

## ПРЕДИСЛОВИЕ

1. В этой книге (она выходит в двух частях) содержатся тексты лекций, прочитанных на Школе-семинаре «Современные проблемы нейроинформатики», проходившей 29–31 января 2003 года в МИФИ в рамках V Всероссийской научно-технической конференции «Нейроинформатика–2003».

При отборе и подготовке материалов для лекций авторы и редактор следовали принципам и подходам, сложившимся при проведении двух предыдущих Школ (см. [1–3]).

А именно, основной целью Школы было рассказать слушателям о современном состоянии и перспективах развития важнейших направлений в теории и практике нейроинформатики, о ее применениях.

При подготовке программы Школы особенно приветствовались лекции междисциплинарные, лежащие по охватываемой тематике «на стыке наук», рассказывающие о проблемах не только собственно нейроинформатики (т. е. о проблемах, связанных с нейронными сетями, как естественными, так и искусственными), но и о взаимосвязях нейроинформатики с другими областями мягких вычислений (нечеткие системы, генетические и другие эволюционные алгоритмы и т. п.), с системами, основанными на знаниях, с традиционными разделами математики, биологии, психологии, инженерной теории и практики.

Основной задачей лекторов, приглашаемых из числа ведущих специалистов в области нейроинформатики и ее приложений, смежных областей науки, было дать живую картину современного состояния исследований и разработок, обрисовать перспективы развития нейроинформатики в ее взаимодействии с другими областями науки.

Помимо междисциплинарности, приветствовалась также и дискуссионность излагаемого материала. Как следствие, не со всеми положениями, выдвигаемыми авторами, можно безоговорочно согласиться, но это только повышает ценность лекций — они стимулируют возникновение дискуссии, выявление пределов применимости рассматриваемых подходов, поиск альтернативных ответов на поставленные вопросы, альтернативных решений сформулированных задач.

2. В программу Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» на конференции «Нейроинформатика–2003» вошли следующие семь лекций<sup>1</sup>:

---

<sup>1</sup>Первые четыре из перечисленных лекций публикуются в части 1, а оставшиеся три — в части 2 сборника «Лекции по нейроинформатике».

1. *А. А. Фролов, Д. Гусек, И. П. Муравьев.* Информационная эффективность ассоциативной памяти типа Хопфилда с разреженным кодированием.
2. *Б. В. Крыжановский, Л. Б. Литинский.* Векторные модели ассоциативной памяти.
3. *Н. Г. Макаренко.* Эмбедология и нейропрогноз.
4. *С. А. Терехов.* Введение в байесовы сети.
5. *А. А. Ежов.* Некоторые проблемы квантовой нейротехнологии.
6. *А. Ю. Хренников.* Классические и квантовые модели мышления, основанные на  $p$ -адическом представлении информации.
7. *Ю. И. Нечаев.* Математическое моделирование в бортовых интеллектуальных системах реального времени.

Характерная объединяющая черта семи лекций, публикуемых в настоящем сборнике, состоит в том, что все они посвящены обсуждению различных подходов к моделированию интеллектуальных процессов и систем. Эти подходы едва ли можно назвать конкурирующими, скорее их надо расценивать как взаимодополняющие — в духе принципа дополнительности Нильса Бора.

3. Первая пара лекций, открывавшая Школу, была посвящена одной из классических тем — *ассоциативной памяти*, причем истоки подходов, рассмотренных в обеих лекциях, также относятся к классике, к модели Хопфилда, оказавшей очень большое влияние на развитие нейроинформатики.

Общеизвестен факт — именно с публикации в 1982 году физиком Джоном Хопфилдом статьи [4] началось возрождение и последующее бурное развитие нейроинформатики после примерно полутора десятилетий относительного затишья.

Сети Хопфилда в многочисленных разновидностях до сих пор остаются популярной нейросетевой моделью, привлекающей к себе внимание исследователей. Не в последнюю очередь такая популярность объясняется способностью хопфилдовых сетей выполнять функции ассоциативной памяти<sup>2</sup>, т. е. памяти, адресуемой по содержанию, обеспечивающей хранение и извлечение паттернов (образов).

<sup>2</sup>Об ассоциативной памяти и двух ее основных разновидностях — *гетероассоциативной* памяти и *автоассоциативной* памяти см., например, статью А. А. Фролова в сборнике [8].

Один из возможных вариантов решения проблемы ассоциативной памяти рассмотрен в лекции **А. А. Фролова, Д. Гусека, И. П. Муравьева** «Информационная эффективность ассоциативной памяти типа Хопфилда с разреженным кодированием». В ней исследуется сеть хопфилдового типа, которая действует как автоассоциативная память для статистически независимых бинарных паттернов, т. е. паттернов, элементы которых могут принимать только два значения (например, 0 и 1).

Применительно к сетям такого вида существует несколько типичных проблем, в том числе: проблема информационной емкости (сколько паттернов-эталонов можно записать в такую сеть и затем воспроизвести их?); проблема качества воспроизведения (какова будет доля ошибок в выходных паттернах в сравнении с воспроизводимыми эталонами?); проблема размеров областей притяжения (насколько сильно может быть искажен эталон, чтобы сохранить свойство воспроизводимости?).

Одним из серьезных недостатков сети Хопфилда в ее первоначальной формулировке была невысокая информационная емкость таких сетей. Сеть из  $N$  нейронов может иметь  $2^N$  состояний, но максимальная емкость памяти оказывается значительно меньшей. Предполагалось вначале, что максимальное количество запоминаемых паттернов, которые могут безошибочно извлекаться, будет доходить до величины  $cN^2$ , где  $c > 1$  — положительная константа [10]. Эта оценка оказалась слишком оптимистической. Было показано, что число запоминаемых паттернов не может превышать  $N$ , причем в общем случае оно будет ближе к  $0.14N$  ([5, 6]; см. также [7, 10]).

Один из возможных подходов, позволяющих увеличить информационную емкость сети Хопфилда — *разреженное кодирование*, т. е. такое кодирование, при котором количество активных нейронов  $n$  в записанных паттернах (эталонах) много меньше общего количества  $N$  нейронов в сети. В предельном случае, когда  $n/N \rightarrow 0$ , оценка максимального числа запоминаемых паттернов составляет  $0.72N$ .

В лекции, основываясь на теоретическом анализе и компьютерном эксперименте, даются ответы на вопросы, сформулированные выше, причем прежде всего анализируется влияние разреженности на размер областей притяжения.

**4.** Резкое увеличение числа элементов и использование разреженного кодирования в сетях хопфилдова типа с традиционными бинарными нейронами — это один из возможных путей повышения информационной эффективности сетей данного вида и ассоциативной памяти на их основе. Существует, однако, альтернативный вариант, в основе которого — исполь-

зование сравнительно небольшого числа нейронов, каждый из которых может принимать  $q$  состояний, т. е. так называемых  $q$ -нарных нейронов. Сети из элементов такого вида рассматриваются в лекции **Б. В. Крыжановского**, **Л. Б. Литинского** «Векторные модели ассоциативной памяти».

Исследования в области моделей ассоциативной памяти с  $q$ -нарными нейронами ведутся уже примерно в течение 15 лет. Был предложен целый ряд схем, позволяющих приписать нейрону  $q$  различных состояний, а также нейросетей с такими элементами. Совсем недавно был предложен еще один вариант сетей с  $q$ -нарными нейронами, получивший наименование «параметрическая нейронная сеть» [12, 13]. Вначале она была ориентирована на нелинейно-оптические принципы обработки информации, затем была формализована для общего случая в рамках векторного подхода к описанию нейронов.

Если, как уже отмечалось выше, традиционная модель Хопфилда (т. е. модель с бинарными элементами и плотным кодированием) может эффективно запомнить сравнительно небольшое число паттернов, а именно, порядка  $0.14N$ , где  $N$  — число элементов в сети (в случае разреженного кодирования этот показатель может быть существенно выше), то в моделях с  $q$ -нарным нейроном, особенно в параметрической нейронной сети, данный показатель удастся существенно превзойти, в частности, число запоминаемых паттернов может превышать число нейронов в два и более раз, при этом обеспечивается высокая вероятность правильного восстановления сильно зашумленных паттернов.

5. Как уже отмечалось выше, все семь лекций Школы 2003 года были посвящены различным аспектам проблемы моделирования интеллектуальных процессов и систем.

Проблема моделирования процессов и систем «стара как мир», она существует столько же лет, сколько и сама наука. Как сказано в известной книге *Леннарта Льюнга* (см. [14], с. 15): «Формирование моделей на основе результатов наблюдений и исследование их свойств — вот, по существу, основное содержание науки<sup>3</sup>. Модели (“гипотезы”, “законы природы”, “парадигмы” и т. п.) могут быть более или менее формализованными, но все обладают той главной особенностью, что связывают наблюдения в некую общую картину».

---

<sup>3</sup>Иными словами — «извлечение идей» (сущностей, как называл идеи *Платон*) из объектов и систем материального мира; с другой стороны, науку можно описать также и как деятельность, направленную на объективизацию, «материализацию» сущностей.

Одному из новейших и перспективных подходов к построению математических моделей непосредственно из наблюдений, из данных эксперимента, посвящена лекция **Н. Г. Макаренко** «Эмбедология и нейропрогноз».

В ней изучается случай, когда есть результаты наблюдений за некоторым объектом, причем эти результаты представлены в виде скалярного временного ряда, как это чаще всего и бывает на практике.

В традиционной трактовке принято считать временной ряд<sup>4</sup> дискретным случайным процессом (точнее, наблюдаемой конечной реализацией дискретного случайного процесса), анализ которого осуществляется методами теории вероятностей и математической статистики.

В последние 15–20 лет анализ временных рядов стал одной из наиболее активно развиваемых областей теории вероятностей и математической статистики, имеющей многочисленные приложения в физике, технике, экономике, социологии, биологии, лингвистике, т. е. в тех областях, где приходится иметь дело со стохастическими стационарными рядами наблюдений, или же с рядами наблюдений, отличающихся от стационарных легко выделяемым трендом, периодическими составляющими и т. п.

Практически для всех вариантов статистического подхода характерно то, что ответом в них будет некая *функция*, более или менее «хорошо» описывающая исходные экспериментальные данные.

Зададимся, однако, вопросом — а что явилось источником<sup>5</sup> анализируемого временного ряда? Вполне логичным представляется предположение, вводимое в лекции *Н. Г. Макаренко*, о том, что «... отсчеты ряда являются нелинейной проекцией движения фазовой точки некоторой динамической системы, продуцирующей ряд. . .»

Если встать на эту точку зрения, то намного более привлекательным (с точки зрения потенциально достижимых прикладных результатов) выглядит подход, позволяющий «восстановить» не просто одну фазовую траекторию (реализацию временного ряда), полученную для конкретных начальных условий и возмущений «продуцирующей системы», как это имеет место в статистических подходах, но попытаться восстановить «природу»

---

<sup>4</sup> Понятие *временного ряда* не обязательно связано с процессами, развертывающимися во времени; в качестве независимой переменной  $t$  может быть взята, например, некоторая пространственная координата.

<sup>5</sup> Заметим, что в традиционных методах анализа вопрос о природе источника вообще не имеет смысла. Это происходит потому, что ответ на него обычно заложен уже в самом методе. Так, Фурье-анализ временного ряда сразу предполагает полигармоническую модель источника.

этой системы, т. е. ее динамическое описание, диффеоморфизм, отвечающий (по-возможности) *всем* временным рядам, которые могли бы быть порождены исследуемой системой-оригиналом при всех возможных значениях начальных условий и возмущающих воздействий.

Надежда на успешное решение такого рода задач появилась после публикации Ф. Такенсом в 1981 году статьи<sup>6</sup>, где доказывалась *теорема о типичном вложении временного ряда* в  $n$ -мерное евклидово пространство. В лекции Н. Г. Макаренко отмечается: «Так возник новый способ построения модели из наблюдаемого сигнала (или реализации), который тут же инициализировал совершенно новую область численных методов топологической динамики — *эмбедологию*<sup>7</sup>». И далее: «С ее помощью наконец-то удалось подойти к проблеме моделирования динамики с “правильного конца”: модель начиналась с “ответа” — наблюдений, а затем ставился “правильный” вопрос: что их продуцирует?»

Лекция Н. Г. Макаренко как раз и посвящена изложению основных идей эмбедологии — этого многообещающего подхода, который приводит к получению многомерного варианта авторегрессионного прогноза временных рядов.

Здесь следует отметить, что «стандартный» авторегрессионный прогноз (см., например, [25]) основан на линейной комбинации прошлых значений. «Предсказательные возможности» прогноза можно, очевидно, повысить, если перейти от использования линейной комбинации к некоторой нелинейной функции. Именно такой подход и осуществляется в рамках эмбедологии. Поиск предиктора при этом сведен к проблеме аппроксимации функции нескольких переменных с использованием искусственной нейронной сети.

При определенных условиях, подробно обсуждаемых в лекции, эмбедология позволяет: из временного ряда восстановить фазовый портрет неизвестной системы, порождающей ряд; оценить размерность аттрактора и стохастичность системы; восстановить (хотя и не всегда) уравнения системы; реализовать нелинейную схему прогноза; обнаружить и оценить взаимодействие двух систем.

По материалу лекции Н. Г. Макаренко можно рекомендовать для ознакомления помимо тех источников, что указаны в списке литературы к лекции, еще и книги: [16–23], а также его лекцию на Школе 2002 года [15].

<sup>6</sup>Ссылка на нее есть в списке литературы к лекции Н. Г. Макаренко.

<sup>7</sup>Название данной области происходит от английского термина *embedology*, который произошел, в свою очередь, от названия теоремы Такенса: *embedding theorem*.

Кроме того, довольно много публикаций (статей, препринтов и т. п.) можно найти в библиотеке ResearchIndex [72], если задать, например, поиск по терминам “embedding theorem”, “Takens theorem”.

**6.** В лекции «Введение в байесовы сети» **С. А. Терехов** возвращается к теме, лишь вскользь затронутой им в лекции на Школе 2002 года [24] при обсуждении подходов к аппроксимации плотности распределения вероятности в рамках задачи информационного моделирования.

Моделирование интеллектуальных процессов, создание интеллектуальных систем различного назначения в рамках как парадигмы искусственного интеллекта, так и парадигмы мягких вычислений<sup>8</sup>, всегда существенно опиралось на понятие неопределенности, понимаемой традиционно как неопределенность *невероятностного* характера (нечеткость, недоопределенность, неполнота, неточность и т. п.). Отношение к неопределенности вероятностного типа в ИИ- и МВ-сообществе стало меняться в последние 10–15 лет и произошло это вследствие появления *байесовых сетей*<sup>9</sup> — графических моделей для представления неопределенностей и взаимосвязей между ними.

В математическом плане байесова сеть представляет собой ориентированный ациклический граф специального вида. Каждая вершина в нем отвечает некоторой переменной из решаемой задачи, распределение вероятностей для которой интерпретируется как «значение ожидания» (belief value)<sup>10</sup>, а каждая дуга — как зависимость между переменными-вершинами, численно выражаемая таблицей условных вероятностей.

Можно соглашаться или не соглашаться с оценкой степени значимости

<sup>8</sup>Согласно первоначальному определению *мягких вычислений* (МВ), которое дал Л. Заде ([28, 29]; см. также о развитии этого направления в [28, 29]), в перечень дисциплин, объединяемых в составе МВ, традиционный искусственный интеллект (ИИ) как область, где изучаются проблемы представления, извлечения и использования знаний, не входил. Однако, к настоящему времени грань между МВ и ИИ все больше размывается и их вместе можно считать «расширенным ИИ» или «расширенными МВ».

<sup>9</sup>Первооткрывателем модели, получившей впоследствии наименование «байесова сеть», был американский статистик *С. Райт* (*S. Wright*), предложивший соответствующую модель в 1921 году (ссылка на его работу есть в списке литературы к лекции *С. А. Терехова*). Как это часто бывало в истории науки, данную модель несколько раз «переоткрывали», давая ей различные имена: сети причинности (causal nets), сети вывода (inference nets), сети ожиданий (belief networks), диаграммы влияния (influence diagrams).

<sup>10</sup>Belief — слово многозначное, в контексте байесовых сетей (и шире — систем ИИ) может переводиться как «ожидание» (ожидание того, что произойдет то или иное событие), «вера», «доверие», означая при этом степень ожидания (веры, уверенности) в том, что произойдет то или иное событие.

байесовых сетей как «самой революционной технологии десятилетия в области ИИ»<sup>11</sup>, но то, что это область, потенциально богатая приложениями, едва ли подлежит сомнению.

Примеры таких приложений, приводимые в лекции С. А. Терехова, не исчерпывают, разумеется, всех уже имеющихся на сегодняшний день. Ряд примеров применений байесовых сетей рассматривается в тематическом выпуске журнала “Communications of the ACM” [30] — это отладка и сопровождение компьютерных программ, поиск информации в базах данных, задачи диагностики систем различного назначения и многое другое. Еще несколько примеров применений содержится в статьях [31] — автоматическое формирование тезауруса в информационных системах [32, 33] — распознавание и анализ изображений.

Байесовы сети тесно связаны с другими сетевыми моделями, в том числе и с нейросетевой моделью. В частности, в лекции С. А. Терехова указывается на взаимосвязи байесовых сетей и нейронных сетей со встречным распространением (Counter-Propagation Network). Еще один вариант такого рода взаимосвязи — с нейросетевой соревновательной архитектурой (WTA-архитектурой)<sup>12</sup> приводится в работе [34].

Много информации по байесовым сетям можно найти в цифровой библиотеке ResearchIndex [72], если запросить публикации по темам *Bayesian network (net)*, *belief network (net)*, *inference network (net)*.

Популярное изложение материала о байесовых сетях, а также пакет расширения (Bayes Net Toolbox) для системы Matlab содержится по адресам, указанным в позиции [35] списка литературы к предисловию.

Изложение вероятностно-статистического аппарата, используемого при работе с байесовыми сетями, можно найти в книгах [25–27].

**7.** В лекции А. А. Ежова «Некоторые проблемы квантовой нейротехнологии» обсуждаются возможные взаимосвязи нейротехнологии с быстро развивающейся областью *квантовых вычислений*.

Квантовые вычисления, квантовые нейронные сети постоянно присутствуют в перечне тем, обсуждаемых на конференциях «Нейроинформатика». До сих пор эта тематика была представлена только докладами (пленарным, секционным), на Рабочем совещании [36], теперь же она излагается в виде лекции на Школе-семинаре.

<sup>11</sup>Такая оценка — со ссылкой на мнение Билла Гейтса — приводилась С. А. Тереховым в его лекции на Школе 2002 года [24].

<sup>12</sup>WTA — Winner-Take-All, «победитель забирает все».



Цель лекции — попытаться дать ответ на вопрос о том, какой может быть квантовая нейротехнология, каковы ее связи с квантовыми вычислениями и квантовыми компьютерами.

Обобщение нейронных технологий на квантовую область заставляет искать также ответы и на такие вопросы: какие нейросетевые модели можно назвать квантовыми, каковы перспективы квантовой нейротехнологии, чем отличается квантовая нейротехнология от квантовых вычислений?

Изложению этого круга вопросов, а также неизбежно сопутствующих им проблем квантовой механики (интерференция, запутанность квантовых состояний, многомировая интерпретация квантовой механики и др.) и посвящена лекция А. А. Ежова.

Вначале в ней кратко излагаются необходимые понятия и сведения, связанные с квантовыми вычислениями. Затем обсуждается роль запутанности и интерференции в квантовых вычислениях, а также многомировая интерпретация квантовой механики применительно к квантовым вычислениям. После этого приводятся соображения о возможной природе нейросетевых систем, которые можно было бы назвать квантовыми. И, наконец, обсуждается проблема создания квантовых компьютеров для применения их в физическом моделировании, в которых значительную роль могут сыграть квантовые нейронные системы.

Подробный обзор результатов исследований в области квантовых вычислений и квантовых компьютеров (касающийся как теоретических результатов, так и возможных аппаратных реализаций) по состоянию на 2000 год приводится в книге [37].

По теме лекции А. А. Ежова, кроме книги [37] и книги [40], а также публикаций, содержащихся в списке литературы к лекции, можно указать также следующие источники. Издательством «Регулярная и хаотическая динамика» (РХД) выпускается серия сборников «Квантовый компьютер и квантовые вычисления» (см. [38, 39]); этим же издательством выпускается журнал «Квантовый компьютер и квантовые вычисления». По тематике квантовых вычислений издательством «РХД» выпущены также книги [41, 42]. Понимание идей, которые положены в основу квантовых вычислений, существенно облегчается, если знать историю возникновения и развития основных понятий и концепций квантовой механики. Для знакомства с этим кругом вопросов можно рекомендовать книги [41, 43, 44].

Много публикаций по тематике квантовых вычислений, квантовых нейронных сетей и смежным вопросам можно найти в цифровом архиве arXiv.org e-Print archive [73].

8. В определенной степени к тематике лекции А. А. Ежова примыкает и лекция А. Ю. Хренникова «Классические и квантовые модели мышления, основанные на  $p$ -адическом представлении информации». Она дает еще один, существенно отличающийся от других, взгляд на проблему математического моделирования процессов и систем.

Эта лекция посвящена изучению возможностей решения такой важнейшей проблемы, как математическое моделирование сознания и когнитивных процессов.

Результаты нейрофизиологических и психологических исследований позволяют говорить об иерархической структуре когнитивных процессов. В качестве одного из возможных перспективных подходов к математическому моделированию таких процессов предлагается использовать  $p$ -адические иерархические деревья.

Модели, рассматриваемые в лекции А. Ю. Хренникова, основаны на математическом аппарате, сравнительно мало известном в нейроинформационном сообществе. В связи с этим, целесообразно дать некоторые пояснения, облегчающие понимание материала лекции.

Для физических процессов, протекающих в пространстве и во времени, математической моделью физического пространства принято обычно<sup>13</sup> считать вещественное евклидово трехмерное пространство (псевдоевклидово четырехмерное — для случая пространства-времени<sup>14</sup>). Пространственно-временные координаты при этом задаются обычно вещественными (действительными) числами.

Такие представления привычны, но всегда ли они будут соответствовать физической реальности? Другими словами, во всех ли случаях можно считать евклидово пространство «хорошей» моделью физического пространства? Чтобы ответить на этот вопрос, надо проверить, как отвечают реальности соответствующие геометрические аксиомы, достаточно известные еще из школьного курса геометрии.

<sup>13</sup> «Обычно» здесь надо трактовать как «из опыта человеческой деятельности», протекающей, большей частью, в макромире.

<sup>14</sup> Евклидово пространство является непосредственным обобщением обычного трехмерного пространства. Для двух векторов («точек») этого пространства  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$  и  $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)$ , заданных своими декартовыми координатами, может быть определено скалярное произведение  $(\mathbf{x}\mathbf{y}) = (x_1 y_1, \dots, x_n y_n)$ , удовлетворяющее ряду условий, в числе которых условие  $(\mathbf{x}\mathbf{x}) \geq 0$ ,  $(\mathbf{x}\mathbf{x}) = 0$  лишь при  $\mathbf{x} = 0$  (положительная определенность). Число  $|\mathbf{x}| = \sqrt{(\mathbf{x}\mathbf{x})}$  называется *нормой* (или *длиной*) вектора  $\mathbf{x} \neq 0$ . Пространство, в котором нарушено условие положительной определенности, называется *псевдоевклидовым пространством*.

Одна из них — аксиома Архимеда, в которой речь идет о двух отрезках,  $A$  и  $B$ ,  $A < B$ , отложенных на прямой линии и имеющих начало в одной точке. Согласно данной аксиоме, если последовательно откладывать меньший отрезок  $A$  вдоль прямой, то в конце концов мы выйдем за пределы отрезка  $B$ , или, более формально, для данной величины имеет место аксиома Архимеда, если для любых двух значений  $A$  и  $B$ ,  $A < B$ , этой величины *всегда* можно найти целое число  $m$  такое, что  $Am > B$ .

По существу, аксиома Архимеда описывает процедуру измерения, постулируя при этом возможность измерять сколь угодно малые расстояния.

Однако, из квантовой теории известно, что принципиально невозможно измерять длины, меньшие так называемой *планковской длины* (величина ее порядка  $10^{-33}$  см). Значит, в реальном физическом пространстве условия аксиомы Архимеда будут выполняться не всегда, пределы ее применимости устанавливаются существованием планковской длины. Но из этого сразу же следует, что и геометрия обычного евклидова пространства<sup>15</sup> не может считаться адекватной свойствам реального физического пространства в случаях, относящихся к миру, где характерные размеры — величины «квантового» порядка малости.

Как уже отмечалось выше, координаты в евклидовом пространстве описываются вещественными числами. Между геометрическим и аналитическим (с помощью чисел) описаниями существует тесная взаимосвязь. Поэтому, если приходится признать, что евклидова геометрия перестает «работать» в микромире, то, следовательно, придется признать неправомерным и использование вещественных чисел в качестве средства аналитического описания закономерностей в микромире. В этом случае требуется привлекать какую-то другую числовую систему.

Можно ли построить такую числовую систему и на каких принципах она могла бы основываться? Отправной точкой здесь могли бы послужить следующие соображения.

Общепринята<sup>16</sup> убежденность в возможности получить для измеряемой величины сколь угодно много знаков после запятой, проводя измерения со все большей точностью. Эта убежденность, однако, основана на

---

<sup>15</sup>Варианты геометрий, опирающиеся на аксиому Архимеда и отрицающие ее, правильнее было бы именовать собирательно «архимедовы геометрии» и «неархимедовы геометрии», соответственно. В рассматриваемом контексте это обеспечивало бы более точную расстановку смысловых акцентов. Однако, если второй из этих двух терминов уже вполне устоялся, то первый едва ли можно назвать общеупотребительным.

<sup>16</sup>В смысле примечания 13 на странице 10.

идеализации, которую можно считать верной лишь до того предела, что устанавливается существованием планковской длины. Другими словами, есть предельное *конечное* число «знаков после запятой», которое можно получить в любом физическом эксперименте, с *бесконечным* числом «знаков после запятой» в измеряемых величинах не приходится иметь дело никогда.

Но, как известно, вещественные числа разделяются на рациональные и иррациональные. Рациональные числа могут быть представлены в виде дроби  $p/q$ , где  $p$  и  $q$  — целые,  $q \neq 0$ , либо в виде конечной или бесконечной десятичной периодической дроби. Иррациональные же числа представимы только в виде бесконечной десятичной непериодической дроби.

Именно иррациональные числа оказываются «под запретом» в случаях, когда существенными оказываются ограничения, основанные на планковской длине; правомерность использования рациональных чисел при этом особых сомнений не вызывает<sup>17</sup>.

Однако просто «запретить» иррациональные числа нельзя, одних рациональных чисел для целей моделирования физической реальности недостаточно. В самом деле, всякое иррациональное число можно заключить между двумя рациональными числами, одно из которых меньше, а другое — больше рассматриваемого иррационального числа. При этом разность между данной парой рациональных чисел может быть сделана сколь угодно малой<sup>18</sup>, т. е. множество рациональных чисел является плотным в множестве вещественных чисел, но оно, однако, не обладает свойством *непрерывности* (полноты). Потеря непрерывности<sup>19</sup> — это, по-видимому, слишком высокая плата за строгое соответствие аппарата рациональных чисел нашим «измерительным возможностям». Следовательно, надо найти альтернативный вариант пополнения множества рациональных чисел, который не опирался бы на аксиому Архимеда.

И такой вариант существует. Он основывается на  $p$ -адических числах, введенных К. Гензелем в конце XIX века.

При построении аппарата  $p$ -адических чисел уточняется понятие *нормы*

<sup>17</sup>Точно так же, как, по-видимому, не вызывает сомнений обоснованность использования вещественных чисел и евклидовой геометрии в макромире.

<sup>18</sup>Если отвлечься опять от существования планковской длины.

<sup>19</sup>Хотя это тоже идеализация, не имеющая «природных» аналогов, если верна гипотеза о дискретной (квантованной) структуре пространственно-временного мира в области малых масштабов. По поводу обоснованности различного рода идеализаций, привлекаемых в ходе построения математических моделей, см. также [45].

на множестве рациональных чисел, являющееся аналитическим аналогом геометрического понятия *расстояния*. Вводится  $p$ -адическая норма, которая в качестве частного случая включает в себя «обычную» норму. При этом пополнение множества рациональных чисел по обычной норме приводит к множеству вещественных чисел, а пополнение его по  $p$ -адической норме — к множествам  $p$ -адических чисел (каждому простому числу  $p$  будет отвечать свое  $p$ -адическое множество).

Тогда, если вещественным числам отвечает евклидово («архимедово») пространство, то  $p$ -адическим числам — так называемые *неархимедовы пространства*.

Специфика  $p$ -адической нормы обуславливает необычность свойств неархимедовых пространств в сравнении с евклидовым пространством. Например, в неархимедовой геометрии все треугольники — равнобедренные, два разных шара не могут частично пересекаться — они либо не имеют общих точек, либо один из них целиком содержится в другом и т. д.

Наряду с чисто математической ролью  $p$ -адических чисел, основанного на них  $p$ -адического анализа, неархимедовой геометрии, начиная примерно с 70-х гг. XX века все более широко осуществляется внедрение данного аппарата в физику и другие естественные науки.

К сожалению, литература на русском языке по  $p$ -адическим числам,  $p$ -адическому анализу, их возможным применениям, небогата — это книги [46, 47], именно им, в основном, следует изложение материала, представленного выше.

О перспективах применения  $p$ -адических чисел и  $p$ -адического анализа в физике и других науках в [47] (см. с. 11) сказано следующее: «Итак, мы приходим к следующей картине. В основе фундаментальной физической теории должны лежать рациональные числа, на очень малых расстояниях важную роль должны играть  $p$ -адические числа, а на больших — вещественные. Это приводит к необходимости переработки основ математической и теоретической физики, начиная с классической механики и кончая теорией струн, с использованием теории чисел,  $p$ -адического анализа, алгебраической геометрии ⟨. . .⟩ Неархимедова геометрия и  $p$ -адический анализ применяются в физике не только для описания геометрии на малых расстояниях, но и в рамках традиционной теоретической физики для описания сложных систем типа спиновых стекол или фракталов. Мы находимся только в начале  $p$ -адической математической физики. Мы надеемся, что  $p$ -адические числа найдут применение в таких областях, как теория турбулентности, биология, динамические системы, компьютеры. пробле-

мы передачи информации, криптография и других естественных науках, в которых изучаются системы с хаотическим фрактальным поведением и иерархической структурой».

К сказанному можно добавить, что спиновые стекла, как известно, являются моделью, которая привела к появлению сетей Хопфилда. Один из видов взаимосвязей фрактальной геометрии с нейросетевой тематикой был хорошо показан в лекции *Н. Г. Макаренко* на Школе 2002 года [15]. Есть уже и примеры построения  $p$ -адических нейросетей (см., например, [48, 49]).

Таким образом, даже беглый взгляд обнаруживает сразу же области пересечения  $p$ -адического анализа с теорией нейронных сетей и смежными с ней областями.

Важность математики, основанной на  $p$ -адическом анализе, для перспектив информатики вообще и нейроинформатики, в частности, обусловлена по крайней мере такими тремя причинами:

- переходом от микротехнологий к нанотехнологиям и дальше в направлении уменьшения характерных размеров элементов электронных, оптических, опто-электронных и других устройств; еще немного<sup>20</sup>, и эти устройства на низшем уровне «алгоритмики» будут работать на уровне атома и ниже;
- развитием исследований и разработок в области квантовых вычислений;
- возможностью использовать  $p$ -адическую топологию для описания иерархической структуры когнитивной информации.

Как уже отмечалось,  $p$ -адический подход может быть применен не только в физике для описания геометрии на малых расстояниях, но существенно шире — и в физике, и в других естественных науках как аппарат математического моделирования сложных систем. Именно к этому направлению относится материал лекции *А. Ю. Хренникова*, где основной упор делается на  $p$ -адическую топологизацию мыслительных процессов. В предлагаемой им математической модели ментальное пространство реализуется как  $p$ -адическое пространство. В каком-то смысле это — аналог классического пространства-времени. На этом ментальном конфигурационном пространстве развивается вероятностная модель мышления. Здесь предполагается, что мозг способен оперировать с вероятностными распределениями на  $p$ -

<sup>20</sup> Может быть эта оценка («немного») и чрезмерно оптимистична, но не считается с такой тенденцией нельзя.

адических деревьях. В мозге такие деревья могут состоять из иерархических цепей нейронов.

В основе модели лежит фундаментальное предположение о квантовых вероятностных законах преобразования когнитивной информации. Важнейшим квантовым отличием является возможность интерференции вероятностей. Однако *А. Ю. Хренников* отнюдь не пытается свести мыслительные процессы к квантовым процессам в микромире. Более того он считает, что такая редукция в принципе невозможна. В частности, использование  $p$ -адических чисел в его когнитивной модели не имеет ничего общего с идеями об использовании этих чисел для описания пространства времени на планковских расстояниях. В течение последних лет *А. Ю. Хренников* развивал так называемый контекстуальный подход к квантовым вероятностям. В контекстуальной квантовой модели (она может быть связана с физическими, биологическими, социальными системами) интерференция вероятностей не связана напрямую с планковской шкалой.

Материалы, связанные с тематикой лекции *А. Ю. Хренникова*, в том числе по различным аспектам  $p$ -адического подхода, можно найти в библиотеках [72] и [73].

**9.** В лекции **Ю. И. Нечаева** «Математическое моделирование в бортовых интеллектуальных системах реального времени» обсуждается еще один подход к моделированию процессов и систем — применительно к разработке, испытаниям и функционированию в различных условиях эксплуатации бортовых интеллектуальных систем реального времени для динамических объектов (кораблей, самолетов, вертолетов).

На фоне лекций *Н. Г. Макаренко*, *А. А. Ежова* и *А. Ю. Хренникова*, где речь идет об использовании весьма нестандартного для современной нейроинформатики, пока еще даже «экзотического», математического аппарата, лекция *Ю. И. Нечаева* может даже показаться традиционной по направленности, по используемому аппарату.

И она действительно более традиционна в той степени, в которой можно говорить о каких-либо устоявшихся традициях в такой молодой области, как *интеллектуальное управление* динамическими системами различного назначения.

Следует уточнить смысл, в котором здесь понимается термин «интеллектуально управление». Будем трактовать его в соответствии с определением, предложенным техническим комитетом по интеллектуальному управлению Общества специалистов по системам управления (IEEE Control

Systems Society).

Согласно данному определению, наиболее общим требованием к интеллектуальным системам управления является то, что они должны быть в состоянии воспроизводить такие человеческие умения и способности, как планирование поведения, обучение и адаптация. Особенно важны в этом перечне способности к обучению и адаптации.

Интеллектуальное управление — это область комплексных, междисциплинарных исследований. В последние годы выработалась точка зрения, согласно которой область интеллектуального управления базируется, с одной стороны, на идеях, методах и средствах традиционной теории управления, а с другой — на заделе, накопленном в ряде нетрадиционных (для задач управления) областей, истоки которых лежат в различного рода психологических и биологических метафорах (искусственные нейронные сети, нечеткая логика, искусственный интеллект, генетические алгоритмы, различного рода процедуры поиска, оптимизации и принятия решений в условиях неопределенности).

В русле данного направления, активно развивающегося в последнее десятилетие, следует и лекция *Ю. И. Нечаева*, в этом и состоит ее «традиционность», упомянутая выше. В лекции продолжено рассмотрение темы, начатой на прошлой Школе (см. [50]), связанной с бортовыми интеллектуальными системами реального времени, включая такие важные вопросы, как управление динамическим объектом, идентификация экстремальных ситуаций, оценка параметров динамического объекта и внешней среды. При этом в лекции, представленной в данном сборнике, акцент смещен на задачи математического моделирования, решение которых необходимо для обеспечения управления сложными динамическими объектами в быстропротекающих процессах их взаимодействия с внешней средой. Задача математического моделирования трактуется при этом как задача работы со знаниями, включая такие ее аспекты, как формализация знаний, их извлечение, организация работы с ними. Основным при этом является комбинированный подход, объединяющий нечеткие и нейросетевые технологии, используются также подходы, основанные на принципе нелинейной самоорганизации, а также традиционные методы математического моделирования.

Целесообразность применения данной совокупности средств демонстрируется на примерах решения конкретных задач.

Дополнительные сведения по затронутым в лекции *Ю. И. Нечаева* вопросам можно получить в следующих источниках: по системам, осно-



ванным на знаниях — в [59–61]; по нечеткой логике, нечетким системам — в [55–58]; по нейросетевым технологиям — в [8–11, 60]; по смешанным технологиям мягких вычислений — в [53, 54]; по информационной обработке и управлению на основе технологий мягких вычислений — в [62–70]. Значительное число программ и публикаций по таким темам, как искусственные нейронные сети, нечеткие системы, генетические алгоритмы, а также их применениям можно найти через портал научных вычислений, адрес которого содержится в позиции [71] списка литературы к предисловию.

\* \* \*

Как это уже было в [1–3]), помимо традиционного списка литературы каждая из лекций сопровождается списком интернетовских адресов, где можно найти информацию по затронутому в лекции кругу вопросов, включая и дополнительные ссылки, позволяющие расширить, при необходимости, зону поиска.

Кроме этих адресов, можно порекомендовать еще такой уникальный источник научных и научно-технических публикаций, как цифровая библиотека **ResearchIndex** (ее называют также **CiteSeer**, см. позицию [72] в списке литературы в конце предисловия). Эта библиотека, созданная и развиваемая отделением фирмы NEC в США, на конец 2002 года содержала около миллиона публикаций, причем это число постоянно и быстро увеличивается за счет круглосуточной работы поисковой машины.

Каждый из хранимых источников (статьи, препринты, отчеты, диссертации и т.п.) доступен в полном объеме в нескольких форматах (PDF, PostScript и др.) и сопровождается очень подробным библиографическим описанием, включающим, помимо данных традиционного характера (авторы, заглавие, место публикации и/или хранения и др.), также и большое число ссылок-ассоциаций, позволяющих перейти из текущего библиографического описания к другим публикациям, «похожим» по теме на текущую просматриваемую работу. Это обстоятельство, в сочетании с весьма эффективным полнотекстовым поиском в базе документов по сформулированному пользователем поисковому запросу, делает библиотеку **ResearchIndex** незаменимым средством подбора материалов по требуемой теме.

Перечень проблем нейроинформатики и смежных с ней областей, требующих привлечения внимания специалистов из нейросетевого и родственных с ним сообществ, далеко не исчерпывается, конечно, вопросами, рассмотренными в предлагаемом сборнике, а также в сборниках [1–3].

В дальнейшем предполагается расширение данного списка за счет рассмотрения насущных проблем собственно нейроинформатики, проблем «пограничного» характера, особенно относящихся к взаимодействию нейросетевой парадигмы с другими парадигмами, развиваемыми в рамках концепции мягких вычислений, проблем использования методов и средств нейроинформатики для решения различных классов прикладных задач. Не будут забыты и взаимодействия нейроинформатики с такими важнейшими ее «соседями», как нейробиология, нелинейная динамика (синергетика — в первую очередь), численный анализ (вейвлет-анализ и др.) и т.п.

Замечания, пожелания и предложения по содержанию и форме лекций, перечню рассматриваемых тем и т.п. просьба направлять электронной почтой по адресу [tium@mai.ru](mailto:tium@mai.ru) Тюменцеву Юрию Владимировичу.

### Литература

1. *Лекции по нейроинформатике*: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // III Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2001», 23–26 января 2001 г. / Отв. ред. Ю. В. Тюменцев. – М.: Изд-во МИФИ, 2001. – 212 с.
2. *Лекции по нейроинформатике*: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // IV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2002», 23–25 января 2002 г. / Отв. ред. Ю. В. Тюменцев. Часть 1. – М.: Изд-во МИФИ, 2002. – 164 с.
3. *Лекции по нейроинформатике*: По материалам Школы-семинара «Современные проблемы нейроинформатики» // IV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2002», 23–25 января 2002 г. / Отв. ред. Ю. В. Тюменцев. Часть 2. – М.: Изд-во МИФИ, 2002. – 172 с.
4. Hopfield J.J. Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proceedings of the National Academy of Science, USA*. – 1982. – 79. – pp. 2554–2558.
5. Abu-Mostafa Y.S., St. Jacques J. Information capacity of the Hopfield model // *IEEE Trans. on Information Theory*. – 1985. – v. 31, No. 4. – pp. 461–464.
6. Доценко Вик. С., Иоффе Л. Б., Фейгельман М. В., Цодыкс М. В. Статистические модели нейронных сетей // В кн.: Итоги науки и техники. Серия «Физические и математические модели нейронных сетей». Том 1. Часть I. «Спиновые стекла и нейронные сети» / Ред.: А. А. Веденов. – М.: ВИНТИ, 1990. – с. 4–43.
7. Веденов А. А., Ежов А. А., Левченко Е. Б. Архитектурные модели и функции нейронных ансамблей // В кн.: Итоги науки и техники. Серия «Физические и

- математические модели нейронных сетей*». Том 1. Часть I. «Спиновые стекла и нейронные сети» / Ред.: А. А. Веденов. – М.: ВИНТИ, 1990. – с. 4–43.
8. *Нейрокомпьютер как основа мыслящих ЭВМ: Сб. науч. статей* / Отв. ред. А. А. Фролов и Г. И. Шульгина. – М.: Наука, 1993. – 239 с.
  9. *Горбань А. Н., Россиев Д. А.* Нейронные сети на персональном компьютере. – Новосибирск: Наука, 1996. – 276 с.
  10. *Уоссерман Ф.* Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика: Пер. с англ. – М.: Мир, 1992. – 240 с.
  11. *Ежов А. А., Шумский С. А.* Нейрокомпьютинг и его приложения в экономике и бизнесе. – М.: МИФИ, 1998. – 222 с.
  12. *Fonarev A., Kryzhanovsky B. V. et al.* Parametric dynamic neural network recognition power // *Optical Memory and Neural Networks*. – 2001. – v. 10, No. 4, pp. 31–48.
  13. *Крыжановский Б. В., Микаэлян А. Л.* О распознающей способности нейросети на нейронах с параметрическим преобразованием частот // *ДАН (мат.-физ.)*, т. 65(2), с. 286–288 (2002).
  14. *Льюнг Л.* Идентификация систем: Теория для пользователя: Пер. с англ. под ред. Я. З. Цыпкина. – М.: Наука, 1991. – 432 с.
  15. *Макаренко Н. Г.* Фракталы, аттракторы, нейронные сети и все такое // В сб.: «Лекции по нейроинформатике». Часть 2. – М.: Изд-во МИФИ, 2002. – с. 121–169.
  16. *Борисович Ю. Г., Близняков Н. М., Израилевич Я. А., Фоменко Т. Н.* Введение в топологию. 2-е изд., доп. Под ред. С. П. Новикова. – М.: Наука, 1995. – 416 с.
  17. *Милнор Дж., Уоллес А.* Дифференциальная топология: Начальный курс. Пер. с англ. А. А. Блохина и С. Ю. Аракелова под ред. Д. В. Аносова. – М.: Мир, 1972. – 304 с. (Серия «Современная математика: Популярная серия»)
  18. *Стинрод Н., Чинн У.* Первые понятия топологии: Геометрия отображений отрезков, кривых, окружностей и кругов. Пер. с англ. И. А. Вайнштейна с предисл. И. М. Яглома. – М.: Мир, 1967. – 224 с. (Серия «Современная математика: Популярная серия»)
  19. *Николис Дж.* Динамика иерархических систем: Эволюционное представление: Пер. с англ. Ю. А. Данилова. Предисл. Б. Б. Кадомцева. – М.: Мир, 1989. – 488 с.
  20. *Неймарк Ю. И., Ланда П. С.* Стохастические и хаотические колебания. – М.: Наука, 1987. – 424 с.
  21. *Лихтенберг А., Либерман М.* Регулярная и стохастическая динамика. – М.: Мир, 1984. – 528 с.
  22. *Лоскутов А. Ю., Михайлов А. С.* Введение в синергетику. – М.: Наука, 1990. – 272 с.

23. *Анищенко В. С.* Сложные колебания в простых системах: Механизмы возникновения, структура и свойства динамического хаоса в радиофизических системах. – М.: Наука, 1990. – 312 с.
24. *Терехов С. А.* Нейросетевые аппроксимации плотности распределения вероятности в задачах информационного моделирования // В сб.: «Лекции по нейроинформатике». Часть 2. – М.: Изд-во МИФИ, 2002. – с. 94–120.
25. *Бендат Дж., Пирсол А.* Прикладной анализ случайных данных: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 540 с.
26. *Боровков А. А.* Математическая статистика: Оценка параметров, проверка гипотез. – М.: Наука, 1984. – 472 с.
27. *Королюк В. С., Портенко Н. И., Скороход А. В., Турбин В. Ф.* Справочник по теории вероятностей и математической статистике. – М.: Наука, 1985. – 640 с.
28. *Zadeh L. A.* Fuzzy logic, neural networks and soft computing // *Commun. ACM*, 1994, **37**, No. 3, pp. 77–84.
29. *Zadeh L. A.* From computing with numbers to computing with words – From manipulation of measurements to manipulation of perceptions // *IEEE Trans. on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Applications*. – 1999. – v. 45, № 1. – pp.105–119.
30. Special Issue “*Uncertainty in AI*” // *Communications of the ACM*. – March 1995. – v. 38, No. 5. – pp. 26–57.  
[*Heckerman D., Wellman M. P.* Bayesian networks. – pp. 27–30.  
*Burnell L., Horvitz E.* Structure and chance: Melding logic and probability for software debugging. – pp. 31–41, 57.  
*Fung R., Del Favelo B.* Applying Bayesian networks to information retrieval. – pp. 42–48, 57.  
*Heckerman D., Breese J. C., Rommelse K.* Decision-theoretic troubleshooting. – pp. 49–57 ]
31. *Park Y. C., Choi K.-S.* Automatic thesaurus construction using Bayesian networks // *Information Processing & Management*. – 1996. – v. 32, No. 5. – pp. 543–553.
32. *Luttrell S. P.* Partitioned mixture distribution: An adaptive Bayesian network for low-level image processing // *IEE Proc. Vision, Image and Signal Processing*. – 1994. – v. 141, No. 4. – pp. 251–260.
33. *McMichael D. W.* Decision-theoretic approach to visual inspection using neural networks // *IEE Proc. Vision, Image and Signal Processing*. – 1994. – v. 141, No. 4. – pp. 223–229.
34. *Liu J., Desmarais M. C.* A method of learning implication networks from empirical data: Algorithm and Monte-Carlo simulation-based validation // *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*. – Nov./Dec. 1997. – v. 9, No. 6. – pp. 990–1004.

35. Bayes net toolbox for Matlab:  
URL: <http://www.cs.berkeley.edu/~murphyk/Bayes/bnt.html> А  
Brief Introduction to Graphical Models and Bayesian Networks:  
URL: <http://www.cs.berkeley.edu/~murphyk/Bayes/bayes.html>
36. Квантовые нейронные сети: Материалы рабочего совещания «Современные проблемы нейроинформатики» // 2-я Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2000», 19–21 января 2000 г.; III Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2001», 23–26 января 2001 г. / Отв. ред. А. А. Ежов. – М.: Изд-во МИФИ, 2001. – 104 с.
37. *Валиев К. А., Кокин А. А.* Квантовые компьютеры: Подходы и реальность. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. – 352 с.
38. Квантовые вычисления: За и против: Сб. статей: Пер. с англ. – Ижевск: Издательский дом «Удмуртский университет», 1999. – 212 с. – (Б-ка «Квантовый компьютер и квантовые вычисления», том I / Гл. ред. В. А. Садовничий)
39. Квантовый компьютер и квантовые вычисления: Сб. статей. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 1999. – 288 с. – (Б-ка «Квантовый компьютер и квантовые вычисления», том II / Гл. ред. В. А. Садовничий)
40. *Китаев А., Шень А., Вьялый М.* Классические и квантовые вычисления. – М.: МЦНМО; ЧеРо, 1999. – 192 с.
41. *Белокуров В. В., Тимофеевская О. Д., Хрусталева О. А.* Квантовая телепортация – обыкновенное чудо. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2000. – 256 с.
42. *Стин Э.* Квантовые вычисления: Пер. с англ. *И. Д. Пасынкова.* – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2000. – 112 с.
43. *Данин Д. С.* Неизбежность странного мира. – М.: Мол. гвардия, 1966. – 375 с. – (Серия «Эврика»)
44. *Пономарев Л. И.* Под знаком кванта. – М.: Наука, 1989. – 368 с.
45. *Блехман И. И., Мышкис А. Д., Пановко Я. Г.* Механика и прикладная математика: Логика и особенности приложений математики. 2-е изд., испр. и доп. – М.: Наука, 1990. – 360 с.
46. *Коблиц Н.*  $p$ -адические числа,  $p$ -адический анализ и дзета-функции. Пер. с англ. *В. В. Шокурова* под ред. *Ю. И. Манина.* – М.: Мир, 1982. – 192 с. (Серия «Современная математика: Вводные курсы»)
47. *Владимиров В. С., Волович И. В., Зеленов Е. И.*  $p$ -адический анализ и математическая физика. – М.: Наука, 1994. – 352 с.
48. *Khrennikov A., Tirozzi B.* Learning of  $p$ -adic neural networks // *Canadian Math. Soc. Proc. Series*, **29**, pp. 395–401 (2000).

49. *Albeverio S., Khrennikov A. Yu., Tirozzi B. p-adic Neural Networks // Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*, **9**, No. 9, pp. 1417–1437 (1999).
50. *Нечаев Ю. И. Нейросетевые технологии в бортовых интеллектуальных системах реального времени // В сб.: «Лекции по нейроинформатике». Часть 1. – М.: Изд-во МИФИ, 2002. – с. 114–163.*
51. Special Issue “*Evolutionary Computations*” / Ed.: *David B. Fogel and Lawrence J. Fogel // IEEE Transactions on Neural Networks*. – January 1994. – v. 5, No. 1. – pp. 1–147.
52. Special Issue “*Genetic Algorithms*” / Eds.: *Anup Kumar and Yash P. Gupta // Computers and Operations Research*. – January 1995. – v. 22, No. 1. – pp. 3–157.
53. Special Issue “*Artificial Intelligence, Evolutionary Programming and Operations Research*” / Eds.: *James P. Ignizio and Laura I. Burke // Computers and Operations Research*. – June 1996. – v. 23, No. 6. – pp. 515–622.
54. Special Issue “*Neuro-Fuzzy Techniques and Applications*” Eds.: *George Page and Barry Gomm // Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – Apr. 8, 1996. – v. 79, No. 1. – pp. 1–140.
55. *Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений: Пер. с англ. – М.: Мир, 1976. – 165 с. (Серия «Новое в зарубежной науке: Математика», вып. 3 / Ред. серии А. Н. Колмогоров и С. П. Новиков)*
56. *Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств: Пер. с франц. – М.: Радио и связь, 1982. – 432 с.*
57. *Орловский С. А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации. – М.: Наука, 1981. – 208 с. (Серия «Оптимизация и исследование операций»)*
58. *Прикладные нечеткие системы / Под. ред. Т. Тэрано, К. Асаи и М. Сугэно: Пер. с япон. – М.: Мир, 1993. – 368 с.*
59. *Нильсон Н. Принципы искусственного интеллекта: Пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1985. – 376 с.*
60. *Компьютер обретает разум: Пер. с англ. Под ред. В. Л. Стефанюка. – М.: Мир, 1990. – 240 с.*
61. *Будущее искусственного интеллекта / Ред.-сост. К. Е. Левитин и Д. А. Поспелов. – М.: Наука, 1991. – 302 с.*
62. Special Issue “*Fuzzy Information Processing*” / Ed.: *Dan Ralescu // Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – Feb. 10, 1995. – v. 69, No. 3. – pp. 239–354.

63. Special Issue “*Fuzzy Signal Processing*” / Eds.: *Anca L. Ralescu* and *James G. Shanahan* // *Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – Jan. 15, 1996. – v. 77, No. 1. – pp. 1–116.
64. Special Issue “*Fuzzy Multiple Criteria Decision Making*” / Eds.: *C. Carlsson* and *R. Fullér* // *Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – March 11, 1996. – v. 78, No. 2. – pp. 139–241.
65. Special Issue “*Fuzzy Modelling*” / Ed.: *J. M. Barone* // *Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – May 27, 1996. – v. 80, No. 1. – pp. 1–120.
66. Special Issue “*Fuzzy Optimization*” / Ed.: *J.-L. Verdegay* // *Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – July 8, 1996. – v. 81, No. 1. – pp. 1–183.
67. Special Issue “*Fuzzy Methodology in System Failure Engineering*” / Ed.: *Kai-Yuan Cai* // *Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – Oct. 8, 1996. – v. 83, No. 2. – pp. 111–290.
68. Special Issue “*Analytical and Structural Considerations in Fuzzy Modelling*” / Ed.: *A. Grauel* // *Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – Jan. 16, 1999. – v. 101, No. 2. – pp. 205–313.
69. Special Issue “*Soft Computing for Pattern Recognition*” / Ed.: *Nikhil R. Pal* // *Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – Apr. 16, 1999. – v. 103, No. 2. – pp. 197–367.
70. Special Issue “*Fuzzy Modeling and Dynamics*” / Eds.: *Horia-Nicolai Teodorescu*, *Abraham Kandel*, *Moti Schneider* // *Fuzzy Sets and Systems: Intern. J. of Soft Computing and Intelligence*. – Aug. 16, 1999. – v. 106, No. 1. – pp. 1–97.
71. Портал научных вычислений (Matlab, Fortran, C++ и т.п.)  
URL: <http://www.mathtools.net/>
72. NEC Research Institute CiteSeer (also known as ResearchIndex) – Scientific Literature Digital Library.  
URL: <http://citeseer.nj.nec.com/>
73. The Archive arXiv.org e-Print archive – Physics, Mathematics, Nonlinear Sciences, Computer Science.  
URL: <http://arxiv.org/>

Редактор материалов выпуска,  
кандидат технических наук Ю. В. Тюменцев

E-mail: [tium@mai.ru](mailto:tium@mai.ru)