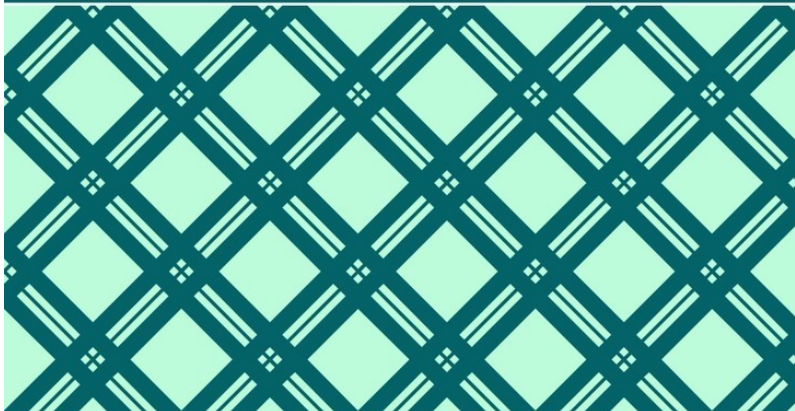


Александр Аполлонович
Кириченко

*Основы теории
искусственных
нейронных
сетей*



Александр Аполлонович Кириченко
Основы теории искусственных
нейронных сетей

http://www.litres.ru/pages/biblio_book/?art=51139499

ISBN 9785449825988

Аннотация

Искусственные нейронные сети – один из разделов науки Искусственный интеллект. Рассматриваются 4 уровня нейросетевого моделирования и 4 вида наиболее продуктивных нейронных сетей. Проведен анализ эффективности использования различных нейросетей при решении практических задач. Книга предназначена для знакомства с нейросетевыми технологиями.

Содержание

История искусственных нейронных сетей	5
Нейросетевые уровни моделирования	20
Нейроны	22
Нейронные ансамбли	27
Конец ознакомительного фрагмента.	41

Основы теории искусственных нейронных сетей

**Александр Аполлонович
Кириченко**

© Александр Аполлонович Кириченко, 2020

ISBN 978-5-4498-2598-8

Создано в интеллектуальной издательской системе Ridero

История искусственных нейронных сетей

Искусственные нейронные сети – один из разделов науки Искусственный интеллект. К этой науке приковано пристальное внимание с 1980 года, когда Япония объявила о создании вычислительных систем 5 поколения. Предполагалось, что создаваемые вычислительные системы кроме обычных компьютеров будут содержать машины логического вывода (решатель, планировщик или логический блок), базу знаний, систему общения.

В основе всех существующих компьютеров с 1940-х гг. лежала архитектура с разделенным процессингом и памятью. Ее принципиальным ограничением являлась неспособность к самостоятельному ассоциированию и синтезу нового знания.

Сегодня на рынке представлены сотни нейральных симуляторов самого разного уровня исполнения и возможностей. В сети представлено множество их компаративных обзоров. Большинство из них поддерживает лишь ограниченное число возможных для построения стандартных архитектур классических нейросетей и методов при очень небольшом числе нейронов, которые можно включить в сеть.

В начале 2000 годов начался переход к новой архитектур-

ной парадигме – ассоциативным искусственным когнитивным системам, способным к самообучению и синтезу нового знания путем ассоциативной рекомбинации полученной информации.

Под «искусственными когнитивными системами» понимаются технические системы, способные к

- познанию, распознаванию образов и самостоятельному усвоению новых знаний из различных источников,
- продолжительному обучению, пониманию контекстуального значения и субъективной оценке получаемой информации,
- синтезу нового знания,
- мышлению и поведению для успешного решения существующих проблем в условиях реального мира.

Основными зарубежными проектами создания подобных ИКС являются

- европейские проекты ВВР/НВР,
- американская инициатива BRAIN,
- проект IBM DeepQA «Watson»,
- проект «Siri» корпорации Apple,
- проект нейросетевого искусственного интеллекта и использующих его роботов компании Google,
- японские проекты JST,
- канадский проект «Sprain» и др.

С 2012 года в России началось активное проведение ИТ-исследований в сфере разработки искусственных когнитив-

ных систем, разработана Стратегическая программа создания Центра прорывных исследований в области информационных технологий «Искусственные когнитивные системы».

Повышение интереса к тематике искусственного интеллекта требует появления достаточного количества публикаций о структуре и возможностях нейросистем, о типах искусственных нейросетей и открываемых ими возможностях автоматизации мыслительных процессов. Для удовлетворения возникающих потребностей необходимы с одной стороны – новые информационные материалы, и с другой стороны – программные средства, которые позволяют без особых затрат проверить новую информацию на практике, создавать свои нейросетевые системы разных типов, модели нейросетевых устройств и даже узлов нейрокомпьютеров на своём ноутбуке. Необходимую информацию даёт эта книга, а доступные программные средства можно получить из Интернет [3]. Большинство примеров в книге выполнено на freeware пакете MemBrain.

Искусственные нейросети являются электронными моделями нейронной структуры мозга.

Продолжительный период эволюции придал мозгу человека много качеств, отсутствующих в современных компьютерах с архитектурой фон Неймана. К ним относятся:

- способность к обучению и обобщению
- ассоциативность и адаптивность

- толерантность к ошибкам
- параллельность работы

Множество проблем, не поддающиеся решению традиционными компьютерами, могут быть эффективно решены с помощью нейросетей.

Достижения в области нейрофизиологии дают начальное понимание механизма естественного мышления, в котором хранение информации происходит в виде сложных образов. Процессы хранения информации в виде образов, использования образов при решении поставленной проблемы определяют новую область в обработке данных, которая, не используя традиционного программирования, обеспечивает создание нейронных сетей и их обучение. В лексиконе разработчиков и пользователей нейросетей присутствуют слова, отличные от традиционной обработки данных, в частности, «вести себя», «реагировать», «самоорганизовывать», «обучать», «обобщать» и «забывать».

Изучение человеческого мозга началось очень давно.

В 1791 году итальянский врач, анатом и физиолог, один из основателей электрофизиологии Луиджи Гальвани (1737—1798) издал «Трактат об электрических силах при мышечном движении», основанный на его выводах о наличии в живых организмах гальванического электричества [1].

О Луиджи Гальвани известно:

Дата рождения: 9 сентября 1737

Дата смерти: 4 декабря 1798 (61 год)

Место рождения: Италия, Болонья, Папская область

Место работы: Болонский университет

В 1759 г. он окончил Болонский университет

В 1763 году синьор Гальвани становится профессором.

В 1791 г. – Гальвани заметил сокращение мышц препарированной лягушки при прикосновении нервных окончаний к металлическим стержням (медному и цинковому). С этим было связано начало активного изучения нервной системы живых организмов.

С появлением современной электроники начались попытки аппаратного моделирования нейрофизиологических процессов вплоть до самого сложного – мышления. Самым значительным событием стало появление электронных вычислительных машин.

Первым цифровым вычислительным устройством, а также первой электронной вычислительной машиной стал компьютер ABC (Atanasoff and Berry Computer) [2]. Задуманный в 1939 году, компьютер создавался в целях решения систем линейных уравнений. В 1942 году он был успешно собран и протестирован. Дальнейшая разработка была приостановлена из-за того, что Атанасов покинул Университет штата Айова, будучи призванным на военную службу в связи со вступлением США во Вторую мировую войну.

Для ABC были характерны использование электронных ламп, двоичной системы счисления, наличие триггерной памяти и набираемой на коммутационной доске компьютерной

программы.

Работа Джона Винсента Атанасова и Клиффорда Берри над вычислительной машиной долгое время не была широко известна, пока в 1960-х годах она не всплыла в ходе конфликта по поводу того, кто являлся первым изобретателем электронного компьютера. Первоначально считалось, что первым компьютером являлся ENIAC, однако в 1973 году Федеральный районный суд США постановил отозвать патент ENIAC и заключил, что ABC является первым «компьютером», изобретателем которого являлся John Vincent Atanasoff, американский физик, математик и инженер-электрик болгарского происхождения:

Дата рождения	4 октября 1903
Место рождения	Гамильтон, Нью-Йорк, США
Дата смерти	15 июня 1995 (91 год)
Место смерти	Фредерик, Мэриленд, США
Место работы	Университет штата Айова

В мае 1930 года Атанасов защитил докторскую диссертацию в Висконсинском университете в Мадисоне. Работал ассистент-профессором математики и физики в Государственном колледже штата Айова.

Что касается нейросетевых технологий, то в 1943 г. вы-

шла статья нейрофизиолога Уоррена Маккалоха (Warren McCulloch) и математика Уолтера Питтса (Walter Pitts) про работу искусственных нейронов и представление модели нейронной сети на электрических схемах.

1949 г. – опубликована книга Дональда Хебба (Donald Hebb) «Организация поведения», где исследована проблематика настройки синаптических связей между нейронами.

1950-е гг. – появляются программные модели искусственных нейросетей. Первые работы были проведены Натаниелом Рочестером (Nathanial Rochester) из исследовательской лаборатории ИВМ.

В 1956 году на конференции в Дартмутском университете было принято решение об образовании нового научного направления – искусственный интеллект (ИИ). Английское название: *artificial intelligence* содержит слово *intelligence*, которое означает «умение рассуждать разумно».

Единого ответа на вопрос, чем занимается искусственный интеллект, не существует. Среди исследователей ИИ до сих пор не существует какой-либо доминирующей точки зрения на критерии интеллектуальности, систематизацию решаемых целей и задач, нет даже строгого определения науки «Искусственный Интеллект».

Наиболее горячие споры в философии искусственного интеллекта вызывает вопрос возможности мышления как творения человеческих рук. Вопрос «Может ли машина мыслить?», который подтолкнул исследователей к созданию на-

уки о моделировании человеческого разума, был поставлен Аланом Тьюрингом в 1950 году.

Наиболее устоявшимся является мнение, что интеллект тесно связан с представлением и использованием знаний, машинным творчеством, и затрагивает такие направления, как инженерия знаний, представление знаний, роботы, искусственные нейронные сети, машинное обучение, глубокое обучение, нейронный процессор.

Направление *инженерия знаний* объединяет задачи получения знаний из простой информации, их систематизации и использования. Это направление исторически связано с созданием *экспертных систем* – программ, использующих специализированные базы знаний для получения достоверных заключений по какой-либо проблеме.

Производство знаний из данных – одна из базовых проблем интеллектуального анализа данных. Существуют различные подходы к решению этой проблемы, в том числе – на основе нейросетевой технологии, использующие процедуры вербализации нейронных сетей

К области машинного обучения относится большой класс задач на *распознавание образов*. Например, это распознавание символов, рукописного текста, речи, анализ текстов.

Нейронные сети используются для решения нечётких и сложных проблем, таких как распознавание или кластеризация объектов.

Природа человеческого творчества ещё менее изучена,

чем природа интеллекта. Тем не менее, эта область существует, и здесь поставлены проблемы написания компьютером музыки, литературных произведений (часто – стихов или вариаций на темы сказок), художественное творчество. Создание реалистичных образов широко используется в кино и индустрии игр.

Отдельно выделяется изучение проблем технического творчества систем искусственного интеллекта. Теория решения изобретательских задач, предложенная в 1946 году российским изобретателем Г. С. Альтшуллером, положила начало таким исследованиям.

В процессе работы над искусственным интеллектом появились новые виды информации, алгоритмы работы с ними, новые методы получения и обработки данных. Информация может быть представлена в виде данных, знаний, правил и закономерностей, способов получения (добычи), способов хранения и использования. Обращено внимание на смысл, содержащийся в информации, на его поиск, хранение, получение, преобразование. Понимание смысла связано с выполнением умозаключений, с использованием интеллектуальных навыков, включающих в себя такие, как:

- сопоставление сложных объектов и оценку их сходства;
- выделение типового объекта из группы однородных;
- поиск типичных черт, существенных признаков;
- формирование описания типового объекта, выделение его отличительных черт;

- определение понятий (дефиниции);
- выявление причинно-следственных связей;
- интерпретация связей и свойств исследуемых объектов;
- генерация гипотез;
- выявление закономерностей;
- самообучение, адаптация;
- умение делать традуктивные, индуктивные, дедуктивные выводы;
- ...

Среди важнейших классов задач, которые ставились перед ИИ с момента его зарождения как научного направления, следует выделить следующие трудно формализуемые задачи:

- *доказательство теорем,*
- *управление роботами,*
- *распознавание изображений,*
- *машинный перевод,*
- *понимание текстов на естественном языке,*
- *программирование компьютерных игр,*
- *машинное творчество (синтез музыки, стихотворений, текстов, сказок).*

По мере развития ИИ появились новые виды интеллектуальных изделий, в основном – это службы техподдержки различных компаний, экспертные системы по подбору товаров (подарков), по оказанию интеллектуальных услуг клиентам, автоматизированные онлайн-помощники, которые ино-

гда реализованы как чат-боты на веб-страницах, в виде различных интеллектуальных изделий:

1. Интеллектуальных моделей, среди них:

- Обучающих;
- Самообучаемых;
- Для естественного языкового (ЕЯ) диалога;
- Для распознавания образов, автоматической классификации;
- Для оцифровки смысла;
- Для исследования психических процессов (таких, как ассоциативная память, мышление, ...).

2. Эвристические программы

3. Экспертные системы

4. Системы символьных преобразований

5. Базы знаний

6. Машины логического вывода

7. Системы автоматического программирования

8. Рассуждающие системы

9. Нейронные программные системы

10. Семантические поисковые системы

11. Системы психологического тестирования

12. Системы речевого общения

И другие...

1958 г. – Джон фон Нейман (John von Neumann) предложил имитацию простых функций нейронов с использованием вакуумных трубок.

1959 г. – Бернард Видров (Bernard Widrow) и Марсиан Хофф (Marcian Hoff) разработали нейросетевые модели ADALINE (ADaptive LINear Elements) и MADALINE (Множественные Адаптивные Линейные Элементы (Multiple ADaptive LINear Elements)).

Нейробиолог Френк Розенблатт (Frank Rosenblatt) начал работу над перцептроном. Однослойный перцептрон был построен аппаратно и считается классической нейросетью. Тогда перцептрон использовался для классификации входных сигналов в один из двух классов. К сожалению, однослойный перцептрон был ограниченным и подвергся критике в 1969 г., в книге Марвина Мински (Marvin Minsky) и Сеймура Пейперта (Seymour Papert) «Перцептроны».

После спада интереса к нейросетям, продолжавшегося все семидесятые годы, в 1982 г. – к возрождению интереса привело несколько событий. Джон Хопфилд (John Hopfield) представил статью в национальную Академию Наук США. Подход Хопфилда показал возможности моделирования нейронных сетей на принципе новой архитектуры.

В то же время в Киото (Япония) состоялась международная конференция по компьютерам пятого поколения, которые должны были быть построены на основе искусственного интеллекта. Американские периодические издания подняли эту историю, акцентируя, что США могут остаться позади, что привело к росту финансирования в области нейросетей.

С 1985 г. Американский Институт Физики начал ежегод-

ные встречи – «Нейронные сети для вычислений».

1990 г. – Департамент программ инновационных исследований защиты малого бизнеса назвал 16 основных и 13 дополнительных тем, в которых возможно использование нейронных сетей.

Сегодня обсуждения нейронных сетей происходят везде. Перспектива их использования кажется довольно яркой в свете решения нетрадиционных проблем и является ключом к целой технологии. Исследования направлены на программные и аппаратные реализации нейросетей. Компании работают над созданием трех типов нейрочипов: цифровых, аналоговых и оптических, которые обещают появиться в близком будущем.

В XXI веке усилилось внимание к аналогии с мозгом. Точная работа мозга человека – все еще тайна. Тем не менее некоторые аспекты работы этого удивительного процессора известны. Базовым элементом мозга человека являются специфические клетки, известные как нейроны, способные думать и применять предыдущий опыт к каждому действию, что отличает их от остальных клеток тела.

Кора головного мозга человека является плоской, образованной из нейронов поверхностью, толщиной от 2 до 3 мм площадью около 2200 см^2 . Кора головного мозга содержит около 10^{11} нейронов. Каждый нейрон связан с $10^3 - 10^4$ другими нейронами. В целом мозг человека имеет приблизи-

тельно от 10^{14} до 10^{15} взаимосвязей.

Сила человеческого ума зависит от числа базовых компонент, многообразия соединений между ними, а также от обучения.

Индивидуальный нейрон является сложным, имеет свои составляющие, подсистемы и механизмы управления и передает информацию через большое количество электрохимических связей. Насчитывают около сотни разных типов нейронов. Вместе нейроны и соединения между ними при работе формируют процесс, отличающийся от процесса вычислений традиционных компьютеров. Искусственные нейросети моделируют лишь главнейшие элементы сложного мозга.

В СССР до 1970-х годов все исследования ИИ велись в рамках кибернетики. По мнению Д. А. Поспелова, науки «информатика» и «кибернетика» были в это время смешаны по причине ряда академических споров. Только в конце 1970-х в СССР начинают говорить о научном направлении «искусственный интеллект» как разделе информатики. При этом родилась и сама информатика, подчинив себе прародительницу «кибернетику». В конце 1970-х создаётся толковый словарь по искусственному интеллекту, трёхтомный справочник по искусственному интеллекту и энциклопедический словарь по информатике, в котором разделы «Кибернетика» и «Искусственный интеллект» входят наряду с другими разделами в состав информатики. Термин «информатика» в 1980-е годы получает широкое распростра-

нение, а термин «кибернетика» постепенно исчезает из обращения, сохранившись лишь в названиях тех институтов, которые возникли в эпоху «кибернетического бума» конца 1950х – начала 1960х годов.

В России 30 мая 2019 г. на совещании по развитию цифровой экономики под председательством В. В. Путина было принято решение о подготовке национальной стратегии Российской Федерации по искусственному интеллекту. В её рамках готовится федеральная программа.

11 октября 2019 г. В. В. Путин своим указом утвердил национальную стратегию развития искусственного интеллекта в России до 2030 года.

Нейросетевые уровни моделирования

Структурный подход к моделированию мозга реализуется на нескольких уровнях (этапах).

– Вначале создается информационная модель отдельной нервной клетки – искусственного нейрона (ИН), что составляет первый уровень нейронного моделирования.

– Ограниченное число ИН далее могут структурироваться в жесткие необучаемые конфигурации – искусственные нейронные ансамбли (ИНА), что составляет второй уровень нейронного моделирования. В их состав входят ИНА, реализующие функции

- выбора максимального или минимального входного сигнала,
- оценки эквивалентности (равенства) входных сигналов,
- классификации
- ранжирования (сортировки),
- и др.

– Наконец, создаются конфигурации из большого числа ИН, которые с помощью специальной процедуры обучения могут гибко изменять свои параметры. Такие конфигурации называются искусственными нейронными сетями

(ИНС). Они составляют третий уровень нейронного моделирования.

– На четвёртом уровне создаются комплексы, содержащие большое количество нейронных сетей различного назначения и оформляются в виде нейросетевых моделей, систем управления, вплоть до нейрокомпьютеров.

Нейроны

На первом уровне нейронного моделирования обычно действуют модели искусственных нейронов следующих типов:

- формальный нейрон
- нейрон МакКаллока-Питтса
- сигмоидальный нейрон
- нейрон типа «адалайн»
- паде-нейрон
- нейрон Хебба
- нейроны типа WTA (Winner Takes All – «Победитель получает все»)
- и др.

В каждом нейропакете используются свои модели нейронов, различающиеся своими свойствами (Properties).

Мы будем рассматривать модели нейронов, используемых в трёх нейропакетах [3, 4, 5]:

- Sharky Neural Network – это freeware компьютерная программа фирмы SharkTime Software (<http://www.sharktime.com>) для игровой демонстрации возможностей нейросетевого классификатора. Программа freeware, работает под ОС Windows различных версий. Адрес для загрузки: <http://www.sharktime.com/>

– Нейросимулятор Пермской школы Искусственного Интеллекта — программа, предназначенная для проектирования, обучения, тестирования и использования нейронных сетей. Программа freeware, работает под Windows разных моделей. Её адрес

<http://www.lbai.ru/>.

– Универсальный нейропакет MemBrain – мощный графический нейросетевой редактор-имитатор для Microsoft Windows, поддерживающий искусственные нейросети произвольного размера и архитектуры (программа freeware). Её адрес:

http://www.membrain-nn.de/english/download_en.htm.

Биоподобные модели нейронов

В <https://ailab.ru/> Александр Бахшиев описал Концепцию применения биоподобных моделей нейронов для управления робототехническими системами.

Для исследований в нейрофизиологии более подходят модели, основанные на описании функционирования ионных каналов, такие, как нейрон со структурной организацией мембраны, с отдельным вычислением вкладов в мембранный потенциал, при отказе от явного задания пороговой функции.

С их помощью проводятся исследования типа:

«Информационная модель волновой активности мозга» или

«Механизм распределенной голографической памяти в волновых нейронных сетях».

К числу перспективных моделей нейрона принадлежит и модель В. Б. Вальцева:

Нейрон имеет входы и выходы. При этом входы делятся на несколько типов: возбуждение, регуляция, память, торможение и запрет. Текущее состояние нейрона определяется текущими значениями потенциала и порога. Нейрон способен принимать на входы импульсы и в возбужденном состоянии подавать импульсы на выход.

Текущее состояние нейрона меняется со временем. Если подача на входы импульсов отсутствует, то значение текущего потенциала стремится к нулю.

Принимать сигналы (импульсы) нейрон может с помощью входов. Каждый вход нейрона характеризуется весовым коэффициентом W (вес входа). Импульсы, поступая на вход нейрона, изменяют его текущее состояние. Эффект от импульса определяется типом входа, на который он поступил, весом этого входа а также текущим состоянием нейрона. На рисунке 12 представлена визуальная модель бионического нейрона и показаны его входы и выходы: 1 – вход возбуждения, 2 – вход регуляции, 3 – вход памяти, 4 – вход запрета, 5 – вход торможения, 6 – выход (синапс) нейрона.

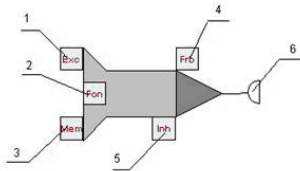


Рис. Модель бионического нейрона

Особенным образом работает вход памяти. Аналогично возбуждению он увеличивает потенциал, но приращение потенциала теперь зависит не только от веса входа, но также от текущего состояния коэффициента обученности. Коэффициент обученности в отличие от веса меняет своё значение динамически в процессе работы нейронной сети. Он может принимать значения в диапазоне от 0 до 1.

Если $\mu = 0$, то вход считается необученным – в этом случае импульсация на этот вход не оказывает никакого влияния на состояние нейрона. Максимально обученный вход ($\mu = 1$) работает аналогично входу возбуждения с весом W , пока значение μ снова не изменится (уменьшится).

Обучение, переобучение, разобучение – механизмы, регулирующие значение μ и, как следствие, работу входов памяти нейрона.

Разобучение – уменьшение μ , происходит в тех случаях, когда сигнал, поступивший на вход памяти, не был под-

креплён последующим сигналом на вход возбуждения, или не сопровождался регулирующей импульсацией (при этом $T \geq T_0$). В этой ситуации значение μ уменьшится на $\Delta\mu$.

Таким образом, вход памяти отличается от входа возбуждения умением менять значимость своего вклада в общий потенциал в зависимости от характера импульсации.

В результате обзора существующих моделей становится видно, что существует достаточное количество нейронов, описывающих естественный нейрон очень упрощенно. Они нашли свое применение в области распознавания образов, для решения задач классификации и т. д. Также существует множество моделей, которые при описании нейрона ставят своей целью количественное описание поведения нейрона. Однако до сих пор остается непонятным, приводит ли усложнение нейрона, попытки отображения им все новых свойств естественного нейрона, к существенному прогрессу и улучшению результатов решаемых нейронами задач.

Нейронные ансамбли

В нервной системе, особенно в ее периферических отделах, существуют устойчивые, генетически предопределенные конфигурации нервных клеток – *нейронные ансамбли* или *ганглии*, функции которых обычно ограничены и предопределены спецификой периферического отдела в организме.

В практике нейронного моделирования в ряде случаев также оказывается полезным рассматривать ограниченную совокупность искусственных нейронов (ИН), как *искусственный нейронный ансамбль* (ИНА), который имеет жесткую не подлежащую переобучению структуру, определяемую задачей обработки информации.

Понятие ИНА позволяет расширить ограниченный набор вычислительных возможностей одиночного ИН. Переход от одиночного ИН к ИНА можно рассматривать как второй уровень нейронного моделирования.

С точки зрения решения прикладных задач, использование необучаемой «нейронной логики» на основе ИНА вместо традиционной компьютерной логики эквивалентен замене одного функционально полного базиса другим функционально полным базисом. Такая замена не порождает новых уровней функциональности и методов решения задач, и может быть оправдана лишь более эффективной реализацией

вычислителя.

В базисе нейронной логики специалистами по нейронному моделированию были предложены решения самых разнообразных задач, которые по эффективности реализации могли конкурировать с вычислителями на обычной логике. Например, на основе нейронов строились элементы электронных вычислительных машин, реализующие различные вычислительные функции.

Кроме вычислительных ИНА, копирующих элементы ЭВМ, нейронные сети могут реализовать элементы, реализующие функции нейроматематики: элементы для выполнения математических операций, например таких, как

- сложение, вычитание, умножение, деление различных чисел,
- преобразования чисел из одной системы счисления в другую,
- перекодировки текста,
- матричных операций,
- генерации случайных чисел,
- построения гистограмм.

Элементы, реализующие функции нейроматематики, в процессе изготовления могут проходить обучение. Во время обучения их можно научить выполнению различных операций, например, научить выполнению сложения или вычитания, умножения или деления. Можно научить и более сложным действиям, превратить их в маленькую экспертную

систему. После обучения нейроны обученных ИНА должны быть заблокированы. Образуется обученная нейросеть, в которой возможность переобучения отсутствует.

В каждом из этих случаев создаётся небольшая нейросеть и с помощью универсального нейропакета обучается выполнению необходимой операции. Затем обученная нейросеть извлекается из обучающего её нейросетевого пакета и сохраняется в виде исходного модуля на каком-либо алгоритмическом языке, либо после компиляции сохраняется в виде исполняемого файла, который может быть включён в состав создаваемой программы.

Одной из главных целей нейронного моделирования является использование принципов построения и функционирования мозга для решения практических задач по обработке информации, трудно поддающихся решению другими средствами.

Эта цель реализуется путем создания и использования нейронных конфигураций, которые имитируют некоторые важные свойства, присущие естественному интеллекту, такие как

- обобщение,
- обучение,
- распознавание,
- принятие решений
- и др.

Объединение ИН в такие конфигурации фактически по-

рождает новый уровень функциональности программирования, отличный от использующихся возможностей традиционных компьютеров.

Для примера рассмотрим две разновидности ИНА: Нейросетевой логический элемент «Штрих Шеффера» и нейросетевой преобразователь кода из двоичной в шестнадцатичную систему счисления («2 – Hex»).

Нейросетевой логический элемент «Штрих Шеффера» [7]

В общем количестве логических операций штрих Шеффера занимает особое место среди логических операций.

<u>Логические операции</u>
<ul style="list-style-type: none">• Дизъюнкция• Импликация• Конъюнкция• Отрицание (унарная)• Сложение по модулю 2• Стрелка Пирса• Условная дизъюнкция (тернарная)• Штрих Шеффера• Эквиваленция

Штрих Шеффера, образует базис для пространства булевых функций от двух переменных.

Штрих Шеффера	
И-НЕ, NAND	
	
Диаграмма Венна	
Определение	
Таблица истинности	
Логический вентиль	

Используя только штрих Шеффера, можно построить остальные логические операции двух переменных.

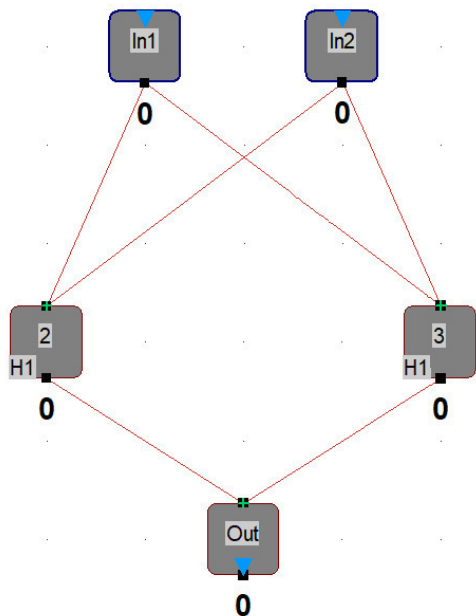
Штрих Шэффера – бинарная логическая операция, булева функция над двумя переменными. Введена в рассмотрение Генри Шеффером в 1913 году.

Штрих Шеффера, обычно обозначаемый \downarrow (вертикальной чертой), эквивалентен операции И-НЕ и задаётся следующей таблицей истинности:

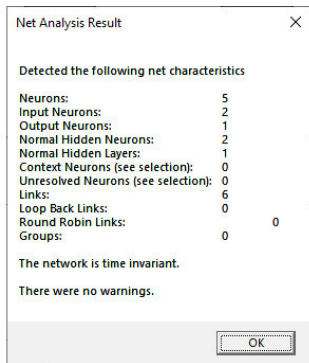
X	Y	X Y
0	0	1
0	1	1
1	0	1
1	1	0

Таким образом, высказывание $X \mid Y$ означает, что X и Y несовместны, то есть не являются истинными одновременно.

При нейросетевой реализации создается штрих Шеффера с помощью трёхслойного перцептрона 2-2-1:



После создания в нейропакете проводится анализ созданной нейросети:



Из анализа видно, что всего нейронов 5, из них 2 – входных, 1 выходной, 2 скрытых нейрона в одном промежуточном слое. Нейросеть имеет 6 связей.

Для обучения перцептрона составлен файл из 8 строк «шеффер. csv»:

In1	In2	Out
0	1	1
1	0	1
0	0	1
1	1	0
1	1	0
0	0	1
0	1	1
1	0	1

Для обучения нейросети выбран алгоритм Std. BP:

Edit Teacher

Name: Std. BP

Type: Std. BP (No loopback support)

Supervised Learning Algorithm

Learning Rate: 0.05 Repetitions per Lesson: 1 Repetitions per Pattern: 1

Target Net Error (for Auto Teacher): 0 [Advanced...](#)

Online Learning (Batch Learning if not checked)

Use Lesson Re-Apply Pattern (when repeating Patterns)

Wait for Weblink Data Reception Lesson Pattern Selection

Use Weblink Sync Ordered

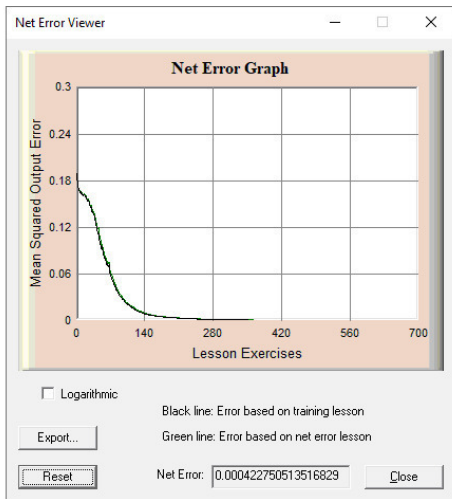
Enable Weblink Remote Control Random Selection

Reset Net Before Every Lesson Random Order

Rename Winner Neurons According to Patterns

Use On-The-Fly Net Error Calculation if possible

Результат обучения виден на Net Error Viewer:

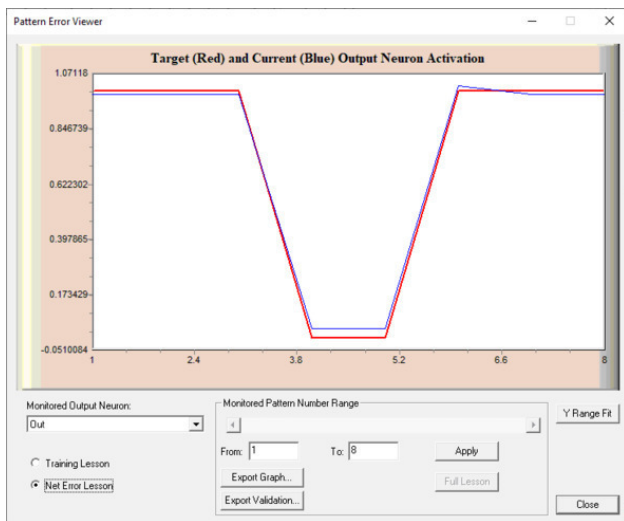


Обучение заняло около 300 эпох; была достигнута ошибка сети 0,0004

Для контроля качества обучения составлен файл: «шеффер_контр. csv»

In1	In2	Out
0	1	1
1	0	1
0	1	1
1	1	0
1	1	0
0	0	1
0	1	1
1	0	1

Результат обучения виден на Pattern Error Viewer:

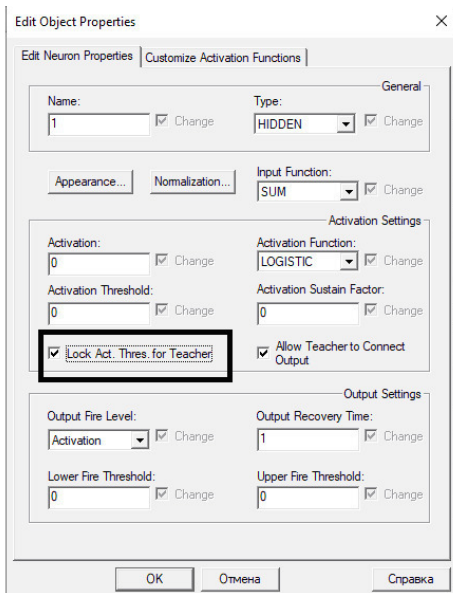


После обучения нейросети для проверки выведен файл «Export_Validation. csv»:

In1	In2	Out Target	Out Current
0	1	1	0.986519
1	0	1	0.986977
0	1	1	0.986519
1	1	0	0.035418
1	1	0	0.035418
0	0	1	1.020168
0	1	1	0.986519
1	0	1	0.986977

Сохраняем обученную нейросеть в виде искусственного нейронного ансамбля. Для этого:

Блокируем нейроны (защищаем их от возможности переобучения) – выделяем все скрытые и все выходные нейроны, на одном из выделенных нейронов открываем Properties в открытом правой кнопкой мыши меню, активируем «Lock Act. Thres. For Teacher»:



С помощью File -> Save as» сохраняем обученную нейросеть (полученный искусственный нейронный ансамбль) в файле «шеффер_End. mbn».

Проверяем обученность нейросети и готовность её работать: обновляем загрузку нейропакета MemBrain, загружаем в него файл «шеффер_End. mbn», открываем редактор уроков (Lesson Editor), синхронизируем редактор с нейросетью (Names from Net), набираем на входных нейронах проверочный двоичный код, нажимаем Think on Input – на выходных нейронах появляется ответ, соответствующий табли-

це истинности логической функции штрих Шеффера.

Конец ознакомительного фрагмента.

Текст предоставлен ООО «ЛитРес».

Прочитайте эту книгу целиком, [купив полную легальную версию](#) на ЛитРес.

Безопасно оплатить книгу можно банковской картой Visa, MasterCard, Maestro, со счета мобильного телефона, с платежного терминала, в салоне МТС или Связной, через PayPal, WebMoney, Яндекс.Деньги, QIWI Кошелек, бонусными картами или другим удобным Вам способом.