

Нейросетевые технологии как средство организации образовательного процесса

Руанет В.В., Хетагурова А.К.
Медицинский Колледж РАМН, Москва, Россия
ruanet@mail.ru

АННОТАЦИЯ

Основной целью внедрения информационных технологий ИТ в образовательный процесс (ОП) должно явиться повышение уровня качества подготовки специалистов.

В представленной работе изучена возможность применения искусственных нейронных сетей (ИНС) в качестве инструмента для решения задач повышения интеллектуального и профессионального уровня специалистов. Выбор ИНС, в качестве инструмента для решения поставленной задачи, объясняется тем, что нейросетевой подход особенно эффективен в задачах экспертной оценки, т.к. сочетает в себе способность компьютера к обработке чисел и способностью человека к обобщению и распознаванию.

В работе дается обоснование применения ИНС в ОП; приводятся основы теории функционирования и обучения этого класса экспертных систем; представлены результаты внедрения ИНС в ОП.

Обобщая результаты, полученные в ходе исследования можно констатировать следующее:

- 79% респондентов оценили свою заинтересованность проблемой ИНС, по пяти бальной системе, оценкой – 5 или 4;
- 71% опрошенных считает, что ИНС пригодятся им в их профессиональной деятельности;
- ИНС представляют преподавателю широкие возможности для создания ситуации: актуальности; успеха у студентов, испытывающих затруднения в учебе; познавательности; новизны;
- ИНС позволяют (используя терминологию Выготского), работать с учащимся “в зоне ближайшего развития”.

На основании данных проведенного исследования опубликовано три учебно-методических пособия, создана регламентирующая документация, разработана методическая база для преподавания ряда предметов с применением технологии ИНС.

Анализ современного состояния проблемы

С каждым годом растет уровень технического и информационного обеспечения человеческой деятельности, следствием чего является огромный объем информации, с которым приходится сталкиваться в повседневной работе, специалистам различного профиля и уровня компетенции. Это напоминает ситуацию, когда человек попал в бурный поток, единственно, что он реально может сделать это постараться удержаться на поверхности, никакие другие проблемы его не интересуют. Современный уровень информационного потока зачастую не дает возможности для наработки «опыта» - продукта длительного осмысления полученной информации. В этих условиях ключевое значение для принятия решений (выживания организации) имеет стратегическое планирование [Фролов Ю.В., 2000].

Стратегическое планирование, как известно, является единственным способом прогнозирования будущих проблем и возможностей, оно обеспечивает лицу принимающему решения (ЛПР) средства для разработки долгосрочных планов и создает основу для принятия обоснованных решений [Мексон М.Х., Альберт М., Хедоури Ф., 1995]. В то же время процедуры стратегического планирования и

принятия решений, основанные на анализе окружающей среды, можно отнести к трудноформализуемым проблемным ситуациям (проблемная ситуация – осознание какого-либо противоречия в процессе деятельности, например, невозможности выполнить теоретическое или практическое задание с помощью ранее усвоенных знаний). Отчасти это объясняется тем, что как внешняя, по отношению к системе, в которой функционирует ЛПР, среда, так и присущая системе внутренняя среда, характеризуются высокой степенью неопределенности, динамики и сложности. Создание и использование в повседневной практике менеджмента систем поддержки принятия решений (СППР) является одним из важнейших условий успешного функционирования любой организаций. Естественно, приоритет в принятии решений принадлежит человеку, обладающему стратегическим мышлением и способностями предвосхитить появление новых событий. Однако один из недостатков человеческого интеллекта заключается в том, что он не приспособлен для выполнения большого объема вычислений в процессе анализа сложных систем, состоящих из цепочек взаимосвязей. Поэтому на эффективность принятия решений существенно влияет ограниченность возможностей человека в работе с комплексной и изменяющейся во времени информацией. Вообще, необходимо отметить, что передача знаний, основанных на эвристических решениях и интуиции, которые необходимы для решения трудноформализуемых задач, в принципе очень сложна. Из выше сказанного следует, что для ЛПР необходимо умение использовать в своей работе системы аккумулирующие опыт (интуицию) - экспертные системы (ЭС) на базе искусственного интеллекта (искусственный интеллект – условное обозначение кибернетических систем и их логико-математического обеспечения, предназначенных для решения задач, обычно требующих использования интеллектуальных способностей человека), т.е. интеллектуальные системы (ИС) ([Рыбина Г.В., 2000]; [Терехов С.А., 1998]; [Эдоус М., Стенсфилд Р., 1997]; [Фролов Ю.В., 2000]).

Любая обучающая компьютерная система – это система, основанная на знаниях. Как известно, построение систем, основанных на знаниях, является предметом искусственного интеллекта ([Петрушин В.А., 1992]; [Поспелов Г.С., 1988]). Поэтому можно с уверенностью сказать, что использование в учебном процессе компьютерных обучающих программ, не опирающихся на методы искусственного интеллекта, к большим успехам привести не может. И жизнь подтверждает эту мысль. Усилия многих исследователей в мире направлены на создание интеллектуальных обучающих систем (Intelligent Tutoring Systems), сформировалось и интенсивно развивается самостоятельное направление – искусственный интеллект в обучении. Под искусственным интеллектом в обучении понимают новую методологию психологических, дидактических и педагогических исследований по моделированию поведения человека в процессе обучения, опирающуюся на методы инженерии знаний. Другими словами, это синтез психологии, дидактики и инженерии знаний [Атанов Г.А., Локтюшин В.В., 2000]. Одним из инструментов создания подобных систем служат искусственные нейронные сети (ИНС). ИНС информационная технология, ориентированная на анализ сложных нелинейных задач, в частности, на работу с образной информацией, удельный вес которой в информационном потоке постоянно растет. Принципиальное отличие нейросетевых технологий (НСТ) от традиционных способов обработки информации состоит в:

1. замене строго алгоритмированного пошагового анализа данных на параллельную обработку всего массива информации;
2. в замене программирования на обучение.

Искусственные нейронные сети применяются для идентификации и классификации информации в случае ограниченных, неполных и нелинейных источников данных ([Горбань А.Н., 1990]; [Горбань А.Н., Россиев Д.А., 1996]; [Россиев Д.А., 1998]; [Каллан Р., 2001]). НСТ отличаются универсальностью, одна и та же программа обеспечивает возможность работы в разных областях знаний. Интеллектуальные системы на базе ИНС, в отличие от классических ЭС, основанных на жесткой логике, не нуждаются в перепрограммировании при изменении состава обучающей базы. Важность данной особенности ИНС трудно переоценить в свете постоянно увеличивающегося объема информации в уже, казалось бы, хорошо изученных областях. Все перечисленное позволяет говорить о том, что внедрение

нейросетевых технологий в процесс обработки и интерпретации информации является важным и перспективным направлением.

Методология и теоретическая часть

1.1. Проблемы математической обработки и интерпретации информации

Методы обработки и процедура интерпретация данных определяются господствующими на данный период времени в науке представлениями.

Наш век отмечен упорядочением вероятностного взгляда на мир. Еще в начале прошлого века был разработан целый комплекс подходов к статистической обработке данных, включая теорию планирования эксперимента, теорию массовых процессов и т.п. В то же время, "вероятностный взгляд на мир" сопряжен с некоторыми негативными последствиями, с которыми может столкнуться ЛПР при использовании методов классической статистики мир ([Тимофеев-Ресовский Н.В., 1984]; [Шноль С.Э., 1984]).

Например, в соответствии с традицией вероятностного подхода принято отбрасывать, а иногда даже не регистрировать результаты измерений, значительно - более чем в 3σ раза (где σ - средне квадратичное отклонение) - отличающиеся от среднеарифметических величин, т.е. от математического ожидания. На рисунке 1 представлен пример нормального распределения для некоего биометрического параметра. Выборка разделена на 7 классов (ширина столбца каждого из 7-ми классов равна стандартному отклонению). Наиболее представительным (38%) является средний класс 0. Классы -1, -2, -3 включают особей с низкой стабильностью признака. Напротив, классы +1, +2, +3 - с высокой его стабильностью. В настоящий момент биометрические системы (например, системы безопасности) аттестуются относительно нулевого - среднего класса. Такой подход не всегда является правильным, так как система работает со среднестатистическим показателями, а весьма ценные данные не учитываются, что приводит к игнорированию важных особенностей изучаемого процесса. Между тем, в сложных системах, подобные отклонения могут быть результатом влияния на исследуемый процесс особенностей их внутреннего состояния ([Винер Н., 1968]; [Марчук Г.И., 1989]; [Терехов С.А., 1998]; [Козырев О.А., Богачев Р.С., Круглов В.В., 2000]).

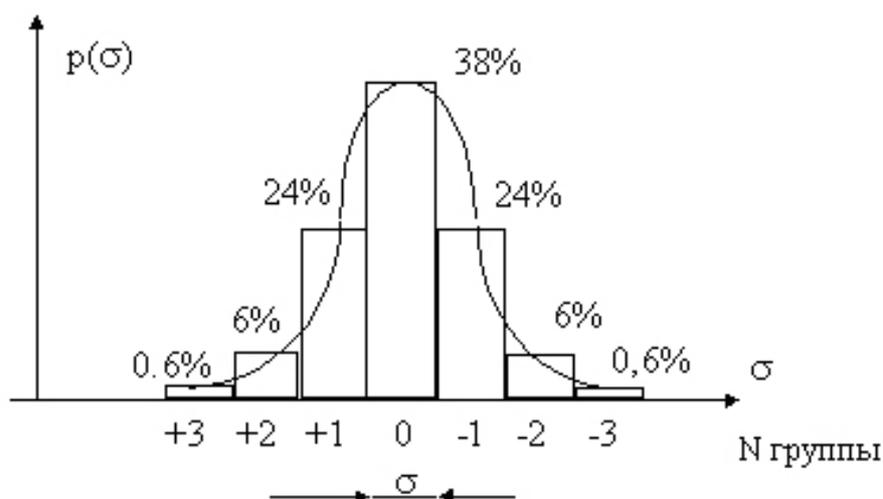


Рис. 1. Пример закона нормального распределения некоторого биометрического параметра.

На рисунке 2. приведен еще один пример, который сложно решить с помощью методов классической статистики. Из рисунка видно, что множества "Свой" и "Чужие" линейно неразделимы.

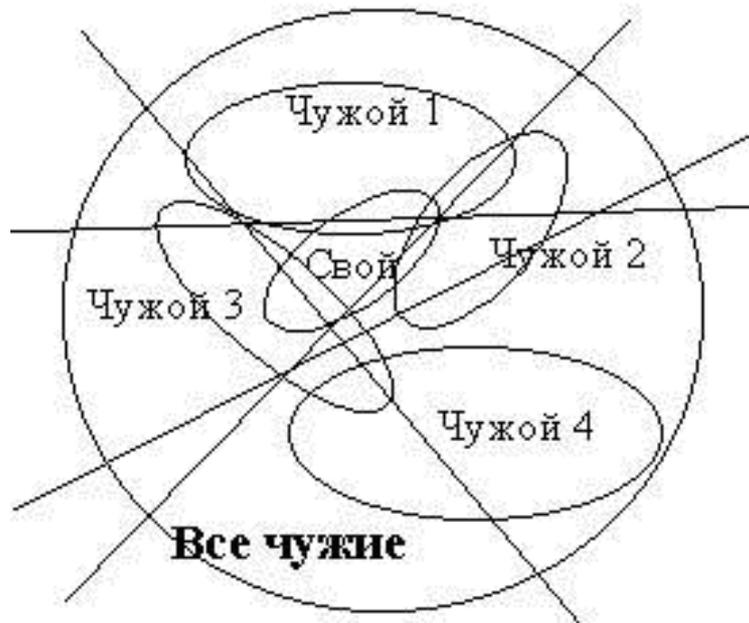


Рис. 2. Линейно неразделимые множества.

Это означает, что в задачах классификации не всегда оправдано выделять «главные» и «второстепенные» (информативные и неинформативные) параметры наблюдения, т.е. следует учитывать все контролируемые параметры. Каждый из них (пусть даже «плохой» для «Своего») для некоторого «Чужого N» может оказаться очень эффективным, так как именно его «Чужой N» и не может хорошо имитировать под «Своего». На рисунке эта ситуация отображена множеством пересекающихся линейных границ, проекций, разделяющих множества гиперплоскостей [Иванов А.И., 2000]. Кроме того, математическая статистика применима только к тем данным, для которых можно построить функцию распределения. Классические методы планирования многофакторных экспериментов советуют в подобных ситуациях либо выбирать область функции, близкую к линейной, либо найти такое преобразование факторов или изучаемой функции отклика, при которой эта зависимость оказывается близкой к линейной. Кроме того, при изучении многофакторных воздействий значительно возрастает объем экспериментальных исследований ([Налимов В.В., 1971]; [Попов В.И., Карпов В.Н., Ушаков И.Б., и др., 2000]). Методы непараметрической статистики позволяют строить обоснованные модели систем в случае большого набора экспериментальных данных (достаточного для доказательства статистических гипотез о характере распределения) и при относительно равномерном распределении параметров в пространстве. Однако при высокой стоимости эксперимента, или невозможности получения достаточного количества данных (например, при построении моделей экологических катастроф), их высокой зашумленности, неполноте и противоречивости, классические подходы могут оказаться мало эффективными [Терехов С.А., 1998].

Рассмотрим систему, состоящую из некоторого числа компонент. Каждая из компонент системы имеет свои свойства и характер поведения в зависимости от собственного состояния и внешних условий. Если все возможные проявления системы сводятся к сумме проявлений ее компонент, то такая система является простой, несмотря на то, что число ее компонент может быть велико.

Для описания простых систем традиционно применяются методы анализа, состоящие в последовательном расчленении системы на компоненты и построении моделей все более простых элементов. Таковым в своей основе является метод математического моделирования [Марчук Г.И., 1989], в котором модели описываются в форме уравнений, а предсказание поведения системы основывается на их решении.

Существует целый класс систем (например, человеческий организм, торговля на бирже, системы безопасности и др.), которые приближаются к такому уровню сложности, когда их наблюдаемое поведение и свойства не сводятся к простой сумме свойств отдельных компонент. При объединении компонент в систему возникают качественно новые свойства, которые не могут быть установлены посредством анализа свойств компонент [Терехов С.А., 1998]. Такие системы, в которых при вычлениии компонент могут быть потеряны принципиальные свойства, а при добавлении компонент возникают качественно новые свойства, будем называть *сложными*.

Модель сложной системы, основанная на принципах анализа, будет неустранимо неадекватной изучаемой системе, поскольку при разбиении системы на составляющие ее компоненты теряются ее качественные особенности. Возможным выходом из положения является построение модели на основе *синтеза* компонент.

Функционирование системы в рамках синтетической модели описывается чисто информационно, на основе данных экспериментов или наблюдений над реальной системой. Как правило, информационные модели проигрывают формальным математическим моделям и экспертным системам по степени "объяснимости" выдаваемых результатов, однако отсутствие ограничений на сложность моделируемых систем определяет их важную практическую значимость. Искусственные нейронные сети (ИНС) являются удобным и естественным базисом для представления информационных моделей [Горбань А.Н., Россиев Д.А., 1996].

1.2 Образование и компьютерные информационные технологии

В стандартах образования любого уровня значительное место отводится изучению динамично развивающихся компьютерных информационных технологий (КИТ) и формированию умений работать с ними. Под информационной технологией понимается "процесс, использующий совокупность средств и методов сбора, обработки и передачи данных (первичной информации) для получения информации нового качества о состоянии объекта, процесса или явления" [Обухова М.Ю., Голицына И.Н., 2001]. КИТ должны стать организатором учебного процесса, «скелетом» на котором этот процесс будет строиться. Заложенные в этой интегрированной среде психолого-педагогические возможности позволяют совершенствовать методическую подготовку будущих специалистов и дают им в руки совершенный инструмент решения профессиональных задач.

Проблема подготовки современного специалиста состоит в том, что он должен обладать умениями и профессиональной мобильностью - оперативно реагировать на постоянно возникающие изменения в практической и научной деятельности, общественной практике в целом. Это станет возможным, если учебное заведение вооружит выпускника общей интегральной (междисциплинарной) профессиональной методологией деятельности [Чебышев Н.В., Каган В.И., 2002]. Проблемные ситуации требуют от специалистов не столько знания теории, сколько владения универсальными способами работы, т.е. требуют наличия базовых способностей - владения системой универсальных способов организации собственного мышления и деятельности. Поэтому обучающимся нужны встроенные в процесс обучения системно-логические помощники - модели в качестве «мостиков», обеспечивающих плавный переход от сложного комплекса явлений как современной общественной практике в целом, так и конкретных профессиональных задач (например, в области медико-биологической проблематики) к преимущественно ассоциативному мышлению обучающихся [Кужель С.С., Кужель О.С., 2002].

Одним из путей решения этой задачи является внедрение в учебный процесс интегрированных (сквозных) программ по специальностям. Такие программы, ориентированны на конечную цель обучения – умение студентов решать профессиональные задачи. Теоретически это воплощается в подборе соответствующих курсов и их логической расстановкой [Пальцев М.А., Литвицкий П.Ф., 2002]. Но, до недавнего времени, с нашей точки зрения, подобные программы не были обеспечены «инструментарием» - ограниченным набором методов работы с информацией, которые как раз и давали бы возможность быстрой адаптации при переходе от изучения одних дисциплин к другим. К сожалению, на сегодняшний день, при разработке обучающих систем в основу, зачастую, закладываются статистические (вероятностные) модели, что делает их не особенно эффективными

при решении трудноформализуемых задач и адаптации системы к способностям и знаниям конкретного студента. Это делает проблематичной настройку системы на индивидуального пользователя [Graw, K., and Harbinson, K., 1997]. Как нам кажется, подобным «инструментом» могли бы стать искусственные нейронные сети (ИНС) ([Руанет В.В., Хетагурова А.К., Дадашев С.Я., 2000]; [Руанет В.В., Дадашев С.Я., Кудрявцев А.М., 2001]; [Руанет В.В., Хетагурова А.К., Дадашев С.Я., 2001]; [Хетагурова А.К., Слепушенко И.О., Руанет В.В., Липский Б.К., 2003]).

ИНС - это успешно развивающийся класс интеллектуальных систем, ориентированный на тиражирование опыта высококвалифицированных специалистов-экспертов в слабо формализованных областях, где качество принятия решений традиционно зависит от качества экспертизы. Например, в экономике, медицине и т.п. Одной из характерных черт нейроинформационных технологий является обучение на примерах, поэтому определим возможные области практического приложения нейросетей, начав с серии примеров, которые лучше любых описаний покажут необходимость их изучения. Военнопромышленная - беспилотные летательные аппараты, программное обеспечение которых использует искусственные нейронные сети, позволяющие автопилоту обучаться, копируя приемы пилотирования летчика. Системы безопасности, способные по психологическим и физиологическим параметрам выявлять злоумышленников. Финансовая - начиная с 90-ых годов прошлого века целый ряд крупных финансовых организаций использует нейросетевой подход при работе с ценными бумагами. Internet - существуют ряд электронных агентств новостей, использующие нейросети для рубрикации и персонализации информации (мониторинг и персонализированная рассылка новостей) [Уоссермен Ф., 1992].

Приведенные выше примеры свидетельствуют о том, что нейросетевая обработка данных постепенно становится неотъемлемой компонентой высоких технологий, определяющих жизнь современного мира. Следовательно, изучение нейросетевых технологий, связанных с процессом обработки и интерпретации информации, должно стать неотъемлемой составляющей учебного процесса подготовки специалистов всех уровней.

К сожалению, преподавание специальных дисциплин и информатики часто оторвано друг от друга. Еще одним часто встречающимся недостатком преподавания информационных технологий является то, что обучаемый получает знания, которые, вероятнее всего, не пригодятся ему в практической деятельности то, что Г.А. Атанов называет «балласт лишних знаний» [Атанов Г.А., 2001]. Кроме того, подготовка специалистов в любой сфере деятельности имеет свои профессиональные особенности, которые должны учитываться при преподавании КИТ для конкретных специальностей [Беспалько В.П., 1995]. Например, при подготовке специалистов медико-биологического профиля, существенную роль играет сама специфика медико-биологической информации. Большинство данных, в этой области знаний, имеют описательный характер, выражаются с помощью формализмов, подверженных крайней вариабельности. Данные, даже выражаемые с помощью чисел, также в большинстве случаев не могут быть хорошо упорядочены и классифицируемы, т.к. изменяются, даже в зависимости от традиций различных школ. Следует отметить, что в биологии на организменном уровне случайность связана с сущностью самого биологического объекта. Это является, по-видимому, наиболее существенной особенностью информации, получаемой в ходе медико-биологических исследований. Многофакторное воздействие на биологический объект ведет к тому, что при формализации информации от объекта мы будем иметь дело с некоторой функцией (поверхностью отклика), которая будет иметь весьма сложный профиль, далекий от линейной зависимости, в связи с чем, классические методы обработки информации не всегда дают желаемый эффект [Россиев Д.А., 1998].

Искусственные нейронные сети это технология, которая охватывает параллельные, распределенные, адаптивные системы обработки информации, способные «учиться» обрабатывать информацию, действуя в информационной среде. Ее можно рассматривать как перспективную альтернативу программируемым вычислениям. Новый подход не требует готовых алгоритмов и правил обработки – система должна «уметь» вырабатывать правила и модифицировать их в процессе решения конкретных задач обработки информации. Для многих задач, где такие алгоритмы неизвестны, или же известны, но требуют значительных затрат на

разработку программного обеспечения, например, при обработке зрительной и слуховой информации, распознавании образов, анализе данных, управлении, нейроинформационные технологии дают эффективные, легко и быстро реализуемые параллельные методы решения. Поэтому создание специализированных учебных курсов, основанных на разработках в этой области, является актуальной и своевременной задачей.

Как уже отмечалось, одной из наиболее сложных задач обучения и подготовки специалистов является задача передачи эмпирических знаний. Традиционно она решается за счет применения различных тренажерных средств. Тренажеры помогают обучаемому осмыслить теоретические знания и сформировать личные эвристики для их применения. С этих позиций тренажер становится не столько средством обучения, сколько инструментом извлечения знаний, формирования личного опыта [Машбиц Е.И., 1987].

Опыт создания и использования в учебном процессе моделирующих обучающих систем (МОС) позволил сформулировать следующие принципы их построения в профессиональной школе:

1. соответствие содержания учебного материала современному уровню развития науки и техники в предметной области учебной дисциплины;
2. прогностический характер содержания МОС;
3. учет характера экспериментальной деятельности в предметной области дисциплины и ее изменение в условиях новых информационных технологий (НИТ);
4. унификация содержания учебного материала для смежных специальностей на базе информационной среды учебной дисциплины;
5. соблюдение формы представления информации, соответствующей конкретной предметной области и современному уровню развития НИТ;
6. в основу разработки МОС должны быть положены основные принципы дидактики.

Получив в виде готовой информации знания других людей, человек смог смелее, быстрее достигать своих целей, стремиться ставить новые цели и узнавать о новых способах их достижения. То есть информация раскрывает новые возможности, пробуждает дополнительные информационные потребности. Как говорится, "чем больше знаешь, тем больше хочешь знать" [Кирилова Г.И., 2002].

В следующем разделе будут рассмотрены ключевые моменты строения, функционирования и обучения искусственных нейронных сетей.

1.3. Искусственные нейронные сети: строение, принципы работы и обучение.

Искусственной нейронной сетью называют некоторое устройство, состоящее из большого числа простых параллельно работающих процессорных элементов – нейронов, соединенных адаптивными линиями передачи информации.

Работа нейросети заключается в преобразовании входного вектора - исходные данные в выходной вектор - полученное решение [Горбань А.Н., 1990]. В настоящее время разработано несколько видов искусственных нейронных сетей. Наиболее популярными из них являются многослойный персептрон (МСП) и сеть Кохонена. На рисунке 3 представлена схема строения МСП *Входной слой* (слой 1) – группа связей, по которым ИНС получает информацию из внешнего мира задачи [Круглов В.В., Борисов В.В., 2001].

Промежуточный слой (слой 2) - группа связей, которая обеспечивает возможность моделирования не линейных функций. *Выходной слой* (слой k) – группа выходных связей, с которых снимаются выдаваемые сетью сигналы. Сеть подобной структуры может моделировать функцию практически любой степени сложности. Число слоев и число элементов в каждом слое определяется сложностью функции и подбирается эмпирически в ходе решения конкретной задачи.

На практике создание подобной структуры осуществляется программными средствами. В настоящее время существует большое количество программных продуктов эмулирующих нейросетевые алгоритмы обработки информации [Горбань А.Н., Россиев Д.А., 1996].

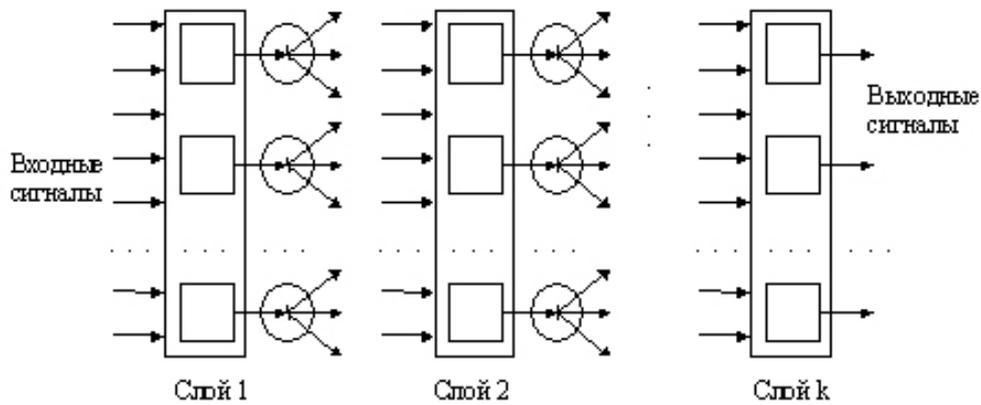


Рис. 3. Схема многослойного персептрона.

На рисунке 4 представлена схема строения самоорганизующейся карты признаков (сеть SOFM – Self-Organizing Feature Map) – сети Кохонена: а – входные элементы (предназначены только для того, чтобы распределять входные данные между выходными элементами); б – выходные (кластерные) элементы выступают в роли карты признаков пространства входных данных.

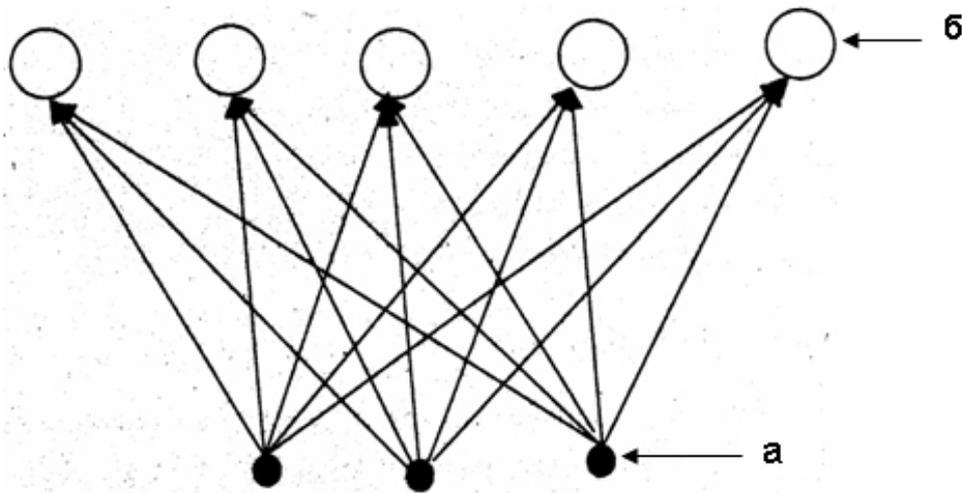


Рис. 4 Схема сети Кохонена.

Выходы подобной сети должны трансформироваться в некоторую понятную форму, обусловленную процессом обучения. Например, при использовании пакета программных продуктов "Excel Neural Package", ответ сети представляет собой топологическую карту. Карта может быть представлена в линейной (рис. 5а) или двухмерной (рис. 5б) форме, которая задается пользователем. Ячейки топологической карты обозначаются латинскими буквами. В зависимости от конфигурации карты каждая ячейка может позиционироваться одним (только буквы, рис. 5б) или двумя (буква + цифра, рис. 5а) индексами. При получении ответа от сети на карте выделяются только заполненные ячейки. Так, на рисунке 4. при конфигурации сети «4 на 4» (рис 5а) на карте отмечено 7 ячеек, хотя теоретически возможное количество равно 16.

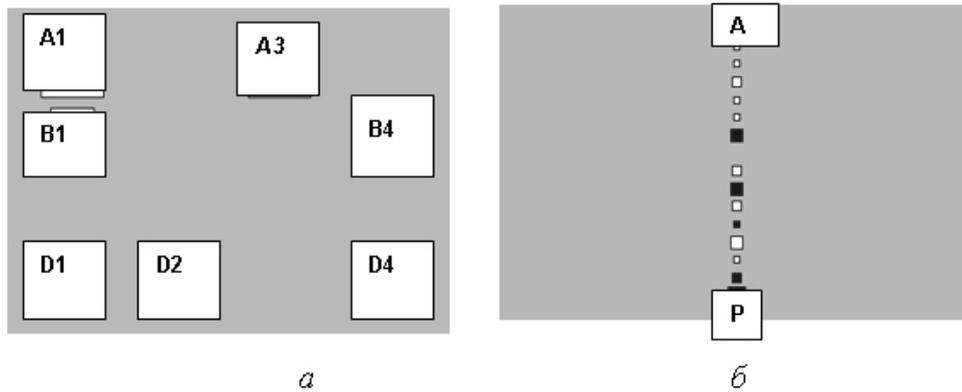


Рис. 5. Топологические карты с конфигурацией ячеек: а - «4 на 4»; б - «16 на 1».

Сеть Кохонена, обучаясь на базе данных, способна построить двумерное отображение многомерных данных с минимально возможными искажениями (рис. 5). Такие самоорганизующиеся карты сохраняют локальную топологию данных - близость на карте подразумевает и близость в исходном пространстве базы данных. Сеть Кохонена может распознавать кластеры в данных, а также устанавливать близость классов, т.е. реализует одно из свойств искусственных нейронных сетей - обобщения по подобию и одно из возможных применений таких сетей – разведочный анализ данных [Kohonen, T., 1982].

Ответственным моментом работы с ИНС является представление обучающих данных. Нейросети оперируют числовой информацией. Информация же, на основании которой нейросеть должна давать ответ, может быть самого разнообразного вида: термины, описывающие какие-либо ситуации, числа различного вида и величины, графики, двух- и трехмерные изображения и т.д. Поэтому возникает необходимость корректного представления этой информации в виде чисел, сохраняющих смысл и внутренние взаимосвязи данных, т.е. приходится прибегать к элементарной числовой кодировке.

На рисунке 6 показан механизм действия сети Кохонена при работе с базой данных.

Выбор типа сети зависит от характера поставленной задачи. При решении задач прогнозирования и классификации чаще всего используются перцептроны; при решении задач категоризации данных чаще всего применяется сеть Кохонена [Каллан Р., 2001].

Эти две интеллектуальные задачи (*классификацию* и *категоризацию* данных) следует отличать друг от друга. Термин *класс* можно определить, как совокупность предметов или понятий (образов), выделенных и сгруппированных по определенным признакам или правилам. Термин *классификация* подразумевает отнесение некоторого образа к классу, выполняемое по этим формальным правилам по совокупности признаков. *Категория* же (если отвлечься от специфического философского характера этого понятия) определяет лишь некоторые общие свойства образов и связи между ними. Задача *категоризации*, т.е. определения отношения данного образа к некоторой категории, гораздо менее определена, чем задача отношения к классу. Границы различных категорий являются нечеткими, расплывчатыми, и обычно сама категория понимается не через формальное определение, а только в сравнении с другими категориями. Границы классов, напротив, определены достаточно точно - образ относится к данному классу, если известно, что он обладает необходимым числом признаков, характерных для этого класса [Tutoria: A.I., Jain Anil K., Mohiuddin K.M., Jianchang Mao, 1996].

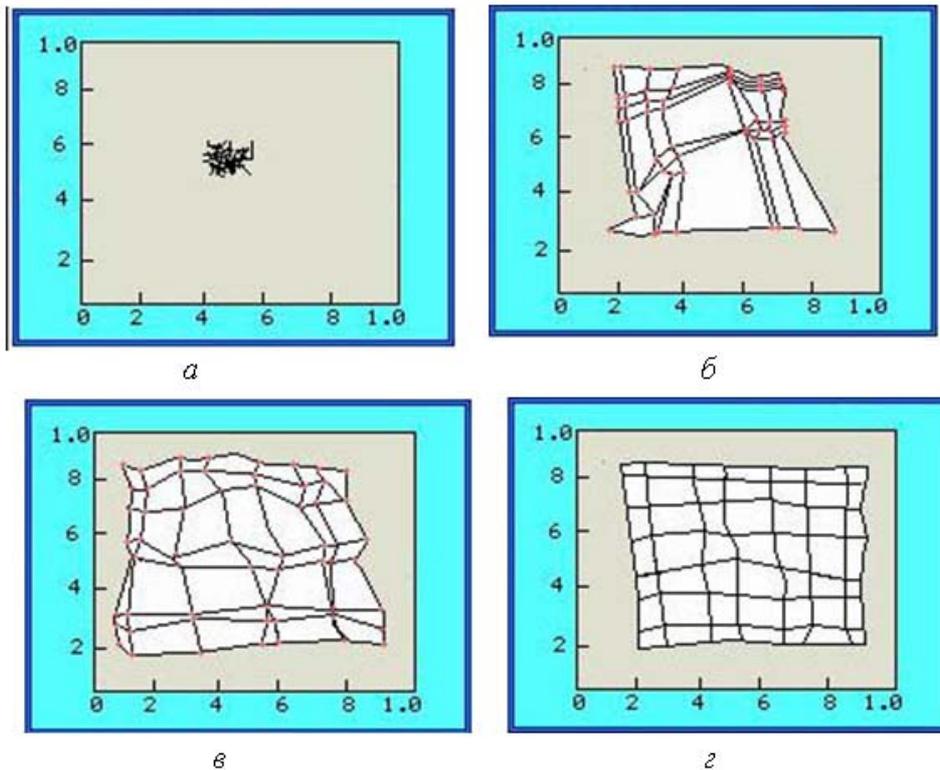


Рис. 6 Механизм действия сети Кохонена при работе с базой данных.

а) неструктурированный массив базы данных (набор любых данных, в любой исследуемой области - чрезвычайно важная особенность нейросетевых программ позволяющих решать любые вопросы классификации и категоризации); б, в, г) этапы кластерного анализа данных.

Характер обучения зависит от выбранного типа сети. Для работы с многослойным персептроном используется «обучение с учителем». При этом способе обучения готовится набор данных, представляющих собой ряд наблюдений, для которых указаны значения входных и выходных переменных (условия задачи → ответ). Сеть учится устанавливать связь между ними [Горбань А.Н., 1990]. На рисунке 7 представлена схема обучения ИНС.

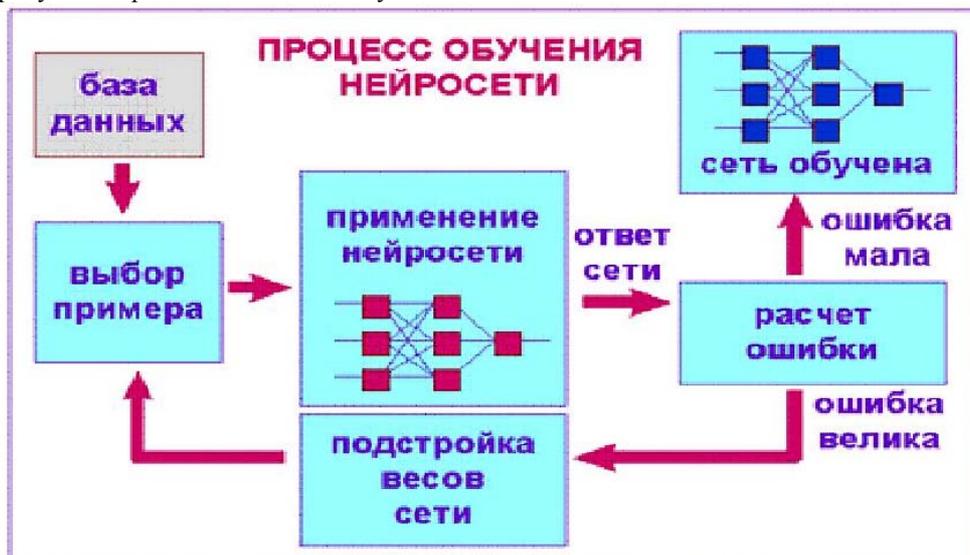


Рис. 7 Схема обучения искусственной нейронной сети.

Важным моментом работы с искусственными нейронными сетями является представление обучающих данных. Нейросети оперируют числовой информацией. Данные, на основании которых нейросеть должна давать ответ, может быть самого разнообразного вида: термины, описывающие какие-либо ситуации, числа различного вида и величины, графики, двух- и трехмерные изображения и т.д. Поэтому возникает необходимость корректного представления этой информации в виде чисел, сохраняющих смысл и внутренние взаимосвязи данных, т.е. приходится прибегать к элементарной числовой кодировке [Россиев Д.А., 1998]. Некоторые особенности кодирования информации при проведении медико-биологических исследованиях были разработаны или усовершенствованы нами в ходе научных исследований ([Руанет В.В., Дадашев С.Я., Кудрявцев А.М., 2001]; [Руанет В.В., Хетагурова А.К., Дадашев С.Я., 2001]; [Руанет В.В., Бадаева, 2002]).

Обучение сети производится следующим образом, база данных (набор обучающих пар) делится на две неравные части. Большую часть используют как обучающую, а меньшую как тестирующую базу. Обучающая база вводится в нейросеть, сеть дает ответ. Если ответы сети совпадают с экспертной оценкой – сеть обучена. Если ошибка велика, то процесс обучения повторяется до тех пор, пока не будет получен результат, удовлетворяющий пользователя.

При работе с сетью Кохонена используется «обучение без учителя». Процесс обучения, при котором на вход нейронной сети подаются данные, содержащие только значения входных переменных. Такие алгоритмы предназначены для нахождения кластеров во входных данных [Kohonen, T., 1982].

Критерием достижения цели (обучение сети) считается результат тестирования набором примеров с известными ответами, не входящими в обучающую выборку [Россиев Д.А., 1998].

Заключение

Резюмируя выше сказанное можно говорить о том, что нейроинформационные технологии выступают естественным, адекватным и эффективным средством реорганизации и модернизации научно-исследовательской и практической деятельности в различных областях, в том числе и в медико-биологических исследованиях. На наш взгляд, нейроинформационные технологии наиболее подходящая система для широкого практического применения, как в научных исследованиях, так и в образовательном процессе по следующим причинам:

1. Эффективность развертываемой в вузах и средних специальных учебных заведениях масштабной работы по созданию учебно-методических комплексов, основанных на информационных технологиях, связана с проблемой создания соответствующих баз данных. [Васильева Е.Г.]. Вообще, необходимо отметить, что современные базы данных становятся важнейшим инструментом исследователей в различных областях знаний. При работе с базами данных, как на стадии их формирования, так и в процессе работы с уже готовыми продуктами, применение ИНС бывает чрезвычайно эффективно. Либо в виде структур, наподобие, самоорганизующихся сетей Кохонена, на начальных стадиях работы, когда идет процесс кластеризации не структурированного массива первичной информации, т.к. это существенно сокращает сроки создания баз данных, дает возможность значительного сжатия объема информации. То ли когда идет работа с уже готовыми базами, и применение сетей типа Многослойного персептрона значительно облегчает процесс работы с базой, а в некоторых случаях выводит его на совершенно новый уровень осмысления материала представленного в базе. Кроме того, при высокой стоимости экспериментальных данных, например, стоимость проведения рентгеноструктурного анализа отдельного белка составляет минимум 20 тысяч долларов, невозможности получения достаточного количества данных, например, при построении моделей тяжелых производственных аварий, пожаров и т.п.; при высокой зашумленности, неполноте и противоречивости получаемой информации, нейросетевой подход может оказаться единственно эффективным [Терехов С.А., 1998].

2. Пользователю необязательно иметь навыки в программировании для формирования собственной сети и решения задач, это значительно расширяет круг пользователей.
3. При использовании нейросетевых технологий между объектом и пользователем нет промежуточных звеньев, таких как программист, в случае ИНС "первую скрипку" играет именно специалист в конкретной области знаний, что исключает ряд негативных психологических моментов, мешающих более широкому внедрению компьютерных информационных технологий. На наш взгляд, это чрезвычайно важный аспект внедрения ИНС. Все дело в том, что математический аппарат работы с информацией развивается, как правило, математиками, недостаточно знающими, например, биологический эксперимент. Их логические концепции часто оказываются малопонятными экспериментатору. В частности, В.В. Налимов отмечает в своей монографии "Теория эксперимента", что сложные, вполне современный математический аппарат, делающий подобные задачи привлекательными для математиков, часто только отпугивает экспериментаторов [Налимов В.В., 1971]. С позиции экспериментатора нередко наиболее важными и интересными оказываются те аспекты, которые с точки зрения математика кажутся неинтересными. Математики часто мало озабочены возможностью практического применения их идей и методов, а ведь именно прикладное использование тех или иных фундаментальных исследований обычно приносит наибольшую финансовую отдачу.
4. Нейросетевые технологии отличаются универсальностью, одна и та же программа обеспечивает возможность работы в разных областях знаний. Экспертные системы на базе ИНС можно легко доучивать. Важность данной особенности ИНС трудно переоценить в свете постоянно увеличивающегося объема информации в уже казалось бы, хорошо изученных областях. Все перечисленное экономит как материальные, так и психологические ресурсы [Горбань А.Н., Россиев Д.А., 1996].
5. Искусственные нейронные сети не требуют столь детальной формализации информации, как системы основанные на жесткой логике, что особенно ценно на начальных стадиях работы или в разведочном анализе, а также в учебном процессе [Круглов В.В., Борисов В.В., 2001]. У студента в силу чисто объективных причин, просто не хватает знаний для построения четкой логической схемы. Если воспользоваться терминологией Выготского Л.С., ИНС позволяют работать с учащимся в «зоне ближайшего развития», т.е. играют роль советчика и помощника с помощью которого, пользователь может выполнять задания, самостоятельно ему недоступные.

Еще одной причиной, по которой искусственные нейронные сети могут и должны шире применяться в образовательном процессе, является то, что они являются удобным инструментом для решения вопросов, связанных с противоречиями процесса обучения:

- Противоречие между объемом общественно-исторических знаний и объемом знаний, усваиваемых учеником. Стремление сблизить эти уровни является постоянным фактором изменения содержания обучения, поисков его новых принципов, методов, организации.
- Противоречие между индивидуальной познавательной деятельностью ученика, т.е. теми формами, методами, которыми он владеет, и общественно-историческим познанием, т.е. теми формами, методами, которыми он должен овладеть. Следовательно, процесс обучения должен строиться на методах, которые позволят специалисту быть адекватным информационному потоку в обозримом временном промежутке.
- Противоречие между достигнутым уровнем развития ученика и выдвигаемым ходом обучения учебной задачей, т.е. будущей специалист должен овладеть, минимальным набором универсальных методов решения различных типов учебных задач [Розина И.Н, 2003]. Следовательно, их изучение должно стать неотъемлемой составляющей учебного процесса подготовки специалистов различного профиля и уровня компетенции,

связанных с решением трудно формализуемых задач прогнозирования и классификации.

Целью настоящего исследования являлась разработка современной эффективной платформы для учебного процесса, основанной на применении нейросетевых методов обработки информации при изучении дисциплин требующих решения трудно формализуемых задач прогнозирования и классификации

В соответствии с целью исследования были поставлены следующие задачи:

- a). отобрать из всего разнообразия современных нейроинформационных программ несколько наиболее приемлемых, не только для использования в образовательном процессе, но и отвечающих требованиям, предъявляемым к современным подходам в области обработки информации;
- b). адаптировать учебный материал к выбранным программным продуктам;
- c). разработать психолого-педагогическую технологию обучения;
- d). подготовить методическую базу обучения: создать базы данных, разработать методические пособия;
- e). разработать систему оценки знаний по овладению программными продуктами и их применению в практической деятельности;
- f). создать учебные интеллектуальные системы на базе искусственных нейронных сетей для использования их в учебном процессе.

Практическая часть работы проводилась на базе кафедры "Генетики и селекции" МГУ и Медицинского колледжа (МК) РАМН. В качестве объекта исследования выступали студенты: III курса биофака МГУ, студенты II – V курсов МК РАМН и слушатели факультета повышения квалификации (ФПК) при МК РАМН, а так же группа преподавателей, принимавшая участие в проведении занятий. Работа проводится с 1998г, всего в исследовании было задействовано – 472 человек. Они были разбиты на три возрастные группы:

1. лица в возрасте от 16 до 19 лет, данная группа полностью состояла из студентов МК РАМН;
2. лица в возрасте от 19 до 25 лет, в нее вошли студенты III курса биофака МГУ;
3. лица в возрасте старше 35 лет, данная группа состояла из студентов V курса МК РАМН и слушателей ФПК.

На начальном этапе работы по адаптации нейросетевых технологий к задачам учебного процесса нами было протестировано 7 нейросетевых программ. На наш взгляд, наиболее удачными являлись - свободно распространяемые программы *NeuroPro 0.25* (Царегородцев В.Г., ИВМ СО РАН), и семейство программ *Excel Neural Package* (компания НейроОК), которое расширяет функциональные возможности широко распространенного средства работы с данными *Microsoft Excel*, предоставляя в распоряжение пользователя новейшие алгоритмы обработки данных, использующие последние достижения теории искусственных нейронных сетей (*Excel Neural Package* состоит из двух независимых компонент: 1 - **Winnet 3.0** - программа-эмулятор перцептронов; 2 - **Kohonen Map 1.0** - программа для построения самоорганизующихся карт Кохонена). В дальнейшем, именно эти два программных продукта (ПП) были использованы, в качестве инструмента, для решения поставленных задач - повышение качества и интеллектуального уровня подготавливаемых специалистов. Эти программы отличает дружелюбный интерфейс, хороший Help, логика их функционирования очень подходит для использования этих ПП в качестве учебного пособия, т.к. содержит ряд опций, позволяющих анализировать, изучаемый материал и способствующих быстрому освоению данных программ. Использование двух ПП связано с тем, что *NeuroPro 0.25* эмулирует многослойный перцептрон, а пакет *Excel Neural Package* хотя и содержит в своем составе программу, позволяющую воспроизводить перцептроны, но на наш взгляд, эта часть пакета сделана не совсем удачно, что подтвердилось в процессе обучения. Так, если при освоении *NeuroPro 0.25* обучаемым в среднем требовалось 4 – 6 учебных часов, после чего 100% студентов имели положительные оценки (от 3 до 5 баллов) за умение работы с ПП, то на освоение **Winnet 3.0** (из семейства *Excel Neural Package*) требовалось минимум 7 – 9 часов, после чего только 75% обучаемых имели положительные оценки. На рисунке 8 показана гистограмма, отражающая процент обучаемых овладевших соответствующим программным продуктом при проведении блока занятий по нейроинформатике.

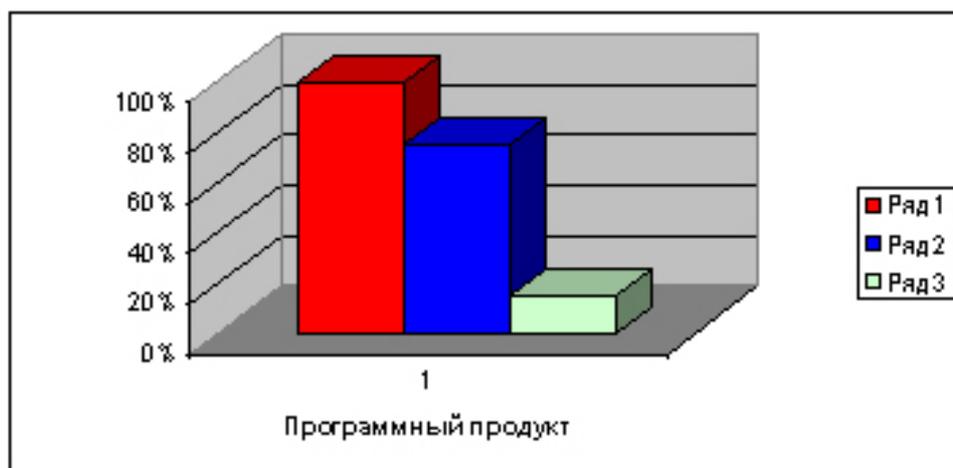


Рис 8 Процент обучаемых овладевших соответствующим программным продуктом (ряд 1 - NeuroPro 0.25; ряд 2 - Winnet 3.0; ряд – 3 - Нейронные сети, StatSoft, Inc. (1998). STATISTICA for Windows").

Кроме того, наши данные свидетельствуют о том, что при решении различных классов медико-биологических задач, связанных с проблемой классификации применение *NeuroPro 0.25* наиболее предпочтительно. Так если с помощью программы "Нейронные сети, StatSoft, Inc. (1998). STATISTICA for Windows", считающийся на сегодняшний день одной из наиболее современных (Statistica StatSoft, Inc. 2001) мы получали до 86% правильных ответов на тестирующей выборке, то при использовании *NeuroPro 0.25* этот показатель доходил до 100% [Руанет В.В., Бадаева, 2002]. Это объясняется тем, что автору удалось соединить в один комплекс два типа ИНС – многослойный персептрон и вероятностные сети. Кроме того, возможность в одном нейропроекте варьировать характер входных и выходных параметров ["количественный (непрерывный)" или "качественный (дискретный)"] значительно улучшает как процесс обучения, так и экспертные возможности сети. Наличие опций, позволяющих:

- в графическом виде проанализировать вклад каждого параметра в принимаемое сетью решение положительно влияет на процесс усвоения учебного материала;
- определять наличие конфликтных примеров (входные данные разные, выходные одинаковые) значительно облегчает процесс создание баз данных, самый трудоемкий этап работы с искусственными нейронными сетями [Горбань А.Н., Россиев Д.А., 1996].

Все перечисленное делает данный программный продукт весьма привлекательным для пользователей. Еще одним немаловажным преимуществом является то, что данные ПП являются свободно распространяемыми демонстрационными версиями и не требуют дополнительных материальных затрат при оснащении ими учебного заведения.

Необходимой составляющей процесса обучения является система оценки знаний. Проводя занятия как в МК РАМН, так и в МГУ мы убедились в необходимости разработки адекватной системы оценки практических навыков обучаемых в овладении программными продуктами. Поэтому, нами были разработаны критерии оценки знаний представленные в таблице 1. Система, на наш взгляд, позволяет не только контролировать степень овладения программными продуктами, но и понять какие разделы работы с ними недостаточно освоены конкретным студентом. Кроме того, она позволяет более дифференцировано подойти к оценке знаний, так как на каждом уровне учащемуся выставляется вся гамма оценок. Видеть прогресс в овладении методикой, если он присутствует, по переходам с уровня на уровень. Кроме того, данная система оценки позволяет учитывать индивидуальный уровень подготовки обучаемых, т.к. индивидуальный подход к каждому обучаемому относится к числу важнейших дидактических требований к организации учебного процесса ([Голицына И.Н., 2003]; [Беспалько В.П., 1995]). В частности, когда отбирался материал для формирования курсов, мы учитывали тот

факт, что для среднего медицинского персонала, согласно его должностным обязанностям вполне достаточно владеть методиками на «Техническом уровне», тогда как для студентов Биофака МГУ необходимо уметь работать на «Интеллектуальном уровне».

Таб. 1 Уровни овладения программным продуктом

Пользователь (учащийся)			
Технический уровень		Интеллектуальный уровень	
I ступень	II ступень	III ступень	IV ступень
Умеет работать только с готовым нейропроектом,	Может вносить в нейропроект технические изменения (менять количество слоев, количество нейронов в слое)	Способен внести изменения в построение задачи (пользуясь меню оценить значимость тех или иных входных параметров и на основании этой оценки внести изменения в нейропроект, пользоваться методом "консилиума").	Способен составить собственный нейропроект (формализовать информацию, полученную от преподавателя или добытую самостоятельно, составить базу данных, обучить и протестировать сеть, оценить результат).

В ходе исследования было доказано, что преподавание нейроинформатики надо начинать с вводной лекции, освещающей основные вопросы функционирования биологических нейронных сетей (БНС) - нервной системы, и только потом переходить к вопросам, связанным с искусственными нейронными сетями. Наши данные свидетельствуют, о наличии корреляции между порядком изложения материала в лекционном блоке и таким важным показателем усвоения учебного материала, как овладение соответствующей терминологией. В опытной группе этот показатель, по данным тестирования, превышал контрольную группу на 24,6% ($r = 0,8078$, $p = 0,015$). Основываясь на полученных данных, с высокой степенью уверенности можно говорить о том, что, если даже в среде слушателей, в сферу компетенции которых входят знания о принципах функционирования нервной системы (наличие данной темы в учебных программах), наличие лекции о БНС дает положительный эффект, то для слушателей, в сферу компетенции которых эти знания не входят, данный раздел (БНС) просто необходим. Данный факт был учтен при составлении учебных пособий.

В процессе освоения обучаемым любого учебного материала принято рассматривать несколько этапов. На рисунке 9 представлена модель, представляющая стадии, которые должны пройти обучающий и обучаемый в процессе освоения студентом любого учебного материала [Потеев М.А., 1998]. Рассмотрим, несколько конкретных примеров, иллюстрирующих влияние искусственных нейронных сетей на каждой из перечисленных стадий.



Рис. 9 Схема процесса работы с учебным материалом.

Количественная оценка уровня мотивации, который является определяющим для успешного обучения [Голицына И.Н., 2003], показала, что у студентов экспериментальной группы (занятия по профильным предметам проводились с применением интеллектуальных систем на базе ИНС) выше на 19.5%, чем в контрольной (занятия по профильным предметам проводились без применением ИНС). Одной из причин столь большой разницы в оценке является то, что нейросетевые технологии дают возможность преподавателю убедить обучаемого в том, что ему под силу справиться с задачами, решение, которых ему самому не по силам.

Для того, что бы убедиться в том, что именно возможности ИНС в решении профессиональных задач являются причиной высокого уровня мотивации в освоении предмета, нами был проведен эксперимент, схема проведения которого заключалась в следующем:

1. обучаемым предлагается решить задачу в той области знаний, на которую не распространяется сфера их компетенции;
2. обучаемым предлагается решить ту же задачу, используя обученную интеллектуальную систему (ИС) на базе ИНС.

Проиллюстрируем ее на примере занятий со студентами III курса биологического факультета МГУ

I этап.

Группе студентов из 20 человек (две бригады по 10 человек – I и II) был прочитан блок лекций по теории ИНС, после чего было предложено ответить на следующие вопросы:

1. Как вы оцениваете (по пятибалльной системе) свою заинтересованность проблемой ИНС?
2. Пригодятся ли Вам ИНС в профессиональной деятельности?

II этап.

При проведении блока практических занятий, в I бригаде он начался с решения профессиональной задачи (определение видовой принадлежности хромосом с помощью ИС). Во второй (II), в начале, было предложено решить проблемно-ситуационную задачу, связанную с диагностикой боли в груди с помощью ИС, т.е. разрешить проблемную ситуацию, не входящую в сферу их профессиональной компетенции (Сборник проблемно-ситуационных задач по скорой медицинской помощи. Москва, Медиум, 1994) и только после этого перейти к решению профессиональной задачи (определение видовой принадлежности хромосом с помощью ИС). После проведения блока занятий студентам обеих бригад было предложено опять ответить на те же вопросы (1 - Как вы оцениваете (по пятибалльной системе) свою заинтересованность проблемой ИНС? 2 - Пригодятся ли Вам ИНС в профессиональной деятельности?). Данные, полученные в ходе проведения эксперимента представлены в таблице 2

Таб. 2 Оценка заинтересованности обучаемых проблемой ИНС

I этап			
		I бригада	II бригада
№ вопроса			
1	5 или 4	82,8%	78,0%
	3 или 2	17,2%	22,0%
2		68,0%	66,5%
II этап			
		I бригада	II бригада
1	5 или 4	89,7%	94,6%
	3 или 2	10,3%	5,4%
2		84,5%	96,0%

Оценивая результаты представленные в таблице можно сделать следующие заключения:

1. После первого этапа разница в оценках при ответе на оба поставленных вопроса у студентов I и II бригад приблизительно одинаковая (статистический анализ не подтверждает достоверность разницы, в 2 – 5%, которая получается при сравнении данных, полученных после проведения первого этапа эксперимента и представленных в таблице 2).
2. На втором этапе картина предпочтений меняется. Результаты представленные в таблице 2 позволяют говорить о том, что психолого-педагогический подход, использованный при работе со второй бригадой, является более удачным. Демонстрация обучаемым возможностей ИС при решении ими самостоятельно задач не входящих в сферу профессиональной компетенции, повышает интерес к проблеме ИНС, наилучшим образом, доказывая их возможности.

На стадиях повторение и понимания были получены следующие результаты: 24,5% (разность в количественных оценках между опытной и контрольной группами) и 23,0% соответственно. Такой высокий процент, на наш взгляд, объясняется тем, что использование ИНС, в качестве инструмента обработки информации, связано с процессом ее кодирования, что требует от обучаемого не только знаний общих закономерностей, но и тщательной проработки деталей, это положительно влияет на процессы усвоения учебного материала. Даже, если обучаемый работает с готовым нейропроектом, работа с электронной таблицей, способствует повторению изучаемого материала. Вообще, количественные оценки колебались от 15% (организация) до 24,5% (повторение). Достоверность количественных оценок составила 95,75% при 95% общепринятом уровне достоверности в педагогических исследованиях [Голицына И.Н., 2003].

Для того чтобы убедиться в успешности прохождения стадии повторения и понимания, при любой форме организации учебного процесса предполагается следующий этап - контроль и оценка. Оценка применения ИНС на этой стадии была получена в результате опроса преподавательского состава, принимавшего участие в

проведении занятий. Им было предложено оценить, по пяти бальной системе, использование ИНС, в качестве метода оценки контроля знаний учащихся, по сравнению с традиционными методами (тестирование, опрос и др.). Средний балл составил 4,1. Достаточно высокая оценка, связана с тем, что нейросетевые технологии дают прекрасную возможность для создания тестирующих моделей, они могут быть использованы как тренажеры, т.е. у преподавателя появляются возможности более полной и детальной проверки знаний обучаемого, и, что не менее, а может быть и более важно, у обучаемого появляются возможности для более продуктивной самостоятельной работы и самопроверки знаний.

Еще одна интересная, на наш взгляд, цифра - 65% опрошенных хотели бы, в процессе занятий получать бы более сложные задания, т.е. у обучаемых есть тяга к выходу на «интеллектуальный уровень» овладения программным продуктом (таб. 1). Полученный результат заставил нас провести ряд экспериментов по выяснению влияния использования интеллектуальных систем на базе ИНС на желание обучаемых анализировать и интерпретировать полученные данные, т.е. заниматься исследовательской работой, что на современном этапе развития общества становится необходимой составляющей профессиональной деятельности даже для специалистов среднего звена [Кирилова Г.И., 2001]. Полученная величина, в среднем, составила - 31, 3% (разность между опытной и контрольной группами), разброс по возрастным группам: I – 36%; II – 32%; III – 26%. Столь впечатляющие различия связаны с тем, что ПП *Kohonen Map 1.0* очень прост в освоении и работа с ним больше напоминает игру. Логика программы позволяет анализировать имеющийся материал практически в автоматическом режиме, что создает у пользователя иллюзию о простоте процесса анализа и вызывает у него желание проявить свои способности в сфере, которую он считал для себя недоступной. Недаром наибольший процент разности наблюдается у первой возрастной группы, которая, в силу своих возрастных особенностей, наиболее восприимчива к игровым ситуациям.

Полученные данные позволяют утверждать, что применение нейросетевых технологий в учебном процессе положительно влияют на процесс усвоения учебного материала. На рисунке 10 представлена расширенная схема процесса работы с учебным материалом.



Рис. 10 Схема процесса работы с учебным материалом при использовании нейросетевых технологий.

Студентов III курса МК РАМН, после проведения занятий по терапии, микробиологии и химии с использованием нейросетевых технологий при решении ситуационных задач, попросили ответить на вопрос: "Как легче решить

предложенную задачу с применением ИНС или без?" и получили интересные, на наш взгляд, результаты.

Чем более формализован предмет, тем выше процент респондентов, которые считают, что без помощи ИНС легче решить поставленную задачу (терапия - 7%, микробиология - 12%, химия - 34% опрошенных). Кроме того, наблюдается зависимость между самооценкой знаний по предмету и желанием воспользоваться ИНС для его решения. Из 100% респондентов, ответивших, что без ИНС легче решить химическую задачу, все считают, что знают химию на 4 и 5. Все, ответившие, что задачу по химии проще решить, применяя ИНС, оценивают свои знания по предмету не выше, чем, на удовлетворительно ($r = 0,8780$, $p = 0,012$). С другой стороны при проведении занятий по терапии, менее формализованному предмету, чем химия, не было выявлено такой зависимости. Самооценки колебались от удовлетворительно до отлично, но ни какой корреляции с желанием использовать или не использовать сеть не отмечалось ($r = 0,9111$, $p = 0,089$).

В таблице 3 представлены результаты анкетирования, полученные после проведения блока занятий по нейроинформатике.

Таб. 3 Сводная таблица результатов анкетирования после проведения блока занятий по нейроинформатике

Возрастная группа	К-во опрошенных	Заинтересовала ли Вас проблема ИНС? (оценка по 5 бальной системе)		Хотели бы Вы глубже изучить тему?			Как легче решить задачу?		Могут ли ИНС пригодиться Вам в работе?		
		Вопрос 1		Вопрос 2			Вопрос 3		Вопрос 4		
		5 или 4	3 или 2	Да	Нет	Не знаю	с ИНС	без ИНС	Да	Нет	Не знаю
I - 16-19	312	279	33	234	26	52	277	35	249	9	54
II - 19-25	100	81	19	82	14	4	80	20	91	0	9
III - > 35	60	41	19	35	17	8	56	4	25	33	2

Для I группы:

- 1-й вопрос - 5- 89,48%; 3 – 10,58%;
- 2-ой вопрос - Да – 75%, Нет – 8,33%, Не знаю – 16,66%;
- 3-й вопрос - с ИНС 88,78%, без ИНС – 11,22%;
- 4-й вопрос - Да – 79,81%, Нет – 2,88%, Не знаю – 17,95%

Для II группы:

- 1-й вопрос - 5- 81,0%; 3 – 19,0%;
- 2-ой вопрос - Да – 82%, Нет – 14%, Не знаю – 4%;
- 3-й вопрос - с ИНС 80%, без ИНС – 20%;
- 4-й вопрос - Да – 91%, Нет – 0%, Не знаю – 9%

Для III группы:

- 1-й вопрос - 5- 68,33%; 3 – 31,67%;
- 2-ой вопрос - Да – 58,33%, Нет – 28,3%, Не знаю – 13,33%;
- 3-й вопрос - с ИНС 93,33%, без ИНС – 6,66%;
- 4-й вопрос - Да – 41,67%, Нет – 55%, Не знаю – 3,33%

Анализируя данные представленные в таблице можно резюмировать следующее:

1. степень интереса к проблеме ИНС достаточно высока, при ответе на первый вопрос 79% респондентов оценили свою степень интереса по пяти бальной системе оценкой – 4 или 5;
2. при ответе на второй вопрос, в среднем, 72% респондентов изъявили желание глубже изучить тему;
3. при ответе на третий вопрос, в среднем, 87% респондентов считают, что легче решить задачу с использованием нейросетевых технологий.
4. при ответе на четвертый вопрос, в среднем, 71% респондентов считают, что нейросетевые технологии пригодятся им в работе.

Интересны, на наш взгляд, различия между возрастными группами. Наиболее «скептическое» отношение к проблеме в третьей группе. Это связано с возрастным характером ее участников - 56% группы старше 40 лет со стажем работы

превышающим 20. Согласно данным опросов они уверены, что доработают до пенсионного возраста с имеющимся багажом знаний.

Данные, полученные при опросе второй возрастной группы, кажутся нам, наиболее сбалансированными, учитывая ее возрастной состав и образовательный уровень.

В ходе проведенного исследования разработаны психолого-педагогические подходы к преподаванию нейроинформатики, как специальной дисциплины тесно связанной с преподаванием профильных предметов; подготовлена методическая база обучения (рабочие программы, методические разработки для проведения занятий; базы данных; учебные интеллектуальные системы на базе искусственных нейронных сетей для использования их в учебном процессе). Данные исследования были обобщены и изданы в виде трех учебно-методических пособий: «Нейросетевые технологии в хромосомном и геномном анализе - искусственные нейронные сети», «Информационные технологии в медицине - введение в медицинскую нейроинформатику», «Теория и техника лабораторных работ».

Внедрение нейросетевых технологий в процесс обработки и интерпретации информации, полученной в ходе медико-биологических исследований, сделает доступным, для специалистов средней технической подготовленности (уровня компетенции), принятие решений по результатам таких сложных аналитических методов как: анализ электрофоретических спектров белков, методы молекулярного маркирования генома, цитогенетический анализ, а так же будет способствовать повышению статуса специалистов со средним специальным образованием, в частности, среднего медицинского персонала, в качестве лиц принимающих решения.

Оценивая полученные результаты можно сделать вывод о том, что нейросетевые технологии являются необходимым инструментом для создания эффективной модели современного учебного процесса основанного на применении современных методов работы с информацией.

Литература

[Атанов Г.А., Локтюшин В.В., 2000] Атанов Г.А., Локтюшин В.В. Фреймовая организация знаний в интеллектуальной обучающей системе // Educational Technology & Society 4(1) 2000, pp. 137-149.

[Атанов Г.А., 2001] Атанов Г.А. Деятельностный подход в обучении // Educational Technologies & Society, 2001, 4(4), pp. 48-55.

[Беспалько В.П., 1995] Беспалько В.П. Педагогика и прогрессивные технологии обучения. - М: 1995, Изд. института проф. обр. России, 336 с.

[Васильева Е.Г.] Васильева Е.Г. Учебно-методический комплекс нового поколения: требования к созданию электронных баз данных. www.tari.antat.ru.

[Винер Н., 1968] Винер Н. Кибернетика, или Управление и связь в животном и машине., М, 1968.

[Голицына И.Н., 2003] Голицына И.Н. Эффективное управление учебной деятельностью с помощью компьютерных информационных технологий.. - // Educational Technology & Society 6(2) 2003, pp. 77-83.

[Горбань А.Н., 1990] Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. М.: СП ПараГраф. 1990.

[Горбань А.Н., Россиев Д.А., 1996] Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск.: "Наука", 1996. 276 с..

[Иванов А.И., 2000] Иванов А.И. Биометрическая идентификация личности по динамике подсознательных движений. Пенза, 2000 г. Из-во ПГУ.

[Каллан Р., 2001] Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей М. 2001, 287 с.

[Кирилова Г.И., 2002] Кирилова Г.И. Приоритетность информатизации образования стабилизирует будущее информационного общества - // Educational Technology & Society 5(4) 2002, pp. 222-232.

[Кирилова Г.И., 2001] Кирилова Г.И. Динамизация содержания информационно-компьютерной подготовки в средней профессиональной школе (специалиста среднего звена) Educational Technology & Society 4(4) 2001, pp. 56-62.

- [Козырев О.А., Богачев Р.С., Круглов В.В., 2000] Козырев О.А., Богачев Р.С., Круглов В.В. Применение ИНС для прогнозирования аритмий при синдроме ранней реполяризации желудочков". Шестой всероссийский съезд сердечно-сосудистых хирургов. Москва 2000, 295 с.
- [Круглов В.В., Борисов В.В., 2001] Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети М., Горячая линия - Телеком 2001.
- [Кужель С.С., Кужель О.С., 2002] Кужель С.С., Кужель О.С. Информационные технологии - средство развития системного творческого мышления // Educational Technology & Society 5(1) 2002 pp. 264-275.
- [Кужель С.С., Кужель О.С., 2001] Кужель С.С., Кужель О.С. Информационная технология как единая база практикумов, тренажеров, систем управления. 2-я Всероссийская конференция "Электронные учебники и электронные библиотеки в открытом образовании", Тезисы докладов, 29 ноября 2001 г., Москва, Международная академия открытого образования, МЭСИ, с. 272-277.
- [Марчук Г.И., 1989] Марчук Г.И. Методы вычислительной математики. 3-е изд., М.:Наука,1989.
- [Машбиц Е.И., 1987] Машбиц Е.И. Психолого-педагогические проблемы компьютеризации обучения – М., «Педагогика», 1988г.–191с.
- [Петрусинский В.В., 1987] Петрусинский В.В. Автоматизированные системы интенсивного обучения. – М., «Высшая школа», 1987, 192с.
- [Мексон М.Х., Альберт М., Хедоури Ф., 1995] Мексон М.Х., Альберт М., Хедоури Ф. Основы менеджмента М., Дело, 1995, с. 258.
- [Налимов В.В., 1971] Налимов В.В. "Теория эксперимента" "Наука" 1971.
- [Обухова М.Ю., Голицына И.Н., 2001] Обухова М.Ю., Голицына И.Н. Учебно-методический комплекс по информатике: опыт разработки и использования - // Educational Technology & Society 4(4) 2001 pp. 205-209.
- [Пальцев М.А., Литвицкий П.Ф., 2002] Пальцев М.А., Литвицкий П.Ф. Мотивы модернизации высшего образования и создания системы управления качеством образовательного процесса. Материалы научно-методической конференции «Научная организация образовательного процесса. Повышение качества профессиональной подготовки специалиста» Москва, июнь 2002, с. 5-13.
- [Петрушин В.А., 1992] Петрушин В.А. Экспертно-обучающие системы. Киев: Наукова думка, 1992.
- [Попов В.И., Карпов В.Н., Ушаков И.Б., и др., 2000] Попов В.И., Карпов В.Н., Ушаков И.Б., и др. Многофакторное планирование и анализ в медико-биологических исследованиях. Воронеж 2000.
- [Поспелов Г.С., 1988] Поспелов Г.С. Искусственный интеллект - основа новой информационной технологии. М.: Наука, 1988.
- [Потеев М.А., 1998] Потеев М.А. Что может и чего не может обеспечить дистанционное обучение? // Мир Internet, 1998, №7-8, с.116-117.
- [Розина И.Н., 2003] Розина И.Н. Учебная компьютерно-опосредованная коммуникация: теория, практика и перспективы развития (Educational Technology & Society 6(2) 2003 pp. 160-175.
- [Россиев Д.А., 1998] Россиев Д.А. Медицинская нейроинформатика. В книге Нейроинформатика – Новосибирск «Наука» сибирское предприятие РАН 1998.
- [Руанет В.В., Бадаева, 2002] Е.Д. Руанет В.В., Бадаева Е.Д. Возможность установления видовой принадлежности Aegilops на основании анализа D-геномов с помощью искусственных нейронных сетей ГЕНЕТИКА, 2002, том 38, №11, с. 1339-1342.
- [Руанет В.В., Дадашев С.Я., Кудрявцев А.М., 2001] Руанет В.В., Дадашев С.Я., Кудрявцев А.М. Использование искусственных нейронных сетей при автоматизации анализа и генетической расшифровке электрофоретических спектров глиаина твердой пшеницы. ГЕНЕТИКА, 2001, том 37, №10, с. 1435-1437.
- [Руанет В.В., Хетагурова А.К., Дадашев С.Я., 2000] Руанет В.В., Хетагурова А.К., Дадашев С.Я. Искусственные нейронные сети как средство обучения. Специалист. 2000, №11, с. 23-24.
- [Руанет В.В., Хетагурова А.К., Дадашев С.Я., 2001] Руанет В.В., Хетагурова А.К., Дадашев С.Я. Результаты внедрения технологии искусственных нейронных сетей в процесс подготовки среднего медицинского персонала Специалист. 2001, №10 с. 26-28.

- [**Рыбина Г.В., 2000**] Рыбина Г.В. Проектирование систем, основанных на знаниях МИФИ Москва 2000, 98 с.
- [**Терехов С.А., 1998**] Терехов С.А. Нейросетевые информационные модели сложных инженерных систем. В книге Нейроинформатика – Новосибирск «Наука» сибирское предприятие РАН 1998 с. 98 – 137.
- [**Тимофеев-Ресовский Н.В., 1984**] Тимофеев-Ресовский Н.В. Генетика, эволюция и теоретическая биология. Кибернетика живого: Биология и информация М. "Наука" 1984, 143 с.
- Сборник проблемно-ситуационных задач по скорой медицинской помощи. Москва, Медиум, 1994.
- [**Уоссермен Ф., 1992**] Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика М. Мир, 1992
- [**Фролов Ю.В., 2000**] Фролов Ю.В. Интеллектуальные системы и управленческие решения М.. 2000, 293 с.
- [**Хетагурова А.К., Слепушенко И.О., Руанет В.В., Липский Б.К., 2003**] Хетагурова А.К., Слепушенко И.О., Руанет В.В., Липский Б.К. Применение нейроинформационных технологий в паллиативной медицине // Сестринское дело, 2003, №6, с. 7-9.
- [**Чебышев Н.В., Каган В.И., 2002**] Чебышев Н.В., Каган В.И. Что такое фундаментализация профессионального образования? Материалы научно-методической конференции «Научная организация образовательного процесса. Повышение качества профессиональной подготовки специалиста» Москва, июнь 2002, с. 112 - 114.
- [**Широков. Ф.В., 1995**] Широков. Ф.В. Введение в нейрокомпьютинг. ИНФРА-М. Электронное издание. 1995.
- [**Шноль С.Э., 1984**] Шноль С.Э. О динамике новых истин в науке о жизни Кибернетика живого: Биология и информация М. "Наука" 1984, 143с.
- [**Эдоус М., Стенсфилд Р., 1997**] Эдоус М., Стенсфилд Р. Методы принятия решений. М.: Аудит, ЮНИТИ 1997.
- [**Graw, K., and Harbinson, K., 1997**] Graw, K., and Harbinson, K. User-Centered Requirements: The Scenario-Based Engineering Process. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc. 1997. 380 pp.
- [**Kohonen, T., 1982**] Kohonen, T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological Cybernetics, 1982, 43, p. 59-69.
- Statistica StatSoft, Inc. (2001). Электронный учебник по статистике. Москва, StatSoft. WEB: <http://www.statsoft.ru/home/textbook/default.htm>.
- [**Tutoria: A.I., Jain Anil K., Mohiuddin K.M., Jianchang Mao, 1996**] Tutoria: A.I., Jain Anil K., Mohiuddin K.M., Jianchang Mao Leading to Artificial Neural Networks, // Computer, Vol.29, No.3, March 1996, pp. 31-44.