

УДК 379.166.5:378

С. Г. ДЖУРА (канд. техн. наук, доц.)  
Донецкий национальный технический университет

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ ДИСТАНЦИОННОЙ СИСТЕМЫ ОБУЧЕНИЯ СТУДЕНТОВ-ЭНЕРГЕТИКОВ

*В статье проанализированы возможности использования нейронных сетей для создания открытых тестов для дистанционного обучения студентов-энергетиков. Описано экспериментальное исследование по внедрению нейронных сетей в такой курс.*

**Ключевые слова:** дистанционное образование, открытые тесты, нейронные сети.

**Постановка проблемы в общем виде. Связь с научными и практическими заданиями.** В последние десятилетия дистанционное обучение получило широкое распространение, и его популярность неуклонно возрастает в связи с тем, что оно позволяет получить образование всем категориям населения – от людей с ограниченными возможностями до специалистов, желающих получить второе высшее образование. Помимо этого, дистанционное обучение (ДО) помогает решить многие задачи, поставленные государством перед системой образования Украины, а именно: обеспечить реализацию принципа «образование в течение всей жизни», расширить возможности инклюзивного образования, решить задачу переподготовки кадров и т.д.

Однако дистанционное обучение, как и любая другая форма обучения, имеет ряд проблем, требующих своего решения, среди которых недостаточный непосредственный контакт преподавателя со студентами имеет наиболее важное значение в аспекте исследуемой проблемы. Существующим дистанционным системам обучения недостает возможности тестирования, приближенного к традиционному экзамену, когда ответ проверяет преподаватель.

**Анализ последних исследований и публикаций. Выделение нерешенных вопросов.** Вопросы дистанционного обучения с использованием искусственного интеллекта исследуются многими учеными, среди которых В.Ю.Быков, Е. С. Полат, Е. В. Рыбалко, П. В. Стефаненко, О.М.Спирин, Л. Л. Товажнянский, А. В. Хуторской, В. И. Чурсинов и многие другие. Однако проблема использования нейронных сетей пока реализована не в полной мере. Возможность реализации открытых вопросов с их использованием, да сам процесс обучения машины представляет профессиональный интерес педагогов. Таким образом, этот вопрос в образовательной практике до настоящего времени остается мало изученным.

В технологиях дистанционного обучения именно тестирование исследовано наиболее полно и четко. Однако в отечественной педагогической науке качественный инструментарий для проведения тестирования не достаточно разработан.

Нынешние тесты похожи на лотерею, в которой всегда есть правильный ответ, и есть возможность его просто угадать. Такого недостатка лишены открытые вопросы. Открытые вопросы представляют собой серии из 3–5 вопросов открытого характера (т.е. позволяющих студенту относительно свободно сформулировать ответ), охватывающих содержание темы. Они чаще используются там, где студент должен продемонстрировать понимание содержания (второй и последующие уровни усвоения).

Обязательно должны быть представлены критерии оценки ответов (на открытые вопросы), например:

- Объем – минимум три полных предложения.
- Своевременность представления.
- Полнота ответа.
- Ответ должен сопровождаться примерами (минимум 1 пример).

Проблему создания тестов нового поколения можно решить с помощью внедрения искусственного интеллекта, который направлен на то, чтобы решать задачи, которые хорошо решает человек и плохо – компьютер. Сделать, чтобы это хорошо делал и компьютер – наша

задача. Целью исследования является разработка *нейросетевой системы* управления оценкой открытыми вопросами.

Задачи исследования:

1. Провести анализ существующих программ с подобными возможностями.
2. Выбрать и аргументировать применение нужного нейронного метода для ДО.
3. Разработать нейросетевой алгоритм для открытых вопросов.
4. Внедрить найденный механизм в существующую систему ДО для обучения студентов-энергетиков.

**Цель статьи** – описать возможности использования нейронных сетей в педагогическом процессе и представить результаты экспериментального исследования по внедрению ее в процесс дистанционного обучения студентов-энергетиков.

В настоящее время используется довольно много вариантов тестов. Все их можно разбить на несколько групп.

*Первая группа* – тесты с выбираемыми ответами, разновидности которых:

- Тесты опознания. Это задания, требующие альтернативного ответа: «согласен» или «не согласен», «да» или «нет» и т.п.
- Тесты различения. Содержат варианты ответов, из которых надо выбрать один или несколько.
- Тесты соотнесения. В них предлагается найти общее или отличное в объектах, соотнося их по свойствам, параметрам, классам и т.д.
- Тесты-задачи. Дается условие задачи, нужные данные и варианты ответов в цифровой или буквенной форме. Студенту нужно выбрать правильный вариант. Задача также может быть сформулирована таким образом, что студенту нужно выбрать правильную последовательность действий и операций или определить зависимость каких-то факторов.

Тестовые задания могут быть представлены в различных формах – словесной, графической, табличной, символической и т.д.

Все эти тесты рассчитаны на проверку знаний-представлений и, отчасти, понимания материала (т.е. соответствуют I уровню усвоения). Такие тесты в наибольшей степени подходят для текущего контроля, а также для самоконтроля.

*Вторая группа* тестов не содержит эталонов (вариантов ответов).

Такие тесты используются для проверки понимания материала, а также некоторых умений, т.е. соответствуют II и, частично, III уровням усвоения. Их разновидности:

- Тесты-подстановки. В таких заданиях, представляемых также в разнообразных формах, пропущены некоторые составляющие – слова, элементы схем, графиков и т.д. Студент должен заполнить пропуски.
- Конструктивные тесты не содержат подсказок и вариантов ответов. Они требуют от студента самостоятельного конструирования ответа: написания формулы, формулировки свойств, операционной последовательности, выполнения схемы и т.д. Эти тесты, в свою очередь, тоже делятся на два подвида:
  - Тесты-задачи. Отличие от подобной разновидности первой группы в том, что в нем не предлагаются варианты ответов. Общее же у них то, что ответ однозначен, т.е. существует эталон, и оценка зависит от степени соответствия этому эталону. В этом, кстати, отличие тестов любого рода от обычных заданий, о которых говорилось выше.

- Тесты-процессы. Они предназначаются для проверки подготовленности студентов к разработке содержания и последовательности различных процессов.

Нейронные сети (НС) способны существенно повысить эффективность процесса дистанционного обучения, они могут обобщать переданные знания (обучение на примерах) на новые, не встречавшиеся ранее в предметной области [1]. НС стабильны и не зависят от настроения, и поэтому объективны. И главное, НС способны извлекать и применять знания, которые не известны тем, кто ее обучает, и поэтому вполне может обойти своего создателя [2]. Так же важно, что НС позволяет понимать подтекст ответа (или вопроса).

Существует достаточно большое количество инструментальных средств НС [3]. К бесплатным ресурсам относятся:

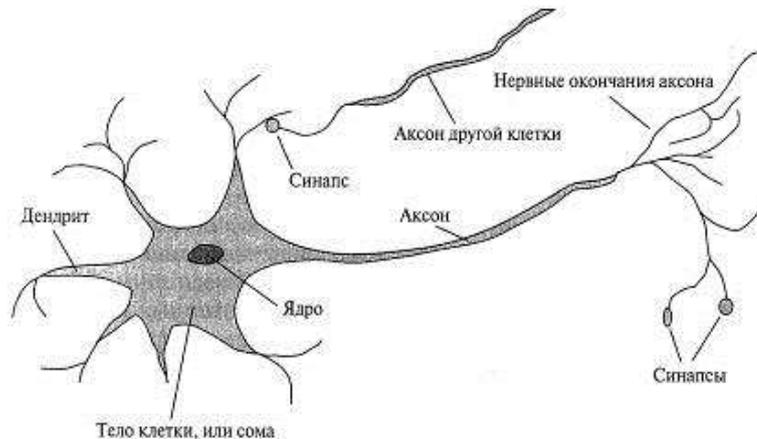
1. Basis-of-AI-backprop.
2. FuzzyCOPE.
3. Mactivation.
4. NeurDS.
5. NeuroSolutions.
6. PDP
7. Rochester Connectionist Simulator
8. SNNS.
9. The Brain.
10. Xerion.

Среди платных ресурсов:

1. BrainMaker
2. BrainMaker Professional 5.1
3. Genetic Training Option (GTO) for Brain Maker Professional
4. MATLAB Neural Network Toolbox 3.0
5. NeuroShell2/NeuroWindows
6. NeuralWorks Professional II Plus (from NeuralWare)
7. NnetLib 'C'.
8. Propagator.

Проанализировав их возможности, автор пришел к выводу, что для целей исследования удобнее всего использовать пакет NeuroSolutions (который стал уже платным) и использование методологии и инструментария [4].

Нейронные сети выделены из всего состава искусственного интеллекта и отражены в фундаментальных работах по этому направлению [5; 6; 7].



Моделирование мышления человека осуществляется в частности, нейронными сетями. Модель биологического нейрона человеческого мозга представлена на рис. 1.

Рис. 1. Части нервной клетки или нейрона.

Каждый нейрон состоит из тела клетки (или сомы), которое содержит ядро клетки. От тела клетки ответвляется множество коротких волокон, называемых дендритами, и одно длинное волокно, называемое аксоном. Аксон растягивается на большое расстояние, намного превышающее то, что показано в масштабе этого рисунка. Обычно аксоны имеют длину 1 см (что превышает в 100 раз диаметр тела клетки), но могут достигать 1 метра. Нейрон создает соединения с другими нейронами, количество которых может составлять от 10 до 100 000 в точках сопряжения, называемых синапсами. Сигналы распространяются от одного нейрона к другому с помощью сложной электрохимической реакции. Эти сигналы управляют активностью мозга в течение короткого интервала, а также становятся причиной долговременных изменений состояния самих нейронов и их соединений. Считается что (эти механизмы служат в мозгу основой для обучения). Обработка информации главным образом происходит в коре головного мозга, которая представляет собой самый внешний слой нейронов мозга. По-видимому, основной структурной единицей является столбец ткани, имеющий диаметр около 0,5 мм и протяженность на всю глубину коры, толщина которой в человеческом мозгу составляет около 4 мм. Каждый столбец содержит примерно 20 000 нейронов [5].

Тем не менее, работы в области неврологии позволяют сделать поистине удивительное заключение о том, что совместная работа простых клеток может приводить к появлению мышления, действия и сознания или, другими словами, что мозг порождает разум [4]. После этого открытия единственной реально существующей альтернативной теорией остается мистицизм, приверженцы которого провозглашают, что существует некое мистическое пространство, находящееся за пределами физического опыта, в котором функционирует разум.

Мозг и цифровой компьютер выполняют совершенно разные задачи и имеют различные свойства. В табл. 1. показано, что в мозге человека имеется в 1000 раз больше нейронов, чем логических элементов в процессоре типичного компьютера высокого класса. В соответствии с законом Мура (плотность транзисторов в расчете на единицу площади удваивается через каждые 1-1,5 года) может быть сделан прогноз, что количество логических элементов в процессоре станет равным количеству нейронов в мозгу примерно к 2020 году. Безусловно, эти прогнозы мало о чем говорят, кроме того, это различие в отношении количества элементов является незначительным по сравнению с различием в скорости переключения и степени распараллеливания. Микросхемы компьютера способны выполнить отдельную команду меньше чем за наносекунду, тогда как нейроны действуют в миллионы раз медленнее. Но мозг сторицей восполняет этот свой недостаток, поскольку все его нейроны и синапсы действуют одновременно, тогда как большинство современных компьютеров имеет только один процессор или небольшое количество процессоров. Таким образом, даже несмотря на то, что компьютер обладает преимуществом более чем в миллион раз в физической скорости переключения, оказывается, что мозг по сравнению с ним выполняет все свои действия примерно в 100 000 раз быстрее. Хорошо это или плохо, но ситуация меняется в пользу компьютера. Приговор ли это человечеству или наоборот, покажет будущее и это отдельный разговор, которого касаются практически все самые известные исследователи, например [7]. Решения нет, все зависит от самого совокупного решения человечества.

Табл. 1.

Сравнение физических вычислительных ресурсов, имеющихся в компьютере и в мозге.

	компьютер	человеческий мозг
Вычислительные модули	Один центральный процессор, 10 <sup>8</sup> логических элементов	10 <sup>11</sup> нейронов
Модули памяти	Оперативная память на 10 <sup>10</sup> битов	10 <sup>11</sup> нейронов
Диск емкостью	10 <sup>11</sup> битов	10 <sup>14</sup> синапсов
Продолжительность цикла обработки	10 <sup>-9</sup> секунды	10 <sup>-3</sup> секунды
Пропускная способность	10 <sup>10</sup> бит/с	10 <sup>14</sup> бит/с

Количество обновлений памяти в секунду	$10^9$	$10^{14}$
--	--------	-----------

Показатели компьютера продолжают расти, а показатели мозга за последние 10 000 лет не изменились.

Схема формального нейрона представлена на рис.2.

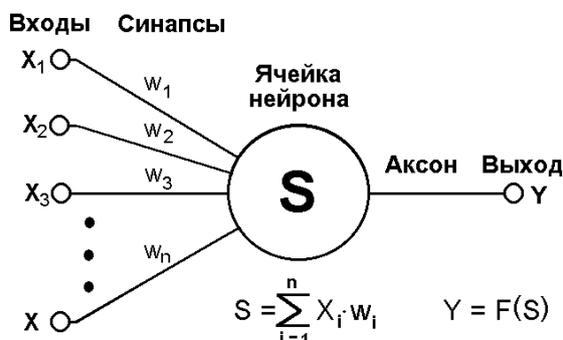


Рис.2. Схема формального нейрона.

В формальном нейроне входные параметры  $x_i$  моделируют, например, органы чувств (зрение, обоняние, осязание и т.д.). Параметр каждого воздействия в цифровой форме умножается на весовой коэффициент  $w_i$ . То есть насколько важен тот или иной параметр для решения той или иной задачи (в частности оптимизации, ибо для педагогики это также важно). В сумматоре этот процесс реализован через пороговую функцию (это тоже важно, с какого порога иметь выходное значение). Скажем, человека слабо толкнули в транспорте (и это ниже пороговой функции), то тогда человек не реагирует, а если наоборот, то и реакция превышает пороговый уровень и сумматор считает по формуле итоговое воздействие.

Главным правилом в нейронных сетях является то, что они не программируются, а обучаются, как и люди. То есть, изучая нейронные сети, мы тем самым изучаем когнитологию, схема которой представлена на рис. 3.



Рис. 3. Междисциплинарные связи когнитологии.

Основные составляющие когнитивной науки, по Х. Гарднеру (Gardner, 1987):

- философия сознания;
- нейронаука;
- когнитивная антропология;
- лингвистика;
- компьютерная наука и искусственный интеллект (последнее – уже междисциплинарная область с участием как минимум психологии и лингвистики).

Нейронные сети могут быть эффективным инструментом решения многих педагогических задач, среди которых:

- Распознавание образов (это можно применить, распознавая образы и определяя по методике Сонди психологический тип личности, и соответственно какую методику применить к тому или иному обучаемому).
- Психодиагностика (серия работ М. Г. Доррера с соавторами посвящена исследованию вопроса о возможности развития психологической интуиции у нейросетевых экспертных систем [9]. Полученные результаты дают подход к раскрытию механизма интуиции

нейронных сетей, проявляющейся при решении ими психодиагностических задач. Создан нестандартный для компьютерных методик интуитивный подход к психодиагностике, заключающийся в исключении построения описанной реальности. Он позволяет сократить и упростить работу над психодиагностическими методиками.

- Классификация или кластеризация (разделение объема данных по примерам, скажем по тем или иным предварительным тестам разделение студентов кинестетиков, аудиалов, визуалов и, соответственно с этим выбор методики преподавания дистанционного курса).

- Принятие решений и управление. (Эта задача близка к задаче классификации. Классификации подлежат ситуации, характеристики которых поступают на вход нейронной сети. На выходе сети при этом должен появиться признак решения, которое она приняла. При этом в качестве входных сигналов используются различные критерии описания состояния управляемой системы).

- Прогнозирование или аппроксимация (есть параметры тестирования учеников или студентов, которые слабо или вообще пока не поддаются представлению в виде формулы, но такие задачи отлично решает нейронная сеть, которая хорошо прогнозирует, основывая свои выводы на обучающих примерах)

- Сжатие ассоциативная (Способность выявлению между различными дает возможность данные большой более компактно, тесно взаимосвязаны Обратный процесс — исходного набора информации — (авто) ассоциативной Ассоциативная позволяет также восстанавливать сигнал/образ из



данных и память. нейросетей к взаимосвязей параметрами выразить размерности если данные друг с другом. восстановление данных из части называется памятью. память исходный

зашумленных/поврежденных входных данных. Решение задачи гетероассоциативной памяти позволяет реализовать память, адресуемую по содержанию) [8].

Этапы решения задач нейронного программирования [10]:

- Сбор данных для обучения;
- Подготовка и нормализация данных;
- Выбор топологии сети;
- Экспериментальный подбор характеристик сети;
- Экспериментальный подбор параметров обучения;
- Собственно обучение;
- Проверка адекватности обучения;
- Корректировка параметров, окончательное обучение;

Наиболее удобным в применении в педагогическом процессе нам представляется пакет NeuroSolutions ver.6.0. На рис. 4 представлено основное меню этого пакета. Он позволяет работать с готовыми таблицами Excel (и встраивается в него для прогнозов, например финансовых рисков, а в педагогике это могут быть показатели качества учебного процесса по предыдущим замерам или другие педагогические параметры).

Рис. 4. Стартовое меню пакета NeuroSolutions ver.6.0.  
Для задач обучения можно выбирать ту или иную сеть (рис. 5).

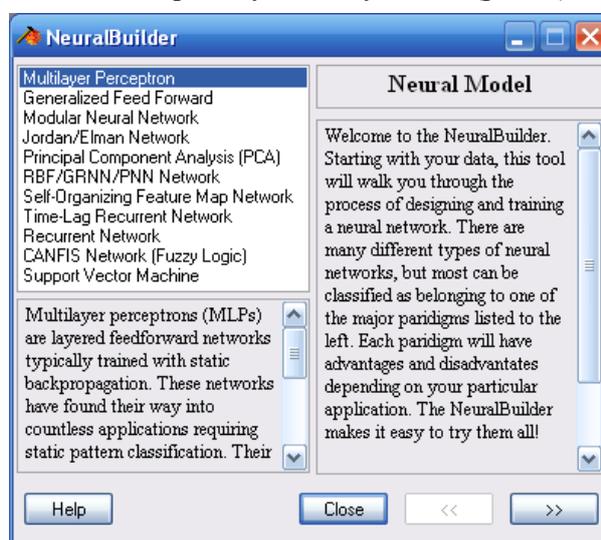


Рис. 5. Выбор нейронной сети для продвинутых пользователей.

NeuralBuilder – внешняя программа, которая помогает пользователю в дизайне нейронной сети и установке. Это автоматически строит любую из одиннадцати самых популярных нейронных сетей, которые описаны ниже:

1. Многослойные персептроны (MLPs) являются слоистыми сетями прямого распространения, как правило, обучаемыми со статической обратной связью. Эти сети нашли свой путь в задачах, требующих статической классификации образца. Их главное преимущество состоит в том, что они удобны, и что они могут приблизить любую карту входа/продукции. Ключевые неудобства – то, что они медленно обучаются, и требуют большого количества учебных данных (как правило, в три раза больше учебных образцов, чем веса сети).

2. Обобщенные сети прямого распространения – обобщение MLP, таким образом, что связи могут перепрыгнуть через один или более слоев. В теории MLP может решить любую проблему, которую может решить обобщенная сеть прямого распространения. Практически, однако, сделал вывод, такие сети часто решают проблему намного более эффективно. Классический пример этого – две спиральных проблемы. Не описывая проблему, это достаточно, чтобы сказать, что стандартный MLP требует сотен времен больше учебных эпох обучения чем обобщенная сеть прямого распространения, содержащая то же самое число обработки элементов.

3. Модульные сети прямого распространения (СПП) – специальный класс MLP. Эти сети обрабатывают свой вход, используя несколько параллельных MLPs, и затем повторно

комбинируют результаты. Это имеет тенденцию создавать некоторую структуру в пределах топологии, которая будет способствовать специализации функции в каждом подмодуле. В отличие от MLP, у модульных сетей нет полной взаимосвязанности между их слоями. Поэтому, меньшее число весов требуется для той же самой сети размера (то есть того же самого числа PEs). Это имеет тенденцию ускорять учебные времена и сокращать количество необходимого обучения примеров. Есть много способов сегментировать MLP в модули. Неясно, как лучше всего проектировать модульную топологию, основанную на данных. Нет никаких гарантий, что каждый модуль специализирует свое обучение на уникальной части данных.

4. Сети Жордана и Элмана расширяют многослойный перцептрон с единицами контекста, которые обрабатывают элементы (PEs), которые помнят прошлые связи. Единицы контекста предоставляют сети способность извлечь временную информацию из данных. В сети Элмана деятельность первого скрытого PEs скопирована к единицам контекста, в то время как сеть Жордана копирует продукцию сети. Сети, которые кормят вход и последний скрытый слой к единицам контекста, также доступны.

5. Основные составляющие аналитические сети (PCAs) комбинируют изучение с и без учителя в той же самой топологии. Основной составляющий анализ – линейная процедура обучения без учителя, которая находит ряд некоррелированных особенностей, основных компонентов, от входа. MLP контролируется, чтобы выполнить нелинейную классификацию от этих компонентов.

6. Радиальная основная функция (RBF) сети является нелинейными гибридными сетями, как правило, содержащими единственный скрытый слой обработки элементов (PEs). Этот слой использует гауссовские функции передачи, а не стандарт сигмоидальной функции, используемые MLPs. Эти сети имеют тенденцию учиться намного быстрее, чем MLPs. Если обобщенный регресс (GRNN) / вероятностная сеть (PNN) выбрана, все веса сети могут быть вычислены аналитически. В этом случае число центров группы по определению равно числу образцов, и они все установлены в то же самое различие. Этот тип RBF обычно выступает лучше всего, когда число примеров является маленьким (<1000).

7. Самоорганизующиеся сети (SOFMs) преобразовывает вход произвольного измерения в одну или две размерных дискретных карты, подвергающиеся топологическому ограничению. Карты особенности вычислены, используя сети Кохонена. Главное преимущество этой сети – кластерный анализ и классификация.

8. Временно изолированные рекуррентные сети (TLRNs) являются MLPs, расширенным со структурами кратковременной памяти. Большинство данных реального мира содержит информацию в своей структуре времени, то есть, как данные изменяются во времени. Все же большинство нейронных сетей - просто статические классификаторы. Этот тип сети рекомендуется применять при временных зависимостях.

9. Рекуррентные сети возвращают скрытый слой к себе. Частично текущие сети начинаются с полностью текущей сети и добавляют сеть прямой связи, которая обходит переобучение (что тоже плохо), эффективно рассматривая текущую часть как главную память. Эти текущие сети могут иметь бесконечную глубину памяти и таким образом найти отношения в течение времени так же как через мгновенное входное пространство.

10. Модель нечеткой логики (The CANFIS – Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System) объединяет приспособляемые нечеткие входы с модульной нейронной сетью к быстро и точно приближительные сложные функции. Нечеткие системы вывода также ценны, поскольку они комбинируют объяснительную природу правил (функции членства) с силой нейронных сетей "черного ящика".

11. Векторная машина поддержки (SVM – Support Vector Mashine) осуществлена, используя ядро алгоритм адаптации. Входы узлов карт этого вида сетей приспособлены к многомерному пространству данных, и затем оптимально разделяют данные на свои соответствующие классы, изолируя те входы, которые падают близко к границам данных. Поэтому, ядро, этих сетей особенно эффективно при отделении наборов данных, которые



разделяют сложные границы. Этот вид сетей может только использоваться для классификации, не для приближения функции.

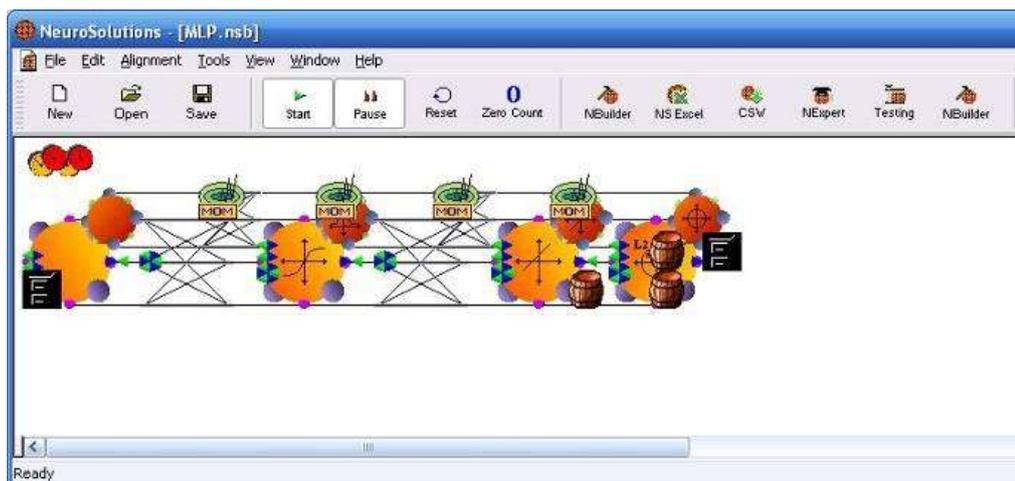
Как осуществляется построение сети в пакете?

NeuroSolutions придерживается так называемой местной совокупной модели. Под этой моделью каждый компонент может активизировать и изучить использование только его собственные веса и активации, и активации его соседей. Эта возможность представляет себя очень хорошо, как аналог ориентируемому моделированию, так как каждый компонент нейронной сети является отдельным объектом, который посылает и получает сообщения. Это в свою очередь учитывает графический интерфейс пользователя (GUI) с базируемым строительством символа сетей.

Рассмотрим работу нейронной сети на примере. В нашем исследовании у нас были следующие параметры обучаемых: возраст, средние оценки по сессиям, психологический тип личности, место рождения, социальный статус личности. На основе этих данных (они могут быть как в формате Excel, csv, txt) сеть обучается и делается прогноз.

На рис. 6 представлен визуализация нейронной сети, которую можно обучать, менять параметры каждого аксона (связи), менять тип сети и т.д. Большая область для последующего исследования. Задача состоит в том, чтобы под каждую нужную задачу подобрать наилучшую сеть. Теоретических данных мало, есть общие рекомендации, которые описаны выше.

Рис. 6.



Визуализация нейронной сети для рассматриваемого примера

Таким образом, сеть для создания открытых тестов нужно обучать на большом количестве примеров и чем их больше, тем лучше, но проверять результат (давать новый пример, который не был в обучающей выборке, и смотреть на ответ). На рис. 7 представлен финальный отчет пакета после всех этапов работы. По приведенным статистическим параметрам можно судить, насколько мы достигли желаемого результата.

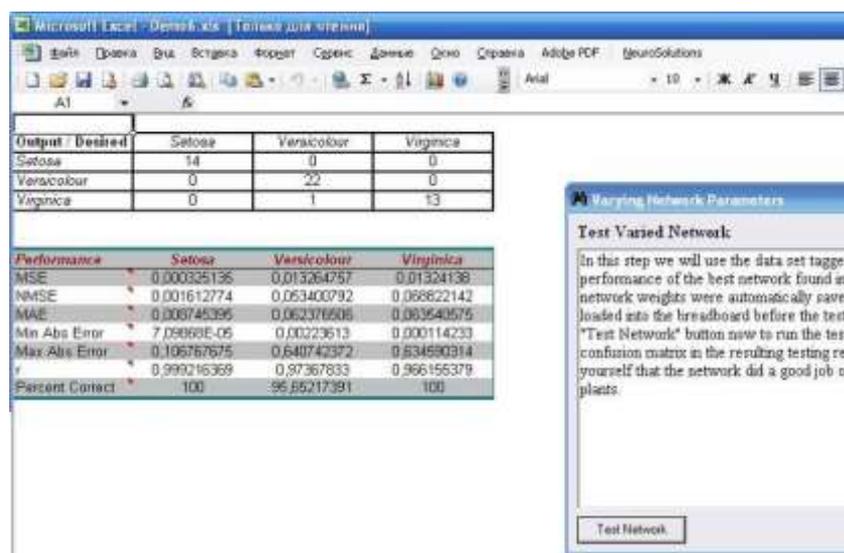


Рис. 7. Общая статистика и рекомендации по каждому этапу работы.

Возникает вопрос, можно ли встраивать эти алгоритмы в существующую систему ДО? Оказалось, что да. Для этого в NeuroSolutions есть связи посредством динамические библиотеки связи (DLL's). У каждого компонента есть программа действий по умолчанию, который может быть произведен и отредактирован от "машинной" странице, и затем собран с MS Visual C++.

Выводы. Таким образом, в статье на примере рассмотрены возможности применения нейронных сетей разных типов для задач педагогического исследования, а именно для создания открытых вопросов для тестов. Проанализированы разные подходы к решению такого вида задач. К недостаткам такого подхода можно отнести необходимость большого количества обучающих примеров по каждому вопросу (что не всегда удобно), однако такой подход является шагом на пути приближения машинного обучения к традиционному. Дальнейшей разработки требует применение полученных в исследовании результатов в практике дистанционного образования при изучении разных дисциплин в высших учебных заведениях.

### Список использованной литературы

1. Ясницкий Л.Н. Искусственный интеллект. Элективный курс: Учебное пособие / Л.Н. Ясницкий. – М.: Бином, Лаборатория знаний, 2011. – 240 с.
2. Doug Valentine. Distance Learning: Promises, Problems, and Possibilities / Doug Valentine // Online Journal of Distance Learning Administration. – 2002. – Vol. V. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.westga.edu/~distance/ojdla/fall53/valentine53.html>.
3. Обзор инструментальных средств с нейронными сетями [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.westga.edu/~distance/ojdla/fall53/valentine53.html>
4. Толкачев С. Нейронное программирование диалоговых систем / Толкачев С. – СПб.: Корона-Век, 2011.
5. Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход / С. Рассел, П. Норвиг. - [2-е изд.: пер. с англ.]. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. - 1408 с.
6. Люгер Д.Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем / Д.Ф. Люгер. - [4-е изд.; перв. с англ.]. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2005. - 864 с.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. - [2-е изд., исправ.: пер. с англ.] – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. - 1104 с.
8. Gorban A.N. MultiNeuron — Neural Networks Simulator For Medical, Physiological, and Psychological Applications / D.A. Rossiyev, M.G. Dorrer // Wcnn'95, Washington, D.C.: World

Congress on Neural Networks 1995 International Neural Network Society Annual Meeting: Renaissance Hotel, July 17-21. - Washington, D.C., USA. - 1995.

9. Дорпер М. Г. Психологическая интуиция искусственных нейронных сетей: дисс. [Электронный ресурс] / М. Г. Дорпер. - 1998. – Режим доступа: <http://psyfactor.org/lib/dorrer-0.htm>.

10. SMS Web-Tutor [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.distance-learning.ru/db/el/C6B0F929C950E425C3256C5B005C65D1/doc.html>

11. Логически прозрачные нейронные сети и производство явных знаний из данных, В кн.: Нейроинформатика / [Е. М. Миркес, А. Н. Горбань, В. Л. Дунин-Барковский, А. Н. Кирдин и др.]. — Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. — 296 с.

*Стаття надійшла до редакції 28.02.2012.*

**С. Г. Джура. Использование нейронных сетей для совершенствования дистанционной системы обучения студентов-энергетиков.**

*В статье проанализированы возможности использования нейронных сетей для создания открытых тестов для дистанционного обучения студентов-энергетиков. Описано экспериментальное исследование по внедрению нейронных сетей в такой курс.*

**Ключевые слова:** дистанционное образование, открытые тесты, нейронные сети.

**S. Dzhura. Use of Neural Networks for the Development of Distance Learning System of Power Engineering Students.**

*Possibilities of the use of neural networks for the creation of open tests for distance learning system of power engineering students are analyzed in the article. Experimental research on the implementation of neural networks is described.*

**Keywords:** distance learning system, open tests, neural networks.