычисляется минимум m_k в B_k , который становится новым минимумом f . В зависимости от того, насколько уменьшение, предсказанное моделью, подтверждается целевой функцией, принимается решение о сужении либо расширении доверительной области. Алгоритм, реализующий метод доверительных областей, имеет вид:

Шаг 1. Инициализация. Задаются предварительное положение $\mathbf{x}_0$; радиус доверительной области Δ_0 ; пороговые значения оценок точности модели μ_1 и μ_2 такие, что $0 < \mu_1 \leq \mu_2 < 1$; коэффициенты преобразования доверительной области γ_1, γ_2 ($0 < \gamma_1 \leq \gamma_2 < 1$); порядковый номер итерации $k = 0$.

Шаг 2. Аппроксимация f . Выбирается норма $\|\cdot\|$, строится функция m_k , аппроксимирующая функцию f в области B_k .

Шаг 3. Минимизация m_k . Выбирается метод условной минимизации m_k . С его помощью находится такой шаг $\mathbf{s}_k$, что точка $\mathbf{x}_k + \mathbf{s}_k$ является глобальным минимумом m_k в B_k .

Шаг 4. Оценка точности модели

$$p_k = \frac{f(\mathbf{x}_k) - f(\mathbf{x}_k + \mathbf{s}_k)}{m_k(\mathbf{x}_k) - m_k(\mathbf{x}_k + \mathbf{s}_k)}.$$

Если $p_k \geq \mu_1$, то $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{s}_k$, иначе $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k$.

Шаг 5. Изменение радиуса доверительной области

$$\Delta_{k+1} \in \begin{cases} [\Delta_k; \infty), & \text{если } p_k \geq \mu_2, \\ [\gamma_2 \Delta_k; \Delta_k), & \text{если } p_k \in [\mu_1, \mu_2), \\ [\gamma_1 \Delta_k; \gamma_2 \Delta_k), & \text{если } p_k < \mu_1. \end{cases}$$

Шаг 6. Увеличить порядковый номер итерации $k = k + 1$. Если достигнута требуемая точность решения или k равен максимальному количеству итераций, или радиус доверительной области слишком мал, то завершить обучение, иначе перейти к шагу 2.

Поскольку функционал ошибки сети — дважды дифференцируемая функция, то для построения m_k применим разложение J по формуле Тейлора второго порядка, а в качестве нормы — евклидову норму. Это приводит к необходимости вычисления матрицы Гессе, что требует больших вычислительных затрат. Вместо точного значения матрицы Гессе будем использовать ее приближенное значение, представляющее собой произведение матриц Якоби $\mathbf{H}(\mathbf{x}) \approx \mathbf{G}(\mathbf{x}) = [\mathbf{J}(\mathbf{x})]^T \mathbf{J}(\mathbf{x})$, где $\mathbf{J}(\mathbf{x})$ — Якобиан вектор-функции ошибки.

Использование разложения по формуле Тейлора второго порядка приводит к необходимости решения условной задачи минимизации квадратичного функционала. Для этого предлагается использовать метод Стайхауга [10]. Метод представляет собой модификацию предобусловленного метода сопряженных направлений, учитывающую при минимизации функционала m_k ограничения на решение (решение должно лежать в B_k) и позволяющую работать с отрицательно определенной матрицей Гессе.

В качестве примера решения краевых задач с помощью РБФ-сетей, обученных МДО, рассмотрим краевую задачу для двухмерного уравнения Пуассона

$$\frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u(x, y)}{\partial y^2} = f(x, y), \quad (x, y) \in \Omega, \quad u(x, y) = p(x, y), \quad (x, y) \in \partial\Omega.$$

С необходимостью решения данной задачи часто приходится сталкиваться в термодинамике, электростатике, при обработке изображений. Пусть областью решения является квадрат, ограниченный точками $(0, 0)$ и $(1, 1)$, а $f(x, y) = \sin(\pi x)\sin(\pi y)$, $p(x, y) = 0$. Данная задача имеет аналитическое решение $u_a(x, y) = -\frac{1}{2\pi^2}\sin(\pi x)\sin(\pi y)$.

Проведено два эксперимента с различными предварительными значениями параметров сети. В обоих экспериментах для обучения сети использовались 144 случайно расположенные пробные точки, 100 из которых располагались в области решения Ω , 44 — на границе $\partial\Omega$. В качестве РБ-функций использовалась функция Гаусса. В первом эксперименте РБФ-сеть состояла из 16 нейронов, центры которых предварительно были случайным образом расположены в квадратной области, ограниченной точками $(-0, 2; -0, 2)$ и $(1, 2; 1, 2)$. Ширина РБ-функций выбиралась случайным образом из интервала $[0, 3; 0, 6]$, предварительные значения весов РБ-функций также выбирались случайным образом из интервала $[-0, 05; 0, 05]$. Штрафной параметр $\lambda = 1000$. Параметры МДО $\Delta_0 = 2$; $\mu_1 = 0, 2$; $\mu_2 = 0, 7$; $\gamma_1 = 0, 5$; $\gamma_2 = 0, 7$. Обучение сети завершилось на 8 итерации со значением относительной среднеквадратической погрешности решения, равной $1, 7 \cdot 10^{-4}$.

Во втором эксперименте РБФ-сеть состояла из 64 нейронов, центры которых располагались в узлах равномерной квадратной сетки, ограниченной точками $(-0, 2; -0, 2)$ и $(1, 2; 1, 2)$, ширина нейронов была постоянной и равнялась 0,5, начальные значения весов РБ-функций равнялись 0. За 15 итерации была достигнута погрешность решения равная $5, 3 \cdot 10^{-5}$. Как и следовало ожидать, чем больше нейронов в сети, тем точнее она аппроксимирует искомое решение. Однако процесс обучения такой сети требует значительно больше времени.

Библиографический список

1. Liu G.R. Mesh free methods: moving beyond the finite element method. — CRC Press, 2003. — 712 p.
2. Yadav N., Yadav M., Kumar M. An Introduction to Neural Network Methods for Differential Equations. — Springer, 2015. — 115 p.
3. Васильев А.Н., Тархов Д.А. Принципы и техника нейросетевого моделирования. — СПб.: Нестор-История, 2014. — 218 с.
4. Артюхина Е.В., Горбаченко В.И. Бессеточные методы и их реализация на радиально-базисных нейронных сетях // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2010. — № 11. — С. 4–10.
5. Горбаченко В.И., Артюхина Е.В., Артюхин В.В. Радиально-базисные нейронные сети для решения краевых задач бессеточными методами // Нейроинформатика-2010:

- Сборник научных трудов XII Всероссийской научно-технической конференции. В 2-х частях. Часть 2. — М.: НИЯУ МИФИ, 2010. — С. 237 – 247.
6. Горбаченко В.И., Артюхина Е.В. Исследование градиентных алгоритмов обучения весов радиально-базисных нейронных сетей для решения краевых задач математической физики // Известия ПГПУ им. В.Г. Белинского, 2009. — № 13 (17). — С. 134–143.
 7. Горбаченко В.И., Жуков М.В. Подходы и методы обучения сетей радиальных базисных функций для решения задач математической физики // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2013. — №9. — С.12–18.
 8. Conn A.R., Gould N.M., Toint P.L. Trust regions methods. — MPS-SIAM, 1987. — 978 p.
 9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. — М.: Вильямс, 2006. — 1104 с.
 10. Staihaug T. The conjugate gradient method and trust region in large scale optimization // Society for industrial and applied mathematics. — 1983. — p. 34–41.

LEARNING TRUST REGION METHOD RADIAL BASIS FUNCTIONS NETWORKS FOR SOLVING BOUNDARY VALUE PROBLEMS OF MATHEMATICAL PHYSICS

Gorbachenko V. I., Zhukov M. V.

Penza state University, 440026, Russia, Penza, Krasnaya str., 40,
gorvi@mail.ru

The solution of boundary value problems of mathematical physics on the networks of radial basis functions. Advantages meshfree methods based on radial basis function networks. A network learning method based on the method of trust region, to simplify the process of selecting the network structure and significantly reduce the time required for setting its parameters. A learning algorithm based on trust region method. At each step of minimizing the error functional proposed approximate approximation of the Hessian matrix product of Jacobi, which leads to the solution of the problem of conditional minimization of a quadratic functional. To do this, use the method proposed Staihaug, which is a modification of the method of preconditioned conjugate directions. As an example of solving boundary value problems using radial basis functions networks, trained by confidence regions, we consider the boundary value problem for the two-dimensional Poisson equation.

Keywords: boundary value problems of mathematical physics, radial basis functions network, learning neural networks, trust region method.

ПРИМЕНЕНИЕ ДИСКРИМИНАНТНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОСЛЕОПЕРАЦИОННЫХ СОСТОЯНИЙ ПРИ ЖЕЛЧНОКАМЕННОЙ БОЛЕЗНИ

Горбаченко В.И., Кузнецов Р.Н., Кузнецова О.Ю.

Пензенский государственный университет,
440026, Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40, gorvi@mail.ru, nahab007@rambler.ru,
ellekasandra@yandex.ru

В статье представлены результаты применения дискриминантного анализа для прогнозирования отсутствия или наличия послеоперационных осложнений при желчнокаменной болезни. Для прогнозирования использован дискриминантный анализ. Материалом исследования послужили истории болезни 109 пациентов Пензенской областной клинической больницы им. Н.Н. Бурденко. Использовано 15 показателей на основе общего и биохимического анализа крови, а также 2 дополнительных показателя (длительность оперативных вмешательств, пол). Описана процедура дискриминантного анализа. Приведены результаты дискриминантного анализа, реализованного в статистическом пакете STATISTICA. Выявлены факторы, оказывающие статистически наибольшее влияние на результат прогнозирования. Несмотря на невысокую точность прогноза, дискриминантный анализ позволяет прогнозировать наличие послеоперационных осложнений при желчнокаменной болезни. Для повышения точности прогноза предлагается использовать нейросетевые методы.

Ключевые слова: дискриминантный анализ, желчнокаменная болезнь, прогнозирование, послеоперационные осложнения.

Хорошо известно, что при выполнении оперативных вмешательств при желчнокаменной болезни могут возникать послеоперационные осложнения, вероятность наступления которых в свою очередь оказывает непосредственное влияние на течение послеоперационного периода, длительность которого можно оценить с помощью математических моделей, ориентированных на решение этого класса задач [1].

Наибольшее число современных исследований в области медицинского моделирования посвящено оценке исхода заболевания, либо предполагаемому количеству летальных исходов, однако не менее важным направлением является медицинское прогнозирование, поскольку оно позволяет выявить факторы риска, определить их значимость и тем самым предположить начало возникновения заболевания либо определить вероятность возникновения осложнений, а также спрогнозировать длительность лечения [2, 3, 4].

Важным аспектом прогнозирования послеоперационных осложнений является использование многомерных методов статистического анализа, таких как дискриминантный анализ. Он позволяет объективно оценить роль каждого изучаемого фактора в определении будущего результата заболевания [4-6]. Определяя возможный прогноз послеоперационных осложнений, практическому врачу необходимо иметь готовый инструмент оценки исхода заболевания.

Материалом исследования послужили истории болезни 109 пациентов Пензенской областной клинической больницы им. Н.Н. Бурденко. Из них 63 случая без осложнения, 46 осложненных случаев. Использовано 15 показателей на основе общего и биохимического анализа крови, а также 2 дополнительных показателя (длительность оперативных вмешательств, пол).

Технической задачей предлагаемого подхода было повышение объективности прогнозирования послеоперационных осложнений путем комплексного исследования анализов крови. Было установлено, что факторами риска для определения степени тяжести послеоперационных осложнений при желчнокаменной болезни является совокупность целого ряда информативных признаков: лейкоциты, нейтрофилы палочкоядерные, лимфоциты, общий билирубин, длительность оперативных вмешательств. Для выполнения поставленной задачи использован метод дискриминантного анализа. Данные пациентов были собраны в одну группу и случайным образом разделены на две выборки по 54 человека. Первая выборка являлась обучающей, а вторая — контрольной.

Дискриминантный анализ выполняется в три этапа [7]:

1. Формирование обучающей информации. Определение видов заболеваний для диагностики, диагностических признаков осуществляется врачом специалистом.

2. Пошаговый отбор информативных признаков. Информативность симптомов, содержащихся в матрице наблюдений, оценивается по критерию Уилкса (лямбда Уилкса):

$$L = \frac{\det(\mathbf{W})}{\det(\mathbf{T})},$$

где $\det(\mathbf{W})$ — детерминант матрицы внутригрупповой ковариации $\mathbf{W}$, $\det(\mathbf{T})$ — детерминант полной ковариационной матрицы $\mathbf{T}$.

В модель включаются симптомы, для которых уровень значимости $p < 0,05$.

Для каждой группы заболеваний определяется обобщающая линейная классификационная функция (ЛКФ) [7]:

$$F_j = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k,$$

где F_j — линейная классификационная функция для j -й группы заболеваний; b_0 — константа; $b_1, b_2, \dots, b_k$ — коэффициенты для симптомов $X_1, X_2, \dots, X_k$; $x_1, x_2, \dots, x_k$ — возможные значения k симптомов.

Коэффициенты b_i первой линейной классификационной функции выбираются таким образом, чтобы центроиды различных групп как можно больше отличались друг от друга. Коэффициенты второй группы выбираются аналогично, но при этом налагается дополнительное условие, чтобы значения второй функции были некоррелированы со значениями первой.

3. Решается задача медицинской диагностики по выработанным ЛКФ. Количество линейных классификационных функций определяется числом диагностируемых групп заболеваний (m). Для решения диагностической задачи по симптомам больного производится расчет m ЛКФ. Больного относят к той группе, для которой ЛКФ примет максимальное значение [8, 10].

Данный анализ реализован в статистическом пакете StatSoft STATISTICA 10.0 [9]. Дискриминантный анализ проводился для зависимой переменной *Оценка* (наличие осложнений — 1, отсутствие осложнений — 0) и 5 предикторов (Лейкоциты, Нейтрофилы палочкоядерные, Лимфоциты, Общий билирубин, Длительность оперативных вмешательств). Предикторы добавляются в дискриминантное уравнение пошаговым методом Уилкса. Оценка информативности симптомов представлена в таблице 1.

Таблица 1 Оценка информативности симптомов

	Лямбда Уилкса L	Частная лямбда	p-уров.
Эритроциты	0,822645	0,999907	0,922281
Нейтрофилы палочкоядерные	0,872182	0,943116	0,014280
Лимфоциты	0,822581	0,999985	0,968701
Общий билирубин	0,871194	0,944186	0,015253
Длительность оперативных вмешательств	0,842366	0,976498	0,118448

В первом столбце таблицы приведены значения *Лямбда Уилкса*, являющиеся показателем исключения соответствующей переменной из модели [9]. Чем больше значение L , тем более желательно присутствие этой переменной в процедуре дискриминации, из этого следует, что нужно исключить показатели: Эритроциты и Лимфоциты. Показатель *Частная лямбда* характеризует единичный вклад соответствующей переменной в разделительную силу модели. Чем меньше *Частная лямбда*, тем больше вклад в общую дискриминацию. Из таблицы видно, что переменные Нейтрофилы палочкоядерные и Общий билирубин дают вклад больше всех, переменная Длительность оперативных вмешательств — вторая по значению вклада и переменные Эритроциты и Лимфоциты вносят в общую дискриминацию меньше всех. Поэтому из ЛКФ можно исключить переменные: Эритроциты и Лимфоциты, это подтверждает уровень значимости p .

Далее определили, является ли ЛКФ статистически значимой (таблица 2).

Таблица 2 Определение значимости ЛКФ методом статистики Уилкса

	Собств. знач.	Канонич. - R	Лямбда Уилкса	Хи-вад.	p-уровень
0	0,215569	0,421117	0,822660	20,59487	0,000128

Результаты этой таблицы показывают, какие ЛКФ следует считать статистически значимыми, чтобы использовать их для дальнейшего рассмотрения (т.е. для интерпретации). Так называемый последовательный критерий значимости работает следующим образом. Сначала рассматриваются все канонические корни вместе, т.е. производится анализ без удаления корней. Полученное значение критерия — χ^2 и p -уровень выводятся в первой строке таблицы результатов. Если это значение значимо, то можно заключить, что хотя бы один канонический корень является статистически значимым. Далее удаляется первый (т.е. наиболее значимый) корень и определяется статистическая значимость оставшихся корней. Полученное значение критерия выводится во второй строке таблицы результатов. Если оно значимо, то, как минимум, два корня статистически значимы. Если нет, то на этом шаге следует остановиться, оставив для интерпретации только первый корень. Если и второй корень окажется значимым, то он также удаляется, а процедура определяет статистическую значимость

оставшихся корней и т.д. Из данных, приведенных в таблице 2, можно сделать вывод о статистической значимости только первого канонического корня. Каноническая корреляция $R = 0,42$, приведенная в верхней строке окна, соответствует корреляции между первыми каноническими переменными (взвешенными суммами). Она равна максимальному извлеченному каноническому корню. Ее значение свидетельствует о наличии сильной зависимости между группами переменных. Значения $\chi^2 = 20,59$ и уровень значимости $p = 0,000128$ показывают значимость R .

Далее были получены коэффициенты канонических переменных, они были подставлены в ЛКФ, которая имеет следующий вид:

$$ЛКФ = -1.880 + 0.097 * x_2 + 0.008 * x_4 + 0.010 * x_5,$$

где x_2 — Нейтрофилы палочкоядерные, x_4 — Общий билирубин, x_5 — Длительность оперативных вмешательств.

Ошибка дискриминантного анализа составила 30,3%. Несмотря на невысокую точность прогноза, дискриминантный анализ позволяет прогнозировать наличие послеоперационных осложнений при желчнокаменной болезни. Для повышения точности прогноза предлагается использовать нейросетевые методы.

Библиографический список

1. Ильченко А.А. Желчнокаменная болезнь. — М.: Анахарсис, 2004. — 200 с.
2. Аравин О.И. Применение искусственных нейронных сетей для анализа патологий в кровеносных сосудах // Российский журнал биомеханики, 2011. — № 3. — С. 45–51.
3. Кучеренко В.З., Применение методов статистического анализа для изучения общественного здоровья и здравоохранения: учебное пособие. — М.: ГЭОТАР-Медиа, 2011. — 256 с.
4. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. — Springer / 2009. — 745 p.
5. Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности. — М.: Финансы и статистика, 1989. — 607с.
6. Ким О.Дж., Мьюллер Ч.У., Клекка У.Р. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ. — М.: Финансы и статистика, 1989. — 215 с.
7. Юнкеров В.И., Григорьев С.Г. Математико-статистическая обработка данных медицинских исследований. — СПб.: ВМедА, 2002. — 266 с.
8. Лапач С.Н., Чубенко А.В., Бабич П.Н. Статистика в науке и бизнесе. — Киев.— Морион, 2002. — 408 с.
9. Халафян А.А., STATISTICA 6. Статистический анализ данных.— М: ООО «Бином-Пресс», 2007. — 512 с.
10. Реброва О.Ю., Статистический анализ медицинских данных. Применение пакета прикладных программ STATISTICA / О. Ю. Реброва. — М.: МедиаСфера, 2002. — 125 с.

MULTIVARIATE STATISTICAL ANALYSIS OF GALLSTONE SURVEYS

Gorbachenko V. I., Kuznetsov R.N., Kuznetsova O. Yu.

Penza State University, 440026, Russia, Penza, Krasnaya str., 40,
gorvi@mail.ru, nahab007@rambler.ru, ellekasandra@yandex.ru

The article presents the results of applying discriminant analysis to predict the absence or presence of postoperative complications in cholelithiasis. Discriminant analysis is used for forecasting. The research is based on case history 109 patients of the Penza regional clinical hospital named after. N. N. Burdenko. Used 15 indicators based on General and biochemical blood analysis, as well as 2 additional indicator (duration of surgery, sex). The procedure of discriminant analysis are described. The results of the discriminant analysis, implemented in the statistical package STATISTICA. Factors that have statistically the greatest influence on the forecast result. Despite the low accuracy of prediction, discriminant analysis allows to predict the presence of postoperative complications in cholelithiasis. To improve the accuracy of the forecast is proposed to use neural network methods.

Keywords: discriminant analysis, gallstone disease, prognosis, postoperative complications.

УДК 519.2

НЕЙРОНЫЕ СЕТИ И ПРОГНОЗ

Гусев А.Л.

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

В докладе дается описание метода сжатия-расширения информационного пространства для прогноза показателей с использованием нейронных сетей. Рассматриваются дополнительные возможности улучшения прогноза. Автор приходит к выводу о том, что для улучшения прогноза необходимо исследовать показатель, который отождествляется с расширением информационного пространства. Приводятся рекомендации.

Ключевые слова: Нейросетевые технологии, прогноз показателей, сжатие и расширение информационного пространства.

Рассмотрим метод сжатия-расширения информационного пространства для нейронных сетей при решении задачи прогноза. Суть метода сжатия-расширения информационного пространства, изложенного в [1], сводится к следующему. Решается задача прогноза показателя здоровья в зависимости от показателей качества среды обитания. Для этого фиксируются все перечисленные показатели с лагом один год на протяжении последних пяти лет (раз в год) по условным территориям, в целом составляющим регион. Например, Пермский край состоит из 53 территорий. Таким образом, получается 265 наблюдений, 53 территории наблюдались 5 раз (5 лет). Из этого множества наблюдений по определенным правилам отбираются наблюдения (обычно, 15-25% всех наблюдений) для которых можно спроектировать и построить

нейронную сеть, которая имеет погрешность близкую к нулю (сжатие информационного пространства). Далее в построенную сеть загружаются все наблюдения, и вычисляется ошибка (погрешность) для каждого из 265 наблюдений. Затем ошибка для каждого наблюдения является дополнительным входом z (условным показателем, который отображает общее воздействие неучтенных при построении изначальной нейронной сети показателей влияющих на показатель здоровья) в новую нейронную сеть (расширение информационного пространства). На расширенном информационном пространстве выстраивается нейронная сеть, которая, как правило, имеет приемлемую погрешность для прогноза. Чтобы сделать прогноз необходимо в нейронную сеть ввести показатели качества среды обитания за год, следующий за исследованными годами и рассчитать дополнительный вход z для каждой территории. В [2] предлагалось брать значения дополнительного входа за последний исследуемый год. Однако на практике оказалось целесообразнее провести дополнительные исследования.

Для каждой территории имеем 5 значений дополнительного входа (за каждый год из 5 лет по одному). Для улучшения прогноза необходимо проанализировать эти значения. Может сложиться три ситуации.

Первая ситуация. Значение дополнительного входа постоянно возрастает год от года. Тогда нужно рассчитать среднее значение возрастания за год. Для прогноза следует использовать значение z за последний исследованный год плюс среднее значение возрастания за год.

Вторая ситуация. Значение дополнительного входа постоянно убывает год от года. Тогда нужно рассчитать среднее значение убывания за год. Для прогноза следует использовать значение z за последний исследованный год минус среднее значение убывания за год.

Третья ситуация. Значение дополнительного входа то возрастает, то убывает. Тогда для прогноза следует использовать значение z за последний исследованный год или среднее значение за 5 лет.

При таком подходе качество прогноза нейронной сети возрастает (снижается погрешность прогноза).

Методика сжатия-расширения информационного пространства [1] прошла апробацию при выполнении ряда проектов, в частности [3].

Библиографический список

1. Гусев А.Л. Управление и процедуры групповых проверок. Saarbrücken (Germany): LAP LAMBERT Academic Publishing GmbH & Co. KG, 2011. – 75 с.
2. Гусев А.Л. Непрерывный статистический контроль при управлении. Los Angeles (USA): Createspace, 2012. – 128 с.
3. Ясницкий Л.Н., Зайцева Н.В., Гусев А.Л., Шур П.З. Нейросетевая модель региона для выбора управляющих воздействий в области обеспечения гигиенической безопасности // Информатика и системы управления. – 2011. - №3. – С.51-59

NEURAL NETWORKS AND FORECAST

Gusev Andrey L.

Perm State University, st. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990, alguseval@mail.ru

The report provides a description of the method of compression-expansion of the information space for the forecast parameters using neural networks. Consider additional opportunities to improve prognosis. The author concludes that it is necessary to improve the prognosis to investigate the metric that is identified with the expansion of the information space. We give advice.

Keywords: neural network technology, the forecast indicators, compression and expansion of the information space.

УДК 711.4-112:51-7

ФРАКТАЛЬНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ГОРОДСКИХ ТЕРРИТОРИЙ

Гущина Е.С.¹, Кувшинова О.А.¹, Смогунов В.В.²

¹Пензенский государственный университет архитектуры и строительства,
440045, Россия, г.Пенза, ул. Г.Титова, 28 pensacolla@rambler.ru

²Пензенский государственный университет,
Россия, г. Пенза, ул. Красная 40, корпус 9, а. 9-406,
penzgu.tmt@inbox.ru

В статье рассмотрен математический метод пространственной количественной оценки городских территорий, в основе которой лежит показатель фрактальной размерности. Этот инновационный подход для измерения степени физической сложности и освоенности городских территории апробирован на примере планировочной структуры города Пензы.

Ключевые слова: Фрактальный анализ, планировочная структура города, фрактальная идентификация.

С развитием геоинформационных систем, методов планирования и прогнозирования городских территорий существует необходимость в освоении новых подходов к оценке городской планировочной структуры. Статистический метод фрактальной оценки, разработанный в [1], призван идентифицировать городскую форму путем измерения базовой морфологической сложности и освоенности территории. Данный метод призван облегчить пространственный анализ и предлагает инновационный подход к идентификации и классификации городских территорий.

Каждая часть городской территории имеет свой уровень развития и уникальную форму. Периодически эта форма уплотняется или разрежается. С морфологической точки зрения эти изменения находятся в системе организационных связей между каждой базовой городской единицей и ее окрестностей на микроуровне и с другими частями города на макроуровне, что в свою очередь приводит к «уникальной форме» для каждой части города.

Фундаментальные градостроительные основы помогают провести идентификацию городской территории по разным признакам: это функциональное использование, плотность городской застройки и расселения, степень транспортной освоенности территории и т.д. Но

все они ограничены, как правило, одним конкретным морфологическим признаком или ограничиваются одним масштабом, фрактальный подход снимает эти ограничения.

Теоретическая база исследований

Для 2-D изображений, какими являются планировочные структуры градостроительных объектов, фрактальная размерность (D) как правило, больше чем 1,0000 и менее чем 1,9999. То есть чем ближе к 2, тем полнее и однороднее заполнено городское пространство. Если D стремится к 1, то городская планировка представлена фрагментированными, зачастую несвязанными между собой элементами.

Городская планировочная структура на разных масштабах рассмотрения несамоподобна, что говорит о мультифрактальной природе данных объектов (рис 1).

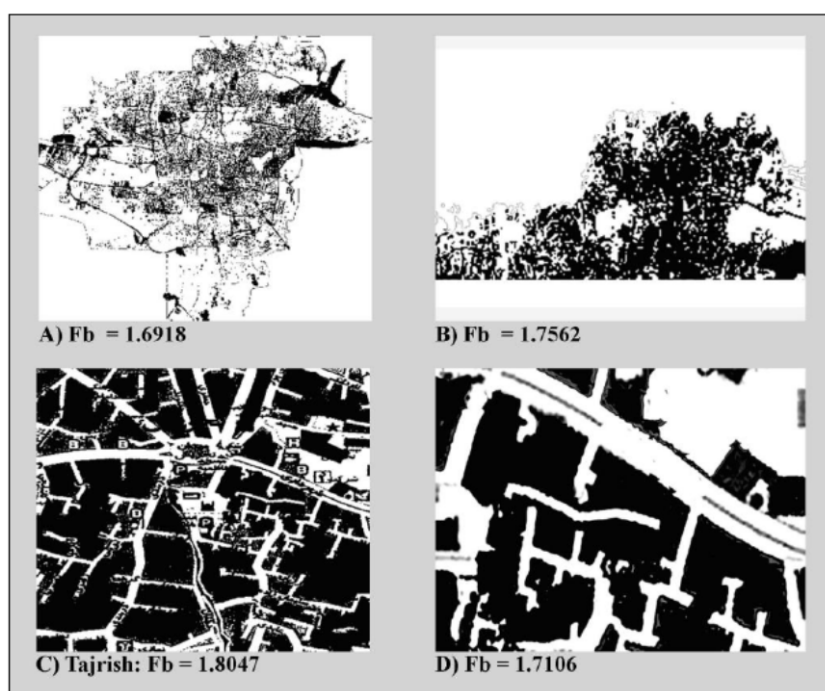


Рис.1. Фрактальная размерность для Тегерана в различных масштабах. А) масштаб города; В) районный масштаб; С) локальный масштаб; D) масштаб малого соседства [1]

В исследованиях [1] предложен способ кодирования городской территории.

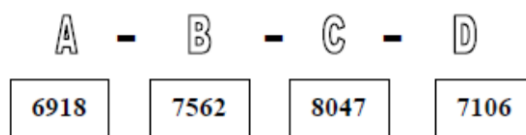


Рис. 2. Пример классификации и кодирования городской территории, основанной на фрактальной размерности

Для каждой городской территории присваивается 16-значный код, который содержит в себе информацию о каждом уровне фрактальной размерности городской территории, который имеет в своем составе идентификатор (ID) города, района, локальный идентификатор и ID малого соседства.

Таблица 1. Пример ID для двух районов Тегерана.

Наименование района (Tajrish)	T-N1	T-N10	T-N11	T-N15
ID	6918-7562-8047-8502	6918-7562-8047-5366	6918-7562-8047-7106	6918-7562-8047-7882
Наименование района (Velenjak)	V-N1	V-N12	V-N19	V-N23
ID	6918-7562-4659-2166	6918-7562-4659-4512	6918-7562-4659-4277	6918-7562-4659-3065

Как видно из таблицы 1 выбранные районы в Tajrish и Velenjak имеют 12 цифр общих, связанных с уровнями A-B-C, в то время как только последние 4 цифры различны. Это указывает на уникальность ID каждого участка городской застройки, а также степень однородности или неоднородности территории на различных масштабных уровнях. Например, последние четыре цифры окрестностей T-N1, T-N11, и T-N15 похожи, и, следовательно, более однородны по своей морфологии. Последние 8 цифр, связанных с локальными уровнями Tajrish и Velenjak заметно отличаются, что свидетельствует о том, что образцы этих двух областей неоднородны.

Для получения фрактальной размерности был использован адресный план города Пензы, который согласован со спутниковыми снимками. В системе ГИС обработаны три слоя планировочной структуры, формирующие ткань и каркас города: очертания зданий и улично-дорожная сеть (основные транспортные связи) и местные проезды.

Для получения показателей фрактальной размерности для ID городской территории необходимо иметь разные масштабы. Рассматриваются следующие масштабы: город в целом (приняты во внимание только все освоенные территории) (а, рис 3); планировочная зона (выделены территории застройки) (b, рис 3); уровень жилого района (с, рис 3) и микрорайона/квартала (d, рис 3). В теории можно использовать и другие масштабы, в зависимости от целей и постановки задачи.

Для морфологического сравнения были выбраны две городские планировочные зоны: это зона исторического центра города Пензы, которая представлена мелкоквартальной исторической застройкой, и жилой район «Арбеково», сформированный в 1970-1980 года XX в, представлен преимущественно микрорайонами с высотным высокоплотным жилым фондом и крупными объектами культурно-бытового обслуживания.

Известен ряд аналитических компьютерных программ для проведения фрактального анализа. В области градостроительного и архитектурного (объемного) анализа применяются следующие программные продукты: Fractalyse - Fractal Analysis Software, Benoit TM, FracLac и др.

Для получения показателей фрактальной размерности в данном исследовании использована программа FracLac [2] метод покрытия (box-counting).

Результаты.

В результате расчета показатель фрактальной размерности для города Пензы в целом составил 1,6945, для центральной планировочной зоны $D=1,7284$, для центрального района $D=1,7808$, для планировочной зоны в направлении района «Арбеково» $D=1,6283$, жилого района «Арбеково» $D= 1,7614$.

Территории городских районов были разбиты на микрорайоны и кварталы и была посчитана фрактальная размерность на каждом локальном уровне и получены следующие показатели фрактальной размерности, которые приведены в таблице 2.

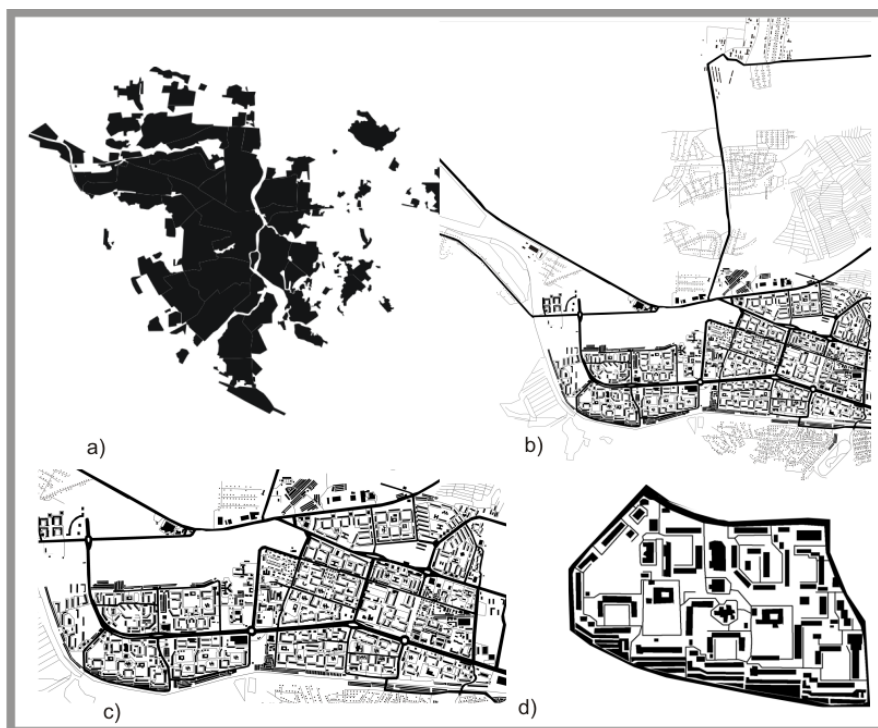


Рис 3. Масштабные уровни городской территории Пензы, приведенные в анализе.
а) масштаб города; б) планировочная зона; в) городской район; д) микрорайон/квартал

Таблица 2. Результаты расчета фрактальной размерности на локальном уровне.*

Центральные районы г.Пензы			Жилой район «Арбеково»	
Номер локальной зоны	Фрактальная размерность	Код ID	Фрактальная размерность	Код ID
1	1,5575	6945-7284-7808-5575	1,5332	6945-6283-7614-5332
2	1,6111	6945-7284-7808-6111	1,6254	6945-6283-7614-6254
3	1,6701	6945-7284-7808-6701	1,6899	6945-6283-7614-6899

*приведена выборка, которая наиболее показательно характеризует морфологию городской структуры.

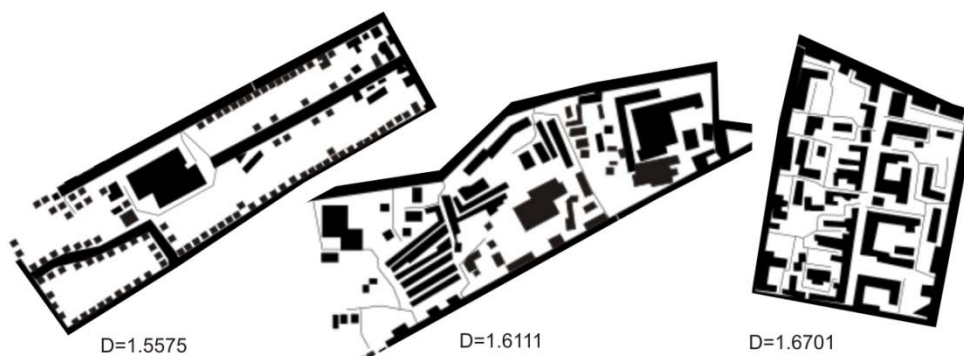


Рис. 4. Кварталы городской застройки центрального района г.Пензы с полученными показателями фрактальной размерности

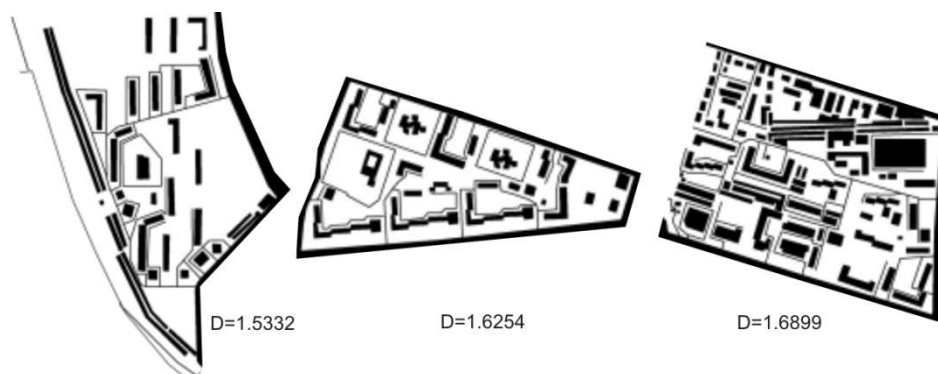


Рис. 5. Кварталы городской застройки жилого района «Арбеково» г.Пензы с полученными показателями фрактальной размерности

Обсуждение

В результате исследований установлены различные показатели фрактальной размерности городских территорий на разных масштабных уровнях и городских территориях. Планировочные зоны города имеют свои индивидуальные показатели фрактальной размерности, которые отражают социально-экономические и исторические аспекты формирования данных территорий. Как и ожидалось, центральные районы скомпонованы более плотно и однородно, так как имеют в своем составе мелкоквартальную историческую структуру с наличием относительно узких улиц и проездов. Застройка формировалась и формируется достаточно плотно, фасадом к фасаду, с получением замкнутых дворов-колодцев. Тем самым показатель фрактальной размерности больше, чем, например, в планировочной зоне по направлению городского района «Арбеково». В этой планировочной зоне застройка представлена микрорайонами и широкими общегородскими магистралями, и районными улицами. На окраине планировочной зоны имеются большие площади индивидуальной жилой застройки, которая фрагментирована, что в свою очередь понижает показатели D на данном масштабном уровне.

Как показано в таблице 2 кварталы и микрорайоны имеют 12 цифр общих, характеризующих отношение к городу, к планировочной зоне и городскому району, в то время, как только последние 4 цифры относятся к их индивидуальным уникальным идентификаторам. Рис. 4 и рис 5. иллюстрирует схожую фрактальную размерность между историческими кварталами центрального района города и микрорайонами «Арбеково», но разную по формообразованию, конфигурации застройки и плотности освоения.

Таким образом, показатели фрактальной размерности можно использовать для идентификации городских территорий, которые можно назвать уникальными «отпечатками пальцев», характерными, например, только для города Пензы и для ее городских территорий.

Выводы.

Показатели фрактальной размерности позволяют выявить морфологию городской территории, такую как однородность или неоднородность, предполагает более точный метод распознавания различий в физической сложности городской застройки.

С помощью показателей фрактальной размерности городских территорий в разных интервалах времени (исторических отрезках) можно проследить процессы изменения качества городской среды, выраженной количественными показателями.

Данные идентификационные показатели можно использовать в кодировании электронной информации, что облегчает последующий пространственный количественный анализ.

Библиографический список

1. *Larkham P. J.* Fractal morphology & urban complexity [Electronic resource] /P. J Larkham, Batty M., Shafaie S.//The conventional geometry of straight lines.- 2009-2011.- Режим доступа: <http://www.fractalmorphology.com> (дата обращения: 10.03.2016)
2. *Karperien A.* The FracLac [Electronic resource] / A. Karperien, C Sturt // School of Community Health, Faculty of Science: electron site. -Australia, 2007. - Режим доступа: <http://rsb.info.nih.gov/ij/plugins/fracLac/FLHelp/TheoryStartUpScreen.htm> (дата обращения: 4.03.2016).

FRACTAL IDENTIFICATION OF TOWN TERRITORIES

Gushchina Ekaterina S¹., Kuvshinova Olga A.¹, Smogunov Vladimir V².

¹Penza State University of Architecture and Construction, 440045, Russia, Penza, Titova str., 28

²Penza State University, Russia, Penza, Krasnays str., 40, building 9, r. 9-406

In this article mathematical method of special quantitative estimate of town territories is reviewed based on fractal dimension amount. This innovational method for measuring of physical complication level and how earned town territories are, was tried on Penza planning structure.

Keywords: Fractal analysis, town planning structure, fractal identification.

УДК 004.422.612+636

ДУХОВНЫЙ АСПЕКТ РАЗВИТИЯ МНОГОМЕРНОЙ ЛОГИКИ

Аноприенко А.Я., Джура С.Г., Иваница С.В.

Донецкий национальный технический университет,
83001, Донецкая народная республика, г. Донецк, ул. Артема, 58, dzhura@roerich.com

На примере генезиса компьютерной логики и понимания формирования многомерной картины мира, рассматривается процесс осмысления места человека в Космосе, его эволюция и совместное эволюционирование понимания мира и математического инструментария, позволяющего его исследовать.

Ключевые слова: многомерная логика, тетралогика, парадокс Румпа.

Авторы работы согласны с такой преамбулой: *«Мы всё чаще встаём перед назревшей особенно сейчас необходимостью говорить о месте Человека в Космосе; об органичной и закономерной вписанности любого человека не только в непосредственно окружающий его природный или социальный мир, а также в пространства и времена далёкие, обобщая, скажем – Дальние Миры. Мы зримо и мысленно отмечаем неустанное развитие, движение всего и вся всегда вокруг некоторого главенствующего Центра – того или иного рода «притяжения». И не столько властного, сколько сохраняющего и направляющего вперёд и в будущее».* Кто же мы есть, каков план мироздания и как его правильно выполнить? Понимание идет разными путями. Мы уже давали нашу трактовку многомерности пространства, времени и бытия [1]. Рассмотрим попытку обобщения понимания генезиса этого процесса на примере развития логики в целом и развития реализации компьютерной логики в частности.

Постановка задачи. Современный логический базис и основанная на нем вычислительная схема моделирования технических объектов все чаще дает сбой. Не взирая на множество принятых ГОСТов и программ моделирования (по сути предсказания будущего технических и социальных процессов), катастрофы продолжаются и есть все основания полагать, что виной здесь совсем не «человеческий фактор» [2]. Со всей откровенностью проблема поставлена в [3] и названа *«компьютерной дьяволиадой»*.

В большинстве случаев ошибки в вычислениях просто остаются незамеченными, существенно искажая результаты моделирования технических объектов, которые в свою очередь отвечают в той или иной мере за жизнь человека. За примером ходить далеко не нужно – это нашумевший пример Румпа (Rump's example) [4].

Пример (парадокс) Румпа. Этот парадокс показывает, что классический компьютер всегда получает неправильный результат, в то время как неклассический способен получить верное решение.

Таким образом, обычные компьютерные вычисления не всегда дают верный результат и предсказать заранее, когда он будет не верным, пока не представляется возможным. Более того имеется ряд ошибок в существующей схеме проектирования (моделирования) технических объектов.

Главная ошибка самого подхода к математической обработке числовых данных на компьютере состоит в попытке воспроизвести на нем невозможное – объекты теоретической математики, такие как действительные числа и интервалы действительных чисел не могут быть точно представлены в компьютерных кодах ввиду их конечности. Компьютеринг нуждается в принципиально новых математических конструкциях, которые более адекватно отражали бы как потребности практики, так и возможности компьютеров. И первым шагом должны стать признание некорректности существующего ныне стандарта чисел с плавающей запятой IEEE754-2008, а затем и разработка новых стандартов обработки нецелочисленных данных [3].

Представление чисел в компьютере. Число в компьютере округляется и реально выглядит так, как показано на рисунке 1. На нем обозначено цифрой «1» – реально введенное число, а «2» – что на самом деле есть в компьютере (то, как это число представлено в памяти машины). Цифрой «3» выделено число, которое подменяется операционной системой при выдаче результата путем округления того, что обозначено цифрой «2». Таким образом, число на входе («1») якобы совпадает с числом на выходе («3»), но на самом деле это не так.

Такой подход в большинстве случаев приводит к тому, что ошибки в вычислениях остаются просто незамеченными, существенно искажая полученные результаты. Это позволяет предположить, например, что многие техногенные катастрофы последних десятилетий были в первую очередь обусловлены не «человеческим фактором», а разного рода вычислительными ошибками [5].

Конец классической логики или вызов европейской культуре. На сегодняшний день, компьютеры реализуют двумерную, основы которой заложил в классической философии Аристотель (Органон), развил Ф. Бэкон «Новый Органон» и ныне математики пользуются логикой Дж. Буля «Математическая логика» и его именем названа переменная boolean, имеющая значения «да» и «нет» логику («да» – «True», «нет» – «False»).

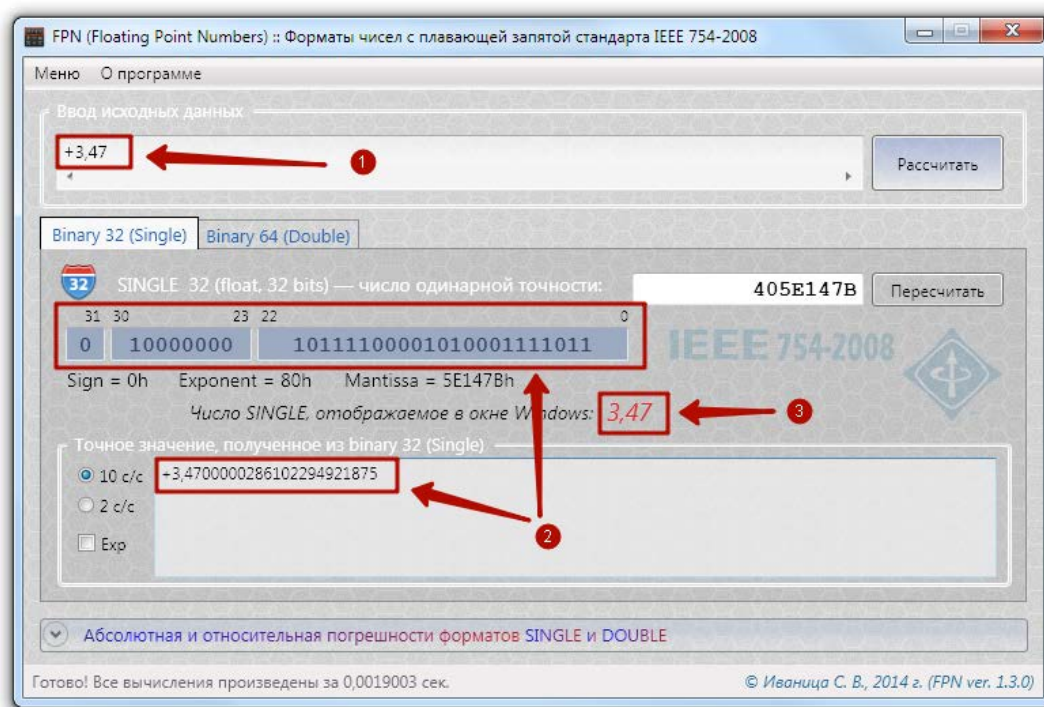


Рис. 1. Разработка С. В. Иваницы (ДонНТУ) программы визуализации представления числа в компьютере

В 2000 году в большой обзорной работе «Логика на рубеже тысячелетий» [6] А. С. Карпенко пришел к весьма характерному выводу, суть которого сформулирована следующим образом: «Приходится констатировать, что конец века и конец второго тысячелетия, а именно 1994 г. стал той критической точкой, когда под неимоверным давлением окончательно рухнула конструкция под названием «классическая логика», тем самым ещё раз подтвердив неправоту Канта, который в предисловии ко второму изданию «Критики чистого разума» в 1787 г. писал, что «судя по всему, она (логика) кажется наукой вполне законченной и завершённой» [7].

Это есть «вызов, брошенный европейской культуре с ее дихотомическим видением мира в жестко разграничиваемой системе понятий» [8].

То есть речь идет о недостаточности двоичной логики «да» и «нет» ибо реальность гораздо сложнее и нужен инструментарий, который позволит описывать эту реальность. Постановка проблемы описана в классическом философском Гнозисе: «Осознаете ли вы про-

странство?» То есть эту самую реальность? А эта самая реальность как было показано выше 11-мерная, которую мы моделируем двумерной системой. Налицо противоречия сложности задачи и инструментария, выбранного для его решения. Правильный ответ давала история, и целый ряд гениев человечества ничего не моделировали на компьютере, но их технические проекты всегда работали и работали наилучшим образом. То есть он сам и был тем решающим устройством, которое просчитывало реальность, будучи само частью этой реальности. Далее показано, как предлагается реализовать этот принцип в компьютерной логике преподавателями из ДонНТУ.

Решение вопроса трюичной логики в литературе. В Украине ставился вопрос до боли традиционно: титульная нация и все остальные. То есть двоичную логику мы видим в высказываниях: «кто не с нами – то против нас», о которой недавно сказал Президент РФ В. В. Путин, адресуя ее западным «партнерам», использующим именно такой вариант повсеместно. И указал на ущербность такого подхода. Гораздо интереснее вариант (тоже из Библии) «кто не против нас – тот с нами» (переход от логики Ветхого Завета к Новому). То есть логически более высокий процесс, переход в новое измерение. Это непростая логическая, а на самом деле духовная работа по осмыслению этого синтеза, на которой споткнулись многие [9; 10].

Эта ситуация повсеместна. Если говорить о России сегодня, то часто можно слышать вопрос: Ты за Россию или против? Жители Новороссии давно сделали свой выбор на референдуме. Коротко его можно резюмировать словами Е. И. Рерих (из письма от 17.12.35.) *«Возрождение России есть возрождение всего мира. Гибель России есть гибель всего мира. Кто-то уже начинает это осознавать. Хотя еще недавно все думали обратное, именно, что гибель России есть спасение мира. (...) Россия проходит великое испытание, и урок свой она выучит раньше многих других»*. Касательно логики и споров вокруг этого, то она писала: *«Сомневается кто-то, как примирить ассимиляцию сознания с обменом мыслей, называемым спором?»* Нужен ли спор? Не будет ли спор явлением диссимилиации? У Нас спора не существует, он выражается в обоюдном обогащении сознаний. Именно, долгая ассимиляция позволяет претворять противоречия в обогащение запаса знаний. Противоречия обычно лишь различные качества одного и того же явления. Конечно, когда противоречия истекают из невежества, то и спор обращается в яму отбросов. Пусть сознание осветит подвал мышления, и смешные споры обратятся в рассуждения пользы и радости [11]. По сути, речь идет о синтезе – четверичной логике. И в этом смысле, важным замечанием является рекомендации быть специалистом как минимум по трем специальностям: «В Нашей Общине можно встретить многие народности и разнообразные специальности – это практично для конденсации волевых волн. Можно сохранить весь потенциал индивидуальности и настроить созвучие сознаний. Мы против исключительной специализации, лучшая конструкция коллектива имеет это условие в виду» [12].

Духовный аспект многомерной логики (тетралогики). Есть ряд вопросов к религиям. Почему каждая считает что только она права, а остальные нет (явный пример «бинарной логики»)? Этого, правда, нет в индуизме. Но в целом это является логической основой религиозных войн.

Троичность в компьютерной логике: *одномерная логика* (отчет в одном направлении от нуля до бесконечности); *двумерная логика* (бинарная логика: «да» – «true», «нет» – «false», используется в современных компьютерных системах); *трехмерная логика* (трилогия: «да», «нет» и «не знаю», т. е. «-1», «0» и «1»).

Сейчас вопрос стоит о разработке четырехмерной логики или тетралогии [2] (этим занимаются ученые в ДонНТУ). То есть, помимо «да», «нет», «не знаю» есть еще позиция «и да и нет» одновременно.

В вычислительной технике возможность и необходимость выхода за пределы одномерного логического пространства впервые была достаточно четко декларирована в 1976 году американским математиком Н. Белнапом в работах «Как нужно рассуждать компьютеру» и «Об одной полезной четырехзначной логике» [13], в которых была предложена четырехзначная логика со следующими значениями истинности: Т – «только Истина» (True); F – «только Ложь» (False); N — «ни Истины, ни Лжи» (None); В – «и Истина и Ложь» (Both). Необходимость четырехзначной логики обосновывалась тем, что входные данные могут поступать в компьютер из различных независимых источников, что может привести к достаточно типичной ситуации: появлению противоречивой информации. Предложенная логика рассматривалась как средство практического преодоления такой ситуации.

Но ситуация значительно сложнее, на самом деле это переход на новый уровень. Как это понимать? Ответ находим в литературе Востока. Так, в «Гимне о сотворении мира» в Ригведе отрицание интенсивно используется для описания непознаваемой ситуации «до сотворения»: «Не было не-сущего, и не было сущего тогда... Не было ни смерти, ни бессмертия тогда... Не было ни признака дня [или] ночи...» [14], что в некоторых вариантах перевода на современный язык может звучать вполне абсурдно: «Было не было и Не-было тоже...» [14]). Для античной же науки характерен как раз повышенный интерес к четкой проработке проблемы отрицания.

В философском Гнозисе читаем: «Ищи только в себе. Ищи только вне себя». Вот это пример четырехмерной логики, ибо решения в бинарной логике не существует.

Опыт ДонНТУ в решении этой проблемы. На наш взгляд, будущее компьютеринга лежит сзади. Надо вновь на новом уровне осмыслить и оценить концепцию приближенных чисел времен ручной обработки, отвергнутую компьютерной наукой в самом начале ее становления. Уж по крайней мере, приближенные вычисления никогда не вступали в конфликт с математикой [2].

Парадокс Румпа является всего лишь моделью, демонстрирующей тот печальный факт, что современные вычисления весьма уязвимы и практически полностью не защищены от появления такого рода грубейших ошибок, рискующих остаться в большинстве случаев просто не замеченными вплоть до момента катастрофического проявления некорректных результатов вычислений. Самое тревожное во всем этом то, что вероятность таких ошибок пока еще растет практически прямо пропорционально росту вычислительных мощностей современных компьютерных систем. Мы приводили графики роста вычислительных мощностей компьютеров и уменьшения при этом пользы от этих вычислений (см. рисунок 2), который представили немецкие коллеги их ведущих вузов Германии.

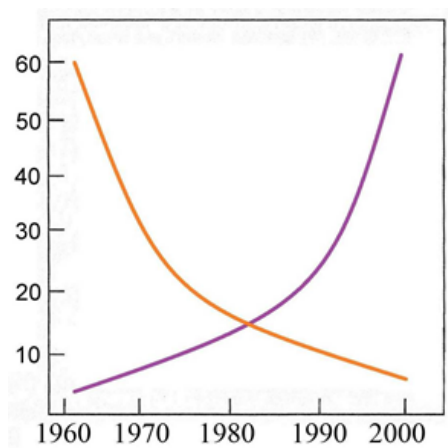


Рис. 2. Совмещение графиков суммарного роста производительности компьютеров (сиреневый растущий график) и убывающий график – польза от них

Следует отметить, что и в рамках традиционных вычислений уже делались достаточно успешные попытки преодоления проблем, связанных с ограничением разрядности традиционных компьютерных вычислений. Например, разрабатывавшиеся под руководством академика В. М. Глушкова в 1961–1981 гг. в Институте кибернетики НАН Украины ЭВМ серии МИР (серийный выпуск с 1965 года, всего выпущено свыше 3-х тысяч) обеспечивали достаточно эффективную реализацию работы с вещественными числами произвольной разрядности и целыми числами неограниченной разрядности. Кроме этого, была реализована поддержка точных операций над дробными рациональными числами и др. Компьютеры серии МИР, не имевшие аналогов в мире, патентно чистые и защищенные многочисленными авторскими свидетельствами СССР и других стран, были отмечены в 1968 году Государственной премией СССР. Это был первый случай в стране, когда такого рода наградой была отмечена работа в области вычислительной техники. Но существенного продолжения в дальнейшем эти разработки не получили. Одной из причин было то, что такого рода проекты существенно опережали свое время и плохо вписывались в парадигму традиционных бинарных вычислений [2].

С другой стороны, возможности формального доказательства корректности получаемых результатов также имеют тенденцию к резкому сужению, о чем профессор факультета математики Лондонского королевского колледжа Брайан Дэвис в своей довольно резонансной статье «Куда идет математика?» [15] пишет следующее: «Будущее чистой математики должно разительно отличаться от ее прошлого. В 1875 году любой грамотный математик мог полностью усвоить доказательства всех существовавших на тот период теорем за несколько месяцев. В 1975 году, за год до того как была доказана теорема о четырех цветах, об этом уже не могло быть и речи, однако отдельные математики еще могли теоретически разобраться с доказательством любой известной теоремы. К 2075 году многие области чистой математики будут построены на использовании теорем, доказательства которых не сможет полностью понять ни один из живущих на Земле математиков — ни в одиночку, ни коллективными усилиями» (цитируется по работе [16]). А это фактически означает, что в условиях широкого распространения сугубо компьютерных методов не только для сложных и сверхсложных вычислений [17], но и для математических доказательств различного уровня сложности требования к уровню достоверности вычислительных процессов существенно возрастают.

Выводы. В связи с тем, что компьютер не всегда считает правильно, то остается пользоваться экспертными методами оценки результата, которые дают другие дисциплины (смежные, и не только). И чем больше таких дисциплин будет изучено – тем точнее будет результат, который предлагается определять, как минимум на базе четырехмерной логики, и никак не ниже. А внедрение ее на уровень процессора – настоятельная задача, которую готов помочь решить Донецкий национальный технический университет. Это не простая онтологическая и техническая задача. Путь очень трудный и лежит через много ступеней, осознание которых кратко приведено в [18]. Ученый, как и религиозный деятель ищет путь к Истине и Метазнание является надежным компасом на этом пути. Этот факт являет собой важную веху как в духовной, так и в научной жизни всего Русского Мира, неотъемлемой частью которой является ДНР, ЛНР и вся Новороссия.

Библиографический список

1. Джура С. Г. К вопросу многомерности сознания // Материалы 10-ой междисциплинарной научной конференции «Этика и Наука Будущего» – Сознание как творящая сила Космоса. – М.: Дельфис, 2011. – с. 30-39. Режим доступа: <http://grani.agniage.net/articles12/5035.htm>.
2. Аноприенко А. Я. Постбинарный компьютеринг и интервальные вычисления в контексте кодо-логической эволюции. / А. Я. Аноприенко, С. В. Иваница – Донецк: ДонНТУ, 2011. – 248 с. Режим доступа: <http://ea.dgtu.donetsk.ua:8080/jspui/handle/123456789/7544>.
3. Яшкардин В. IEEE 754 — стандарт двоичной арифметики с плавающей точкой, 2010. [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://www.softelectro.ru/ieee754.html>.
4. Loh E., Walster W. Rump's example revised // Reliable computing 8, 2002. – Kluwer Academic Publishing: printed in the Netherlands. 245-248.
5. Юровицкий В.М. IEEE754-тика угрожает человечеству. [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://www.yur.ru/science/computer/IEEE754.htm>.
6. Карпенко А. С. Логика на рубеже тысячелетий. Режим доступа: http://iph.ras.ru/uplfile/logic/log07/Li7_01_Karpenko.pdf.
7. Кант И. Критика чистого разума. - М.: Мысль, 1994.
8. Иваница С. В. Особенности реализации операций тетралогии / С. В. Иваница, А. Я. Аноприенко // Научные труды Донецкого национального технического университета. Серия: «Информатика, кибернетика и вычислительная техника» (ИКВТ-2011). Выпуск 13 (185). — Донецк: ДонНТУ, 2011. С. 134–140.
9. Самин Д. Принцип дополнительности Н.Бора. Режим доступа: <http://www.bibliotekar.ru/100otkr/37.htm>.
10. Маркс К. К еврейскому вопросу. Режим доступа: <https://www.marxists.org/russkij/marx/1844/jewish.htm>.
11. Рерих Е. И. Записи Учения Живой Этики т. 7.
12. Карелин В. Национальная идея России. Режим доступа: <http://vvkarelin.livejournal.com/666501.html?mode=reply>.
13. Белнап Н., Стил Т. Логика вопросов и ответов. — М., 1981. — 214 с.

14. Да услышат меня земля и небо: Из ведийской поэзии: Пер. с ведийск. — М.: Худож. лит., 1984, — 270 с.
15. Davies E.B. Whither Mathematics? // Notices of the American Mathematical Society. December 2005. Volume 52, Number 11. — 1350–1356 p.
16. Дэвис Б. Куда идет математика? // Элементы большой науки, 14.11.2005. [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://www.elementy.ru/news/164970/>.
17. Юровицкий В. М. Общая теория чисел и числовых эпох. Мир на пороге новой числовой эпохи // Материалы международной конференции «Диалог-2008», Кипр, 12–15 мая 2008 г. [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://www.yur.ru/Conference/Cipros/Theory-of-number.htm>.
18. Аблеев С. Р. История мировой философии: учебник для вузов / С. Р. Аблеев. — М.: Издательство «Юрайт», 2016. — 318 с.

SPIRITUAL ASPECT OF DEVELOPMENT MULTIVARIATE LOGIC

Anopriyenko Alexander Y., Dzhura Sergey G., Ivanitsa Sergey V.

Donetsk National Technical University, st. Artema, 58, Donetsk, DPR, 83001, dzhura@roerich.com

On the example of genesis of computer logic and understanding of formation of a multidimensional picture of the world, process of judgment of the place of the person in Space is considered, his evolution and joint development of understanding of the world and mathematical tools allowing him to investigate.

Keywords: multivariate logic, tetralogic, Rump's paradox.

УДК 004.032.26; 615.4

МНОГОАГЕНТНЫЕ РЕШАЮЩИЕ МОДУЛИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ РЕНТГЕНОВСКИХ СНИМКОВ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ ⁵

Дюдин М.В., Кудрявцев П.С., Филист С.А.

Юго-Западный государственный университет,
305040, Россия, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94, SFilist@gmail.com

В статье рассматриваются вопросы построения автоматических классификаторов рентгеновских снимков грудной клетки. Для реализации этих систем предложено использовать многоагентные системы, построенные на основе гибридных нейронных сетей. Гибридные нейронные сети характеризуются иерархической структурой, организованной на вероятностных нейронных сетях и нечетких нейронных сетях. Каждому агенту соответствует своя нейронная сеть, а агенты одного и того же иерархического уровня образуют макрослой решающего модуля. Программное обеспечение, реализующее предложенные методы и модели, испыты-

⁵ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 16-07-00164 а.
© Дюдин М.В., Кудрявцев П.С., Филист С.А., 2016.

валось при различных рентгенологических синдромах, а также при различных структурах нейронных сетей в макрослоях.

Ключевые слова: нейросетевые технологии, медицинская диагностика, рентгеновский снимок, заболевания легких.

Решение задач идентификации патологических структур на рентгеновских цифровых снимках (РС) грудной клетки представляет собой большое искусство и воплощает в себе умение распознавать даже самые малые изменения яркостей точек РС, а также способность обнаруживать аномальные структуры, особенно при низком разрешении снимка. Это требует высокой квалификации и доступно немногим. Поэтому разработка автоматизированных систем диагностики заболеваний легких является актуальной научно-технической задачей.

В структуру автоматизированной системы диагностики заболеваний лёгких входят модули, задачей которых является классификация рентгеновских снимков или классификация патологий грудной клетки [1]. Ядром структуры является многоагентный гибридный анализатор изображений (МАГАИ). МАГАИ включает четыре интеллектуальных агента, ориентированных на анализ РС. На входы этих агентов поступает РС, прошедший обработку агентом предварительной обработки изображения. На выходах агентов МАГАИ имеются два показателя: уверенность, что РС - норма и уверенность, что РС – патология.

Каждый агент МАГАИ включает формирователь пространства информативных признаков [2] и блок принятия решения, в качестве которого используется нейронная сеть, нечеткая нейронная сеть или гибридная нейронная сеть. Модели этих нейронных сетей хранятся в базе знаний (БЗ) и при необходимости, могут быть использованы различные сочетания этих моделей в различных агентах МАГАИ.

Выходы агентов МАГАИ поступают на мета – агент, который реализован посредством нейронных сетей, модели которой извлекаются из БЗ. На выходе многоагентного экспресс-анализатора рентгеновских снимков присутствуют два числа в диапазоне $0 \dots 1$, характеризующие уверенность в норме и уверенность в патологии РС.

Технология анализа патологических образований на изображении РС включает два этапа. На первом этапе выделяются контуры легких. На втором этапе - проверяется гипотеза о принадлежности выделенного изображения к определенному классу. Поэтому при проектировании нейронных сетей для классификации изображений РС используем нейронные сети с макрослоями (НСМ).

Нейронные сети в макрослоях построены на основе вероятностных моделей (PNN) блочного типа. Для принятия окончательного решения к вероятностному слою нейронной сети добавляется слой, выполненный по нечеткой технологии - макрослой FNN. В итоге каждый модуль классификации содержит последовательно соединенные блок PNN и блок FNN, на выходе которого выдается вероятность, по существу, субъективная, принадлежности входного вектора к данному классу [3].

Структура полученной гибридной нейронной сети с двумя макрослоями: PNN и FNN, представлена на рисунке 1. Субъективная вероятность патологии определяется в блоке FNN, который является моделью экспертной оценки результатов, получаемых в макрослое PNN. Каждый модуль макрослоя FNN состоит из двух слоев. Первый слой имеет два нейрона, в

первом из которых осуществляется вычисление субъективной вероятности наличия патологии ω_i , а во втором – субъективной вероятности отсутствия патологии $\bar{\omega}_i$. Каждый из нейронов первого слоя каждого модуля макрослоя FNN имеет N входов. Схема соединения выходов макрослоя PNN и входов макрослоя FNN построена таким образом, чтобы нечеткая операция, которая в них осуществляется, была аналогична операции сложения вероятностей или алгебраического сложения. Выполнение этого требования достигается тем, что на нейроны первого слоя модулей макрослоя FNN поступают свидетельства, подтверждающие одно и то же событие. Это значит, что на первый нейрон поступает информация, подтверждающая наличие патологии ω_i , а на второй нейрон – подтверждающая наличие патологии $\bar{\omega}_i$. Конкретная нечеткая операция в узлах FNN первого слоя определяется посредством обучения модулей FNN, и экспертной коррекции функций субъективной плотности вероятностей на выходе макрослоя PNN. Вторые слои модулей макрослоя FNN содержат всего лишь один нейрон. Этот нейрон выполняет роль дефузификатора.

Программное обеспечение, реализующее предложенные методы и модели, испытывалось при различных рентгенологических синдромах, а также при различных структурах нейронных сетей в макрослоях. Анализ характеристик выделения исследованных патологических сегментов изображения РС грудной клетки показал, что предложенные методы сегментации позволяют повысить эффективность сегментации более чем в 1,5 раза по сравнению с известными, на одних и тех же контрольных выборках.

В результате экспериментальных исследований получены количественные результаты качества диагностики рентгенологических синдромов. Для формирования обучающих и контрольных выборок использовались рентгеновские снимки и результаты клинических наблюдений больных больницы скорой медицинской помощи г. Курска. При этом было исследовано 34 флюорограммы больных пневмонией, для которых характерны синдромы, связанные с нарушением прозрачности легочных тканей: «Обширное (тотальное) снижение прозрачности легочной ткани»; «Субтотальное затемнение»; «Ограниченное затемнение». В качестве контрольной группы использовались флюорограммы пятидесяти пациентов той же больницы без легочных патологий.

На диаграмме (рисунок 2) представлены результаты анализа заключений по полу и критерию болен – здоров. Последний важен при принятии решения для последующей диспансеризации и дообследования в клинических условиях, если выявляется, что пациент болен, а программа не может указать точный диагноз.

При проведении экспериментальных исследований было выявлено, что заключение программы совпадает с врачебным по диагнозу: «патологии не обнаружено» в 91 % случаев у мужчин и 97,5 % – у женщин. Совпадения при заключениях «пневмония» около 66 % у мужчин, 100 % совпадений у женщин, что говорит о хорошей чувствительности решающих модулей, входящих в автоматизированную систему.

Таким образом, экспериментальные исследования методов, моделей и алгоритмов сегментации изображений рентгеновских снимков грудной клетки позволяют рекомендовать их в клиническую практику.

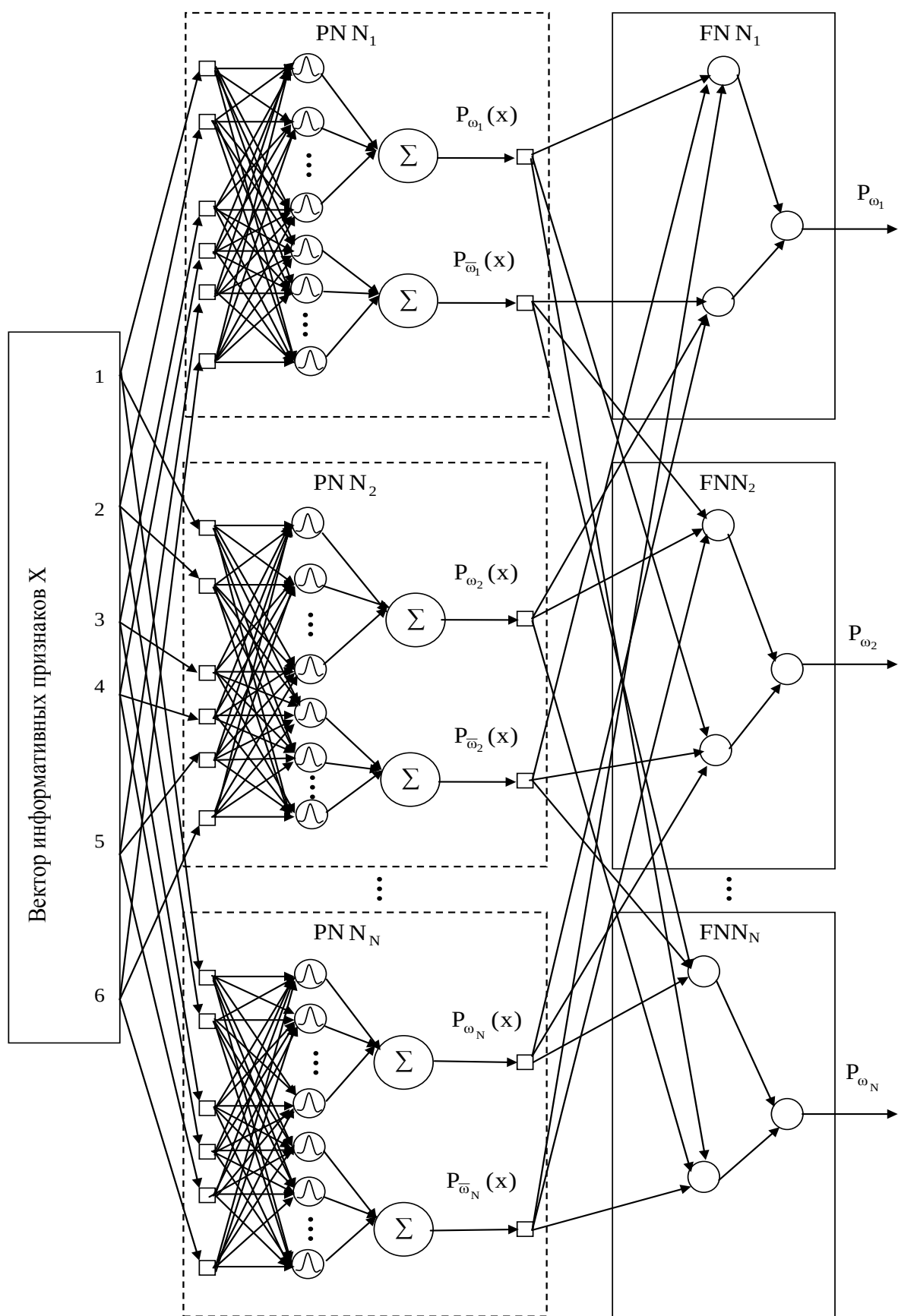


Рис. 1 - Структурная схема гибридной нейронной сети с двумя макрослоями

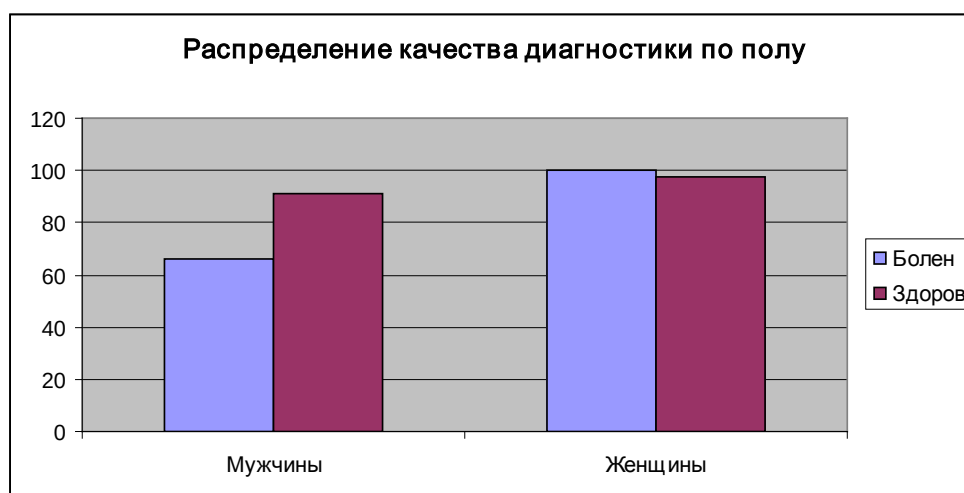


Рис. 2 - Совпадений врачебных заключений и АСДЗЛ по критерию болен – здоров

Библиографический список

1. Дюдин, М.В. Автоматические классификаторы сложно структурируемых изображений на основе мультиметодных технологий многокритериального выбора / М.В. Дюдин, И.В. Зуев, С.А. Филист и др. // Вопросы радиоэлектроники. Серия «Системы и средства отображения информации и управления спецтехникой» (СОИУ), 2015. Выпуск 1. - С.130-140.
2. Дюдин, М.В. Способ выделения и классификации контуров легких на изображениях флюорограмм грудной клетки/ М.В. Дюдин, С.А. Филист, П.С. Кудрявцев// Научные технологии.– 2014. - № 12. – С. 25-31.
3. Дегтярев, С.В. Многоагентный подход построения системы интеллектуальной поддержки принятия решений анализа и классификации флюорограмм / С.В. Дегтярев, Филист С.А., Дюдин М.В. //Биомедицинская радиоэлектроника, 2014, №9. - С.17-21.

MULTIAGENT SOLVING MODULES FOR CATEGORIZATION X-RAY PICTURE THORAX

Dyudin Mihail V., Kudryavtsev Pavel S., Filist Sergey A.

Southwest State University, Kursk, Russia (305040, Kursk, 50 let Oktyabrya St., 94), e-mail: SFilist@gmail.com

Questions of the building automatic qualifier x-ray picture of the thorax are considered In article. For realization of these systems is offered use the multiagent of the system, built on base of hybrid neural networks. Hybrid neural networks are characterized by hierarchical structure, organized on probabilistic neural networks and ill-defined neural networks. Each agent corresponds to its neural network, but agents one and the same hierarchical level form the macrolayers solving module. Software, realizing offered methods and models, was felt under different x-ray syndrome, as well as under different structure neural networks in macrolayer.

Keywords: neural networks to technologies, medical diagnostics, x-ray picture, diseases light

ВОЗМОЖНОСТИ ПОДБОРА ТАРИФНОГО ПЛАНА ДЛЯ УСЛУГ МОБИЛЬНОЙ СВЯЗИ МЕТОДАМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Ерохина Д.Г.

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38, erokhina.dg@gmail.com

В статье дается описание процесса построения нейронной сети в программе «Нейросимулятор 5.0», предназначенной для выбора тарифного плана для оплаты услуг мобильной связи. Проводится анализ параметров, которые могут оказать влияние на общую сумму затрат для оплаты мобильной связи абонентом. Рассматривается актуальность построения такого рода сети, в связи с широкими возможностями ее практического применения. Делается вывод, что обученная нейросеть может стать основой для сервиса, помогающего людям выбрать тарифный план наиболее выгодный для их типа расходов на связь.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, нейросетевые технологии, тарифный план, оператор мобильной сети, абонент мобильной сети.

Часто абоненты сотовой связи сталкиваются с трудностями при выборе тарифного плана. У них есть главная потребность: использовать тариф на наиболее выгодных условиях. Каждый абонент имеет свою систему расходов на связь, при которой один тариф может оказаться выгодным, в то время как другой тариф будет совершенно неподходящим. Абонентам требуется помощь при выборе тарифного плана, которая может быть оказана при помощи системы, использующей искусственную нейронную сеть [1, 2, 5].

На данный момент на официальном сайте компании ПАО «Вымпел Коммуникации» (бренд Билайн) представлено семь тарифных планов. Все это количество условно можно разделить на тарифные планы с абонентской платой (ТП «Все за 100», ТП «Все за 300», ТП «Все за 500», ТП «Все за 800», ТП «Все за 1200») и тарифы без абонентской платы (ТП «Ноль сомнений», ТП «Добро пожаловать»). Тариф с абонентской платой предполагает списание с баланса абонента определенной суммы денег в независимости от того, будет ли человек пользоваться услугами связи или нет, и уже включает в себя пакеты минут для звонков, SMS и трафика интернета. Тариф без абонентской платы предполагает оплату каждой услуги (звонок, SMS, MMS, трафик интернета) в отдельности.

Характеристики тарифных планов для каждого вида приведены в таблицах 1-2. Эти характеристики тарифных планов главным образом влияют на решение абонента выбрать тот или иной тарифный план. Таким образом, были сформулированы следующие выходные и входные параметры для обучения нейронной сети, приведенные в таблице 3.

Данные для обучения были подготовлены при помощи субъективной оценки человека-эксперта. В обучающем множестве 890 примеров различных вариаций выходных и входных параметров. Так как тестовое множество должно составлять 20% от обучающего множества, в тестовом множестве $890 \cdot 0,2 = 178$ примеров.

Таблица 2. Характеристики тарифных планов (ТП) с абонентской платой

Параметры ТП	Все за 100	Все за 300	Все за 500	Все за 800	Все за 1200
Звонки внутри сети местные	Без лимита	Без лимита	Без лимита	Без лимита	Без лимита
Звонки внутри сети междугородные	75 мин.				
Звонки на других операторов местные	-	400 мин	700 мин	1200 мин	1800 мин
Звонки на других операторов междугородные	-				
Количество SMS на местные номера	-	400	700	1200	1800
Количество SMS на междугородные номера	-				
Количество интернет-трафика на месяц	-	4	6	8	10
Выгодные звонки в страны СНГ	+	+	+	+	+
Выгодные звонки в другие страны мира	+	+	+	+	+
Выгодные звонки в поездках по России	-	+	+	+	+

Таблица 3. Характеристики тарифных планов без абонентской платы

Параметры ТП	Ноль сомнений	Добро пожаловать
Стоимость местного звонка внутри сети	0,5 руб/ 1ая мин	0,3 руб/мин
Стоимость местного звонка на другого оператора	1,3 руб/мин	1 руб/мин
Стоимость междугородного звонка внутри сети	3 руб/мин	2,5 руб/мин
Стоимость междугородного звонка на другого оператора	10 руб/мин	10 руб/мин
Стоимость местного SMS внутри сети	1,7	1,7
Стоимость местного SMS на другого оператора	1,7	1,7
Стоимость междугородного SMS внутри сети	2,95	3,5
Стоимость междугородного SMS на другого оператора	2,95	3,5
Стоимость интернет-трафика	10 руб/Мб	10 руб/Мб
Выгодные звонки в страны СНГ	-	+
Выгодные звонки в другие страны мира	-	+
Стоимость звонков в поездках по России	9,95 руб/мин	9,95 руб/мин

Таблица 4. Список параметров для обучения нейросети

Входные параметры	
Обозначение	Значение параметра
x1	Количество минут местных внутри сети
x2	Количество минут местных на других операторов
x3	Количество минут внутри сети междугородных
x4	Количество минут на других операторов междугородные
x5	Количество SMS местных
x6	Количество SMS междугородных
x7	Количество интернет-трафика в месяц (Гб)
x8	Наличие звонков в страны СНГ
x9	Наличие звонков в другие страны мира
x10	Наличие поездок по России
x11	Наличие абонентской платы
Выходные параметры	
d1	Ноль сомнений
d2	Добро пожаловать
d3	Все за 100
d4	Все за 300
d5	Все за 500
d6	Все за 800
d7	Все за 1200

Проектирование, обучение, оптимизация, и тестирование нейросети осуществлялось с помощью нейропакета «Нейросимулятор 5» [4] по методике [3]. Результатом проверки является ошибка в 15,65%, что является достаточно хорошим результатом работы сети. Данное значение получено как среднее арифметическое ошибок, возникающих для каждого из семи выходных параметров. Стоит отметить, что для параметров d5 и d6 возникают ошибки 22,45% и 26,77%, что не является удовлетворительным результатом. Для снижения данного значения необходимо расширить обучающее множество.

Тем не менее на основании данного этапа были построены гистограммы, показывающие выбор тарифного плана на основании мнения эксперта и выбор тарифного плана, предсказанного обученной сетью. Каждая из гистограмм показывает один из примеров тестирующего множества (см. рисунок 1).

Из полученных гистограмм видно, что оценка эксперта и нейросети не всегда точно совпадают, однако общая тенденция во всех представленных примерах одинаковая.

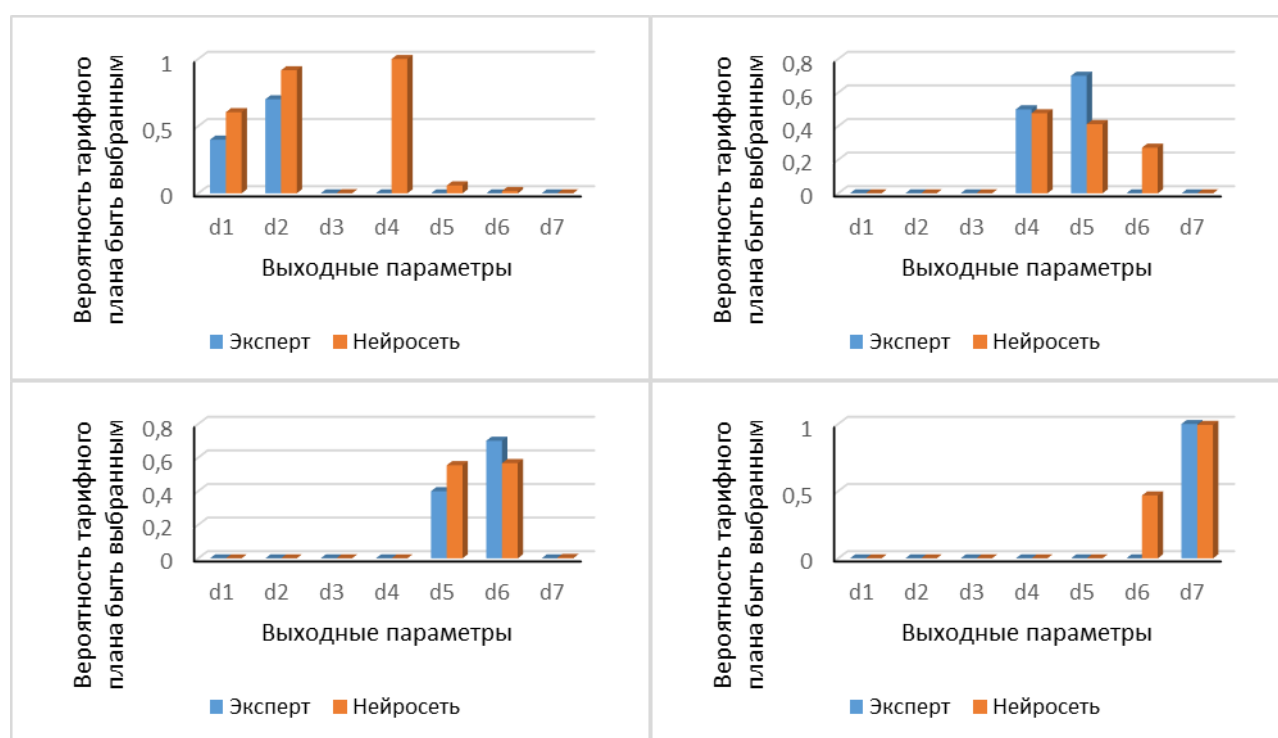


Рис. 1. Примеры результатов тестирования сети на различных пользователях

В процессе вычисления значимости параметров самыми значимыми оказываются параметры:

- x7 – количество интернет-трафика в месяц;
- x11 – наличие абонентской платы;
- x2 – количество минут местных на других операторов;
- x5 – количество SMS местных (см. рисунок 2).

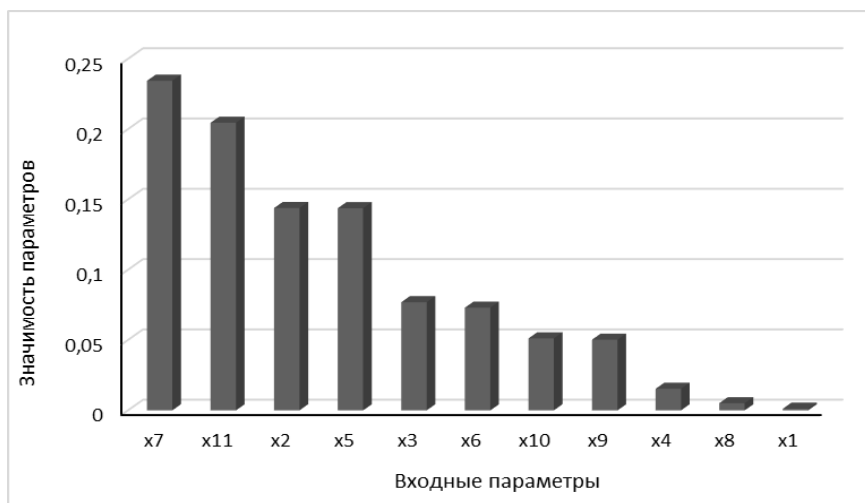


Рис. 2. Оценка значимости параметров

Более высокая статистическая значимость указанных параметров вполне обоснована. Так как внутри сети пять из семи тарифов предоставляют полный безлимит на звонки, абоненты больше оценивают количество минут для звонков на других операторов. Большая часть абонентов осуществляет лишь местные звонки, гораздо реже междугородние. Эти два факта объясняют, почему параметр x2 является более значимым. По таким же рассуждениям абонентов больше интересует количество местных SMS. Количество интернет-трафика также является значимым параметром, поскольку его количество, используемое в месяц, сильно влияет на выбор тарифного плана.

Так как количество интернет трафика, используемое в месяц, является самым значимым параметром, рассмотрим его влияние на выбор каждого из тарифных планов и интерпретируем выявленную зависимость.

Тарифный план «Ноль сомнений» не включает интернет трафик, именно это и объясняет его высокую вероятность быть выбранным при количестве трафика равном нулю (см. рисунок 3).

Тарифный план «Добро пожаловать» также не включает пакет интернета, следовательно, наблюдается аналогичная зависимость, как и на тарифном плане «Ноль сомнений» (см. рисунок 3).

Тарифный план «Все за 100» подобно предыдущим тарифам не включает интернет трафик. Из графика зависимости видно, что вероятность выбора данного тарифа также стремится к нулю (см. рисунок 3).

Тарифный план «Все за 300» включает 4 Гб трафика, и это первый из тарифов, который включает в себя интернет-трафик. Таким образом, он будет предпочтителен для абонентов, использующих от 1 до 4 Гб. Об этом свидетельствует график. По мере увеличения объема трафика после значения 4 Гб вероятность данного тарифа быть выбранным уменьшается, т.к. на замену приходят тарифы с большим объемом трафика (см. рисунок 3).

Тарифный план «Все за 500» включает в себя 6 Гб трафика, что также объясняет главным образом возрастающую динамику и достижения предела вероятности при значении в 6 Гб (см. рисунок 3).

Тарифные планы «Все за 800» и «Все за 1200» включают в себя 8 Гб и 10 Гб интернет трафика соответственно. Согласно диаграмме, определяющей вероятность выбора тарифа «Все за 800», этот тариф подходит для любого объема трафика от 6 до 9 Гб (см. рисунок 3).

Вероятность выбора тарифного плана «Все за 1200» становится выше при увеличении интернет пакета с 8 Гб до 10 Гб (см. рисунок 3).

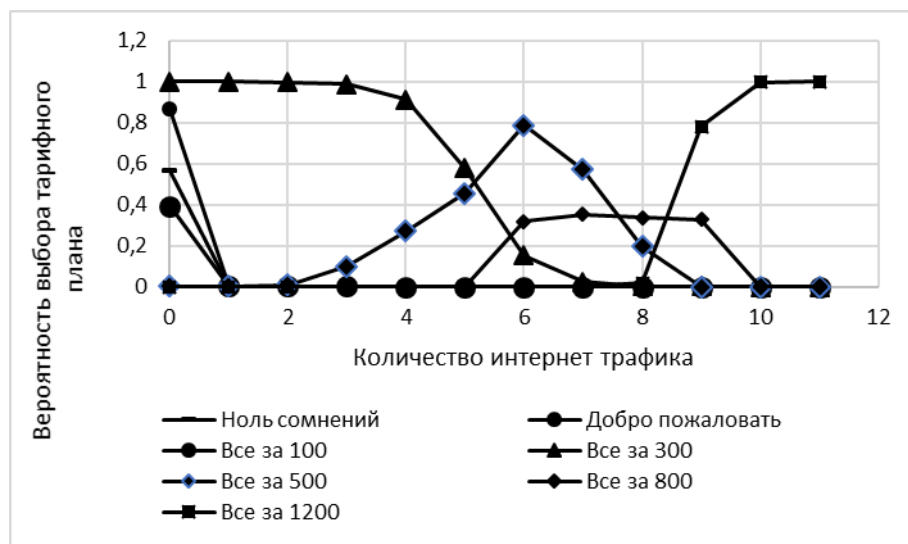


Рис. 3. Влияние количества трафика мобильного интернета на вероятность выбора тарифного плана

Полученные результаты зависимости выбора того или иного тарифного плана от количества интернет трафика, необходимого абоненту, не всегда представляют наиболее оптимальное решение. Это связано с тем, что значение выходного параметра получено при учете всех входных параметров, а на графиках анализируется только влияние одного. Тем не менее результаты весьма соответствуют действительности.

Согласно статистическим данным, почти каждый человек пользуется мобильной связью. Мобильная связь оплачивается согласно тарифам, выставляемым оператором. Абонент может выбрать тариф, который будет наиболее выгодным для его расходов на связь. Однако при выборе абоненты не могут самостоятельно определиться с выбором тарифного плана. В этой связи возникла идея спроектировать и протестировать нейронную сеть, при помощи которой можно автоматизировать процесс подбора тарифного плана для абонента.

В ходе работы были проанализированы подобные проекты и параметры, которые использовались для подбора. Так, был составлен список входных параметров, влияющих на выбор тарифного плана. В качестве выходных параметров были определены тарифы компании «Билайн» по Пермскому краю.

Наибольшее влияние из рассматриваемых входных параметров оказал параметр x_7 – количество используемого абонентом интернет трафика. В ходе работы было проанализировано влияние данного параметра на каждый из выходных параметров.

В будущем обученную нейросеть можно использовать как основу для сервиса, помогающего абонентам определить наиболее подходящий тарифный план.

Библиографический список

1. Российская Газета [Электронный ресурс] URL:<http://rg.ru/2013/10/08/telefoni.html> (дата обращения: 13.03.2016).

2. Билайн частным лицам [Электронный ресурс] URL: <https://perm.beeline.ru/customers/products/> (дата обращения: 13.03.2016).
3. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176с.
4. 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 2014 г.
5. Подбор тарифа для сотового телефона // ХабрХабр [Электронный ресурс] URL: <https://geektimes.ru/post/103149/> (дата обращения: 13.03.2016).

THE POSSIBILITY OF MOBILE PRICE PLAN SELECTION BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

Erokhina Daria G.

National Research University Higher School of Economics, st. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614070, erokhina.dg@gmail.com

This article provides the process description of building neural network, which is created for making mobile price plan choice, in the program «Neurosimulation 5.0». For network building special parameters were analyzed that can influence on price plan selection. Wide possibilities of practical application are considered in the article. The research concluded that neural network can be a great base for a service that helps to make a price plan choice.

Keywords: artificial intelligence, neural network technology, price plan, mobile subscriber, mobile operator.

УДК 338.984

МЕТОДИКА НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАССОВЫХ СБОРОВ КИНОФИЛЬМОВ

Жигалова М.А.

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
614046, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38, mariezhigalova@gmail.com

Прогнозирование величины кассовых сборов фильмов является одной из ключевых проблем кинопроизводства. Быстрый темп развития кинематографа, большое количество разнообразных фильмов и огромная конкуренция, требуют эффективного распределения ресурсов. Целью данной работы является создание системы прогнозирования кассовых сборов фильмов. Данная цель также подразумевает определение ключевых факторов успеха и их влияние на сборы. В данной статье представлен анализ уже существующих работ по этому направлению, выявлены тезисы, которые были применены при проектировании системы. С помощью нейросимулятора была разработана система, с помощью которой можно выполнять прогнозы кассовых сборов кинофильмов. В основе системы лежит нейронная сеть, обученная на вели-

чине кассовых сборов фильмов США. Итогом работы стала система, способная дать прогноз в отношении кассовых сборов, а также показать влияние различных параметров на итоговый результат.

Ключевые слова: нейронная сеть, искусственный интеллект, прогноз, кассовый сбор фильмов, персептрон.

Индустрия кинопроизводства является одним из самых динамично развивающихся направлений бизнеса, в котором сконцентрированы миллионные капиталовложения и значительное число человеческих ресурсов. Съемка кинофильмов сегодня включает использование новейших технологий, при этом далеко не каждый проект фильма доходит до стадии разработки в силу условий жесткой конкуренции при выборе сценария, режиссера и актерского состава. Однако даже это не гарантирует коммерческий успех фильму, поэтому возможность прогнозирования кассовых сборов вызывает немалый интерес как со стороны создателей фильмов, так и со стороны киностудий, инвестирующих в их производство.

Исследования в области прогнозирования кассовых сборов кинофильмов проводились рядом ученых, главной целью которых было выявить наиболее важные параметры, влияющие на финансовую отдачу фильма. При этом использовались различные методики: от регрессионного анализа до построения эконометрических моделей. Так, Eliashberg J., Hui S. K. и Zhang Z. J. [1] выявили взаимосвязь между содержанием сценария и кассовыми сборами фильма, используя статистические методы обработки текстовой информации.

Разработки Ghiassi M., Lio D., Moon B. [2] основывались на данных эконометрического моделирования, анализа рынка кинопроизводства, изучения социальных медиа и их роли в прибыльности фильмов. Исследователи создали доказательную базу, в которой утверждалось, что наиболее существенные критерии, оказывающие влияния на конечную отдачу фильма – это уровень актерского состава, возрастные ограничения, наличие спецэффектов, жанровая составляющая и др.

В рамках настоящего исследования для прогнозирования кассовых сборов фильмов была разработана искусственная нейронная сеть, выполненная на основе нейросетевых технологий искусственного интеллекта.

С целью обучения нейронной сети были собраны данные о фильмах в количестве 100, выпущенных в период с 2003 по 2015 годы с кассовыми сборами в диапазоне от 1 млн. \$ до 3 млрд. \$. Главным источником данных стал онлайн-ресурс www.kinopoisk.ru [3], агрегирующий информацию о кинофильмах, актерах, процессе съемок и др. Перед началом работы был сформулирован список входных и выходного параметров:

x_1 – Бюджет фильма, выраженный числом в долларах.

x_2 – Возраст, от которого допускается просмотр фильма (согласно российской возрастной классификации информационной продукции): 1 – от 0 лет, 2 – от 6 лет, 3 – от 12 лет, 4 – от 16 лет, 5 – от 18 лет.

x_3 – Продолжительность фильма (количество в минутах).

x_4 – Наличие у режиссера номинаций/наград на престижные кинопремии («Оскар», «Золотой глобус», SAAG, Critics' Choice Awards): 0 – нет, 1 – есть.

x_5 – Наличие у актеров номинаций/наград на престижные кинопремии («Оскар», «Золотой глобус», SAAG, Critics' Choice Awards): 0 – нет, 1 – есть.

x_6 – Основной жанр: 1 – драма, 2 – комедия, 3 – триллер, 4 – ужасы, 5 – научная фантастика/фэнтези, 6 – боевик.

x_7 – Наличие спецэффектов: 0 – нет, 1 – да.

x_8 – Является ли фильм продолжением какого-либо фильма (т.е. является ли фильм следующей серией франшизы – сиквелом): 0 – нет, 1 – да.

x_9 – Выход фильма в период высокой посещаемости кинотеатров (новогодние праздники, летние каникулы и т.д.): 0 – нет, 1 – да.

d_1 – Сборы фильма в мире, в долларах США (от 1 млн. до 2 млрд.)

Проектирование, оптимизация и тестирование сети производилось с помощью программного инструмента «Нейросимулятор 5» [4] в соответствии с методикой Пермского отделения Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта [5-7].

Оптимальная структура нейронной сети представляла собой персептрон, имеющий девять входных нейронов, один скрытый слой с четырьмя нейронами (количество определено экспериментально), а также один выходной нейрон. В качестве активационных функций нейронов скрытого слоя и выходного слоя использовался тангенс гиперболический, в качестве алгоритма обучения — алгоритм упругого распространения.

При исследовании степени значимости входных параметров выяснилось, что наибольшим весом обладает бюджет фильма. Действительно, успех кинофильма во многом зависит от начального финансирования, так как его размер определяет качество спецэффектов, декораций и уровень актеров, которые будут задействованы в кинопроекте. Следующими по значимости идут такие критерии, как продолжительность, основополагающий жанр и возрастное ограничение, налагаемое на прокат фильма.

Влияние параметров на величину кассовых сборов было исследовано на примере фильма «Кровью и потом» (2013), обладающего следующими характеристиками: бюджет – 26 млн. \$; продолжительность – 129 минут; основной жанр – комедия; возрастное ограничение – от 16 лет; не является сиквелом; у режиссера и актеров нет наград и номинаций; спецэффекты отсутствуют; фильм был выпущен в период невысокой посещаемости кинотеатров.

Исследования проводятся путем варьирования одного критерия для выяснения его степени влияния на выходные данные (кассовые сборы), при этом все прочие параметры закрепляются и остаются неизменными. В силу того, что выход нейронной сети – это закодированное значение кассовых сборов, его перевод в реальное значение осуществлялся методом линейной интерполяции.

С целью установления важности такого параметра, как бюджет фильма в сумме получаемых кассовых сборов было проведено его изменение на величину, равную 10 млн. \$ (см. рис.1).

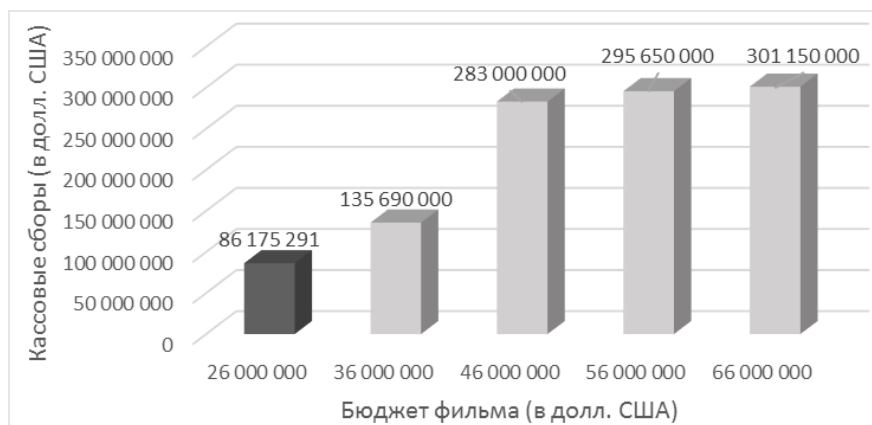


Рис. 1. Зависимость кассовых сборов от бюджета

Исходя из полученных результатов, увеличение вложений в бюджет киноленты «Кровью и потом» окажет позитивное влияние на размер кассовых сборов, однако стоит отметить, что, начиная с суммы бюджета в 46 млн. \$, рост существенно замедлится.

Кроме того, была проведена оценка рентабельности производства фильма. Для установления оптимального уровня начальных капиталовложений (бюджета фильма) были вычислены коэффициенты рентабельности для каждой величины бюджета (см. рис.2).

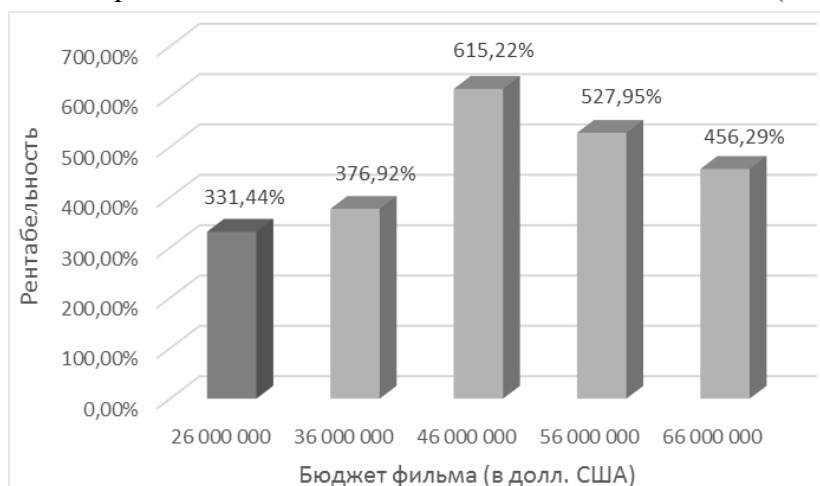


Рис. 2. Коэффициенты рентабельности при разных уровнях бюджета

Очевидно, что даже при существующих затратах в 26 млн. \$ фильм окупает себя более, чем в трехкратном выражении, однако максимальной рентабельность производства киноленты (на уровне 615,22%) будет при изначальном бюджете в 46 млн. \$.

Кроме оценки влияния того или иного параметра на величину кассовых сборов, нейронная сеть позволяет составить рекомендации фильму, которые позволили бы получить максимальную финансовую отдачу. Так, для фильма «Кровь и потом» наиболее удачным было бы иметь начальный бюджет в размере 46 млн. \$, уменьшить возрастное ограничение (от 13 лет), увеличить продолжительность до 134 минут, выбрать режиссера и актеров с номинациями или наградами, а также добавить спецэффекты. Эти манипуляции способствовали бы кассовым сборам в 637 920 000 \$ (против реальных 86 175 291 \$).

Таким образом, разработанная нейронная сеть позволяет оценить финансовый потенциал фильма, выходящего в широкий прокат. Практический аспект работы очевиден, так как возможность предсказать кассовые сборы может сыграть решающую роль на начальном этапе производства фильма. Это утверждение справедливо потому, что в современных реалиях

создание кинокартин подразумевает вовлечение значительных денежных сумм и инвесторы крайне заинтересованы в убедительных доводах относительно того, какую отдачу принесут их вложения.

Библиографический список

1. *Eliashberg J., Hui S. K. and Zhang Z. J.* From Storyline to Box Office: A New Approach for Green-Lighting Movie Scripts. *Management Science*. 2007. 53(6). С. 881–893.
2. *Ghiassi M., Lio D., Moon B.* (2015) Pre-production forecasting of movie revenues with a artificial neural network. *Expert Systems with Applications*. 2015. №42. С. 3176–3193.
3. Кинопоиск. Портал об индустрии кино. [Электронный ресурс] [Режим доступа: <http://www.kinopoisk.ru/>] [Проверено: 24.03.2016].
4. *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 2014 г.
5. *Ясницкий Л.Н.* Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
6. *Ясницкий Л.Н.* Искусственный интеллект. Элективный курс: учебное пособие. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2011. 197 с.
7. *Ясницкий Л.Н., Черепанов Ф.М.* Искусственный интеллект. Элективный курс: Методическое пособие по преподаванию. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2012. – 216 с.

THE METHOD OF MOVIE REVENUE FORECASTING BASED ON NEURAL NETWORK

Zhigalova Maria A.

Higher School of Economics, st. Studencheskaya, 15, Perm, Russia, 614046,
mariezhigalova@gmail.com

Forecasting movies box office receipts is one of the key challenges of filmmaking. Rapid development of cinematography, a wide variety of films and huge competition in the industry require an efficient allocation of resources. The aim of this work is to create a system of forecasting box-office revenues of movies. This goal also involves identifying key success factors and their impact on revenues. This article presents an analysis of existing works in the subject area and the abstracts that were applied when designing the system. With the help of neurosimulator a system was developed which can be used to perform forecasting box office receipts of movies. The system is based on neural network and trained on movies made in USA with the biggest box office revenues. The resulting product of research is a system that is able to make a forecast of box office revenue and show the influence of various parameters on the outcome.

Keywords: movie, neural network, artificial intelligence, forecast, box office, perceptron.

ПОСТРОЕНИЕ ЗАВИСИМОСТИ УСЛОВИЙ РАЗРУШЕНИЯ ДЕРЕВЯННЫХ БРУСКОВ ПО ДИНАМИЧЕСКИМ ИЗМЕРЕНИЯМ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ⁶

**Каверзнева Т.Т., Лазовская Т.В., Лукинский Е.В., Петров А.А.,
Тархов Д.А., Филькин В.М.**

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,
195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Политехническая, 29, kaverztt@mail.ru, tatianala@list.ru,
logmstrn@yandex.ru, lukinskiy_96@mail.ru, dtarkhov@gmail.com, vladimir.filckin@yandex.ru

В статье решается задача об условиях разрушения деревянной балки при нагрузке на основе экспериментальных динамических измерений прогиба образца. Исследование состоит из нескольких этапов. Сначала строится нейросетевая аппроксимация зависимости силы нагружения от динамики прогиба для разных скоростей нагружения. Затем строятся новые нейросетевые модели для зависимости силы и прогиба, при которых ломается балка, от нейросетевых параметров первой модели. Далее силовая модель успешно используется для прогнозирования условий разрушения образца. Рассмотренные нейросетевые модели могут быть применены в строительной отрасли, например, при обосновании выбора конструкции и материала лесов, используемых при проведении разного работ.

Ключевые слова: моделирование, нейронные сети, деревянные материалы, условия разрушения, прогнозирование

Изучение прочностных свойств строительных материалов из дерева затруднено их сложной анизотропной структурой [1-4]. Предел прочности деревянной балки сильно зависит от породы древесины, технологии её изготовления, особенностей конкретной доски (такими как сучки) и т.д. В то же время предвидеть разрушение таких конструкций необходимо в силу их широкого использования в строительной отрасли. В связи с этим, интерес представляет предсказание силы, вызывающей разрушение образца, по её поведению под неразрушающей нагрузкой.

Нами проведены эксперименты (трехточечный изгиб) по нагружению деревянных балок до начального этапа разрушения включительно. В эксперименте использовалась универсальная испытательная машина Инстрон-5965 с автоматической системой сбора данных, участвовали образцы сечениями 20x40, 15x20 и 15x30 мм², скорости нагружения выбирались равными 10, 50 и 100 мм/мин. По результатам опытов была построена нейросетевая зависимость [5,6] величины прогиба от нагружающей силы вида

$$f(x) = x \operatorname{th}(a(x - x_c)). \quad (1)$$

Нейросетевые параметры a , c и x_c ищались из условия минимума функционала ошибки $\sum_{i=1}^m (f(x_i) - f_i)^2$, где x_i – экспериментальное значение прогиба образца, а f_i – соответствующая ему сила нагружения. Минимум функционала ищался методом RProp [7] или сочетанием метода RProp и метода облака [7].

⁶ Публикация подготовлена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 02-01-00701).

© Каверзнева Т.Т., Лазовская Т.В., Лукинский Е.В., Петров А.А., Тархов Д.А., Филькин В.М., 2016.

На рисунке 1 изображены графики экспериментальной и нейросетевой зависимости прогиба балки от силы нагружения при скорости 50 мм/мин. Можно построить существенно более точную аппроксимацию из двух слагаемых, но она не позволяет более точно предсказать нагрузку, приводящую к разрушению балки.

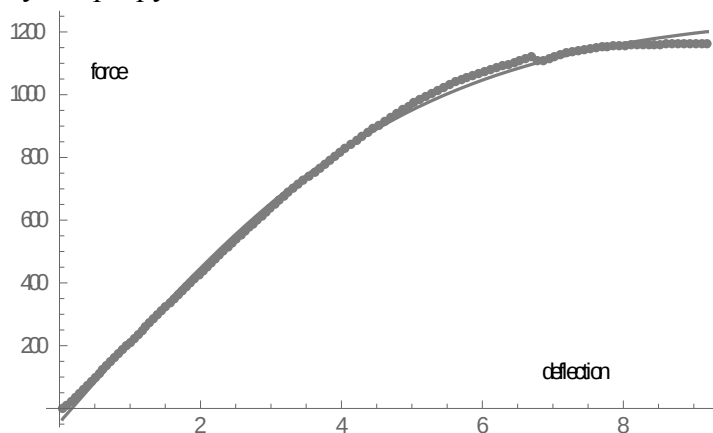


Рис. 1. Экспериментальная зависимость прогиба балки от нагружения и её нейросетевая аппроксимация.

Сечение образца 15x20, скорость возрастания нагрузки 50 мм/мин

Коэффициенты c , a и x_c нейросетевой аппроксимации были вычислены для всех модификаций опытов. После этого была построена новая нейросетевая модель вида (1) для зависимости силы и перемещения, при которых ломается балка, от нейросетевых параметров первой модели. Явная зависимость наблюдалась только в случае с силовой моделью. Соответствующие графики зависимости силы нагружения от каждого параметра в отдельности представлены на рисунках 2-4.

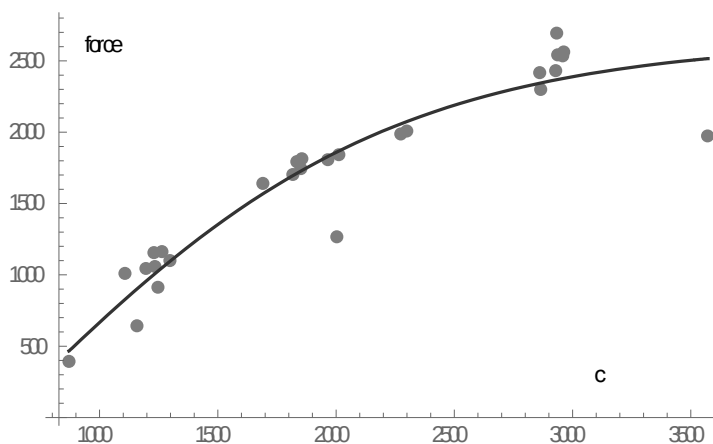


Рис. 2. Зависимость силы, при которой балка ломается, от параметра «с» из формулы (1)

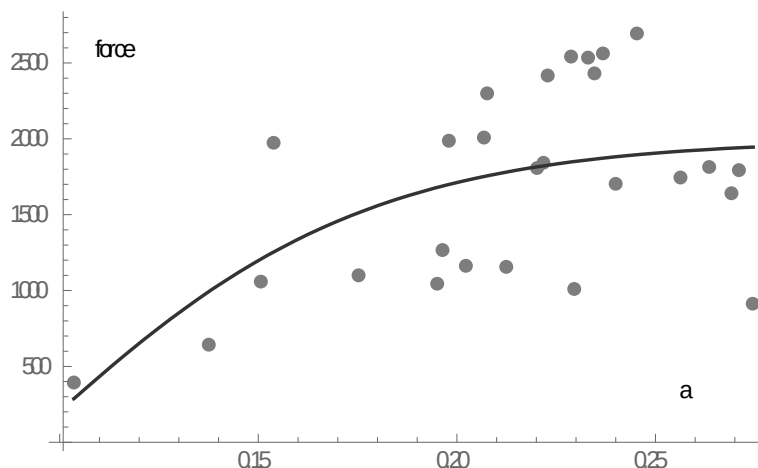


Рис. 3. Зависимость силы, при которой балка ломается, от параметра «а» из формулы (1)

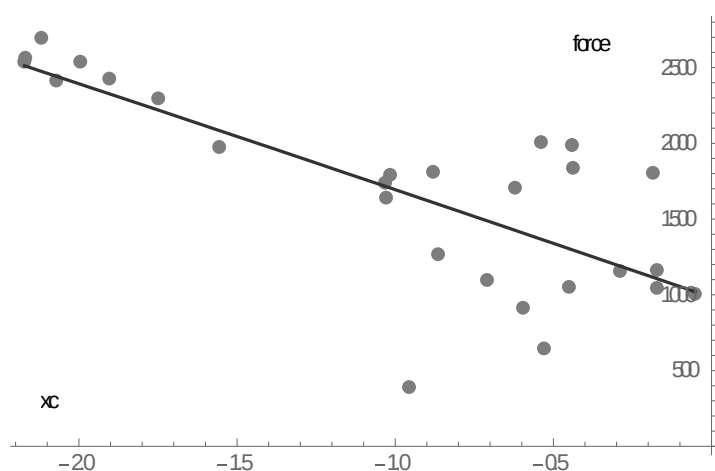


Рис. 4. Зависимость силы, при которой балка ломается, от параметра «xc» из формулы (1)

Следует указать, что, в то время как выборочное среднее квадратичное отклонение экспериментальных данных составляет 643.3, соответствующее отклонение данных от нейросетевой модели для зависимости, представленной на рисунке 2, составляет 197.1, для зависимости на рисунке 3 – 518.4, для зависимости на рисунке 4 – 412.9.

Кроме этого была получена модель зависимости предельной силы от трёх параметров вместе вида

$$2638.9 \operatorname{th}[0.0006(-579.9 + c)] + 5504.7 \operatorname{th}[0.3867(-0.214 + a)] - 57.2 \operatorname{th}[12.9(1.83 + xc)].$$

Среднеквадратичное отклонение экспериментальных данных от этой модели составляет 167.1, что говорит о наличии явной зависимости.

Недостаток предыдущих зависимостей состоит в том, что они строятся по всей выборке до момента разрушения. С точки зрения приложений, желательно предсказать разрыв до того, как он произошёл. Одним из подходов к этому является динамическое построение нейросетевой аппроксимации (1), изображённой на рисунке 1 в процессе измерений. Соответствующий алгоритм предполагает динамическое добавление слагаемых в функционал ошибки. Другой подход предполагает аппроксимацию скользящей части выборки.

Мы построили нейросетевую аппроксимацию вида (1) зависимости отклонения от нагружающей силы по точкам от 20-й до 10-й до точки, в которой образец ломается. Далее,

строилась зависимость силы, вызывающей разрушение образца, от коэффициентов этой аппроксимации. На рисунке 5 приведена одна из таких зависимостей.

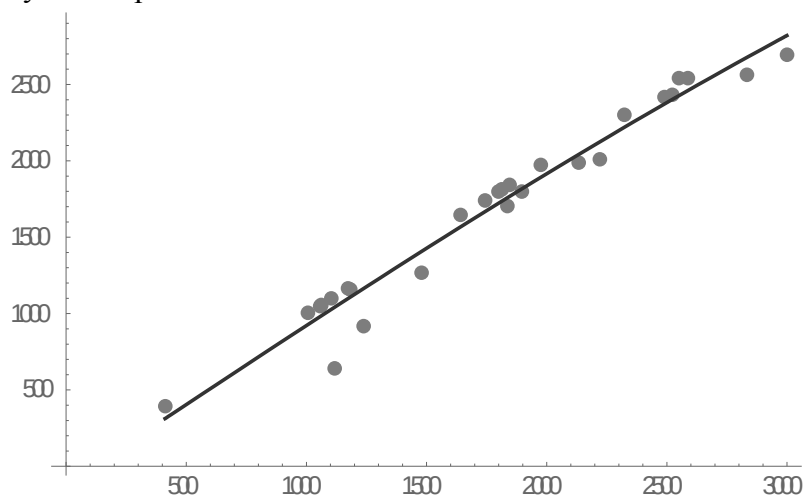


Рис. 5. Зависимость силы, при которой балка ломается, от параметра «с» из нейросетевой аппроксимации (1), построенной по измерениям от 20-й до 10-й до точки, в которой образец ломается

Результаты исследования могут найти свое применение в строительной отрасли при обосновании выбора конструкции лесов, используемых при проведении разного рода строительных и ремонтных работ на высоте или при наличии перепада высот. Работы на высоте относятся к опасным видам работ, с производством которых связано большое количество несчастных случаев в результате падения человека, несмотря на регламентированные меры безопасности [8]. Поэтому важно обеспечить прочность деревянных настилов и перекрытий; материал используемых конструкций должен выдерживать определенные нагрузки как динамического, так и статического характера на протяжении всего отведенного времени эксплуатации или вовремя заменяться. Моделирование условий разрушения материала позволит обеспечить нужный контроль безопасности.

Для моделирования поведения таких конструкций при динамических нагрузках можно применить методы и результаты данной работы вместе с методами, изложенными в работах [6,9].

Библиографический список

1. Hoadley RB. Understanding Wood: A Craftman's Guide to Wood Technology. Newtown, Connecticut: The Taunton Press, 1980. С. 109-135.
2. Yoshihara H. Simple estimation of critical stress intensity factors of wood by tests with double cantilever beam and three-point end-notched flexure. Holzforschung, 61, 2007. С. 182–189.
3. Guinea GV, Planas J, Elices M. Measurement of the fracture energy using three-point bend tests: Part 1—Influence of experimental procedures Materials and Structure 25(4), 1992. С. 212-218.
4. Guinea GV, Planas J, Elices M. Measurement of the fracture energy using three-point bend tests: Part 2— Influence of bulk energy dissipation Materials and Structure 25(5), 1992. С. 305-312.
5. Haykin S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation. Prentice Hall., 1999.
6. Тархов Д.А. Нейросетевые модели и алгоритмы. М: Радиотехника, 2014.

7. Riedmiller M., Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The Rprop algorithm. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, IEEE Press, 1993. С. 586-591.

8. Каверзнева Т.Т., Мазуренко К.С. Контроль безопасности при проведении работ на высоте // Научный форум с международным участием «Неделя науки СПбПУ»: материалы научно-практической конференции. Институт военно-технического образования и безопасности СПбПУ. Изд-во Политехн. ун-та, 2015. С. 187-190.

9. Лазовская Т.В., Тархов Д.А. Новые подходы к построению параметризованного нейросетевого решения жесткого дифференциального уравнения. Научно-технические ведомости СПб ГПУ. Физико-математические науки, №2, с. 138-147

BUILDING OF NEURAL NETWORK MODEL DEPENDENCE OF CONDITIONS OF WOODEN BEAMS DESTRUCTION ON DYNAMIC MEASUREMENTS USING

Kaverzneva Tatiana T., Lazovskaya Tatiana V., Lukinskiy Evgeny V., Petrov Aleksey A., Tarhov Dmitry A., Fil'kin Vladimir M.

Peter the Great St-Petersburg Polytechnic University,
29 Politechnicheskaya Str, Saint-Petersburg, Russia, 195251, kaverztt@mail.ru, tatianala@list.ru, logmstrn@yandex.ru, lukinskiy_96@mail.ru, dtarkhov@gmail.com, vladimir.filckin@yandex.ru

In the article, the problem about the conditions of the destruction of a wooden beam under a load is solved using the experimental dynamic measurements of a sample deflection. The study consists of several stages. First, we build the neural network approximation of the dependence of load force on the dynamic deflection measurements for different loading rates. Then, the new neural network models are built for the dependence of the force and deflection at which the beam is broken on the first neural network model parameters. Further force model has been used successfully to predict the conditions of the destruction of a sample. The neural network models considered can be applied in the building industry, for example, in justifying the choice of construction and wooden materials.

Key words: modeling, neural networks, wooden materials, destruction conditions, predicting

УДК 004.93'14

РАЗРАБОТКА УЧЕБНОЙ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНОГО ТЕКСТА

Коварин И.С.

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

В статье дается описание процесса проектирования и разработки учебной нейросетевой системы для распознавания рукописных букв русского алфавита. Проводится обзор учеб-

но-методической литературы в области искусственного интеллекта в целом и распознавания образов в частности. Рассматриваются различия программные платформы и библиотеки, предназначенные для разработок с применением нейронных сетей. Приводится проектирование используемой нейронной сети и формализованное описание алгоритма работы программы. Прилагается описание методов формирования примеров обучающего множества и трансформации изображений в массив входных сигналов. Выполняется тестирование разработанного решения и делаются выводы об адекватности результатов его работы. В конце работы обсуждаются перспективы применения и продолжения разработок.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, нейросетевые технологии, распознавание образов, рукописный текст.

Распознавание символов является актуальной учебной темой в сферах компьютерного зрения, искусственного интеллекта и распознавания образов. Оно широко применяется при решении таких задач, как оцифровка печатных документов, распознавание номерных знаков автомобилей и т.п. Подобные технологии позволяют извлекать текст из изображений для последующей обработки, применять к нему электронный перевод, форматировать или преобразовывать в речь. Отдельно исследуемой проблемой в области распознавании символов является задача распознавания рукописных символов. Реализация подобных механизмов представляет более высокую сложность, чем распознавание печатного текста, однако является не менее широко применяемой, в частности, при обработке больших объемов рукописных документов в страховых компаниях. Для решения данной задачи как правило применяются искусственные нейронные сети.

Целью данной работы является разработка программы для распознавания рукописных букв кириллического алфавита.

Для выполнения поставленной цели необходимо выполнить следующие задачи:

- спроектировать нейронную сеть;
- разработать обучающее множество;
- реализовать приложение в интерфейсе Windows.

Исторически сложилось, что первый нейрокомпьютер был предназначен именно для распознавания букв. Разработанный еще в 1960 году американским ученым Ф. Розенблаттом, персептрон успешно распознавал буквы латинского алфавита. Данная работа была выполнена в подтверждение предположения американских нейрофизиолога и нейролингвиста У. Мак-Каллока В.Питтса о том, что искусственный мозг, спроектированный по образу и подобию человеческого будет способен решать интеллектуальные задачи [1, 2].

В рамках данной работы в основу нейросети положен тот же принцип, что использовал Ф. Розенблатт, при проектировании своего персептрона. В качестве входных сигналов использовались значения элементов матрицы полотна с изображением распознаваемого символа. Число входных параметров, однако, было значительно больше, что не просто дало возможность распознавания рукописных букв, но обеспечило высокое качество распознавания. Квадратное полотно было разделено на 100 секций – десять строк и десять столбцов.

Для упрощения процесса проектирования и ускорения разработки программы, входные сигналы были представлены в количестве трех, что соответствует трем первым буквам русского алфавита. Схематичное представление нейросети изображено на рисунке 1.

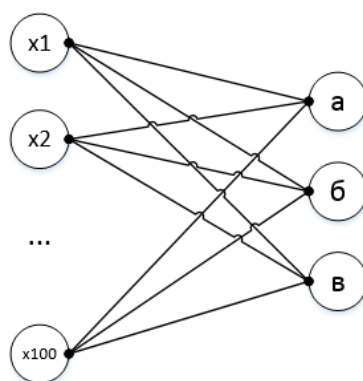


Рис. 4. Схема нейросети

Создание обучающего множества велось в той же программной форме, что в последствии использовалась для распознавания букв. Для разработки программы применялась технология Windows Presentation Foundation, так как, в отличие от классических форм, данный шаблон предоставляет широкие возможности для проектирования пользовательского интерфейса, в частности он содержит элемент InkCanvas для рисования графических фигур. Главная форма с элементом InkCanvas изображена на рисунке 2:

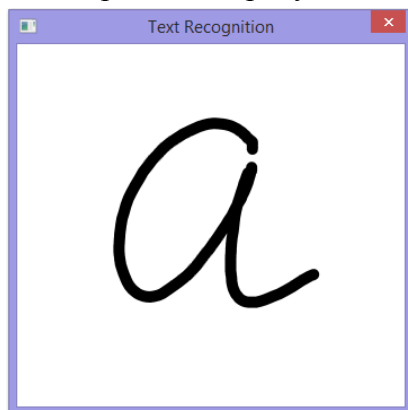


Рис. 2. Главная форма с элементом InkCanvas

Для обслуживания операций с изображениями был создан класс ImageProcessor. Для сохранения примеров обучающего множества, необходимо было выгружать изображения с InkCanvas в файл. Для этого было реализовано несколько методов сохранения изображений, указанных в таблице 1.

Таблица 1. Методы для сохранения изображений

Метод	Назначение
GetJpgImage	Преобразование элемента формы в массив байт
LoadImage	Преобразование массива байт в объект BitmapImage
CanvasShot	Преобразование объекта BitmapImage в объект Bitmap
SaveImage	Сохранение объекта Bitmap в файл с расширением .jpg

Вышеперечисленные методы, будучи вызванными друг за другом обеспечили сохранение вручную написанных на форме примеров в файл.

Для программирования нейросети была использована открытая библиотека Encog. Данная библиотека бесплатна, она проста в использовании и эффективна при создании приложений на основе нейронных сетей. Для работы с нейросетью был реализован класс

AlphabetNetwork, который содержит саму сеть и все методы, необходимые для работы с ней. В частности, метод Train использовался для обучения сети, метод LoadImages – для загрузки обучающего множества, а метод Compute – для непосредственного распознавания букв обученной сетью.

Одним из важнейших этапов данной работы была разработка механизма преобразования изображения в набор входных сигналов нейросети. Для решения данной задачи в классе ImageProcessor были реализованы методы, указанные в таблице 2.

Таблица 2. Методы для преобразования изображения в набор входных сигналов

Метод	Назначение
SectionIsBlack	Вычисление значения сигнала
BlackWhiteCount	Вычисление количества черных и белых пикселей во фрагменте изображения
Section	Извлечение фрагмента из изображения
ImageToInput	Преобразование изображения в массив входных сигналов

На заключительном этапе разработки необходимо было описать логику управления обучением сети и распознаванием символов. Для этого в коде главной формы был создан обработчик события нажатия клавиш на полотно inkCanvas_KeyDown и метод Compute для вычисления значения выходного сигнала.

На рисунке 3 изображены результаты работы программы на тестовых примерах.

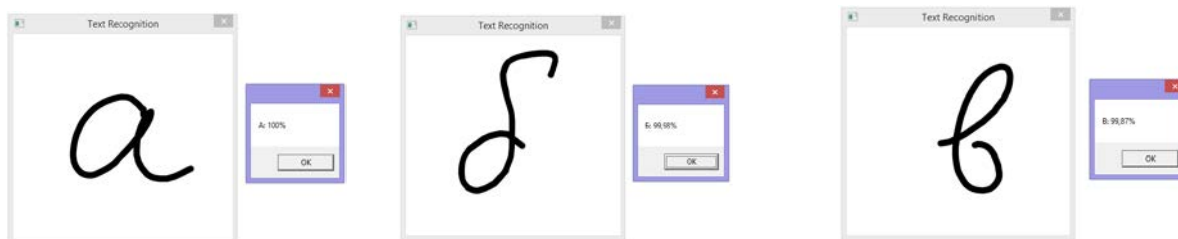


Рис. 3. Примеры распознавания тестовых букв

Поскольку буквы Б и В похожи между собой, при обучении многие входные нейроны для этих букв имеют один и тот же сигнал. В результате, программа периодически выдает не стопроцентный ответ для этих букв. Полностью избавиться от подобного явления достаточно сложно, однако при использовании большого количества примеров можно снизить степень «неуверенности» нейросети до минимума. В данной работе нейросеть была обучена на 452 примерах, что обеспечило возможность эффективного распознавания всех трех букв. Таким образом, в перспективе возможна реализация механизма распознавания всех букв кириллического алфавита. Данная работа может служить учебным примером при изучении материала на темы распознавания образов и нейронных сетей.

Распознавание рукописного текста является сложным и востребованным механизмом во многих прикладных областях человеческой деятельности. В рамках данной работы была разработана учебная версия приложения для распознавания рукописных букв русского алфа-

вита методом искусственных нейронных сетей. В ходе работы были достигнуты следующие результаты:

- спроектирована нейронная сеть со ста входными и тремя выходными нейронами;
- разработаны методы сохранения изображений с формы в файл и создано обучающее множество, включающее 452 примера;
- разработаны методы преобразования изображений в массив входных сигналов;
- реализовано приложение в интерфейсе Windows по технологии WPF;
- работа обученной нейросети протестирована и адекватность ее успешно подтверждена.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Искусственный интеллект. Элективный курс: учебное пособие. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2011. 197 с.
2. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.

DEVELOPMENT OF AN EDUCATIONAL NEURAL NETWORK SYSTEM FOR HAND-WRITTEN TEXT RECOGNITION

Kovarin Ivan S.

National research university Higher school of economics, Perm branch,
st. Studencheskaia, 38, Perm, Russia, 614070, ivankovarin@yandex.ru

This article provides a description of a text recognition neural network system design and development. Within the research educational literature concerning artificial intelligence as well as pattern recognition is reviewed. Different program platforms and libraries aimed at artificial intelligence are considered according to their relevance. A neural network is explicitly designed and the algorithm controlling the program is demonstrated. There also are definitions of the methods for the training data production and for the “picture to input” transformation. The program is proved adequate during testing and the perspectives of the research are discussed in the end.

Keywords: artificial intelligence, neural network technology, pattern recognition, handwritten text.

УДК 004.032.26

ВОЗМОЖНОСТИ ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ ПОДДЕРЖАННЫХ АВТОМОБИЛЕЙ МЕТОДОМ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Коновалова Е.К., Медведева Е.Ю., Белобородова Н.О.

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
Пермский филиал, 614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38, konovalovaek@gmail.com

В статье представлено описание разработки и применения нейросетевой модели оценки стоимости подержанных автомобилей на основании параметров, которые были получены при сборе статистики по рынку автомобилей с пробегом. Модель позволяет оценить стоимость самых распространенных на вторичном российском рынке автомобилей по одиннадцати параметрам. Модель реализована в виде компьютерной программы, которая дает возможность выявлять разного рода закономерности: зависимость стоимости подержанного автомобиля различных марок от года выпуска, объема двигателя, типа коробки передач, текущего состояния техники и др. Данная модель может быть интересна и полезна для всех участников рынка автомобилей с пробегом: продавцов и покупателей для быстрого извлечения информации о цене определенного автомобиля в определенный промежуток времени.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросетевые технологии, рынок подержанных автомобилей, оценка стоимости, прогнозирование.

Согласно данным аналитического агентства «АВТОСТАТ» [1], в феврале 2016 года объем рынка легковых автомобилей с пробегом в России составил почти 370 тыс. единиц, что на 10,9% больше, чем годом ранее. При этом по итогам двух месяцев 2016 года объем вторичного составил 678,8 тыс. единиц, показав рост на 2,1%.

2015 год прошел под знаком нестабильности. Рост курсов доллара и евро оказывали существенное влияние на рынок в течение всего года. Производители были вынуждены увеличивать цены несколько раз. Параллельно с этим менялась и структура рынка. К концу года средняя цена нового легкового автомобиля в России превысила отметку в 1 миллион рублей. Особенно ощутимо цены на автомобили начали меняться в декабре.

В целом, по прогнозам ООО «Автостат Инфо» [2] парк легковых автомобилей, как в краткосрочной, так и в среднесрочной перспективе будет стареть. В текущих экономических условиях в России автомобильный рынок, будет расширяться, но существенную его часть займет парк подержанных автомобилей. Отсюда следует актуальность темы настоящей работы – разработка и применение методики математического моделирования российского рынка подержанных автомобилей с целью исследования его закономерностей и, в частности, разработки программного инструментария, позволяющего производить объективную оценку стоимости автомобилей, бывших в употреблении.

Эффективным инструментом для реализации таких систем являются методы искусственного интеллекта, в частности – нейросетевые технологии [6], так как они имеют способность к обучению, самостоятельному выявлению зависимостей между входными и выходными параметрами и обобщению.

Для прогнозирования корректной цены автомобиля необходимо спроектировать нейросетевую модель, содержащую определенные входные параметры. Проанализировав уже имеющиеся публикации и научные труды по данной тематике, был определен ряд критериев, необходимых для оценки стоимости автомобиля: X1 – Марка автомобиля, X2 – Год выпуска, X3 – Топливо, X4 – Объем двигателя, X5 – Привод, X6 – Пробег, X7 – Коробка передач, X8 – Число собственников по ПТС, X9 – Состояние кузова, X10 – Тип кузова, X11 – Продавец. В качестве выходного параметра D выступает цена в рублях.

Для прогнозирования стоимости автомобилей необходимо составить множество примеров, данные для которых были собраны с помощью анализа интернет источников, специа-

лизирующихся на продажах как подержанных, так и новых автомобилей [4]. Все имеющиеся данные были разбиты на два множества: обучающее (220 примеров) и тестирующее (23 примеров).

Для проектирования, обучения, тестирования нейросети был выбран нейросимулятор Nsim5-10s [7]. После выбора инструментов разработки была определена структура персептрона с одиннадцатью входными параметрами, одним выходным и одним скрытым слоем. Количество нейронов на скрытом слое было определено и с помощью математической формулы и экспериментально.

Определяющим фактором успешно построенной модели служит ошибка тестирования нейросети. Поэтому после проведения обучения и тестирования с использованием разных комбинаций активационных функций, количества скрытых слоев и нейронов на скрытом слое, оптимальным был выбран набор, при котором ошибка обучения составила 5,3%.

После обучения нейросети была проведена проверка на тестирующем множестве (отличного от обучающего) с целью определения прогностических свойств спроектированной и обученной сети. Ошибка тестирования составила 6,1%, что может свидетельствовать об адекватности и закономерности полученных результатов.

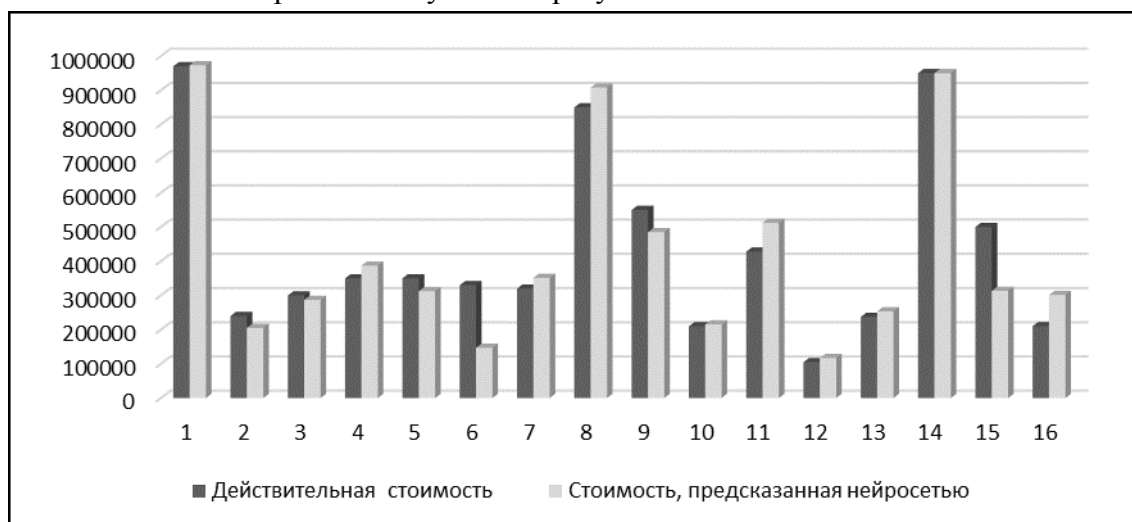


Рис. 1. Результат тестирования нейронной сети

Для проверки и анализа результатов, полученных с использованием обученной нейросети, было использовано тестирующее множество, состоящее из 23 примеров. После чего был построен график, наглядно демонстрирующий разницу между реальной стоимостью авто и спрогнозированной (рис.1). Кроме того, с помощью использования выбранного нейросимулятора можно определить значимость выбранных критериев, то есть оценить влияние каждого из них на цену (рис.2), что позволяет верно трактовать для продавца полученные результаты оценки стоимости.

Таким образом, можно сделать вывод, что наиболее сильно на стоимость авто влияют объем двигателя, привод, состояние и год выпуска. Как ни странно, очень слабое влияние на цену авто оказывает пробег, который, как правило, характеризует степень износа различных деталей автомобиля. Это может быть связано с тем, что на данный момент, действительно, покупатели все меньше и меньше обращают внимание на обозначенный параметр, поскольку не составляет труда скорректировать пробег, воспользовавшись соответствующей услугой

автосервисов. Также можно узнать степень влияния данных критериев на конкретные марки, путем последовательного изменения каждого из параметров. Это позволяет предсказывать выходное значение при различных условиях.

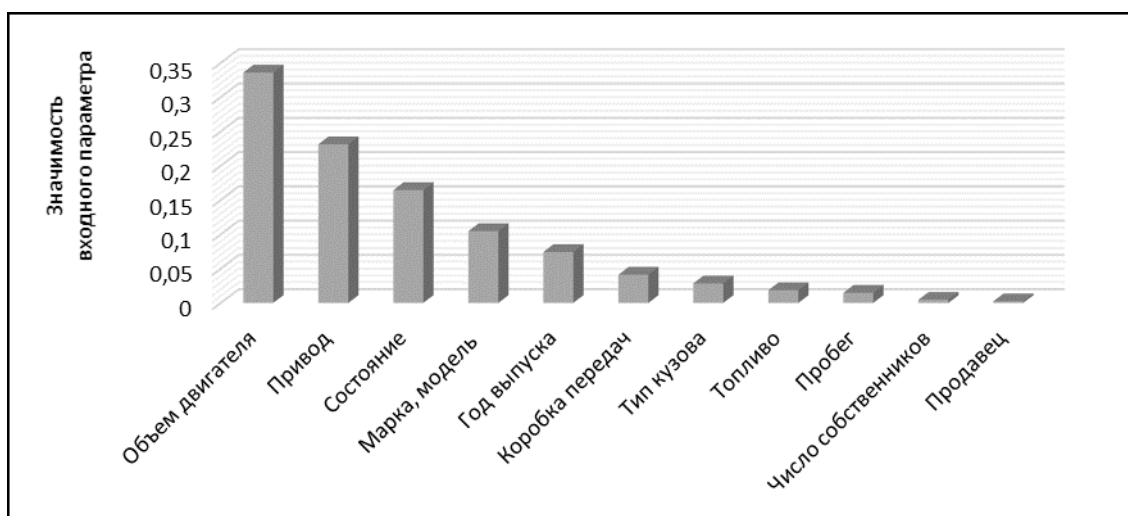


Рис. 2. Значимость входных параметров

Было проведено исследование влияния года выпуска автомобиля от его цены, при прочих равных условиях и получены следующие результаты. При увеличении возраста автомобиля его стоимость падает, причем наибольшая скорость падения наблюдается на сравнительно новых автомобилях (рис.3).

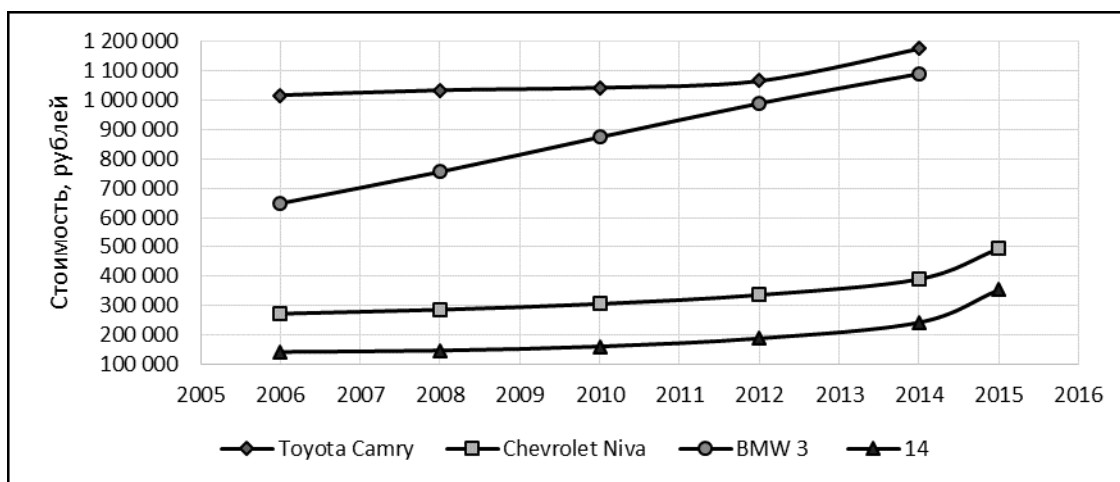


Рис. 3. Зависимость стоимости автомобилей разных марок от года выпуска

Кроме того, было проанализировано влияние на цену автомобиля изменение объема двигателя. Из результатов видно (рис.4), что при увеличении объема двигателя цена заметно увеличивается.

Также интересно было посмотреть результаты влияния состояние автомобиля на его стоимость, так как данный критерий является одним из ключевых. Анализ показал, что при ухудшении состояния, цена на автомобиль снижается. Данную зависимость можно объяснить тем, что увеличивается и износ деталей, и внешний вид, замена и обновление влекут за собой дополнительные материальные вложения.

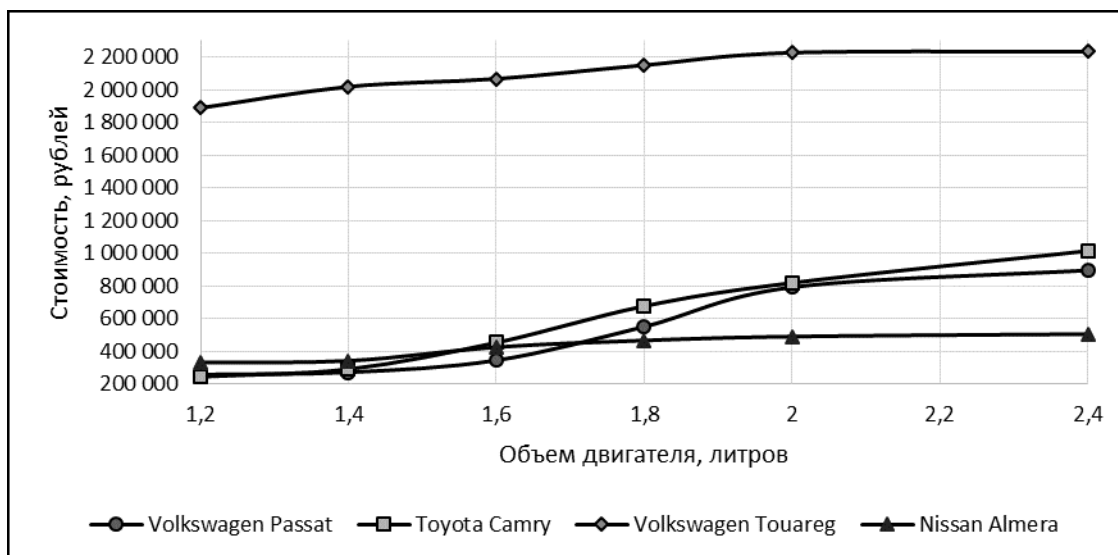


Рис. 4. Зависимость стоимости автомобилей разных марок от объема двигателя

Помимо анализа отдельных критериев, изменяющих стоимость определенных автомобилей, было решено оценить влияние разных значимых критериев на стоимость авто. Данные результаты могут быть полезны для автомобильных компаний, поскольку представляют возможные пути увеличения стоимости автомобиля, за счет изменения некоторых характеристик.

В качестве анализируемого автомобиля был выбран Opel Astra 2011 года выпуска, бензин, объем двигателя 1,6 литров, передний привод, пробег 85000 километров, автоматическая коробка передач, один собственник, без повреждений, салон купе, продает собственник.

По результатам, представленным на диаграмме (рис.10), видно, что к изменению стоимости авто ведет изменение объема двигателя с 1,6 литрового на 2,4 литровый, а также перепроектирование кузова автомобиля из купе во хетчбек, увеличение числа собственников, замена коробки передач с автоматической на ручную. Далее был проведен анализ стоимости, при комбинации критериев, дающих рост или снижение цены.

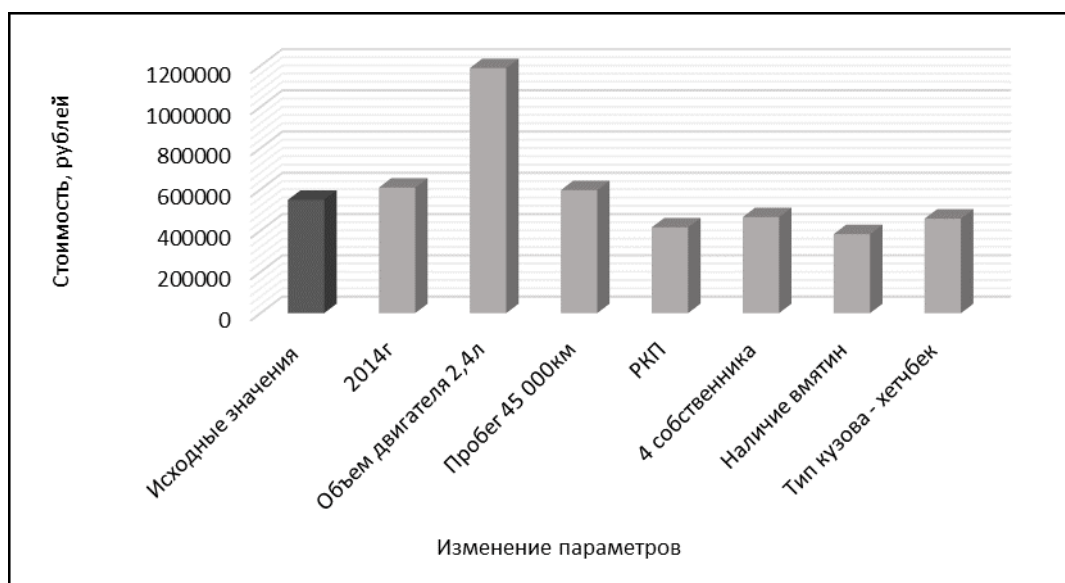


Рис. 5. Изменение стоимости автомобиля при изменении параметров

К сожалению, весь рынок подержанных автомобилей охватить очень затруднительно, поскольку он постоянно расширяется, меняются марки автомобилей, не говоря уже о моделях. Также меняются и характеристика автомобилей, экономическая ситуация, поэтому построенная модель должна постоянно изменяться.

Таким образом, была реализована нейросеть для оценки стоимости подержанных автомобилей. Были выявлены наиболее значимые характеристики и их влияние на цену авто. Кроме того, были спрогнозированы изменения цены на автомобиль в зависимости от изменения различных параметров, что является весьма полезной информацией.

Библиографический список

1. *Автомобильная статистика* [Электронный ресурс] URL: <http://motor.ru/news/2014/09/23/needmore/>. [Проверено: 15.03.2016].
2. *ООО "Автостат Инфо"*. Статья «Продажи новых легковых автомобилей - сравнительный анализ». [Электронный ресурс] URL: <http://avtostat-info.com/Article/130> (дата обращения 16.03.2016).
3. *Kuiper S., College G.* Introduction to Multiple Regression: How Much Is Your Car Worth? // *Journal of Statistics Education*. V. 16 No 3. 2008.
www.amstat.org/publications/jse/v16n3/datasets.kuiper.html
4. *Доска бесплатных объявлений* [Электронный ресурс] URL: www.avito.ru/catalog/avtomobili_s_probegom-9 [Проверено: 15.03.2016]
5. *Рукосуева И.С.* Оценка и прогнозирование стоимости автомобильного транспорта на рынке подержанных автомобилей: дис. д-ра филол. наук. М. Комсомольск-на-Амуре, 2000.
6. *Ясницкий Л.Н.* Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 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 2014 г.

USED CAR EVALUATION OPORTUNITIES BY NEURAL NETWORK MODELING

Konovalova Ekaterina K., Medvedeva Ekaterina Y., Beloborodova Natalya O.

National Research University «Higher School of Economics - Perm»,
st. Studencheskaya, 38, Perm, Russia, 614070, konovalovaek@gmail.com

This article provides the description of the neural network model development based on used cars valuation parameters, which were obtained by collecting statistics on the city car market. The model allows to estimate the most common secondary Russian market car price by eleven parameters. The model is implemented in the form of a computer program that allows to detect various patterns: dependence of the different brands used car price on the year of manufacture, engine size, type of transmission, the current state of technology, etc. This model can be interesting and useful for all participants of the second car market.

Keywords: artificial intelligence, neural network technology, used car market, evaluation, forecasting.

УДК 372.016:004 + 37.012

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ: ПРОБЛЕМЫ ПОСТАНОВКИ И ПРОВЕДЕНИЯ МЕТОДИЧЕСКОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

Кувалдина Т.А.

Волгоградский государственный социально-педагогический университет,
400131, Россия, г. Волгоград, просп. им. В.И. Ленина, 27, kuvalditana@gmail.com

В тезисах доклада представлены результаты системного анализа применения методов искусственного интеллекта (сетевого моделирования и тезаурусного метода) в образовании — в рамках направления «представление знаний». Области применения по степени их усложнения: наглядность, визуализация знаний; структурирование учебного материала; обобщение и систематизация знаний учащихся (включая словарную работу, работу с текстом, проверку и оценку качества знаний). Нами разрабатывается концепция методического эксперимента на основе использования интуитивно-логических схем и самостоятельно подбираемых определений основных понятий различных разделов курса информатики, а также — системы контрольных вопросов, отражающих взаимосвязи основных понятий. Методический эксперимент проводится со студентами — будущими учителями информатики.

Ключевые слова: семантические сети, тезаурусный метод, визуализация знаний, систематизация знаний, диагностика качества знаний, методический эксперимент, искусственный интеллект, образовательные технологии.

В настоящее время в сфере профессионального образования внедряются новые интеллектуальные технологии, разработанные на основе методов представления знаний. Такие ключевые задачи теории и методики обучения, как анализ и отбор содержания образования, обеспечение диагностики качества знаний — требуют новых решений для дальнейшего совершенствования системы образования. В связи с этим применение методов искусственного интеллекта представляется весьма перспективным с точки зрения разработки и последующей стандартизации адекватных образовательных технологий, отражающих изменения роли преподавателя в новых условиях [1, 2]. Под образовательными технологиями мы подразумеваем, прежде всего, предметно-ориентированные технологии (в частных названиях, это, например, технология полного усвоения знаний, технология концентрированного обучения и т.п.). В общем смысле образовательная технология — это описание взаимодействия учителя и учащихся. Так, в соответствии с классификацией Г.К. Селевко и концепцией В.П. Беспалько образовательные технологии различаются по типу организации и управления познавательной деятельностью учащегося [3].

Мы предлагаем рассматривать проблему адекватного представления знаний о взаимодействии учителя и учащихся, т.е. собственно проектирования и реализации современных и перспективных образовательных технологий — на основе методов искусственного интеллекта (семантического моделирования и тезаурусного метода).

В условиях 21-го века образование, как и любая другая коммуникация, становится всё более интерактивным, виртуальным (или виртуализированным, с эффектом виртуализации). С одной стороны, содержание и методы обучения всё более точно и даже жёстко определяются в разных документах, сервисах и технологиях, с другой стороны — процесс образования становится всё более интенсивным (интенсифицированным) из-за возрастающего объёма реального содержания образования, которое предлагается учащимся для самостоятельной, индивидуальной или индивидуализированной работы, и как следствие — усложнения методов его обработки и усвоения всеми участниками образовательного процесса. В таких условиях, как нам представляется, следует уделить особое внимание проблеме систематизации знаний. Это является остроактуальным в связи с массовым применением интерактивных средств обучения из-за нарастающей и, может быть, иногда излишней визуализации знаний, что, в свою очередь, приводит к перегрузке учащихся и даже — к обратному эффекту: принципиальной незапоминаемости множества наглядных учебных материалов и их связности [4, 5].

Нами проведён системный анализ основных понятий в рамках нашего научного направления (см. список ключевых слов, с добавлением таких понятий, как интеграция знаний, интегративные и интегрированные курсы, система понятий учебного курса).

В разработке нового направления — синтез образовательных технологий и методов искусственного интеллекта в обучении информатике — необходимо учитывать традиции, сложившиеся в дидактике, и инновационные идеи и проекты. Для реализации этого направления в 2006 г. открыта научно-исследовательская лаборатория (НИЛ) «Искусственный интеллект и образовательные технологии» (<http://vspu.ru/aiet>, <http://vgpu.org/node/9830>). НИЛ включена в состав секции Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта (г. Москва, Ин-т философии РАН). В работе НИЛ предусмотрены координация и стимулирование научных исследований по проблемам применения методов искусственного интеллекта в сфере образования.

Укажем основные цели работы НИЛ «Искусственный интеллект и образовательные технологии». Во-первых, это группа текущих целей: проектирование дидактических систем и технологий с применением новых электронных средств (словарей, справочников, систем тестовых заданий); проектирование и разработка электронных дидактических средств — тезаурусов учебных курсов информатики разных уровней, электронных справочников, баз данных систем тестовых заданий; внедрение новых электронных дидактических средств в учебный процесс, СРС, НИРС, а также — в процесс повышения квалификации преподавателей информатики. Во-вторых, это перспективные цели, такие как: проектирование тестовых систем, в том числе систем анализа результатов тестирования, — на основе тезаурусов (моделей систем понятий учебных курсов); обеспечение диагностики качества подготовки студентов по информатике на разных этапах обучения с применением комплекса дидактических средств (формально-логических схем понятий, словарей и систем тестовых заданий).

В наших исследованиях решаются проблемы, связанные с построением системы диагностики качества знаний учащихся, выявления зависимости такой системы от подготовки учителя информатики. Методический эксперимент показал, что рекомендации учителей-экспертов по самостоятельному построению интуитивно-логических схем, а также — применению готовых формально-логических схем понятий в решении задач, связанных с обобщением и систематизацией знаний учащихся, в основном не расходятся и хорошо коррелируют с разработанной нами концепцией постановки и проведения методического эксперимента — с учётом личностного потенциала и профессиональной позиции преподавателя информатики [5, 6, 7]. В перспективе просматривается и решение дополнительной исследовательской задачи, а именно: определение оптимальной нагрузки учителя и учащихся (объём учебного материала, скорость усвоения и т.п.) как в урочное, так и во внеурочное время — с учётом новых средств и технологий визуализации учебного материала.

Основные направления нашей работы с аспирантами и студентами, которые многократно принимали участие во Всероссийской конференции студентов, аспирантов и молодых учёных «Искусственный интеллект: философия, методология, инновации», отражают проблематику исследований НИИ «Искусственный интеллект и образовательные технологии» [http://vspu.ru/aiet_kuvaldina_ta_naibolee_znachimye_sovmestnye_publicacii_2006-2015.doc] (г. Москва, МИРЭА). В материалах этой конференции опубликовано 11 работ. Всего с 2006 по 2015 гг. опубликовано 24 работы (14 работ аспирантов, 4 — магистрантов, 6 — студентов), из них совместных 17, отдельных 7.

Библиографический список

1. *Кувалдина Т.А.* Отражение системы понятий искусственного интеллекта в содержании образовательных программ подготовки будущего учителя информатики // Модернизация России: ключевые проблемы и решения: Сборник ИНИОН РАН по Матер. XI Междунар. науч. конф.; секция «Образовательные программы «Искусственный интеллект» в технических и гуманитарных вузах»; Кругл. Ст. «Искусственный интеллект и развитие электронной культуры России», Москва, 15-17 декабря 2010 г. / РАН. ИНИОН; Отв. ред. Ю.С. Пивоваров. — М.: ИНИОН, 2011. — С. 491-496.
2. *Кувалдина Т.А.* Систематизация знаний и интеллектуальные технологии в подготовке учителя информатики // Актуальные проблемы методики обучения информатике в современной школе: Сб. научных материалов Международной научно-практической интернет-конференции «Актуальные проблемы методики обучения информатике в современной школе». 16-17 февраля 2016 г. ФГБОУ ВО МПГУ / Под ред. Т.Б. Захаровой, Н.К. Нателаури. — М.: МПГУ, 2016. — С. 198-202.
3. *Селевко Г.К.* Современные образовательные технологии: Учебное пособие. — М.: Народное образование, 1998. — 256 с.
4. *Кувалдина Т.А.* Развитие познавательной активности студентов — будущих учителей информатики — в аспекте визуализации знаний // Актуальные проблемы современной когнитивной науки: Матер. 5-й Всерос. науч.-практ. конф. с междунар. участ. Иванова, ИвГУ, 18-20 октября 2012 г. — С. 257-258.
5. *Кувалдина Т.А.* К проблеме визуализации знаний в обучении информатике // Педагогический опыт: теория, методика, практика: материалы III Междунар. науч.-практ.

- конф. (Чебоксары, 31 июля 2015 г.) / редкол.: О. Н. Широков [и др.]. – Чебоксары: ЦНС «Интерактив плюс», 2015. — 304 с.; С. 83-89. URL: https://interactive-plus.ru/action_articles.php?actionid=145
6. Кувалдина Т.А., Быкова В.И. Электронный портфолио по информатике: школьник—учитель—студент (проблемы и концепции) // Проблемы информатизации образования: региональный аспект: Матер. VIII Всерос. с междунар. участием науч.-практ. конф., г. Чебоксары, ЧГПУ им. И.Я. Яковлева, 25-27 апреля 2010 г. — Чебоксары: Перфектум, 2010. С. 261-266.
7. Кувалдина Т.А., Мазина О.В. О концепции методического эксперимента по интеграции знаний информатики и экологии студентов и школьников // Информационные технологии в образовании: XXV Междунар. конф.-выставка (Москва, МГУ им. М.В. Ломоносова, 6-7 ноября 2015 г.). Сборник трудов. Ч. II. М.: Изд. отдел фак-та ВМК МГУ им. М.В. Ломоносова, 2015. — С. 47-50. URL: <http://ito.su/main.php?pid=26&fid=9387>

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND EDUCATIONAL TECHNOLOGY: METHODICAL EXPERIMENT' STATEMENT AND DEVELOPMENT PROBLEMS

Kuvaldina Tatiana A.

Volgograd State Social-Pedagogical University, av. by V.I. Lenin, 27, Volgograd, Russia, 400131,
kuvalditana@gmail.com

This article provides the system analysis' results of applying of AI methods' (semantic nets, thesaurus method) in education concerning knowledge representation. Application areas in their degree of complexity: knowledge visualization, structuring training material, generalization and systematization of knowledge of pupils (including dictionary work, text work, testing and evaluation of the quality of knowledge). We develop methodical experiment conception based upon intuitive-logic schemes, the main concepts determination and also control questions system with considering relations between concepts. Methodical experiment is realized upon students — future informatics teachers. The problems connected with the knowledge quality diagnostic system construction are considered. The research concluded that recommendations on intuitive-logic schemes construction provided by teachers-experts proved to be less effective compared to recommendations acquired using methodical experiment for semantic network and thesaurus method.

Keywords: semantic nets, thesaurus method, knowledge visualization, knowledge systematization, knowledge quality diagnostic, methodical experiment, artificial intelligence, educational technology.

ПРОГНОЗ ПОТРЕБНОСТИ В НАРКОТИЧЕСКИХ И ПСИХОТРОПНЫХ ЛЕКАРСТВЕННЫХ ПРЕПАРАТАХ В РЕГИОНЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛИ СЛУЧАЙНОГО ЛЕСА

Куликов А.С.¹, Тараскина А.С.², Файзрахманов Р.А.¹, Солонина А.В.²

¹Пермский национальный исследовательский политехнический университет,
614990, Россия, г. Пермь, Комсомольский проспект, 29, thewato@gmail.com

²ГБОУ ВПО Пермская государственная фармацевтическая академия Министерства
здравоохранения РФ, 614090, Россия, г. Пермь, ул. Полевая, 2

В статье дается описание и анализ попытки применения модели случайного леса для определения потребности в наркотических и психотропных лекарственных препаратах на основании данных потребления региона и данных государственной статистики. Рассматриваются проблемы, связанные с построением модели в условиях недостаточности данных. Делается вывод, что применение случайных лесов эффективнее текущего метода расчета потребности по нормативам, но недостаточно эффективно в рамках малого количества данных.

Ключевые слова: машинное обучение, деревья решений, случайные леса, определение потребности, наркотические лекарственные препараты, психотропные лекарственные препараты.

Наркотические средства и психотропные вещества (НСПВ) являются важной группой лекарственных препаратов, используемых для купирования болевого синдрома. Поддержание актуальных запасов данных препаратов в медицинских организациях позволяет своевременно оказывать медицинскую помощь при облегчении болевых ощущений у пациентов.

В нашей стране запасы НСПВ определяются медицинскими организациями на основании нормативов, утвержденных Министерством здравоохранения РФ, разработанные в 1997 году [1]. Однако расчеты на основании нормативов отличаются от реальных потребностей и требуют проведения исследований, а для некоторых препаратов нормативы отсутствуют [2].

Зачастую, заявки на НСПВ составляются только в рамках рассчитанных показателей по указанным нормативам, без какого-либо учета реальной потребности [3]. Это приводит к таким негативным последствиям, как недостаток или избыток НСПВ в медицинских организациях. Как следствие, появляется необходимость в перераспределении препаратов, что может помешать оказанию своевременной медицинской помощи.

Таким образом, разработка модели определения потребности в наркотических средствах и психотропных веществах является актуальной проблемой, решение которой поможет повысить эффективность обеспечения населения лекарственной помощью.

Планированию потребности в лекарственных препаратах посвящен ряд исследований [4,5]. В качестве основного направления исследования применяется регрессионный анализ предметной области, включающий в себя ABC-анализ, VEN-анализ, метод экспертных оценок и др., с последующим расчетом коэффициентов множественной регрессии. Регрессион-

ный анализ позволяет определить влияние входных факторов на величину результативного фактора и часто показывает достаточно высокую точность при прогнозировании [6].

Однако при решении задачи планирования потребности в НСПВ конкретного региона возникает проблема малого объема данных или полного их отсутствия. Отчасти это связано с тем, что многие отчетные данные, связанные с количеством заявленных и реализуемых препаратов данной группы ранее велись и хранились в медицинских организациях не в электронном виде. Сбор таких данных, а также данных по независимым показателям модели вы рождается в отдельную задачу.

Для первичного решения поставленной задачи был применен алгоритм «Random Forest» или алгоритм случайного леса. На выбор данного алгоритма повлияло одно из важнейших его свойств - защита от переобучения даже в тех случаях, когда количество входных параметров превышает количество наблюдений. Данное свойство позволит вычислить наиболее информативные признаки и получить прогнозную величину в условиях малого объема данных и наблюдений.

Алгоритм случайного леса основан на ансамбле решающих деревьев, каждое из которых строится на основе бутстреп выборки из исходной обучающей выборки. Для расщепления вершины деревьев используется доля случайно отбираемых признаков. Каждое дерево строится без усечения. Классификация деревьев в ансамбле осуществляется большинством голосов (в случае регрессии берется среднее значение отклика).

Для расчета были получены обобщенные (включая аптечные и медицинские организации) данные региона по фактическому расходу препарата промедол (амп. 20 мг.мл) за 2006-2015гг. На первом этапе были взяты данные Федеральной службы государственной статистики по региону по численности и составу населения, заболеваемости, лечебно-профилактической помощи и др. С помощью свободно распространяемого статистического пакета «R» была построена модель прогнозирования потребности и получены величины влияния входных параметров на прогнозирующий результат. Данная величина является оценкой вероятности ошибочной классификации случайного леса, осуществленная методом «Out-Of-Bag».

Далее количество входных параметров было сокращено на основании оценки вероятности ошибочной классификации и модель была построена вновь. Лес был построен в количестве 500 деревьев, так как дальнейший рост не приводит к существенному изменению уровня ошибки классификации (рис. 1).

Полученная погрешность в прогнозировании потребности препарата промедол от фактического количества реализованного препарата на год составила около 10%. Данная погрешность является довольно значительной для утверждения эффективности применения алгоритма случайных лесов в определении потребности НСПВ. Однако погрешность рассчитанной потребности препарата промедол по нормативам [1] от фактически реализованного количества составила за тот же год порядка 32%.

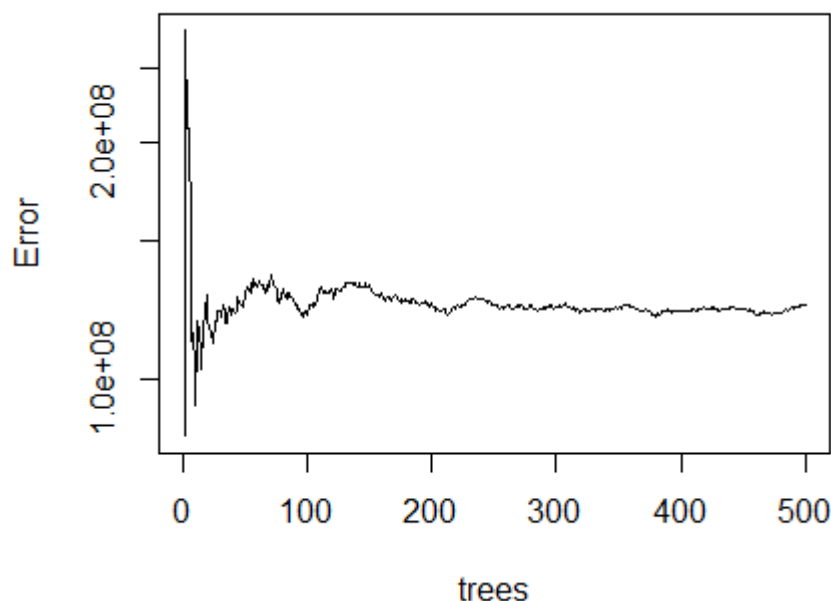


Рис. 1 Уровень ошибки классификации в зависимости от количества деревьев леса

На основе вышеизложенного можно сделать предположение, что применение алгоритма случайных лесов для определения потребности НСПВ на региональном уровне на достаточно малом объеме данных показывает достаточно высокую точность в сравнении с расчетом потребности на основе текущих нормативов. Дальнейшее повышение точности прогноза требует дополнительных исследований в комбинации с другими интеллектуальными алгоритмами.

Библиографический список

1. Приказ Министерства здравоохранения Российской Федерации от 12 ноября 1997 г., №330 (в ред. от 17.11.2010 г., № 1008) « О мерах по улучшению учета, хранения, выписывания и использования наркотических средств и психотропных веществ».
2. Солонина А.В., Новикова Н.В., Тарасевич В.Н. Разработка методических подходов к определению потребности медицинских организаций в наркотических и психотропных лекарственных препаратах // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – №2.
3. Каминская И.А. Надлежащий расчет потребности как один из элементов повышения доступности наркотических средств и психотропных веществ для медицинских целей // Вестник ВолгГМУ. – 2012. - №3.
4. Гладунова Е.П. Методологические основы разработки организационно-экономической модели обеспечения медицинских организаций и населения отдельными социально-значимыми видами лекарственной помощи на региональном уровне: дис. д-ра фарм. наук. Самара, 2014.
5. Воронина И.С. Совершенствование лекарственного обеспечения отдельных категорий граждан РФ, имеющих право на государственную социальную помощь, на территориальном уровне (на примере ревматоидного артрита): дис. канд. фарм. наук. Курск, 2009.

6. Файзрахманов Р. А., Мыльников Л. А., Алкдируу Р. Х., Сулова А. А. Методика определения и уточнения значений коэффициентов связей когнитивных карт на примере анализа взаимосвязи объемов финансирования научных исследований и патентной активности // Экономический анализ: теория и практика. – 2013. - №30.

PREDICTION OF THE NEED FOR NARCOTIC AND PSYCHOTROPIC DRUGS IN THE REGION USING RANDOM FOREST MODEL

Kulikov Alexandr S.¹, Taraskina Anna S.², Fayzrakhmanov Rustam A.¹, Soloninina Anna V.²

¹Perm National Research Polytechnic University, Komsomolskiy Prospekt, 29, Perm, Russia, 614990, thewato@gmail.com

²GBOU VPO «Perm State Pharmaceutical Academy» Health Ministry of Russia, str. Polevaya, 2, Perm, Russia, 614090

The article gives a description and analysis of attempts to use random forest model to determine the need for narcotic and psychotropic drugs on the basis of the region's consumption data and state statistics. The problems associated with the construction of the model in terms of insufficient data. It is concluded that the use of random forests more effectively the current method of calculating the need for standards, but not effective within a small amount of data.

Keywords: machine learning, decision trees, random forests, determining needs, narcotic drugs, psychotropic drugs.

УДК 004.891.3:004.932.2

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СТРУКТУРЫ ДЛЯ АЛГОРИТМА МЕТА-АНАЛИЗА ЭФФЕКТИВНОСТИ ЛЕКАРСТВЕННЫХ НАЗНАЧЕНИЙ

Курочкин А.Г.¹, Шкатова Е.С.², Шуткин А.Н.²

¹Юго-Западный государственный университет,
305040, Россия, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94, SFilist@gmail.com

²Воронежский институт государственной противопожарной службы,
394052, г. Воронеж, ул. Краснознаменная, 231, anshutkin@mail.ru

Предложены модели и алгоритмы мета-анализа, позволяющие реализовать парадигмы персонализированной медицины в клинических и экологических исследованиях. Предложен алгоритм мета-анализа, основанный на мониторинге суррогатных маркеров. Разработана трехуровневая нейросетевая модель мета-анализа, предназначенная для контроля эффективности лекарственных назначений, основанная на контроле параметров суррогатных маркеров. На первом этапе осуществляется доказательство надежности классификации кластеров состояния пациента при заданном лекарственном назначении посредством информативных признаков, выбранных на первом этапе мета – анализа. На втором этапе осуществляется проверка адекватности модели лагов. Описан алгоритм и схемы нейросетевых классификаторов и аппроксиматоров, реализующих алгоритм мета-анализа на первом и втором уровне.

Ключевые слова: нейросетевые технологии, медицинская диагностика, мета-анализ, кластер, лаг.

Ключевым моментом в обеспечении возможности осуществления персонализированной медицины является мониторинг эффективности терапевтических процедур или эффективности лекарственных назначений, то есть осуществляется обратная связь в реальном времени. Для осуществления мониторинга эффективности лекарственных назначений необходимы индикаторы изменения функционального состояния пациента.

Целью данных исследований является разработка моделей и алгоритма мета-анализа, позволяющих оценить эффективность лекарственных назначений или влияние неблагоприятного экологического фактора на заболеваемость в промышленном кластере.

Обобщенная модель мета-анализа состоит из следующих шагов. Шаг 1. По результатам анализа литературных источников выбирается маркер (мишень) или маркеры, обладающие чувствительностью к заболеванию или побочной реакции, включенному в мета-анализ. Специфичность маркера не принимается во внимание, так как диагноз ставится на основе других показателей. Шаг 2. Выбирается совокупность экспериментальных выборок с пациентами, проходящими лечение исследуемой патологии исследуемым лекарственным препаратом. Шаг 3. Построить решающее правило по определению эффекта лекарственного назначения или побочной реакции на основе клинических показаний. Шаг 4. Построить решающее правило по определению эффекта лекарственного назначения или побочной реакции на основе выбранных маркеров. Шаг 5. Определяем контрольные (реперные) точки - лаги по определению эффективности лекарственных назначений или побочных реакций. Шаг 6. Вычислить эффект лекарственного назначения или побочную реакцию для каждого пациента в каждой обучающей выборке в текущей реперной точке по клиническим показателям. Шаг 7. Вычислить эффект лекарственного назначения или побочную реакцию для каждого пациента в каждой обучающей выборке в текущей реперной точке по маркеру, полученному на основе анализа межклеточных соотношений в мазках периферической крови. Шаг 8. Если не пройдены все реперные точки, то вернуться к Шагу 6. Шаг 9. Определяем статистические показатели в экспериментальных выборках, по которым строим многомерные модели влияния лекарственного назначения на выбранные маркеры эффективности лекарственных назначений или побочных реакций. Шаг 10. Вычисляем достоверность полученных моделей.

Для оценки эффективности лекарственных назначений или оценки влияния экологического фактора на заболеваемость необходимо выбрать мишень – медико-биологический маркер, обладающий наибольшей чувствительностью к лекарственному препарату или экологическому фактору, и совокупность клинических или эпидемиологических показателей, позволяющих оценить уровень здоровья в экспериментальной группе или промышленном кластере.

Для мониторинга эффективности лекарственных назначений необходимо осуществлять анализ параметров мишени с определенными временными интервалами, которые, определяются лагом – запаздыванием между лекарственным воздействием и реакцией мишени. Такие реакции определяются индивидуальными особенностями организма, поэтому необходимы методы анализа, позволяющие получить обобщенные показатели реакции на определенное терапевтическое воздействие. Назовем эти методы мета-анализом первого уровня.

Посредством блока мониторинга состояния здоровья пациента собираются необходимые данные для отнесения его к тому или другому кластеру. Параллельно собираются данные параметрах мишени. На основе этих маркеров блоками формирования информативных признаков формируют по два вектора информативных признаков на каждый маркер: по текущему маркеру и по задержанному. Задержка формируется автоматически после каждого решения блока классификации состояния здоровья о переходе пациента в другой кластер. Номер кластера, в который перешел пациент, вводится в блок нейросетевого моделирования как зависимая переменная, а векторы информативных признаков – как независимые переменные.

Блок нейросетевого моделирования работает как аппроксиматор функциональной зависимости в многомерном пространстве. Коэффициенты регрессионной кривой отражают релевантность соответствующих маркеров [2, 3]. Построив такие модели для всех пациентов в экспериментальной выборке, строится итоговая регрессионная кривая, отражающая мета-анализ первого уровня.

Мета – анализ второго уровня включает два этапа. На первом этапе осуществляется доказательство надежности классификации кластеров состояния пациента при заданном лекарственном назначении посредством информативных признаков, выбранных на первом этапе мета – анализа. На втором этапе осуществляется проверка адекватности модели лагов.

На первом этапе мета-анализа второго уровня проверяется адекватность выбранного на первом этапе мета-анализа пространства информативных признаков. Из базы данных извлекаются информативные признаки для текущего i -го кластера, полученные при индивидуальном лаге. При извлечении этих данных по всем пациентам экспериментальной выборки получаем i -ю таблицу экспериментальных данных (ТЭД), предназначенную для обучения i -й нейронной сети. Число ТЭД равно числу выделенных кластеров в данном заболевании.

После обучения нейронных сетей осуществляется проверка качества классификации. Если качество удовлетворительное, то переходят ко второму этапу мета-анализа второго уровня. Если качество не удовлетворительное, то осуществляется возврат на мета-анализ первого уровня.

На втором этапе мета-анализа второго уровня осуществляется проверка адекватности лагов, определенных на первом этапе мета-анализа. Структурная схема для второго этапа мета-анализа второго уровня аналогична структуре первого этапа, показанной на рисунке 1. Разница заключается в том, что при формировании таблиц экспериментальных данных для обучения нейронных сетей по распознаванию кластеров, используются данные, полученные не при индивидуальных лагах, а при обобщенных лагах (усредненных по пациентам) (рисунок 2). С этой целью в базе данных для каждого кластера состояния здоровья пациента записывались векторы информативных признаков, полученных на апертуре, которая превышала утроенное среднеквадратическое отклонение лагов по выборке данного кластера. После обучения нейронных сетей осуществляется проверка качества классификации. Если качество удовлетворительное, то мета-анализ второго уровня выполнен.

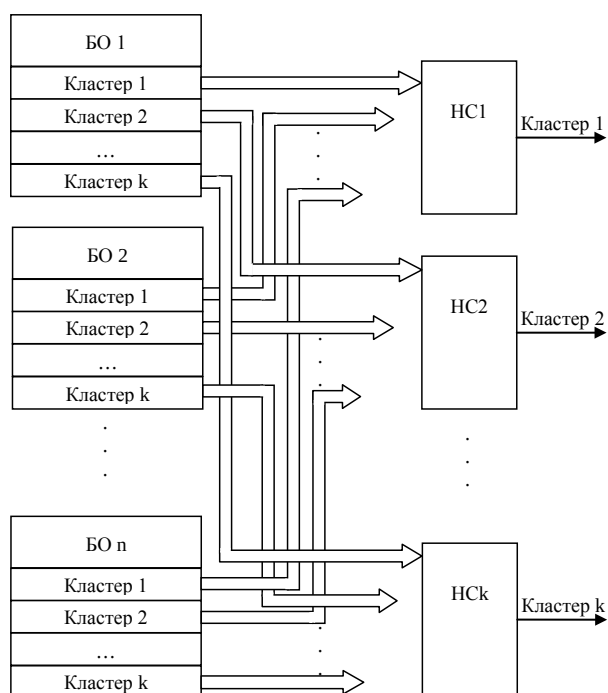


Рисунок 1 - Структурная схема первого этапа мета-анализа второго уровня

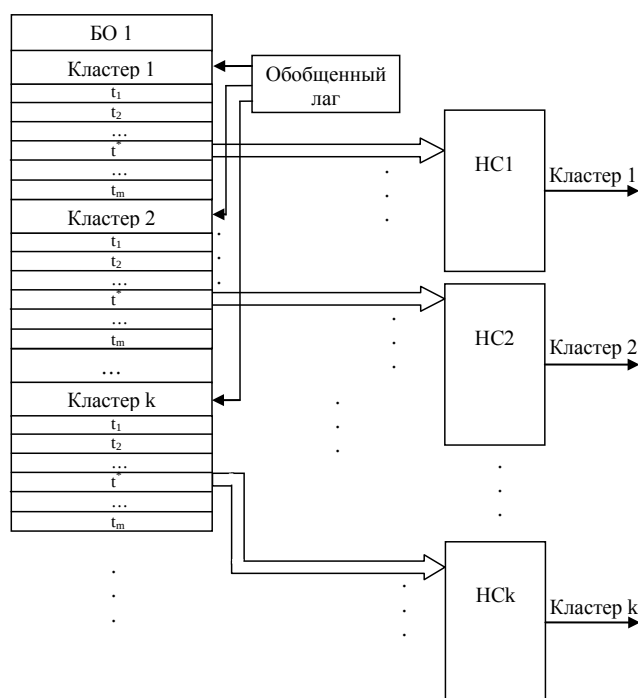


Рисунок 2 - Структурная схема второго этапа мета-анализа второго уровня с обобщенными лагами

В процессе выполнения мета – анализа третьего уровня анализируются результаты мета-анализа второго уровня, выполненные в различных экспериментальных выборках различными экспериментаторами. На основании его результатов вносятся соответствующие коррекции в нейросетевые модели, получаемые на первом и втором уровнях мета-анализа.

Алгоритм мета-анализа для третьего уровня осуществляется по известным моделям и его целью является объяснение различий (вследствие наличия статистической неоднородности, или гетерогенности) [4].

Резюме. Модели мета-анализа должны позволить либо оценить влияние неблагоприятного экологического фактора на заболеваемость населения, либо позволить дать прогноз заболеваемости на определенный период (периоды) по известной предыстории и уровню неблагоприятного экологического фактора. Техничко-экономический эффект предложенного способа заключается в расширении получаемой информации о сложных динамических системах за счет учета взаимодействия их подсистем. Применительно к медицинской техники это обеспечивает более качественное диагностирование заболеваний человека, что позволяет оказывать адекватные терапевтические воздействия на пациента.

Библиографический список

1. Hopewell, S. Grey literature in meta-analyses of randomized trials of health care interventions / S. Hopewell, S. McDonald, Mike J. Clarke, M. Egger // Cochrane Database Syst Rev [Serial on the Internet]. - 2007; 2. - Available at: <http://www.mrw.interscience.wiley.com/cochrane/clsysrev/articles/MR000010/frame.html>. (Accessed April 28, 2015).

2. Филист, С.А. Нейросетевой решающий модуль для исследования живых систем / С.А. Филист, С.Г. Емельянов, А.Ф. Рыбочкин // Известия Курского государственного технического университета. - 2008. - №2 (23). - С. 77-82.

3. 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.

4. Sipe, T.A. A meta-synthesis of factors related to educational achievement: a methodological approach to summarizing and synthesizing meta-analyses / T.A. Sipe, W.L. Curlette // International Journal of Educational Research. -1996. - Volume 25, Number 7.- Pp. 583-698.

NEYROSETEVYE STRUCTURES FOR ALGORITHM META-ANALYSIS TO EFFICIENCY OF THE MEDICINAL PURPOSES

Kurochkin Alexander G.¹, Shkatova Elena S.², Shutkin Alexander N.²

¹Southwest State University, Kursk, Russia (305040, Kursk, 50 let Oktyabrya St., 94),
e-mail: SFilist@gmail.com

²Voronezh Institute of State Fire Service, Voronezh Russia
(394052, Voronezh, Krasnoznamennaya St., 231), e-mail: SFilist@gmail.com

The Offered models and algorithms meta-analysis, allowing realize the paradigms personalized medicine in clinical and ecological study. The Offered algorithm meta-analysis, founded on monitoring ersatz marker. It Is Designed three-level model neural networks model meta-analysis, intended for checking of efficiency of the medicinal purposes, founded on checking parameter ersatz marker. On the first stage is realized proof to reliability to categorizations clusters conditions of the patient under given medicinal purpose by means of information sign, chosen on the first stage meta - an analysis. On втором stage is realized check to adequacy to models of lags. The Described algorithm and schemes neural networks qualifier and approximations, realizing algorithm meta-analysis on the first and втором level.

Keywords: neural networks to technologies, medical diagnostics, meta-analysis, cluster, lag.

ОНТОЛОГИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ «МЕДИКАМЕНТОЗНОЕ ЛЕЧЕНИЕ»

Лекомцева Д.П.¹, Файзрахманов Р.А.¹, Кирщина И.А.², Габдрафикова Ю.С.²

¹Пермский национальный исследовательский политехнический университет,
614990, Россия, г. Пермь, Комсомольский пр., 29, lekomtseva.daria@gmail.ru

²Пермская государственная фармацевтическая академия,
614081, Россия, г. Пермь, ул. Полевая, 2, kozlovays@yandex.ru

Создание интеллектуальных систем, как одна из важных задач повышения качества оказываемых населению медицинских услуг, основано на моделях представления знаний. Одна из популярных форм представления знаний – онтологии. В статье представлено описание онтологий медикаментозного лечения, изучены стандарты медицинской помощи и клинические рекомендации, определены понятия и их отношения в виде классов, подклассов и их свойств. Рассматриваются структурная схема классов и подклассов предметной области «Медикаментозное назначение» и структура класса «Действующее вещество». Рассмотренные онтологии предметной области позволят осуществить дальнейшее построение базы знаний и, следовательно, экспертной системы для поддержки принятия врачебных решений при назначении медикаментозного лечения, что потенциально оказывает положительное влияние на улучшение показателей здоровья населения.

Ключевые слова: онтология, представление знаний, медикаментозное лечение, интеллектуальная система, предметная область.

В настоящее время задача повышения качества оказываемых населению медицинских услуг является одной из наиболее сложных и значимых. В связи с чем все большую популярность набирает развитие электронного здравоохранения в мире. Однако в России интеллектуальные системы поддержки принятия врачебного решения развиваются и внедряются в медицинскую практику медленным темпом [1].

На сегодняшний день врачи назначают медикаментозное лечение, руководствуясь не только стандартами специализированной медицинской помощи [2], но и большим объемом информации о лекарственных средствах и их совместимости, заболеваниях и различной персонифицированной информацией пациентов. Кроме того, стандарты лечения [2] основываются на средних суточных и курсовых дозах лекарственных препаратов, не учитывая индивидуальных особенностей пациента. В мире, по данным Всемирной организации здравоохранения, более половины всех лекарств используются нерационально [3], что приводит к бесполезным дополнительным затратам и ухудшению состояния здоровья населения. Таким образом, проблема "правильного" медикаментозного лечения становится более значимой и может быть решена путем разработки интеллектуальных средств поддержки принятия решения.

При проектировании интеллектуальных систем важную роль играют модели представления знаний и создание баз знаний [4, 5] на основе концептуализации и формализации медицинских знаний.

Целью настоящей работы является содержательный анализ предметной области «Медикаментозное лечение», выявление используемых понятий и их отношений и построение онтологической модели.

Единственного правильного способа или методологии разработки онтологий предметной области не существует [6], поэтому основные этапы данной работы заключались в следующем: определение области онтологии, выявление основных и важных терминов в онтологии; определение классов, их свойств и иерархии.

Для понимания процесса медикаментозного лечения пациентов и формирования набора терминов данной области были изучены стандарты медицинской помощи [2] и клинические рекомендации [7]. В результате чего была построена онтология предметной области «Медикаментозное лечение» (рисунок 1).

Представленная на рисунке 1 схема построена с учетом того факта, что врачу уже известно заболевание пациента. Это допущение связано с тем, что диагностика и постановка диагноза пациенту не входят в область назначения медикаментозного лечения.

В соответствии с правилами разработки онтологий [6] был проведен анализ предметной области и определены основные понятия – классы и подклассы предметной области: информация о лечении заболевания, фармакологические группы, действующие вещества, варианты лечения, информация о текущем состоянии пациента, назначенное лечение, лекарственная форма, показания к применению и др. Структурная схема классов и подклассов предметной области «Медикаментозное назначение» представлена на рисунке 2.

Класс «Информация о лечении заболевания» представляет собой набор знаний, с помощью которого врач определяет тот или иной тип лечения (основное и(или) дополнительное лечение). Данный набор знаний формируется у врача на базе стандартов медицинской помощи, утвержденных приказами Министерства здравоохранения РФ, а также на основе практического врачебного опыта. Стоит отметить, что в качестве основного лечения подразумевается перечень терапевтических воздействий, направленных на устранение первопричин заболевания, и восстановление физиологических функций пациента, измененных патологическим процессом, а под дополнительным лечением понимаются такие терапевтические воздействия, которые направлены на поддержание основных жизненно важных функций организма пациента (воздействие на обменные процессы организма или процессы выведения токсических соединений и т.д.) [1]. Для правильного определения необходимых для медикаментозного лечения действующих веществ практикующему врачу необходимо рассмотреть фармакологические группы веществ и стандарты специализированной медицинской помощи, в которых указаны перечни лекарственных препаратов с их средними суточными и курсовыми дозами, кодами анатомо-терапевтическо-химической классификации. Вследствие чего врач сможет сформировать несколько вариантов лечения на основе определенных действующих веществ.

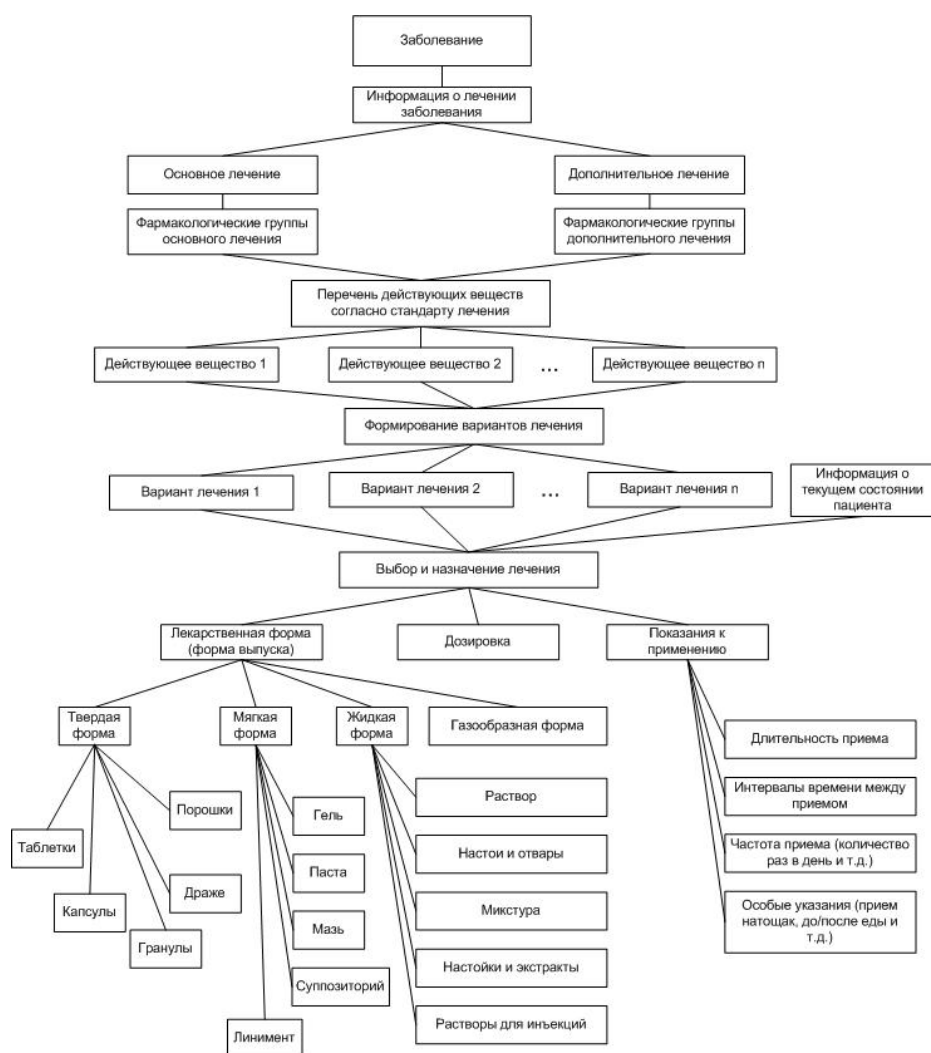


Рис. 1. Онтология предметной области «Медикаментозное лечение»



Рисю 2. Структурная схема классов и подклассов предметной области «Медикаментозное назначение»

В основе медикаментозного лечения должен лежать индивидуальный подход [7]. Таким образом, врач, назначающий лечение, должен убедиться, что выбранное им лекарственное средство, его лекарственная форма, дозировка и длительность его применения являются подходящими для конкретного пациента, то есть учитывают его индивидуальные особенности (аллергия, противопоказания, совместимость с принимаемыми пациентом лекарствами и т.д.).

Каждое понятие из предметной области имеет определенные характеристики или свойства, описывающие эти понятия. Пример таких характеристик для класса «Действующее вещество» представлен на рисунке 3. Таким образом, для всех действующих веществ присваиваются свойства, указанные в правой части рисунка 3. Аналогичным образом были проанализированы все классы и подклассы предметной области «Медикаментозное лечение».

Действующее вещество	Русское название
	Латинское название вещества (МНН)
	Фармакологическая группа вещества
	Нозологическая классификация (МКБ-10)
	Фармакология и применение вещества
	Противопоказания
	Ограничения к применению
	Применение при беременности и в период лактации
	Побочные действия вещества
	Взаимодействие с другими веществами
	Передозировка

Рис. 3. Структура класса «Действующее вещество»

Рассмотренные онтологии предметной области «Медикаментозное лечение» и характеристики их элементов позволяют перейти к дальнейшим этапам построения базы знаний как основы экспертной системы, позволяющей осуществить поддержку принятия врачебных решений при назначении лекарственных средств для лечения заболеваний и тем самым улучшить качество предоставляемых медицинских услуг и показатели здоровья населения.

Библиографический список

1. Грибова В.В., Окунь Д.Б., Черняховская М.Ю. Онтология и модель онтологии предметной области «Медикаментозное лечение» // Информатика и системы управления. 2015. №2(44). С. 70-79.
2. Стандарты медицинской помощи [Электронный ресурс] URL: <http://www.rosminzdrav.ru/ministry/61/22/stranitsa-979/stranitsa-983> (дата обращения: 31.03.2016).
3. Рациональное использование лекарственных средств [Электронный ресурс] URL: http://www.who.int/medicines/areas/rational_use/ru/ (дата обращения: 31.03.2016).
4. Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. СПб.: Питер, 2000.
5. Файзрахманов Р.А., Курушин Д.С., Долгова Е.В., Рахманов А.А. Создание базы знаний и компонента принятия решений мобильного робота на основе активной семантической сети // Научное обозрение. 2015. № 15. С. 251-256.

6. Ной Н.Ф., МакГиннесс Д.Л. Разработка онтологий 101: руководство по созданию Вашей первой онтологии. Стэнфорд, Калифорния, Стэнфордский Университет, 2001.
7. Руководство по рациональному использованию лекарственных средств / Под ред. А.Г. Чучалина, Ю.Б. Белоусова, Р.У. Хабриева, Л.Е. Зиганшиной. М: ГЭОТАР-Медиа, 2006.

ONTOLOGICAL MODEL OF THE DOMAIN KNOWLEDGE «PHARMACOTHERAPY»

Lekomtseva Daria P.¹, Fayzrakhmanov Rustam A.¹, Kirshchina Irina A.², Gabdrafikova Yuliya S.²

¹Perm National Research Polytechnic University, Komsomolsky Av. 29, Perm, Russia, 614990,
lekomtseva.daria@gmail.ru

²Perm State Pharmaceutical Academy, Plevaya st., 2, Perm, Russia, 614081,
kozlovays@yandex.ru

Creating intelligent systems as one of the important problems of improving the quality of medical services rendered to the population is based on models of knowledge representation. One of the most popular forms of knowledge representation is ontologies. The article describes the ontology of pharmacotherapy, studies standards of care and clinical guidelines, defines the concepts and relationships in the form of classes, subclasses, and its properties. The block diagram of the classes and subclasses of the domain knowledge «Pharmacotherapy» and the structure of the class «Active ingredient» are considered. Studied ontology of domain knowledge allow to carry out further construction of the knowledge base and, consequently, an expert system development to clinical support decision-making of medication prescribing that potentially has a positive impact on improving health outcomes.

Keywords: ontology, knowledge representation, pharmacotherapy, intelligent system, domain knowledge.

УДК 004.896;616.3

МОДЕЛИ БОМБАРДИРОВКИ ЗЕМЛИ НЕБЕСНЫМИ ТЕЛАМИ

Маракаев А.И., Кузнецов Н.С., Смогунов В.В., Чуфистов В.А.

Пензенский государственный университет,
440026, Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40
Alex_marakaev@gmail.com

Приведены результаты разработки системной модели катастрофических процессов на земной поверхности, а также различных разрушений вследствие бомбардировки космическими объектами. Установлены повышения защиты и надежности при комплексном влиянии природных катастроф.

Ключевые слова: Космические объекты, метеориты, поверхность земли.

Обеспечение надежности атомных электрических станций – важнейшая проблема современной цивилизации. Несмотря на серьезные усилия ученых и инженеров различных стран в области традиционных и возобновляемых источников энергии атомная энергетика по-прежнему, как и в прошлом веке, является одним из наилучших и наиболее перспективных путей обеспечения человеческого сообщества электрической энергией. События последних лет, особенно катастрофа на прибрежных атомных станциях Фукусима в Японии 11 марта 2011г. побуждает искать новые пути обеспечения надежности АЭС. Совершенно очевидно, что при проектировании станций необходимо учитывать комплексное влияние природных катастроф на надежность станций, в частности землетрясений и цунами, вызываемых, по результатам наших исследований, внешними силами – бомбардировкой земной поверхности космическими объектами.

Землетрясение у восточного побережья острова Хонсю в Японии, обозначенное сейсмологами как великое восточно-японское землетрясение в 9 магнитуд, произошло 11 марта 2011 года в 14:46 по местному времени или в 8:46 по московскому времени. Эпицентр землетрясения определен в точке с координатами 38,332° с.ш., 142,369° в.д. восточнее острова Хонсю, в 130 км к востоку от города Сендай и в 373 км к северо-востоку от Токио. Гипоцентр наиболее разрушительного подземного толчка находился на глубине 32 км ниже уровня моря в Тихом океане. Отмечены смещение земной оси, задокументирована гигантская воронка в эпицентре.

Землетрясение произошло на расстоянии около 70 км от ближайшей точки побережья Японии. Это сильнейшее землетрясение в известной истории Японии, четвертое по силе за всю историю сейсмических наблюдений в мире. Однако по количеству жертв и масштабу разрушений оно уступает землетрясениям в Японии в 1896 и 1923 гг. 1 сентября 1923 г. во время землетрясения только в г. Токио погибло более 140 тыс. человек.

Прибрежная атомная станция Фукусима–1, построенная 40 лет назад американской компанией «General Electric», была затоплена цунами и взорвалась, пострадали все четыре ядерных реактора, а также один реактор АЭС Фукусима–2. Главной причиной катастрофы АЭС японские специалисты и сотрудники МАГАТЭ считают обесточивание насосов для охлаждения реактора вследствие затопления помещений мощной волной – цунами высотой до 30 м. Центром USGS – ООН отмечается аварийная остановка станции при землетрясении 7 магнитуд в 1996 г. Япония находится на стыке 3-х литосферных плит. На Японских островах ежегодно регистрируется до 1,5 тыс. землетрясений, большинство из которых весьма слабые. Однако периодически происходят очень сильные (до 7-8 магнитуд) землетрясения, сопровождающиеся цунами – гигантскими до 10...30 метров морскими волнами.

Известны множество гипотез строения Земли, построенных специалистами разных областей знаний и научных школ; многие из гипотез базируются на результатах сейсмологических исследований, изучения строения земной коры с экстраполяцией внутри и др.

Условно гипотезы о строении Земли можно разделить на 3-слойную, 4- слойную и 5-слойную.

3-х слойная структура включает литосферу – верхнюю каменную оболочку земли мощностью около 3000 км, внешнее ядро, находящееся в жидком состоянии, разогретое до 5000оС, центральное ядро, состоящее из очень плотного вещества.

4-х слойная структура включает – верхний слой – твердая каменная оболочка – кора; далее – расплавленная густая постоянно движущаяся каменная масса; далее – слой раскаленного жидкого металла и центральное твердое металлическое ядро.

5-ти слойная структура – верхний слой – кора, океаническая размером 7– 10 км, континентальная – 30–50 км; верхняя мантия – твердая, ~1000 км; нижняя мантия – твердая, сильно перегретая, ~ 2000 км; внешнее ядро – жидкое каменное ~ 2300 км; внутреннее ядро – твердое или плазмOID. Следует констатировать, что это все некие косвенные данные.

Реальные результаты, полученные при бурении скважин на Кольском полуострове и Тырнаузской скважины на Северном Кавказе, весьма существенно отличаются от теоретических представлений о строении земной коры. Геологический прогноз разреза скважин оказался неверным, так неожиданно вскрылся новый рудный горизонт медно-никелевых руд на глубине 1,6-1,8 км, прогнозируемых на глубине 7 км базальтов не оказалось и на предельной глубине 12 км. Вместо базальтов оказались архейские гнейсы, гораздо более прочные и плотные, а также высокопористые трещиноватые породы, насыщенные сильно минерализованными водами и т.д.

В атмосферу Земли ежедневно врежется свыше 50 тонн метеоров самых разных размеров со скоростью 30...90 км/с. Около 500 метеоритов более 1 см в поперечнике – «чертовы пальцы» достигают поверхности Земли.

Метеорит, упавший в Аризоне, оставил воронку диаметром 1,2 км и глубиной 170 м. Космический объект диаметром 10 км упал на полуостров Юкатан в Мексике, расплавленные куски пород разлетелись на тысячи км. Гигантские волны высотой около 1 км смыли все на Земле. Возможно, в результате этой катастрофы и вымерли динозавры.

На дне моря Беллинсгаузена у южного побережья Чили обнаружена кратерная структура от астероида диаметром в 1 км на глубине 5 км, эта астроблема известна под названием «Элтанин». В Набии обнаружена астроблема Гоба, масса метеорита равна 60 т. Под песками пустыни Калахари (Мороквенг) обнаружена астроблема диаметром около 120 км.

Астроблема «Санбери» в провинции Онтарио (Канада), изученная проф. Дж Спреем из университета провинции Нью-Браунсвик, имеет под кратером стекловидное тело оплавленных при ударе метеорита пород мощностью около 1 км. Некоторые ученые считают астроблемой Приаральскую кольцевую структуру диаметром 700 км.

Всего на Земле обнаружено и изучено более 1500 астроблем.

Большие лунные кратеры имеют глубину до километра при диаметре 200 км и разную структуру: террасированную, лучевую, концентрическую, что, видимо, связано со скоростью, массой и траекторией движения космических объектов.

Рассмотрение и анализ характеристик плотности, твердости и прочности пород земной поверхности позволяет выдвинуть гипотезу о моделях бомбардировки Земли космическими объектами.

Первая модель бомбардировки – относительно небольшими по массе каменными метеоритами со скоростями, существенно погашенными в атмосфере Земли, углами атаки от 30 до 90°, падающими в воду или в горах на твердые породы, а также в пустынях на песок или щебень. По этой модели возникают небольшие по мощности разрушения, и таких случаев – подавляющее большинство.

Вторая модель бомбардировки – метеоритами с количеством движения, вызывающим при ударе о землю разрушение метеорита, или попадание в песок, гравий и т.п. Это модель с диссипацией энергии в зоне контакта метеорита с землей. Математическое моделирование на численно-аналитической модели сверхскоростных взаимодействий показывает, что бомбардировка АЭС по этой модели также безопасна для защитного купола реактора при прямом попадании до значений количества движения, равных или меньших $0,43 \text{ т} \cdot \text{км/с}$.

Третья модель бомбардировки – метеоритами с количеством движения, большим $0,43 \text{ т} \cdot \text{км/с}$, опасными для прямого попадания в защитный купол реактора, а также опасными для кинематических возмущений поверхности в ближайшей зоне от реактора АЭС. Другой класс моделей бомбардировки поверхности Земли космическими объектами описывает диссипативное ударное взаимодействие объектов с водой, гранитом, песком, различными почвами.

Таким образом, землетрясения, по выдвинутой в 4-м разделе настоящей статьи гипотезе, с учетом предлагаемых моделей бомбардировки, в большинстве случаев связаны с бомбардировкой Земли космическими объектами.

Интеллектуальный анализ данных о землетрясениях, проведенный авторами настоящей статьи различными методами Data Mining, позволяет утверждать, что повышение надежности АЭС с использованием методов защиты реакторов от бомбардировки космическими объектами – реальный путь развития атомной энергетики [1,2].

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176с.
2. Смогунов В.В. Образование интеллекта. Бишкек, 2009. – 246 с.

Models of the bombing of the earth celestial bodies

Marakaev Aleksandr I., Kuznetsov Nikita S., Smogunov Vladimir V., Chufistov Valery A.

Penza State University
440026, Russian Federation, Penza, Krasnaya, 40

The results of the development of a systemic model of catastrophic processes on the earth's surface, as well as various damage due to bombardment by space objects. Established increase in the complex impact of natural disasters protection and reliability.

Keywords: space objects, meteorites, the earth's surface.

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ ПОДЕРЖАННЫХ АВТОМОБИЛЕЙ

Матвеев И.В.

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая 38, imatveevilya@gmail.com

Приведены результаты разработки нейросетевой системы прогнозирования стоимости подержанных автомобилей. Нейросеть обучена на наборе данных полученных из объявлений, размещенных в интернете. Разработанная система была проверена на данных, не участвовавших в процессе обучения сети, показав максимальную ошибку в 8,1%. Результатом выполнения работы является приложение, которое прогнозирует стоимость автомобилей. Было выявлено, что после обучения нейронная сеть не выявила пробег автомобиля как фактор влияющий на стоимость автомобиля. Кроме этого была выявлена тенденция активного снижения стоимости машин иностранных марок в первые 3-4 года использования. Были сделаны некоторые выводы касательно дальнейшего развития приложения.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронная сеть, автомобильный рынок, оценка стоимости.

Автомобиль как средство транспорта традиционно является наиболее привлекательным. Автомобилю отдают предпочтение практически все слои населения большинства стран. Согласно данным федеральной службы статистики, в 1990 году в России на 1000 человек приходилось 58 автомобилей. В 2010 году эта цифра увеличилась до 228. Автомобильный рынок сегодня представлен большим количеством автомобилей различных производителей, марок и ценовых категорий. Общество приобретает новые автомобили и, по прошествии определенного времени, продает их на вторичном рынке.

При продаже подержанного автомобиля встает вопрос об определении его рыночной стоимости. Рыночная стоимость автомобиля, учитывающая все технические характеристики продаваемого автомобиля, является консенсусом между интересами продавца и покупателя, способным удовлетворить интересы обеих сторон сделки. Поэтому вопрос об определении реальной рыночной стоимости транспорта так актуален.

Для определения рыночной стоимости подержанного автомобиля можно прибегнуть к услугам специалистов-оценщиков, чьи услуги используются как при продаже автомобиля, так и для определения величины налогообложения, сумм страховых взносов и других целей. Однако сама процедура оценки данным способом подразумевает дополнительные издержки в виде траты денег на услугу оценки и траты времени, поэтому прогнозирование рыночной стоимости с помощью нейросети может быть эффективным решением, т.к. будучи искусственным интеллектом она способна имитировать умственную деятельность человека.

Для построения нейросети была собрана информация о продаваемых автомобилях. После анализа методик [1,2] были выбраны параметры основываясь на которые сеть будет про-

гнозировать стоимость транспорта. Данные были получены с сайта по продаже поддержанных автомобилей [3] и включали в себя следующие параметры: марка, модель; год выпуска; тип двигателя; объем двигателя; тип трансмиссии; кузов; пробег в километрах; цвет; привод; состояние кузова; расположение руля; дополнительный комплект колес и стоимость.

Проектирование и обучение нейросети осуществлялось в программе Нейросимулятор 5 [4] по методике [5]. В соответствии с приведенными выше параметрами была построена и обучена нейросеть, состоящая из 12 нейронов на входном слое (характеристики автомобиля), 17-и на скрытом и одного нейрона на выходе (прогнозируемая стоимость). В качестве активационной функции нейронов скрытого слоя была использована тангенс гиперболическая функция. Обучающее множество состояло из 540 примеров, тестирующее множество включало в себя 70 примеров.

При проверке нейросети на дополнительном множестве примеров, не включенных в обучающее либо тестирующее множества. Число элементов тестирующего множества составляло 69 примеров, а максимальная ошибка составила 8,1%. Результаты проверки частично представлены на рисунке 1.

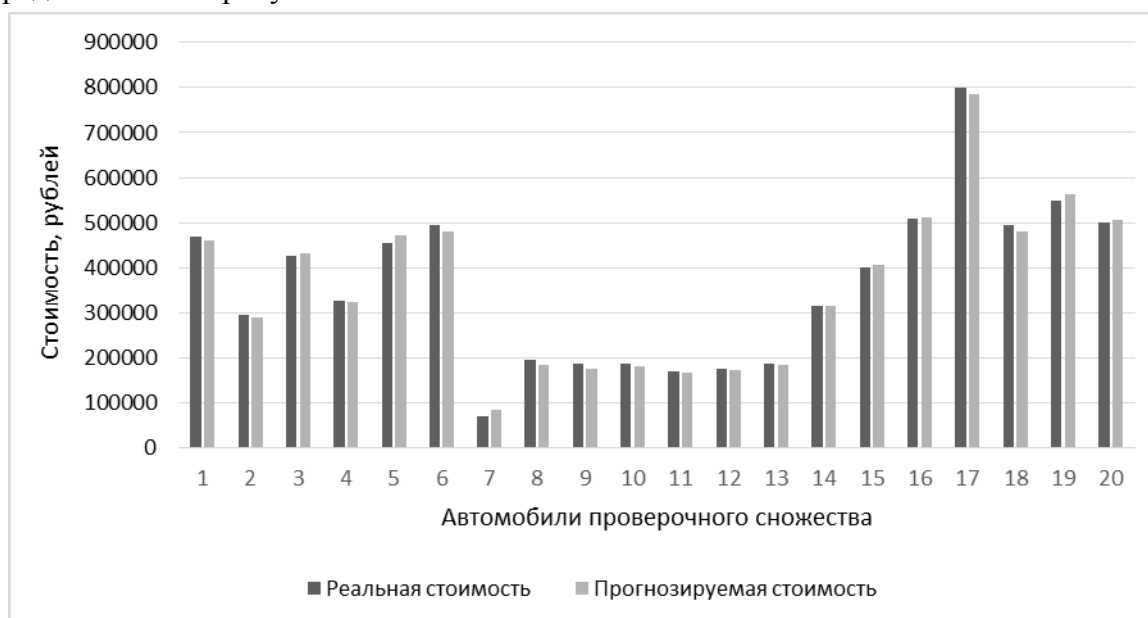


Рис. 1. Результаты тестирования нейросети

После построения нейросети полученная модель была использована для исследования тенденций и закономерностей рынка подержанных автомобилей. Одной из наиболее интересных из выявленных тенденций является зависимость стоимости автомобиля от года выпуска - полученные результаты показали, что у автомобилей высоких ценовых категорий спад стоимости наиболее активно происходит в первые 3 - 4 года использования, когда у автомобилей меньшей стоимости спад происходит более равномерно. На рисунке 2 представлены полученные данные.

Также было рассмотрено влияние пробега на стоимость автомобиля (рисунок 3). Полученные данные указывают на малое влияние пробега как характеристики транспорта с пробегом. Можно предположить, что это является следствием того, что продавцы не снижают цену автомобиля в соответствии пробегу при продаже автомобиля. Кроме этого полученный

результат может указывать на тот факт, что до продажи происходит изменение показателя пробега для увеличения стоимости автомобиля при продаже.

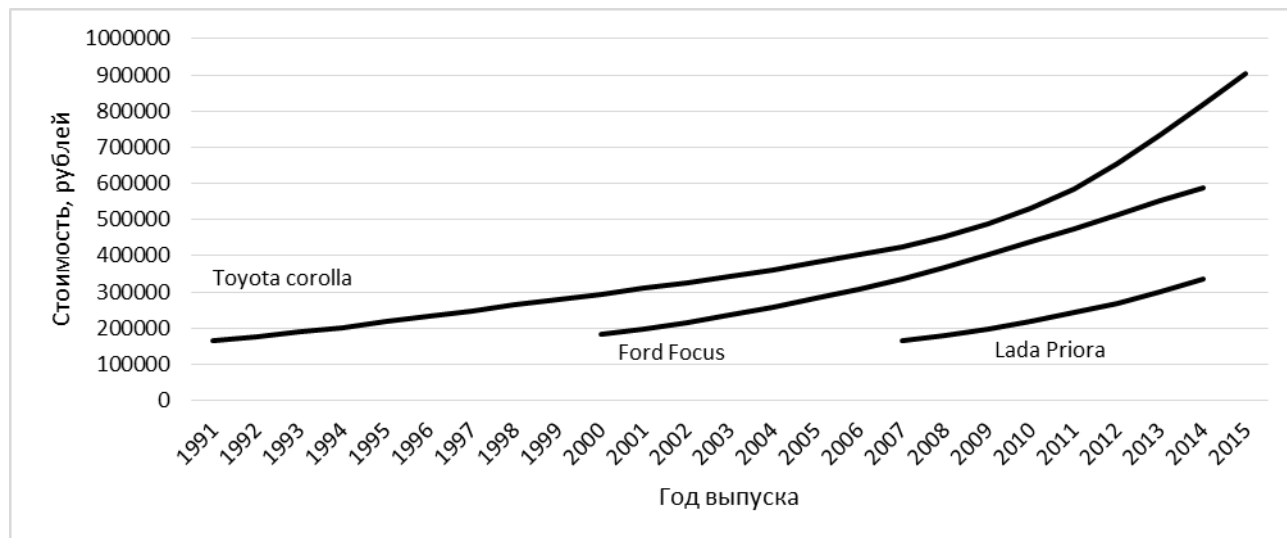


Рис. 2. Зависимость цены от года выпуска

Нейросеть также показала зависимость стоимости автомобиля от его цвета. Возможно, это является следствием того, что собранная выборка примеров не являлась однородной и модель каждого автомобиля не была представлена во всех цветах в равной степени. Однако исключение данного параметра для анализа стоимости кажется неоправданным, т.к. многие автопроизводители предлагают определенные цвета окраски кузовов в качестве дополнительной платной опции.

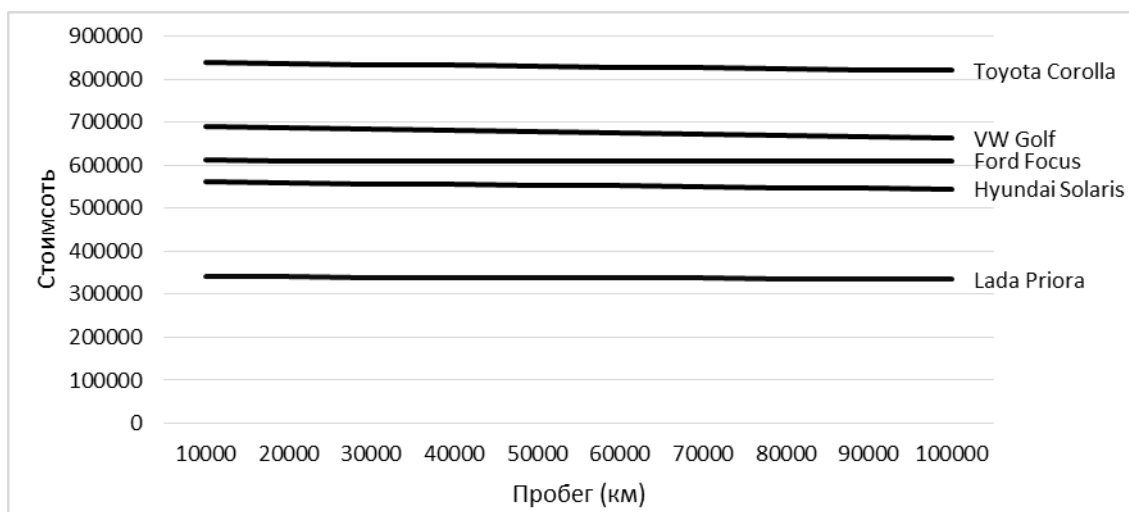


Рис. 3. Зависимость стоимости от пробега

Основываясь на полученные результаты можно сделать вывод о том, что при разработке системы оценки стоимости автомобиля необходимо использовать данные полученные от специалистов данной области, т.к. только таким образом нейросеть будет способна качественно прогнозировать. Полученная в результате данной работы модель основана на данных сотен продавцов, заинтересованных в продаже автомобиля в минимальные сроки и с максимальной выгодой от продажи. Поэтому нейросеть не реагирует на изменение пробега в

значительной степени и ее применение в качестве инструмента оценки в данном состоянии кажется необъективным.

Разработанная в данной работе нейросеть показала ряд закономерностей, которые существуют на вторичном рынке автомобилей, точность ее работы доказана посредством прогнозирования стоимости автомобилей, которые не были применены в качестве обучающих примеров при ее создании. Нейросетевые технологии могут быть использованы в динамических системах, имеющих возможность переобучаться. Однако, использование нейросети в качестве универсального инструмента оценки требует данных, полученных от специалистов-оценщиков автомобилей.

Библиографический список

1. Методическое руководство по определению стоимости автотранспортных средств с учетом естественного износа и технического состояния на момент предъявления РД 37.009.015-98
2. Оценщик.ру [Электронный ресурс] [Режим доступа: <http://www.ocenchik.ru/iznos>]
3. Доска бесплатных объявлений [Электронный ресурс] [Режим доступа: <https://www.avito.ru/rossiya/transport>]
4. 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.
5. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.

DEVELOPMENT OF NEURAL NETWORK SYSTEM FOR SECOND-HAND CAR PRICES ASSESSMENT

Matveyev Ilya V.

National Research University "Higher School of Economics - Perm".
St. Studencheskaya 38, Perm, Russia , 614070

Current market price of a car satisfies both seller and buyer, but it is hard to evaluate the price that represents entire condition of a car. Adequate pricing might be the key factor of quick second-hand car sale. A neural network system as a price assessment tool is proposed in this paper. Based on the database provided by classifieds web sites, the neural network is developed to predict a cars price by its basic characteristics. The resulting system is capable of evaluating prices of used cars, which represent their technical conditions and demand and supply of the markets participators. After the system was developed it was used in research of dependences between used car prices and its characteristics. The most significant tendencies are rapid decline of imported car prices through first 3 – 4 years of usage and the fact that people tend to hide real mileage of their cars.

Key words: artificial intelligence, neural network, car market, price assessment.

ГИБРИДНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ПРОБЛЕМЕ РАЗРУШЕНИЯ АВТОМОБИЛЬНЫХ ДОРОГ

Морев А.В., Нагаев В.А., Колпаков К.С., Кузнецов Н.С., Смогунов В.В., Шорин В.А.

Пензенский государственный университет, 4400026, Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40,
Keril2705kolpakow2705fbr911@gmail.com

Рассмотрена проблема разрушения автодорог. С использованием гибридного интеллекта программы big gate установлены системные связи и закономерности деградации автодорог. Описаны неизбежные закономерности разрушения полотна и тела дороги, связанные с характеристиками асфальтобетона, гетероструктурой всего тела дороги и внешними воздействующими факторами – температуры, термоциклов, влажности и динамичности воздействий в виде волн типа синусоидного коноида.

Ключевые слова: гибридный интеллект, автомобильные дороги, разрушение дорог, строительство дорог, эффект Рейнольдса.

Автомобильный транспорт составляет около 18% в формировании ВВП России, обеспечивая 80% всех грузоперевозок, что в денежном эквиваленте составляет более 5,5 трл. руб. Из них на строительство и ремонт дорог затрачивается 1,1 млрд. предложена новая твердотельная концепция строительства дорог с использованием цементобетона.

Практикой установлено, что ежегодно поверхность покрытия, нуждающаяся в локальном ремонте, может составлять 2...3% от общей площади дороги. Когда серьёзные повреждения и дефекты достигают 12...15%, общепринято ставить на ремонт все 100% этой площади.

В природных условиях средней полосы России расчётный срок службы участков дороги примерно 15 лет (в зависимости от конкретных используемых материалов), но реально в среднем от 3-х до 5 лет. А как показывает практика и того меньше.

Системный анализ проблемы качества автодорог с использованием методов гибридного интеллекта [1] позволил установить системные связи и закономерности в деградации дорог:

- главной закономерностью деградации дорог является закономерность постепенного превращения субмикронесплошностей на поверхности дорожной одежды в магистральные трещины и выбоины в асфальтобетонных покрытиях;
- данная закономерность системно связана с качеством материалов конструкции полотна, технологией строительства, интенсивностью движения, массами транспортных средств и климатом;
- прочность асфальтобетона существенно связана с собственной температурой при укладке и температурой окружающей среды, а также с качеством минерального порошка, песка, щебня и битума и их состава;

- конструкция полотна дороги представляет собой сильно гетерогенную структуру, как по вертикали, так и подстилающим грунтам, присутствие в теле дороги песка и щебня - несвязанных дисперсных материалов, неизбежно реализует эффект Рейнольдса - переупаковки частиц при динамических воздействиях;
- технология строительства непосредственно связана с конструкцией дороги и не может стабильно обеспечивать требуемое качество в связи с неопределенностями в поведении дисперсных материалов; уплотнение песка и щебня никогда не может быть вполне определенным.

Интеллектуальный анализ данных о разрушении автомобильных дорог позволил выявить четыре закономерности разрушения дорог [2].

1. Температурное разрушение описывает трещинообразование в асфальтобетоне, лежащем на щебне, при взаимодействии отрицательных температур, вызывающих охрупчивание битума и наноразрушение по границам гетероструктур.

2. Влажностное разрушение с потерей устойчивости земляного полотна при переувлажнении щебня, песка, грунта трещинам в асфальтобетоне, приводящее к просадкам и трещинам в асфальтобетоне.

3. Термоциклическое разрушение с переходами температуры через ноль градусов, описывает разрушение асфальтобетона и подстилающих слоев щебня и песка при замораживании и размораживании воды в поверхностных субмикротрещинах в асфальтобетоне, а также при просачивании воды в щебень и песок с образованием линз.

4. Волновое разрушение многослойной гетероструктуры дороги под действием волновых полей, возникающих при движении автотранспорта, приводящих к переупаковке щебня и песка, возникновению просадок полотна и трещинам в асфальтобетоне.

Под действием волновых полей с форматом волн в виде синусоидного коноида происходит переупаковка щебня и песка. В связи с этим были предложены твердотельные дороги, в которых нет не связанных инертных материалов типа щебня и песка.

Еще в древнеримских дорогах дисперсные материалы всегда связывались в твердотельную структуру. Общая толщина римских дорог составляла от 80 до 130 см, хотя отдельные из них достигали 240 см. Как правило, дороги были многослойными, из четырех-пяти слоев, со средними слоями из бетона, хотя абсолютной уверенности в этом нет. Нижний слой многих дорог представлял собой основание из каменных плит толщиной 20—30 см, которые укладывались на хорошо уплотненное земляное полотно через растворную стяжку, с последующим выравниванием их песком. Второй слой толщиной 23 см состоял из бетона (битого камня, уложенного в раствор). Третий слой толщиной тоже 23 см был из мелкогравийного бетона. Оба бетонных слоя тщательно утрамбовывались. Это была самая сложная и изнуряющая часть работы, которую выполняли в основном рабы и иногда воинские подразделения. Последний, верхний слой дороги покрывался большими каменными блоками площадью 0,6—0,9 м² толщиной около 13 см. Французский инженер М. Флере в начале XIX в. описал устройство римской дороги с гравийным покрытием. Грунт, по его сведениям, вырывался на глубину до четырех футов (120 см), после чего дно траншеи тщательно уплотнялось окованными деревянными трамбовками. На дно заливалась известково-песчаная постель толщиной

в один дюйм (2,5 см), на которую укладывался слой плоских широких камней. Поверх этих камней снова заливали слой раствора и хорошо уплотняли.

Следующий слой толщиной 9—10 дюймов (23—25 см) состоял из бетона, где крупным заполнителем были камни булыжника и гравия. Помимо них использовали также черепицу и каменные обломки разрушенных зданий. Выше этого слоя укладывался новый слой бетона на более мелких камнях, толщина которого составляла около одного фута (30 см). Последний верхний слой толщиной три-три с половиной фута (90—105 см) состоял из крупного гравия или щебня, который особенно тщательно утрамбовывался в течение нескольких дней.

Используемые в настоящее время технологии строительства и ремонта дорог представлены в следующем виде: рытье траншеи-корыта, укладка подушки из песка, укладка щебня, укладка асфальта. Ресурс такой дороги в эксплуатации невысок. Многочисленные трещины, ямы и колеиность - бич современных дорог. Песчаная подушка впитывает большое количество воды, образуются просадки, песок вымывается, а щебень измельчается.

Авторами предлагается создани твердотельных структур дорог вместо дискретно-непрерывных гетероструктур. Сущность фундаментальной твердотельной технологии, предложенной в концепции это гомогенизация грунта основания дороги, прикатывание грунта, верикальное и горизонтальное армирование, укладка слоя тощего цементобетона, укладка дорожного цементобетона. Исключаются слои песка и щебня.

Более подробно: современная оригинальная твердотельная технология, представляющая собой строительства дорог, включающий создание подстилающей поверхности вспашкой, боронирование, лушением, профилировкой, уплотнением, укладкой арматуры и дорожного бетона с выполнением термических швов и их герметизацией.

Библиографический список

1. Смогунов В. В. Гибридный интеллект. Пенза.: Издательство Пенз-ГУ, 2009.-126с.
2. Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176с.

HYBRID INTELLIGENCE IN THE PROBLEM OF FAILURE OF HIGHWAYS

Morev AV, Nagaev VA, Kolpakov KS, Kuznetsov NS, Smogunov VV, Shorin VA

Penza State University , 4400026 , Russia , Penza, st. Red , 40 ,
Keril2705kolpakow2705fbr911@gmail.com

The problem of the destruction of roads. With the use of hybrid mentality big gate program established system of communication and patterns of road degradation. We describe the inevitable laws of the destruction of the body paintings and roads associated with the characteristics of asphalt concrete road just heterostructure body and external influencing factors - temperature, thermal cycles, humidity and dynamic effects in the form of waves such as sine conoid.

Keywords: hybrid intelligence, roads, destruction of roads, road construction, Reynolds effect.

О РАСПОЗНАВАНИИ ОБРАЗОВ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Никулин В.Н., Багаев И.В., Канищев И.С.

Вятский государственный университет,
610000, Россия, г. Киров, ул. Московская, 36, vnikulin.uq@gmail.com

Нейронные сети составляют основу одного из наиболее перспективных направлений в машинном обучении, известном как глубинное обучение (deep learning). По существу, нейронные сети представляют собой не какую-либо конкретную модель, а структуру, развитие которой ограничивает только возможности компьютерной техники. Новые компьютерные технологии открывают возможности использования нейронных сетей более высокого уровня, известных как свёрточных. Название архитектура сети получила из-за наличия операции свёртки, суть которой в том, что каждый фрагмент изображения умножается на матрицу (ядро) свёртки поэлементно, а результат суммируется и записывается в аналогичную позицию выходного изображения. В наших экспериментах мы использовали данные с платформы Kaggle.

Ключевые слова: машинное обучение, анализ данных, свёрточные нейронные сети, графический процессор.

За последние 40 лет нейронные сети нашли широкое применение при работе с цифровыми изображениями и текстами [1]. В качестве примеров, приведём несколько передовых моделей: *Theano*, *Keras*, *Lesagne*, *Caffe* [2], *Neon*. Установочные файлы для этих моделей могут быть получены свободно через интернет (оплата не требуется). Однако, использование этих моделей возможно только в специальных программных средах таких как *Linux* или *Ubuntu*. Эти среды являются значительно более эффективными в сравнении с *Windows* для выполнения интенсивных вычислительных работ.

Рассмотрим одну из последних моделей *mxNet*. Эта модель требует определение специального входного параметра *devices* с двумя возможными значениями: 1) *mx.cpu()* и 2) *mx.gpu()*. В первом случае вычисления производятся при помощи обычного компьютерного процессора. Во втором случае используется так называемый Графический Процессор (Graphical Processing Unit – *GPU*). Графический процессор позволяет увеличить скорость вычислений в 100-400 раз. Последнее открывает возможность для построения моделей нового поколения: свёрточных нейронных сетей [3-5] (Convolutional Neural Networks – *CNN*). Конструирование *CNN* опирается на тысячи фильтров в каждом из теневых уровней.

Технологии *GPU*, включая множество приложений, обсуждаются на регулярных ежегодных конференциях. Одна из таких конференций⁷ состоится в апреле 2016 года в Силиконовой Долине, США. В числе организаторов конференции выступает местная фирма *NVIDIA*, являющаяся крупнейшим разработчиком и производителем графических ускорителей.

© Никулин В.Н., Багаев И.В., Канищев И.С., 2016

⁷ <http://www.gputechconf.com/attend/sessions>

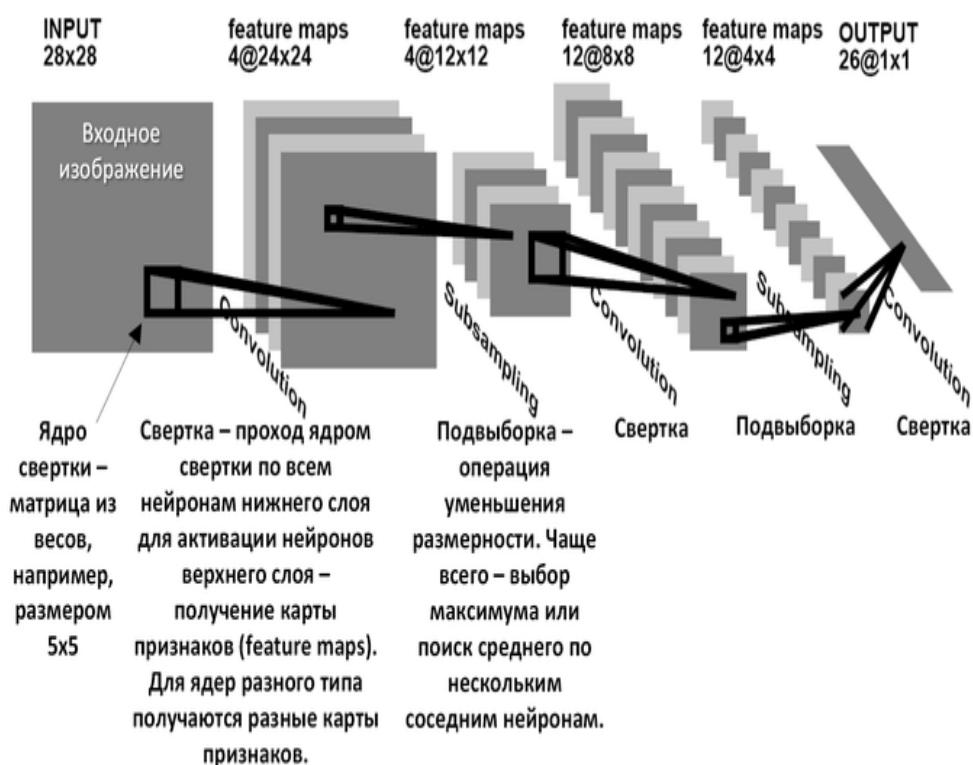


Рис. 5. Архитектура свёрточной нейронной сети.

CNN используют некоторые особенности зрительной коры головного мозга человека, в которой были открыты так называемые простые клетки, реагирующие на прямые линии под разными углами, и сложные клетки, реакция которых связана с активацией определённого набора простых клеток⁸. Таким образом, идея свёрточных нейронных сетей заключается в чередовании свёрточных слоев (англ. convolution layers) и субдискретизирующих слоев (англ. subsampling layers, слоёв подвыборки).

Структура сети, см. рис.1, — однонаправленная (без обратных связей), принципиально многослойная. Для обучения используются стандартные методы, чаще всего метод обратного распространения ошибки. Функция активации нейронов (передаточная функция) — любая, по выбору исследователя.

В обычном перцептроне, который представляет собой полносвязную нейронную сеть, каждый нейрон связан со всеми нейронами предыдущего слоя, причем каждая связь имеет свой персональный весовой коэффициент. В свёрточной нейронной сети в операции свёртки используется лишь ограниченная матрица весов небольшого размера, которую «двигают» по всему обрабатываемому слою (в самом начале — непосредственно по входному изображению), формируя после каждого сдвига сигнал активации для нейрона следующего слоя с аналогичной позицией. То есть для различных нейронов выходного слоя используются общие веса — матрица весов, которую также называют набором весов или ядром свёртки. Она построена таким образом, что графически кодирует какой-либо один признак, например, наличие наклонной линии под определенным углом. Тогда следующий слой, получившийся в результате операции свёртки такой матрицей весов, показывает наличие данной наклонной линии в обрабатываемом слое и её координаты, формируя так называемую карту признаков

⁸ https://ru.wikipedia.org/wiki/Свёрточная_нейронная_сеть

(англ. *feature map*). Естественно, в свёрточной нейронной сети набор весов не один, а целая гамма, кодирующая всевозможные линии и дуги под разными углами. При этом такие ядра свертки не закладываются исследователем заранее, а формируются самостоятельно путем обучения сети классическим методом распространения ошибки.

Операция субдискретизации (англ. *subsampling*, англ. *pooling*, также переводимая как «операция подвыборки» или операция объединения), выполняет уменьшение размерности сформированных карт признаков. В данной архитектуре сети считается, что информация о факте наличия искомого признака важнее точного знания его координат, поэтому из нескольких соседних нейронов карты признаков выбирается максимальный и принимается за один нейрон карты признаков уменьшенной размерности. Также иногда применяют операцию нахождения среднего между соседними нейронами. За счёт данной операции, помимо ускорения дальнейших вычислений, сеть становится более инвариантной к масштабу входного изображения.

Таким образом, повторяя друг за другом несколько слоёв свёртки и субдискретизации строится свёрточная нейронная сеть. Чередование слоёв позволяет составлять карты признаков из карт признаков, что на практике означает способность распознавания сложных иерархий признаков. Обычно после прохождения нескольких слоев карта признаков вырождается в вектор или даже скаляр, но таких карт признаков становится сотни. На выходе сети часто дополнительно устанавливают несколько слоев полносвязной нейронной сети (перцептрон), на вход которому подаются окончательные карты признаков.

Если на первом слое ядро свёртки проходит только по одному исходному изображению, то на внутренних слоях одно и то же ядро проходит параллельно по всем картам признаков этого слоя, а результат свертки суммируется, формируя (после прохождения функции активации) одну карту признаков следующего слоя, соответствующую этому ядру свертки.

Эксперименты

На рис.2 представлены астрономические данные, которые использовались в одном из соревнований на платформе *Kaggle*. Задача состояла в классификации галактик в зависимости от их формы. Спонсором этого соревнования выступала финансовая компания Winton Capital⁹, базирующаяся в Англии.

Мы имели возможность оценить эффективность *CNN* и *GPU* в ходе недавнего международного соревнования на платформе *Kaggle*. Задача состояла в классификации тысяч аэрофотоснимков морской поверхности, на которых киты выступали в качестве объектов распознавания. Общий объём базы из 11 тысяч изображений превышал 9ГБ. Задача состояла в определении вероятности принадлежности конкретного снимка одному из 477 известных классов. Данные для соревнования были предоставлены Национальной Администрацией по Океану и Атмосфере, США. По результатам соревнования мы заняли 20 место из 364 участников.

В настоящее время на платформе *Kaggle* проводится новое соревнование, данные для которого предоставил Национальный Институт Сердца, Лёгких и Крови, США. Объём данных составляет около 18 ГБ. Целью соревнования является точность распознавания болезни

⁹ <https://www.wintoncapital.com/>

сердца по рентгеновским снимкам. Призовой фонд соревнования составляет 200 тыс. долларов США.

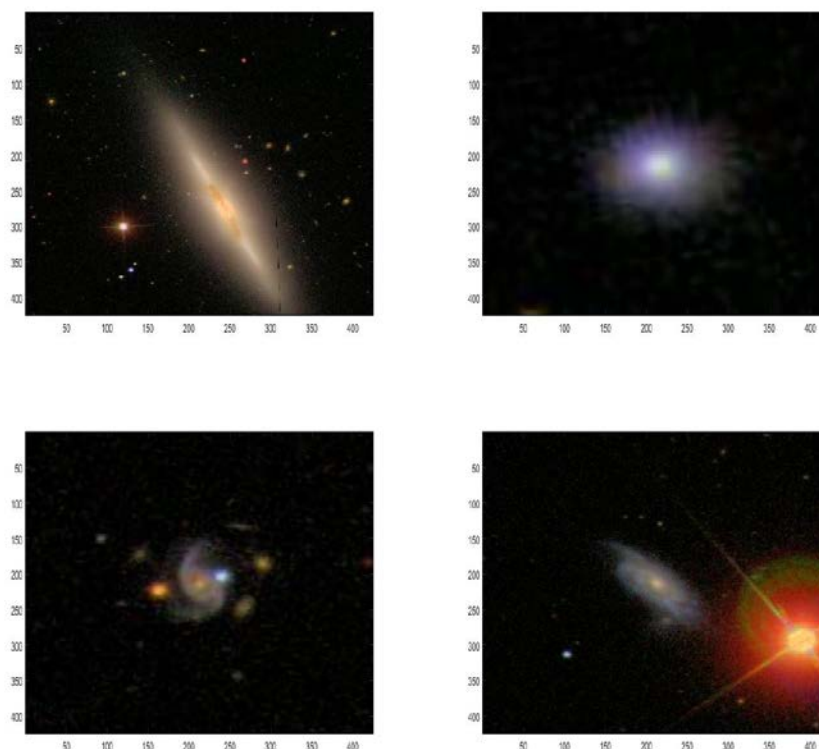


Рис. 6. Фотоснимки галактик

Возможность использования *GPU* на платформе *Ubuntu* была предоставлена Tian-Hsiang Huang, Cloud Computing Research Center, National Sun Yat-Sen University, Taiwan.

Библиографический список

1. M. Alam, L. Vidyaratne and K. M. Iftekharruddin. Novel Hierarchical Cellular Simultaneous Recurrent Neural Network for Object Detection. IJCNN 2015.
2. Y. Jia, E. Shelhamer, J. Donahue, S. Karayev, J. Long, R. Girshick, S. Guadarrama and T. Darrell. Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding. MM 2014 Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia, pp. 675-678.
3. Q. Le, J. Ngiam, Z. Chen, D. Chia, P. Koh, A. Ng. Tiled convolutional neural networks. NIPS 2010, 23, pp. 1279-1287.
4. A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. Hinton. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. NIPS 2012, 25, pp. 1106-1114.
5. X. Zhang, J. Zhao and Y. LeCun. Character-level Convolutional Networks for Text Classification. NIPS 2015.

ON THE PATTERNS RECOGNITION WITH CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

Nikulin Vladimir N., Bagaev Ivan V., Kanishchev Ilya S.

Vyatka State University, Moskovskaya st. 36, Kirov, 610000, Russia, vnikulin.uq@gmail.com

Neural networks represents one of the most advanced direction in machine learning known as deep learning. Note that neural networks maybe viewed not as a particular model but as structure, which is dependent on a computer power. Novel computer systems open opportunities for application of more advanced neural networks known as convolutional. The name “convolution” follows from essential operation. According to this operation, any fragment of the image is multiplied by kernel matrix. Then, results are averaged into similar position of the output image. We tested our methods against publicly available data from platform Kaggle.

Keywords: machine learning, data mining, convolution neural networks, graphical processing unit.

УДК 004.9

МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЫБОРОК ГИББСА

Петик М.Г., Никулин В.Н.

Вятский государственный университет, 610000, Россия, г. Киров, ул. Московская, 36, mary-
petik@gmail.com

Рассмотрена типичная ситуация, когда количество клиентов исчисляется сотнями тысяч, а количество товаров десятками тысяч. В силу объективных причин, тренировочные данные представимы в форме списка, но не в форме матрицы. Последнее делает невозможным использование таких стандартных методов факторизации как метод главных компонент. Однако метод стохастического градиентного спуска, проявил себя очень эффективно в отношении разрежённых матриц. Отмечается, что факторные разложения открывают возможности для применения гибридных моделей с использованием выборок Гиббса и вариационного Байесовского подхода. В наших экспериментах на платформе *Kaggle inClass* мы использовали классические данные MovieLens.

Ключевые слова: рекомендательные системы, матричная факторизация, стохастический градиентный спуск, машинное обучение, анализ данных.

Рекомендательные системы являются одним из важнейших научных направлений в области анализа данных. Целью рекомендательных систем является предсказание предпочтений клиентов относительно определённой группы товаров или услуг. Такие системы имеют очень большое прикладное значение применительно к спорту, образованию и маркетингу. В последнем случае мы заинтересованы в построении прогноза того как клиент оценит качество товара.

Основной интерес применения таких систем в образовании состоит в улучшении методов оценивания студентов, состоящих в прогнозе, ответит ли студент правильно на следующий вопрос. Такие прогнозы могут помочь студенту правильно сориентироваться и определить ту область знаний, на которую следует обратить особое внимание.

Формат данных Netflix¹⁰, которые использовались в ходе наших экспериментов, исключительно прост: 1) индекс клиента, 2) индекс видеофильма, 3) рейтинг по пятибальной шкале как клиент оценивает видеофильм. В настоящее время данные Netflix рассматривают-

© Петик М.Г., Никулин В.Н., 2016

¹⁰ <http://www.netflixprize.com>

ся как классические в области рекомендательных систем. В данных Netflix числа клиентов и видеофильмов исчисляются сотнями и десятками тысяч, соответственно. Известные рейтинги составляют не более одного процента от теоретически полного объема информации. По этой причине данные даны в форме списка, но не в традиционной форме матрицы. Отметим, что методы стохастического градиентного спуска (СГС) проявили себя очень эффективными при работе со списками данных, когда подавляющее большинство отношений отсутствует и может быть востребовано в качестве прогноза [1-2].

Рассмотрим матрицу оценок X , где $x_{ij} \in \{1, \dots, 5\}$ – оценка по пятибалльной шкале, данная i -ым пользователем j -ому фильму. Размерность матрицы $U \times M$: U – количество пользователей, M – количество фильмов. Обозначим через I список данных или множество всех пар $\{i, j\}$, для которых значения оценок известны.

Идея метода состоит в нахождении следующего факторного разложения:

$$X \approx A \times B,$$

где A – матрица факторов размерностью $U \times K$, B – матрица факторов размерностью $K \times M$, K – количество факторов.

Поскольку построение точного разложения не представляется возможным в случае данных Netflix, мы рассмотрим задачу аппроксимации, которая состоит в минимизации следующей функции потерь:

$$L(A, B) = \sum_{c \in I} (x_c - pr_c)^2 + \mu_1 \cdot \sum_{i=1}^U \sum_{k=1}^K a_{ik}^2 + \mu_2 \cdot \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K b_{kj}^2, \quad (1)$$

где $\mu_1, \mu_2 \geq 0$ – параметры регулирования. Прогноз оценки для пары $\{i, j\}$ найдем как:

$$pr_{ij} = \sum_{k=1}^K a_{ik} \cdot b_{kj}. \quad (2)$$

Два последних слагаемых целевой функции (1) необходимы для регулирования факторных элементов с тем, чтобы уменьшить эффект переобучения.

Частные производные от функции (1) равны:

$$\frac{\partial F}{\partial a_{ik}} = -2 \cdot \Delta_{ij} \cdot b_{kj} + 2 \cdot \mu_1 \cdot a_{ik} \quad (3)$$

$$\frac{\partial F}{\partial b_{kj}} = -2 \cdot \Delta_{ij} \cdot a_{ik} + 2 \cdot \mu_2 \cdot b_{kj} \quad (4)$$

где $\Delta_{ij} = x_{ij} - pr_{ij}$.

Из (3) – (4) следуют формулы обновления факторных переменных a и b :

$$a_{ik} \leftarrow a_{ik} + \lambda_1 \cdot (\Delta_{ij} \cdot b_{kj} - \mu_1 \cdot a_{ik}), \quad (5)$$

$$b_{kj} \leftarrow b_{kj} + \lambda_2 \cdot (\Delta_{ij} \cdot a_{ik} - \mu_2 \cdot b_{kj}). \quad (6)$$

Следует отметить, что правильный выбор параметров обучения λ_1 и λ_2 очень важен. С одной стороны, большие значения параметров могут привести к нестабильности алгоритма. С другой стороны, при малых значениях параметров процесс обучения может сильно затянуться.

Важно также отметить, что функция риска (1) включает $K(U+M)$ регулирующих параметров и может быть нестабильна, если мы будем её минимизировать без учета взаимной зависимости элементов матриц A и B . В качестве решения этой проблемы, и в соответствии с принципами СГС, мы рассмотрим последовательно разности Δ_{ij} , минимизируя их как функции используемых параметров. В сравнении с обычной градиентной оптимизацией, мы имеем дело в этом случае с двумя взаимозависимыми множествами параметров и должны последовательно чередовать пересчеты этих параметров.

Алгоритм СГС представим в виде последовательности шагов, которые приведены ниже:

Исходные данные и инициализация: X – рейтинговая матрица, организованная в форме списка; N – число глобальных итераций; $K \geq 1$ – число факторов; $\lambda_d, \mu_d, d=1,2$ – параметры обучения и регулирования.

Глобальный цикл: повторить N раз следующие шаги:

1. Внутренний цикл: для каждой пары $(i, j) \in R$ выполнить шаги 1.1–1.3:

1.1. Вычислить прогнозируемое значение:

$$pr = \sum_{k=1}^K a_{ik} b_{kj}.$$

1.2. Вычислить погрешность прогноза:

$$\Delta = x_{ij} - pr.$$

1.3. Внутренний цикл по факторным элементам: для каждого k от 1 до K выполнить шаги 1.3.1 – 1.3.6:

$$1.3.1. Q = a_{ik} b_{kj};$$

$$1.3.2. a_{ik} \leftarrow a_{ik} + \lambda_1 (\Delta \cdot b_{kj} - \mu_1 a_{ik});$$

$$1.3.3. \Delta \leftarrow \Delta + Q - a_{ik} b_{kj};$$

$$1.3.4. Q = a_{ik} b_{kj};$$

$$1.3.5. b_{kj} \leftarrow b_{kj} + \lambda_2 (\Delta a_{ik} - \mu_2 b_{kj});$$

$$1.3.6. \Delta \leftarrow \Delta + Q - a_{ik} b_{kj}$$

Результат: факторные матрицы A и B .

Следует отметить, что алгоритм СГС представляет собой гибкий структурный подход, в рамках которого можно определить наиболее подходящую модификацию.

Начиная с сентября 2014 года, мы участвовали в восьми Международных соревнованиях, организованных на платформе Kaggle *inClass*. Два соревнования были организованы Санкт-Петербургским Национальным Исследовательским Университетом Информационных Технологий, Механики и Оптики. Три соревнования были организованы Университетом Падерборна (Paderborn) в Германии и по одному – Университетом Копенгагена, Делфтским Техническим Университетом (Нидерланды) и Университетом Миннесоты, США. По итогам соревнований мы заняли семь первых мест и одно второе место из 47 участников.

Метод выборок Гиббса опирается на использовании внутренних взаимосвязей (апостериорных распределений) в данных и их последующем анализе. Эти взаимосвязи широко используются при решении задач из разных прикладных областей, включая обработку изображений и видео, анализ социальных сетей, распознавание речи и рекомендательные системы.

В качестве следующего шага после алгоритма СГС представляется наиболее перспективным рассмотреть метод на основе выборок Гиббса. Исходя из предположения, что апостериорные распределения известны, мы можем сгенерировать требуемые рейтинги [3]. Финальные оценки вычисляются по методу выборочного среднего.

Выборки Гиббса замечательны тем, что для них не требуются явно выраженные совместные распределения, а нужны лишь условные вероятности для каждой переменной, входящей в распределение. Алгоритм на каждом шаге берет одну случайную величину и выбирает ее значение при условии фиксированных остальных. Можно показать, что последовательность получаемых значений образуют возвратную цепь Маркова, устойчивое распределение которой является как раз искомым совместным распределением.

Применяются выборки Гиббса в тех случаях, когда совместное распределение случайных величин очень велико или неизвестно явно, но условные вероятности известны и имеют простую форму. Выборки Гиббса особенно хорошо используются для работы с апостериорными вероятностями в байесовских сетях, поскольку в них заданы все необходимые условные вероятности.

Следует отметить, что в реальной жизни апостериорные распределения являются динамичными и не могут быть известными в точности. Однако, мы можем аппроксимировать апостериорные распределения с достаточной степенью качества, предполагая, что они принадлежат некоторым стандартным семействам распределений. Например, нормальному, экспоненциальному или гамма. Таким образом, задача сводится к оценке параметров этих семейств распределений.

Кроме того, мы можем рассмотреть так называемый вариационный Байесовский подход¹¹ [4] для оценки апостериорных распределений, который требует значительно больших вычислительных затрат.

Библиографический список

1. Никулин В.Н. и Петик М.Г. Алгоритмы на основе метода стохастического градиентного спуска для рекомендательных систем. - НПК 2015, ВятГУ.
2. Никулин В.Н. и Прозорова Т.Г. Два алгоритма на основе техники стохастического градиентного спуска для рекомендательных систем. Вестник Пермского Университета (Математика, Механика, Информатика), - 2014, 3(26), стр. 48-56.
3. Paquet U., Thomson B. and Winther O. A hierarchical model for ordinal matrix factorization. Statistics and Computing, - 2012, 22(4), pp 945-957.
4. Blei D., Ng A. and Jordan M. Latent Dirichlet Allocation. Journal of Machine Learning Research, - 2003, 3, pp. 993–1022.
- 5.

¹¹ https://en.wikipedia.org/wiki/Latent_Dirichlet_allocation

MODELING RECOMMENDER SYSTEMS WITH USING SAMPLES GIBBS

Petik M.G., Nikulin V.N.

Vyatka State University, st. Moskovskaya, 36, Kirov, Russia, 610000, marypetik@gmail.com

Let us consider a typical situation when customers are numbered by hundreds thousands and goods are numbered by tens of thousands. Due to certain conditions training data is represented in a form of a list, but not as a matrix. This fact prevents us from applying such standard methods as principle component analysis or something similar. Nevertheless, method of stochastic gradient descent (SGD), which is presented in this paper, is working very well against sparse matrices, where the most of elements are missing. Note that the factor decomposition offer opportunities for the application of hybrid models based on the Gibbs sampling or variational Bayesian approach. In our experiments we used the classic data MovieLens.

Keywords: recommender system, matrix factorization, stochastic gradient descend, machine learning, data mining.

УДК 004.652](069)

МОДЕЛЬ ХРАНЕНИЯ ДАННЫХ В ЛИНГВИСТИЧЕСКОЙ БАЗЕ ДАННЫХ ЖАРГОНИЗМОВ, ИСПОЛЬЗУЕМЫХ В СФЕРЕ НЕЗАКОННОГО ОБОРОТА НАРКОТИЧЕСКИХ СРЕДСТВ И ПСИХОТРОПНЫХ ВЕЩЕСТВ

Савва Ю.Б., Давыдова Ю.В.

Приокский государственный университет,
302020, Россия, г. Орел, Наугорское шоссе, 29, su_fio@mail.ru

В статье приводится обоснование разработки лингвистической базы данных жаргонизмов (ЛБД) в сфере незаконного оборота наркотических средств и психотропных веществ. Рассматриваются требования, предъявляемые к ЛБД жаргонизмов, сделан вывод о необходимости учета морфологии русского языка. Проведен анализ существующих подходов к построению морфологических компонент в системах автоматической обработки текстов, в частности рассмотрены морфологические модели на основе словаря. С учетом особенностей задачи поиска лиц, причастных к сфере незаконного оборота наркотических средств и психотропных веществ в виртуальных социальных сетях, разработана модель хранения жаргонизмов. Ключевой особенностью разработанной модели является разбиение словоформ на псевдоморфемы исходя из наличия или отсутствия групп однокоренных слов.

Ключевые слова: модель данных, обработка естественного языка, морфология, жаргон, наркомания

Распространение информации в виртуальных социальных сетях (ВСС) носит вирусный характер, что делает ВСС хорошим инструментом для пропаганды девиантного поведения. Последнее время все большую популярность набирают легкие наркотики с мнимой безвредностью для здоровья. Поиск лиц, причастных к сфере незаконного оборота наркотических

средств и психотропных веществ, осложняется применением специализированного жаргона и обфускации текстов сообщений [1]. Русский язык относится к категории флективных языков, что существенно затрудняет его обработку. Для эффективного информационного поиска следует разработать лингвистическую базу данных (ЛБД) жаргона, который используется в сфере наркотизации. ЛБД подразумевает хранение грамматической и семантической информации. Грамматический компонент должен учитывать наличие множества словоформ, семантический компонент выявляет семантическое наполнение жаргонных слов и выражений, а также обеспечивает ранжирование жаргона по степени специализации.

Большинство информационных систем в области автоматической обработки текста имеют в своем составе словарный или бессловарный морфологический компонент. В стеммерах [2] на основе определенных эвристических правил словоформы приводятся к некой сокращенной форме (как правило, оставляется приставка и корень) с отбрасыванием морфологической информации. Однако такие системы больше подходят для малофлективных языков (например, английского), для русского языка предпочтительна морфологическая модель, учитывающая словоизменение, это позволит повысить точность информационного поиска. Кроме того, необходимо хранить семантику жаргонизмов.

Морфологические модели, основанные на словарях, предполагают два подхода к обработке словоформ:

- хранение всех возможных словоформ с соответствующей информацией о постоянных и переменных морфологических признаках;
- разбиение словоформы на основу (псевдооснову) и флексию. Одни и те же формы флексий могут соответствовать разным словоформам одной лексемы, а так же разным частям речи, поэтому отдельное хранение флексий позволяет сократить объем словаря. Для синтеза словоформы необходимо производить объединение сегментов – основы со всеми возможными флексиями согласно парадигме словоизменения.

Подход с разбиением словоформы на основу и окончание является наиболее популярным [3, 4, 5, 6]. Рассмотрим подробнее работы [3] и [5]. В разработках профессора Белоногова Г.Г. [3] слова русского языка, исходя из своих окончаний и синтаксических функций, разбиваются на флективные классы. Имеется словарь основ и список окончаний. Каждая основа сопоставляется с флективным классом. Для проверки правильности разбиения словоформы на основу и окончание существует морфологическая таблица, строки и столбцы которой представляют собой номера флективных классов и коды окончаний соответственно. На пересечении столбца и строки соответствующая ячейка хранит необходимую грамматическую информацию (род, число и т.д.). Основа и окончание слова считаются совместимыми, если клетка морфологической таблицы, соответствующая номеру флективного класса и буквенному коду окончания, не пуста.

Примером более глубокого и детального разбиения словоформ является лингвистический процессор ЭТАП-3, разработанный представителями Московской семантической школой (Апресян Ю.Д., Иомдин Л.Л. и др.). ЭТАП-3 используется сразу в нескольких прикладных разработках (система машинного перевода, компьютерный учебник лексики и др.) [5]. Словоформы разбиваются на морфы – лексические сегменты, которые соответствуют лингвистически содержательным позициям в слове (приставки, основы, суффиксы и т.д.). Для

каждого морфа приписываются соответствующие морфологические характеристики. Объединяя морфы в разных комбинациях, можно получить большое множество словоформ, которые будут отличаться друг от друга не только флексиями, но и словообразовательными аффиксами. Во избежание ошибок, морфы составляют блоки, при формировании словоформы можно использовать только одну морфу каждой представленной позиции в блоке.

В задаче поиска жаргонизмов с целью выявления лиц, причастных к незаконному обороту наркотических средств и психотропных веществ, нет необходимости правильного разбиения словоформы на морфемы, т.к. целью системы является не предоставление детальной грамматической информации, а поиск самих жаргонизмов в текстах сообщений. Предлагается разбивать словоформы на псевдоосновы и окончания и осуществлять первый этап информационного поиска с использованием таблицы псевдооснов. При наличии однокоренных слов словоформа разбивается на три сегмента – псевдокорень, псевдосуффикс и окончание.

Пусть $A = \{\grave{a}, \acute{a}, \dots, \ddot{y}\}$ – алфавит, $W \in A^+$ – язык над алфавитом, являющийся множеством словоформ русского языка, $W = \bigcup_{i=1}^q W_i$, где W_i – группа словоформ одной лексемы. $Y \in A^*$ – язык над алфавитом, являющийся множеством окончаний словоформ, причем язык включает в себя пустое слово ε , представляющее собой нулевое окончание. Слова могут образовывать группы однокоренных слов $D \in W$, $D = \sum_{i=1}^n D_i$, $D_i \cap D_j = \emptyset$, $D_i = \{W_j \mid j = \overline{1..x}\}$.

Любую словоформу можно представить как конкатенацию сегментов – основы (псевдоосновы), суффикса (псевдосуффикса) и окончания

$$W_i = \{w_{ij} = bsy \mid j = \overline{1..h}, b \in A^+, s \in A^*, y \in Y, |w_{ij}| \geq 3\}.$$

Словоформы длиной меньше трех букв не рассматриваются, т.к. являются не содержательными.

Пусть P – множество частей речи, $P = \{s_1, s_2, s_3, s_4\}$, где s_1 – «имя существительное», s_2 – «имя прилагательное», s_3 – «глагол», s_4 – «наречие». Другие части речи в модели не учитываются ввиду того факта, что среди жаргонизмов преобладают имена существительные и глаголы, реже – имена прилагательные и наречия. $M = \{m_1, m_2, \dots, m_k\}$ – множество грамматических признаков, таких как «число», «род» и др. $V = \bigcup_{i=1}^k V_i$ – множество значений грамматических признаков, таких как «единственное число», «множественное число», «мужской род» и т.д. Таким образом, грамматическая информация задается множеством наборов

$$I = \left\{ \left(m_i, V_i = \{v_{ij} \mid j = \overline{1..z}\} \right) \mid i = \overline{1..k}, m_i \in M \right\}.$$

Функция $G : P \rightarrow 2^I$ для каждой части речи ставит в соответствие множество грамматических признаков. Функция $Endings : \{G(p_i) \mid p_i \in P\} \rightarrow 2^Y$ ставит в соответствие части речи и грамматической информации множество окончаний, которые формируют парадигму словоизменения.

Для множества жаргонизмов можно выделить семантические категории, например, «наркоман», «наркотик», «место» (обозначение притонов, аптек, больниц и т. д.) и др. $C = \{c_i | i = \overline{1..t}\}$ – множество семантических категорий. $R = \{r_1, r_2, r_3\}$ – множество рангов – степени специализации жаргонизмов. r_1 – «общеупотребительная лексика», r_2 – «общеупотребительный сленг», r_3 – «специализированный жаргон». Тогда семантика жаргонизма определяется как $Sm = \{(c_i, r_j) | i = \overline{1..t}, j = \overline{1..3}, c_i \in C, r_j \in R\}$.

Лексема определяется как $L = \langle Gr, Sm, W_i \rangle$, где $Gr = \{G(p_i) | p_i \in P\}$, т.е. лексема характеризуется грамматической и семантической информацией и множеством словоформ. С учетом введенных выше обозначений уточним определение множества словоформ: $W_i = \{w_{ij} = b_0 s_i y_j | j = \overline{1..h}, b_0 \in A^+, s_i \in A^*, y_j \in \{Endings\}, |w_{ij}| \geq 3\}$ при $W_i \in D$ и $W_i = \{w_{ij} = b_i s y_j | j = \overline{1..h}, b_i \in A^+, s \in \varepsilon, y_j \in \{Endings\}, |w_{ij}| \geq 3\}$ при $W_i \notin D$.

Предложенная модель хранения жаргонизмов реализована в реляционной базе данных жаргонизмов [7] и используется для решения задачи поиска лиц, причастных к сфере незаконного оборота наркотических средств и психотропных веществ.

Библиографический список

1. Савва Ю.Б., Еременко В.Т., Давыдова Ю.В. О проблеме лингвистического анализа сленга в задаче автоматизированного поиска угроз распространения наркомании в виртуальных социальных сетях // Информационные системы и технологии. – № 6 (92). – 2015. – С. 68-75.
2. Стеммер Snowball [Электронный ресурс] URL <http://snowball.tartarus.org/> (дата обращения 26.02.2016)
3. Белоногов Г.Г. Компьютерная лингвистика и перспективные информационные технологии. М.: Русский мир, 2004. – 248 с.
4. Андреев А.М., Березкин Д.В., Брик А.В. Лингвистический процессор для информационно-поисковой системы [Электронный ресурс] URL http://www.inteltec.ru/publish/articles/textan/art_21br.shtml (дата обращения 02.03.2016)
5. Многоцелевой лингвистический процессор ЭТАП-3 [Электронный ресурс] URL <http://iitp.ru/ru/science/works/452.htm> (дата обращения 02.03.2016)
6. Сокирко А.В. Морфологические модули на сайте www.aot.ru [Электронный ресурс] URL <http://aot.ru/docs/sokirko/Dialog2004.htm> (дата обращения: 05.02.2016)
7. Савва Ю.Б., Давыдова Ю.В., Еременко В.Т. Жаргон в сфере незаконного оборота наркотических средств и психотропных веществ. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2016620197. Заявка Роспатент № 2015621008. Зарегистрировано в Реестре баз данных 10 февраля 2016

DATA MODEL IN LINGUISTIC DATABASE OF JARGON USED IN ILLICIT TRAFFIC OF NARCOTIC DRUGS AND PSYCHOTROPIC SUBSTANCES

Savva Yuri B., Davydova Yulia V.

Priokski State University, Naugorskoe shosse, 29, Orel, Russia, 302020, su_fio@mail.ru

In the article necessity of developing of linguistic database of jargon (LDB) in the field of illicit traffic of narcotic drugs and psychotropic substances is provided. Requirements for LDB of jargon are given, the conclusion of paying attention to Russian morphology is made. Analysis of existing methods of making morphological component in automatic text processing systems is provided, morphological models based on a dictionary are particularly described. According to features in issue of searching for persons involved in illicit traffic of narcotic drugs and psychotropic substances in virtual social networks data model of jargon is developed. The main feature of this model is dividing word forms into pseudo morphemes based on presence or absence of groups of cognate words.

Key words: data model, natural language processing, morphology, jargon, drug addiction

УДК 004.89

ОЦЕНКА БЛАГОПОЛУЧИЯ СЕМЬИ МЕТОДАМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Селиванова М.И.

Национальный исследовательский университет «Высшая Школа Экономики»,
614070, г. Пермь, ул. Студенческая, д. 38, mary.selivanova@mail.ru

Дается описание разработки нейросетевой системы классификации семей на различные классы благополучия. Приводится описание входных данных и результатов обучения нейронной сети, оценивается влияние каждого из входных параметров на результат. На основе данных нейронной сети пяти семьям из социально-опасного положения выдаются рекомендации по улучшению своего положения. В результате работы в четырех случаях выполнение рекомендаций в краткие сроки может значительно улучшить условия пребывания ребенка в семье. Для пятого случая также выдается ряд рекомендаций, которые могут благоприятно повлиять на климат в семье, однако их выполнение может потребовать вложения значительных временных ресурсов, а также не исключает непосредственного вмешательства специалистов.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, нейронные сети, семья группы риска, неблагополучная семья.

Семейное неблагополучие является одной из острейших социально-психологических проблем любого общества. В последние годы интерес к данной проблеме значительно вырос, что обусловило необходимость более тщательного исследования причин, форм, динамики семейного неблагополучия [1].

В рамках отдела медико-социальной помощи Пермского края применяется классификация семей на благополучные, семьи группы риска и семьи, находящиеся в социально-опасном положении (СОП).

Правильная классификация семей помогает лучше организовать работу с ними, на ранних этапах выявить угрозу ухудшения ситуации в семье, предотвратить различные правонарушения по отношению к ребенку, выдать ряд рекомендаций по улучшению климата в семье.

Важно понимать опасность несвоевременной диагностики неблагополучных семей.

Нахождение ребенка в асоциальной семье может принести вред его психическому и эмоциональному здоровью. В 2009 году было зафиксировано свыше 106 тыс. преступлений против несовершеннолетних, из них погибли 1,6 тыс. детей, а 2,4 тыс. нанесен тяжкий вред здоровью. При этом более 20 тыс. преступлений произошли в квартирах и частных домах, 4 тыс. преступлений совершено родителями против собственных детей [2].

С учетом выполненного краткого обзора и приведенных фактов, целью настоящей работы является классификация семей на три группы: семья группы нормы, семья группы риска и семья, находящаяся в социально-опасном положении.

Данные для обучения и тестирования сети были взяты из базы данных медико-социальной службы по городу Перми, все персональные данные были исключены из анализа. Решение об отнесении семьи к той или иной группе также выводилось на основе вышеуказанной базы данных на основе колонки о дальнейших предпринимаемых действиях со семьей и только после консультации со специалистом.

При построении нейросетевой математической модели были применены следующие входные параметры:

- Возраст матери: количество полных лет.
- Занятость состоящего на учете: 1 – работает, 2 – не работает, 3 – учится.
- Употребление одним из родителей психоактивных веществ или алкоголизм родителей: 0 – не принимает, 1 – принимает.
- Нарушения в психическом, эмоционально-личностном развитии ребёнка (скандалы в семье): 0 – нарушений не выявлено, 1 – нарушения выявлены.
- Применение неконструктивных методов воспитания такие как вербальная или физическая агрессия: 0 – нарушений не выявлено, 1 – нарушения выявлены.
- Отсутствие жилья у беременной женщины: 0 – жилье имеется, 1 – отсутствие жилья.
- Отсутствие работы у обоих родителей: 0 – работа есть хотя бы у одного родителя, 1 – отсутствие работы у обоих родителей.
- Наличие в семье неудовлетворительных санитарно-гигиенических условий: 0 – санитарно-гигиенические условия в норме, 1 – санитарно-гигиенические условия неудовлетворительны.
- Ранняя беременность: 0 – первый ребенок появился после 18 лет, 1 – первый ребенок появился до 18 лет.
- Нежеланная беременность: 0 – ребенок был желанен, 1 – нежеланная беременность.

- Ранее зарегистрированные факты отказов от ребёнка (в том числе аборт): 0 – фактов отказа от ребенка не было, 1 – есть зарегистрированные факты отказа от ребенка.
- Социально-значимые заболевания (ВИЧ, СПИД, гепатит В и С, туберкулез и т.д.).

В качестве выходного параметра предлагалась классификация на: 1 – семья группы нормы, 2 – семья группы риска, 3 – семья, находящаяся в социально-опасном положении.

К сожалению, не было найдено данных о полноте семьи, об образовании родителей, об отношениях родителей с их семьями, о материальном состоянии семьи, что несомненно является важным параметром при постановке на учет семьи.

Проектирование, обучение, оптимизация и тестирование нейронной сети выполнялось по методике [4] в нейропакете [3]. Была построена слоистая нейронная сеть прямого распространения с 12 входными нейронами, одним выходным нейроном и одним скрытым слоем с 4 нейронами. В качестве активационных функций нейронов скрытого слоя и выходного нейрона использовался тангенс гиперболический, а в качестве алгоритма обучения – алгоритм упругого распространения ошибки.

После проведения 18000 итераций можно говорить о том, что ошибка обучения примерно равна 5.0%, а ошибка тестирования – 7.3%, что является приемлемым для работы с нейронной сетью. Результат тестирования сети в графической форме представлен на рис. 1.

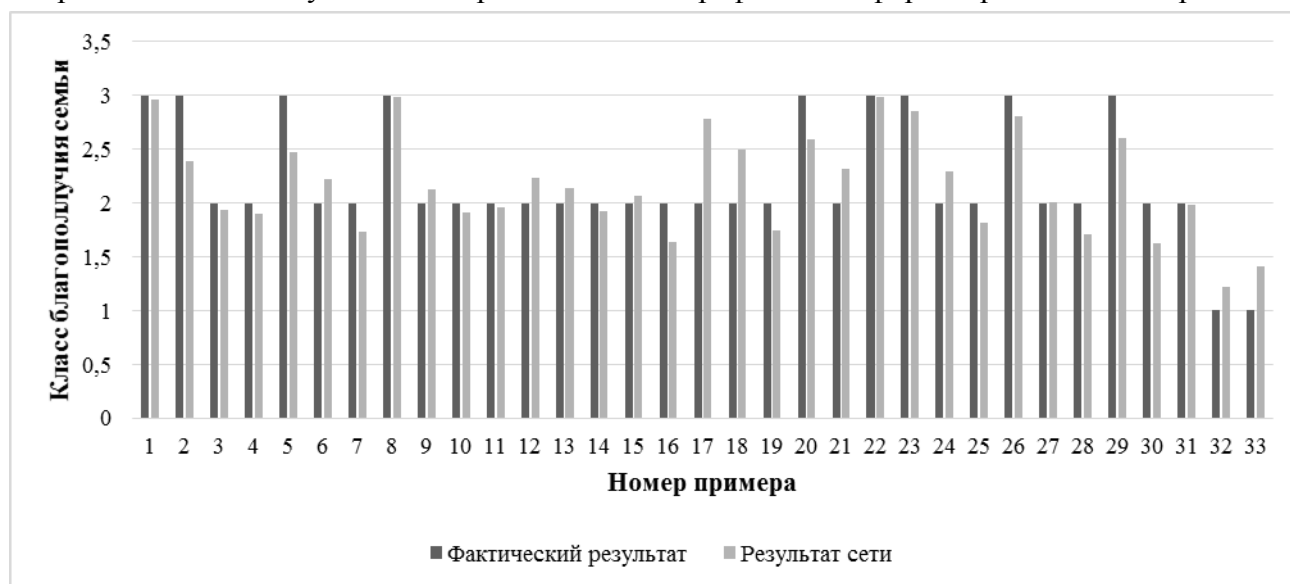


Рис. 1. Сопоставление фактических данных с результатами сети на тестовых примерах

Как видно из рисунка, результат, предложенный сетью почти везде совпадает с фактическим результатом. Значительные отклонения, влияющие на классификацию наблюдаются во 2 и 17 примерах.

Если говорить о значимости параметров, то, как видно из рисунка 2, наибольшее влияние на результат имеют такие параметры как «Нарушения в психическом, эмоционально-личностном развитии ребёнка» и «Применение неконструктивных методов воспитания», что несомненно является критическим показателем асоциальности семьи. Незначительными оказываются «Занятость матери» и «Возраст матери».

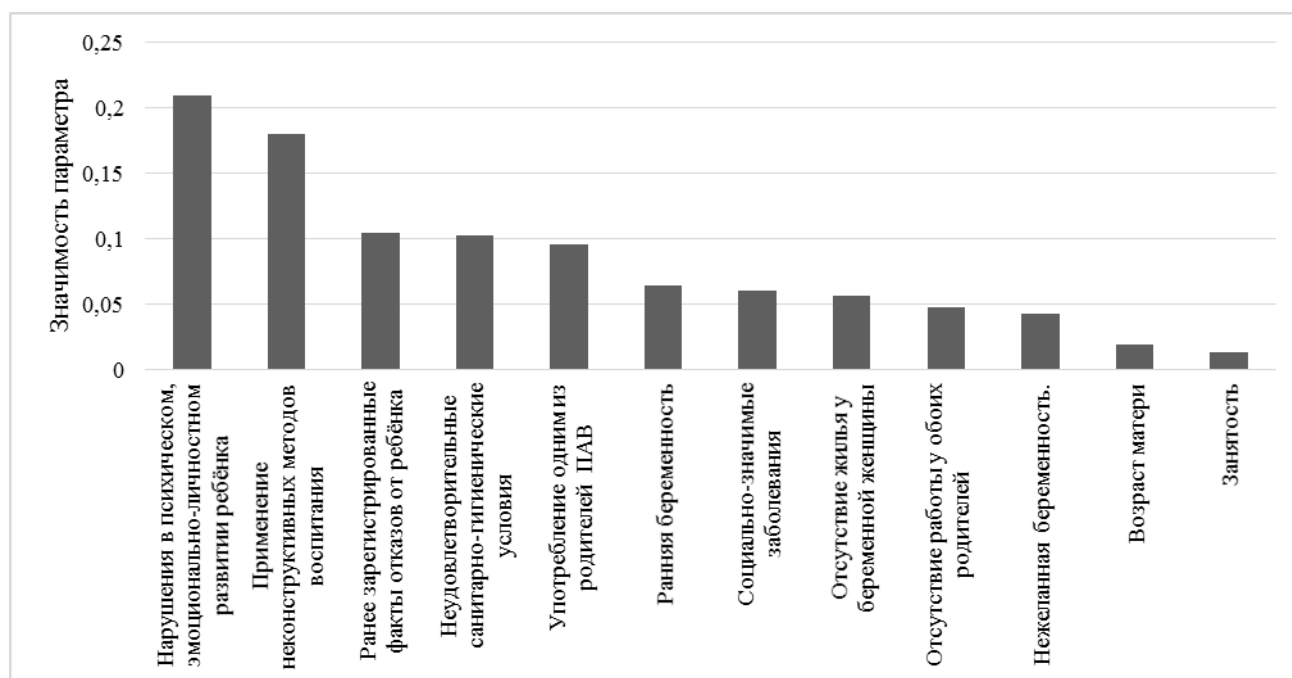


Рис. 2. Значимость входящих параметров

В качестве примера использования результатов работы пяти случайным семьям из социально-опасного положения будут даны рекомендации по улучшению своего положения. Данные о семьях следующие:

1-я семья: матери 25 лет. Она иногда подрабатывает репетитором. У мужа работы нет, болен ВИЧ. Дома всегда грязно. Ребенка семья не планировала.

2-ая семья: женщине 33, не работает. Живет у подруги. Дома всегда грязно. Мать постоянно употребляет ПАВ, в 2012 году у нее обнаружили гепатит С.

3-ья семья: матери 30, одна, не работает. В 2013 году у нее забирали ребенка, употребляет ПАВ, больна ВИЧ.

4-ая семья: матери 17 лет, получает среднее образование, живет у знакомых. С семьей не общается.

5-ая семья: матери 32 года, живет и работает в одном месте, непредназначенном для воспитания ребенка. Неоднократно фиксировались побои ребенка.

Почти все из рассматриваемых в работе параметров можно изменить (кроме «Возраст матери», «Ранняя беременность» и «Раннее зарегистрированные факты отказа от ребенка»), однако некоторые параметры, как например «Нежеланная беременность» или «Нарушения в психическом, эмоционально-личностном развитии ребёнка» тяжело поддаются изменениям. Для их изменения необходимо пройти курс консультаций у психолога, при необходимости психиатра. Необходимо нивелировать депрессивные, послеродовые расстройства (если в них причина), развить чувство материнства, привязанности к ребенку, сформировать ответственное отношение к функции родительства.

В качестве изменений, которые доступны каждой семье мы выбираем прекращение употребления ПАВ, нахождение постоянного заработка, нахождение постоянного места жительства и улучшение санитарно-гигиенических условий, поскольку эти параметры могут достаточно быстро изменить свои значения и обладают наибольшим влиянием на принадлежность семьи к той или иной группе.

На рисунке 3 видно как изменяется решение об отнесении каждой из пяти семей к тому или иному классу в зависимости от изменения вышеперечисленных параметров.

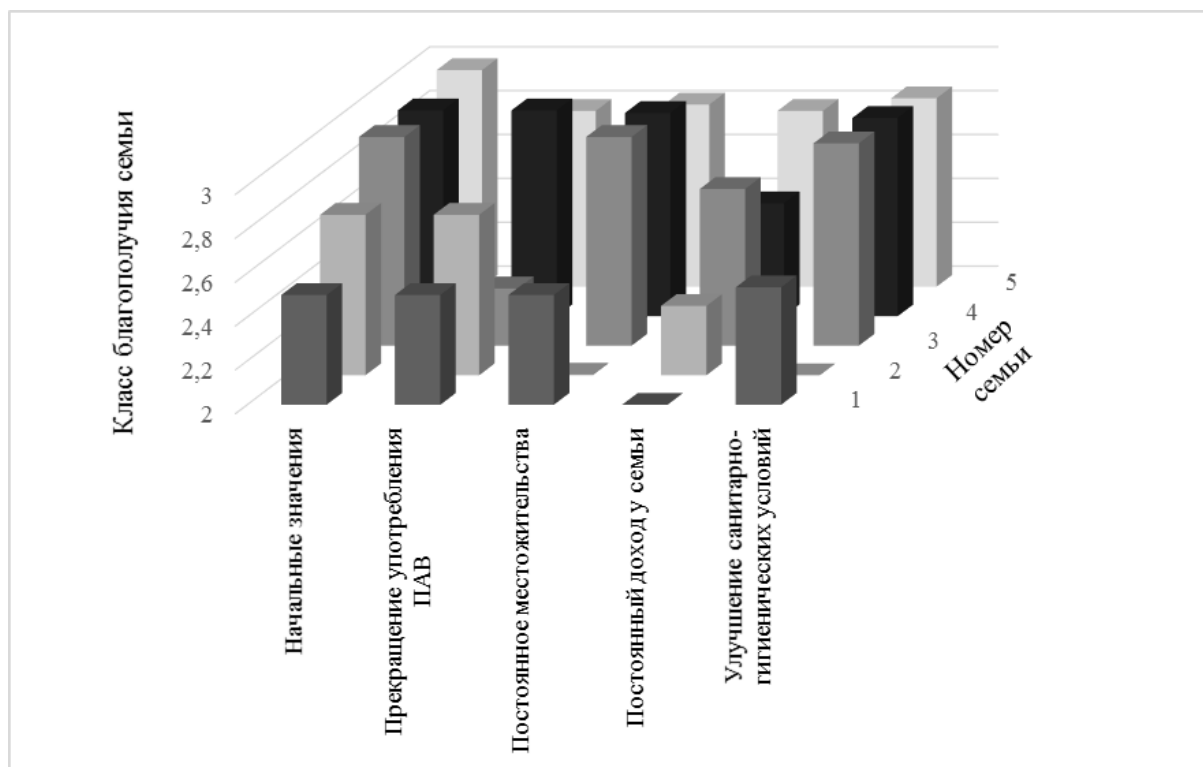


Рис. 3. Влияние изменения параметров на степень благополучия семей

Таким образом, при условии изменения только одного параметра, для первой семьи рекомендуется найти работу хотя бы одну члену семьи. Второй семье необходимо улучшить санитарные условия, либо найти новое место жительства. (Изменение любого из этих параметров будет почти одинаково влиять на выход из СОП для этой семьи). Третьей семье будет дана рекомендация прекратить использование ПАВ членами семьи. Для четвертой семьи большое значение будет иметь постоянный заработок.

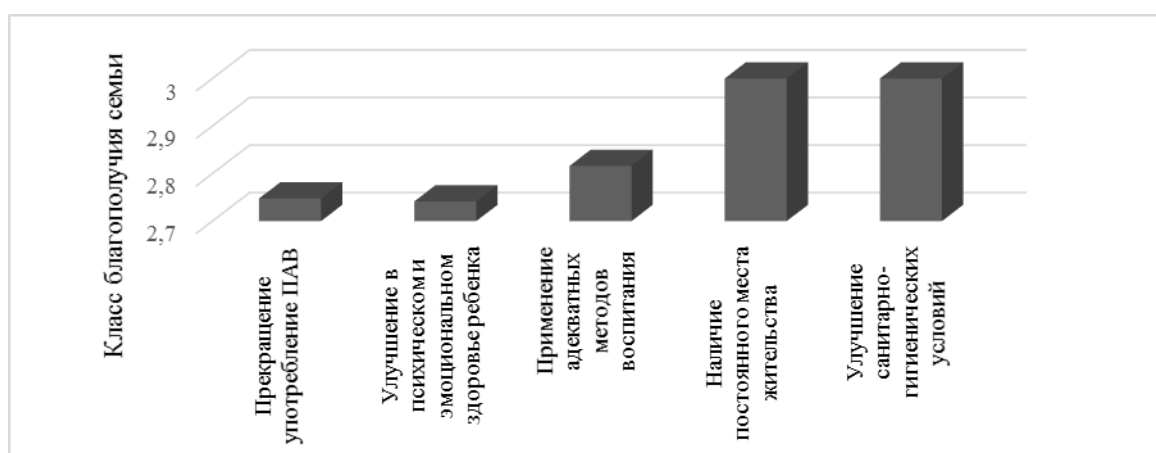


Рис. 4. Рекомендации для пятой семьи

В пятом случае изменение одного выбранного параметра не оказывает решающего значения на смену класса благополучия семьи, поэтому стоит проверить влияние других параметров на ситуацию.

На рисунке 4 можно увидеть, как изменяется класс благополучия семьи при изменении значения влияющего параметра.

Как видно из рисунка, женщине из пятой семьи в первую очередь рекомендуется больше времени уделять ребенку избегая физического и психологического насилия, следя за его эмоциональным и психологическим развитием. Для сохранения ребенка в семье должны быть проведены беседы для осознания важности правильного воспитания ребенка.

Библиографический список

1. *Иванова С.Р.* Неблагополучная семья: причины и факторы - М.: Москва, 2014.
2. Росстат. «Репродуктивное здоровье женщин, 2011 г.» сент. 2012 г.
3. *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.
4. *Ясницкий Л.Н.* Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.

FAMILY'S RISK CLASSIFICATION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

Mariia I. Selivanova

National Research University "Higher School of Economics – Perm", 38 Studentcheskaya st., Perm, Russia, 614070, mary.selivanova@mail.ru

The article provides a specification of an attempt to develop the neural network model for the family risk classification. A detailed description of the input data and the result of neural network learning is given; the influence of each parameter on the result is assessed. Based on the neural network data a set of recommendation is given to five high-risk families, in four cases the implementation of these recommendations leads to a noticeable improve of family situation within a relatively short span of time.

Keywords: artificial intelligence, neural networks, troubled family, high-risk family.

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ РАСЧЕТА ВЕРОЯТНОСТИ ПОПАДАНИЯ В ДОРОЖНО-ТРАНСПОРТНОЕ ПРОИСШЕСТВИЕ

Селиванов Н.И.

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
614070, г. Пермь, ул. Студенческая, д. 38, selivanov.nick@bk.ru

Дается описание разработки нейронной сети для расчета вероятности попадания, гибели или получения травмы в результате дорожно-транспортного происшествия на территории Российской Федерации на основе официальной статистике ГосАвтоИнспекции за 2015 года. Приведено описание использованных данных с полным описанием возможных значений полей и результатов обучения нейронной сети. проведен анализ адекватности результатов созданной модели по фактическим и прогнозируемым выходным параметрам сети. Показана зависимость вероятности выходящих параметров нейронной сети от дня недели и времени, а также риски попадания в ДТП участниками дорожного движения в зависимости от их возраста и стажа. Сделан вывод о том, что проблемными участниками дорожного движения являются лица в возрасте 30-50 лет со стажем до 2 и более 15 лет, при этом травмы в основном получают лица со стажем от 2 до 5 лет.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, нейронные сети, ДТП.

Количества автомобилей на дорогах России ежегодно растет, а вместе с тем на дорогах становятся опаснее для всех участников дорожного движения. За 2013 год произошло более 200 тыс. аварии, в которых погибло около 30 тыс. человек и получили травмы различной степени тяжести еще 250 тыс. человек. Несмотря на более безопасные автомобили и мероприятия по организации безопасного движения, всегда существует вероятность ДТП из-за состояния автомобиля, дороги или другой случайности.

Цель работы: создать нейросетевую систему для вычисления степени риска попадания в ДТП, получить ранение или погибнуть в результате ДТП, на основе статистических данных ГосАвтоИнспекции [1].

Для построения нейросетевой системы были собраны опубликованные статистические данные с сайта ГосАвтоИнспекции на территории Российской Федерации за январь-февраль 2016 года.

Для построения сети использовались только те параметры, которые учитывают параметры ДТП, напрямую связанные с человеком и местоположением. В связи с чем были отброшены параметры, связанные с состоянием автомобиля и дороги.

Описание технологии для анализа

Нейронная сеть – это математическая модель человеческого мозга, построенная на основе взаимодействия элементарных клеток – нейронов [2], которые обрабатывают входящую информацию по заданному правилу. Работа нейронной сети можно сравнить с работой мозга

человека: она способна строить ассоциативные связи между входящими и исходящими связями, тем самым проходя процесс обучения.

На основе обучающих примеров, нейронная сеть способна обобщать новые примеры с уже существующим «опытом» сети и выдавать правильные результаты. Однако даваемые ответы всегда имеют определенную погрешность из-за этого самого обобщения.

Нейронную сеть используется для прогнозирования будущих состояний объекта моделирования или моделирования текущего состояния объектов. Как результат, нейронная сеть – это мощный инструмент для моделирования состояния объектов из любой предметной области.

Для построения сети были использованы параметры отражающие свойства человека, места и времени возможного ДТП. Входящие параметры:

1. Пол участника: мужской – 1 и женский – 2.
2. Возраст участников разделены на 11 групп (до 14 лет, 14-16 лет, 16-18 лет, 18-21 год, 21-25 лет, 25-30 лет, 30-40 лет, 40-50 лет, 50-60 лет, 60-70 лет и от 70 лет).
3. Стаж вождения: до 2 лет, от 2 до 5 лет, от 5 до 10 лет, от 10 до 15 и свыше 15 лет.
4. Тип транспортного средства: 1-легковой автомобиль, 2-грузовой автомобиль, 3-автобусы и троллейбусы, 4-другие транспортные средства.
5. Местоположение: 1-город, 2-столица субъекта, 3- городской округ, 4- административные центры муниципальных районов, 5-иные городские поселения, 6-сельские поселения.
6. День недели: понедельник -1, воскресенье -7.
7. Время: от 00 часов до 23.

Результаты работы сети будет подсчет вероятности следующих параметров, другими словами выход сети:

1. Вероятности самого ДТП
2. Вероятность погибнуть в ДТП
3. Вероятность получить травму в результате ДТП.

В статистике Госавтоинспекции [1] указаны только фактические значения по всем данным параметрам с общим количеством случаев. Так как вероятность всегда меньше 1, то вероятность, например, попасть в ДТП в среду выше чем в среду в 18 вечера. С ростом количества учитываемых параметров вероятность будет уменьшаться. Так как нейросимулятор может учитывать числа порядка 10^{-4} , в связи с чем полученные вероятности были умножены на 10^5 .

Проектирование, оптимизация, обучение, тестирование нейронной сети и эксперименты над нейросетевой математической моделью выполнялись в нейропаке «Нейросимулятор 5.0» [3] по методике [2].

Структура нейронной сети будет содержать 13 входных параметров, 3 выходных параметра, 2 скрытых слоя по 6 и 4 нейрона соответственно. В качестве активационных функций нейронов скрытого слоя и выходного нейрона использовался тангенс гиперболический, а в качестве алгоритма обучения – алгоритм упругого распространения ошибки.

Обучающее множество состоит из 900 примеров, а тестируемое множество из 100. В результате обучения мы получаем показатели качества обучения, а именно среднеквадратич-

ная погрешность обучения равняется 15.5 для первого выхода, 18.4 для второго и 12.8 для третьего выхода.

После обучения выделяем веса входящих параметров, из которого следует что самыми значимыми являются возраст участника и тип транспортного средства:

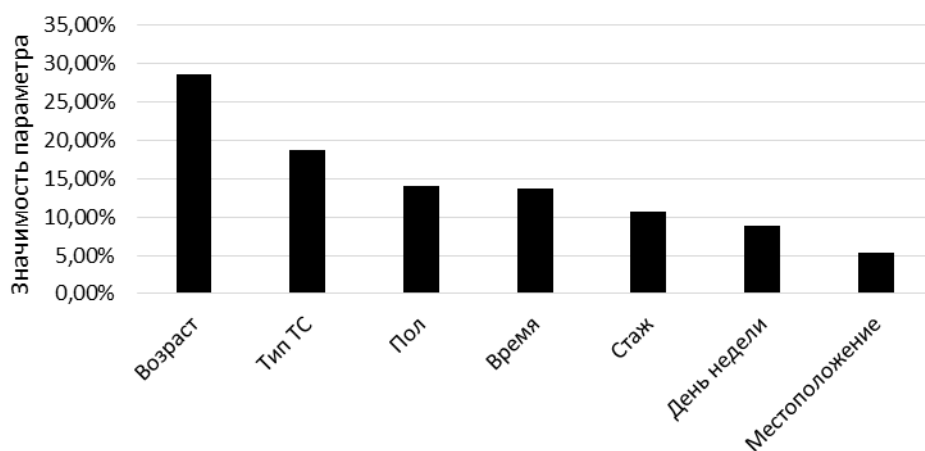


Рис. 7. Гистограмма распределения значимости входных параметров модели

На рисунках 2-4 показана зависимость выходящих параметров от возраста и стажа участника дорожного движения:

Как мы видим на рис.2 в зоне риска в основном присутствуют люди от 30 д 40 лет со стажем от 2 до 5 и более 15 лет. В тоже время смертельный исход ДТП чаще случается у людей той же возрастной группы, но со стажем до 2 и более 15 лет. Травмы же получают в основном лица 40 лет со стажем до 5 лет и более 15 лет.

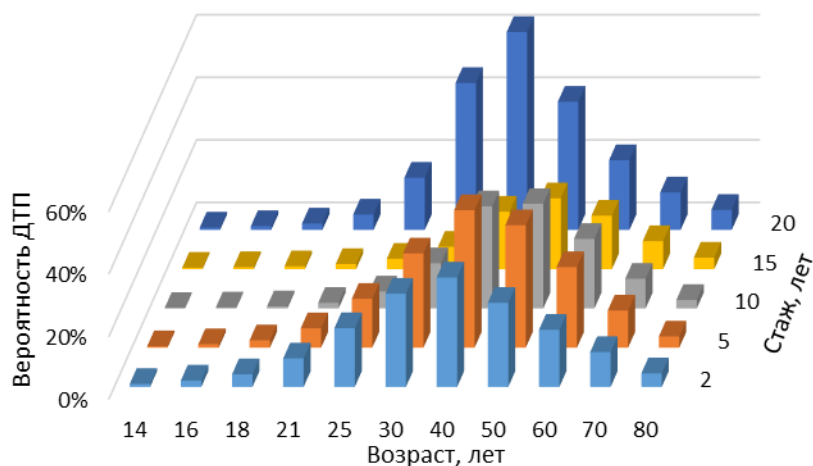


Рис. 8. Зависимость вероятности ДТП от возраста и стажа

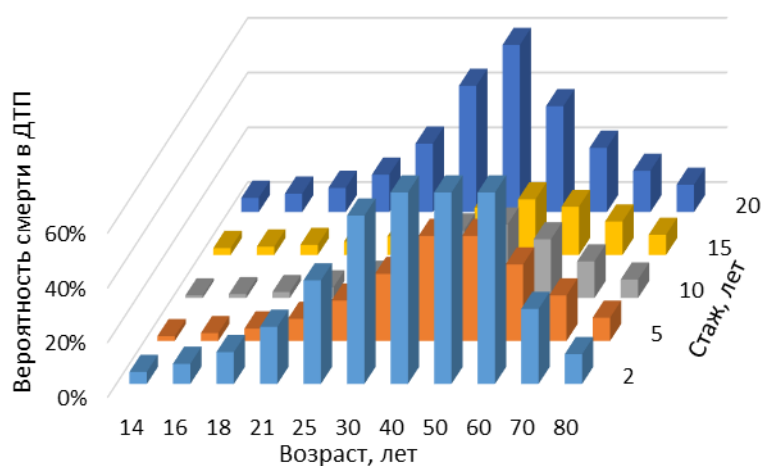


Рис. 9. Зависимость вероятности смерти в ДТП от возраста и стажа

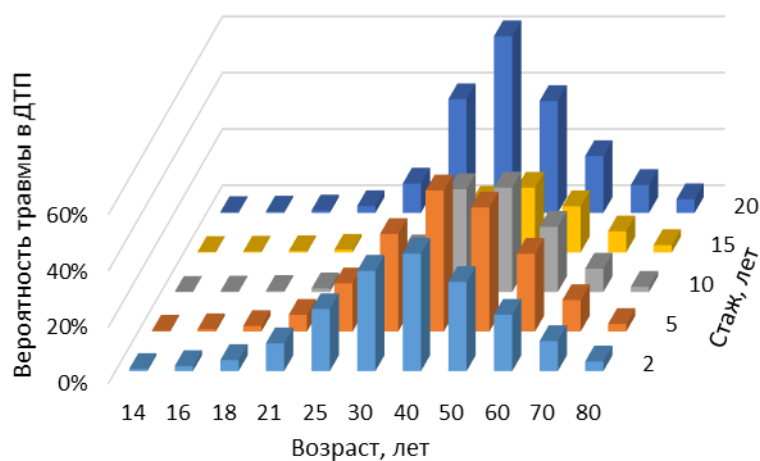


Рис. 10. Зависимость вероятности получения травмы в ДТП от возраста и стажа

На рисунках 5-7 показана зависимость выходящих параметров от дня недели и времени:

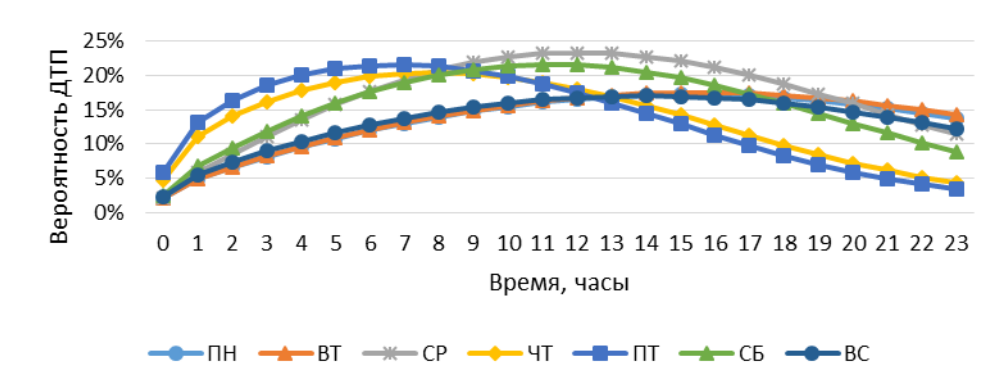


Рис. 11. Зависимость вероятности ДТП от дня недели и времени

Пик вероятности приходит на утреннее и дневное время, как самое популярное время вождения. В четверг и пятницу большинство поездок проводится в утреннее время, а вечером большинство отдыхают дома трудовой недели. В среду и субботу в дневное время население выезжает по своим делам, а в понедельник, вторник и воскресенье большинство рав-

номерное движение с плавным выростом в вечернее время (15-19 часов), когда население уезжает с работы.

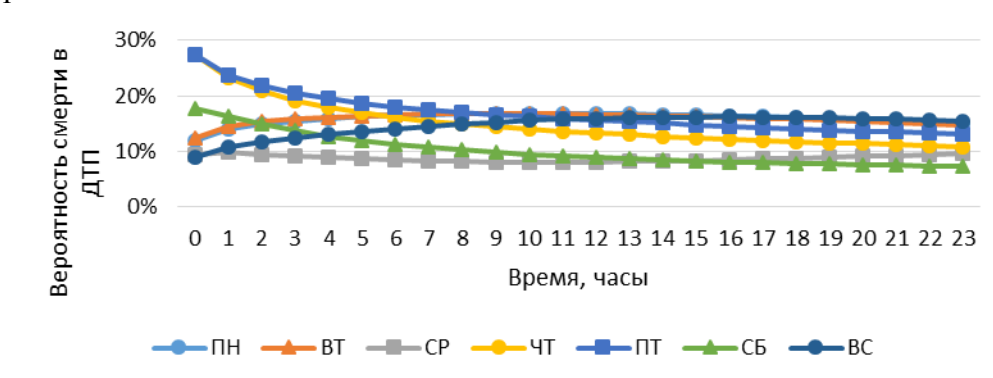


Рис. 12. Зависимость вероятности смерти в ДТП от дня недели и времени

Вероятность умереть в ДТП равноценно в течении дня с пиком в ночное время. Ведь ночью снижается внимание, и обзор для водителя транспортного средства, что соответственно увеличивает шанс аварии без предварительно контраварийных действий.

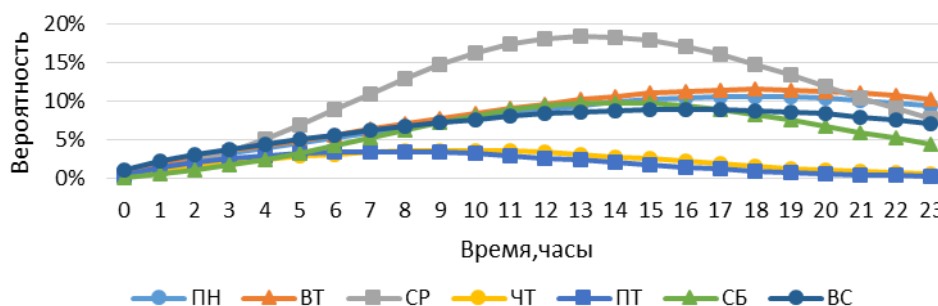


Рис. 13. Зависимость вероятности получить травмы в ДТП от дня недели и времени

Вероятностью получить травму в результатах противоположно смерти в ДТП в ночное время и утром. Соответственно в ночное время получают травмы несовместимые с жизнью. Пик приходится на середину недели, как внимание водителей успокаивается с перехода с начала недели на близость выходных.

Библиографический список

1. Сведения о показателях состояния безопасности дорожного движения// ГОСАВ-ТОИНСПЕКЦИЯ [Электронный ресурс] [Режим доступа: <http://www.gibdd.ru/stat/>] [Проверено: 14.03.2016].
2. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.
3. 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.

NEURAL NETWORK MODEL DEVELOPMENT FOR CALCULATING THE PROBABILITY OF GETTING INTO THE ROAD ACCIDENTS

Nikita Selivanov

National Research University “Higher School of Economics – Perm”, 38 Studentcheskaya st., Perm, Russia, 614070, selivanov.nick@bk.ru

The article provides specification of an attempt to develop the neural network model for calculating the probability of getting into the road accident or to get insured or dead in the road accidents on the Russian Federation based on the official data from State Traffic Safety Inspectorate in 2015. A detailed description of the data and the result of neural network learning is provided in the article. Also listed is an analysis on the network's accuracy by the factual and the forecast output parameters. the influence of the day of weeks and time within the influence of driver year and his or her experience for the calculating probability was listed. It is concluded, that the risk group is the people 30-50 years old and with driving experience under 2 and more than 15 years. However, the people with driving experience from 2 to 5 years usually get insured in the road accident.

Keywords: artificial intelligence, neural networks, road accident.

УДК 334.01; 539.3

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РАЗРУШЕНИЯ АВТОМОБИЛЬНЫХ ДОРОГ

Смогунов В.В., Вдовикина О.А., Краева Н.А., Цилина Е.А.

Пензенский государственный университет,
440026, Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40
kraeva-2014@list.ru

Статья посвящена путям развития кредитования дорожного хозяйства. Основными проблемами является дороговизна инертных материалов – песка и щебня, а также недостаточный ресурс дорог. Представлены модели разрушения и доказано, что основной причиной низкого качества дорог является устаревшая технология с использованием подстилающих слоев дорог. Разработана новая твердотельная технология строительства, реконструкции и ремонта дорог, обеспечивающая в 2...2,5 раза больший ресурс дорожного полотна, за счет исключения подстилающих слоев из не связанных между собой песка и щебня. Показано, что одним из эффективных путей инновационного развития экономики и дорог является кредитование коммерческими банками проектов с понуждением кредитующих использования открытий, патентов и ноу-хау, принадлежащих университетам России.

Ключевые слова: автомобильные дороги, модели разрушения, технология строительства автодорог, экономико-технические характеристики, системный банкинг.

Дорожный комплекс является одним из самых емких секторов экономики. Автомобильный транспорт обеспечивает около 80 % всех грузоперевозок и составляет около 18% в формировании ВВП России, что более 5,5 трл. руб., Из них 1,8 трл. руб. – оплата труда води-

телей и эксплуатационные расходы; продажа автотранспорта и запчастей – около 1,0 трл. руб. Строительство и ремонт дорог – 1,1 млрд. руб.

Большая часть проектов строительства и реконструкции автодорог имеет инвестиционный цикл до 5-7 лет. Годичный бюджетный цикл не позволяет гарантировать финансирование при заключении государственных контрактов на весь период реализации автодорожных проектов. В связи с этим также не учитывается инфляция, возникают недостатки финансирования и сложности с внедрением новых технологий, требующих, как правило, примерно тех же сроков освоения в строительстве и еще больших сроков в оценке эффективности. Эти же факторы сдерживают привлечение частных инвестиций в дорожное строительство. Считается, что система комплексных долгосрочных контрактов и новые механизмы финансирования смогут обеспечить решение насущных проблем экономики автодорог.

Среди современных тенденций развития следует отметить инициирование зарубежными банками проектных циклов организации, обеспечивающих приемлемый уровень проектных и кредитных рисков, т.е. системный банкинг. Базовым кредитным продуктом банка является побуждение проектов с управлением рисками и организация проектов риск-менеджерами, т.е. системный банковский продукт, максимально улучшающий показатели проектов и конкурентоспособность банка.

Одним из путей решения проблемы экономики автодорог является, на наш взгляд, применение современных твердотельных технологий строительства, исключающих подстилающий слой из не связанных песка и щебня и обеспечивающих вдвое больший ресурс. По результатам наших исследований использование не связанных песка и щебня приводит к следующим моделям разрушения [2]:

- модель температурного разрушения описывает трещинообразование в асфальтобетоне, лежащем на щебне, при воздействии отрицательных температур, вызывающих охрупчивание битума и наноразрушение по границам гетероструктур;
- модель влажностного разрушения описывает потерю устойчивости земляного полотна при переувлажнении щебня, песка, грунта и приводящую к просадкам и трещинам в асфальтобетоне;
- модель волнового разрушения многослойной гетероструктуры дороги под действием волновых полей, возникающих при движении автотранспорта, приводящих к переупаковке щебня и песка, возникновению просадок полотна и трещинам в асфальтобетоне;
- модель термоциклического разрушения с переходами температуры через ноль градусов, описывает разрушение асфальтобетона и подстилающих слоев щебня и песка при замораживании и размораживании воды в поверхностных субмикротрещинах в асфальтобетоне, а так же при просачивании воды в щебень и песок с образованием линз.

Под действием волновых полей происходит переупаковка щебня и песка. В связи с этим были предложены твердотельные дороги, в которых нет не связанных инертных материалов типа щебня и песка.

Технология включает гомогенизацию грунта и «продавливание» его с эквивалентной 150-процентной нагрузкой на ось для данной дороги; создание базовых технологий для участков дорог с умеренной влажностью, повышенным увлажнением, с заболоченными участками, периодическими промерзанием и оттаиванием, вечной мерзлотой; проектирова-

ние и производство высокопроизводительного оборудования и строительной техники на основе ноу-хау разработчиков предлагаемых технологий; использование материалов конкретного региона – цемента, извести, наноглины, минимизацию разрушений природного ландшафта и т.п.;

Комплексные сравнительные экономико-технические характеристики строительства по существующим и предлагаемой технологиям указывают на серьезные преимущества твердотельной технологии – в 2...2,5 раза больший ресурс. Требуемые затраты для реализации технологий включают: создание комплекса новых дорожных машин, проектирование, создание технологии производства машин, выпуск опытных образцов, испытание и доработка машин, организация выпуска машин, создание эффективных нанопобов, средств заращения ям и трещин, а также оборудование для их производства; приобретение образцов импортных машин, включая тяжелые гусеничные тракторы, колесные средства для тяжелых грузов; опытное строительство и содержание твердотельных дорог, включая участки федеральных трасс в период опытной эксплуатации, включая страхование опытных дорог.

Второй по важности причиной быстрого разрушения дорог является недостаточные, для основных климатических зон России, эксплуатационные характеристики асфальтобетона и недостаточно устойчивая к нарушениям технология укладки и уплотнения асфальтобетона. Особенно важно это для современных интенсивных потоков тяжелого, до 15 т/ось, транспорта.

Таким образом, важнейшая проблематика автомобильных дорог связана с устаревшими технологиями строительства, реконструкции и ремонта, а также с отсталой нормативно-технологической документацией, являющейся тормозом применения новых технологий. Однако предлагаемые университетские патенты и ноу-хау РФ категорически отвергаются. В тоже время, каким-то странным образом в проекты новых дорог со старыми технологиями попадают строительные материалы зарубежных компаний, не улучшающие качество дорог, но значительно удорожающие проекты и, таким образом, существенно тормозящие экономику дорожного строительства в целом. Разумных объяснений данного феномена не существует. В качестве правдоподобной гипотезы может быть гипотеза о некой материально мотивированной заинтересованности лиц, продвигающих эти материалы и технологии, а также политически мотивированные решения ответственных руководителей, открывающих бюджетное финансирование подобных «инноваций».

На наш взгляд, в качестве стратегического развития следует признать предлагаемую нами информационно-экспертную концепцию интеллектуального анализа данных по новым технологиям и материалам в нашей стране и за рубежом для отбора и первоочередного кредитования, несомненно, полезных для регионов России фундаментальных инноваций.

Внутренняя логика предлагаемой концепции предполагает первоочередное кредитование проектов на федеральном, региональном и муниципальном уровне. Многие «инновации», предлагаемые иностранными фирмами в качестве технологий и материалов преследуют цели завоевания новых рынков сбыта любой ценой. В том числе, для стран и фирм покупателей, ценой развала предприятий и целых отраслей экономики за счет «жесткого» маркетинга, включая применение бросовых цен в начальные моменты продаж. Для оборудования – это относительно дешевое оборудование с супердорогими расходными материалами и пр.

Очевидно, целесообразной формой ускорения инновационного развития экономики является приобретение банками портфеля наиболее продвинутых университетских открытий, патентов, ноу-хау России и продажа прав интеллектуальной собственности кредитуемым организациям по профилю осуществляемой деятельности. Авторы университетских патентов, как правило, наиболее компетентные специалисты по профилю региональных проблем экономики. Патенты, являясь интеллектуальной собственностью университетов, становятся реальной ценностью при продаже их в качестве кредитов заинтересованным кредитуемым организациям. Таким образом, эффективным путем решения проблем автодорог является кредитование проектов с понуждением кредитуемых использования патентов и ноу-хау ученых России.

Принципиально новым результатом в области развития экономики автодорог является предлагаемая система интеллектуального анализа [1]. фундаментальных инноваций на основе информационно-экспертного отбора для первоочередного кредитования, несомненно, полезных для России открытий, патентов, ноу-хау. Эффективным путем решения проблем финансирования строительства, реконструкции и ремонта автодорог и наилучшей финансовой инновацией для коммерческих банков России являются приобретение прав собственности на открытие, патенты, ноу-хау Российских университетов с последующей продажей их в составе кредитов предприятиям и организациям по профилю осуществляемой деятельности.

Проблемы развития системного банкинга автодорог представляют собой важнейшую проблему развития всех отраслей экономики России. Основным путем решения этой проблемы является кредитование коммерческими банками проектов с понуждением кредитуемых использования открытий, патентов и ноу-хау, принадлежащих университетам России.

Библиографический список

1. *Ясницкий Л.Н.* Введение в искусственный интеллект. М: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
2. *Смогунов В.В.*, Образование интеллекта. Бишкек, 2009. 246 с.

INTELLECTUALLY ANALYSIS OF THE DESTRUCTION OF ROADS

Smogunov V. V., Vdovikina O.A., Kraeva N.A., Zhilina E.A.

Penza State University, 440026, Russian Federation, Penza, Krasnaya, 40

The article is devoted to the development of lending to road sector. The main problem is the high cost of inert materials – sand and crushed stone, as well as insufficient resource roads. Presents models of destruction and proved that the main reason for poor quality roads is old technology with the use of base layers of roads. Developed new solid-state technology of construction, reconstruction and repair of roads, providing two in...2,5 times longer life of the roadway, due to the exclusion of the underlying layers of unconnected sand and gravel. It is shown that one of the most effective ways of innovative development of the economy and roads is lending to commercial banks projects credited with forcing the use of discoveries, patents and know-how' belonging to the universities of Russia.

Keywords: roads, model of destruction, the technology of road construction, economic and technical characteristics, system banking.

УДК 531/ ББК 24.45

УДК 621.91.002/ББК 27

ГИБРИДНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ДИНАМИКЕ ГЕТЕРОГЕННЫХ СТРУКТУР

Смогунов В.В., Кузнецов Н.С., Шорин В.А., Вдовикина О.А., Акчурина Д.Р.

Пензенский государственный университет, 4400026, Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40,
penzgu.tmt@inbox.ru

Рассмотрено современное состояние социотехносферы Земли как сложной системы с гетерогенной дискретно-непрерывной структурой. В качестве исследовательского аппарата использовались методы искусственного интеллекта в гибридных вариантах с применением программ анализа *big data*, математического моделирования, включая сетевые и графовые методы, а также экспериментальные методы. Выдвинута гипотеза массовой трансформации в настоящее время человека через разновидности *homo habilis*, *erectus*, *faber*, *stepitans*, *ludens*, *creators*, *symbol analist*, и чисто футуристической формы *homo immortalis omnipotent* в реально создающуюся новую цивилизацию *homo intellectus*. Предложены модели бомбардировки земли космическими объектами, закономерности землетрясений и пояса бомбардировок. Развиты представления о современных транспортных системах. Доказано существование фундаментального предиктора нарушений кровообращения у млекопитающих в форме динамической вязкости крови, как отношение пульсового давления к частоте сердечных сокращений. Доказано стимулирующее влияние искусственного интеллекта на процессы интеллектуализации социотехносферы 21 века, особенно усилившееся со 2-ой половины 20 века после создания *INTERNET*, *Deep Fritz* и т.п.

Ключевые слова: искусственный интеллект, динамика, гетероструктуры, математическое моделирование.

Введение. Динамика гетерогенных структур (ДГС) в современном понимании – фундаментальная общенаучная дисциплина, являющаяся базой для исследования естественно-научной, общественно-гуманитарной и других сфер человеческой жизнедеятельности. ДГС – учение о ресурсах и производимых ими изменениях, включая обобщенную оценку в многомерном пространстве состояний, от зарождений до гибели структур. Гетероструктуры – совокупность устойчивых связей отношений, обеспечивающих целостность и самоподобие в материальной, духовной функциональной сферах [1].

Вероятно, самой актуальной проблемой 21 века является проблема безопасности социотехносферы как результата жизнедеятельности населения Земли. А в центре этой проблемы – безопасность человека. В связи с чем, в статье рассмотрен процесс трансформации человека, как биовида и основные угрозы для человечества: воздействие внешних возмущений из космического пространства, проблемы развития транспортных систем, нежелание че-

ловека заботиться о своем собственном здоровье через самоконтроль основных предикторов нарушения кровообращения.

1. Трансформация человека и социотехносферы – многовековой сложнейший процесс зарождения и гибели гетероструктур. Считается, что современный физический биовид человека сформировался около 50 тыс. лет назад и с тех пор развивался сам и создавал способы и средства выживания, а также орудия облегчения своего труда, саморазвиваясь в приобретении знаний, умений, навыков. С позиций современной генетики биовид *homo sapiens* включал бесконечное множество людей с разнородными качествами. Во все времена рождались люди генетически, а не воспитанием и самовоспитанием созданные выдающимися. Например, индийский принц – просветленный, стал Буддой, основоположником буддизма; Александр Македонский – родился великим полководцем; мессия Иерусалима Иисус Христос – чудотворец, миротворец, распятый римлянами и др. Как известно, эволюция животного – путь видовой специализации, связанной с занятием тем или иным видом своей особенной ниши, устраняющей конкуренцию с другими видами. Основной путь биологической эволюции у *homo sapiens* заключается в специализации конкурентной борьбы. Использование методологии гибридного интеллекта – программа анализа не вполне достоверных больших массивов данных – *big data* – для определения эволюционной цепочки видов человека позволила выдвинуть гипотезу о массовой трансформации в настоящее время человека через древние виды *homo habilis* и *homo erectus* к кроманьонцам и далее – *homo sapiens*, *faber*, *stepitans*, *ludens*, *creators*, *symbol analyst*, *informatikus* и чисто футуристической формы *homo immortalis omnipotent* в реально создающей новую социотехносферу – *homo intellectus*.

Выдвинутая гипотеза весьма убедительно подтверждается исследованиями ученых многих специальностей: философов, психологов, социологов и др. Доля физического труда повсеместно уменьшается при неуклонном увеличении доли умственного труда. Постиндустриальное общество превращается в цифровую цивилизацию. Социотехносферы отдельных государств через процессы глобализации превращаются в единую социотехносферу Земли. Заболеваемость сердца и сосудов превратились в главную проблему для большинства населения земли, что однозначно связывается с умственной деятельностью. Доказано стимулирующее влияние искусственного интеллекта на процессы развития социотехносферы 21 века, особенно усилившееся во 2-ой половине 20-го века после создания микрочипов, системных программ анализа и моделирования умственных процессов, а также Интернет.

2. Воздействие внешних факторов. Основной системой человеческого организма, определяющей нормальное функционирование всех систем является интегративная метасистема кровообращения, включающая мозг, сердце, сосуды, кровь, а также лимфатическую, эндокринную и нервные системы. Кровообращение представляет собой сверхсложную систему с гетерогенной структурой и нейрогуморальным регулированием функционирования. Нарушения в ней приводят к рассинхронизации всех систем, болезням сердца, сосудов, головного мозга.

Применение методологии искусственного интеллекта к анализу данных о кровообращении позволил установить системы связи и закономерности функционирования кровообращения [2].

Динамика гетероструктур кровообращения зависит от физиологических и функциональных факторов, связанных с воздействием внешних сил. Образ жизни, температура окружающей среды, атмосферное давление, влажность, психоэмоциональные нагрузки непосредственным образом влияют на работу системы кровообращения. Установлено, что активность солнца, изменение атмосферного давления, геомагнитного поля Земли существенно влияют на работу системы кровообращения. Установлены также системные связи максимумов основных метеорных потоков с максимальными землетрясениями, наводнениями и пр. По результатам интеллектуального анализа *Data mining* траектории космических объектов, строение солнечной системы и географии землетрясений выдвинута гипотеза существования экваториальной зоны земли между тропиками Рака и Козерога, где происходит 95 % землетрясений, инициированных внешними силами и несовпадающими с очертаниями литосферы планеты.

3. Проблемы развития транспортных систем. Важнейшими элементами социотехносферы в 21 веке являются транспортные системы, и прежде всего, автомобили и автомобильные дороги. Основные проблемы – безопасность и экономика автодорог и автомобилей. В среднем за год в современной социотехносфере земли в дорожно-транспортных происшествиях погибает 1,5 млн. человек. Бензин, керосин, масла и пр. требуются во все возрастающих масштабах при ограниченности запасов углеводородов на 30-40 лет. По большей части автодороги России и других стран представляют собой многослойные гетероструктуры, в лучшем случае с асфальтобетонным покрытием. Затраты на ремонт дорог превышают затраты на строительство новых дорог. Битум – основное связующее асфальтобетонных дорог относится к вредным веществам, поэтому асфальт с дорог и тротуаров надо убирать. Весьма вредное влияние на экологию оказывают продукты сжигания углеводородов. Математическое моделирование многослойных гетероструктур дорог убедительно свидетельствуют о тесной связи проблемы дорог с проблемой трансформации биовида человека. По П.Флоренскому *homo faber*, мастеровой, техник, инженер, человек делающий. Именно *homo faber* предложили и построили непревзойденные по ресурсу Римские дороги – твердотельные дороги из камней и глинопесчаного связующего. На наш взгляд, твердотельность дорог – это главное фундаментальное требование. С учетом возрастающих нагрузок от транспорта следующим важнейшим требованием является замена асфальта на бетон, как более прочный материал. Математические модели в форме функциональных гиперграфов, сетей Петри, конечных автоматов, а также эквивалентного представления в форме двудольного графа Кёнига позволили установить основные закономерности поведения многослойных дискретно-непрерывных несвязанных гетероструктур, заключающейся в диффузии дисперсных материалов в подстилающие грунты и в переупаковке песка и щебня при волновых воздействиях движущегося транспорта. Среди перспективных решений *concept-car* известны решения по созданию экологичных топлив, электродвигателей пр. С применением искусственного интеллекта нами создан образ автомобиля существенно более безопасного и практичного для современной России. Эта рамная конструкция на 3 или 4-х безвоздушных мотор-колесах, электронными тормозами, двухместная, с автопилотом, свинцовыми и солнечными батареями, резервно подключаемым двигателем внутреннего сгорания и навешиваемыми много-

слойными вибро- ударопоглощающими панелями общей массой авто не более 400 кг, скоростью не выше 60 км/ч, пробегом без подзарядки до 300 км.

4. Самоконтроль нарушения кровообращения. Компьютер, *INTERNET*, средства коммуникации коренным образом изменили жизнь, обеспечивая человека бесконечными возможностями повышения собственного интеллекта и превращения индивидуального интеллекта в гибридный с информационной базой мирового интеллекта. Психика человека далеко не всегда подготовлена к этому и реагирует обострением системных противоречий социотехносферой, человека с человеком и человека с самим собой. Особую роль играют противоречия человека с самим собой, поскольку именно они ведут к разрушению гармонии жизни, складывающуюся, как правило, к 30-ти летнему возрасту [3]. Разрушение гармонии жизни приводит к дисбалансам душевного равновесия, кардионеврозам, нарушениям в сердечно-сосудистой системе, инфарктам и инсультам [4]. Частота инфарктов и инсультов с возрастом от 30 до 50 лет возрастает в 100 раз, для людей старше 50 лет – почти 90 % от общей летальности. По официальным данным ООН в 21 веке в среднем за год умирает около 30 млн. человек. При этом с каждым годом процент умерших от инфарктов и инсультов в общей смертности прирастает от 60 до 70 % по разным регионам мира. 2015г. по предложению В.В.Путина был объявлен национальным годом борьбы с сердечно-сосудистыми заболеваниями. В процессе выполнения Государственной программы Минздрава РФ выяснилось, что главная проблема заключается во временных запаздываниях медицинской помощи, незнание многими людьми своих заболеваний и ошибками диагностики. Признано чрезвычайно важным ведение самоконтроля давления и пульса, т.е. по существу кровообращения. Использование искусственного интеллекта в анализе предвестников катастроф позволило авторам доказать необходимые для самоконтроля кровообращения предвестники: систолическое, диастолическое, пульсовое давление, частота сердечных сокращений и вязкость крови. По результатам наших исследований доказано существование фундаментального предиктора кровообращения у всех млекопитающих в форме динамической вязкости крови, в классическом варианте, как отношение пульсового давления к частоте сердечных отношений [5].

Библиографический список

1. Смогунов В.В. Динамика гетерогенных структур. Пенза.: Издательство Пенз.ГУ, 2001. – 311 с.
2. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академии», 2005. – 176 с.
3. Смогунов В.В. Эволюция моделей интеллекта. Пенза.: Изд-во ПензГУ, 2008. – 216 с.
4. Smogunov V.V. Law of disasters. Intellectual analysis. – Germany, Academic Press.– 2013, 106 p.
5. Смогунов В.В. Самоконтроль кровообращения. Пена, Изд-во Пензенская правда, 2016. – 52 с.

HYBRID INTELLIGENCE IN THE KINETICS OF HETEROGENEOUS STRUCTURES

Smogunov VV, Kuznetsov NS, Shorin VA Vdovikina OA Akchurina DR

Penza State University , 4400026 , Russia , Penza, st. Red , 40
penzgu.tmt@inbox.ru

The present state of the earth as a complex system sotsiotekhnosfery with heterogeneous discrete-continuous structure. As a research unit used the methods of artificial intelligence in the hybrid varieties with big data analysis software, mathematical modeling, including network and graph techniques and experimental methods. The hypothesis of mass transformation now through human species homo habilis, erectus, faber, stepitans, ludens, creators, symbol analyst, and purely futuristic forms homo immortalis omnipotent in actually create a new civilization of homo intellectus. The models of land bombardment by space objects, patterns of earthquakes and the bombing of the belt. The development of ideas about modern transport systems. The existence of a fundamental predictor of circulatory disorders in mammals in the form of the dynamic viscosity of the blood, as the ratio of pulse pressure to heart rate. It proved a stimulating effect on the processes of artificial intelligence sotsiotekhnosfery intellectualization of the 21st century, especially the efforts by the 2nd half of the 20th century after the creation of INTERNET, Deep Fritz, etc.

Keywords: artificial intelligence, dynamic, heterostructures, mathematical modeling.

УДК 004.891

ДВУМЕРНЫЕ НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СТРУКТУРЫ МЕТА-АНАЛИЗА МЕДИКО-ЭКОЛОГИЧЕСКИХ ДАННЫХ

Старцев Е.А., Шаталова О.В., Уварова В.В.

Юго-Западный государственный университет,
305040, Россия, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94, Shatolg@mail.ru

Предложена структурно-функциональная модель мета-анализа, обеспечивающая мета-анализ данных, полученных в различные моменты времени от различных источников. Особенность модели состоит в том, что нейросетевые аппроксиматоры строятся на каждом временном интервале наблюдения фактора В результате мета-анализа получена функциональную зависимость контролируемого параметра от наблюдаемого управляющего фактора, что позволяет определить достоверность влияния последнего на функциональное состояние системы. Для построения модели функциональной зависимости используются двумерные нейросетевые структуры.

Ключевые слова: мета-анализ, нейронная сеть, информативные признаки, дифференцирование сложной функции.

Мета-анализ медико-экологических данных позволяет установить достоверность связи между воздействием на человека управляющих факторов внешней среды – наблюдаемых параметров и его функциональным состоянием, в целом или отдельных органов и систем организма. Конечная цель мета-анализа – определить реакцию системы (промышленного кластера, популяции или индивидуума) на внешнее управляющее воздействие (акцию) и в конечном итоге оценить роль этого воздействия на текущее состояние системы.

В качестве модели «акция – реакция» используем гомеостатическую модель, которая позволяет не акцентировать внутреннюю структуру и принципы функционирования объекта, а оперировать только с данными на его входе и выходе. Полагаем, что на входе объекта присутствует только управляемый фактор интенсивностью Φ , под которым можем понимать как скалярную, так и векторную величину с компонентами $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n$. В частности, это может быть как терапевтическое воздействие, так и экологический фактор (факторы) в некотором промышленном кластере или его сегменте.

Как правило, в каждом кластере (сегменте кластера) имеем одинаковый уровень интенсивности неблагоприятного экологического фактора Φ , поэтому реакцию X внутри кластера (сегмента кластера) будем связывать только со временем воздействия неблагоприятного фактора на живые объекты и предысторией, то есть функциональным состоянием на шаге наблюдения t_i . Таким образом, в результате мета-анализа необходимо получить функциональную зависимость контролируемого параметра X от наблюдаемого фактора Φ , то есть

$$X = F(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n, t). \quad (1)$$

Учитывая, что исходные данные для мета-анализа могут быть получены из разных источников, в различные моменты времени и с возможными пробелами, структурно-функциональную модель мета-анализа формируем в виде автономных нейросетевых модулей, выполняющих функции аппроксиматоров (1) для фиксированной предыстории t_i . Структурно-функциональная модель мета-анализа, учитывающая вышеперечисленные условия, представлена на рисунке 1.

Особенность модели состоит в том, что нейросетевые аппроксиматоры строятся на каждом временном интервале наблюдения фактора Φ . При этом в обучающую выборку для аппроксиматоров входят не только экспериментальные данные, полученные на соответствующем интервале наблюдения, но и данные, полученные в результате имитационного моделирования на предшествующей нейросетевой модели. То есть, каждый нейросетевой модуль (НС на рисунке 1) в этой модели, кроме первого и последнего, является не только анализатором контролируемого параметра X на соответствующем временном интервале, но источником данных для настройки параметров (обучения) последующего модуля.

Временные интервалы наблюдения контролируемой величины X дискретны и их число равно N . Модель данных в этом случае можно представить в виде матрицы, структуру которой иллюстрирует рисунок 2. При этом для данной схемы безразлично, понимаем ли мы под X функциональное состояние конкретного индивидуума или функциональное состояние

промышленного кластера, или группы пациентов, в которой был выполнен анализ одним из известных методов.

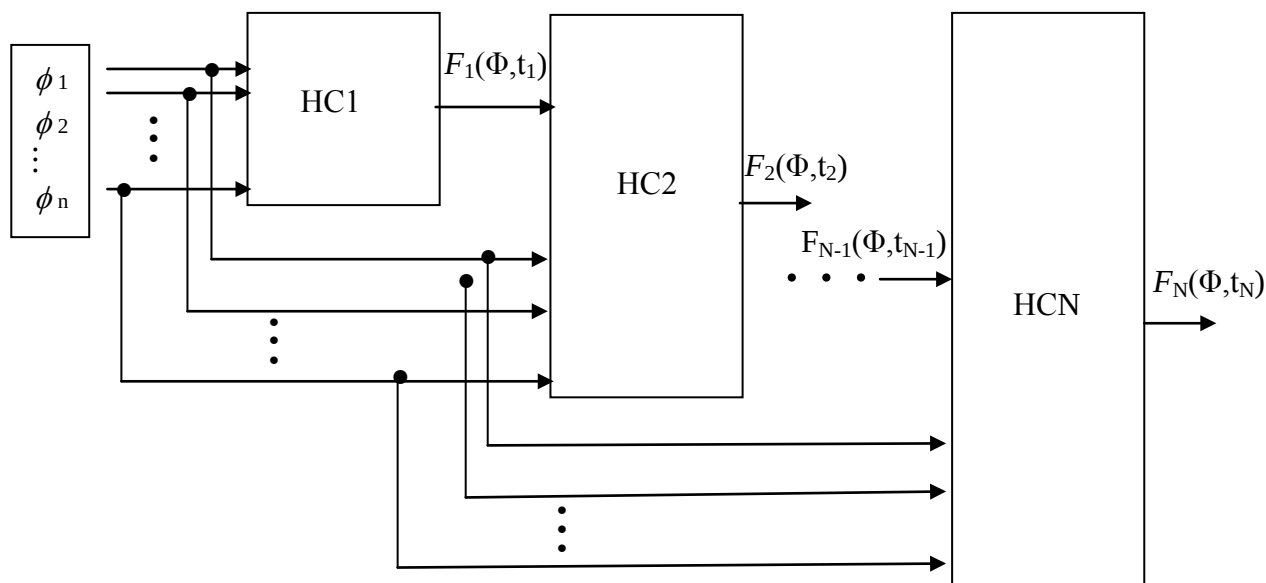


Рис. 1. Структурно-функциональная модель мета-анализа медико-экологических данных

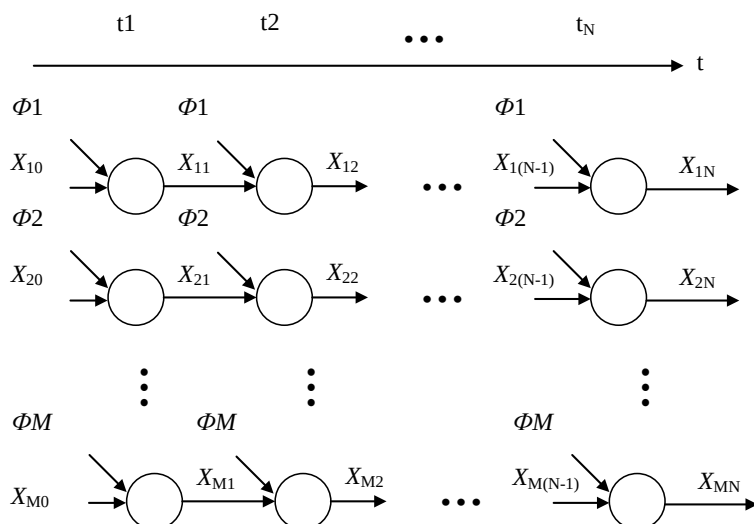


Рис. 2. Модель данных для мета-анализа влияния неблагоприятного экологического фактора на заболеваемость

На рисунке 2 M - число объектов или кластеров, используемых для мета-анализа, а каждый столбик матрицы составляет обучающую выборку для соответствующего нейросетевого модуля. При этом контролируемый параметр (заболеваемость, функциональное состояние и т.п.) определяется как некая функциональная зависимость от акции (наблюдения фактора Φ) и от состояния контролируемого параметра на предшествующем шаге наблюдения

$$X_{jN} = F_N(F_{N-1}(...F_2(F_1(\hat{O}_j, X_{j0}), \hat{O}_j)...), \hat{O}_j)), \quad (1)$$

где X_{j0} - начальный уровень заболеваемости в j -м кластере.

Оценку влияния фактора на контролируемый параметр находится как производная сложной функции:

$$\frac{dX}{d\Phi} = F_N'(F_{N-1}(...(F_1(\Phi)...)) \times F_{N-1}'(...(F_1(\Phi)...)) \times ... \times F_1'(\Phi)). \quad (3)$$

можно реализовать с помощью сети автоматов [1].

В принципе, величина $dX/d\Phi$ может быть вычислена на любом этапе медико-экологического мониторинга, если имеются модели вычисления этих величин и соответствующие обучающие выборки, форма которых представлена на рисунке 2. Для построения таких моделей используем нейронные сети прямого распространения блочного типа с многомерными структурами [2], обучающие выборки для которых являются столбцы матрицы рисунка 2.

Библиографический список

1. *Нейроинформатика* /А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, А.Н. Кирдин и др. – Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. - 296с.
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.

TWO-DIMENSIONAL NEURAL NETWORKS STRUCTURES META-ANALYSIS PHYSICIAN-ECOLOGICAL DATA

Startseva Evgenia A., Shatalova Olga V., Uvarova Victoria V.

Southwest state university, Kursk, Russia (305040, Kursk, 50 let Oktyabrya St., 94), e-mail: Shatolg@mail.ru

It Is Offered structured-functional model meta-meta-analysis, providing meta-analysis data, got at different moments of time from different sources. The Particularity to models consists in that that neural networks approximations are built on each temporary interval of the observation of the factor As a result meta-analysis is received functional dependency of the control parameter from observed controlling factor that allows to define validity of the influence last on functional condition of the system. For building of the models to functional dependency are used two-dimensional neural networks of the structure.

Keywords: meta-analysis, industrial cluster, neural networks informative signs, differentiation to complex function

РАСПОЗНАВАНИЕ МИКРОСТРУКТУРЫ МАТЕРИАЛОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Столбов В.Ю., Ключев А.В., Аристов Г.В.

Пермский национальный исследовательский
политехнический университет,
Россия, г. Пермь, пр-кт Комсомольский, 29, kav-1@bk.ru

Работа посвящена применению принципов и технологий искусственных нейронных сетей в распознавании микроструктуры материалов. Распознавание микроструктуры является ключевой проблемой в задачах неразрушающего контроля и конструирования функциональных материалов. В данной работе в качестве объекта исследования используется цифровой снимок поверхности металла (шлиф). Целью работы является распознавание наличия дендритных структур на данных снимках. Предложена архитектура свёрточной нейронной сети для решения поставленной задачи. Представлены результаты обучения и тестирования разработанной модели свёрточной нейронной сети. На момент окончания обучения точность распознавания сети достигла значения 94.6%. Высокая достоверность полученных результатов говорит о перспективности применения свёрточных нейронных сетей в задачах распознавания и классификации микроструктур в металлах и сплавах.

Ключевые слова: распознавание изображений, свёрточная нейронная сеть, микроструктура, искусственный интеллект.

Микроструктура материала оказывает существенное влияние на термомеханические свойства изделий и конструкций, изготовленных из него. Именно поэтому выяснение микроструктуры металлических изделий и конструкций при производстве и эксплуатации является одной из актуальных задач.

В настоящее время существует три основных метода проведения контроля качества материала: экспертный анализ, лабораторный контроль, неразрушающий контроль. У первых двух методов есть существенные недостатки, хотя они являются наиболее широко распространенными на практике. Кроме значительных затрат времени и средств на реализацию, лабораторные исследования могут нести частичное разрушение образцов изделий в ходе эксперимента. Недостаток способов оценки материала с помощью экспертного анализа заключается в возможных значительных ошибках, определенных субъективными мнениями экспертов.

Основными методами неразрушающего контроля качества являются: магнитный, электрический, вихретоковый, радиоволновой, тепловой, визуально-оптический, радиационный, акустический и контроль проникающими веществами.

Исследование особенностей методов неразрушающего и разрушающего контроля качества показывает, что результатами большинства этих методов являются снимки (изображения) объектов и их дефектных областей [1]. Поэтому современные методы и алгоритмы обработки цифровых изображений и технологии искусственных нейронных сетей могут быть

успешно применены для автоматизации анализа снимков, получаемых посредством различных методов контроля качества.

В качестве метода анализа цифровых снимков шлифов металла была выбрана свёрточная нейронная сеть. Свёрточные нейронные сети (СНС, Convolutional neural network (CNN)) - это специальная архитектура искусственных нейронных сетей (ИНС), нацеленная на эффективное распознавание изображений. Основная идея СНС заключается в том, что при обучении СНС на основе исследуемых изображений одного «смысла», она самостоятельно формирует наборы признаков, которые в полной мере характеризуют этот самый «смысл», и в то же время, отделяют их от других изображений с отличным «смыслом». Под «смыслом» здесь понимается внутреннее содержание, значение центрального объекта, изображенного на снимке [2].

Всё это реализуется в сети, с помощью так называемых свёрточных слоёв, которые составляют наборы (карты) признаков изображения, и слоёв подвыборки, которые уменьшают масштаб изображения. Чередование данных слоёв позволяет составить карты признаков, с помощью которых изображения классифицируются.

Данная технология была выбрана в связи с относительно низкой чувствительностью к искажениям входных сигналов по сравнению с другими методами распознавания изображений. Кроме того, авторы учли, что СНС показывает высокую степень точности в разнообразных задачах распознавания образов [3,4,5].

В рамках исследования была разработана и реализована система распознавания микроструктур типа дендрит на снимках специально подготовленных шлифов. В системе распознавания была реализована модель свёрточной нейронной сети (рис. 1). Структура сети характеризовалась порядком расположения свёрточных слоёв и слоёв подвыборки.

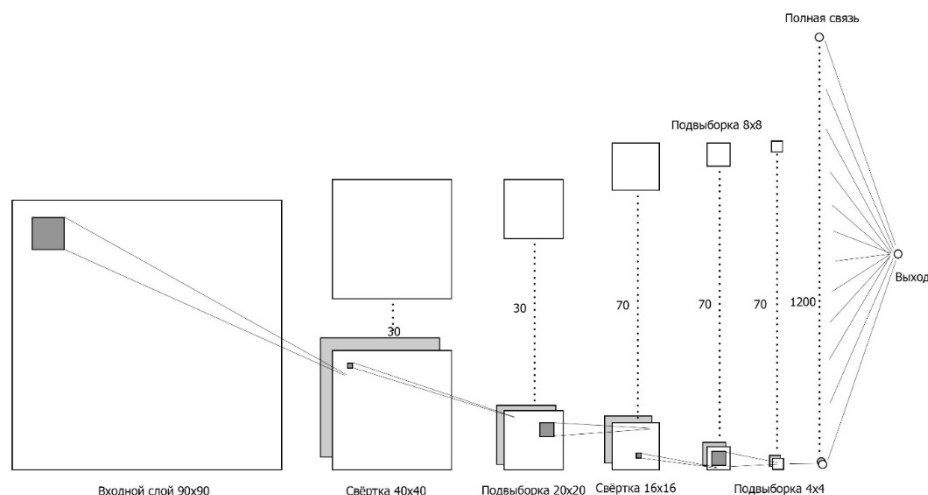


Рис. 1. Архитектура свёрточной нейронной сети

Входной слой служит для подачи изображения в сеть. Размер входного слоя $90 \times 90 = 8100$ нейронов, что соответствует размеру исследуемого изображения в пикселях. Далее идут 2 слоя свертки и 3 слоя подвыборки. Седьмой слой – полносвязный слой. Данный слой служит для обеспечения классификации, после того как выделены все карты признаков. Каждый нейрон этого слоя полностью связан только с одним признаком предыдущего слоя. На выходе слоя 1200 простых сигмоидальных нейронов. Последний слой является

выходным и состоит из одного нейрона, полностью связанного со всеми нейронами предыдущего слоя. В сумме сеть составила 92821 нейронов и 6332400 связей между ними.

Значение на выходе нейрона свёрточного слоя вычисляется с помощью выражения:

$$y_k^{(i,j)} = f\left(b_k + \sum_{s=1}^K \sum_{t=1}^K w_k^{(s,t)} x^{(i-1+s, j-1+t)}\right), \quad \begin{matrix} i = \overline{1, W_{out}} \\ j = \overline{1, h_{out}} \\ s, t = \overline{1, K} \end{matrix} \quad (1)$$

где

$y_k^{(i,j)}$ – выходной сигнал (нейрон) k -ой карты признаков;

$w_k^{(s,t)}$ – веса, матрица синаптических коэффициентов рецептивной плоскости;

$x^{(i,j)}$ – входной сигнал, область входной плоскости, покрываемая синаптической маской;

K – размер рецептивной плоскости (синаптического фильтра);

b_k – порог, нейронное смещение k -ой карты признаков – отражает увеличение или уменьшение входного сигнала подаваемого на функцию активации.

Значение на выходе нейрона слоя подвыборки вычисляется с помощью выражения:

$$y_k^{(i,j)} = \max\{x^{(i+sqa, j+sqb)}\}, \quad \begin{matrix} i = \overline{1, W_{out}} \\ j = \overline{1, h_{out}} \\ a, b = \overline{1, 2} \end{matrix} \quad (2)$$

где

$y_k^{(i,j)}$ – выходной сигнал (нейрон) k -ой карты признаков;

$sqa = (i, i-1)$, $sqb = (j, j-1)$ – векторы с координатами элементов входной плоскости;

$x^{(i,j)}$ – входной сигнал, область входной плоскости, покрываемая синаптической маской.

Значение на выходе нейрона полносвязного слоя вычисляется с помощью выражения:

$$y_k = f\left(w_k \sum_{i=0}^{W_{in}} \sum_{j=0}^{H_{in}} x^{(i,j)}\right), \quad (3)$$

где

y_k – k -ый выходной сигнал (нейрон);

w_k – вес, синаптический коэффициент нейрона;

$x^{(i,j)}$ – входная плоскость.

В качестве функции активации была выбрана сигмоидальная функция гиперболического тангенса [6].

Механизм обучения СНС называется «обучение с учителем», что подразумевает следующее: на вход СНС вместе с обучающим множеством подается правильный ответ распознавания. Таким образом, СНС с каждым новым элементом обучающего множества, корректирует весовые коэффициенты, исходя из разницы значений между фактическим ответом и тем, который дал «учитель».

Для измерения качества распознавания используется функция среднеквадратичной ошибки. Корректировка весовых коэффициентов происходит с помощью метода обратного распространения ошибки [7]:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta E_p \frac{df_1(u)}{du} o_{pj}, \quad (4)$$

где

$w_{ij}(t+1)$, $w_{ij}(t)$ – весовые коэффициенты настоящей и прошлой итерации;

u – взвешенная сумма сигналов предыдущего слоя;

η – коэффициент пропорциональности (скорость обучения).

Начальные значения весовых коэффициентов были выбраны случайными величинами с нормальным распределением.

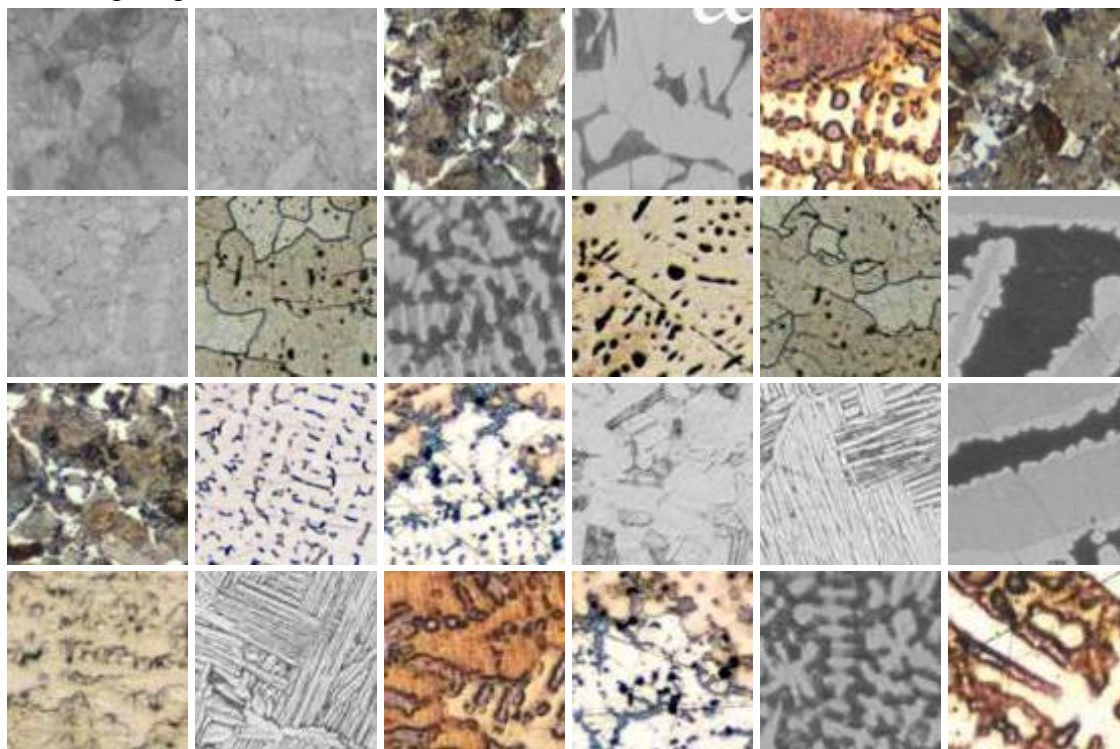


Рис. 2. Примеры снимков обучающей выборки

Обучение сети было выполнено с помощью обучающего множества объемом 3122 изображения (рис.2).

Тестовый набор составил 500 изображений. Для того чтобы увеличить обучающие множество и точность распознавания, над оригинальными изображениями шлифов проводились различные операции обработки: зашумление, отражение, искажение.

Обучение сети длилось более 10000 итераций. В результате обучения сети из изображений были выделены карты признаков на каждом слое свёртке.

Расчёт точности приводился каждые 50 итераций и равен проценту верно распознанных изображений из тестовой выборки. Ниже представлен график изменения точности, значение 200 по оси абсцисс равна 10000-ой итерации (рис.3).

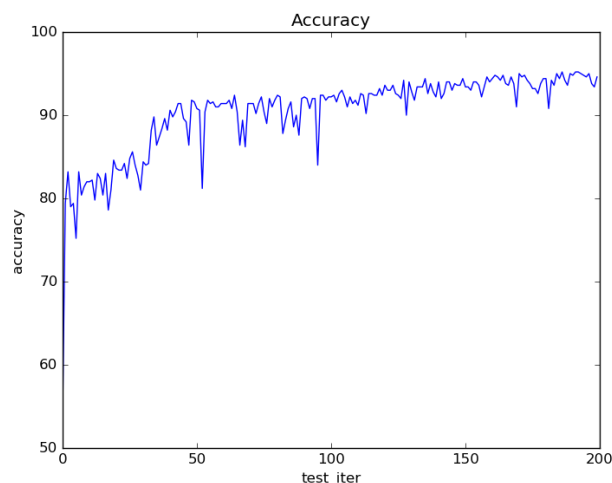


Рис. 3. График изменения точности

На момент окончания обучения точность распознавания сети достигла значения 94.6%. В процессе обучения был получен график изменения функции ошибки (рис.4).

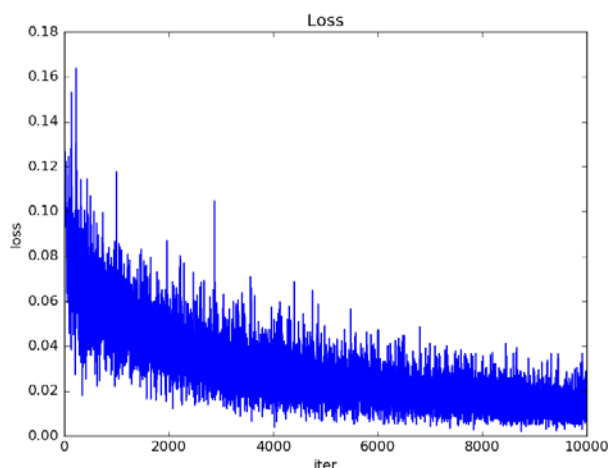


Рис. 4. График изменения функции ошибки

В рамках исследования была разработана структура свёрточной нейронной сети, произведено ее обучение для распознавания признаков микроструктуры типа дендрит. Получены результаты распознавания на тестовой выборке снимков. Высокая достоверность полученных результатов говорит о перспективности применения СНС в задачах классификации микроструктур.

Библиографический список

1. Магдеев Р.Г., Краус Д.Г., Ташлинский А.Г. Определение параметров микроструктуры металла на основе цифровой обработке изображений // Молодежный инновационный форум Приволжского федерального округа. Конкурс научно технического творчества молодежи (НТТМ). Ульяновск, 2015 год.
2. Le Cun Y., Bengio Y. Convolution networks for images, speech and time series // The handbook of brain theory and neural networks. 1998. V. 7. № 1. P. 225 – 258.
3. Друки А. А. Применение свёрточных нейронных сетей для выделения и распознавания автомобильных номерных знаков на изображениях со сложным фоном //

Интеллектуальные системы. Известия Томского политехнического университета. 2014. Т. 324. № 5 С. 85 – 92

4. *Солдатова О. П., Гаришин А. А.* Применение свёрточных нейронных сетей для распознавания рукописных цифр // Компьютерная оптика том 34, № 2, 2010. С.252 – 259
5. *Макаренко А. А, Калайда В.Е.* Методика локализации изображения лица для систем видео контроля на основе нейронных сетей // Известия Томского политехнического университета – 2006. –Т. 309. – № 8. – С. 113 – 118.
6. *Хайкин С.* Нейронные сети полный курс, 2-е издание. М.: Вильямс, 2008. 1103 с.
7. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.

RECOGNITION MICROSTRUCTURE OF MATERIALS WITH USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

Stolbov V.Yu., Klyuev A.V., Aristov G.V.

State National Research Polytechnic University of Perm, Russia,
Komsomolsky Av. 29, kav-1@bk.ru

The work focuses on the application of the principles and techniques of artificial neural networks in the recognition microstructure of materials. Recognition of microstructure is a key's question in the problems of non-destructive testing and engineering of functional materials. In this paper, as an object of study used a digital snapshot of the metal surface (microsection). The purpose is to recognize the presence of dendritic structures in these images. The architecture of convolutional neural network was suggested to solve the problem. The result of the training and testing of the developed model convolutional neural network was presented. At the end of training of network, the recognition accuracy has reached the value 94.6%. The high reliability of the results suggests the prospects of the use of convolutional neural networks in problems of recognition and classification of microstructures in metals and alloys.

Key words: image recognition, convolutional neural network, microstructure, artificial intelligence

УДК 004.942

МОДЕЛИ ЭЛЕКТРОПРОВОДНОСТИ БИОМАТЕРИАЛА В АНОМАЛЬНЫХ ЗОНАХ ДЛЯ МЕДИЦИНСКИХ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Суржикова С.Е., Мухатаев Ю.Б., Ефремов М.А.

Юго-Западный государственный университет,
305040, Россия, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94
moi_lanchik@mail.ru

Предложена модель биоимпеданса в аномальных зонах проводимости. Модель учитывает гистерезис вольтамперной характеристики. Для его реализации в модели рассмотрены два

контура регулирования электропроводности биоматериала. Первый контур связан с обратимым пробоем диэлектрика, вызванным внешним электрическим полем, и определяется только физическими свойствами биоматериала. Этот контур определяет нелинейность вольтамперной характеристики биоматериала. Второй контур регулирования определяется реакцией биообъекта на внешнее воздействие на уровне регуляторных систем организма и определяет гистерезисные свойства биоматериала. Предложена функциональная модель электропроводности биоматериала.

Ключевые слова: электропроводность биоматериала, биоактивная точка, вольт амперная характеристика биоматериала, функциональная модель.

В диагностике многих заболеваний значительный интерес представляют параметры состава тканей отдельных регионов, оказывающие значительное влияние на их электрические характеристики. Особый интерес вызывают исследования электрической проводимости в аномальных зонах – БАТ [1].

Одним из путей увеличения объема информации, снимаемой с БАТ, является исследование ее вольтамперной характеристики с последующим получением ее характерных точек, координаты которых могут быть использованы для построения пространства информативных признаков в классифицирующих моделях. Для определения этих характерных точек необходима модель вольтамперной характеристики БАТ.

Экспериментально полученная вольтамперная характеристика БАТ представлена на рисунке 1. Она характеризуется характерным гистерезисом, связанным с вращением ВАХ против часовой стрелки по мере увеличения воздействия электрического тока на аномальную зону. Модель вольтамперной характеристики может быть построена либо на основе феноменологического подхода, в основе которого лежит математическая или гомеостатическая модель описания экспериментально полученных данных об объекте исследования, либо на основе эвристического подхода, когда в основе построения модели используется знание эксперта о функционировании объекта исследования. Таким образом, имеется возможность построения двух видов параметрических моделей.

При моделировании вольтамперной характеристики БАТ используем гибридный подход, сущность которого заключается в том, что на первом этапе строится функциональная модель, которая интегрирует знания эксперта о функционировании объекта исследования, а на втором этапе строится математическая модель, согласующая процесс функционирования модели и экспериментальные данные, получаемые при исследовании реальных объектов. В основе функциональной модели электрической проводимости БАТ положена гипотеза об обратимом пробое диэлектрика и гипотеза «ответной реакции БАТ». В соответствии с первой гипотезой по мере роста напряжения на БАТ начинают открываться диоды в ячейках (обратимый пробой диэлектрика), что приводит к росту тока в БАТ [2]. В соответствии со второй гипотезой, по мере нарастания тока в БАТ, в биообъекте включается обратная связь, которая стремится уменьшить последствия роста прилагаемого к биоматериалу напряжения, то есть снизить ток через биообъект. Этот эффект моделируется путем включения в электрическую цепь биоматериала управляемого источника напряжения, напряжение на выходе ко-

торого имеет противоположенную полярность относительно приложенного к биоматериалу напряжения.

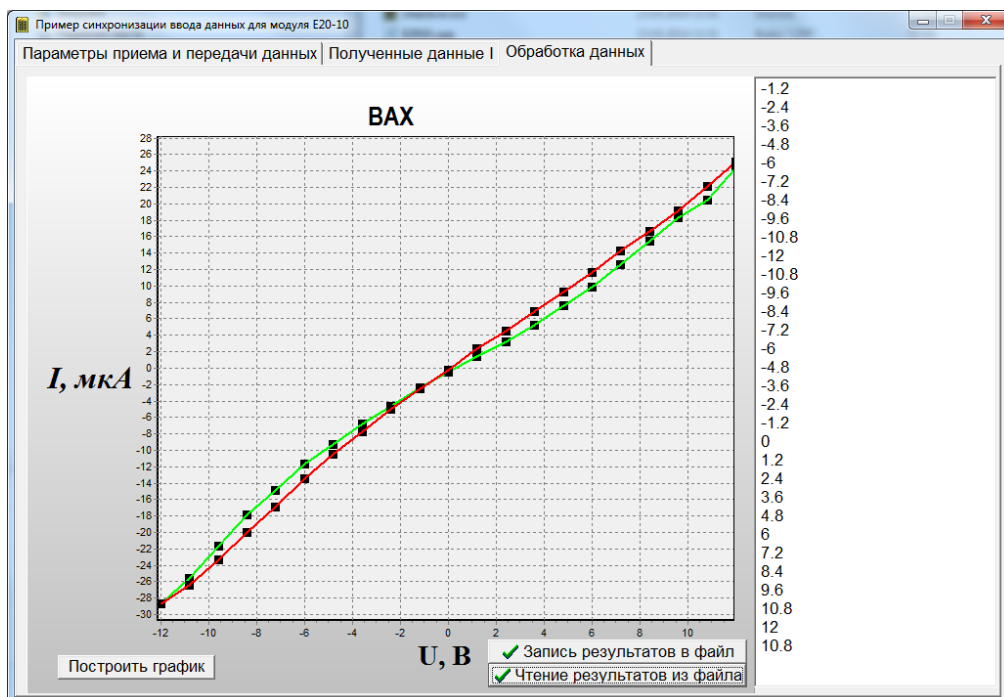


Рис. 1. Экспериментально полученная вольтамперная характеристика БАТ

Модель электрического сопротивления в БАТ, построенная на основе гибридного подхода, показана на рисунке 2.

Согласно второму закону Кирхгофа можем записать:

$$E = I_{\hat{a}\hat{i}} \cdot R_1 + I_{\hat{a}\hat{i}} \cdot R_2 + I_{\hat{a}\hat{i}} \cdot R_6 + U_4 = I_{\hat{a}\hat{i}} (R_1 + R_2 + R_6) + U_4, \quad (1)$$

где E - напряжение, приложенное к биоматериалу, $I_{\hat{a}\hat{o}}$ - ток через биообъект (биоматериал).

Обозначим $R_1 + R_2 + R_6 = \sum_R$, тогда (1) примет вид

$$E - U_4 = I_{\hat{a}\hat{i}} \sum_R. \quad (2)$$

Обозначив $K_{oy} \cdot K_{uy} = K_{\Sigma}$

где K_{oy} - коэффициент усиления операционной схемы рисунок 2, K_{uy} - коэффициент усиления инструментального усилителя рисунок 2, получим

$$U_4 = I_{\hat{a}\hat{i}} \cdot R_2 \cdot K_{\Sigma}. \quad (3)$$

$$I_{\hat{a}\hat{i}} = \frac{E}{R_2 \cdot K_{\Sigma} + \sum_R}. \quad (4)$$

Модель (4) позволяет оценить факторы, влияющие на электропроводность биоматериала в аномальных зонах, а, следовательно, и получать диагностические модели состояния органов и систем организма, построенные на основе биоимпедансных исследований.

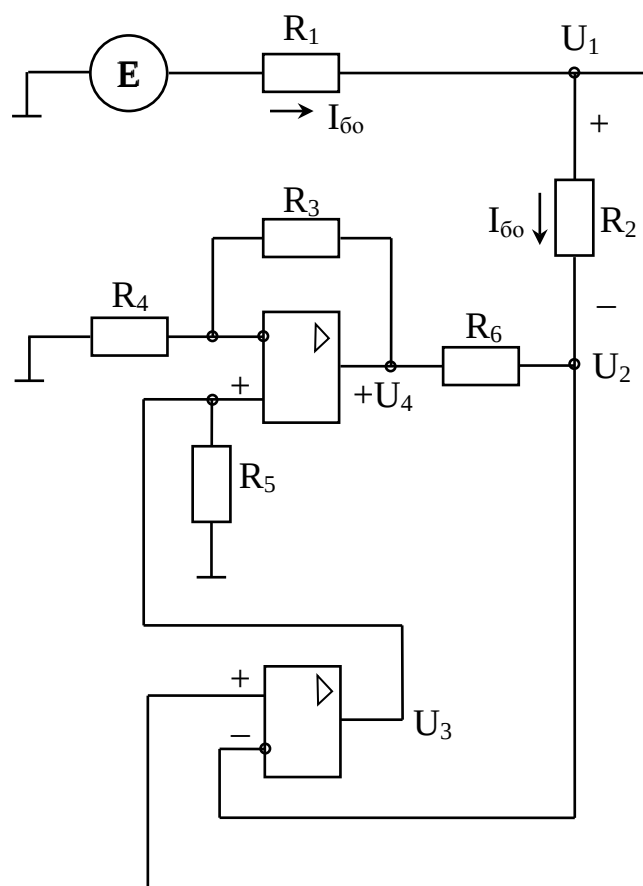


Рис. 2. Функциональная модель электропроводности биоматериала в аномальных зонах

Библиографический список

1. *Филист, С.А.* Моделирование импеданса биоматериалов с учетом нелинейной вольтамперной характеристики при обратимом пробое диэлектрика / С.А. Филист, Авад А.А. Мохаммед, О.В. Шаталова // Медицинская кибернетика и междисциплинарная подготовка специалистов для медицины: материалы науч. конф. - Томск: Сибирский государственный медицинский университет, 2013. - С. 128-132.
2. *Филист, С.А.,* Моделирование импеданса биоматериалов в среде MATLAB / С.А. Филист, Авад А.А. Мохаммед, О.В. Шаталова // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. - 2013. - №4. - С. 61-66.

MULTIAGENT SOLVING MODULES FOR CATEGORIZATION X-RAY PICTURE THORAX

Surzhikova Svetlana E., Muhataev Yury B, EfremovMihail A.

Southwest state university, Kursk, Russia (305040, Kursk, 50 let Oktyabrya St., 94), e-mail: moi_lanchik@mail.ru

The Offered model bioimpedance in anomalous zone of the conductivities. The Model takes into account hysteresis voltage-current feature. For his realization in models are considered two sidebars of the regulation to conduction biomaterials. The First sidebar is connected with reversible breakdown of dielectric, caused by external electric floor, and is defined only physical characteristic of biomaterial. This sidebar defines nonlinear voltage-current feature of biomaterial. The Second sidebar of the regulation is defined reaction биообъекта on external influence at a rate of controlling of the systems of the organism and defines the hysteresis a characteristic of biomaterial. It Is Offered functional model to conduction of biomaterial.

Keywords: conduction of biomaterial, bioactive point, voltage-current feature of biomaterial, functional model

УДК 004.942

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВА БАНКОВ

Ферягина Е.А.

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

Данная статья посвящена описанию процесса разработки нейросетевой системы оценки надежности банковского бизнеса. Предметом исследования является банковский сектор экономики РФ. Целью работы является создание нейросетевой системы, способной предсказать банкротство банка. Обучение нейронной сети производилось на основе обязательных нормативов, которые все банки предоставляют в Центральный банк Российской Федерации. Среднеквадратичная ошибка обученной сети составила 4,79%.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, нейросетевые технологии, банк, лицензия, банкротство, прогноз, нейронная сеть.

В наши дни, когда экономическая ситуация далека от стабильности, множество организаций попадают в затруднительное положение. Банковский сектор так же подвержен негативному влиянию со стороны экономики. В последнее время все чаще поступают сообщения о том, что у какого-либо банка была отозвана лицензия. Каждый человек хочет быть уверен, что его средства в банке будут в надежности и сохранности. В связи с этим предсказание банкротств банков приобретает большую актуальность, ведь люди хотят знать стоит ли доверять тому или иному банку свои денежные средства.

С течением времени было разработано множество методов предсказания банкротств. Как было сказано ранее не все методы показывают себя с лучшей стороны при большом количестве критериев, которые необходимы для решения задачи диагностики текущего состояния предприятия и прогнозирования ее будущего. Более того, для российской действительности достаточно трудно адаптировать зарубежные модели, а российских разработок в этой

области небольшое количество, так как институт банкротства в нашей стране возник относительно недавно.

Как показано в [6], для учета всех связей и скрытых закономерностей между параметрами банков наиболее целесообразно использование нейронных сетей.

В качестве показателей для построения нейронной сети были выбраны обязательные нормативы, которые банки предоставляют Центробанку РФ в форме 135 [3]. Следует отметить, что именно на основе данных показателей и их пороговых значений во многом зависит решение Центрального банка Российской Федерации о лишении того или иного банка лицензии. Эти показатели также фигурируют в других моделях предсказания банкротств. Кроме обязательных нормативов, в качестве входных параметров были использованы год регистрации банка, номер места региона в рейтинге социально-экономического положения регионов РФ, а также организационно-правовая форма банка. Далее также были задействованы год и месяц, за который вводятся значения по обязательным нормативам, ведь в разные периоды показатели у всех банков могут принимать более низкие или высокие значения.

Входные параметры для нейронной сети:

X1 – H1.0: норматив достаточности капитала;

X2 – H1.1: норматив достаточности базового капитала банка;

X3 – H1.2: норматив достаточности основного капитала банка;

X4 – H2: норматив мгновенной ликвидности;

X5 – H3: норматив текущей ликвидности;

X6 – H4: норматив долгосрочной ликвидности;

X7 – H7: максимальный размер крупных кредитных рисков;

X8 – H9.1: максимальный размер кредитов, банковских гарантий и поручительств, предоставленных банком своим участникам (акционерам);

X9 – H10.1: совокупная величина риска по инсайдерам банка;

X10 – H12: норматив использования собственных средств (капитала) банка для приобретения акций (долей) других юридических лиц;

X11 – год регистрации банка;

X12 – номер места в рейтинге социально-экономического положения регионов Российской Федерации по итогам 2013 года;

X13 – значение 1 для открытого акционерного общества, закрытое акционерное общество – 2, а общество с ограниченной ответственностью – 3;

X14 – номер месяца, за который предоставлены данные отчетности банка из формы 135 (они введены ранее);

X15 – год данных отчетности.

В качестве выходного показателя используется логическая переменная, которая в случае банкротства банка имеет значение 0, а при дееспособности банка 1.

Проектирование, оптимизация и тестирование нейронной сети осуществлялась с помощью программы «Нейросимулятор 5.0» [3] по методике Пермского отделения Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта (PermAi.ru) [4]. Обнаружение и удаление выбросов статистической информации осуществлялось по методике [5]. Нейронная сеть

– персептрон с сигмоидными активационными функциями, содержал 15 входных нейронов, 7 нейронов на скрытом слое и один выходной нейрон.

Для обучения был выбран алгоритм упругого распространения, инициализация весов автоматическая, количество итераций 1000. Обучение проводится на основе обучающего множества 271 примера банков банкротов и действующих банков.

В ходе обучения сети обучающее множество изменялось: добавлялись банки, параметры которых позволяли повысить эффективность предсказания и наиболее полно охватывали варианты соотношения показателей. В результате удалось получить нейронную сеть с достаточно низкой ошибкой, среднеквадратичное отклонение в процентах составляет 4.38%.

Далее производилось тестирование обученной нейронной сети. В качестве набора данных для тестирования использовались данные о тридцати банках. Эти банки не входили в обучающее множество, то есть сеть должна предсказать результат будет банк банкротом или нет.

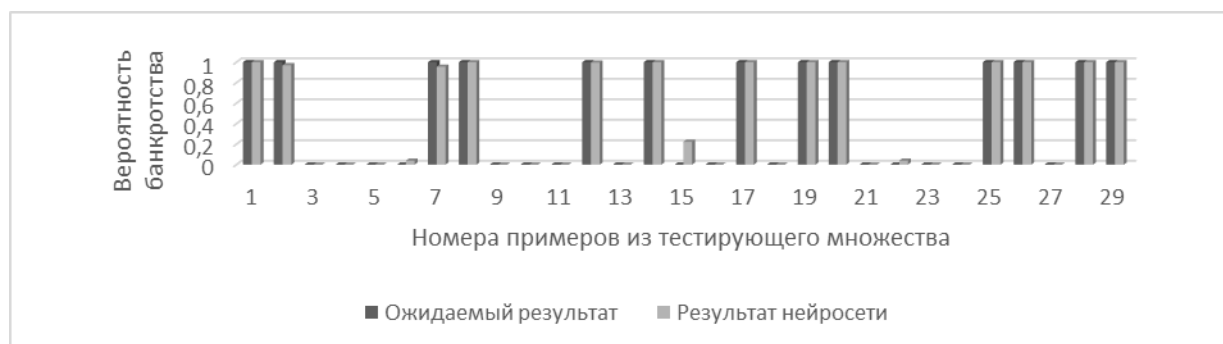


Рис. 14. Проверка адекватности

Диаграмма на рис.1 демонстрирует насколько эффективно сеть предсказывает результат на тестирующем множестве. Лишь в 15 примере сеть допускает небольшое отклонение, но при округлении результата до целых предсказание будет верным, то есть в тестировании сеть на 100% верно предсказывает результат.

После того, как работа нейронной сети проверена на тестирующем множестве и доказана адекватность нейросетевой математической модели, можно приступить к ее исследованию.

Как выявил анализ значимости параметров, проведенный ранее, наиболее значимым является N12: норматив использования собственных средств (капитала) банка для приобретения акций (долей) других юридических лиц. Рассмотрим, как изменение значения данного параметра влияет на признание банка банкротом. Для этого возьмем один из примеров банков - банкротов со следующими параметрами:

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15
10,09	6,01	6,9	65,76	80,89	56,19	713,13	1,87	2,53	0	1994	1	1	4	2015

Так же возьмем действующий банк с параметрами:

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15
11,4	7,7	7,9	61,9	161,7	58,4	405,1	20,3	0,3	18,	199	1	3	3	201
2	2	9	6	7	5	2	9	9	1	2				5

И изменим лишь значение X10 соответствующее самому значимому параметру от 0 до 7 для банка-банкрота и для действующего банка от 18 до 0. Как видно из графика рис.2 при

значении N12 больше 4 банк не станет банкротом (темная линия), а действующий банк при уменьшении параметра станет банкротом (светлая линия).

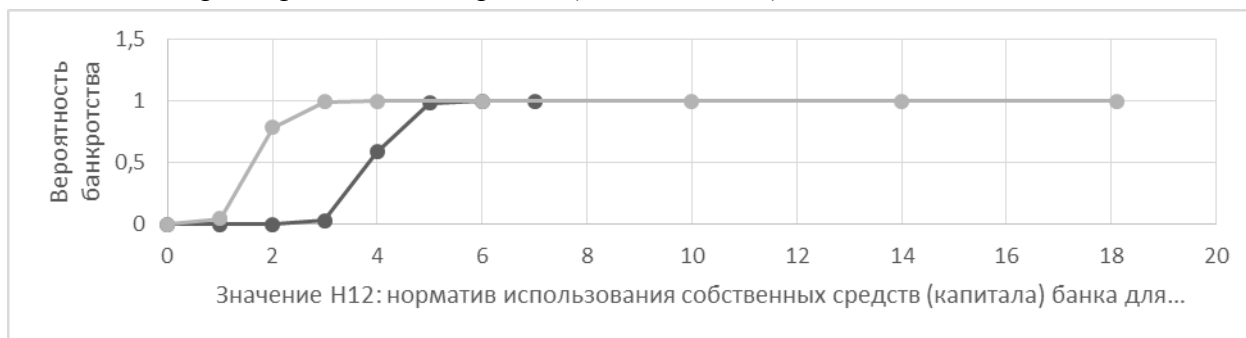


Рис. 15. Зависимость признания банка банкротом от значения N12

Из этого следует вывод, что банкам следует использовать собственные средства для приобретения акций или долей других юридических лиц. Однако следует отметить, что важно какие именно ценные бумаги будут приобретаться, так как в данном случае не исключены риски при вложении средств.

Весьма интересно рассмотреть зависимость месяца и года, за который предоставлена отчетность, данный параметр характеризует не состояние банка, а в большей степени может показать какова была ситуация в экономике на тот момент. Так для банка банкрота с характеристиками, представленными ниже, поменяем значение месяца и года отчетности.

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15
12,82	8,97	8,97	128,39	155,42	71,58	166,6	0	0,83	8,22	1991	1	3	3	2014



Рис. 16. Зависимость вероятности банкротства от месяца и года отчетности

Как видно из диаграммы рис.3, начиная с июля 14 года и далее данный банк считался бы нормально функционирующим, а до этого месяца он бы оставался признанным банкротом. Это означает, что ситуация на рынке банковских услуг претерпела изменения и условия работы ухудшились, планки по признанию банков банкротами снизились. Следовательно, можно сделать вывод о том, что и экономика в целом изменилась не в лучшую сторону. Конечно банки никак не могут повлиять на данные параметры, но им следует обращать внимание на состояние экономики и в зависимости от этого принимать решения.

Спроектирована нейронная сеть, которая на основе пятнадцати входных параметров банка принимает решение о вероятности наступления его банкротства. Ошибка сети достаточно мала, что позволяет утверждать, что система способна с большой вероятностью предсказать отзыв лицензии у банка.

Библиографический список

1. Сайт Центробанка РФ [Электронный ресурс]. [Режим доступа: <http://cbr.ru/>].

2. Сайт Банки.ру [Электронный ресурс]. [Режим доступа: <http://www.banki.ru/>].
3. 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 2014 г.
4. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.
5. 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.
6. Ясницкий Л.Н., Иванов Д.В., Лунатова Е.В. Нейросетевая система оценки вероятности банкротства банков // Бизнес-информатика. 2014. № 3. С. 49-56.

NEURAL NETWORK SYSTEM DEVELOPMENT FOR BANKING BUSINESS RELIABILITY ASSESSMENT

Feriagina Ekaterina A.

High School of Economics Perm, st. Studencheskay, 38, Perm, Russia, 614070, feriagina-kate@gmail.ru

This article describes the process of developing a neural network system of evaluating the reliability of the banking business. The subject of study is the banking sector of the Russian economy. The aim is to develop a neural network system that can predict bank insolvency. Neural network learning was carried out on the basis of variables that all banks provide the Central Bank of the Russian Federation. The rms error of the trained network is 4.38%. Function, which was generated after training the neural network, formed the basis of the developed web-application.

Keywords: artificial intelligence, neural network technology, bank, license, bankruptcy, forecast, model, neural network

УДК 681.2

ГИБРИДНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ПРОБЛЕМЕ САМОКОНТРОЛЕ КРОВООБРАЩЕНИЯ

Филимонова К.А., Кузнецов Н.С., Смогунов В.В., Пшеничный О.Ф.

Пензенский государственный университет, 4400026, Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40,
kris.filimonova2013@yandex.ru

В статье дает описание и анализ самоконтроля кровообращения, предварительной диагностики сердечнососудистых заболеваний с помощью тонометра. Делается вывод, что трудно диагностировать заболевания системы кровообращения и малую эффективность технологий диспансеризации и скрининга работников образования. После проведенных анализов видно,

что давление зависит не только от атмосферного давления, но от погодных условий и от времени суток.

Ключевые слова: давление, сердечнососудистые заболевания, кровообращение, аритмия, гипертония, тонометр.

Системный анализ включает в себя анализ информации по проблеме, постановочные и проведенные решающие эксперименты, обработав результаты и синтезировали в математическую модель, позволяющая предсказать действительные решения. Системный анализ представленной проблемы самоконтроля кровообращения проводился следующим образом. Интеллектуальный анализ информации по проблеме реализовывался по следующим источникам: официальным данным Всемирной организации здравоохранения; Российским источникам – докладам в Российском научном обществе по изучению АД; источникам Европейского общества по артериальной гипертензии; докладам конференций по самостоятельному измерению АД, журналам и книгам издательства НЦССХ им. Бакулева. Постановка и проведенные эксперименты решались на основе экспериментов с учетом получения максимально точных результатов при использовании современных технологий и методик [1].

В настоящее время заболевания сердечнососудистой системы и динамическая неустойчивость кровообращения признана национальной проблемой. Основная причина заключается в том, что в не оказании временной медпомощи и низкая обращения населения в медицинские учреждения. Это способствует заболевания мозга сердца, сосудов и крови из-за этого увеличивается смертность. При анализе сердечнососудистых заболеваний возрастают риски ухудшения здоровья и поэтому нужно вовремя обращаться в больницы, чтобы провели полное обследование всего организма. Запаздывание в неотложной медицинской помощи невозможно устранить, поскольку существует и действует закон инерции. Модель динамической неустойчивости кровообращения построена как модель деградации квартета систем: нервной, сердца, сосудов и крови. Обобщенные результаты интеллектуального анализа проблемы сформулированы следующим образом. Основной системой человеческого организма, определяющей нормальное функционирование всех систем является интегративная мета система кровообращения, включающая мозг, сердце, сосуды, кровь, а также лимфатическую, эндокринную и нервные системы. Мета система представляет собой сверхсложную систему с гетерогенной структурой и нейрогуморальным регулированием функционирования. Нарушения в ней приводят к разрушению всех систем, болезням сердца и головного мозга, заканчивающихся инсультом или инфарктом миокарда. Причины заболеваний кровообращения. Среди наиболее вероятных причин заболеваний интегративной мета системы во всех возрастных группах населения являются особенности строения ДНК молекул, составляющих геном. Еще причинными сердечнососудистых заболеваний является ожирение с индексом массы тела больше 25 кг/м². Все случае артериальной гипертензии напрямую связана с ожирением. Курение тоже является достоверно доказанной причиной сердечнососудистых катастроф. Медики различных специальностей считают показатели гетеро структур интегративной мета системы кровообращения предикторами сердечнососудистых катастроф. Так, неврологи и кардиологи признают, что основными предикторами сердечно-сосудистых катастроф являются артериальная гипертензия и аритмия. Основоположники хирургической

аритмологии рекомендуют метод «вычислительной электрофизиологии сердца с компьютерным поверхностным картированием» для мало инвазивного лечения наследственных и приобретенных заболеваний сердечно-сосудистой системы; в качестве доказанных предикторов сердечно-сосудистых катастроф считают артериальную гипертензию, динамику пульса, жесткость сосудов, вязкость крови и аритмию.

Для поддержания своего здоровья следует каждый день измерять давление в норме, по рекомендациям ВОЗ в среднем по биовиду, СД при самоконтроле должно быть равным 130 мм. рт. ст., ДД – 85 мм. рт. ст., пульсовое давление (ПД) – 45 мм. рт. ст., ЧСС – 80 уд/мин. Комплекс предикторов вязкости крови отражает динамическую вязкость крови в артериях и артериолах. Этот показатель является одним из наиболее сложных для измерения параметров и до сих не имеет ясного понимания и научной трактовки в медицинской практике. Вместе с тем известно, что динамическая вязкость для жидкостей определяется как коэффициент, который показывает, какая сила вязкого трения возникает между слоями, площадью, равной единице, при градиенте скорости, равном единице, то есть это – коэффициент пропорциональности в силе внутреннего трения с размерностью Па×сек. Отношение ПД к ЧСС – это есть вязкость крови в области измерения давления (на кисти) (норма ПД/ЧСС ~ 0,56 мм. рт. ст./мин.). СД/ЧСС – вязкость крови в области левого желудочка сердца (норма СД/ЧСС ~ 1,6 мм.рт.ст./мин.). ДД/ ЧСС – вязкость крови в области клапанов сердца (норма ДД/ЧСС ~ 1,0 мм.рт.ст./мин.). Оценки состояния левого желудочка, митрального клапана сердца и жесткости сосудов предлагается делать исходя из реальной механики процессов по отношениям ДД и СД к ПД (норма ДД/ПД ~ 1,9; СД/ПД ~ 2,9). Вместе с тем, известные результаты последнего времени, позволяют полагать, что все функциональные процессы на молекулярном, клеточном, органом и организменном уровнях формируются в соответствии с циркадными ритмами нейроэндокринной системы. Циклические изменения в нейроэндокринной системе управляют изменениями ритма сердца. Вариабильность сердечного ритма, артериального давления, секреции биологически активных веществ, нейрогормонов – ответная реакция на дисбаланс вегетативной нервной системы. Суточные циркадные ритмы 5-13 часов, 13-21 час, 21-5 часов. В связи с этим, очевидно, процедуры самоконтроля кровообращения целесообразно проводить в 6, 18, 24 часа. В случаях ухудшения самочувствия, а также в другие циркадные ритмы процедуры самоконтроля следует реализовывать по рекомендациям лечащего врача. По результатам наших исследований средние данные по АД и пульсу (приведенные по рекомендациям ВОЗ), а также вычисленные вязкость крови, жесткость сосудов и пр. могут быть использованы при принятии решений, как ориентировочные.

Пониженное или повышенное атмосферное давление нарушает некоторые функции человека, что часто приводит его к плохому самочувствию. На высокое атмосферное давление реагируют люди, например, склонные к психическим и сердечным заболеваниям, больные астмой. Если человек здоров, то в данном случае, у него повышается только верхнее систолическое давление. Если человек гипертоник, то у него артериальное давление с повышением атмосферного – понижается. При пониженном атмосферном давлении многие люди испытывают дискомфорт. Например, у гипотоников появляется тошнота и головокружение. У людей, склонных к депрессиям, обостряется чувство тревожности и беспокойства. В этот

период им необходимо избегать большой физической нагрузки и обязательно контролировать своё состояние организма и настроение.

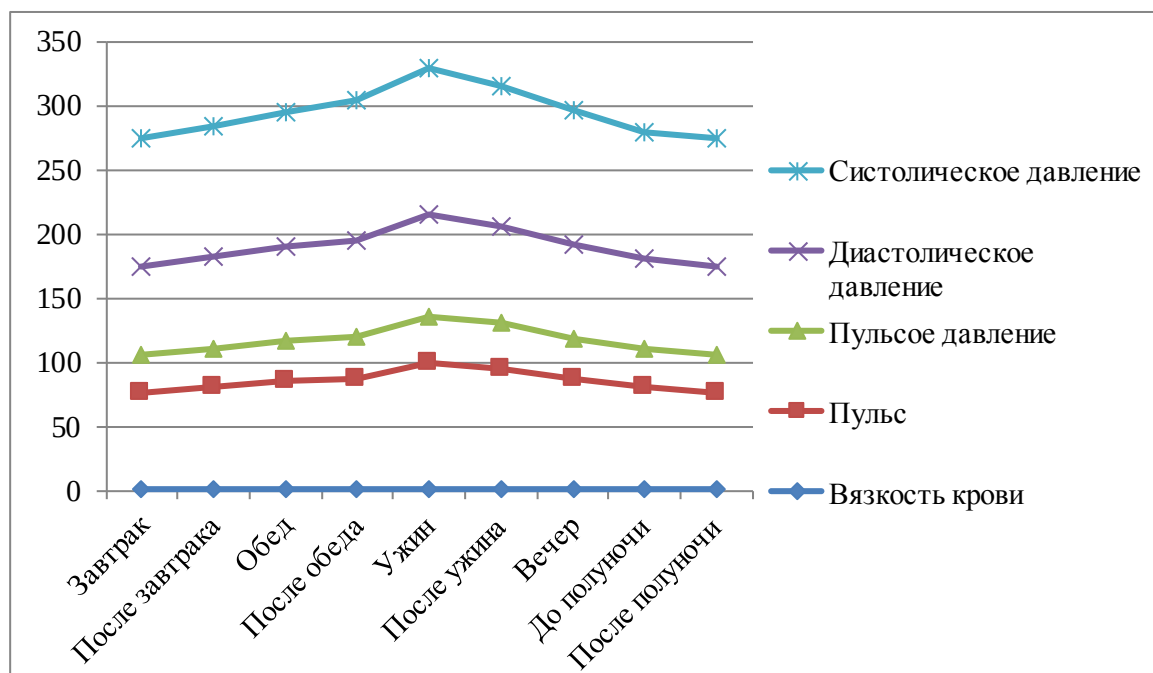


Рис. 1. Зависимость медицинских параметров человека от времени суток

Артериальное давление зависит не только от погодных условий, но и от времени суток. Важно знать, что самые низкие показатели давления у человека во время сна, утром – возрастают, а в дневные часы – самые высокие. Разница между самым высокими и низкими показателями давления в течение суток не должна превышать 20 мм рт. ст. для систолического и 10 мм рт. ст. для диастолического давления. Если показатели будут резко колебаться, то это опасно для здоровья (рисунок 1).

Для самоконтроля разрабатывается и продается большое количество цифровых автоматических тонометров на плечо и запястье, обеспечивающих измерение систолического и диастолического давлений (СД и ДД), частоты сердечных сокращений (ЧСС) и индикацию аритмий. Как показали результаты наших исследований, тонометры на запястье обеспечивают наивысшую точность измерений при самоконтроле по сравнению с другими тонометрами. Однако реальных тонометров для обеспечения контроля всех предикторов не существует. Поэтому нами был разработан концепт контроллера с искусственным интеллектом, работающий по алгоритму обработки результатов измерения АД и пульса: автоматическая запись результатов измерений, вычисление комплексов вязкости крови, оценка жесткости сосудов, состояния левого желудочка и клапанов, сравнение с целевыми показателями, оценка тренда, обращение к лечащему врачу, принятие решения по коррекции образа жизни и медикаментозных препаратов, запись результатов в личную электронную карточку, дублирование записи в долговременную базу данных. Практические исследования по самоконтролю системы кровообращения проводилось следующим образом. Детерминированный самоконтроль разными временами измерений- 60 мин, 6 ч, 12ч, 24 ч. Измерения проводились с помощью автоматического тонометра. Исследовалась небольшая группа молодых людей. Результаты са-

моконтроля сравнивались с данными медицинских карт, обследуемых. Интеллектуальный анализ данных позволил установить системные связи и закономерности функционирования системы кровообращения. Динамика гетеро структур системы кровообращения зависит как от физиологических, так и функциональных факторов, связанных с воздействием внешних сил, так как образ жизни, температура окружающей среды, атмосферное давление, влажность, психоэмоциональные нагрузки непосредственным образом влияют на работу системы кровообращения. Установлено, что активность солнца и геомагнитного поля земли существенно снижают работоспособность.

Обзор состояния проблемы выявил трудности диагностирования заболеваний системы кровообращения и малую эффективность технологий диспансеризации и скрининга работников образования. Интеллектуальный анализ предикторов сердечнососудистых катастроф позволил синтезировать комплексы предикторов ССК и приборов самоконтроля состояния системы кровообращения. Инновационная методика самоконтроля комплексов предикторов ССК прошла апробацию, готова к применению и безусловно обеспечивает решение задач раннего диагностирования заболеваний системы кровообращения и снижения сердечнососудистых катастроф.

Сердечнососудистые катастрофы во всех странах мира представляют собой наиболее острую проблему здравоохранения. Во многих странах одним из эффективных путей решения данной проблемы признается самоконтроль населением артериального давления и пульса. В нашей стране большая часть населения не подвержена самоконтролю собственного здоровья, что и является одной из главных проблем в общей большой проблеме смертности от ССК. Важной проблемой в заболеваемости кровообращения является динамическая неустойчивость основных параметров, связанных с запаздыванием и разрывами в обратной связи динамики гетеро- структур интегративной мета системы кровообращения. Предлагаемые процедуры самоконтроля и необходимый инструментарий обеспечивают решение важных задач устранения разрыва обратной связи в гетероструктурах пациент–медик.

Библиографический список

1. Смогунов В.В., Кузнецов С. Н., Системный анализ проблем самоконтроля интегративной метасистемы кровообращения // Известия Самарского научного центра Российской академии наук, т.17, №2(5), 2015.С.1141-1146.

Hybrid intelligence in the self-monitoring of blood circulation problems

Filimonova K.A., Kuznetsov N.S., Smogunov V.V., Pshenichny O.F.

Penza State University , 4400026 , Russia , Penza, st. Red , 40 ,
kris.filimonowa2013@yandex.ru

Abstract it provides a description and analysis of self-monitoring of blood circulation, the provisional diagnosis of cardiovascular diseases using a tonometer. The conclusion is that it is difficult to diagnose diseases of the circulatory system and the low efficiency of clinical examination techniques and skritinga educators. After analysis it shows that not only de-

depends on the pressure from the atmospheric pressure, but on the weather and time of day.
Key words: pressure, cardiovascular disease, blood circulation, arrhythmia, hypertension, blood pressure cuff.

УДК 004.896; 796.332

ПОСТРОЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ФУТБОЛЬНЫХ ТУРНИРОВ

Хвостанцев Д.В.

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, д. 38, hvostantsev.dima@yandex.ru

В статье дается описание и анализ попытки разработать нейросетевую модель для системы прогнозирования результатов клубных команд чемпионатов Испании и Германии. Для входных данных системы используются статистические показатели команд-претендентов на участие в клубных европейских турнирах УЕФА Лига Чемпионов и УЕФА Лига Европы за последние 10 лет. Для нормализации количества входных данных сделана попытка обнаружения малозначимых показателей с помощью корреляционного метода Пирсона. Проектирование и тестирование нейросетевой модели для прогнозирования результатов национальных турниров Испании и Германии реализовано с помощью нейропакета. После сравнительного анализа реальных и системных результатов, делается вывод о будущем нейросетевого прогнозирования в футболе.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросети, национальные футбольные турниры, еврокубки.

На сегодняшний день, проблема оценки и прогнозирования спортивных результатов становится всё более актуальной. Миллионы людей, в той или иной степени, участвуют в соревнованиях, посещают стадионы и спортзалы, смотрят трансляции и болеют за любимые команды. Помимо этого, одержимость спортом и результатами соревнований толкает массы людей на использование услуг букмекерских контор. Зачастую, редкие любительские акции переходят в разряд профессиональной деятельности и материального заработка.

Несомненно, самым популярным видом спорта является футбол. Согласно статистике, примерно половина населения Земли старше 10 лет относится к армии любителей футбола. Огромное количество национальных и клубных турниров под эгидой FIFA и UEFA ежедневно вызывает интерес у населения нашей страны. Таким образом, спрос на любительский и профессиональный прогноз футбольных результатов огромен.

На данный момент круг футбольных интересов для болельщиков весьма широк, что объясняется большим разнообразием турниров и соревнований не только национального (Российская футбольная Премьер-Лига и др.), но и европейского (Чемпионат Европы и др.) и даже мирового масштаба (Чемпионат Мира и др.). Сделать прогноз на каждый матч достаточно сложно, поскольку результат зависит от необъемлемого количества факторов, которые порой не всегда поддаются объяснению. Тем не менее каждая команда, независимо клуб или

сборная, нарабатывает определенную статистику показателей, которые оказывают влияние на будущий результат. Таким образом, на сегодняшний день для профессионалов и любителей футбола актуально создание информационных систем, способных оценить статистику команд за предыдущие периоды и дать оценку результата в будущем.

Для большинства населения нашей страны интересными и наиболее значимыми являются Чемпионат мира и турниры Союза Европейских Футбольных Ассоциаций(UEFA), например, Чемпионат Европы, UEFA Лига Чемпионов, UEFA Лига Европы и т.д. Предсказать результаты каждого матча достаточно сложно, поскольку итоговый результат зависит от множества факторов, иногда самых невероятных и не поддающихся логическому объяснению. Наиболее интересным и доступным является составление прогноза на место команды в национальном чемпионате, а затем и в одном и еврокубков (UEFA Лига Чемпионов и UEFA Лига Европы). Такую оценку результатов и прогноз можно совершить с помощью искусственной нейронной сети.

Эффективным инструментом для реализации таких систем являются методы искусственного интеллекта, в частности – нейросети [1], так как они имеют способность к обучению, выявлению зависимостей между входными и выходными параметрами и обобщению. В Пермском отделении Научного совета РАН по методологии искусственного интеллекта уже имеется положительный опыт применения нейросетевых технологий для прогнозирования результатов спортивных состязаний и оптимизации программ подготовки спортсменов в области фигурного катания и легкой атлетики [5, 6]. Целью работы является создание нейросетевой системы для прогнозирования результатов национальных футбольных первенств Испании и Германии. Данная система должна находить предварительные результаты мест в национальной лиге для команды на сезон, на основании параметров, полученных из статистических данных официального сайта UEFA [2] и спортивного портала Sports.ru [3].

Для построения нейросетевой системы были собраны статистические данные о командах-претендентах на участие в европейских клубных турнирах за последние 10 лет. Таким образом, для Испании и Германии было выбрано по 7 команд: первые 4 команды по данным рейтинга клубов UEFA – претенденты на участие в UEFA Лига Чемпионов и последующие 3 команды – претенденты на участие в UEFA Лига Европы. Данные о командах были собраны по 11 статистическим показателям. Всего проработано 140 записей.

Нейронная сеть, которая лежит в основе разрабатываемой системы обучалась на примерах исходного множества из 140 записей. Проектирование, обучение и тестирование нейронной сети выполнялось с помощью нейропакета [4].

В ходе работы была построена нейросеть для нахождения результатов клубных команд Испании и Германии за последние 10 лет на каждый отдельный сезон на максимальном числе параметров (11 показателей). Также была проведена попытка сократить число входных параметров с помощью коэффициентов корреляции Пирсона.

На основе разработанной нейросети была создана система прогнозирования результатов команд на текущий сезон 2015-2016. Результаты команд спрогнозированы за два месяца до окончания чемпионатов, поэтому прогноз весьма актуален. Для сопоставления реальных показателей и прогноза системы был проведен сравнительный анализ результатов.

Таблица 5. Соответствие результатов чемпионата Испании

КЛУБ	ПРОГНОЗ СИСТЕМЫ	ДЕЙСТВИТЕЛЬНЫЙ РЕЗУЛЬТАТ (НА 17 МАРТА 2016 ГОДА)
РЕАЛ МАДРИД	2,5222	3
БАРСЕЛОНА	1,9612	1
АТЛЕТИКО МАДРИД	2,0176	2
ВАЛЕНСИЯ	7,3901	11
СЕВИЛЬЯ	4,8875	5
АТЛЕТИК БИЛЬБАО	5,8165	6
ВИЛЬЯРЕАЛ	3,8795	4

В таблице 1 представлено соответствие результатов чемпионата Испании. По результатам прогноза чемпионата Испании, можно сделать вывод что система работает весьма правдиво. Из всей картины выбивается клуб Валенсия. Это объясняется тем, что команда в этом сезоне показывает весьма нестабильную игру, играя на высоком уровне в кубковых соревнованиях сезона, которые не взяты во внимание в данном исследовании, и наоборот, выглядит неубедительно в главном чемпионате страны. Также погрешность можно объяснить тем, что оставшиеся матчи сезона могут повлиять на итоговый результат, а их ещё 8. Поэтому, вполне вероятно, что Валенсия в конце сезона будет на 7-8 строчке чемпионата как предсказывает система.

В таблице 2 представлено соответствие результатов чемпионата Германии. В условиях данного турнира система прогнозирования работает весьма противоречиво. Результаты команды Боруссия Менхенгладбах имеют большую погрешность (прогноз – 6 место, реальный результат – 4 место). Такой выброс можно объяснить тем, что команда играет сезон на сверхвозможностях, добиваясь высоких результатов минимальными затратами.

Таблица 6. Соответствие результатов чемпионата Германии

КЛУБ	ПРОГНОЗ СИСТЕМЫ	ДЕЙСТВИТЕЛЬНЫЙ РЕЗУЛЬТАТ (НА 17 МАРТА 2016 ГОДА)
БАВАРИЯ МЮНХЕН	1,5299	1
БОРУССИЯ ДОРТМУНД	2,0169	2
ШАЛЬКЕ-04	4,6426	5
БАЙЕР	5,5133	7
ВОЛЬФСБУРГ	5,7108	8
БОРУССИЯ МЕНХЕНГЛАДБАХ	5,9564	4
ГАННОВЕР-96	14,1679	18

Таким образом, разработанная нейронная система провела прогноз результатов чемпионатов Испании и Германии на достаточно высоком уровне. Это свидетельствует о

том, что у нейросетевого моделирования в футболе есть будущее. Данное исследование может стать начальным этапом для решения задач прогнозирования результатов крупных кубковых турниров, таких как УЕФА Лига Чемпионов и УЕФА Лига Европы.

Библиографический список

1. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176с.
2. Официальный сайт Европейского футбола *UEFA.com* [Электронный ресурс] [Режим доступа: <http://ru.uefa.com>] [Проверено: 15.03.2016].
3. Спортивный портал *Sports.ru* [Электронный ресурс] [Режим доступа: <http://www.sports.ru>] [Проверено: 15.03.2016].
4. Черепанов Ф.М., Ясницкий Л.Н. Нейросимулятор 5.0. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014612546. Заявка Роспатент № 2014610341. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 28 февраля 2014г.
5. 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).
6. 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.

DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK MODEL FOR PREDICTION OF FOOTBALL TOURNAMENT RESULTS

Khvostantsev Dmitriy V.

National Research University “Higher School of Economics”, str. Studentcheskaya, 38,
Perm, Russia, 614070, hvostantsev.dima@yandex.ru

This article provides the specification and analysis of an attempt to develop a neural network model for prediction system of football tournament results, especially for Spanish and German leagues. For input data of forecasting, last ten year’s statistic variables of potential participants of European tournaments such as UEFA Champions League and UEFA Europe League are used. The attempt to eliminate trivial parameters from input data is considered using Pearson correlation method. The results of Spanish and German club teams are used for prediction. Design and testing a neural network model for prediction system is implemented using neural network software. Comparing the real and predicted results, the overall view of neural networks and the future perspectives of prediction in football area is considered.

Keywords: artificial intelligence, neural network, national football tournaments, European cups.

СПОСОБ НАСТРОЙКИ ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ К ОШИБКАМ ПЕРВОГО И ВТОРОГО РОДА ДЛЯ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Черепанов Ф.М.

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

Предложена методика настройки чувствительности к ошибкам первого и второго рода алгоритмов обучения нейронных сетей с учителем. На основе данной методики предложен способ обучения искусственных нейронных сетей с критерием оптимизации, сходным с критерием Неймана-Пирсона, в соответствии с которым вероятность ошибки второго рода должна быть минимальной, а вероятность ошибки первого рода не должна превосходить некоторой заданной величины. В случае с дифференциальной диагностикой это позволяет уменьшить количество диагнозов с заниженной степенью тяжести заболевания, прогнозируемых при помощи искусственных нейронных сетей, однако за счет некоторого увеличения неверно выдаваемых диагнозов с завышенной предполагаемой тяжестью заболевания.

Ключевые слова: нейронные сети; критерий Неймана-Пирсона; дифференциальная диагностика.

Введение

В математической статистике существуют понятия ошибок первого рода и ошибок второго рода, которые обозначают случай ошибочного принятия положительного решения, при необходимости принятия отрицательного, и наоборот, принятия отрицательного решения при необходимости принятия положительного. Кроме статистики эти понятия используются и в других областях, когда речь идёт о принятии «бинарного» решения на основе некоего критерия, который с некоторой вероятностью может давать ложный результат [1].

В классической теории нейронных сетей критерий оптимизации построен на минимизации среднеквадратичной ошибки, таким образом, ошибки первого и второго рода учитываются в равной степени [2, 4]. В общем случае это является оправданным подходом, однако существуют области, где значение ошибок разного рода имеет неравнозначную важность. Так ошибки второго рода крайне нежелательны при постановке медицинского диагноза, т.к. они дают ложное убеждение, что заболевание отсутствует, в то время как в действительности оно есть. В теории вероятностей в таких случаях применяют критерий Неймана-Пирсона, в соответствии с которым вероятность ошибки второго рода должна быть минимальной, а вероятность ошибки первого рода не должна превосходить некоторой заданной величины [1].

В настоящей работе предпринята попытка применить подобную классификацию ошибок к задаче дифференциального диагностирования заболеваний. Это позволило разработать процедуру обучения нейронной сети с критерием оптимизации, сходным с критерием Неймана-Пирсона.

Нелинейное масштабирование среднеквадратичной ошибки

Определим функцию нелинейного масштабирования θ :

$$\theta(x, a, b) = \begin{cases} a \cdot x, & x > 0 \\ 0 \cdot x, & x = 0 \\ b \cdot x, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

Для удобства записи также определим функцию симметричного нелинейного масштабирования $\theta'(x, a) = \theta(x, a, a^{-1})$.

Пусть $E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^Q (d_i - y_i)^2}{Q}}$ - стандартная среднеквадратичная ошибка.

Здесь:

d – вектор желаемого отклика;

y – вектор выходного сигнала сети;

Q – размерность векторов выходного сигнала.

Применив функцию θ для масштабирования исходных отклонений $d_i - y_i$, при вычислении среднеквадратичной ошибки, получим:

$$E(\alpha, \beta) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^Q (\theta(d_i - y_i, \alpha, \beta))^2}{Q}} \quad (2)$$

При $\alpha = \beta = 1$ выражение эквивалентно среднеквадратичной ошибке $E(1, 1) = E$.

Тогда $E(1, 0) = E_{\alpha}$ - среднеквадратичная ошибка, в которой учтены только отклонения, имеющие положительный знак. Соответственно $E(0, 1) = E_{\beta}$ - среднеквадратичная ошибка, в которой учтены только отклонения, имеющие отрицательный знак. Знаменатель Q оставим неизменным, т.к. мы будем сравнивать между собой только ошибки одного класса.

Критерий оптимизации чувствительности ИНС

Конструкцию (2) можно применять в алгоритмах обучения нейронных сетей с учителем при вычислении значений ошибок, которые используются для нахождения приращений весовых коэффициентов. Изменение значений параметров α и β приводит к смещению приоритета оптимизации по ошибке первого или второго рода, соответственно.

Продemonстрируем суть методики на искусственном примере. Пусть дана обучающая выборка из двух примеров (Таблица 1).

Таблица 1. Демонстрационная обучающая выборка.

x	d
1	1
1	2

Обучим сеть алгоритмом обратного распространения ошибки с использованием стандартной ошибки E , и с масштабированной ошибкой $E(2, 2^{-1})$ (2). Ниже приведены таблицы с результатами тестирования нейронной сети, обученной этими двумя способами.

Таблица 2. Результаты тестирования нейронной сети, обученной с использованием стандартной среднеквадратичной ошибки.

x	d	d	d-y
1	1	1.5	0.5
1	2	1.5	0.5

Таблица 3. Результаты тестирования нейронной сети, обученной с использованием симметрично масштабированной среднеквадратичной ошибки с коэффициентом 2.

x	d	y	d-y
1	1	1.8	0.8
1	2	1.8	0.2

Таким образом, при обучении сети с оптимизацией по масштабированной таким образом ошибке в большей степени учитываются положительные по знаку ошибки.

Дадим интерпретацию полученным результатам с точки зрения проблемы дифференциальной медицинской диагностики. Если X – это совокупность диагностических данных об обследуемом человеке, а D – это степень развития некоторого заболевания, то при наличии противоречивых данных о степени тяжести заболевания, при схожих диагностических данных и отсутствии другой информации, предпочтение отдается диагнозу с большим уровнем тяжести.

Тестирование на реальных данных

Исследование проводилось на основании данных 855 кардиологических наблюдений. Врачи-эксперты, на основе данных опроса, осмотра пациентов, анализа лабораторных и инструментальных методов исследований, которые проводились согласно регламенту Национальных рекомендаций РФ, выставляли в баллах (по 100-балльной шкале) степень своей уверенности в том или ином диагнозе. Всего было заполнено и обработано 755 анкет, каждая из которых составляла пример, характеризующий предметную область. К этому множеству примеров было добавлено еще 100 анкет с данными людей, у которых диагноз сердечно-сосудистого заболевания был исключен. Последнее сделано для того, чтобы нейросеть после обучения умела не только ставить диагнозы заболеваний, но и показывать их отсутствие. Была выбрана нейронная сеть прямого распространения с сигмоидными активационными функциями, на вход которой подается информация о пациенте, а с выхода снимается диагноз заболевания. Входные параметры $x_1, x_2, \dots, x_N$ жалобы пациента, анамнез его заболевания и жизни, данные объективного исследования, всего 70 параметров. К таким параметрам относятся, например, температура тела, артериальное давление, частота пульса и др. Это также числа, кодирующие какие-либо признаки, например, единица, если пол мужской и двойка, если пол женский. Выходные параметр Y кодирует степень тяжести заболевания инфаркт миокарда. Таким образом, нейронная сеть содержала $N = 70$ входных нейронов и $M = 1$ выходных нейронов.

Все множество примеров разбивалось на обучающее L , тестирующее T и подтверждающее C в соотношении: 70% : 20%: 10%. Для обучения нейронной сети использовались методы обратного распространения ошибки и упругого обратного распространения. Они показали схожие результаты и поэтому не рассматриваются отдельно. Проектирование, обучение и тестирование нейронной сети, а также эксперименты над нейросетевой математической моделью выполнялись с помощью нейропакета «Нейросимулятор 5.0» [3].

Установим критерий оптимизации сети – минимизация случаев выставления нейронной сетью диагноза с меньшим уровнем тяжести, чем есть на самом деле, при фиксированном уровне противоположных ошибок. Установим этот уровень в 7%. Воспользуемся функцией симметричного масштабирования ошибки, варьируемым параметром в данном случае будет α .

Таким образом, процедура оптимизации будет выглядеть следующим образом: варьируя значение параметра α в некоторой окрестности 1, и на каждом шаге обучаем нейронную сеть, вычисляя процент ошибок первого и второго рода на тестовом множестве. Полученные зависимости отражены на рисунке 1.

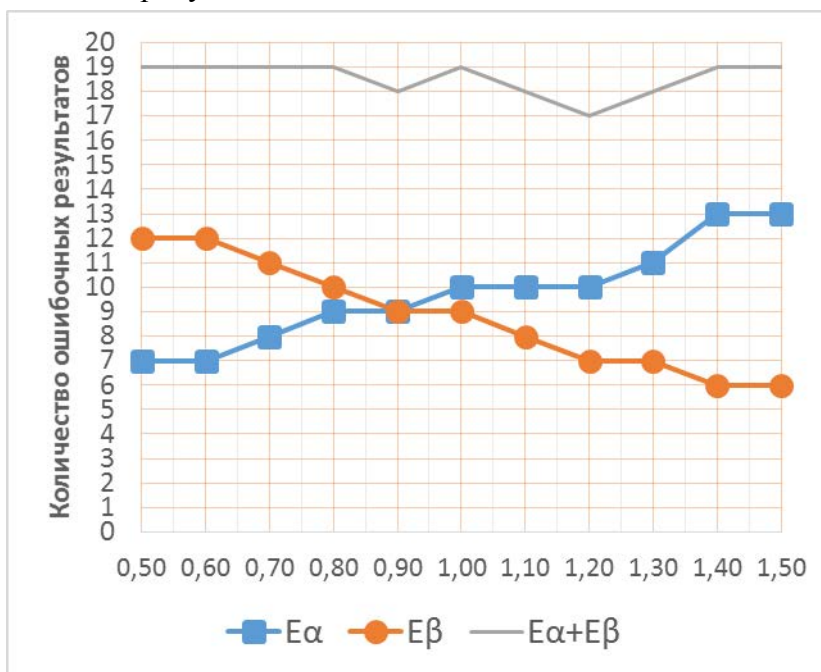


Рис. 1. Зависимость количества ошибочных диагнозов разного рода от значения параметра α на тестовом множестве.

Как видно из рисунка при увеличении значения параметра α количество примеров с ошибкой второго рода падает, а количество примеров с ошибкой первого рода увеличивается. Нами был установлен порог в 7% для ошибок второго рода, что соответствует примерно 12 примерам тестового множества. Значение параметра α , при котором достигается минимум ошибки второго рода, при уровне ошибки первого рода не превосходящим 7%, является значение 1,3. Кроме того, можно заметить, что суммарное количество ошибочных примеров остается практически неизменным.

На рисунке 2 представлен график зависимостей ошибок от параметра α , но вычисления проводились на подтверждающем множестве. Из него видно, что при значении параметра α

равным 1,3 на этом множестве так же достигается оптимум по нашим условиям, т.к. 7% от количества примеров в подтверждающем множестве примерно равняется 6.

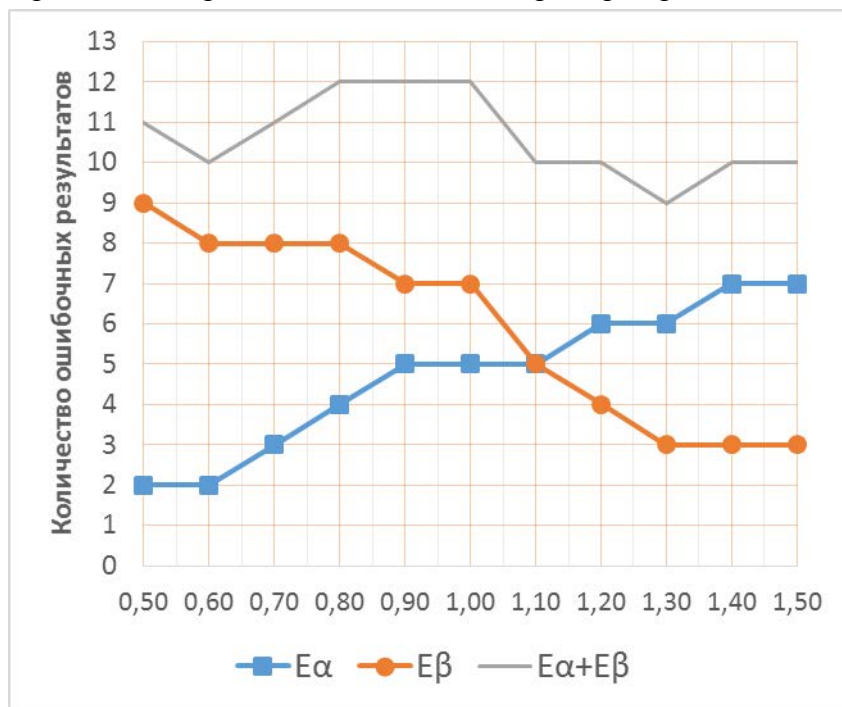


Рис. 2. Зависимость количества ошибочных диагнозов разного рода от значения параметра α на подтверждающем множестве.

Заключение

Предложена методика нелинейного масштабирования ошибки, которая посредством изменения параметров масштабирования, позволяет управлять процессом обучения, делая его более восприимчивым к ошибкам первого или второго рода.

На основе данной методики предложен критерий оптимизации нейронной сети, который позволяет уменьшить количество диагнозов с заниженной степенью тяжести заболевания, выдаваемых нейронной сетью. Это достигается за счет некоторого увеличения неверно выдаваемых диагнозов с завышенной предполагаемой тяжестью заболевания, но не выше предела 7%, заданного в критерии ограничения.

Проведены испытания на реальных данных, в ходе которых была подтверждена работоспособность данного подхода.

Библиографический список

1. *Ивановский Р.И.* Теория вероятностей и математическая статистика. Основы, прикладные аспекты с примерами и задачами в среде Mathcad. СПб.: БХВ-Петербург, 2012. 528 стр.
2. *Ясницкий Л.Н.* Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.
3. *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.

4. Haykin, S. Neural networks: A comprehensive foundation (2nd ed.). New Jersey: Prentice Hall International, Inc. 1999. 1103 p.

METHODS OF SETTING SENSITIVITY TO TYPE I AND TYPE II ERRORS FOR THE LEARNING ALGORITHMS OF NEURAL NETWORKS

F. M. Cherepanov

Perm State Humanitarian Pedagogical University,
Perm, 614990, Sibirskaya St., 24, fe-c@yandex.ru

The method of setting the sensitivity to errors of the first and second order learning algorithms of neural networks with the teacher. On the basis of this technique is provided a method of training the ANN with optimization criterion similar to the Neyman-Pearson criterion, whereby the probability of error of the second kind should be minimal, and the probability of a type I error must not exceed a certain predetermined value. In the case of differential diagnosis is to reduce the number of diagnoses with a low degree of severity of the disease, predicted using ANN, but at the expense of some increase in incorrect diagnoses issued with overstated the alleged severity of the disease.

Keywords: neural network; Neyman-Pearson criterion; differential diagnosis.

УДК 159.9.07+004.8

ВОЗМОЖНОСТИ ВЫЯВЛЕНИЯ СПОСОБНОСТИ ЛЮДЕЙ К НАУЧНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ МЕТОДАМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Ясницкий Л.Н.¹, Байдин Д.Ю.², Макурина Т.В.², Черепанов Ф.М.²

¹Пермский государственный национальный исследовательский университет,
614600, г. Пермь, ул. Букирева, 15

²Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет
614990. г. Пермь, ул. Сибирская, 24

Разработана математическая модель, предназначенная для выявления способностей людей к научной деятельности. В основе модели лежит нейронная сеть, обученная на психологических, социологических, биологических и биографических данных некоторых выдающихся ученых XVIII-XX веков. Исследование математической модели позволило оценить степень влияния используемых входных параметров и продемонстрировать их воздействие на способность некоторых известных ученых к научной деятельности. Компьютерная программа, реализующая разработанную математическую модель, может быть использована как инструмент психофизиологической диагностики и профориентации. Воспользоваться программой можно из раздела «Проекты» сайта Пермского отделения Научного совета Российской академии наук по методологии искусственного интеллекта: www.PermAi.ru.

Ключевые слова: Профориентация, психофизиологическая диагностика, искусственный интеллект, нейронная сеть, закономерности, статистическая информация, ученый, научная деятельность, моделирование.

В настоящее время для выявления способностей людей к тому или иному виду деятельности обычно используют психодиагностические тесты. Анализ этих методик показывает, что практически все они основаны на экспертных знаниях, главным образом – специалистов-психологов, а потому субъективны по своей природе. Как показывает анализ литературы, среди психологов нет единства мнений о том, какие именно факторы в наибольшей степени влияют на решение вопроса о выборе профессии.

Мы согласны с мнением авторов работы [1, с. 24], которые полагают, что «понимание механизмов профессионального самоопределения лежит в русле комплексного междисциплинарного подхода, где важную роль, в частности, имеют и социологические данные». Принимая эту гипотезу за основу наших исследований, мы считаем, что объективную оценку степени влияния различных факторов на успех выбора профессии можно получить путем применения современных методов математического моделирования. Одна из таких попыток на пути решения указанной проблемы, а именно – вопроса выявления способностей человека к профессии ученого, предпринимается в настоящей статье.

При формировании нейросетевой математической модели большое значение имеет выбор значимых входных параметров, т.е. тех параметров, которые оказывают влияние на результат моделирования. Как следует из анализа литературы, можно назвать множество психологических, социологических, биологических, культурных, биографических, физиологических и др. факторов, влияющих на степень успешности выбора будущей профессии. Однако многие из этих факторов не поддаются количественной оценке. Другие факторы невозможно включить в математическую модель ввиду отсутствия достаточной информации о их значениях. После обсуждений с психологами, а также, исходя из доступности информации, в качестве входных параметров нейросетевой математической модели мы использовали следующие факторы и систему кодирования их значений:

- 1). Пол: 1 – мужской; 2 – женский.
- 2). Национальность отца: 1 – славяне, поляки, хорваты, сербы; 2 – евреи; 3 – армяне; 4 – французы; 5 – немцы, шведы, австрийцы; 6 – бельгийцы, датчане; 7 – англичане, американцы, шотландцы; 8 – новозеландцы; 9 – латыши; 10 – венгры; 11 – итальянцы; 12 – голландцы.
- 3). Национальность матери: кодировка, как для предыдущего параметра.
- 4). Этнолингвистическая группа: 1 – славянская; 2 – семитская; 3 – армянская; 4 – романская; 5 – германская; 6 – индоарийская; 7 – финно-угорская; 8 – тюркская.
- 5). Были ли в семье люди, связанные с наукой: 1 – да; 0 – нет.
- 6). Был ли вундеркиндом в раннем возрасте: 1 – да; 0 – нет.
- 7). Занимался ли под руководством опытного ученого: 1 – да; 0 – нет.
- 8). По каким предметам учился на 4 и 5: 0 – ребёнок был необучаем; 1 – только по тем, которые нравились; 2 – только по тем, которые легко давались; 3 – по большинству предметов; 4 – по всем; 5 – обучался на дому с частными учителями; 6 – самоучка.
- 9). Был ли разносторонне развитым человеком: 1 – да; 0 – нет.
- 10). Был ли политически активным человеком: 1 – да; 0 – нет.

11). Был ли рассеянным и неприспособленным к жизни: 1 – да; 0 – нет.

12). Были ли проблемы, связанные с душевными расстройствами: 1 – да; 0 – нет.

13). Отрасль научной деятельности: 1 – математика; 2 – физика; 3 – химия; 4 – биохимия; 5 – физиология; 6 – биология; 7 – многие отрасли.

Выходной параметр модели кодировал результат моделирования: 1 – способен к научной деятельности, либо 0 – не способен к научной деятельности.

Анализ сети Интернет и биографической литературы позволил сформировать 200 примеров с полным набором указанных параметров о выдающихся ученых XVIII-XXI вв. Кроме того, было сформировано 200 примеров людей, не способных к научной деятельности.

Проектирование, обучение, оптимизация, тестирование нейронной сети и эксперименты над нейросетевой математической моделью выполнялись по методике [2] с помощью нейропакета [3]. Оптимальная структура нейронной сети представляла собой персептрон с 13-ю входными нейронами, двумя скрытыми слоями с пятью и двумя сигмоидными нейронами и одним выходным нейроном.

В процессе обучения и тестирования нейросети были обнаружены и удалены выбросы по методике [4]. После удаления выбросов среднеквадратичная ошибка тестирования (обобщения) составила 18%. Причем дополнительное тестирование нейронных сетей по методу многократной перекрестной проверки (multi-fold cross-validation) не показали сколь-нибудь заметного изменения погрешности тестирования.

После того, как работа нейронной сети была 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 исследовать зависимости прогнозируемой величины (способность к научной деятельности) от ее входных параметров.

Первый вопрос, на который можно получить ответ с помощью модели – выяснить степень влияния ее входных параметров на результат – уровень способности людей к научной деятельности. Объективную оценку такого влияния можно получить, например, с помощью той же нейронной сети путем поочередного исключения входных параметров и наблюдением за погрешностью ее тестирования. Чем выше оказывается погрешность тестирования, тем значимее соответствующий исключенный параметр. Построенная таким способом гистограмма приведена на рис. 1. Высота столбцов соответствует погрешности тестирования, полученной при исключении параметра, подписанного под столбцом, причем высота столбцов нормализована так, что их сумма равна единице. Как видно из рисунка, наиболее значимыми оказались следующие параметры:

- Занимался ли под руководством известного ученого.
- Был ли вундеркиндом в раннем возрасте.
- Был ли разносторонне развитым человеком.
- Был ли рассеянным и неприспособленным к жизни.
- Были ли в семье люди, связанные с наукой.

Наименее значимые параметры:

- Были ли проблемы, связанные с душевными расстройствами.

- Этнолингвистическая группа.

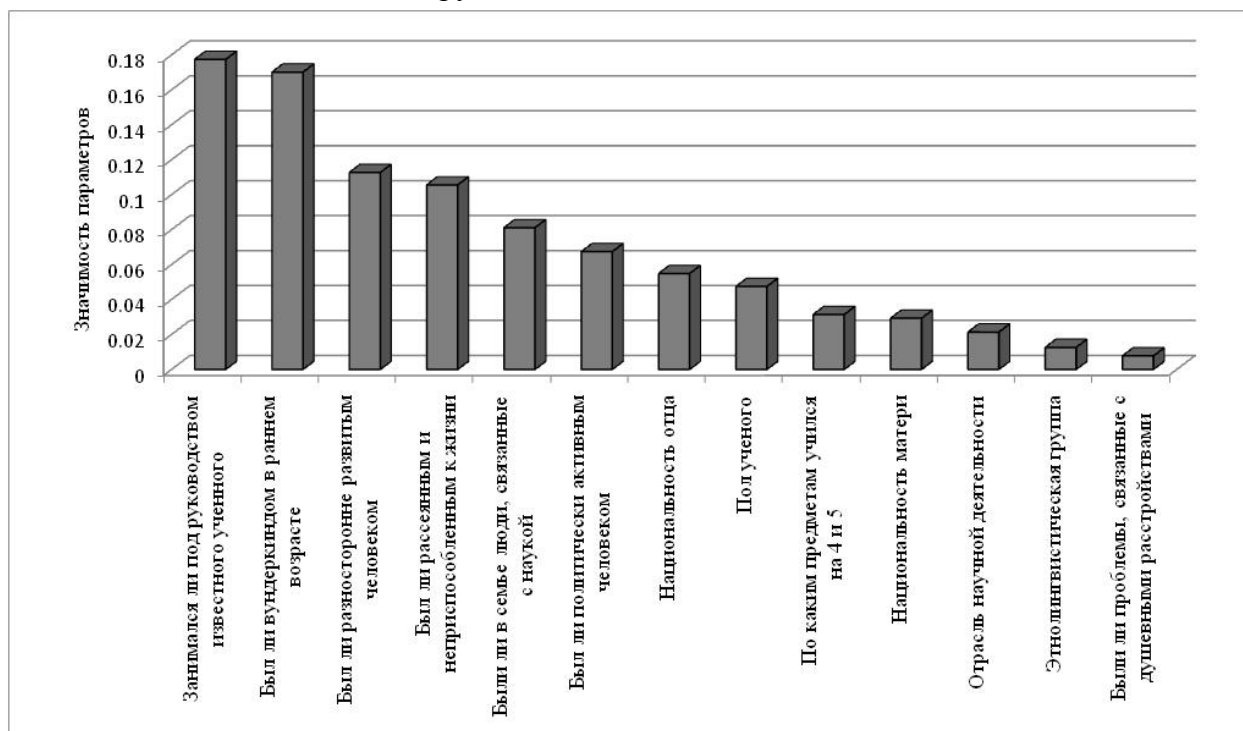


Рис. 1. Гистограмма распределения значимости входных параметров математической модели

Т а б л и ц а 1

Социальные, биологические и биографические данные ученых

№	Параметр	А.Эйнштейн	И.Павлов
1	Пол	Мужской	Мужской
2	Национальность отца	Еврей	Русский
3	Национальность матери	Немка	Русская
4	Этнолингвистическая группа	Германская	Славянская
5	Были ли в семье люди, связанные с наукой	Нет	Нет
6	Был ли вундеркиндом в раннем возрасте	Нет	Нет
7	Занимался ли под руководством опытного ученого	Да	Да
8	По каким предметам учился на 4 и 5	Только по тем, которые нравились	По всем
9	Был ли разносторонне развитым человеком	Да	Да
10	Был ли политически активным человеком	Да	Нет
11	Был ли рассеянным и неприспособленным к жизни человеком	Да	Нет
12	Были ли проблемы, связанные с душевными расстройствами	Нет	Нет
13	Отрасль научной деятельности	Физика	Физиология

Отметим, что, в отличие от распространенных в математической статистике способов оценки значимости входных параметров, (Пирсона, Спирмена, Кендалла и др.), в приведенной здесь методике учитывается сложный нелинейный характер выявляемых закономерностей. Кроме того, в этой методике не используется часто невыполнимая гипотеза нормального распределения случайных данных.

На рис. 2, 3 приведены результаты дальнейших вычислительных экспериментов. Исследования влияния изменения входных параметров на результат моделирования (способность к научной деятельности) выполнены путем «замораживания» (фиксации) одних входных параметров и постепенного изменения других входных параметров при одновременном наблюдении за значением выходного сигнала сети. Виртуальные эксперименты проводились над двумя известными учеными: А.Эйнштейном и И.Павловым, данные о которых приведены в таблице 1.

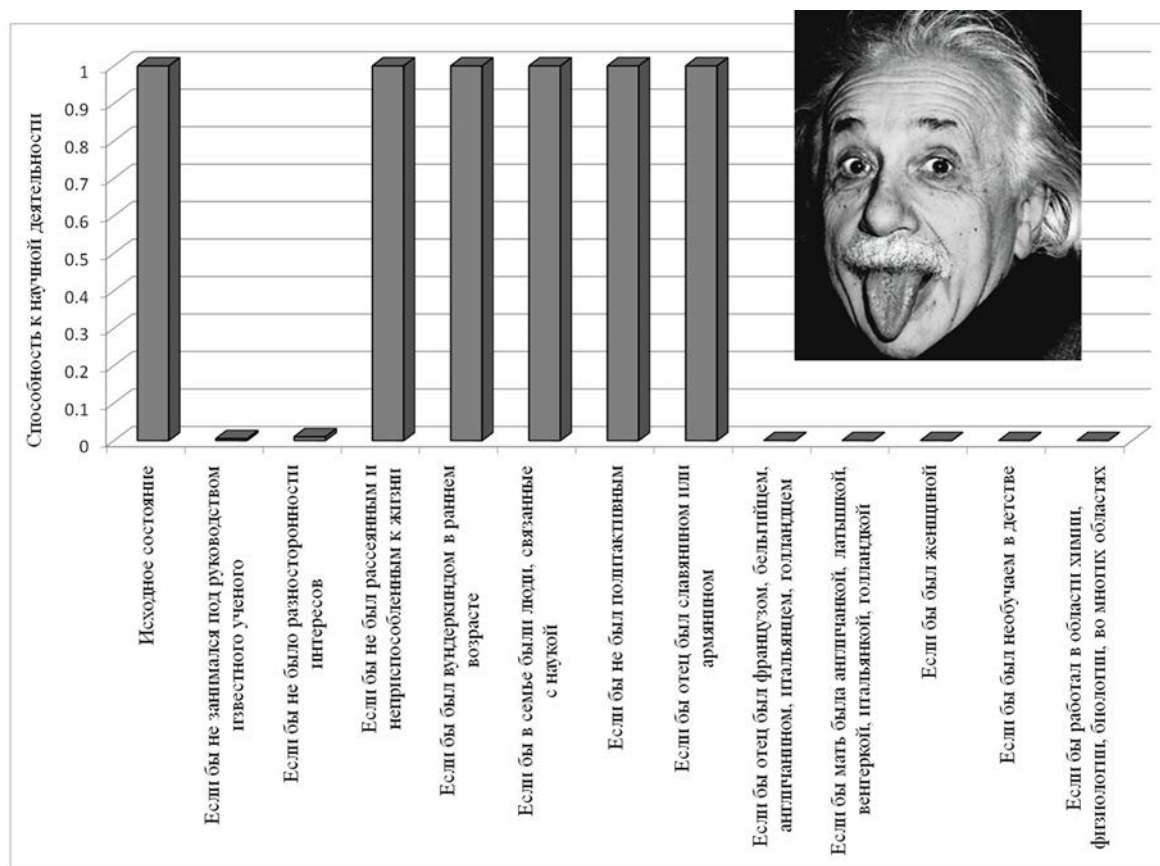


Рис. 2. Результаты компьютерных экспериментов, выполненных при виртуальном изменении психологических, социологических, биологических и биографических данных А.Эйнштейна

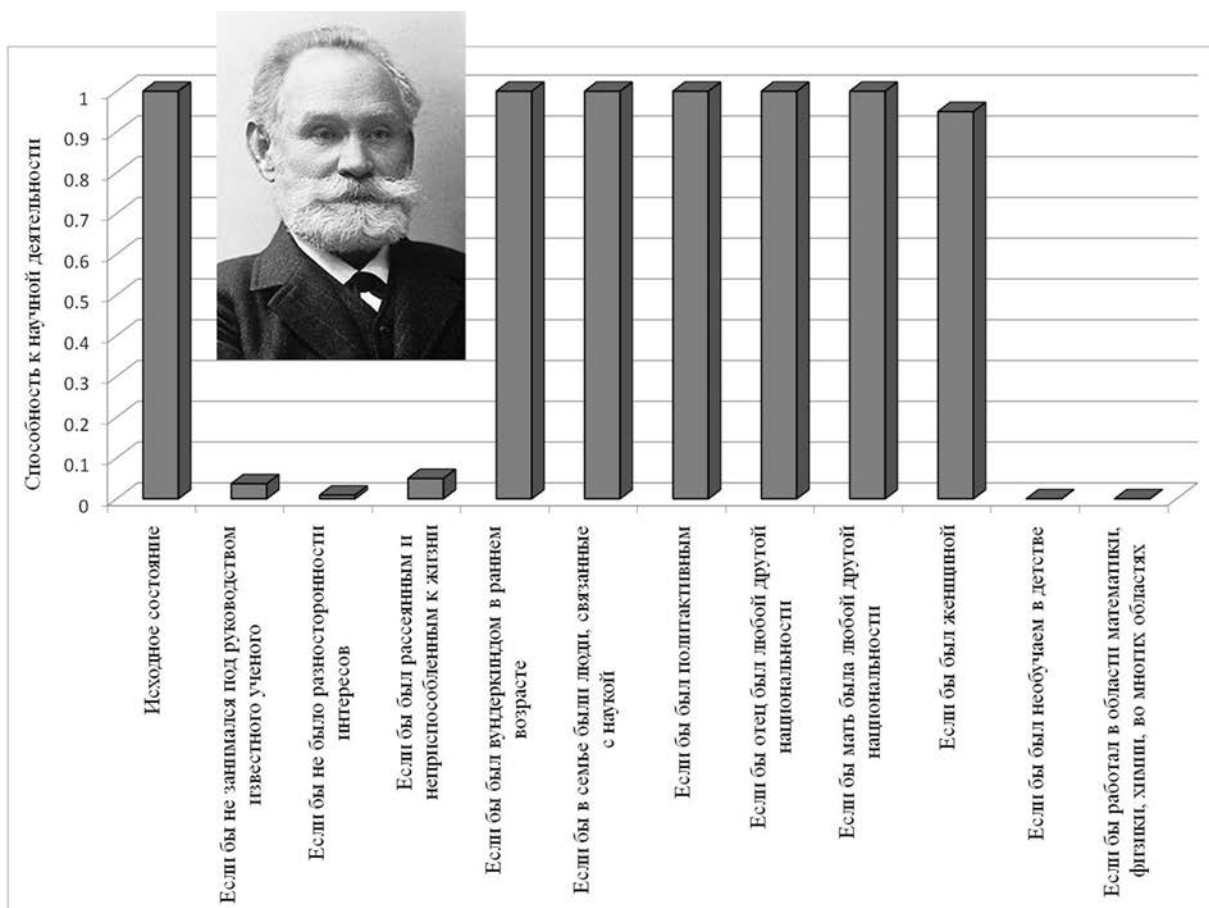


Рис. 3. Результаты компьютерных экспериментов, выполненных при виртуальном изменении психологических, социологических, биологических и биографических данных И.Павлова

Анализируя данные рис. 2 и 3 можно отметить ряд интересных результатов, полученных методом нейросетевого математического моделирования:

1. Если бы А.Эйнштейн и И.Павлов не имели в качестве своих учителей известных ученых, у них было бы значительно меньше шансов стать знаменитыми учеными.

2. Такой же эффект наблюдается, если бы оба ученых не были разносторонне развитыми людьми.

3. Если бы А.Эйнштейн не был рассеянным и неприспособленным к жизни человеком, то это бы не повлияло на его способности к научной деятельности. Если бы И.Павлов был рассеянным и неприспособленным к жизни человеком, то его шансы стать знаменитым ученым упали бы до 4%.

4. Как известно, А.Эйнштейн и И.Павлов не были вундеркиндами в раннем возрасте. Если бы это было не так, т.е., если бы в раннем возрасте они были вундеркиндами, то их способности к научной работе остались бы по-прежнему высокими.

5. Известно, что в семьях, в которых воспитывались А.Эйнштейн и И.Павлов не было людей, связанных с наукой. Если бы это было не так, то их способности к научной работе по-прежнему остались бы высокими.

6. Как известно, А.Эйнштейн активно занимался политикой, тогда как И.Павлов высокой политической активности не проявлял. Компьютерный эксперимент показывают, что если бы было наоборот, т.е., если бы И.Павлов был политически активен, а А.Эйнштейн – нет, то на их способности к научной деятельности это бы не повлияло.

7. Если бы отец А.Эйнштейна был не евреем, а славянином или армянином, то его способности к научной работе остались бы по-прежнему высокими. Если бы его отец был французом, бельгийцем, англичанином, итальянцем или голландцем, то его способности к научной работе упали бы до нуля.

8. Если бы мать А.Эйнштейна была не немкой, а англичанкой, латышкой, венгеркой, итальянкой или голландкой, то его способности к научной работе упали бы до нуля.

9. Если бы отец или мать И.Павлова были не русскими, а любой другой национальности, то способности И.Павлова к научной работе остались бы по-прежнему высокими.

10. Если бы А.Эйнштейн был женщиной, имеющей такие же характеристики, то у него бы не было способностей к научной работе. Если бы И.Павлов был женщиной, то его способности к научной работе были бы на 7% меньше.

11. Если бы А.Эйнштейн и И.Павлов были бы необучаемы в детстве, то у них бы не было способностей к научной работе.

12. Если бы А.Эйнштейн вместо физики работал в области химии или физиологии или биологии или во многих других областях, его шансы стать знаменитым ученым снизились бы до нуля. Если бы И.Павлов вместо физиологии работал в области математики, физики, химии или во многих других областях, то его шансы стать знаменитым ученым упали бы до нуля.

Подводя итог выполненным исследованиям, отметим, что приведенные здесь выводы, на первый взгляд, кажутся бесполезными и сомнительными. Но, во-первых, напомним, что, они являются результатом компьютерных экспериментов над математической моделью, адекватность которой доказана сравнительно низкой погрешностью (18%), полученной на тестовых примерах, т.е. на примерах деятельности людей, данные о которых при создании модели не использовались. Именно такой погрешностью можно оценить результаты расчетов, приведенных на рис. 2 и 3.

Во-вторых, эти результаты имеют методическое значение. Нами показано, как математически строго можно получить объективную оценку значимости (степени важности) параметров (см. рис. 1), используемых психологами в профориентационных тестах.

В-третьих, компьютерная программа, реализующая математическую модель, выложена в разделе «Проекты» сайта www.PermAi.ru. Она может быть реально использована как профориентационный тест. С помощью этой программы, молодым людям, желающим заниматься наукой, можно подобрать наиболее подходящую для них научную область, в которой их способности могут раскрыться наиболее эффективным образом. Однако при этом надо иметь ввиду, что большая часть примеров выдающихся ученых, на которых была обучена нейронная сеть, относятся к прошлым векам. Поэтому вопрос о том, можно ли результаты прогнозирования такой нейронной сети применять к условиям современности, требует дополнительной проработки.

Библиографический список

1. Собкин В.С., Грачева А.М., Нистратов А.А. Возрастные особенности ориентации в социально-профессиональной сфере // Вопросы психологии. 1990. №4 . С. 23-31.
2. Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия». 2005. 176с.
3. 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.
4. 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.

THE POSSIBILITIES TO IDENTIFY THE ABILITY TO SCIENTIFIC ACTIVITY BY THE ARTIFICIAL INTELLIGENT METHODS

Yasnitsky Leonid N.¹, Baidin Denys Yu.², Makurina Tatiana V.², Cherepanov Fyodor M.²

¹Perm State University, Bukireva st., 15, Perm, Russia, 614990,

²Perm State Humanitarian-Pedagogical University, Pushkina st., 42, Perm, Russia, 614000

A mathematical model to identify ability of people to scientific activity is developed. The model is based on a neural network trained on the psychological, sociological, biological and biographical data of some prominent scientists XVIII-XX centuries. A study of mathematical model allowed us to estimate the degree of influence input parameters and to demonstrate their impact on the ability some known scholars in science activities. As a mathematical model the computer program can be used as a tool of psychological diagnostic and career counseling. You can use the program in the section "Projects" site of the Perm Branch of the Scientific Council of the Russian Academy of Sciences on Methodology of artificial intelligence: www.PermAi.ru.

Keywords: artificial intelligence, neural network, regularities, statistical information, scientist, scientific activity, modeling, career guidance.

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ДИАГНОСТИКИ И НИВЕЛИРОВАНИЯ ПРЕДРАСПОЛОЖЕННОСТИ К АЛКОГОЛЬНОЙ ЗАВИСИМОСТИ¹²

Ясницкий Л.Н.², Гилевский А.С.¹, Радостев Д.А.², Рычина Е.В.², Черепанов Ф.М.³

¹Национальный исследовательский университет «Высшая Школа Экономики»,
614070, Россия, г. Пермь, ул. Студенческая, 38, yasn@psu.ru

²Пермский государственный национальный исследовательский университет,
614600, г. Пермь, ул. Букирева, 15

³Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет,
614990, г. Пермь, ул. Сибирская, 24

Излагается опыт разработки компьютерной программы, предназначенной для выявления склонности людей к алкоголизму. В основе программы лежит нейронная сеть, обученная на биографических данных людей как предрасположенных к алкоголизму, так и не имеющих склонности к нему. В процессе обучения, было обнаружено, что на наиболее значимыми факторами, влияющими на склонность к алкогольной зависимости являются: наличие депрессивного расстройства, черепно-мозговых травм, пол и семейное положение. Также оказывают влияние факторы, объяснение зависимости от которых с точки зрения науки пока не представляется возможным. Обученная нейросеть может помочь человеку диагностировать наличие предрасположенности к алкоголизму на ранней стадии, а также дать рекомендации по избавлению от зависимости.

Ключевые слова: Алкоголизм, склонность, зависимость, искусственный интеллект, нейронная сеть, математическое моделирование, рекомендации.

Современные ученые проблему стремительного роста злоупотребления алкоголем рассценивают как национальное бедствие, катастрофа всего человечества, которая приведет к страшным последствиям для всей планеты. С каждым годом злоупотребления алкогольными напитками возрастает. В России данная проблема имеет особое место, так как, по сравнению с другими странами уровень злоупотребления алкоголем является достаточно высоким, что может стать угрозой для дальнейшего развития культуры нашей страны. С алкоголизмом связано 50% дорожно-транспортных происшествий, 50% убийств, 25% самоубийств, до 50% семей распадается на почве злоупотребления алкоголем одним из супругов [1].

Большинство ученых, исследовавших алкогольную зависимость, считают основными группами факторов: биологические, психологические и социальные.

К числу биологических факторов, в первую очередь, относится наследственность.

Дети алкоголиков имеют в 4 раза больший риск заболеть алкоголизмом, по сравнению с другими детьми [1]. Нервно-психологические заболевания у детей могут служить предпосылкой к формированию алкогольной зависимости во взрослом возрасте.

Повышенный риск развития алкоголизма проявляется также у сыновей или братьев мужчин-алкоголиков, причем уровень алкоголизма у мужчин по сравнению с женщинами

¹² Публикация подготовлена при финансовой поддержке РФФИ: грант № 16-01-00164.
© Ясницкий Л.Н., Гилевский А.С., Радостев Д.А., Рычина Е.В., Черепанов Ф.М., 2016

составляет 5:1 [2]. Намного выше риск развития алкоголизма у людей невротического типа, страдающих депрессивными расстройствами и неврозами. Выше риск стать зависимыми от алкоголя у лиц, страдающих психиатрическими расстройствами, в особенности шизофренией.

Психологические факторы связаны с особенностями личности, затрудняющими социальную адаптацию. К ним относятся: трудность в установлении контактов с людьми, неуверенность в себе, раздражительность, тревожность. Употребления алкоголя дает таким людям ощущение уверенности и успешности, поднимет им настроение. Исследования [1] показали, что на предрасположенность к алкогольной зависимости играют такие социальные факторы как: уровень образования, уровень культуры, отношение к алкоголю в данной среде, одиночество, безработица, бедность, смерть близких, развод, невозможность завести детей. Тем не менее, на данный момент не существует единого мнения о том, какой фактор наиболее значим в выявление алкогольной зависимости. Нам не удалось найти данных по оценке степени влияния отдельных факторов на алкогольную зависимость.

Целью настоящей работы является создание и дальнейшее исследование математической модели, определяющей предрасположенность людей к алкогольной зависимости с учетом большого количества факторов, способных оказывать влияние на возникновение и развитие алкогольной зависимости. Эффективным инструментом для реализации таких систем являются методы искусственного интеллекта, в частности – нейросетевые технологии. Пермским отделением Научного совета РАН по методологии уже получен ряд положительных результатов в создании интеллектуальных систем, предназначенных для выявления предрасположенностей людей к наркомании, суициду, насилию, анорексии, заболеваниям сердечно-сосудистой системы и др., некоторые из которых выложены на сайте отделения www.PermAi.ru.

В результате анализа публикаций по данной теме и биографий знаменитых людей склонных к алкоголизму было выбрано 22 входных параметров.

В ходе проектирования, оптимизации и тестирования сети по методике [3-7] из 22-х входных параметров было выявлено и удалено 8 малозначимых параметров, после чего была спроектирована нейросеть с 14 входными параметрами: пол; месяц рождения; день рождения; год рождения; знак Зодиака; стихия; знак Зодиака по восточному календарю; наличие черепно-мозговых травм; бывают ли у вас депрессивные расстройства и психозы; случалось ли терять близкого вам человека; тип профессии в зависимости от предмета труда; предрасположенность к алкоголизму у родителей; семейное положение; положение (градус) Сатурна в момент рождения. Выходной параметр принимает значение 1, если человек склонен к алкоголизму, и 0 – если нет.

Для обучения нейронной сети было сформировано множество примеров, основанных на анализе биографий знаменитых людей среди поэтов, актеров и государственных деятелей России и зарубежья. Также был проведен анонимный опрос среди друзей, родственников и знакомых. Все собранные данные были разделены на обучающее множество, состоящее из 105 человек и тестирующее, состоящее из 15 человек.

Оптимальная структура нейронной сети, обеспечивающая минимальные ошибки обучения и тестирования, представляла собой персептрон, имеющий 14 входных нейронов, два

скрытых слоя с девятью и двумя нейронами и один выходной нейрон. После обучения, нейронная сеть была проверена на данных из тестирующего множества. Результат тестирования представлен на рис. 1 в виде гистограммы, позволяющей сопоставить фактические (заданные анкетами) и действительные (вычисленные нейронной сетью) значения на тестовом множестве примеров. Среднеквадратическая ошибка тестирования составила 4,5%.

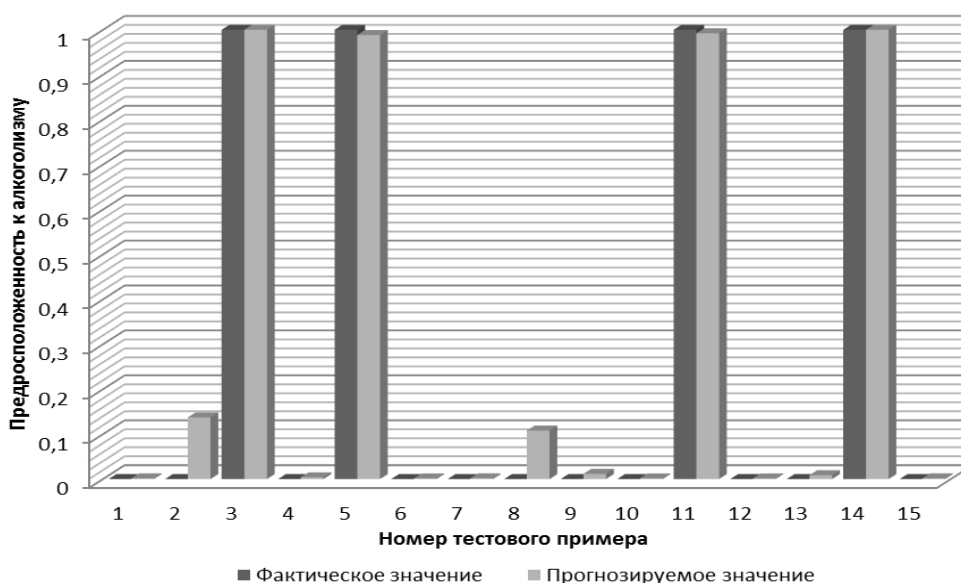


Рис. 1. Результат проверки работы нейронной сети на пятнадцати тестовых примерах

После того, как работа нейросети проверена на тестовых примерах и, таким образом, подтверждена адекватность нейросетевой математической модели, можно приступить к ее исследованию. Прежде всего необходимо выяснить степень влияния входных параметров модели на результат — предрасположенность человека к алкоголизму. Из гистограммы на рис. 2 видно, что самым значимым параметром оказалось наличие депрессивных расстройств и психозов, а также наличие черепно-мозговой травмы, пол, и т.д.

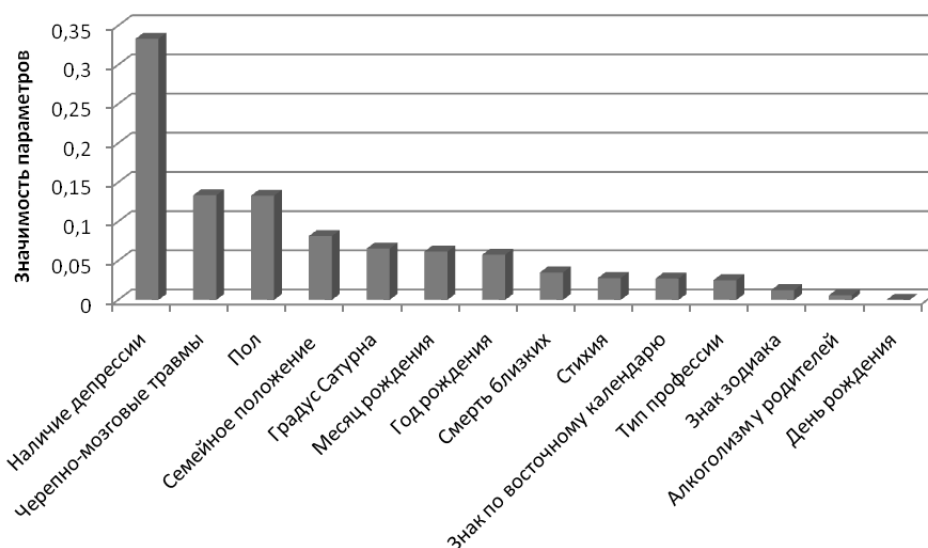


Рис. 2. Гистограмма распределения значимости входных параметров модели

Дальнейшая цель исследования состояла в выяснении характера влияния различных входных параметров модели на результат моделирования, т.е. — на предрасположенность че-

ловека к алкоголизму. Для проведения виртуальных компьютерных экспериментов были выбраны шесть человек с предрасположенностью к алкоголизму. Входные параметры для данных людей представлены в таблице 1.

Таблица 1. Входные параметры для проведения экспериментов

Пол	Травма головы	Наличие депрессии	Семейное положение	Смерть близких	Тип профессии	Алкоголизм у родителей
Мужчина	Есть	Есть	Женат	Да	Человек – худож. образ	Оба не пьющие
Мужчина	Нет	Есть	Не женат	Да	Человек – худож. образ	Пила мать
Мужчина	Есть	Нет	Женат	Да	Человек - техника	Пил отец
Женщина	Нет	Есть	Разведена	Нет	Человек – худож. образ	Пили оба
Женщина	Нет	Есть	Разведена	Нет	Человек - человек	Пил отец
Мужчина	Нет	Есть	Разведен	Да	Человек – худож. образ	Оба не пьющие

Результаты виртуальных компьютерных экспериментов над выбранными людьми представлены на рис. 3 – 6. Исследования выполнены путем «замораживания» (фиксации) одних входных параметров и виртуального изменения других входных параметров при одновременном наблюдении за значением выходного сигнала нейросети. На рис. 3 представлены полученные таким способом результаты вычисления предрасположенности к алкоголизму каждого из испытуемых при виртуальном изменении их семейного положения и сохранении всех остальных параметров неизменными. Темным цветом на рисунке закрашены столбики, показывающие реальное значение предрасположенности к алкоголизму людей, выбранных для исследования.

Как видно из этого рисунка, у четырех из шести человек при виртуальном изменении исходного семейного положения предрасположенность к алкоголизму снижается.

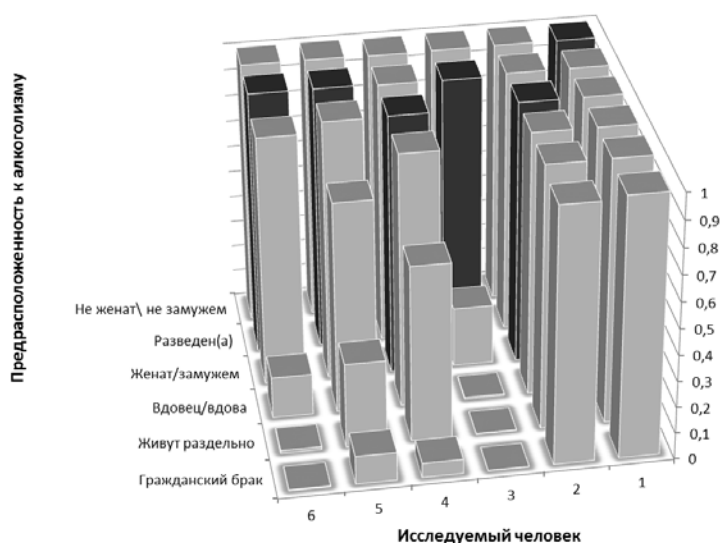


Рис. 3. Зависимость предрасположенности к алкоголизму от семейного положения

На рис. 4 мы видим, что смена профессий почти не влияет на предрасположенность к алкоголизму у исследуемых людей.

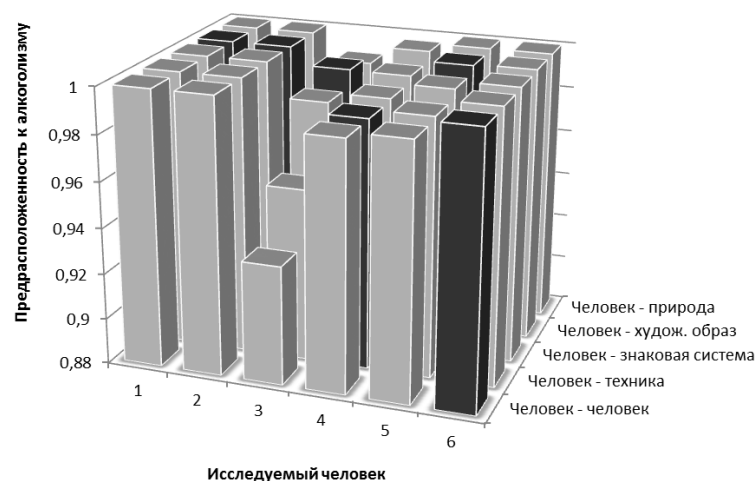


Рис. 4. Зависимость predisположенности к алкоголизму от типа профессии

На рис. 5 видно, что если бы испытуемые под номерами 1, 3 и 6 следили за уровнем стресса, то это помогло бы им снизить зависимость от алкоголя вплоть до 0%. Можно сделать вывод, что наличие депрессивных расстройств и психозов оказывает значительное влияние на алкогольную зависимость. Поэтому, людям, имеющим такую особенность, необходимо избегать стрессовых ситуаций и заниматься размеренными, спокойными делами, не требующих повышенной ответственности.

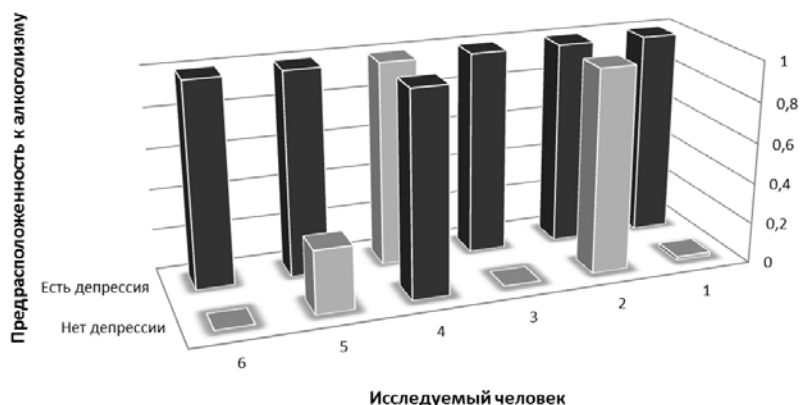


Рис. 5. Зависимость predisположенности к алкоголизму от наличия депрессивных расстройств

Из результатов виртуальных экспериментов, приведенных на рис. 3 – 5, видно, что виртуальное изменение параметров, которыми характеризуются исследуемые люди, по-разному влияют на их predisположенность к алкогольной зависимости. Таким образом, изменение семейного положения на «гражданский брак» в 4-х случаях могло бы решить их проблему с алкоголем. Для представленных испытуемых смена профессии не оказывает никакого влияния на их алкогольную зависимость. Также мы видим, что уменьшение уровня стресса помогло бы в 4-х случаях уменьшить или вовсе избавиться от predisположенности к алкоголизму.

Отсюда следует вывод, что рекомендации, по снижению алкогольной зависимости должны подбираться индивидуально. Пример разработки таких рекомендаций приведен на рис. 6. При помощи математической модели исследуем человека со следующими характери-

стиками: мужчина; черепно-мозговых травм нет; находится в состоянии депрессии; женат; родители не пили; человек – художественный образ.

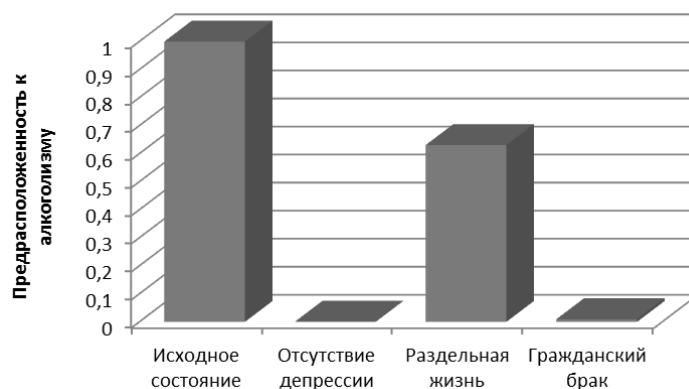


Рис. 6. Рекомендации по снижению алкогольной зависимости для исследуемого человека

Как видно из рис. 6, самыми эффективными мерами по снижению алкогольной зависимости исследуемого человека являются: избавление от депрессии и гражданский брак. Естественно, что для других людей рекомендации каждый раз получаются другими.

Подводя итоги исследования нужно сказать, что приведенные здесь выводы, на первый взгляд, кажутся сомнительными. Однако используемая статистическая выборка удовлетворяет условию репрезентативности. Кроме того, полученные выводы являются результатом компьютерных экспериментов над математической моделью, полученной на тестовых примерах, т.е. на примерах диагностики реальных людей, данные о которых при создании модели не использовались.

Разработана нейросетевая математическая модель, предназначенная для определения предрасположенности людей к алкогольной зависимости. В исследовании было показано, как математически строго можно получать объективную оценку значимости параметров, используемых психологами и медиками при создании методик, предназначенных для исследования, профилактики и лечения алкогольной зависимости. Кроме того, компьютерная программа может быть использована для разработки индивидуальных рекомендаций по снижению алкогольной зависимости конкретных людей.

Библиографический список

1. *Предрасположенность к алкоголизму и его причины.* [Электронный ресурс] URL: http://www.doctorsan.ru/prichiny_alkogolizma (дата обращения: 18.03.2016).
2. *Пьянство и алкоголизм.* [Электронный ресурс] URL: <http://petrsu.ru/Chairs/Psychiatry/alcohol.htm> (дата обращения: 18.03.2016).
3. *Ясницкий Л.Н.* Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.
4. *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.

DETECTION OF A TENDENCY TOWARD ALCOHOLISM BY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

*Yasnitsky Leonid N.², Gilevskiy Alexandr S.¹, Radostev Dmitry A.²,
Rychina Evgenia V.², Cherepanov Fyodor M.³*

¹National Research University Higher School of Economics, 38 Studencheskaya Ulitsa, Perm, Russia, 614070, alexandr-gil@mail.ru

²Perm State University, st. Bukireva, 15, Perm, Russia, 614990, natalka_kum@mail.ru

³Perm State Humanitarian Pedagogical University, Perm, 614990, Sibirskaya St., 24, fe-c@yandex.ru

This article describes the development of a computer program designed to detect a tendency toward alcoholism. The program is based on a neural network trained on the biographical data of people who has a tendency toward alcoholism and has not it. During the training, it was found that the most significant factors influencing on a predisposition to alcohol dependence are presence of a depressive disorder, traumatic brain injury, gender and marital status. It is also influenced by factors which cannot be explained by science. These factors are named astrological parameters that are applicable in horoscopes. These include the effect of a Zodiac sign, Planets, Elements, degrees of the Sun, etc. The trained neural network can help a person to diagnose the presence of a predisposition to alcoholism at an early stage.

Keywords: alcoholism, predisposition, dependence, artificial intelligence, neural network, mathematical modeling, recommendation.

Оглавление

ПРИВЕТСТВЕННОЕ ОБРАЩЕНИЕ К КОНФЕРЕНЦИИ ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ПЕРМИ И ПЕРМСКОМ УНИВЕРСИТЕТЕ ИСТОРИЯ, УСПЕХИ, ПРОБЛЕМЫ, ПЕРСПЕКТИВЫ (ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД) Ясницкий Л.Н.	4
ОПЫТ СОЗДАНИЯ И ПРАКТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ В АЛЛЕРГОЛОГИИ (ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД) Минаева Н.В.	12
МИКРОВОЛНОВАЯ РАДИОТЕРМОМЕТРИЯ: ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ И АЛГОРИТМЫ КЛАССИФИКАЦИИ (ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД) Лосев А.Г.	14
ОПЫТ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ПРИ РАЗРАБОТКЕ СИСТЕМ ИМИТАЦИИ (ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД) Миков А.И., Замятина Е.Б.	19
МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ТЕМПЕРАМЕНТА РОБОТА И ЧЕЛОВЕКА (ПЛЕНАРНЫЙ ДОКЛАД) Пенский О.Г. Михайлов В.О.	24
ДИНАМИКА ГЕТЕРОСТРУКТУР ТРАНСПОРТА Автаева М.Е., Коваленкова Е.А., Смогунов В.В., Пшеничный О.Ф.	30
РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПРЕДРАСПОЛОЖЕННОСТИ К ПСИХИЧЕСКИМ РАССТРОЙСТВАМ Азанова Н.В.	33
РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ ПАРКОВКИ ГОРОДА МОСКВЫ Бикбаев И.Р.	35
НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ УСЛОВИЙ РАЗРЫВА ОБРАЗЦА ИЗ УПРУГОГО МАТЕРИАЛА ПО ДИНАМИЧЕСКИМ ИЗМЕРЕНИЯМ Болгов И.П., Каверзнева Т.Т., Колесова С.А., Лазовская Т.В., Столяров О.Н., Тархов Д.А.	38
АНАЛИЗ ДАННЫХ О ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЯХ Герасин Д.С., Кузнецов Н.С., Смогунов В.В., Чуфистов В.А.	43
ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ПРИ ПОИСКЕ ОБЪЕКТОВ В СИСТЕМАХ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ Гладкий С. Л., Дьяков И.П.	47

ОБУЧЕНИЕ МЕТОДОМ ДОВЕРИТЕЛЬНЫХ ОБЛАСТЕЙ СЕТЕЙ РАДИАЛЬНЫХ БАЗИСНЫХ ФУНКЦИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ КРАЕВЫХ ЗАДАЧ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ ФИЗИКИ Горбаченко В.И., Жуков М.В.	51
ПРИМЕНЕНИЕ ДИСКРИМИНАНТНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОСЛЕОПЕРАЦИОННЫХ СОСТОЯНИЙ ПРИ ЖЕЛЧНОКАМЕННОЙ БОЛЕЗНИ Горбаченко В.И., Кузнецов Р.Н., Кузнецова О.Ю.	56
НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И ПРОГНОЗ Гусев А.Л.	60
ФРАКТАЛЬНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ГОРОДСКИХ ТЕРРИТОРИЙ Гущина Е.С., Кувшинова О.А., Смогунов В.В.	62
ДУХОВНЫЙ АСПЕКТ РАЗВИТИЯ МНОГОМЕРНОЙ ЛОГИКИ Аноприенко А.Я., Джура С.Г., Иваница С.В.	
МНОГОАГЕНТНЫЕ РЕШАЮЩИЕ МОДУЛИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ РЕНТГЕНОВСКИХ СНИМКОВ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ Дюдин М.В., Кудрявцев П.С., Филист С.А.	74
ВОЗМОЖНОСТИ ПОДБОРА ТАРИФНОГО ПЛАНА ДЛЯ УСЛУГ МОБИЛЬНОЙ СВЯЗИ МЕТОДАМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА Ерохина Д.Г.	79
МЕТОДИКА НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАССОВЫХ СБОРОВ КИНОФИЛЬМОВ Жигалова М.А.	84
ПОСТРОЕНИЕ ЗАВИСИМОСТИ УСЛОВИЙ РАЗРУШЕНИЯ ДЕРЕВЯННЫХ БРУСКОВ ПО ДИНАМИЧЕСКИМ ИЗМЕРЕНИЯМ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ Каверзнева Т.Т., Лазовская Т.В., Лукинский Е.В., Петров А.А., Тархов Д.А., Филькин В.М.	89
РАЗРАБОТКА УЧЕБНОЙ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНОГО ТЕКСТА Коварин И.С.	93
ВОЗМОЖНОСТИ ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ ПОДДЕРЖАННЫХ АВТОМОБИЛЕЙ МЕТОДОМ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ Коновалова Е.К., Медведева Е.Ю., Белобородова Н.О.	97
ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ: ПРОБЛЕМЫ ПОСТАНОВКИ И ПРОВЕДЕНИЯ МЕТОДИЧЕСКОГО ЭКСПЕРИМЕНТА Кувалдина Т.А.	103

ПРОГНОЗ ПОТРЕБНОСТИ В НАРКОТИЧЕСКИХ И ПСИХОТРОПНЫХ ЛЕКАРСТВЕННЫХ ПРЕПАРАТАХ В РЕГИОНЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДЕЛИ СЛУЧАЙНОГО ЛЕСА Куликов А.С., Тараскина А.С., Файзрахманов Р.А., Солонина А.В.	107
НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СТРУКТУРЫ ДЛЯ АЛГОРИТМА МЕТА-АНАЛИЗА ЭФФЕКТИВНОСТИ ЛЕКАРСТВЕННЫХ НАЗНАЧЕНИЙ Курочкин А.Г., Шкатова Е.С., Шуткин А.Н.	
ОНТОЛОГИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ «МЕДИКАМЕНТОЗНОЕ ЛЕЧЕНИЕ» Лекомцева Д.П., Файзрахманов Р.А., Кирщина И.А., Габдрафикова Ю.С.	115
МОДЕЛИ БОМБАРДИРОВКИ ЗЕМЛИ НЕБЕСНЫМИ ТЕЛАМИ Маракаев А.И., Кузнецов Н.С., Смогунов В.В., Чуфистов В.А.	119
РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ ОЦЕНКИ СТОИМОСТИ ПОДЕРЖАННЫХ АВТОМОБИЛЕЙ Матвеев И.В.	123
ГИБРИДНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ПРОБЛЕМЕ РАЗРУШЕНИЯ АВТОМОБИЛЬНЫХ ДОРОГ Морев А.В., Нагаев В.А., Колпаков К.С., Кузнецов Н.С., Смогунов В.В., Шорин В.А.	127
О РАСПОЗНАВАНИИ ОБРАЗОВ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ Никулин В.Н., Багаев И.В., Канищев И.С.	130
МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЫБОРОК ГИББСА Петик М.Г., Никулин В.Н.	134
МОДЕЛЬ ХРАНЕНИЯ ДАННЫХ В ЛИНГВИСТИЧЕСКОЙ БАЗЕ ДАННЫХ ЖАРГОНИЗМОВ, ИСПОЛЬЗУЕМЫХ В СФЕРЕ НЕЗАКОННОГО ОБОРОТА НАРКОТИЧЕСКИХ СРЕДСТВ И ПСИХОТРОПНЫХ ВЕЩЕСТВ Савва Ю.Б., Давыдова Ю.В.	138
ОЦЕНКА БЛАГОПОЛУЧИЯ СЕМЬИ МЕТОДАМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА Селиванова М.И.	142
РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ РАСЧЕТА ВЕРОЯТНОСТИ ПОПАДАНИЯ В ДОРОЖНО-ТРАНСПОРТНОЕ ПРОИСШЕСТВИЕ Селиванов Н.И.	148
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РАЗРУШЕНИЯ АВТОМОБИЛЬНЫХ ДОРОГ Смогунов В.В., Вдовикина О.А., Краева Н.А., Цилина Е.А.	153
ГИБРИДНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ДИНАМИКЕ ГЕТЕРОГЕННЫХ СТРУКТУР Смогунов В.В., Кузнецов Н.С., Шорин В.А., Вдовикина О.А., Акчурина Д.Р.	157

ДВУМЕРНЫЕ НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СТРУКТУРЫ МЕТА-АНАЛИЗА МЕДИКО-ЭКОЛОГИЧЕСКИХ ДАННЫХ Старцев Е.А., Шаталова О.В., Уварова В.В.	161
РАСПОЗНАВАНИЕ МИКРОСТРУКТУРЫ МАТЕРИАЛОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ Столбов В.Ю., Ключев А.В., Аристов Г.В.	165
МОДЕЛИ ЭЛЕКТРОПРОВОДНОСТИ БИОМАТЕРИАЛА В АНОМАЛЬНЫХ ЗОНАХ ДЛЯ МЕДИЦИНСКИХ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ СИСТЕМ Суржикова С.Е., Мухатаев Ю.Б., Ефремов М.А.	170
НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВА БАНКОВ Ферягина Е.А.	174
ГИБРИДНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ПРОБЛЕМЕ САМОКОНТРОЛЕ КРОВООБРАЩЕНИЯ Филимонова К.А., Кузнецов Н.С., Смогунов В.В., Пшеничный О.Ф.	178
ПОСТРОЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ФУТБОЛЬНЫХ ТУРНИРОВ Хвостанцев Д.В.	183
СПОСОБ НАСТРОЙКИ ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ К ОШИБКАМ ПЕРВОГО И ВТОРОГО РОДА ДЛЯ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ Черепанов Ф.М.	187
ВОЗМОЖНОСТИ ВЫЯВЛЕНИЯ СПОСОБНОСТИ ЛЮДЕЙ К НАУЧНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ МЕТОДАМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА Ясницкий Л.Н., Байдин Д.Ю., Макурина Т.В., Черепанов Ф.М.	192
НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА ДИАГНОСТИКИ И НИВЕЛИРОВАНИЯ ПРЕДРАСПОЛОЖЕННОСТИ К АЛКОГОЛЬНОЙ ЗАВИСИМОСТИ Ясницкий Л.Н., Гилевский А.С., Радостев Д.А., Рычина Е.В., Черепанов Ф.М.	200

Научное издание

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В РЕШЕНИИ АКТУАЛЬНЫХ СОЦИАЛЬНЫХ И ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРОБЛЕМ XXI ВЕКА

Сборник статей по материалам
Всероссийской научно-практической конференции
(г. Пермь, 17–19 мая 2016 г.)

Издается в авторской редакции
Компьютерная верстка *В. Л. Ясницкого*

Подписано в печать 27.04.2016. Формат 60×84/16.
Усл. печ. л. 12,26. Тираж 100 экз. Заказ 34

Издательский центр
Пермского государственного
национального исследовательского университета.
614990, г. Пермь, ул. Букирева, 15

ООО Учебный центр «ИНФОРМАТИКА».
614990, г. Пермь, ул. Букирева, 15