

**Пермское отделение Научного совета РАН  
по методологии искусственного интеллекта  
Пермский государственный университет  
Пермский государственный педагогический университет  
Пермский государственный технический университет  
Группа компаний ИВС**

Л.Н.Ясницкий, В.В.Бондарь, С.Н.Бурдин, Е.В.Волегова, С.Л.Гладкий,  
А.А.Зверева, М.О.Караваева, Д.Ф.Латыпов, Т.Г.Логинова, М.В.Лукина,  
К.А.Лупало, Н.А.Малинин, И.Ф.Мальцева, Д.И.Мурашов, А.Н.Полещук,  
И.А.Полещук, И.А.Путко, Е.В.Расторгуева, М.Г.Семукова, О.А.Сидорова,  
П.Н.Старков, М.А.Таначева, Т.А.Убиенных, И.Ф.Федорищев,  
Н.П.Федосеева, Ф.М.Черепанов, П.А.Шипицын

# **ПЕРМСКАЯ НАУЧНАЯ ШКОЛА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И ЕЕ ИННОВАЦИОННЫЕ ПРОЕКТЫ**

Под редакцией Л.Н.Ясницкого

2-е издание, дополненное



Москва ♦ Ижевск  
2008

УДК 519.767.4(075.8)

ББК 32.813я73

Я82

Коллектив авторов: Л.Н.Ясницкий, В.В.Бондарь, С.Н.Бурдин, Е.В.Волегова, С.Л.Гладкий, А.А.Зверева, М.О.Караваева, Д.Ф.Латыпов, Т.Г.Логинова, М.В.Лукина, К.А.Лупало, Н.А.Малинин, И.Ф.Мальцева, Д.И.Мурашов, А.Н.Полещук, И.А.Полещук, И.А.Путко, Е.В.Расторгуева, М.Г.Семукова, О.А.Сидорова, П.Н.Старков, М.А.Таначева, Т.А.Убиенных, И.Ф.Федорищев, Н.П.Федосеева, Ф.М.Черепанов, П.А.Шипицын

Рецензенты: проректор по научной работе Пермского государственного университета, зав. каф. дискретной математики, д-р физ.-мат. наук, проф. Е.К.Хеннер; зав. каф. прикладной математики и информатики Пермского государственного университета, д-р физ.-мат. наук., проф. С.В.Русаков; кафедра динамики и прочности машин Пермского государственного технического университета

### **Ясницкий Л.Н.**

Я82 Пермская научная школа искусственного интеллекта и ее инновационные проекты / Кол. авт.: Л.Н.Ясницкий, В.В.Бондарь, С.Н.Бурдин и др.; под ред. Л.Н.Ясницкого; Перм. отд-ние Научн. совета РАН по методологии искусственного интеллекта; Перм. гос. ун-т; Перм. гос. пед. ун-т; Перм. гос. техн. ун-т; Группа компаний ИВС. – Москва-Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2008. – 75 с.: ил. – 2-е изд., доп.

ISBN...

Приводится описание некоторых разработок Пермской научной школы искусственного интеллекта, представляющих интерес для инновационного бизнеса. Все разработки имеют единую теоретическую базу – методы искусственного интеллекта, популярное изложение которых чередуется с описанием принципа действия и возможностей разрабатываемых интеллектуальных систем.

Область применения предлагаемых программных продуктов чрезвычайно широка – промышленность, экономика, финансы, банковское дело, бизнес, криминалистика, социология, педагогика, медицина и мн. др.

Для бизнесменов, менеджеров, руководителей частных и государственных предприятий, бизнес-инкубаторов, технопарков, инвестиционных компаний.

Авторы просят присылать замечания и предложения по адресам:  
yasn@psu.ru и yasn@perm.ru.

© Коллектив авторов, 2008

© Ясницкий Л.Н., научн.ред., 2008

ISBN...

## Оглавление

<b>ВВЕДЕНИЕ</b> .....	<b>4</b>
<b>1. Оценка жилой недвижимости города</b> .....	<b>10</b>
<b>2. Оценка стоимости подержанных автомобилей</b> .....	<b>16</b>
<b>3. Прогнозирование результатов выборов президента страны</b> .....	<b>20</b>
<b>4. Прогнозирование пола будущего ребенка</b> .....	<b>25</b>
<b>5. Оценка кредитоспособности физических лиц</b> .....	<b>29</b>
<b>6. Прогнозирование банкротств организаций</b> .....	<b>35</b>
<b>7. Диагностика неисправностей сложных технических устройств</b> .....	<b>37</b>
<b>8. Интеллектуальный детектор лжи</b> .....	<b>41</b>
<b>9. Диагностика заболеваний человека</b> .....	<b>44</b>
<b>10. Прогнозирование валютных курсов, котировок акций и ценных бумаг</b>	<b>46</b>
<b>11. Прогнозирование энерго- и теплотребления зданий</b> .....	<b>48</b>
<b>12. Распознавание автомобильных номерных знаков</b> .....	<b>49</b>
<b>13. Распознавание текстов штампов чертежной документации</b> .....	<b>50</b>
<b>14. Прогнозирование вероятности поступления абитуриента в вуз</b> .....	<b>52</b>
<b>15. Социально-генетический алгоритм для поиска глобальных экстремумов многоэкстремальных функций</b> .....	<b>53</b>
<b>16. Проектирование конструкций ответственного назначения</b> .....	<b>58</b>
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ</b> .....	<b>69</b>
<b>Литература</b> .....	<b>72</b>

## ВВЕДЕНИЕ

Развитие современной цивилизации свидетельствует о постоянном повышении роли компьютерного математического моделирования как в научных исследованиях для получения новых знаний [1], так и во многих областях практической деятельности человека. Традиционно компьютерные математические модели строятся на основе фундаментальных законов природы, зависимостей и закономерностей, которые представляются в виде алгебраических формул, алгебраических или дифференциальных уравнений, обычно решаемых с помощью компьютера численными методами. Именно таким способом ведутся многие исследования в физике, астрономии, экологии, науках о человеке, природе и обществе, выполняются долгосрочные прогнозы погоды, предсказываются землетрясения, цунами, стихийные бедствия, а также рассчитываются и проектируются самолеты, автомобили, ракеты, подводные лодки, здания и сооружения, промышленные и военные объекты.

Всегда считалось, что сам процесс открытия фундаментальных законов природы, общества, вселенной – это прерогатива исключительно человека. Всегда считалось, что построение математических моделей и их компьютерных реализаций – это высокоинтеллектуальная задача, требующая совместных усилий математиков, программистов и специалистов предметных областей, в которых выполняется моделирование. Однако мы с удивлением замечаем, что и этот традиционный для человека вид его интеллектуальной деятельности, связанный с созданием самих математических моделей, в настоящее время активно перекладывается на компьютер. Компьютер теперь может сам открывать фундаментальные законы природы, выявлять связи и закономерности предметных областей и закладывать их в математические компьютерные модели. Причем, во многих случаях компьютер с этим справляется лучше, чем сам человек. Например, компьютер может выявлять и учитывать в создаваемых им моделях новые законы, закономерности и внутренние связи предметной области, никогда ранее неизвестные ученым и специалистам. В результате модели, создаваемые компьютером, учитывают большее количество факторов, законов и закономерностей, влияющих на результат моделирования. Это, естественно, улучшает качество компьютерных моделей.

Конечно же здесь речь идет не об обычных фон-неймановских компьютерах и не об обычных методах составления компьютерных программ. Речь идет о низкоуровневой стратегии искусственного интеллекта. Такие интеллектуальные операции может выполнять компьютер, построенный «по образу и подобию» человеческого мозга – нейрокомпьютер. Это может также быть нейронная сеть, имитирующая нейрокомпьютер на обычном компьютере.

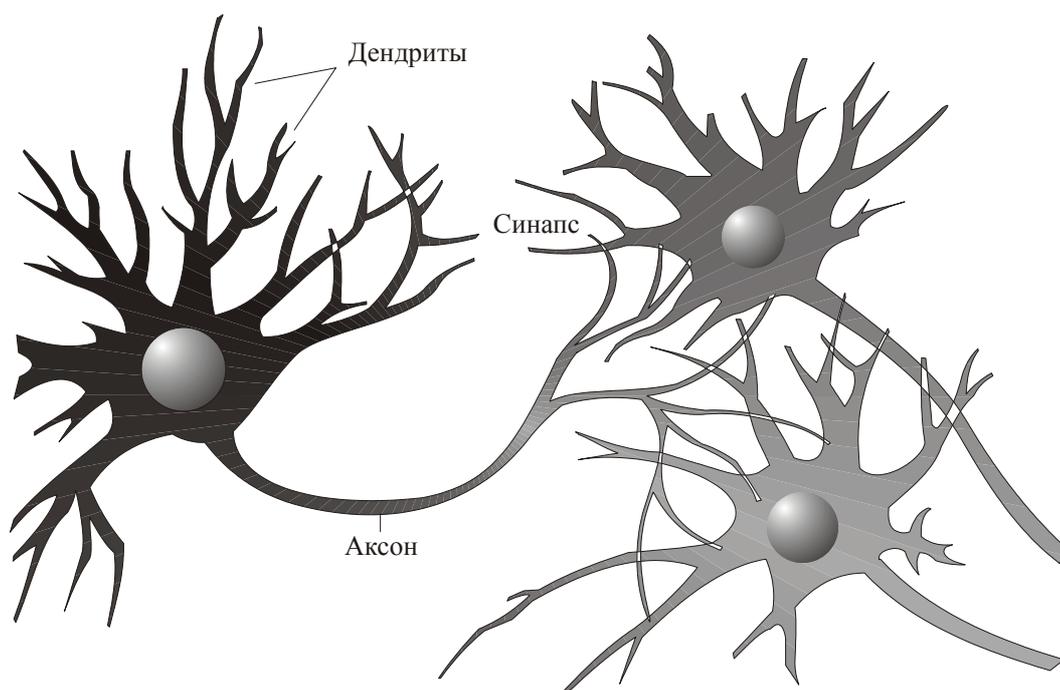


Рис.1. Нейроны человеческого мозга

Нейрокомпьютер, как и человеческий мозг, состоит из множества соединенных между собой элементарных ячеек – модельных нейронов, принцип действия которых во многом аналогичен принципу действия биологических нейронов, из которых состоит мозг. Как и в мозге, нейроны нейрокомпьютера соединены между собой множеством проводов, через которые происходит обмен электрическими сигналами. Как и биологические нейроны, нейроны нейрокомпьютера могут переходить в возбужденное состояние, вырабатывая и посылая электрические сигналы другим нейронам, причем переход в возбужденное состояние каждого нейрона тем вероятнее, чем большее количество сигналов он получил от других нейронов.

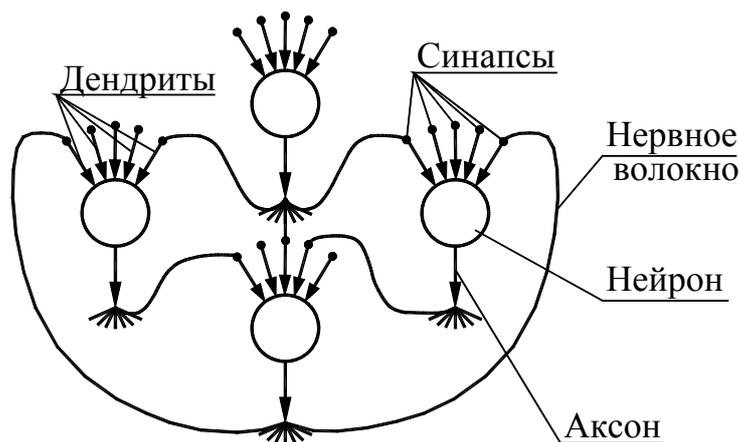


Рис.2. Схематическое изображение участка нейронной сети

Согласно современным нейрофизиологическим представлениям вся информация, хранящаяся в мозге, закодирована в виде матрицы сил синаптических связей – множества величин электропроводности проводников, соединяющих биологические нейроны, причем эти величины, по мере жизнедеятельности мозга, постоянно меняются, чем обеспечивается накопление и корректировка хранящейся в мозге информации. Этот механизм в нейрокомпьютере имитируется путем соответствующего изменения синаптических весовых коэффициентов, выполняющих роль электропроводности соединяющих нейроны проводников. Таким образом, как и в мозге, вся информация в нейрокомпьютере представляется и хранится в виде матрицы сил синаптических связей нейронов.

В отличие от обычного компьютера, нейрокомпьютер не программируется, а подобно человеку обучается. При этом происходит корректировка сил синаптических связей. Обучение проводится на обучающих примерах, содержащих информацию о моделируемой предметной области. Например, чтобы нейрокомпьютер «открыл» теорему Пифагора, надо нарисовать несколько различных прямоугольных треугольников, измерить длины их гипотенуз и катетов и передать эту информацию нейрокомпьютеру. Если измерения выполнены правильно и треугольников было достаточно много, то можно не сомневаться, что нейрокомпьютер повторит подвиг знаменитого геометра древности.

Поступая аналогичным образом, собирая информацию о соответствующих предметных областях, можно заново открыть закон Архимеда, законы Ньютона, все фундаментальные законы физики, химии, биологии, экономики и всех других наук.

Таким образом, нейрокомпьютерные и нейросетевые технологии, по существу, открывают принципиально новый подход к самой методике построения компьютерных математических моделей. Появилась возможность строить математические модели, которые сами извлекают закономерности предметной области, позволяют их эффективно использовать для решения широкого круга практических задач исходя из одного только эмпирического опыта – выборки обучающих примеров. При этом не обязательно задумываться над законами физики, химии, биологии, экономики и т.д., компьютер их обнаруживает сам.

Появился новый способ получения научных знаний. Появился инструмент извлечения знаний из данных, инструмент, позволяющий выявлять ранее неизвестные и никогда не исследованные зависимости и закономерности и активно использовать их для решения практических задач.

Работы многих исследователей, а также наш собственный опыт убеждают в том, что нейрокомпьютерные технологии являются универсальным и весьма эффективным инструментом для построения компьютерных математических моделей самых разнообразных физических, технических, химических, экономических, социальных и другого рода объектов, процессов и явлений. Исследуя эти модели, мы можем решать широкий круг разнообразных практических задач. Представьте, что нам удалось построить математическую модель какого-то сложного технологического процесса, например, выплавки стали в индукционной печи или крекинга нефти в химическом реакторе, или производства электроэнергии на атомной электростанции. А теперь, исследуя математическую модель и изучая влияние входных параметров на выходные, можно решить задачу оптимизации моделируемого технологического процесса. Это значит, что можно подобрать оптимальное сочетание входных параметров, обеспечивающих максимально высокое качество выплавляемой стали. Это значит, что можно рассчитать наиболее благоприятный ход химической реакции крекинга нефти. Это значит, что можно выбрать наиболее эффективный режим работы атомной электростанции.

Аналогично решаются задачи оптимизации в сфере бизнеса и экономики. В этом случае нейросетевая модель должна выдавать сведения об экономической эффективности предприятия, валового продукта, прибыли или рентабельности фирмы.

Если компьютерная модель является нестационарной, т.е. построена с учетом фактора времени, то ее можно использовать для решения задач прогнозирования. Это значит, что с помощью компьютерной модели можно узнать, какими будут технологические, экономические, социальные, политические и другие показатели моделируемого объекта в будущем, и как на них можно повлиять, принимая те или иные меры сегодня.

Если компьютерная модель работает в реальном режиме времени, т.е. оперативно получает сведения о текущих изменениях параметров моделируемого объекта, если результаты математического моделирования могут быть переданы оператору, управляющему объектом, или могут быть непосредственно введены в приборы, управляющие выплавкой стали, крекингом нефти, получением электроэнергии, то такая компьютерная модель будет решать задачу управления моделируемым объектом или процессом.

Помимо перечисленных задач оптимизации, прогнозирования и управления, нейросети могут решать задачи распознавания и классификации образов, причем под образами понимаются зрительные изображения, символы, тексты, запахи, звуки, шумы.

Еще раз отметим, что при построении компьютерных моделей с помощью нейросетевых технологий не требуется знание и использование фундаментальных законов природы. Вместо этого нужно подготовить обучающие примеры, содержащие статистические данные о предметной области, ее свойствах и поведении. И если эта выборка оказывается достаточно репрезентативной, то нейросеть сама извлекает закономерности, необходимые для формирования математической модели.

В этом отношении методика построения нейросетевых моделей напоминает методику построения регрессионных моделей. Последняя, как известно, основана на методе наименьших квадратов, позволяющем строить математические формулы, аппроксимирующие статистические данные. Но, в отличие от регрессионных, нейросетевые технологии представляют собой значительно более мощный и универсальный математический аппарат. Кроме того, в его основе лежит не просто математический трюк, а глубокий физический, психологический и общефилософский смысл – идея создания интеллектуального устройства, не только функционально, но и структурно адекватного человеческому мозгу.



Рис.3. Основатель Пермской научной школы искусственного интеллекта Ю.В.Девингталь.

Пермская научная школа искусственного интеллекта берет свое начало с работ Юрия Владимировича Девингталя, основателя кафедры прикладной математики Пермского государственного университета. В начале 1960-х гг. он добился открытия на базе своей кафедры первого в г.Перми вычислительного центра и сформировал исследовательскую группу, занимавшуюся распознаванием образов. На протяжении длительного времени, читая блестящие лекции, Юрий Владимирович зародил интерес к искусственному интеллекту не у одного поколения студентов.

Сейчас разработкой компьютерных программ, в той или иной мере обладающих интеллектуальными свойствами, занимаются многие

пермские фирмы и кафедры пермских вузов. Знаменательным событием было создание в 2005 г. кафедры прикладной информатики и искусственного интеллекта в ПГПУ и открытие на ее базе, а также на базе кафедры философии ПГТУ, Пермского отделения Научного Совета РАН по методологии искусственного интеллекта. В 2006 г. была образована Пермская молодежная секция при Научном Совете РАН.

За почти полувековой период Пермской научной школой искусственного интеллекта наработан обширный теоретический задел, накоплен богатый опыт разработки и создания интеллектуальных программных систем, предназначенных для решения широкого круга практических задач. Многие разработки внедрены в практику и успешно используются. По некоторым темам защищены кандидатские и докторские диссертации, получены награды международного уровня. Другие разработки остаются на уровне идей и демонстрационных прототипов, нуждаются в проверке, корректировке и дальнейшем развитии.

Многие наши разработки представляют собой богатый материал для смелых инновационных проектов. При небольших затратах на доработку и рекламу, они могут стать поводом для создания малых инновационных предприятий и успешной коммерческой деятельности.

Далее в популярной форме приводится описание некоторых из таких разработок, которые ждут своих инвесторов, менеджеров и потребителей.

## **1. Оценка жилой недвижимости города**

Объективная оценка стоимости жилой недвижимости нужна компаниям-строителям, риэлтерам, бизнесменам, вкладывающим денежные средства в недвижимость, людям, желающим продать, или наоборот, обеспечить себя постоянным жильём. Оценка недвижимости необходима при получении кредита, взносе имущества в уставный капитал, для судебных целей, при оформлении наследства, в операциях купли-продажи или сдаче в аренду, при страховании недвижимости, при разработке и оценке эффективности инвестиционных проектов, для расчета суммы налогов на недвижимость.

Стоимость дома или квартиры зависит от большого числа факторов, таких как общая площадь, удаленность от центра, экологическая обстановка, престижность, тип дома, вид из окна, близость городского транспорта, наличие мусоропровода, лоджии, балкона, и т.д. Так как вид этой зависимости неизвестен, то стандартные методы анализа здесь неэффективны. Как правило, задача решается экспертами-оценщиками, работающими в агентстве по недвижимости. Недостатком такого подхода является субъективность оценщика, а также возможные разногласия между различными экспертами.

Вместе с тем, имеются сведения об успешных случаях применения для этих целей нейросетевых технологий. Так, фирма Attrasoft приводит пример оценки стоимости домов в Бостоне с учетом 13 параметров.

Наш опыт разработки модели рынка жилой недвижимости г.Перми пока ограничивается учетом только пяти параметров, причем речь идет об оценке стоимости только двухкомнатных квартир.

В качестве входных были выбраны следующие параметры:

$x_1$  – удаленность от центра или категории престижности, которые выбирались согласно схеме, приведенной на рис.4:

- 1 – центр;
- 2 – прилегающие к центру районы;
- 3 – районы средней удаленности;
- 4 – окраины центральных районов;
- 5 – отдаленные районы.

$x_2$  – этаж:

- 1 – первый и последний этажи;
- 2 – все остальные.

$x_3$  – тип жилья:

- 1 – «Хрущевка»;
- 2 – «Брежневка»;
- 3 – «Полногабаритка»;
- 4 – «Серая панель»;
- 5 – «Улучшенная планировка».

$x_4$  – площадь ( $m^2$ ).

$x_5$  – состояние:

- 1 – среднее;
- 2 – хорошее;
- 3 – отличное.

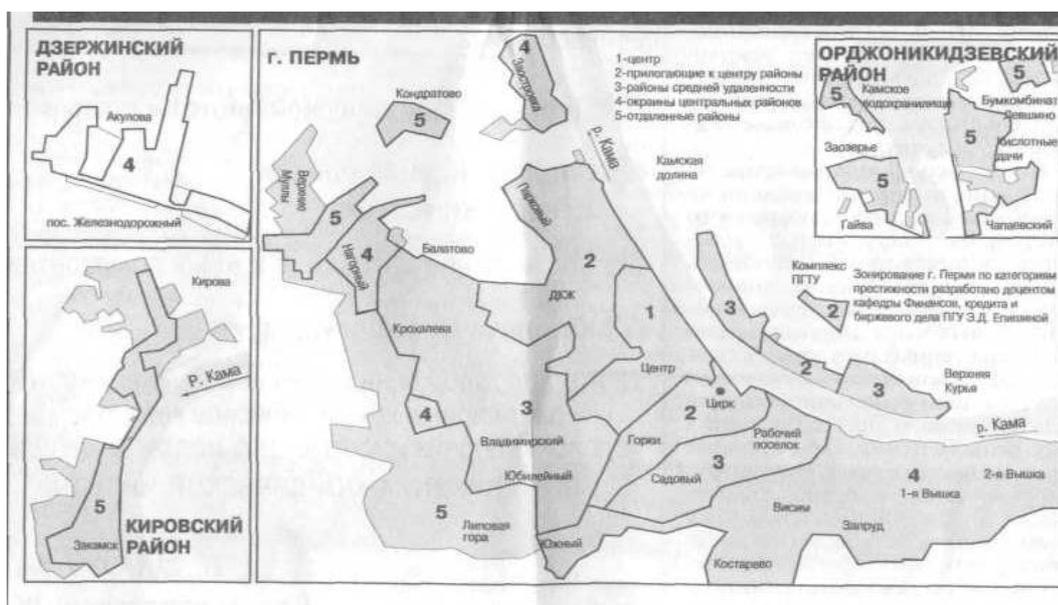


Рис.4. Схема зонирования г.Перми по категориям престижности, разработанная доцентом кафедры финансов, кредита и биржевого дела Пермского государственного университета Э.Д. Епишиной (Газета «Пермские квартиры, дома & офисы». - 2005 г.)

В табл.1 приведены 57 примеров стоимости двухкомнатных квартир г.Перми в зависимости от пяти выбранных входных параметров. Данные стоимости 1м<sup>2</sup> пермских квартир ( $d$ ) заимствованы из газеты «Пермские квартиры, дома & офисы, 2006 г».

Т а б л и ц а 1

**Обучающее множество примеров стоимости двухкомнатных квартир**

№	Удаленность от центра	Этаж	Тип жилья	Общая площадь (кв.м.)	Состояние	Цена (\$ / кв.м.)
	$x_1$	$x_2$	$x_2$	$x_2$	$x_2$	$d$
1	1	1	5	76	3	3400
2	5	1	5	55	2	1650
3	2	2	1	44,7	2	1650
4	2	1	2	45,5	2	1650
5	1	1	1	54,2	2	2550
6	1	2	1	44	2	2090
7	1	2	1	43,3	2	2100
8	2	2	2	48,5	2	1750
9	3	1	2	44	2	1650
10	2	2	1	46,2	3	2000
11	5	1	1	43	1	1350
12	2	2	5	54,2	2	2450
13	5	1	3	54	1	1360
14	3	2	4	45	1	1800
15	3	2	4	45,6	2	2000
16	2	2	4	45,7	2	1750
17	1	2	1	41	3	1650
18	2	1	2	41,1	2	1850
19	2	2	1	45	2	1800
20	2	1	4	46	2	2500
21	1	1	3	55	3	4100
22	1	2	1	44	3	2450
23	1	2	3	58	2	2700
24	4	2	5	49	2	1700
25	5	2	1	43	2	1500
26	2	2	4	44	2	2150
27	3	2	1	45	2	1750
28	2	1	4	46	2	2500
29	5	1	1	44	2	1400
30	5	2	1	42,6	2	1400
31	2	1	2	44	2	1650
32	3	1	2	44,3	2	1800
33	5	2	4	44	2	1600
34	5	1	1	42,6	3	1550
35	2	2	1	45,5	1	1850
36	2	2	4	45	2	2000
37	2	2	5	53,7	3	2270
38	2	2	5	45	1	2150
39	3	2	2	44,4	2	1700
40	1	2	5	52	3	2600
41	1	2	5	52	2	2450
42	4	1	4	46	2	1850
43	4	1	5	53	2	1700

44	3	2	5	47	2	1700
45	3	2	1	46,2	2	2000
46	5	1	1	42,2	1	1300
47	3	2	3	59	2	2100
48	3	2	5	52,2	3	2400
49	5	2	2	45	2	1350
50	4	2	2	42	2	1800
51	4	2	1	43	2	1300
52	3	2	3	43	1	1580
53	2	2	2	44	2	1900
54	3	1	3	45,6	3	1750
55	3	2	5	53	2	2100
56	5	2	1	44,5	1	1220
57	5	2	2	45,6	2	1350

Т а б л и ц а 2

### Тестирующее множество примеров стоимости двухкомнатных квартир

№	Удаленность от центра	Этаж	Тип жилья	Общая площадь (кв.м.)	Состояние	Цена (\$ / кв.м.)
	$x_1$	$x_2$	$x_2$	$x_2$	$x_2$	$d$
1	2	2	5	74	2	3150
2	1	2	4	44	2	2300
3	5	1	1	43	2	1350
4	3	2	1	45	2	1800
5	4	2	1	65	2	1590
6	3	2	4	58	3	2400
7	1	1	3	56	3	3800
8	5	1	1	43	2	1400

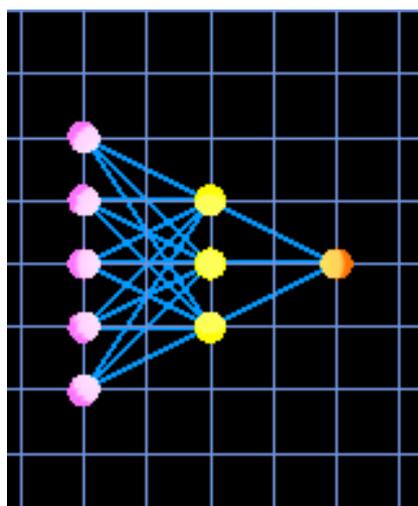


Рис.5. Персептрон, предназначенный для моделирования рынка жилой недвижимости г.Перми

На этих примерах методом обратного распространения ошибки [31] был обучен двухслойный персептрон, изображенный на рис.5.

Качество нейросетевой модели было проверено на оценке стоимости восьми квартир, параметры которых приведены в таб.2. Данные об этих квартирах взяты из того же источника, но в процессе обучения персептрона они не участвовали. Результаты тестовой проверки модели приведены на рис.6 в виде гистограммы, на которой столбцы красного цвета изображают фактическую стоимость квартир, а синего – результат ее оценки с помощью нейросетевой модели.

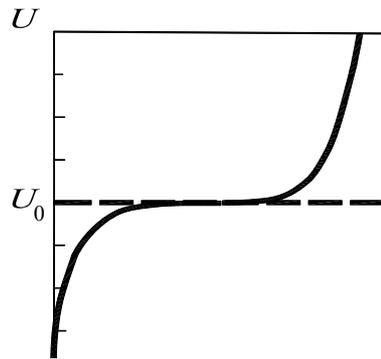


Рис.6. Сопоставление фактической стоимости квартир (красный цвет) с оценкой, выполненной с помощью нейросетевой модели (синий цвет).

Как видно из приведенных результатов, во всех тестовых примерах предсказанные нейросетью значения цен на квартиры отличаются от фактических не более чем на 16,4%.

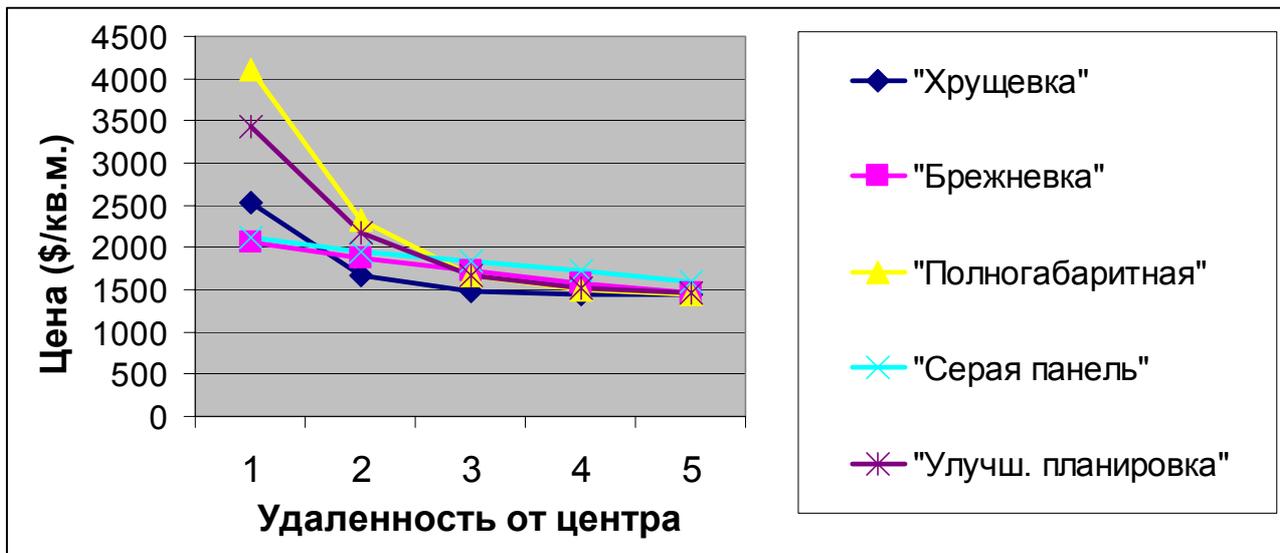


Рис.7. Зависимость цен на квартиры от удаленности от центра города

Итак, нейросетевая модель, хотя и показала большую погрешность прогноза, но можно считать, что прошла тестовые испытания и теперь ее можно применять на практике. Можно получать оценки стоимости конкретных, интересующих нас квартир. А можно, исследуя модель, выявить закономерности рынка недвижимости. Например, придавая различные значения параметру «удаленность от центра», можно получить зависимость, представленную на рис.7. Как видно из этого рисунка, стоимость квартир с удалением от центра

падает, однако скорость падения для разных типов квартир разная. Так, квадратный метр, одной и той же полногабаритной квартиры в центре города может стоить на 2500 долларов дороже, чем в отдаленных районах, тогда как для квартир типа «Серая панель», «Хрущевка» и «Брежневка» эта разница не превышает 1000 долларов.

На рис.8 приведена зависимость стоимости квартир от ее состояния. Из этого графика можно сделать вывод, что проведение ремонта в полногабаритной квартире может повысить стоимость ее квадратного метра более чем на 1000 долларов, тогда как ремонт квартиры в доме типа «Серая панель», или «Брежневка» заметного увеличения ее стоимости не вызывает.

Естественно, что наши выводы представляют практический интерес, например, для предпринимателей, занимающихся куплей-продажей квартир. Однако следует учитывать, что графики рис.7 и 8 построены для конкретных квартир с фиксированными значениями таких параметров, как этаж, общая площадь и количество комнат. Поэтому, для расчета экономической целесообразности проведения ремонта квартир и других бизнес-мероприятий, в каждом конкретном случае мы рекомендуем обращаться к нейросетевой модели.

В заключение отметим, что количество входных параметров модели может быть увеличено.

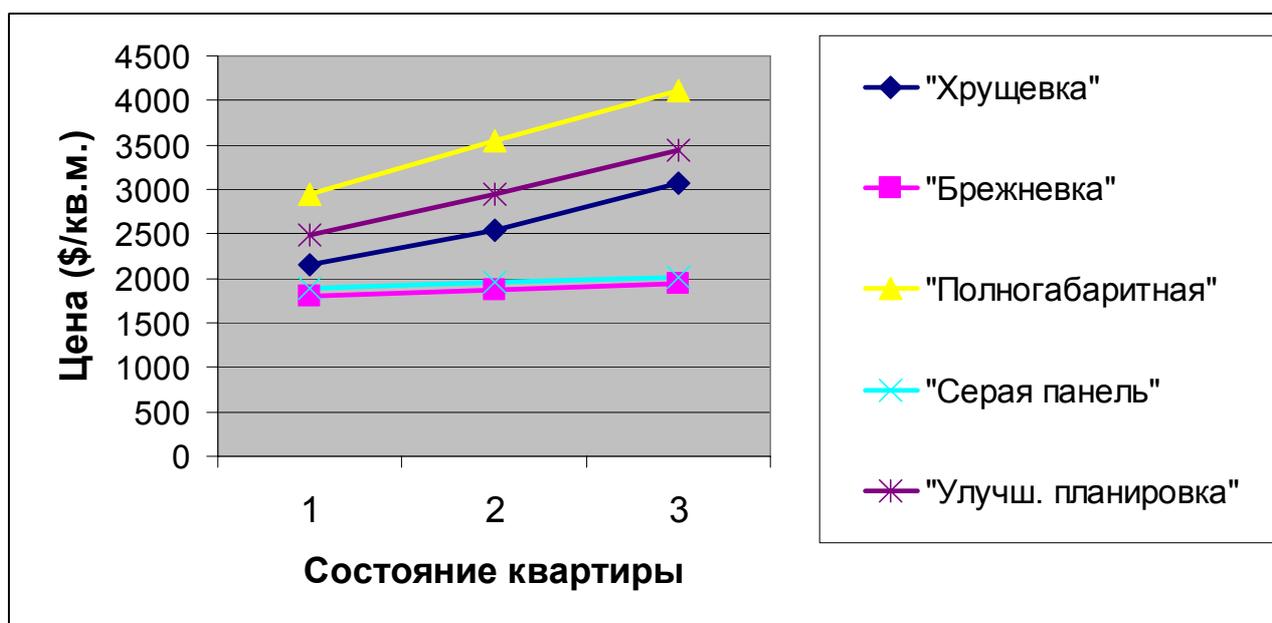


Рис.8. Зависимость цен на квартиры от состояния:  
1 – среднее, 2 – хорошее, 3 – отличное.

## 2. Оценка стоимости подержанных автомобилей

Рынок подержанных автомобилей в России в настоящее время обладает большим спросом. Перед человеком, решившим приобрести подержанный автомобиль, стоит задача: определить стоимость того или иного автомобиля. Выяснить цены подержанных автомобилей можно четырьмя способами: по объявлению в газете, на авторынке, в комиссионном магазине либо у знакомых. Но, как водится, продавцы нередко лукавят. В настоящее время, время, когда часть интеллектуальной нагрузки берут на себя компьютеры, наиболее эффективным методом моделирования цен на подержанные автомобили является применение нейросетевых технологий. На данный момент этот метод для оценки стоимости подержанных автомобилей практически не применяется.

В нашем эксперименте участвуют только автомобили Волжского автомобильного завода, конкретная марка которого кодируется первым входным параметром модели  $x_1$ :

6 – для марки ВАЗ-2106;

7 – ВАЗ-2107;

9 – ВАЗ-2109;

10 – ВАЗ-2110;

11 – ВАЗ-2111;

12 – ВАЗ-2112;

13 – ВАЗ-2113;

14 – ВАЗ-2114.

Вторым входным параметром  $x_2$  задается год выпуска, третьим входным параметром  $x_3$  задается пробег. Наличие антикоррозионной защиты кодируется четвертым входным параметром  $x_4$ :

0 – автомобиль хорошо защищен, ржавчина отсутствует;

1 – автомобиль защищен, но имеется налет ржавчины.

3 – машина сильно проржавела.

И, наконец, общее техническое состояние автомобиля характеризуется пятым входным параметром  $x_5$ :

0 – плохое;

1 – удовлетворительное.

Таким образом, модель имеет пять входных параметров:  $x_1$   $x_2$   $x_3$   $x_4$   $x_5$  и одной выходной параметр  $d$ , определяющий цену автомобиля.

Обучающее множество примеров, собранных с сайтов <http://www.comavto.ru/> и <http://www.irr.ru/>, приведено в табл.3.

Т а б л и ц а 3

**Обучающее множество примеров стоимости автомобилей**

№	Модель автомобиля	Год выпуска	Пробег	Наличие антикор. защиты	Общее тех. состояние	Цена
	$x_1$	$x_2$	$x_2$	$x_2$	$x_2$	$d$
1	6	1996	47000	1	1	55000
2	6	1997	80000	1	0	50000
3	6	2000	87000	2	0	55000
4	6	1997	50000	1	0	67000
5	6	1990	33000	2	0	35000
6	6	1997	59000	0	0	65000
7	6	1996	81000	1	0	42000
8	6	2001	60000	2	1	65000
9	7	2003	85000	0	0	70000
10	7	2005	10000	0	1	130000
11	7	2001	20000	1	0	85000
12	7	2005	18000	1	0	120000
13	7	2003	85000	0	0	93000
14	7	2005	36000	0	1	130000
15	9	2002	70000	0	1	140000
16	9	2002	49000	0	1	130000
17	9	2001	120000	0	1	117000
18	9	2002	61000	1	1	127000
19	9	2002	60000	0	0	144000
20	9	2000	160000	0	1	120000
21	9	1999	116000	1	0	87000
22	9	2004	60000	0	0	167000
23	9	2000	70000	0	1	115000
24	10	2006	21000	0	1	220000
25	10	2006	13000	0	0	245000
26	10	2005	21000	0	1	240000
27	10	2001	70000	1	1	146000
28	10	2002	90000	0	0	185000
29	10	2001	95000	0	1	148000
30	10	2005	80000	2	1	215000
31	10	2004	45000	0	0	200000
32	10	2001	100000	0	1	140000
33	10	2002	36000	1	1	165000
34	10	2002	69000	0	0	155000
35	10	2001	54000	2	0	145000
36	10	2000	62000	0	0	125000
37	10	2004	62000	0	1	180000
38	10	2003	79000	0	1	189000
39	10	2005	36000	0	1	225000
40	10	2005	35000	1	1	200000
41	10	2005	42000	0	0	220000
42	10	2006	19000	1	1	240000

43	11	2002	76000	0	1	160000
44	11	2004	47000	0	1	200000
45	11	2001	87000	0	0	145000
46	11	2004	20000	0	1	230000
47	11	2002	97000	0	1	160000
48	11	2002	77000	0	1	170000
49	11	2002	42000	0	1	178000
50	12	2002	120000	0	1	145000
51	12	2001	97000	0	0	140000
52	12	2005	46000	1	1	200000
53	12	2001	96000	1	1	145000
54	12	2004	53000	1	1	198000
55	12	2004	47000	0	1	230000
56	12	2005	28000	1	1	236000
57	12	2005	28000	0	1	265000
58	13	2006	22000	0	1	191000
59	13	2006	12000	1	0	190000
60	13	2005	24000	0	0	187000
61	13	2005	30000	0	1	180000
62	14	2006	35000	0	1	230000
63	14	2005	50000	0	1	180000
64	14	2005	37000	1	1	184000
65	14	2005	25000	1	1	180000
66	14	2005	50000	0	1	190000
67	14	2005	43000	0	1	200000
68	14	2005	38000	0	1	200000
69	14	2005	11000	1	1	215000
70	14	2006	72000	1	1	170000
71	14	2004	37000	0	0	195000
72	14	2006	11000	1	1	185000
73	14	2004	50000	0	1	193000
74	14	2005	75000	0	1	169000

На этих примерах методом обратного распространения ошибки был обучен двухслойный персептрон, изображенный на рис.9. Качество нейросетевой модели было проверено на оценке стоимости шести автомобилей, параметры которых приведены в таб.4. Данные об этих автомобилях взяты из того же источника, но в процессе обучения персептрона они не участвовали.

Т а б л и ц а 4

**Тестирующее множество примеров стоимости автомобилей**

№	Модель автомобиля	Год выпуска	Пробег	Наличие антикор. защиты	Общее тех. состояние	Цена
	$x_1$	$x_2$	$x_2$	$x_2$	$x_2$	$d$
1	6	1996	98000	1	0	38000
2	6	1997	100000	1	1	41000
3	6	2001	24000	1	0	75000
4	7	2003	50000	0	1	95000
5	14	2005	48000	0	0	179000
6	13	2005	21000	0	0	189000

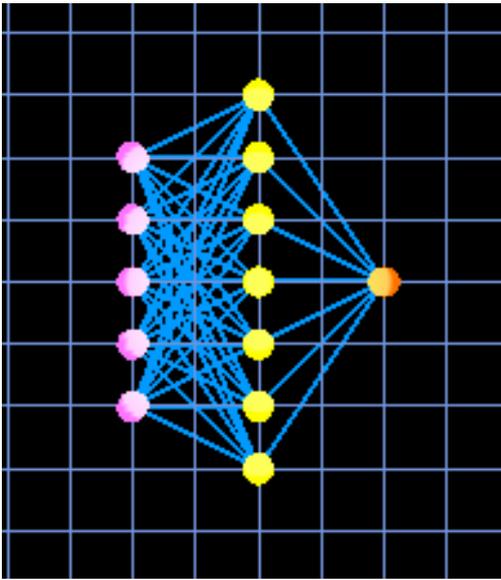


Рис.9. Персептрон, предназначенный для моделирования рынка автомобилей серии ВАЗ

Результаты тестовой проверки модели приведены на рис.10 в виде гистограммы, на которой столбцы красного цвета изображают фактическую стоимость автомобиля, а синего – результат его оценки с помощью нейросетевой модели.

Как видно из приведенных результатов, во всех тестовых примерах предсказанные нейросетью значения цен на автомобили отличаются от фактических не более чем на 20%.

Итак, нейросетевая модель прошла тестовые испытания и теперь ее можно применять на практике. Подавая на вход модели пять параметров интересующего нас автомобиля, можно получить оценку его стоимости.

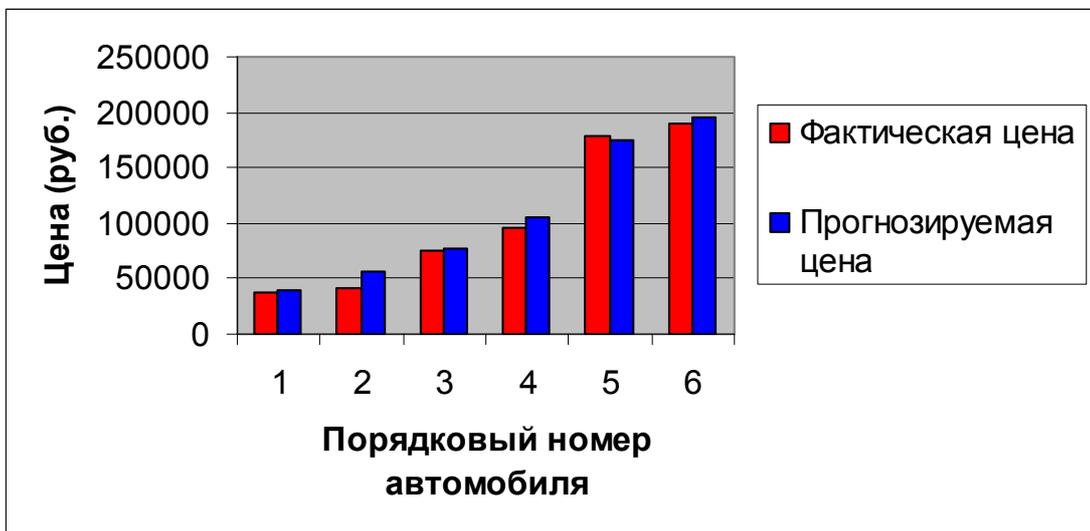


Рис.10. Сопоставление фактической стоимости автомобиля с оценкой, выполненной с помощью нейросетевой модели

Исследуя модель, можно выявить закономерности рынка. Например, придавая различные значения параметру «пробег», можно получить зависимость, представленную на рис.11. Как видно из этого рисунка, стоимость автомобилей

всех марок с увеличением их пробега падает. Однако наиболее резкое падение цен наблюдается в первые 60000 км пробега. При дальнейшем увеличении пробега цена автомобиля практически остается неизменной. Причем, для всех марок автомобилей величина падения их стоимости в первые 60000 км пробега составляет приблизительно 25000 рублей.

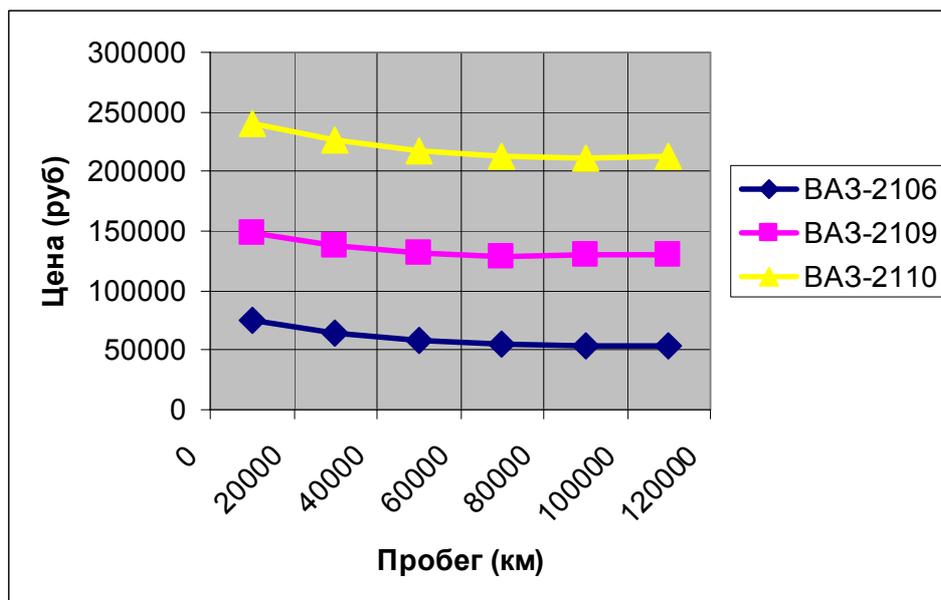


Рис.11. Зависимость цен поддержанных автомобилей от пробега

### 3. Прогнозирование результатов выборов президента страны

Результаты выборов президента страны зависят от многих факторов. Это экономическая и политическая обстановка в мире, активность средств массовой информации, активность и степень политизированности самих избирателей, взаимоотношения и политические ходы партий, качество предвыборной компании и многое другое. Учесть и правильно оценить влияние всех этих факторов на исход выборов чрезвычайно сложно. Но есть и такие факторы, которые определяются только самой личностью претендента в президенты. Это его возраст, пол, семейное положение, количество детей, род занятий, социальная принадлежность. Можно ли при построении прогностической программы ограничиться учетом только этих личностных характеристик претендента ?

Для ответа на этот вопрос нами была спроектирована нейросеть со следующими входами.

$x_1$  – возраст;

$x_2$  – происхождение: 1 – из бедных, 2 – средний класс, 3 – интеллигенция, 4 – из богатых;

$x_3$  – семейное положение: 1 – женат, 0 – холост

$x_4$  – количество детей;

$x_5$  – основная область деятельности: 1 – военная, 2 – политическая, 3 – общественная, 4 – экономическая деятельность.

Обучающие и тестирующие примеры, взятые из истории президентских выборов Франции и США, приведены в табл.5 и 6. Последний столбец этих таблиц содержит выходной параметр: 1, означающий победу претендента на выборах и 0 – поражение.

Т а б л и ц а 5

### Обучающее множество примеров президентских выборов США и Франции

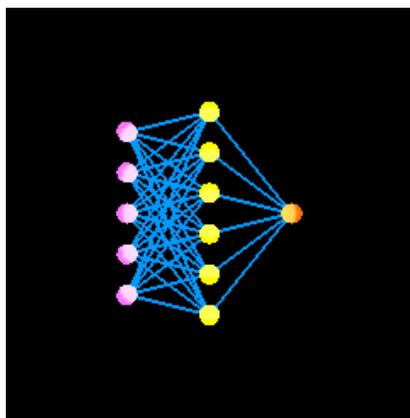
Претенденты	Возраст	Происхождение	Семейное положение	Кол-во детей	Деятельность	Победа или поражение
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$d$
А.Гор	52	3	1	3	2	0
Б.Голдуотер	58	4	1	2	2	0
Б.Клинтон	46	2	1	2	2	1
В.Жискар	55	2	1	2	2	0
Д. Вашингтон	57	1	1	0	1	1
Д.Адамс	62	3	1	1	2	1
Д.Буш мл.	54	4	1	2	4	1
Д.Буш ст.	64	4	1	1	4	1
Д.Бьюкенен	66	4	0	0	2	1
Д.Доул	73	2	0	0	1	0
Д.К.Адамс	58	3	1	2	2	1
Д.Керри	61	4	1	2	2	0
Д.Медисон	58	4	1	0	2	1
Д.Монро	49	1	1	2	1	1
Д.Тейлер	51	3	1	15	2	1
Д.Форд	61	2	1	2	1	1
Ж.М. Ле Пен	74	1	1	3	3	0
Ж.Ширак	63	2	1	2	2	1
Л.Жоспен	58	2	1	0	2	0
Р.Рейган	70	2	1	2	2	1

Т.Джеферсон	58	4	1	1	2	1
У.Мондейл	56	2	1	3	2	0
Ф.Миттеран	75	2	0	1	3	1
Ф.Пирс	49	4	1	0	2	1
Ш.де Голль	68	3	1	3	1	1

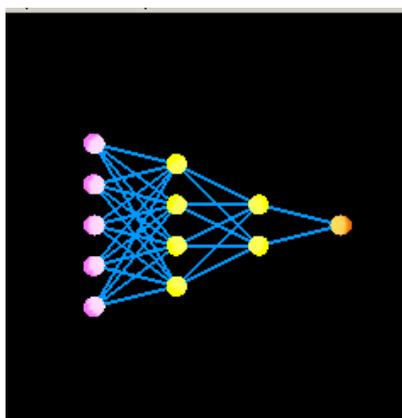
Т а б л и ц а 6

**Тестирующее множество примеров президентских выборов**

Претенденты	Возраст	Происхождение	Семейное положение	Кол-во детей	Деятельность	Победа или поражение
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$d$
Д.Кеннеди	44	4	1	2	2	1
А.Линкольн	52	1	1	4	1	1
М.Дукакис	56	2	1	2	2	0
Д.Макговерн	59	2	1	0	2	0
Д.Эйзенхауэр	63	2	1	2	1	1



*a*



*б*

Рис.12. Нейросети, используемые при прогнозировании результатов выборов президентов стран

Понимая, что при постановке задачи введена весьма серьезная упрощающая гипотеза (использовано всего пять характеристик претендентов, причем только личностных), а объем обучающей выборки предельно мал (всего 24 примера), мы использовали две нейросети с разным количеством внутренних слоев: одним (рис.12, *a*) и двумя (рис.12, *б*). Результаты обработки тестовой

выборки обеими нейросетями приведены в табл.7, из которой видно, что обе сети, не смотря ни на что, совершенно правильно «предсказали» победу Д.Кеннеди, А.Линкольну и Д.Эйзенхауэру, и поражение – М.Дукакису и Д.Макговерну. Это значит, что обе нейросети смогли извлечь из весьма скромной обучающей выборки некую скрытую закономерность и применить ее при тестовом прогнозировании.

Т а б л и ц а 7

**Прогнозирование победы претендента в президенты  
на тестовом множестве**

Претенденты	Прогноз первой сети	Прогноз второй сети	Среднее значение
Д.Кеннеди	0,78	0,86	0,82
А.Линкольн	0,76	1,11	0,93
М.Дукакис	-0,06	0,05	-0,00
Д.Макговерн	-0,00	0,23	0,11
Д.Эйзенхауэр	0,99	1,08	1,04

Невероятно, но факт ! Получается, что рейтинг претендентов в президенты стран слабо зависит от политической конъюнктуры, лозунгов, обещаний, политических платформ. Получается, что результат голосования, в первую очередь, определяется неким удачным сочетанием его субъективных личностных характеристик, которое выявили обе нейросети.

Введем еще одну гипотезу. Допустим, что менталитет россиян не отличается от менталитета французов и американцев, и на предстоящих выборах президента своей страны, россияне будут отдавать голоса, пользуясь аналогичными критериями. Собрав необходимые личностные данные на возможных российских претендентов (табл.8) и применив к ним обученные на французском и американском опыте нейросети, получим прогноз президентских выборов в России на 2008 год.

**Личностные характеристики возможных претендентов на пост президента России**

Возможные претенденты	Возраст	Происхождение	Семейное положение	Кол-во детей	Деятельность
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$
С.Иванов	55	2	1	2	1
Д.Медведев	42	2	1	1	3
Б.Грызлов	58	2	1	2	4
Г.Зюганов	64	1	1	2	2
В.Жириновский	62	1	1	3	2
Д.Рогозин	45	3	1	1	2
Ю.Трутнев	52	2	1	2	2

Результаты нейросетевого прогнозирования приведены в табл.9 и графически на рис.13. Если эти цифры рассматривать как сравнительный рейтинг претендентов, то можно заметить, что, нейросети не столь едины в своем мнении, как в предыдущем случае. Тем не менее, обе нейросети наибольшие шансы стать президентом России дают Д.Медведеву, а наименьшие – Ю.Трутневу. Рейтинги остальных претендентов, занимая промежуточное положение, отличаются между собой незначительно.

**Прогноз президентских выборов в России на 2008 год**

Возможные претенденты	Прогноз первой сети	Прогноз второй сети	Среднее значение
С.Иванов	0,72	1,10	0,91
Д.Медведев	2,05	1,14	1,59
Б.Грызлов	0,92	1,11	1,01
Г.Зюганов	1,21	0,87	1,04
В.Жириновский	0,95	0,63	0,79
Д.Рогозин	1,17	1,10	1,14
Ю.Трутнев	0,14	0,11	0,13

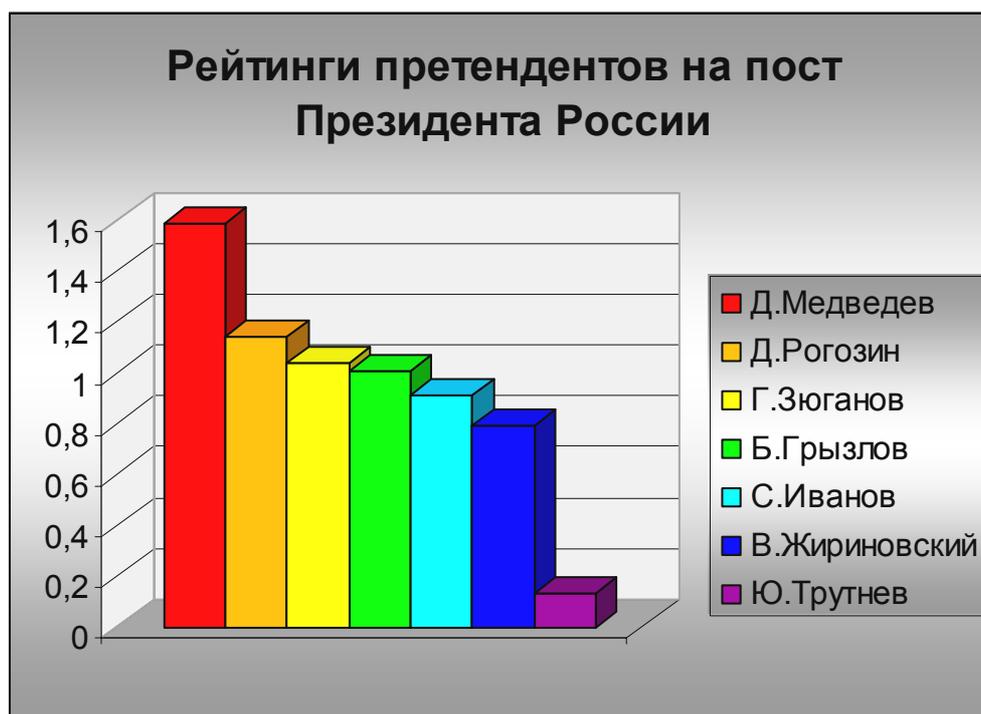


Рис. 13. Прогноз президентских выборов в России на 2008 г

Укажем, что данный прогноз выполнен в марте 2007г., т.е. за год до предстоящих выборов Президента России. Понятно, что к такому прогнозу не стоит относиться серьезно. Дело в том, что он выполнен в предположении, что избирательский менталитет французов, американцев и россиян совпадают, что по видимому неверно. Такой рейтинг был бы у претендентов, если бы они баллотировались на пост президента не в России, а в Америке или во Франции.

#### 4. Прогнозирование пола будущего ребенка

Желание предугадать или спланировать пол будущего ребенка существует и существовало во все времена. Бывают наследственные заболевания, накрепко сцепленные с полом. В этом случае рождение ребенка определенного пола не прихоть, а даже своего рода необходимость.

Попытки предсказаний и теории "запланированного" рождения существовали с незапамятных времен. Этой проблемой занимались и ясновидящие и энтузиасты-родители, и ученые с мировыми именами. В течение веков существовал интерес к попыткам выявить факторы, от которых зависит пол будущего ребенка. Никогда не прекращался спрос на методики активного влияния на это загадочное явление, которым во все времена вплоть до сегодняшнего времени безраздельно управляла и управляет Природа.

В конце XX в. появились лабораторные методы и технологии влияния на пол будущего ребенка, такие как модифицированное промывание (swim up), электрофорез, иммунологическое разделение и пр. Эти методы дают точность от 70 до 80 процентов. Самая последняя технология – лазерный анализатор клеток по интенсивности флюоресценции, обеспечивает точность до 90%. Однако лабораторные методы дорогостоящи, небезвредны и на практике используются только в очень редких случаях.

Следует отметить, что в последнее время накопилось немало фактов, обобщение которых позволило ученым заметить зависимость формирования пола будущего ребенка от наследственности, обстановки, в которой был зачат ребенок, возраста родителей, количества родов, питания супругов и т.д. Их исследования показывают, что модель прогнозирования пола будущего ребенка должна иметь на входе множество параметров. Поэтому нам представляется целесообразным попробовать применить в этой предметной области нейросетевой аппарат.

Наша экспериментальная нейросетевая модель имела десять входных параметров:

$x_1$  – возраст женщины во время зачатия.

$x_2$  – возраст мужчины во время зачатия.

$x_3$  – разница в возрасте:

0 – однокотки;

1 – на 1-2 года старше мужчина;

2 – на 3-4 года старше мужчина;

3 – на 5 и более лет старше мужчина;

4 – на 1-2 года старше женщина;

5 – на 3-4 года старше женщина;

6 – на 5 и более лет старше женщина.

$x_4$  – месяц зачатия.

$x_5$  – какие роды по счету.

$x_6$  – курение до зачатия:

0 – не курят;

1 – курит мужчина;

2 – курит женщина;

3 – курят оба;

$x_7$  – волосы мужчины:

0 – редкие;

1 – нормальные;

2 – густые;

$x_8$  – ритм жизни:

1 – спокойная, размеренная жизнь;

2 – изменения ритмов жизни (переезды и т.д.).

$x_9$  – преобладание мальчиков или девочек в роду по женской и мужской линии:

0 – одинаково;

1 – мальчики;

2 – девочки;

3 – по женской линии – мальчики, по мужской – девочки;

4 – по женской линии – девочки, по мужской – мальчики;

5 – по женской линии – мальчики, по мужской – одинаково;

6 – по женской линии – девочки, по мужской – одинаково;

7 – по женской линии – одинаково, по мужской – мальчики;

8 – по женской линии – одинаково, по мужской – девочки.

$x_{10}$  – преобладающие продукты питания в рационе женщины до зачатия:

1 – консервированные продукты, мясо, колбасные изделия, рыба, овощи, фрукты, соль;

2 – сахар, мед, варенье, пряности, все виды хлеба и другой выпечки, овощи (картошка в ограниченном количестве), фрукты (кроме, слив, бананов, черешни, абрикосов), молочные продукты, орехи (не соленые).

Выходным параметром сети являлся пол будущего ребенка:  $d = 1$ , если рождается мальчик и  $d = 2$ , если рождается девочка.

В табл.10 приведены данные, собранные с помощью социологического опроса. Всего 38 примеров. При разбиении множества этих примеров на 34 обучающих и 4 тестирующих примера персептрон с логарифмическими активационными функциями нейронов, изображенный на рис.14, довольно легко обучился на обучающем множестве, однако его обобщающие свойства оказались весьма низкими. Точность его прогноза в разных вариантах колебалась от 50 до 75 %

## Результаты социологического опроса

№	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$x_7$	$x_8$	$x_9$	$x_{10}$	$d$
1	24	28	2	4	1	1	2	1	2	1	1
2	27	31	2	1	2	1	2	1	2	2	2
3	32	36	2	9	3	1	2	1	2	2	2
4	17	16	4	1	1	1	2	1	4	2	2
5	22	21	4	7	2	1	2	1	4	2	2
6	29	28	4	8	3	1	2	1	4	2	2
7	26	25	4	12	1	1	1	1	2	2	1
8	28	27	4	12	2	1	1	1	2	2	2
9	18	24	3	7	1	0	1	1	1	2	2
10	19	25	3	9	2	0	1	2	1	1	1
11	23	22	4	7	1	0	1	2	4	2	2
12	27	26	4	9	2	0	1	2	4	1	1
13	19	25	3	9	1	1	1	2	1	2	1
14	26	32	3	6	2	1	1	1	1	1	1
15	21	25	2	6	1	1	1	2	0	1	1
16	21	23	1	3	1	1	1	1	2	1	2
17	23	25	1	11	2	0	1	1	2	1	1
18	22	33	3	3	1	0	2	1	1	1	1
19	24	35	3	10	2	0	2	1	1	1	1
20	21	22	1	6	1	3	1	1	7	2	2
21	28	29	1	3	2	1	1	2	7	1	1
22	22	22	0	5	1	0	2	1	4	1	1
23	27	27	0	4	2	1	2	2	4	1	2
24	34	30	5	12	1	1	0	2	6	2	1
25	36	32	5	3	2	1	0	2	6	2	1
26	17	22	3	6	1	1	2	1	3	2	2
27	20	25	3	2	2	1	2	1	3	2	1
28	24	29	3	7	3	1	2	1	3	1	2
29	21	31	3	4	1	0	0	2	3	1	1
30	20	21	1	4	1	0	1	1	3	2	2
31	20	21	1	10	1	1	2	2	4	2	2
32	22	23	1	7	2	1	2	1	4	1	2
33	24	23	4	10	1	0	1	2	8	2	2
34	19	20	1	1	1	3	2	2	4	1	2
35	19	23	2	9	1	0	1	1	6	2	1
36	29	33	2	9	2	0	1	2	6	1	1
37	29	34	3	1	1	3	2	2	4	2	2
38	23	26	2	4	1	1	2	2	4	2	1

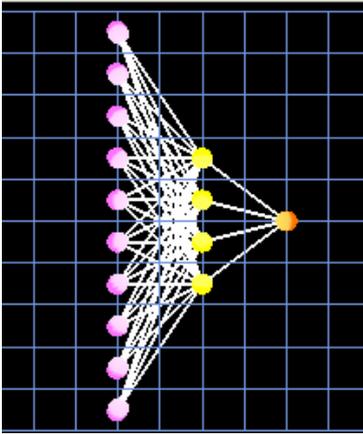


Рис.14. Персептрон, прогнозирующий пол будущего ребенка по 10-ти входным параметрам родителей

Таким образом, в данном случае мы имеем отрицательный научный результат. Хотя некоторая слабая зависимость между десятью входными параметрами и выходным параметром сетью была выявлена, приемлемой для практических целей прогностической модели не получилось.

По-видимому, на пол будущего ребенка, помимо учтенных десяти параметров родителей, влияют и другие факторы, не принятые во внимание в нашей нейросетевой модели.

## 5. Оценка кредитоспособности физических лиц

Министерство экономического развития России зафиксировало бум потребительского кредитования, причем прогнозируется, что это явление сохранится в России еще как минимум ближайшие пять лет. Если раньше народ боялся брать у банков крупные суммы, то сейчас этот страх прошёл: кредиты оформляют не только на удовлетворение каких-то первостепенных нужд, но и на предметы роскоши. Люди берут кредиты на приобретение туристических путевок, на покупку квартир, автомобилей, бытовой техники.

Бурный рост рынка кредитования физических лиц неизбежно влечет за собой принятие дополнительных кредитных рисков как на отдельные кредитные учреждения, так и на банковскую систему в целом. Экстенсивное развитие розничного кредитования проходит в условиях жесткой конкуренции, что неизбежно ведет к снижению доходности данного направления банковского бизнеса. В этой ситуации качество управления кредитными рисками в розничном кредитовании становится не просто важным вопросом, а одним из конкурентных преимуществ (или недостатков) для кредитных учреждений.

Конкурентная борьба идет не просто за доли расширяющегося рынка, а за "высококачественные" доли рынка, то есть за кредитоспособных заемщиков, тех, которые способны (и имеют желание) должным образом погасить задолженность. По существу реальным конкурентным преимуществом розничных

банков становится уровень их кредитного "зрения", понимаемого как способность осуществлять выбор кредитоспособных заемщиков с высокой надежностью и минимальными затратами времени и ресурсов. Задачу отбора кредитоспособных заемщиков решают с применением так называемых «скоринговых систем».

Многие авторы связывают возникновение скоринга с именем Дэвида Дюрана, который, уходя в 1941 г. в армию, оставил своим коллегам-банкам краткие рекомендации по отбору кредитоспособных заемщиков. Английское существительное score означает количество набранных очков, оценку. Скоринговая система – это алгоритм или методика, позволяющие на основе данных о потенциальном заемщике оценить его кредитоспособность и дать ответ на вопрос: "выдать кредит" либо "отказать в выдаче кредита".

В качестве данных о потенциальном заемщике выступает доступная кредитору информация, которая обрабатывается по определенной методике. В США, например, кредитоспособность индивидуальных заемщиков часто оценивают, выставляя им баллы по методике, приведенной в табл. 11.

Т а б л и ц а 11

**Балльная система для оценки кредитоспособности  
индивидуальных заемщиков**

<b>Критерии</b>	<b>Баллы</b>	<b>Критерии</b>	<b>Баллы</b>
<b>1. Род занятий</b>		<b>4. Длительность проживания в данном месте</b>	
Бизнесмен	7	Более 5 лет	3
Врач-дантист	7	2-5 лет	2
Преподаватель колледжа	7	Менее 2-х лет	1
Ученый	6	<b>5. Семейное положение</b>	
Клерк	6	Женат	5
Фермер	6	Вдов	5
Медицинская сестра	5	Одинокая женщина	4
Квал. рабочий	5	Одинокий мужчина	3
Работник редакции	5	Разведенная женщина	2
Водопроводчик	4	Разведенный мужчина	0
Солдат (матрос)	4	<b>6. Недельный заработок (доллары)</b>	
Лица своб. профессий	3	Более 200	5
Уборщик мусора	3	101 – 200	4
Парикмахер	3	91 – 100	3
Портовый грузчик	2	76 – 90	2
Буфетчик	2	61 – 75	1
Работник гаража	2	60 и менее	0

Музыкант	1	<b>7. Банковский счет</b>	
Работник сферы услуг	1	Текущий и накопительный	6
Художник	1	Накопительный	3
Коммивояжер	0	Текущий	2
Сельхоз. рабочий	0	<b>8. Кредитные рекомендации</b>	
Таксист	0	Две кредитные карточки на бензин	4
<b>2. Стаж работы</b>		Две кредитные карточки универсама	2
Менее 2-х лет	2	Рекомендации финансовой компании	2
Более 2-х лет	5	Рекомендации магазина	2
<b>3. Жилищные условия</b>		Рекомендации 2-х фин. компаний	4
Имеет собственный дом	5	Рекомендации 2-х магазинов	4
Снимает квартиру	3		
Проживает с родителями	3		
Арендует трейлер	0		

Согласно этой методике, если заемщик, обратившийся за кредитом, набрал по критериям меньше 30 баллов, то положительный ответ ему рассматривается как большой риск. При наборе им менее 13 баллов в кредите автоматически отказывается.

В Великобритании наиболее часто используются следующие характеристики:

- Возраст;
- Количество детей/иждивенцев;
- Профессия;
- Профессия супруга(и);
- Доход;
- Доход супруга(и);
- Район проживания;
- Стоимость жилья;
- Наличие телефона;
- Сколько лет живет по данному адресу;
- Сколько лет работает на данной работе;
- Сколько лет является клиентом данного банка;
- Наличие кредитной карточки/чековой книжки.

В других странах набор характеристик, которые наиболее тесно связаны с вероятностью дефолта – вероятностью, что заемщик не вернет кредит или задержится с выплатой, будет отличаться в силу национальных, экономических и социально-культурных особенностей. Чем более однородна популяция клиен-

тов, на которой разрабатывается модель, тем точнее прогнозирование дефолта. Поэтому очевидно, что нельзя автоматически перенести модель из одной страны в другую или из одного банка в другой. Даже внутри одного банка существуют различные методики для различных групп клиентов и различных видов кредита.

В настоящее время в банках, помимо приведенной выше балльной методики, применяется довольно большое разнообразие скоринговых систем, основанных на различных подходах и методах. Это линейный дискриминантный анализ, многофакторная логистическая регрессия, кластерный анализ, деревья решений, метод минимизации структурного риска В.Вапника. Однако наиболее гибким инструментом, позволяющим настраиваться на конкретные особенности кредитных учреждений и сегменты рынка, в которых они работают, по нашему мнению, могут быть нейронные сети.

Студентами ПГУ и ПГПУ была собрана информация с нескольких Пермских кредитных учреждений, с сайтов Интернет, посвященная кредитованию и скорингу, а также опрошены ряд лиц, компетентных в данном вопросе и получивших кредиты в банках. В результате были созданы несколько скоринговых нейросетевых систем, каждая из которых обучалась на опыте работы конкретных кредитных учреждений. Принимались во внимание в основном следующие анкетные данные:

- Пол заёмщика: 0 – мужской, 1 – женский.
- Возраст – полное число лет, исполнившееся заёмщику к моменту оформления кредита.
- Образование: 0 – неполное среднее, 1 – среднее или среднее специальное, 2 – неполное высшее, 3 – высшее, 4 – два высших или учёная степень.
- Семья – семейное положение: 0 – холост / не замужем, 1 – женат / замужем, 2 – вдовец / вдова, 3 – разведён(а), 4 – гражданский брак.
- Судимость – наличие судимости: 0 – нет, 1 – есть.
- Иждивенцы – количество иждивенцев на обеспечении заёмщика.
- Жилье – жилищные условия: 0 – муниципальная квартира, 1 – кооперативная квартира, 2 – служебная квартира, 3 – собственный дом / квартира, 4 – снимает комнату или квартиру, 5 – проживает у родителей.

- Авто – наличие автомобиля в собственности: 0 – нет, 1 – есть.
- Адрес – адрес постоянной регистрации: 0 – город Пермь, 1 – Пермский край, 2 – другой субъект Российской Федерации.
- Занятие – вид занятости заёмщика: 0 – рабочий, 1 – государственный служащий, 2 – коммерческий сотрудник, 3 – предприниматель, 4 – пенсионер.
- Стаж – стаж работы на ныне занимаемой должности в годах.
- Доход – среднемесячный доход в тыс. руб..
- Кредит – сумма кредита в тыс. руб..
- Платежи – количество платежей погашения кредита.

Попытки создания нейронных сетей, обучения и тестирования их на российских кредитных учреждениях показали, что они пользуются совершенно разными скоринговыми системами (если они вообще ими пользуются). Анализируя информацию, нейронные сети довольно легко выявили закономерности, по которым работают фирма «Мобилис-Мобиле» и банк «Урал ФД». Надо отметить, что для первого учреждения было зарегистрировано до 10%, а для второго – до 12 % отклонений от выявленных закономерностей, т.е. обученные на информации этих кредитных учреждений нейросети принимали решения, совпадающие с фактическими решениями о выдаче кредитов соответственно в 90 и в 88 процентах случаев.

Обнаруженные отклонения от выявленных закономерностей, по-видимому, свидетельствуют о том, что в этих случаях решения о выдаче кредитов принимались волевым путем, не считаясь с оценками специалистов кредитных отделов, либо специалисты необходимых оценок не выполняли.

При анализе информации о выдаче кредитов банком «Драгоценности Урала» вообще не удалось выявить какой-либо закономерности, что может быть объяснено отсутствием скоринговой системы в этом банке.

Анализ значимости входных нейронов нейросетей показал, что специалисты фирмы «Мобилис-Мобиле» при решении о выдаче кредита первостепенное значение придают жилищным условиям клиента, в то время как его возраст и пол значения почти не имеют (см. диаграмму рис.15). В других кредитных учреждениях (например, банк «Урал ФД») решающее значение имеет наличие или

отсутствие у клиента судимости, его стаж работы на последнем месте, а также возраст клиента.

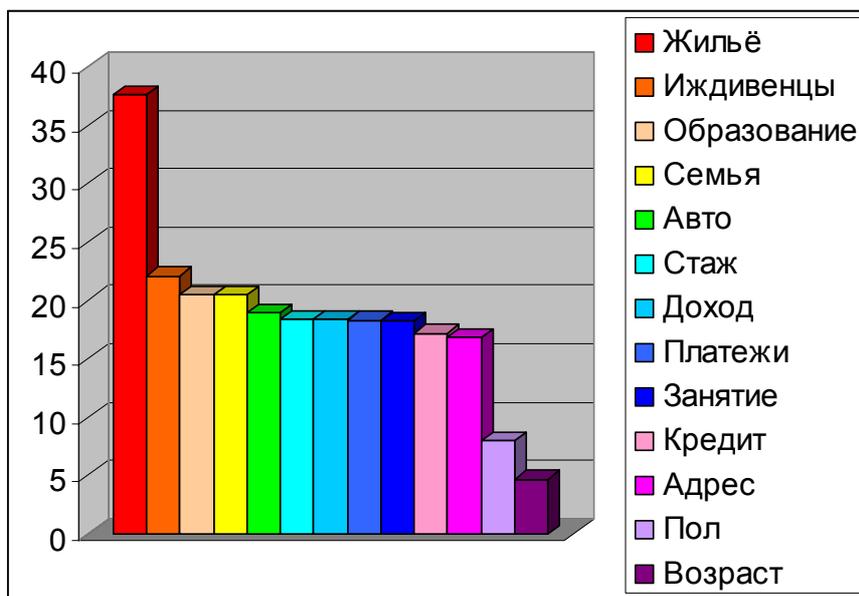


Рис.15. Значимость параметров заемщиков кредитных средств

В заключение отметим, что разработанные нами нейросетевые скоринговые системы были обучены на информации о решениях, которые принимали кредитные учреждения г.Перми. Все, чему они научились – это копированию кредитной политики этих учреждений. А если кредитная политика используемого при обучении учреждения ошибочна, то и решения, которые будет выдавать нейросетевая скоринговая система будут неэффективными.

С другой стороны, если какой-либо банк уверен в том, что его специалисты из года в год принимали правильные решения, то можно обучить нейросеть на имеющейся у этого банка информации и использовать нейросетевую скоринговую систему, например, для оперативной (может быть, предварительной) оценки кредитоспособности клиентов, а то и заменить ей штат кредитного отдела.

Мы всего лишь показали принципиальную возможность создания нейросетевых скоринговых систем доведя их до демонстрационных прототипов. Более качественные скоринговые системы, предназначенные для коммерческого использования, представляется целесообразным создавать и обучать в тесном сотрудничестве с кредитными учреждениями, причем желательно использовать для обучения кредитные истории, т.е. информацию о фактическом исполнении клиентами своих кредитных обязательств.

## 6. Прогнозирование банкротств организаций

Любое предприятие, работающее в условиях рынка, подвержено риску банкротства. Первые попытки разработать модель предсказания банкротства, используя методы одномерной статистики, были предприняты Бивером в 1966 г. Затем, ключевыми этапами в разработке таких моделей стали многомерный анализ Альтмана, многомерный дискриминантный анализ Эдмистера, логит-преобразование Ольсона, рекурсивный разделяющий алгоритм.

При применении всех этих методов математики обычно испытывают трудности в определении и оценке подходящей модели. Задача прогнозирования банкротства нередко вызывает споры у исследователей относительно подходящей функциональной формы уравнений. Зачастую они солидарны лишь в том, что эта модель является сложной. К числу факторов, осложняющих определение и оценку лучшей модели, относятся следующие:

- Выбор в пользу той или иной традиционной модели порой осуществляется исходя из вычислительной сложности алгоритма, а не точности модели. Так, например, линейность, как правило, «навязывается» исходным данным не потому что было проведено детальное исследование, с целью выяснить зависимости между переменными, а из-за простоты существующей для таких исходных данных процедуры оценки.

- Стандартные методы оценки работают при условии нормального распределения совокупности исходных данных. Многочисленные же исследования показывают, что финансовые коэффициенты, используемые в прогнозировании несостоятельности, не распределены по гауссовому закону.

- Преобразования, применяемые к исходным данным отчетности, иногда не в состоянии отразить неочевидные взаимосвязи между переменными.

При построении нейросетевой модели прогнозирования банкротства в качестве входных параметров нами были использованы коэффициенты, характеризующие структуру бухгалтерского баланса: коэффициент текущей ликвидности ( $x_1$ ); коэффициент обеспеченности собственными средствами ( $x_2$ ); коэффициент утраты (восстановления) платежеспособности ( $x_3$ ). Значение единственного выходного нейрона ( $y$ ) принималось в качестве показателя финансовой состоятельности предприятия: единичное значение соответствует состоянию банкротства, а нулевое – полному финансовому благополучию.

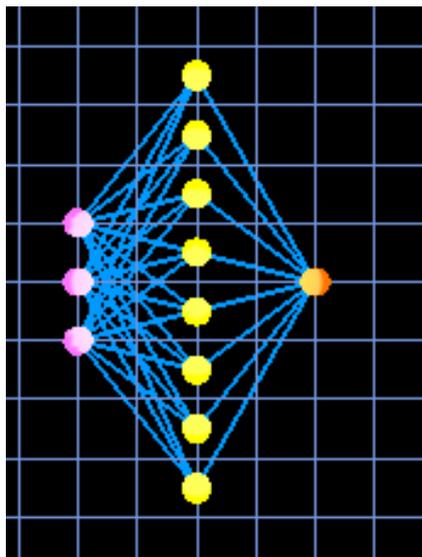
В качестве статистического материала была взята финансовая отчетность 50-ти предприятий с сайта <http://cbr.ru/>:

Т а б л и ц а 12

**Данные финансовой отчетности предприятий**

№	Коэффициент текущей ликвидности	Коэффициент обеспеченности собственными средствами	Коэффициент восстановления платежеспособности	Вероятность банкротства предприятия
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$d$
1	2,5	0,2	1,1	0
2	3	0,3	1,5	0
3	1,2	0,009	0,68	1
4	0,8	0,005	0,59	1
5	1,3	0,004	0,98	1
6	4,5	0,95	1,9	0
7	5	1,2	2,3	0
8	4,2	1,1	2,9	0
9	0,8	0,004	0,009	1
10	4,1	0,987	1,59	0
11	1,4	0,09	0,65	1
12	2	0,099	0,09	1
13	2,1	0,11	1,3	0
14	2,3	0,15	1	0
15	1,9	0,08	0,8	1
16	5,1	0,98	1,5	0
17	4,2	0,96	1,68	0
18	2,03	0,16	1,2	0
19	1,5	0,06	0,6	1
20	1,8	0,09	0,67	1
21	1,6	0,0025	0,67	1
22	4,6	0,98	1,25	0
23	5,1	1,006	2,9	0
24	2,2	0,15	1,2	0
25	1,6	0,098	0,54	1
26	2,2	0,11	1,1	0
27	2,3	0,12	1,12	0
28	2,5	0,13	1,2	0
29	3,4	0,5	1,6	0
30	5,2	1,02	2,1	0
31	6	1,99	2,3	0
32	2,7	0,19	1,17	0
33	3,6	0,34	1,5	0
34	4,1	0,9	1,8	0
35	5,4	1,2	2,03	0
36	1,2	0,065	0,68	1
37	1,9	0,09	0,62	1
38	1,8	0,089	0,47	1
39	1,5	0,07	0,48	1
40	3,5	0,45	1,29	0

41	3,6	0,54	1,54	0
42	1,6	0,058	0,57	1
43	2,95	0,4	1,35	0
44	1,79	0,095	0,99	1
45	3,45	0,48	1,42	0
46	2,36	0,26	1,14	0
47	1,85	0,08	0,89	1
48	2,09	0,103	1,21	0
49	1,39	0,051	0,91	1
50	2,94	0,3	1,47	0



При разбиении этого множества на 40 обучающих и 10 тестирующих примеров персептрон с сигмоидными активационными функциями нейронов, изображенный на рис.16, легко выявил закономерность предметной области и показал стопроцентную точность предсказания банкротств предприятий, рассмотренного типа.

Рис.16. Персептрон для прогнозирования банкротств предприятий

## 7. Диагностика неисправностей сложных технических устройств

Мы уже говорили о том, что нейрокомпьютер и нейросеть – это системы, выполненные «по образу и подобию» человеческого мозга. Значит, вполне естественно, что они наследуют его свойства, причем, как положительные, так и отрицательные. Как и человеческий мозг, нейросеть способна извлекать знания из данных, обнаруживать скрытые в них закономерности. Но, как и человек, нейросеть не способна объяснять, как она это делает.

Архимед открыл свой закон, лежа в ванне, Ньютон – наблюдая за падением яблока, Менделеев – во сне. Все они гениальным образом догадались, нашли истину, не объяснив, однако, как это удалось сделать.

Нейросеть, извлекая знания из данных, тоже умеет выводить закономерности, делать догадки, открывать законы. Но так же, как и человек, нейросеть не

способна к четкой формулировке пунктов алгоритма, позволившего сделать то или иное умозаключение.

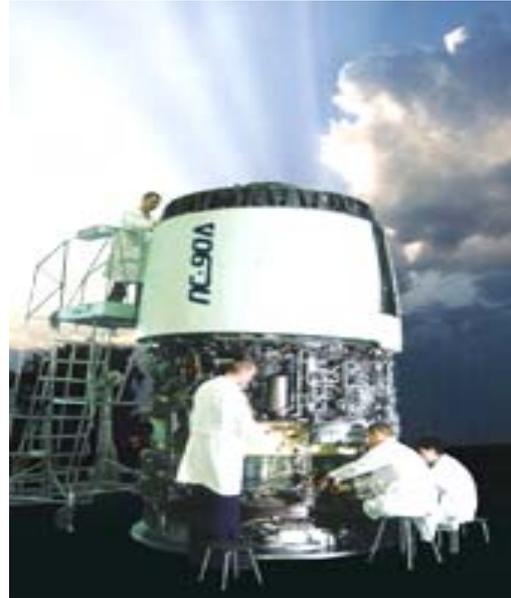
Согласно современным эзотерическим теориям, гений в момент озарения считывает информацию из параллельных миров. Нелепо было бы утверждать, что нейросеть в момент извлечения знаний из данных проделывает аналогичную операцию. Поэтому моделирование деятельности мозга дает нам основания возразить против эзотерической теории познания. По-видимому, многие из феноменов, которые демонстрируют экстрасенсы, контактеры, шаманы, можно объяснить свойством мозга извлекать информацию из неполных данных – свойством, которое удастся моделировать с помощью нейронных сетей.

В нашей практике встречались случаи, когда нейросети демонстрировали феномен, называемый в жизни «шестым чувством». Они с успехом извлекали знания из анализа информации, из которой, казалось бы, эти знания извлечь невозможно. Например, наша исследовательская группа занималась созданием нейросетевой модели, диагностирующей неисправности авиационных двигателей [27, 28]. Заметим, что проблема раннего выявления неисправностей авиационных двигателей особую актуальность приобрела в последнее время, когда авиакатастрофы стали глобальной проблемой мирового масштаба. Традиционно неисправности авиадвигателей диагностируются с применением моделей, основанных на физических закономерностях, а также путем статистической обработки данных полетного мониторинга. Данные снимаются с датчиков, измеряющих параметры работы двигателей во время полета. Файл данных полетного мониторинга обычно содержит следующие параметры: номер полета, дату полета, общую наработку двигателя, температуру и давление воздуха на входе в двигатель, температуру и давление газа за турбиной, температуру лопаток, уровень и температуру масла в маслблоке и т.д.

Число таких параметров может достигать сотни и более единиц. После выполнения определенного количества полетов (порядка двухсот) двигатель снимается с самолета и подвергается стендовой разборке, во время которой выявляются и устраняются его дефекты. Характерными дефектами авиадвигателей являются: трещина на сопловом агрегате, забоины, разрушение дефлектора, стружка в масле и т.д., всего порядка тридцати видов.



Рис. 17. После выполнения определенного количества полетов двигатель снимается с самолета и подвергается стендовой разборке



Задача инженера-диагноста состоит в том, чтобы, используя данные мониторинга, выявить дефекты двигателя до его профилактической разборки или выхода из строя. Как уже отмечалось, традиционно эта задача решается путем применения методик, основанных на физических закономерностях: каждый дефект вызывает определенные отклонения тех или иных параметров работы двигателя, поэтому, анализируя характер их изменения, можно сделать предположения о появлении дефектов, вызывающих эти изменения. Понятно, что задача анализа данных полетного мониторинга и выявления дефектов авиадвигателей далеко не тривиальна и во многих случаях она решается ненадежно и некачественно. Причина этого – значительный объем информации, сложность исследуемого объекта и сложность существующих взаимосвязей между дефектами и измеренными параметрами.

При построении нейросетевой модели нами была принята следующая рабочая гипотеза. Мы предположили, что при первых вылетах нового или вновь отремонтированного самолета его двигатель полностью исправен и дефектов нет, тогда как на последних вылетах самолета двигатель уже имел те самые дефекты, которые выявились при его разборке. Поэтому из всего множества параметров полетного мониторинга ценность для обучения нейросети имеет несколько первых и несколько последних полетов. Таким образом, для каждого двигателя, побывавшего на разборке, формируется несколько пар входных и выходных обучающих векторов, содержащих информацию об измеренных во

время полета параметрах работы двигателя (входной вектор) и его неисправностях, обнаруженных при разборке (выходной вектор).

Если количество обучающих примеров достаточно, то правильно спроектированная нейросеть обучится надежно ставить диагнозы неисправностей авиационных двигателей, в том числе и тех, которые в обучающей выборке не участвовали. А если такой нейросетью оборудовать бортовой компьютер самолета, то он будет сообщать о появлении дефектов двигателя в реальном времени, т.е. как только сложится соответствующая конфигурация вектора входных параметров – результатов измерений, снимаемых во время полета самолета. Естественно, что прежде, чем попасть в кабину пилотов, сигналы нейросети должны обрабатываться компьютером, выдающим экипажу полетные инструкции.

После нескольких попыток проектирования и обучения нам удалось создать нейросеть, достаточно надежно выявляющую неисправности. Это показали как обучающие, так и тестирующие примеры, те, которые не участвовали в процессе обучения. К нашему удивлению, сеть показала свойство, первоначально не ожидаемое, но представляющее определенный теоретический и практический интерес, поэтому опишем его более подробно.

Специалисты, занимающиеся традиционными методами диагностики, пытаются учесть как можно больше взаимосвязей между значениями измеряемых полетных параметров и появлениями тех или иных дефектов двигателя. В сложных технических устройствах количество таких взаимосвязей настолько велико, а характер взаимодействий настолько сложен, что построить математическую модель, полностью адекватную моделируемому объекту, практически невозможно, если пользоваться традиционными методами.

Иногда в сложных технических устройствах существуют и такие взаимосвязи, о которых специалисты просто не знают. Например, известно, что дефект «стружка в масле» не влияет ни на один из измеряемых датчиками параметров работы авиадвигателя, вследствие чего не существует традиционных методик, способных выявлять этот дефект. Мы же столкнулись с тем, что нашей нейросети каким-то образом удавалось обнаруживать этот, обычно не поддающийся обнаружению дефект.

Дело тут, по-видимому, в том, что, не оказывая заметного влияния на каждый отдельно взятый параметр работы двигателя, появление стружки в масле

все-таки влияет на общую конфигурацию входного вектора, что и вызывает соответствующую реакцию нейронной сети. Таким образом, несмотря на кажущееся отсутствие какой-либо логической связи между этим дефектом и параметрами работы авиадвигателя, нейросеть обнаруживает скрытую от обычных методов диагностики закономерность и ставит правильный диагноз относительно наличия или отсутствия стружки в масле.

Феномены подобного рода в нашей практике применения нейросетевых технологий встречались и в других случаях. Особенно часто они наблюдались при исследовании достаточно сложных объектов, когда нейросети обнаруживали связи и закономерности, о существовании которых специалисты, создавшие объект, не знали. Выявлялись и такие взаимосвязи и взаимовлияния, которые при поверхностном рассмотрении противоречили здравому смыслу специалистов и становились понятными и объяснимыми только после более тщательного изучения объекта.

Таким образом, мы вправе заявить о наличии у нейросетей свойства, обычно называемого в жизни *«шестым чувством»* – способностью мозга принимать правильные решения, алгоритм принятия которых с точки зрения известных истин объяснить не представляется возможным.

## **8. Интеллектуальный детектор лжи**

Приведем еще один пример [8, 16, 26]. Предметной областью в данном случае является человек. Задача состоит в том, чтобы научить компьютер определять, правду ли говорит человек, отвечая на заданный вопрос. В следственной практике МВД и ФСБ России применяются полиграфные аппараты (детекторы лжи), регистрирующие от четырех до десяти физиологических параметров человека. Регистрируемые физиологические реакции (давление, частота пульса, глубина дыхания, электропроводность кожи и др.) в реальном времени отображаются на экране монитора в виде пульсирующих кривых (рис. 18). Оценка ответа опрашиваемого лица осуществляется компьютерной программой, анализирующей получаемые кривые с помощью набора правил, обобщающих исследования психологов, физиологов и специалистов в области инструментальной детекции лжи.

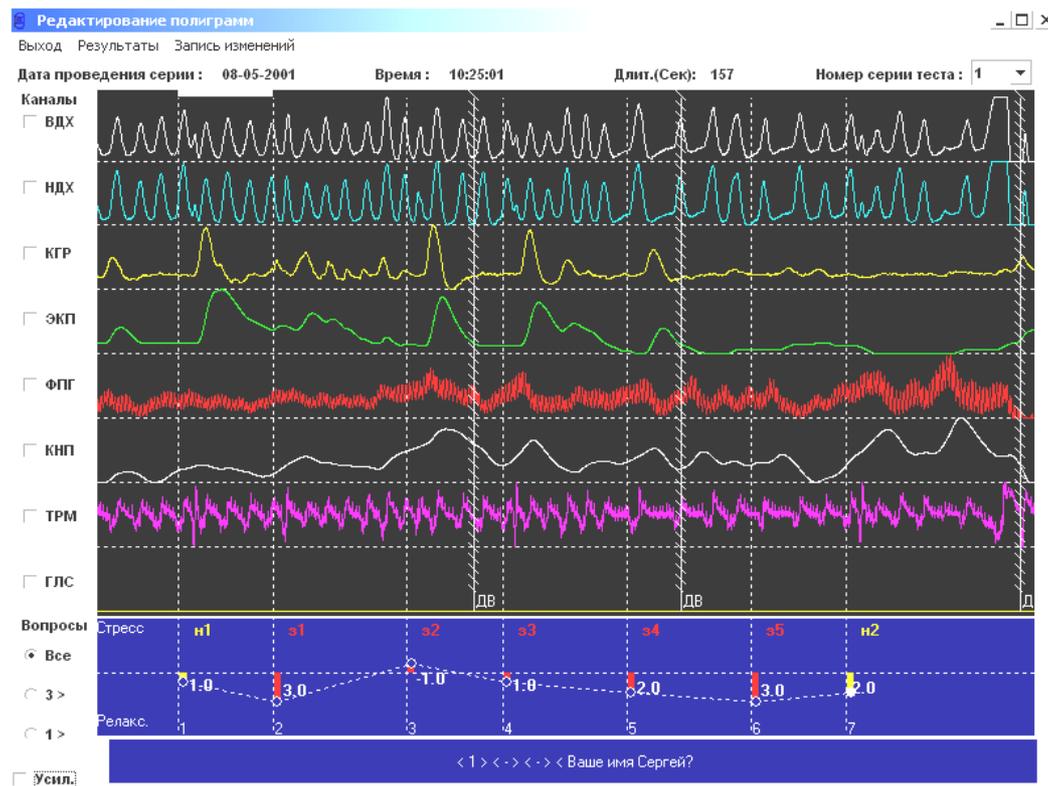


Рис.18. Параметры человека отображаются на экране полиграфа в виде пульсирующих кривых

Однако, существующие компьютерные программы, анализирующие полиграммы, не отличаются высокой надежностью. Так, широко применяемая в следственной практике МВД система «Эпос» только в 70-ти случаях из ста дает правильные уверенные заключения. По-видимому, низкая надежность современных полиграфных аппаратов является причиной того, что их заключению до сих пор не имеют юридической силы.

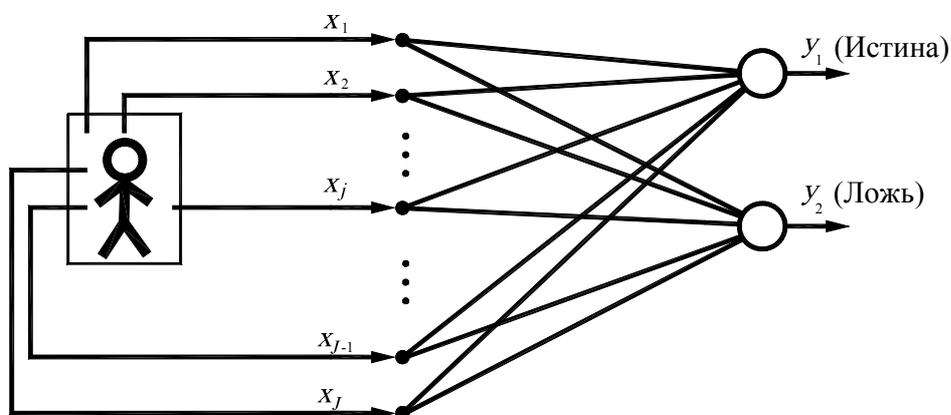


Рис.19. Принципиальная схема нейросетевого детектора лжи

Совместно с работниками ГУВД Пермского края нами была предпринята попытка применения нейронной сети, которую подключили к тем же самым датчикам, что и в стандартном полиграфном аппарате (рис.19). После обучения на 150 примерах реальных допросов, нейросеть при тестировании дала правильные заключения в 85 случаев из ста, т.е. на 15% больше, чем профессиональная программа.

Чем можно объяснить такое повышение надежности детекции лжи? Ведь компьютерную программу системы «Эпос» создавали грамотные психологи и физиологи. Ведь помимо своих наблюдений, разработчики «Эпоса» заложили в свою программу результаты исследований не одного поколения ученых.

Объяснить этот феномен можно только тем, что нейронная сеть, анализируя результаты реальных допросов в пределах того же самого комплекса физиологических параметров, смогла выявить и использовать такие закономерности человеческого организма, которые ученым не известны. Искусственный интеллект оказался сильнее естественного.

Дальнейшее повышение надежности заключений интеллектуального полиграфа достигается при обучении нейросети на примерах, полученных в результате предварительной беседы с самим опрашиваемым человеком. Во время этой беседы опрашиваемому человеку задается серия вопросов, ответы на которые полиграфологу известны. Обученная на таком материале нейросеть настраивается на физиологические реакции организма конкретного человека, и поэтому надежность ее заключений поднимается вплоть до 99%. Однако, в таком варианте исполнения интеллектуальный полиграф имеет два существенных недостатка:

- он пригоден для опроса только одного единственного человека, на которого он был настроен;
- процесс предварительной настройки (обучения) полиграфа требует много времени и трудозатрат.

Поэтому полиграф с предварительной настройкой можно рекомендовать только для особо ответственных случаев, когда очень важно выяснение истины, а время и трудозатраты не имеют существенного значения.

Таким образом, мы имеем два варианта исполнения интеллектуального детектора лжи: Первый – легкий и удобный в использовании, обеспечивающий

надежность заключений 85%, и второй – требующий длительной настройки на опрашиваемого человека, но зато обеспечивающий высокую надежность заключений.

В настоящее время проводятся работы по созданию третьего варианта интеллектуального полиграфа, совмещающего достоинства первых двух: легкость применения и высокую надежность заключений. Такое совмещение стало возможным благодаря применению новейших нейросетевых парадигм и социальных генетических алгоритмом, которые здесь не обсуждаются.

## 9. Диагностика заболеваний человека

Нейронная сеть, ставящая диагнозы заболеваний человека, отличается от детектора лжи тем, что она имеет гораздо большее количество входов и выходов. На входы подаются параметры пациента: рост, вес, пол, дата рождения, температура тела, кровяное давление и пр., а также все симптомы заболевания, о которых пациент обычно сообщает врачу. Количество выходных нейронов задается в точности равным количеству всевозможных диагнозов заболеваний, характерных для выбранной медицинской области. Например, если диагностика осуществляется на предмет выявления заболеваний сердечно-сосудистой системы, то возможными диагнозами могут быть: инфаркт, аритмия, ишемическая болезнь сердца, порок сердца и т.д. Каждому диагнозу соответствует свой выходной нейрон.

Для приобретения медицинских знаний, нейросеть должна обучаться на примерах, полученных путем наблюдения за работой практикующего врача. При этом с каждого пациента, побывавшего на приеме у врача, может быть получен один пример, включающий входной вектор  $X$ , содержащий параметры пациента и симптомы его заболевания, и выходной вектор  $Y$ , содержащий диагноз заболевания пациента. Наблюдая и записывая, например, за приемом двухсот пациентов, можно получить 200 примеров, на которых и обучить нейросеть. После этого вновь поступившего 201-го пациента можно попробовать направить на прием не к врачу, а к нейросетевой диагностической системе. Если нейросеть спроектирована правильно и обучающих примеров достаточно, то можно не сомневаться, что нейросеть поставит 201-му пациенту такой же диагноз, который бы поставил врач.

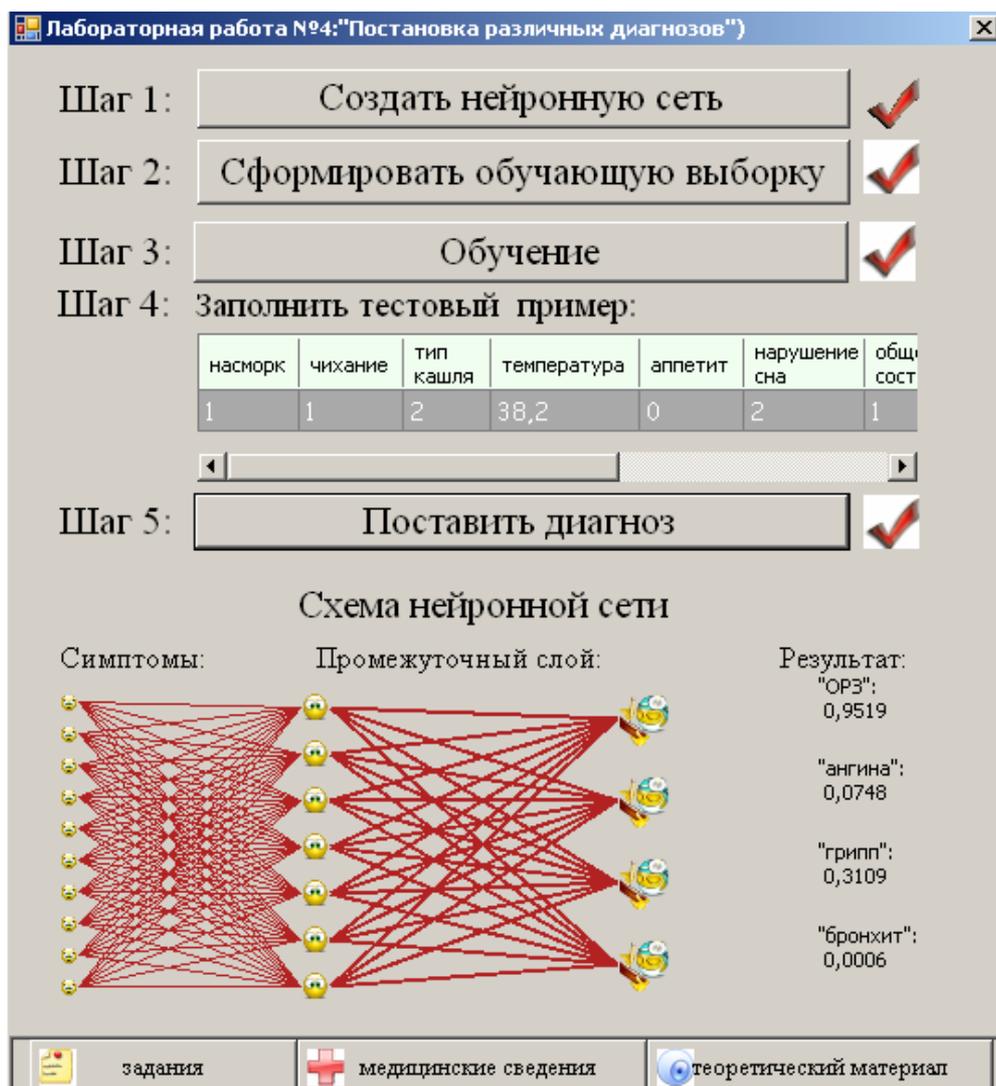


Рис.20. Рабочее окно демонстрационного прототипа нейросетевой диагностической системы, выявляющей простудные заболевания: ОРЗ, ангина, грипп, бронхит

Можно заметить, что качество нейросетевой диагностической системы напрямую зависит от квалификации практикующего врача, на примерах работы которого она обучилась. Дело в том, что нейросеть наследует от врача не только его знания, но и пробелы в его медицинском образовании. Понятно, что она будет допускать те же самые ошибки, которые допускает врач. Поэтому для обеспечения высокого качества диагностики нейросеть следует обучать на примерах работы высококвалифицированного врача, или даже на результатах работы врачебного консилиума. Если к работе по обучению нейросети привлечь еще и патологоанатома, исключающего ошибки врачебной диагностики, то будут все основания надеяться, что обученная таким способом нейросеть по качеству выставляемых диагнозов превзойдет обычных врачей.

На рис.20 приведено рабочее окно демонстрационного прототипа нейро-

сетевой диагностической системы, которая по 10-ти входным параметрам-симптомам ставит один из четырех диагнозов простудных заболеваний: грипп, ангина, ОРЗ, бронхит.

Демонстрационный прототип может быть адаптирован к любой области медицины. Число его входных параметров и количество выходов-диагнозов может быть неограниченно увеличено.

## **10. Прогнозирование валютных курсов, котировок акций и ценных бумаг**

Изучая публикации о применении нейросетевых технологий, можно обратить внимание на то, что они пользуются наибольшим спросом в тех областях человеческой деятельности, где традиционные научные подходы оказываются малоэффективными. Очень активно пользуются нейросетями брокеры, финансовые игроки, экономисты, бизнесмены разных стран, которые применяют их для прогнозирования курсов валют, котировок акций и ценных бумаг.

Надо отметить, что прогнозирование – это одна из самых востребованных задач, возникающих в самых различных областях человеческой деятельности. Существуют различные подходы к решению задач прогнозирования, начиная от построения сложнейших нестационарных математических моделей, учитывающих физические, химические, биологические и другие закономерности, до статистических методик поиска зависимостей прогнозируемых параметров от времени. Качество прогностических программ зависит от полноты учета факторов, влияющих на прогнозируемый параметр. Например, на курс доллара США влияет политическая и экономическая обстановка в Америке, России, странах Европы, Азии и других континентов, влияет наличие или отсутствие военных конфликтов на планете, президентских выборов, террористических актов, стихийных бедствий. На курс доллара влияют погодно-климатические изменения, эффект начала и конца рабочей недели, месяца, года, наличие праздников. Наконец, на курс доллара оказывают влияние явления космической природы.

Всплески солнечной активности, магнитные бури вызывают изменение самочувствия, психологического состояния, жизненной активности многих людей. Естественно, это сказывается на экономическом состоянии отдельных фирм, регионов, стран, подвергшихся космическим воздействиям. Барометром,

фиксирующим такие изменения, служат курсы валют и котировки акций, общие экономические индексы. Все они являются функциями огромного количества переменных и их значения формируются в результате совместного действия множества разнообразных зависимостей и закономерностей. Выявить и изучить эти связи традиционными способами не представляется возможным. Поэтому здесь нейросетевые технологии стали незаменимым инструментом в самые короткие сроки. В сети Интернет в свободном распространении имеется нейропакет NeuroHit, разработанный специально для брокеров и финансовых игроков. Им предоставляется возможность обучить нейросеть прогнозированию интересующих их экономических показателей с учетом влияния астрологических факторов, таких как баллы солнечной активности, фазы Луны, эклиптические долготы планет, их положения в знаке, терме, фазе, их скорости и склонения и другие астрологические события, приходящиеся на рассматриваемый период времени. Естественно, что многие из этих параметров не являются значащими, т.е. не влияют на интересующие прогнозируемые величины. Решить вопрос о значимости того или иного фактора можно опять же с помощью нейросети, наблюдая на тестовых задачах за тем, приводит ли учет соответствующего входного фактора к уменьшению ошибки прогноза.

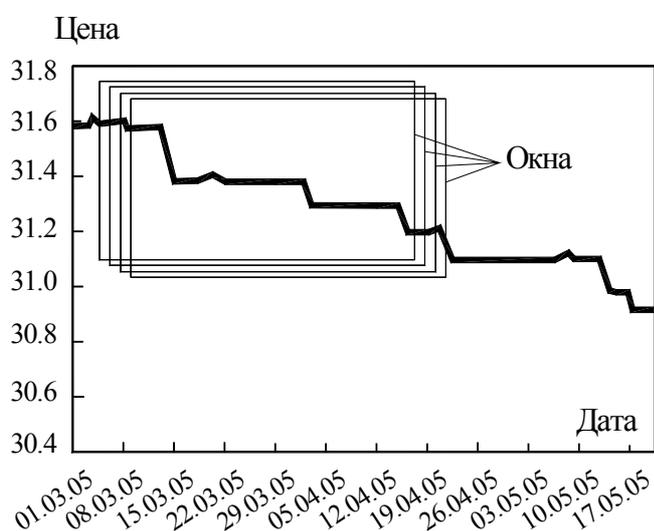


Рис.21. К прогнозированию курса американского доллара

Студенты классического и педагогического университетов г.Перми, выполняя дипломные и курсовые работ, решили проверить, на сколько значимыми являются астрологические факторы для прогноза курса американского доллара. Оказалось, что астрологическое влияние действительно существует. Наиболее значимым фактором, согласно исследованиям студентов, является солнечная активность, учет влияния

которой в среднем улучшает качество нейропрогноза на четыре копейки.

Еще одним интересным результатом проведенных экспериментов явилось выявление влияния сообщения средств массовой информации. Оперативная

психолого-лингвистическая обработка публикуемых в печати сообщений и статей, учет их эмоциональной окраски, позволили, хотя и незначительно, но улучшить качество краткосрочных прогнозов фондовых рынков – котировок акций и ценных бумаг крупных российских компаний.

## **11. Прогнозирование энерго- и теплопотребления зданий**

Совместно с ОАО «Ратибор-Энергия» наша группа исследовала возможность прогнозирования потребления тепловой и электрической энергии некоторыми организациями бюджетной сферы – медицинскими и образовательными учреждениями. Эта задача является актуальной как для конечных потребителей – бюджетных организаций, так и для формирования бюджета областной администрации. Для такого расчета в настоящее время используется линейная математическая модель, которая дает далеко не самые оптимальные результаты. Дело в том, что на реальное энергопотребление зданий влияет множество разнообразных факторов, таких как этажность, толщина стен, местоположение, тип планировки и архитектурного исполнения, наличие или отсутствие лифтов, наличие или отсутствие энергоемкого оборудования, режим и характер работы персонала, количество койко-мест для медицинских организаций, посещаемость для учреждений образовательной сферы, общая площадь здания, включая прилегающие территории – стоянки, парки и др. Кроме того, эти сведения обычно недостоверны, некорректны, зашумлены, поэтому в линейной модели не используются.

Наша нейросетевая модель была обучена на максимально возможном количестве собранных данных, которые включали как специфические характеристики зданий, так и данные их энергопотребления за прошедшие периоды. Результаты помесечного нейропрогноза с высокой степенью точности подтвердились фактическими данными энергопотребления бюджетных организаций, поступившими уже в последующие месяцы [11, 25].

В другом варианте исполнения нейросеть прогнозирует энерго- и теплопотребление зданий в зависимости от большого количества разнообразных факторов, таких как этажность, место расположения, планировка, назначение, толщина стен и перекрытий, используемый строительный материал и строительные технологии, количество лифтов, нагревательных приборов, кондиционеров

и др. Такая нейросеть может быть использоваться, например, для оптимизации зданий при их проектировании.

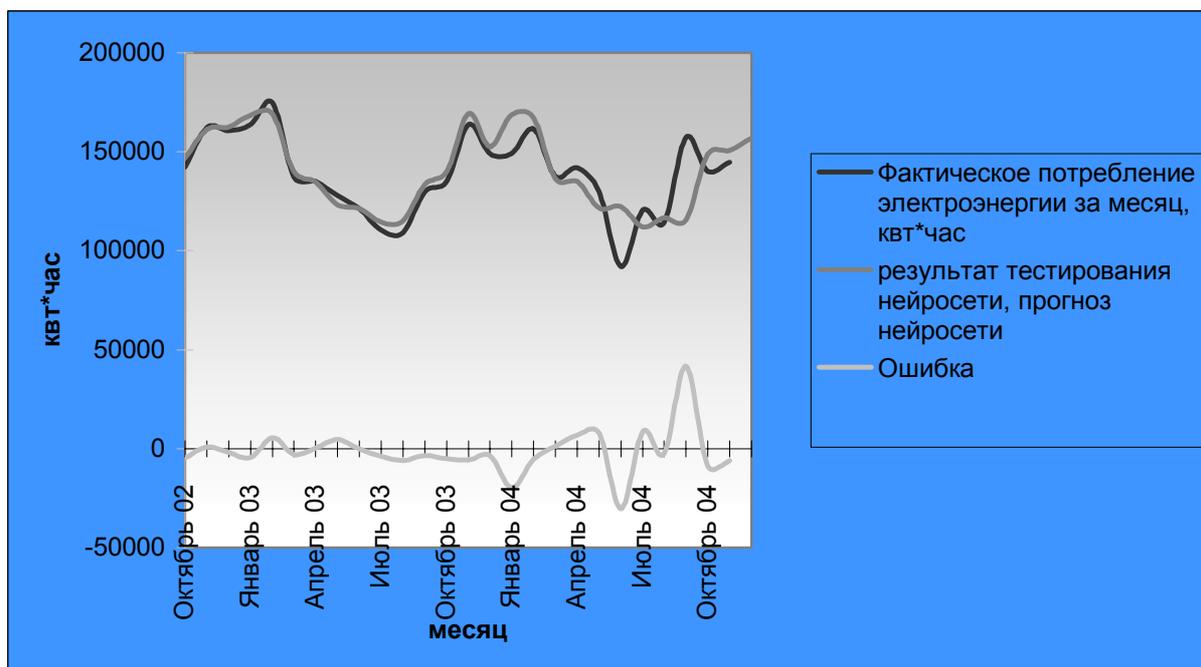


Рис. 22. Прогноз потребления электроэнергии организацией «Онкологический диспансер»

## 12. Распознавание автомобильных номерных знаков

В настоящее время ГИБДД России использует в основном три системы распознавания номерных автомобильных знаков: «Авто-Инспектор», «Авто-Интеллект» и «Сова-2». В основу этих систем положены традиционные методы распознавания образов: шаблонный, структурный, признаковый. В светлое время суток процент правильного распознавания этих систем составляет соответственно 88%, 92% и 90%.

Наши предварительные опыты по применению нейросетевых технологий для распознавания автомобильных номерных знаков, выполненные на реальном материале (рис.23), показали принципиальную возможность достижения более высокой точности – вплоть до 98%. Причем, в отличие от традиционных методов распознавания, нейросетевой способ позволяет распознавать загрязненные номера, а также номера нестандартных редко встречающихся форматов.



А 762 ДА 81

Рис.23. К задаче распознавания автомобильных номерных знаков

### 13. Распознавание текстов штампов чертежной документации

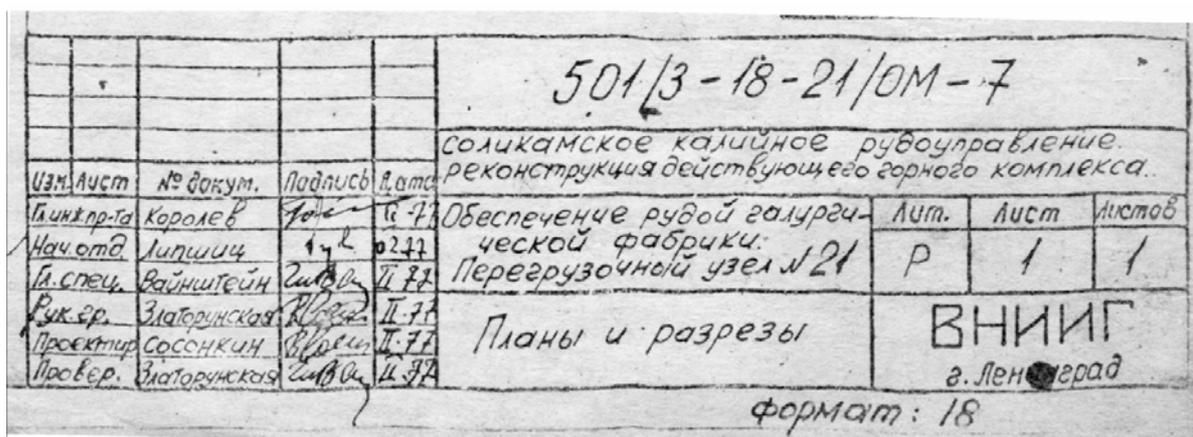


Рис.24. Типичный штамп чертежной документации

В настоящее время во многих проектно-конструкторских организациях и предприятиях существует проблема перевода архива бумажных чертежей в электронный вид. Чертежи нужно не только отсканировать, но и разместить информацию о них в базе данных. Информация, идентифицирующая документ в структуре электронного архива, должна быть взята из штампа чертежа. Несмотря на то, что штампы чертежей, как правило, заполнены чертежным шрифтом, все доступные современные системы распознавания текстов в данном случае не дают приемлемого результата. Так, попытки применения распространенных в настоящее время OCR-систем для распознавания текста штампа рис.24 показали следующий процент верно распознанных символов:

CuneiForm 2000 – 46%;

FineReader 7.0 – 59%;

RasterID – 10%.

В связи с этим возникла необходимость поиска новых путей решения проблемы распознавания рукописных текстов чертежной документации, в частности была предпринята попытка применения нейросетевых технологий.

Перед формированием обучающего множества примеров, изображения подвергались предварительной обработке, включающей следующие этапы.

1. Бинаризация. В результате применения этой операции цвет всех точек фона устанавливался белым, а всех точек изображения – черным.

2. Чистка мусора. Эта функция была реализована следующим образом: определены примерные размеры символов исходя из размера изображения, затем при просмотре изображения выделялись группы пикселей, заведомо не несущие информации о символах. Их цвет устанавливался в цвет фона.

3. Сегментация, под которой понимается определение области, содержащей символы распознаваемого текста.

4. Корректировка наклона шрифта.

5. Выделение отдельных символов из текста надписи.

Дальнейшая подготовка обучающей выборки состояла в установлении соответствия между полученными изображениями выделенных символов и названиями соответствующих им букв алфавита. Далее следовала векторизация обучающей выборки. Изображение каждого символа представлялось в виде входного вектора  $X_q$ , состоящего из 1024 (32x32) вещественных чисел. Если пиксель изображения имел цвет текста (черный), число на соответствующей ему позиции вектора устанавливалось равным 1.0. Если пиксель имел цвет фона (белый), число устанавливалось равным 0.0. Размерность выходного вектора  $D_q$  была задана равной 33, по числу букв в алфавите. Число, позиция которого соответствовала номеру нужной буквы в алфавите, устанавливалось равным 1.1. Все остальные числа устанавливались равными 0.0.

В процессе проектирования и оптимизации конструктивным методом был создан персептрон с 1024 входами, 33 выходами, одним скрытым слоем с 54 нейронами с сигмоидными активационными функциями. Сеть была обучена на примерах надписей, сделанных одним и тем же автором. На тестирующих примерах, выполненных тем же самым автором, сеть показала 65% правильно рас-

познанных символов, что на 6% выше аналогичного показателя системы Fine-Reader 7.0.

Полученный результат, хотя и является обнадеживающим, однако пока недостаточен для практических целей. Для повышения качества распознавания символов чертежной документации можно рекомендовать дополнить процедуру нейросетевого распознавания традиционными приемами дораспознавания, включающими создание словарей, базы знаний, орфографический, синтаксический, семантический и прагматический виды анализов.

## **14. Прогнозирование вероятности поступления абитуриента в вуз**

Сотрудниками приемной комиссии механико-математического факультета Пермского государственного университета в 2006 г. была проведена работа по сбору статистической информации. Подававшим документы абитуриентам предлагалось заполнить анкету, содержащую сведения:

- Сам ли абитуриент выбрал факультет, или ему посоветовали ?
- Какую школу закончил абитуриент ?
- В школе абитуриент предпочитал естественные науки ?
- Абитуриент готовился к экзаменам с репетитором ?
- Абитуриент посещал подготовительные курсы ?
- Участвовал ли абитуриент в олимпиадах по математике ?
- Считает ли абитуриент, что получил в школе достаточную подготовку ?
- и т д., всего 20 вопросов.

Сведения о дальнейшей судьбе абитуриентов собирались уже из деканата. Таким образом, была подготовлена выборка обучающих примеров, на которой и обучалась нейронная сеть, способная прогнозировать вероятность возможности поступления школьников на механико-математический факультет ПГУ. Рабочие окна этой программы приведены на рис.25.

В дальнейшем планируется расширить область прогнозирования программы на другие вузы и факультеты, а также дополнить программу функциями, позволяющими генерировать советы школьникам в выборе будущей профессии в зависимости от их предпочтений, физиологических, психологических и умственных данных. Для этого необходима длительная работа по отслеживанию

дальнейшей судьбы поступавших абитуриентов, включая их учебу в вузах и последующий карьерный рост.

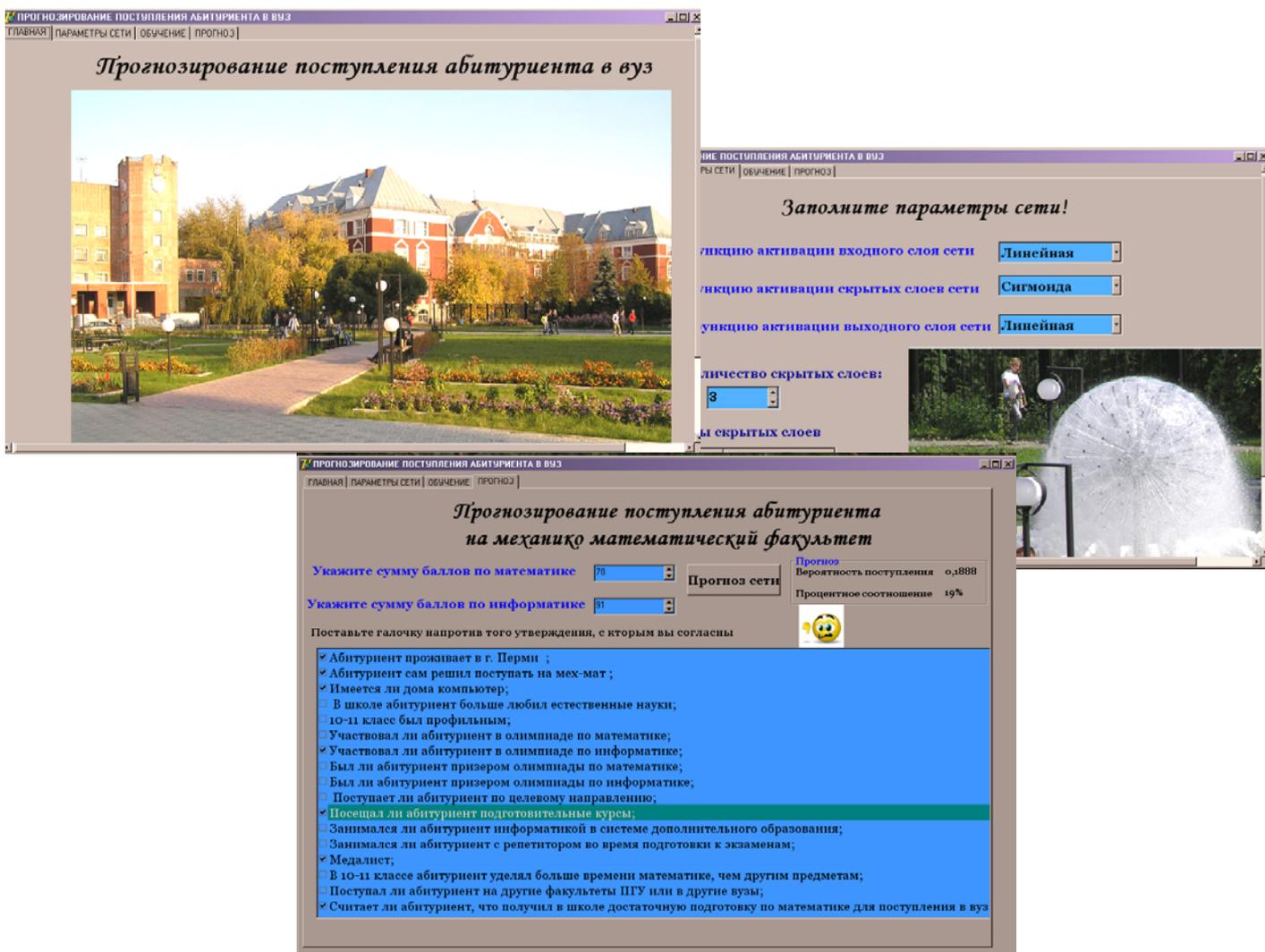


Рис.25. Рабочие окна программы, прогнозирующей вероятность поступления абитуриента на механико-математический факультет Пермского государственного университета

## 15. Социально-генетический алгоритм для поиска глобальных экстремумов многоэкстремальных функций

Все живое, что нас окружает в этом мире, и мы сами, удивительно совершенны. Много веков люди пытаются найти и объяснить источник этого совершенства, понять механизм его возникновения. Существуют древние учения и религии, объясняющие первопричину совершенства и гармонии мира. Современному человеку наиболее близка для восприятия эволюционная теория, ос-

новы которой были заложены в середине XIX в. Чарльзом Дарвином.

Согласно эволюционной теории природа оптимизирует все живое благодаря двум биологическим механизмам – естественному отбору и генетическому наследованию.

Суть естественного отбора заключается в том, что наиболее приспособленные особи лучше выживают и приносят больше потомства, чем менее приспособленные.

Механизм генетического наследования состоит в следующем. При размножении живых организмов происходит слияние двух родительских половых клеток: хромосомы родителей сближаются вплотную, затем их цепи ДНК разрываются в нескольких случайных местах и обмениваются своими частями. Таким образом, молекулы ДНК потомков случайным образом приобретают гены как отца, так и матери. При наследовании возможны мутации – изменения генов в половых клетках одного из родителей. Измененные гены передаются потомку и придают ему новые свойства, отличные от свойств родителей. Если эти новые свойства окажутся полезными, т.е. потомок будет более совершенен, более приспособлен к окружающей среде, то в процессе естественного отбора он выживет и создаст новое более совершенное потомство.

Таким образом, согласно современной генетической теории источником совершенствования биологических видов являются механизмы естественного отбора, изменчивости и наследственности. Именно они обеспечивают оптимизационный процесс, безраздельно господствующий во всей живой природе и являющийся неиссякаемым источником совершенства мира, источником его красоты и гармонии.

Американский математик Дж.Холланд в 1970-х гг. предпринял попытку алгоритмизации природного оптимизационного процесса, включая механизмы естественного отбора, изменчивости и наследственности. В алгоритмах Холланда в упрощенной форме была сохранена биологическая терминология, а сами алгоритмы получили название *генетических*. Первоначально такие алгоритмы создавались в познавательных целях – посмотреть, что получится при моделировании естественной жизни на компьютере. Эти модели представляли и представляют интерес для ученых-биологов и называются *Artificial Life (Искусственная Жизнь)*. Однако впоследствии выяснилось, что генетические алгоритмы прекрасно справляются с поиском глобальных экстремумов многоэк-

тремальных функций. Поиск глобальных экстремумов обычно требуется при решении задач оптимизации объектов и процессов, в первую очередь экономического характера, и генетические алгоритмы здесь стали незаменимым инструментом.

Геометрически работу генетического алгоритма можно интерпретировать следующим образом. Пусть требуется найти глобальный максимум некоторой многоэкстремальной функции, изображенной на рис.26, *а*. Датчиком случайных чисел генерируется сразу несколько начальных решений проблемы – координат точек-особей  $w_i$ , которые равномерно «расселяются» на исследуемой кривой (поверхности). Согласно генетическому алгоритму особи, имеющие более высокие значения функции фитнеса  $\varepsilon(w_i)$ , скрещиваются между собой, обмениваясь своими параметрами (координатами), частично мутируя, образуют новое поколение особей. С каждым новым поколением особи взбираются все выше и выше, приближаясь к точке глобального максимума (рис.26, *б*).

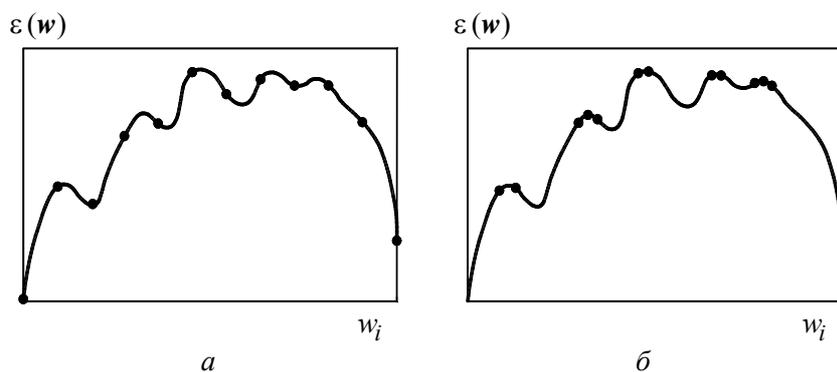


Рис. 26. Распределение точек по поверхности целевой функции, соответствующих хромосомам особей начальной популяции (*а*) и после *n* поколений (*б*)

В настоящее время известно множество вариантов генетических алгоритмов, различающихся параметрами и способами селекции, скрещивания, мутаций. Практически во всех современных нейропакетах генетические алгоритмы включены как эффективные инструменты минимизации функций ошибок. Они лежат в основе многих коммерческих пакетов, широко применяемых для решения разнообразных оптимизационных задач, возникающих в экономике, бизнесе, промышленности и других областях человеческой деятельности.

Вместе с тем, многие авторы в качестве недостатков называют сравнительно низкое быстродействие компьютерных программ, реализующих генетические алгоритмы. Эти программы довольно уверенно находят глобальные экс-

тремумы многоэкстремальных функций, однако в ряде случаев, особенно, если речь идет об оптимизации одноэкстремальной функции, значительно уступают в скорости градиентным методам, как схематически показано на рис.27.

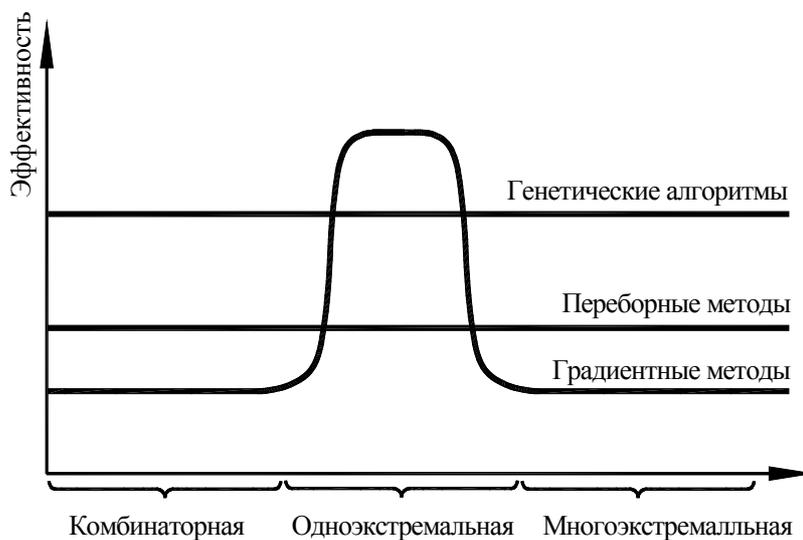


Рис.27. Сравнительная характеристика эффективности оптимизационных методов в зависимости от типа решаемых задач.

Попробуем объяснить недостаток генетических алгоритмов, обратившись к природным интерпретациям. Как мы убедились в предыдущем изложении, генетические алгоритмы в упрощенной форме моделируют главные моменты механизма самосовершенствования всего живого, господствующего в дикой природе. Однако, если вспомнить историю, Чарльза Дарвина многократно критиковали, прежде всего, за чрезмерную упрощенность исходных гипотез, которые фактически применимы только для самых низших форм жизни. Легко заметить, что генетические алгоритмы не учитывают способности высокоразвитых видов улучшать свои качества (совершенствоваться, повышать степень выживаемости – *функцию фитнеса*) в течение жизни. Например, человек занимается спортом, развивая свои физические возможности; получает образование, усиливая умственный потенциал. В том и другом случаях человек повышает значение своей *функцию фитнеса*, не участвуя в дарвиновских скрещиваниях, размножениях, мутациях и естественном отборе. Причем, такое саморазвитие и самоулучшение может происходить у различных видов, как осознанно, так и неосознанно. Например, мускулатуру можно укреплять целенаправленно, занимаясь в спортзале, а можно просто выполнять физическую работу. У животных мускулы укрепляются в процессе движения, когда они ищут пищу, охотятся или убегают от хищников. Таким образом действие механизма самоулучше-

ния, не учитываемого дарвиновской теорией, можно наблюдать не только у людей. Он характерен для широкого круга достаточно развитых организмов. Генетические же алгоритмы (как и само дарвиновское учение !) этот дополнительный механизм не учитывают.

Авторами работ [9, 12] была произведена попытка дополнить традиционный генетический алгоритм механизмом самоулучшения особей, действующим в течение их жизней, а точнее – между рождениями и скрещиваниями. Имитировать механизм самоулучшения можно, например, если позволить особям в промежутке между рождениями и скрещиваниями «подниматься» на вершины локальных экстремумов, которые эти особи «видят» и которые им «доступны». Такой подъем можно осуществить, например, путем включения какого-либо градиентного алгоритма оптимизации на шагах генетического процесса, как предложено в [31]. Как показали компьютерные эксперименты [9, 12], во всех случаях социально-генетический метод дал более точные результаты за меньшее время.

Возвращаясь к обсуждению дарвиновской теории, в ее дополнение отметим, что в жизни, особенно в молодости, мы всегда стремимся чего-то достичь, подняться на вершины социальной лестницы, которые мы видим, и которые нам представляются перспективными. Обычно нас окружает множество таких вершин, но какой из них отдать предпочтение, каждый решает сам. Так, окончив обучение в школе, молодые люди выбирают, что делать дальше: идти работать, создавать свой собственный бизнес, служить в армии, поступать в колледж или в университет. Все это локальные вершины функции фитнеса, на которые каждый взбирается самостоятельно, без помощи Чарльза Дарвина. Кто сделал правильный выбор и добился действительного успеха, чей экстремум оказался выше – решает Жизнь. К моменту таинства селекции и скрещивания, Человек, в отличие от животного, подходит отнюдь не в том виде, в каком он родился, а с определенным багажом социальных критериев.

Механизм оптимизации всего живого, безраздельно господствующий согласно Дарвину в дикой природе, по нашему мнению, несколько отличается от того, что происходит в человеческом обществе. Попытка дополнить дарвиновскую эволюционную теорию социальным фактором привела к тому, что новый социально-генетический алгоритм, оказался значительно более эффективнее традиционного генетического. Согласно компьютерным экспериментам [9, 12]

социально-генетический метод превосходит по эффективности традиционный генетический алгоритм как в случае одноэкстремальной, так и в случаях многоэкстремальных целевых функций, как показано на рис. 28.

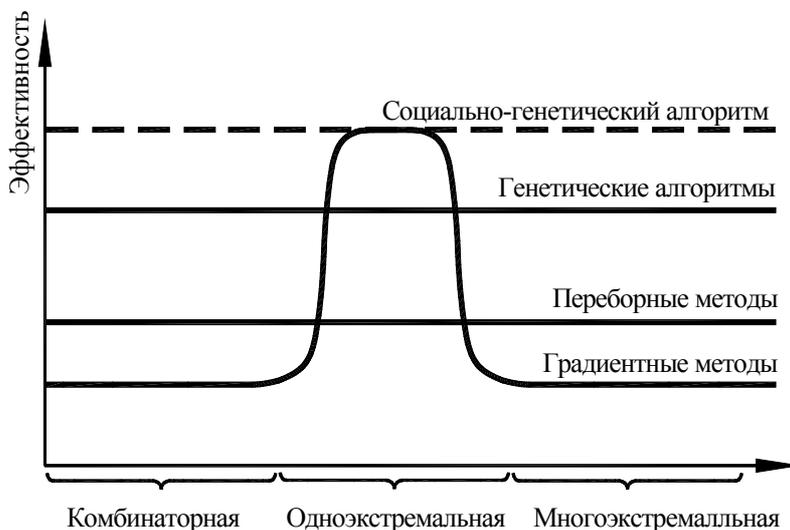


Рис.28. Социально-генетический алгоритм превосходит по эффективности традиционный генетический алгоритм как в случае одноэкстремальной, так и в случаях многоэкстремальных целевых функций

Таким образом нами получен эффективный алгоритм для поиска глобальных экстремумов многоэкстремальных функций. *Этот алгоритм может быть использован при решении множества задач оптимизации, например – экономических, сводящихся к поиску глобальных экстремумов, а также для обучения нейронных сетей.*

В заключение отметим, что приведенная здесь попытка учета социального фактора является еще одним шагом на пути совершенствования искусственно-интеллектуальных парадигм путем более полного моделирования естественных механизмов, причем не только биологических и природных, но и социальных.

## 16. Проектирование конструкций ответственного назначения

Как уже отмечалось ранее, одними из наиболее мощных и популярных компьютерных моделей современности являются модели, основанные на решении краевых задач математической физики. В истории развития методов решения краевых задач можно проследить три периода. Первый исторический период, продлившийся примерно до середины XX в., начался с основополагающих

работ Д'Аламбер и Фурье, выполненных в XVIII, начале XIX вв. Путем разделения переменных им удалось получить ряд решений дифференциальных уравнений в частных производных для простейших областей, называемых каноническими – круга, квадрата, цилиндра, шара и пр. Затем, на протяжении последующих полутора веков, усилия математиков в этой области в основном сводились к развитию метода разделения переменных и изобретению других приемов, позволяющих получить решение той или иной краевой задачи для других дифференциальных уравнений, для других областей, с другими краевыми условиями. Каждое такое решение было событием в математическом мире и отмечалось присуждением премий и присвоением регалий. Метод математического моделирования был доступен узкому кругу математиков-профессионалов, деятельность которых представляла собой высокоинтеллектуальный творческий процесс.

Появление быстродействующих электронно-вычислительных машин в середине XX века в корне изменило ситуацию. Оказалось, что если разбить область решения краевой задачи на множество мелких подобластей, и для каждой подобласти ввести гипотезы, упрощающие физические свойства среды, то процесс интегрирования дифференциальных уравнений можно свести к множеству элементарных арифметических действий. Таким образом, краевые задачи математической физики стало возможным решать с помощью ЭВМ «с позиции грубой силы», получая решение не в виде аналитических формул, а в виде массивов чисел. Так появилась на свет новая отрасль математики, называемая дискретной. На смену классическим аналитическим методам пришли численные алгоритмы, с помощью которых удалось создать универсальные пакеты прикладных программ, оснащенных удобными сервисными средствами. Математическое компьютерное моделирование стало общедоступным и из творчества превратилось в ремесло. Математики-аналитики с их хитроумными математическими выкладками, казалось, навсегда утратили свой авторитет и отошли в прошлое.

Однако, как утверждают философы, жизнь развивается по спирали. Маятник, качнувшийся в одну сторону, должен обязательно отклониться и в другую. Увлечение численными методами в полной мере выявило не только их бесспорные преимущества, но и неустранимые недостатки. К числу последних относится невозможность надежной оценки погрешности расчетных результа-

тов. Этот недостаток особенно ощутим в последнее время в связи с применением метода компьютерного моделирования для расчета ответственных объектов и процессов, от которых зависит безопасность людей, государств, цивилизации

Следует заметить, что математический аппарат, которым пользовались математики минувших веков, был более надежен. Решения, полученные аналитическими методами в виде аналитических формул, могут быть проверены на удовлетворение дифференциальным уравнениям и краевым условиям решаемой задачи, т.е. их погрешность может быть надежно оценена. Решения же, получаемые численными методами, представляют собой массивы чисел, о погрешности которых судят по тому, как эти числа изменяются с увеличением количества разбиений заданной области. Обычно считают, что результатам можно доверять, если они перестают изменяться с измельчением сетки. Однако, уже давно показана теоретическая несостоятельность этого подхода. Дело в том, что с измельчением конечноэлементной сетки ухудшается обусловленность матрицы системы разрешающих алгебраических уравнений. Так, в случае решения двумерной краевой задачи для дифференциальных уравнений второго порядка и применения равномерной сетки с линейными функциями формы имеет место зависимость:

$$\alpha = Ch^{-2},$$

в которой  $\alpha$  – спектральное число обусловленности матрицы системы алгебраических уравнений,  $h$  – максимальный размер элемента,  $C$  – константа, зависящая от особенностей краевой задачи. Согласно этой формуле при уменьшении  $h$  увеличивается  $\alpha$ , т.е. коэффициенты матрицы системы алгебраических уравнений хуже обуславливают ее решение: малые изменения коэффициентов матрицы начинают приводить к большим изменениям решения системы. Это значит, что погрешности, связанные, например, с неизбежным при компьютерных вычислениях округлением коэффициентов матрицы, или вносимые в эти коэффициенты в процессе их формирования, все сильнее и сильнее влияют на результат решения системы. А это в свою очередь означает, что при  $h \rightarrow 0$  приближенные конечно-элементные решения сходятся вовсе не к искомому решению краевой задачи, как схематично проиллюстрировано на рис.29.

Из приведенного анализа со всей очевидностью следует, что к результатам, полученным численными методами, следует относиться крайне осторожно,

особенно, если речь идет о расчетах объектов и процессов ответственного назначения. Тем не менее, на современном рынке программных средств имеется множество компьютерных программ, реализующих численные методы решения краевых задач теплопроводности, гидродинамики, теории упругости, теории электрических, магнитных, гравитационных и даже торсионных полей. Эти пакеты (ANSYS, COSMOS, LS-DYNA, NASTRAN, PATRAN, FEMLAB, APM WINMASHIN, BEASY) снабжены удобными сервисными и графическими средствами, так что любой далекий от математики пользователь, может без особого труда получить приемлемое с точки зрения «здорового смысла» приближенное решение практически любой краевой задачи, независимо от ее математической сложности. Однако оценить, на сколько полученное им решение отличается от настоящего точного решения краевой задачи, представляет большую проблему. Понимая это, авторы численных пакетов в программной документации обычно дают ссылки на то, что разработчики программ не несут ответственности за последствия выполненных расчетов. А последствия не заставляют себя долго ждать

По прогнозам специалистов XXI век – это век жестоких техногенных катастроф, стихийных и экологических бедствий. Все чаще приходится слышать сообщения о падении ракет, самолетов, взрывах на ядерных станциях и промышленных объектах, обрушениях зданий. Среди прочих причин трагедий называются ошибки проектирования.

Яркий пример – Московский аквапарк (рис.30). Показательно то, что здесь явно прослеживаются попытки сокрытия истинных причин обрушения. В первоначальных заключениях следственных комиссий обнаруживались и следы терроризма, и плохое качество цемента, и нехватка поддерживающих крышу колонн. И только после обрушения второго здания, спроектированного тем же

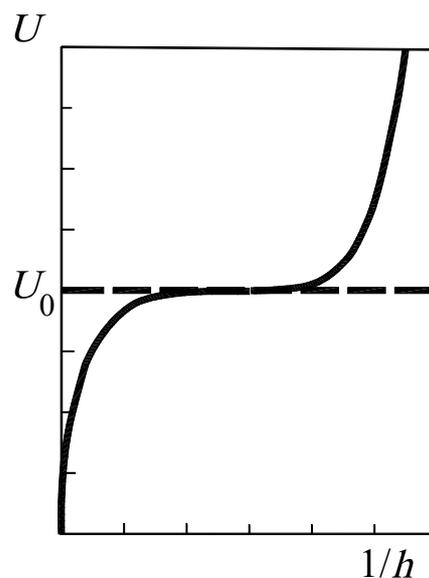


Рис.29. Характерная зависимость численного решения краевой задачи от максимального размера конечно-элементной сетки  $h$ .

$U_0$  – точное решение задачи

авторским коллективом (здания Басманного рынка, рис.31), причины трагедии стали очевидными для всех. Последнюю черту под расследованиями подвело телевизионное заявление руководителя проектов Надара Канчелли: «...во всем виновата компьютерная программа...», с помощью которой выполнялись прочностные расчеты.



Рис.30. Обрушившееся здание Московского аквапарка



Рис.31. Обрушившееся здание Басманного рынка было спроектировано тем же авторским коллективом

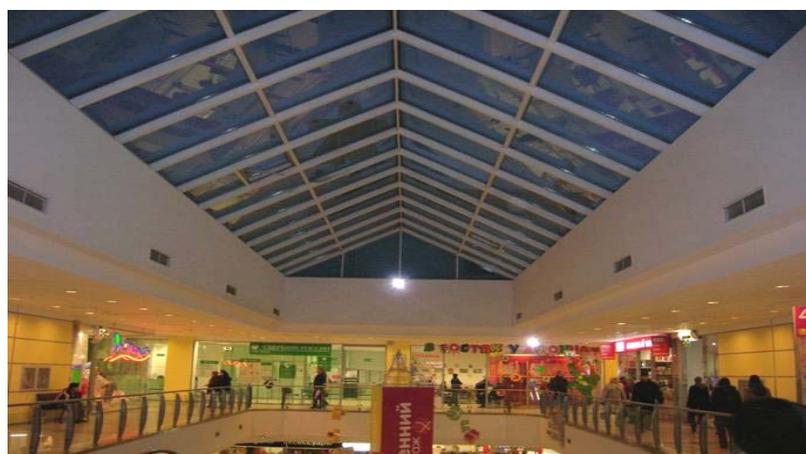


Рис.32. В конструкции здания нового современного торгового центра заложены те же самые проектные ошибки, обсуждение которых приведено в [7]

Если причины обрушения современных зданий, в конце концов, как-то выясняются, то гораздо хуже обстоят дела с расследованиями причин авиационных катастроф. Перед членами следственных комиссий, как правило, работниками заводов, создавших рухнувшие самолеты, ставится задача – «не запятнать честь своих коллективов!». В результате, по данным Межгосударственного авиационного комитета (<http://airoubles.boom.ru>), в более чем 80-ти процентах случаев виновниками авиакатастроф признаются пилоты (которые погибли и потому не могут оправдаться). Получается, что более 80-ти процентов пилотов всех разбившихся самолетов были террористами, или у них у всех без исключения суицид.

Статистические данные Межгосударственного авиационного комитета явно противоречат здравому смыслу.

Согласно интернет-сводкам авиакатастрофы во всем мире теперь случаются практически каждый день. Каждый день гибнут люди. К сожалению, у нас нет возможности проводить собственные расследования причин авиакатастроф, но соглашаться с тем, что каждый раз виноваты погибшие пилоты – совершенно очевидная глупость.



Рис.33. По прогнозам специалистов XXI в. будет веком жестоких техногенных катастроф

С другой стороны, в своей инженерной практике мы не раз обнаруживали неверные технические решения, вызванные ошибками компьютерного моделирования. Один из таких случаев проанализирован в [7, 10]. Здесь речь идет о Чусовском машиностроительном заводе, по заказам которого двумя независимыми расчетчиками (преподавателями университетов, готовящих инженеров-прочнистов) с помощью программы ANSYS были выполнены прочностные расчеты автомобильной рессоры. В представленных заводу официальных отчетах результаты отличались между собой и от имеющихся на заводе экспериментальных данных на довольно значительную величину, порядка 6,6 %.

Такие расчеты не устроили заводских специалистов и они, прочитав нашу рекламную статью «По ком звонит ANSYS...» [20], обратились с просьбой построить более адекватную компьютерную модель. Точное аналитическое решение задачи об автомобильной рессоре, полученное с помощью разрабатываемой нами интеллектуальной системы, показало приемлемое совпадение с данными заводских экспериментов. Таким образом, применение методов искусственного интеллекта позволило выявить и оценить ошибки программы ANSYS и избежать принятия неверных инженерных решений [7, 10].

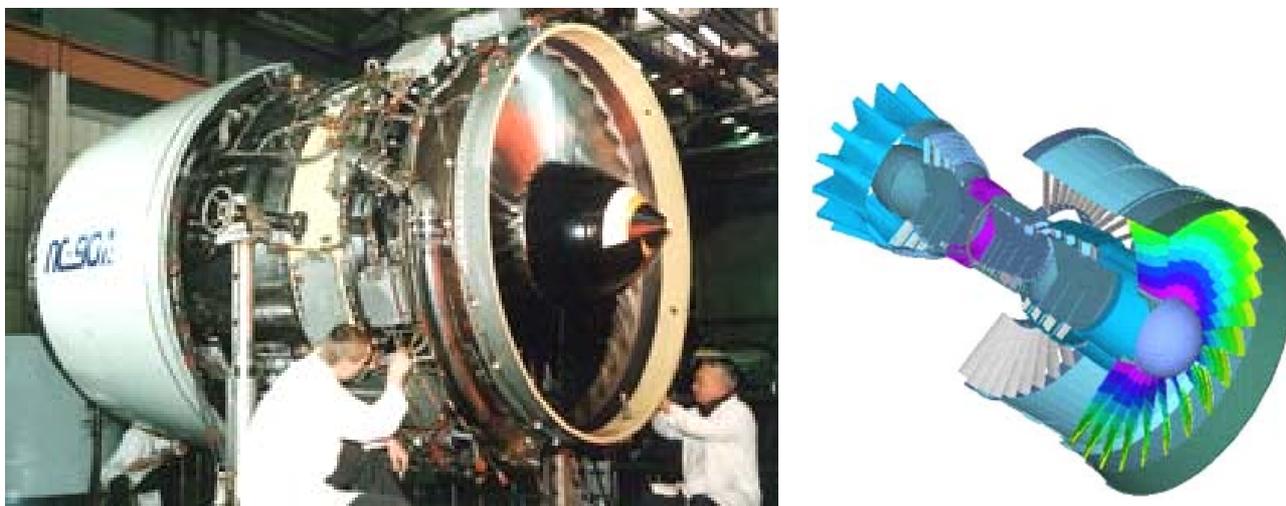


Рис.34. На Пермском авиационном заводе (АО «Авиадвигатель») почти все проектные расчеты выполняются с помощью программы ANSYS. Инженеры понимают, что к результатам такого компьютерного моделирования следует относиться осторожно, поэтому их тщательно перепроверяют с помощью длительных и дорогостоящих натурных экспериментов

Поэтому у нас есть основания полагать, что одной из причин наблюдающегося в последнее время роста техногенных аварий и катастроф является низ-

кое качество современных компьютерных программ, используемых инженерами при проектировании конструкций ответственного назначения.

Сейчас, как никогда прежде, стали актуальными вопросы точности компьютерного математического моделирования. Малейшие ошибки в математических моделях и, в частности, в методах решения краевых задач, приводят к самым тяжелым экологическим, экономическим и социальным последствиям. Пришло время применять только такие модели и методы, которые могут гарантировать необходимую надежность расчетных результатов.

Выход из кризиса следовало бы искать в том, чтобы вообще отказаться от численных методов решения краевых задач и применять только те методы, которые приводят к точным аналитическим решениям. Но точные решения краевых задач могли получать математики-аналитики XVIII –XIX вв., причем только для простейших областей. Сейчас же традиции научной школы математиков-аналитиков, создававшейся на протяжении нескольких последних веков, к сожалению, в значительной степени утрачены.



Рис.35. Математики-профессионалы XVIII, XIX, XX вв. – авторы точных решений краевых задач. Их интеллект, интуиция и опыт закладываются в базу знаний интеллектуальной системы

Наша стратегия выхода из кризиса состоит в том, чтобы научиться моделировать интеллект математиков-аналитиков (рис.35), их интуицию, опыт, талант. Наша идея состоит в том, чтобы, моделируя интеллект математиков-

профессионалов, научить компьютер получать точные аналитические решения любых краевых задач, таких, которые необходимы современным инженерам.

С этой целью группой аспирантов пермских университетов разрабатывается система искусственного интеллекта, в основе которой лежит один из методов точного аналитического решения краевых задач – метод фиктивных канонических областей (ФКО). Этот метод был предложен автором еще в начале 1970-х гг., и с его помощью, в свое время, удалось получить ряд точных аналитических решений, выполнить на их основе проектирование ряда конструкций ответственного назначения [32]. Однако, метод ФКО не нашел широкого распространения из-за трудностей его алгоритмизации, из-за того, что, не смотря на использование ЭВМ, в ходе решения краевых задач требовался интеллект математика-профессионала, что делало его недоступным для широкого круга пользователей.

Сейчас положение изменилась. Во-первых, в ситуации, когда кризис прикладной математики грозит перерасти в кризис цивилизации, существует объективная необходимость возрождения высоконадежных методов математического моделирования. Во-вторых, метод ФКО обретает «второе дыхание» благодаря последним достижениям в области искусственного интеллекта, которые позволяют полностью переложить интеллектуальные проблемы применения метода ФКО на компьютер.

Пермскими аспирантами система искусственного интеллекта разрабатывается с применением всех *трех стратегий* искусственного интеллекта. Как *экспертная система*, она имеет базу знаний, в которую закладываются условия теорем сходимости метода ФКО [32], а также набор эвристических правил, которые обычно применяют математики-профессионалы, решающие краевые задачи. Ходом решения задачи управляет *нейронная сеть*, обучение которой выполняется с применением социального *генетического алгоритма* [9].

Более подробную информацию о разрабатываемой интеллектуальной системе можно найти в работах [5, 7, 13, 14, 25].

На рис.36 приведен результат применения демонстрационного прототипа интеллектуальной системы – точное аналитическое решение задачи о температурном и напряженном состояниях твердотопливного реактивного двигателя (ускорителя). Результаты решения краевой задачи представлены в поперечном сечении двигателя в виде распределения изолиний температуры (рис.36, *a*) и

изолиний интенсивности напряжений (рис.36, б). На рис.36, б отчетливо видна опасная концентрация напряжений в виде изолиний красного цвета, послужившая одной из возможных причин гибели американского космического корабля «Челленджер».

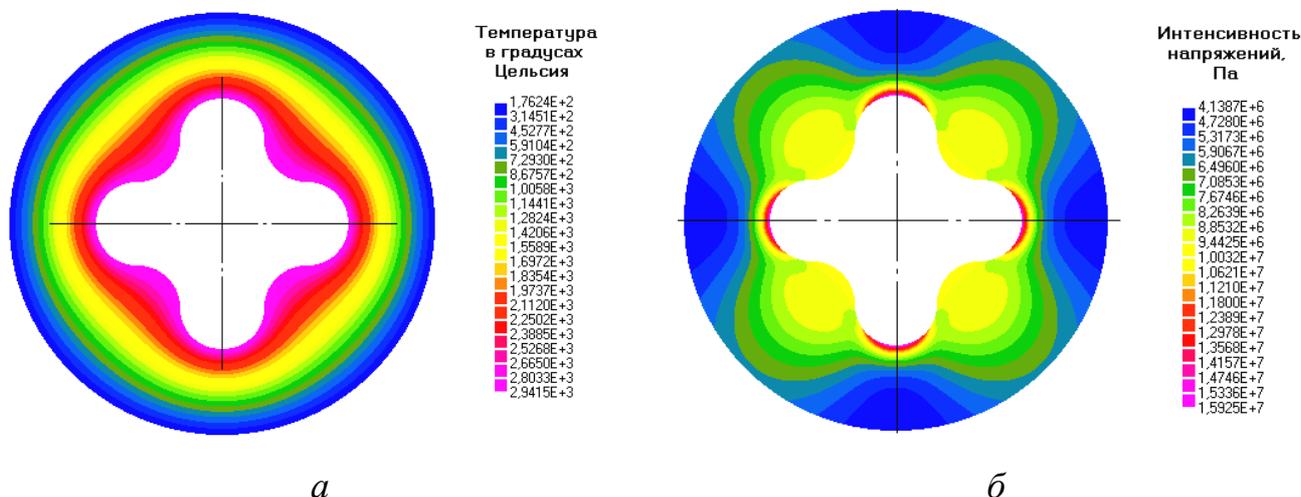


Рис. 36. Точное решение краевой задачи, полученное интеллектуальной системой: распределение температуры (а) и интенсивности напряжений (б) в поперечном сечении ракетного твердотопливного двигателя

На рис.37 приведен другой пример расчетной схемы и решения задачи, часто встречающейся в авиастроении. Это задача расчета напряженно-деформированного состояния конструкции, представляющей собой замковое соединение лопатки и диска турбины газотурбинного авиационного двигателя.

Имеющийся в настоящее время прототип разрабатываемой интеллектуальной системы пока не пригоден для широкого инженерного использования. Круг его возможностей ограничен только краевыми задачами теории теплопроводности и теории упругости, причем только в двумерной постановке, тогда как для современных инженеров, в большинстве случаев, требуются решения задач в трехмерных постановках. Кроме того, пользовательский интерфейс системы не достаточно развит и нуждается в дальнейшем совершенствовании.

К сожалению, излагаемая научная тема пока не имеет практического выхода и, в отличие от остальной тематики Пермской школы искусственного интеллекта, никем не финансируется. Она плохо воспринимается научной общественностью, поскольку ее продвижение предполагает критику и отрицание общепринятых численных методов, тех самых, которые лежат в основе подавляющего большинства современных инженерных пакетов компьютерного моделирования, и которыми активно занимается подавляющее большинство нынешних ученых-математиков.

К сожалению, отрицательное отношение ученых выражается в провалах защит кандидатских диссертаций и в отказах финансовой поддержки фондами научных исследований.

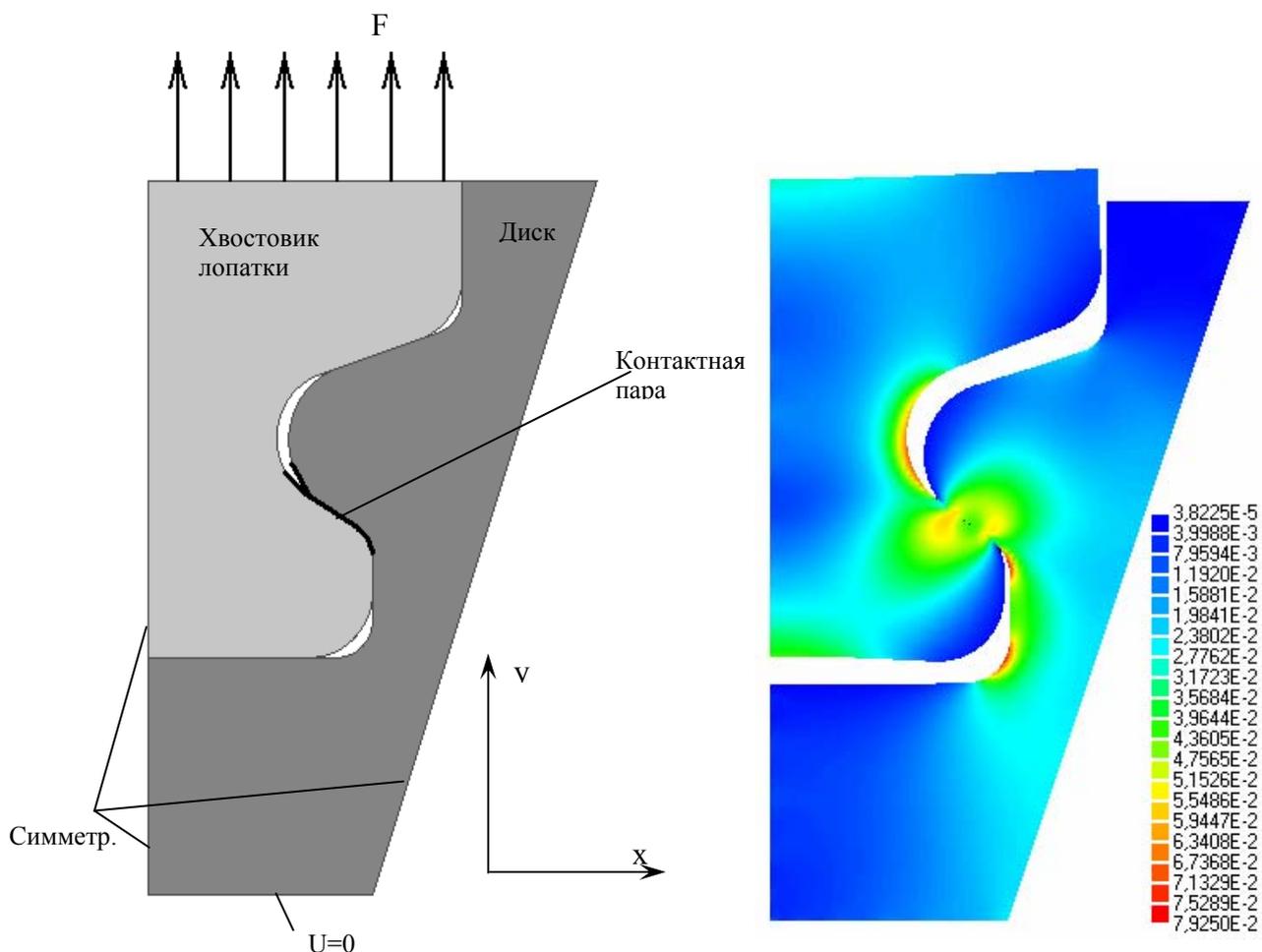


Рис. 37. Расчетная схема задачи о замковом соединении лопатки и диска турбины газотурбинного авиадвигателя (слева) и ее решение - распределение интенсивности напряжений по Мизесу на деформированном состоянии конструкции (справа)

Тем не менее, коллектив энтузиастов Пермской научной школы искусственного интеллекта продолжает работать над трудной темой. Мы верим, что нам удастся сделать шаг на пути решения фундаментальной проблемы безопасности цивилизации XXI века. Массовое внедрение нашей интеллектуальной системы в инженерную практику позволит сделать качественный скачок в области практического компьютерного моделирования. Применение методов искусственного интеллекта поднимет инженерные расчеты на уровень, соответствующий требованиям времени.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Пермская научная школа искусственного интеллекта, сформированная выпускниками, преподавателями, студентами и аспирантами трех Пермских государственных университетов, существует уже около 50-ти лет. За почти полувековой период ей накоплен значительный теоретический и практический опыт разработки и создания информационных интеллектуальных систем самого широкого назначения. Некоторые из наших систем внедрены и успешно используются на практике. Другие существуют в виде идей, экспериментальных программ, проектов, демонстрационных прототипов.

В книге приведены описание и результаты некоторых компьютерных экспериментов по развитию и применению идей и методов искусственного интеллекта, представляющих инновационных интерес. Причем, не все эксперименты имеют положительный результат. Например, нельзя считать удавшейся попытку прогнозирования пола будущего ребенка, предпринятую в §4. Многие результаты не представляют научной ценности, хотя имеют практическое значение (§§1-6).

Есть результаты, которые имеют научную новизну и, возможно, в будущем будут квалифицированы как фундаментальные. На фундаментальность, например, претендует обобщение эволюционной теории Дарвина, закончившееся созданием эффективной компьютерной программы для поиска глобальных экстремумов многоэкстремальных функций (§15). Фундаментальный характер носит исследование, посвященное разработке высоконадежных методик математического моделирования (§15). Результат этого исследования – демонстрационный прототип интеллектуальной системы проектирования инженерных конструкций ответственного назначения, уже имеет яркие промышленные приложения. Есть все основания ожидать, что предлагаемый и реализованный в этой интеллектуальной системе метод, со временем будет признан научной общественностью, и что именно он найдет широкое практическое применение в инженерной практике XXI в., вытеснив другие, менее надежные методы решения краевых задач.

В заключение отметим, что все рассмотренные в предлагаемой книге темы, независимо от убедительности результатов компьютерных экспериментов, независимо от их глубины и качества, степени фундаментальности и научной но-

визны, представляют собой богатый материал для эффективных инновационных проектов.

Список тем инновационных проектов, предлагаемых Пермской научной школой искусственного интеллекта для реализации:

1. Интеллектуальный детектор лжи.
2. Интеллектуальный антиспамер.
3. Интеллектуальная система диагностики сложных технических устройств.
4. Интеллектуальная система диагностики здоровья человека.
5. Интеллектуальная система распознавания автомобильных номерных знаков.
6. Интеллектуальная система распознавания криминальных ситуаций по данным видеонаблюдений.
7. Интеллектуальная система оценки жилой недвижимости.
8. Интеллектуальная система оценки стоимости подержанных автомобилей.
9. Интеллектуальная система прогнозирования курсов валют, котировок акций и ценных бумаг (с учетом влияния большого количества факторов).
10. Интеллектуальная система оценки банковских рисков.
11. Интеллектуальная система оценки кредитоспособности физических лиц.
12. Интеллектуальная система выявления клиентов-мошенников страховых компаний.
13. Интеллектуальная система оценки вероятности банкротств организаций.
14. Интеллектуальная система прогнозирования расхода зданиями тепловой и электрической энергии.
15. Интеллектуальная система прогнозирования результатов голосований.
16. Интеллектуальная система прогнозирования результатов выборов в законодательное собрание края, области.
17. Интеллектуальная система оценки шансов поступления абитуриента в вуз.
18. Интеллектуальная система-советчик выбора профессии.
19. Интеллектуальная система-советчик выбора партнера супружеской пары.
20. Интеллектуальная система поддержки принятия решений руководителя.
21. Интеллектуальная система-советчик выбора видов рекламы и ее оптимальных объемов.

22. Интеллектуальная система формирования коэффициентов исхода спортивных матчей (прогнозирование букмекерских коэффициентов).
23. Интеллектуальная система распознавания лиц.
24. Интеллектуальная система прогнозирования вероятности дорожно-транспортных происшествий.
25. Интеллектуальная система распознавания текстов в архивах чертежной документации.
26. Интеллектуальная система проектирования инженерных конструкций ответственного назначения («Искусственный математик»).
27. Интеллектуальная система расчета конструкций из реологически сложных сплошных сред.
28. Курс лабораторных работ по изучению искусственного интеллекта.

## Литература

1. Макаров В.Л. Получение нового знания методом компьютерного моделирования. – Искусственный интеллект: междисциплинарный подход. Под ред. Д.И.Дубровского и В.А.Лекторского. – М.: ИИнтелЛЛ, 2006. – С.5-11.
2. Ясницкий Л.Н. Пермская школа искусственного интеллекта и новые возможности метода математического моделирования // Философско-методологические проблемы искусственного интеллекта: материалы постоянно действующего теоретического междисциплинарного семинара. – Пермь: Изд-во Перм. гос. техн. ун-та, 2007. – с.171-204.
3. Ясницкий Л.Н. Современный искусственный интеллект и задачи его философского осмысления // Философско-методологические проблемы искусственного интеллекта: материалы постоянно действующего теоретического междисциплинарного семинара. – Пермь: Изд-во Перм. гос. техн. ун-та, 2007. – с.171-204.
4. Ясницкий Л.Н. Пермская научная школа искусственного интеллекта и ее инновационные разработки. – Пермь: Перм. пед. гос. ун-т; Перм. техн. гос. ун-т; Перм. гос. ун-т, 2007. – 36 с.
5. Ясницкий Л.Н. «Искусственный математик» поможет выйти из кризиса ! // ТехСовет. – 2007. – №1-2(44). – С.19.
6. Ясницкий Л.Н. Современный кризис прикладной математики и перспективы его преодоления // Вестник Пермского университета. Математика. Механика. Информатика. – Пермь: Изд. Пермского ун-та, 2007. – Вып.7 (12). – С.192-197.
7. Гладкий С.Л., Степанов Н.А., Ясницкий Л.Н. Интеллектуальное моделирование физических проблем / Под ред. Л.Н.Ясницкого – М.-Ижевск: НИЦ Регулярная и хаотическая динамика, 2006 – 200 с.
8. Зибатова А.Н., Петров А.М., Сичинава З.И., Сошников А.П., Ясницкий Л.Н. Интеллектуальный полиграф // Российский полиграф. – 2006. - № 1. – С.76-83.
9. Мурашов Д.И., Ясницкий Л.Н. Социальный генетический алгоритм // Вестник Пермского университета. Математика. Информатика. Механика. – Пермь: Изд. Пермского ун-та, 2006. – С.53-60.
10. Гладкий С.Л., Таланцев Н.Ф., Ясницкий Л.Н. Верификация численных расчетов методом фиктивных канонических областей // Вестник Пермского университета. Математика. Информатика. Механика. – Пермь: Изд. Пермского ун-та, 2006. – С.18-27.
11. Бондарь В.В., Малинин Н.А., Ясницкий Л.Н. Нейросетевой прогноз потребления электроэнергии, анализ значащих факторов и разработка полезных рекомендаций // Вестник Пермского университета. Математика. Информатика. Механика. – Пермь: Изд. Пермского ун-та, 2006. – С.10-17.
12. Мурашов Д.И., Ясницкий Л.Н. Генетические алгоритмы и социальный фактор // Искусственный интеллект: философия, методология, инновации. Материалы Первой Всероссийской конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, г.Москва, МИРЭА, 6-8 апреля 2006г. – М.: ИИнтелЛЛ, 2006. с.377-379.
13. Гладкий С.Л., Ясницкий Л.Н. Экспертная система для точного решения краевых задач механики // IX Всероссийский съезд по теоретической и прикладной механике. Том III. Нижний Новгород, 22-28 августа 2006г. С.67.
14. Галкина Е.В., Зиянгиров Р.Ф., Ясницкий Л.Н. Применение нейросетевых технологий в социологических исследованиях: прогнозирование перспективности создания семьи и состояния семейных отношений // Актуальные проблемы математики, механики, информатики: Международная научно-методическая конференция, посвященная 90-летию высшего математического образования на Урале / Перм. Гос. Ун-т; под ред. Л.И.Лядовой, В.И.Яковлева, Л.Н.Ясницкого. – Пермь, 2006. – С.108-109.

15. Гладкий С.Л., Ясницкий Л.Н. Аналитическое решение краевых задач // Актуальные проблемы математики, механики, информатики: Международная научно-методическая конференция, посвященная 90-летию высшего математического образования на Урале / Перм. Гос. Ун-т; под ред. Л.И.Лядовой, В.И.Яковлева, Л.Н.Ясницкого. – Пермь, 2006. – С.114-117.
16. Зибатова А.Н., Петров А.М., Сичинава З.И., Ясницкий Л.Н. Этапы создания интеллектуального детектора лжи // Актуальные проблемы математики, механики, информатики: Международная научно-методическая конференция, посвященная 90-летию высшего математического образования на Урале / Перм. Гос. Ун-т; под ред. Л.И.Лядовой, В.И.Яковлева, Л.Н.Ясницкого. – Пермь, 2006. – С.125-126.
17. Мурашов Д.И., Ясницкий Л.Н. Обобщенный градиентно-генетический алгоритм // Актуальные проблемы математики, механики, информатики: Международная научно-методическая конференция, посвященная 90-летию высшего математического образования на Урале / Перм. Гос. Ун-т; под ред. Л.И.Лядовой, В.И.Яковлева, Л.Н.Ясницкого. – Пермь, 2006. – С.136-138.
18. Ясницкий Л.Н. Искусственный интеллект как лидирующая научная область // Актуальные проблемы математики, механики, информатики: Международная научно-методическая конференция, посвященная 90-летию высшего математического образования на Урале / Перм. Гос. Ун-т; под ред. Л.И.Лядовой, В.И.Яковлева, Л.Н.Ясницкого. – Пермь, 2006. – С.108-161.
19. Ясницкий Л.Н. Современный кризис прикладной математики и искусственный интеллект // Актуальные проблемы математики, механики, информатики: Международная научно-методическая конференция, посвященная 90-летию высшего математического образования на Урале / Перм. Гос. Ун-т; под ред. Л.И.Лядовой, В.И.Яковлева, Л.Н.Ясницкого. – Пермь, 2006. – С.161-162.
20. Ясницкий Л.Н. По ком звонит ANSYS, или Почему так часто стали падать самолеты, взрываться ракеты, рушиться здания. Новый компаньон. 2005. №1(342). Вторник, 18 января. (Пермская деловая и политическая газета). С.1-5.
21. Ясницкий Л.Н. Возможности и перспективы применения нейросетевых технологий в нелинейных проблемах механики сплошных сред. Зимняя школа по механике сплошных сред (четырнадцатая) / Тезисы докладов. Пермь. 2005. С.313.
22. Ощепков В.А., Ясницкий Л.Н. Учет конструктивных и технологических отверстий при моделировании полотна бензодвигательной пилы. Зимняя школа по механике сплошных сред (четырнадцатая) / Тезисы докладов. Пермь. 2005. С.238
23. Тимошенко А.С., Христолюбов С.А., Ясницкий Л.Н. Применение сетей Хопфилда в системах распознавания зашумленных образов. Научная сессия МИФИ. Сборник научных трудов. Том 14. Москва. 2005. С.112-116.
24. Интеллектуальное компьютерное математическое моделирование / С.Л.Гладкий, Н.А.Степанов, Л.Н.Ясницкий; Под ред. Л.Н.Ясницкого; Перм. ун-т. – Пермь, 2005. – 159с.
25. Бондарь В.В., Малинин Н.А. Ясницкий Л.Н. Нейросетевой прогноз потребления электроэнергии предприятиями бюджетной сферы. Вестник Пермского университета. Математика. Информатика. Механика. Вып.2. Пермь: Изд. Пермского ун-та, 2005. С.23-27.
26. Петров А.М., Ясницкий Л.Н. Возможности создания нейросетевого полиграфа. Вестник Пермского университета. Математика. Информатика. Механика. Вып.2. Пермь: Изд. Пермского ун-та, 2005. с.43-47.
27. Конев С.В., Сичинава З.И. Ясницкий Л.Н. Применение нейросетевых технологий для диагностики неисправностей авиационных двигателей. Вестник Пермского университета. Математика. Информатика. Механика. Вып.2. Пермь: Изд. Пермского ун-та, 2005. с.43-47.

28. Конев С.В., Сичинава З.И. Халлиулин В.Ф. Ясницкий Л.Н. Возможности применения нейросетевых технологий для прогнозирования неисправностей авиационных двигателей. *Аэрокосмическая техника и высокие технологии* – 2005. Материалы VIII Всероссийской научно-технической конференции – Пермь: ПГТУ, 2005. – 174 с.
29. Бондарь В.В., Гладкий С.Л., Семенова А.В., Степанов Н.А., Останин А.В., Ясницкий Л.Н. Создание и ввод в эксплуатацию цеха искусственно-керамических покрытий цилиндров двигателей внутреннего сгорания. Практика реализации научно-исследовательских работ по инновационным проектам 2004-2005 гг. Тезисы докладов региональной научно-практической конференции. – Пермь: Изд. УрО РАН, 2005. С.8-13.
30. Ясницкий Л.Н. Искусственный интеллект и новые возможности компьютерного моделирования. *Вестник Пермского университета. Информационные системы и технологии*. Вып.4. Пермь: Изд. Пермского ун-та, 2005. С.81-86.
31. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
32. Ясницкий Л.Н. Метод фиктивных канонических областей в механике сплошных сред. – М.: Наука, 1992. – 128с.
33. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные информационные технологии и системы: учеб.-метод. пособие / Перм.ун-т. – Пермь, 2007. – 271с.

*Научное издание*

Коллектив авторов: Ясницкий Леонид Нахимович, Бондарь Виктор Владимирович, Бурдин Сергей Николаевич, Волегова Екатерина Владимировна, Гладкий Сергей Леонидович, Зверева Анастасия Александровна, Караваева Мария Олеговна, Латыпов Дмитрий Фаилевич, Логинова Татьяна Германовна, Лукина Мария Вячеславовна, Лупало Кирилл Александрович, Малинин Николай Алексеевич, Мальцева Ирина Федоровна, Мурашов Дмитрий Иванович, Полещук Александр Николаевич, Полещук Иван Александрович, Путко Ирина Александровна, Расторгуева Елена Вячеславовна, Семукова Мария Геннадьевна, Сидорова Ольга Александровна, Старков Павел Николаевич, Таначева Мария Александровна, Убиенных Татьяна Александровна, Федорищев Иван Федорович, Федосеева Наталья Петровна, Черепанв Федор Михайлович, Шипицын Петр Алексеевич.

**Под редакцией Л.Н.Ясницкого**

**ПЕРМСКАЯ НАУЧНАЯ ШКОЛА  
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА  
И ЕЕ ИННОВАЦИОННЫЕ ПРОЕКТЫ**

Подписано в печать \_\_\_\_\_. Формат 60×84/16. Усл. печ. л. \_\_\_\_\_. Тираж \_\_\_\_ экз.  
Заказ \_\_\_\_\_.