

# 04, апрель 2016

УДК 004.8

## **Нейронные сети, нейрокомпьютеры: их использование для распознавания человеческих лиц**

*Курникова А.О., студент  
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,  
кафедра «Системы обработки информации и управления»*

*Научный руководитель: Гапанюк Ю.Е. к.т.н., доцент кафедры  
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,  
кафедра «Системы обработки информации и управления»  
[gapyu@bmstu.ru](mailto:gapyu@bmstu.ru)*

Человечество всегда пыталось проникнуть в глубины человеческого сознания, в святая святых – мозг человека, изучить его строение и функции, а также попытаться воспроизвести его основные функции вне человеческого тела. Особый интерес для исследователей всегда представляло понятие «мысли». Что скрывается за этим понятием? Какие процессы протекают в мозге человека, когда он решает какую-нибудь задачу? Материальна ли мысль и можно ли ее «пощупать»?

С появлением компьютеров и развитием биологии, медицины и других наук стало возможно приоткрыть завесу тайны над процессами, протекающими в мозге человека. Стали постепенно проявляться те процессы и взаимодействия в мозге человека, которые происходят при обработке получаемой информации (визуальной, звуковой, чувственной и т.д.). А также предпринимаются попытки смоделировать протекающие процессы для того, чтобы глубже понять, как функционирует мозг и можно ли на основе модели функционирования мозга построить такие системы, которые повторяли бы (а может быть даже и превосходили бы) функции человеческого мозга и использовать эти знания для создания искусственного интеллекта.

Еще на заре компьютерной эры были намечены два принципиально разных подхода к обработке информации: последовательная обработка символов и параллельное распознавание образов. И символы, и образы — это «слова», которые обрабатывают компьютеры, а

основное различие между ними заключается лишь в размерности. При этом размер образа может быть на много порядков больше размера символа. Казалось бы, разница не очень значительна и приводит лишь к несколько большему времени обработки длинных слов, но на самом деле различия в размерах данных имеют принципиальное значение, так как сложность работы с образами возрастает нелинейно при увеличении их разрядности.

Если для относительно коротких символов можно описать все возможные над ними операции и создать процессор, который предсказуемым образом обрабатывает все входящие символы, исполняющие роль команд или данных, то реализовать то же самое для образов невозможно, поскольку подобное описание будет расти экспоненциально. А значит, любой процессор, предназначенный для обработки образов, содержит лишь часть возможных входных образцов и соответствующих им действий и должен «додумывать» свое поведение и обобщать известные ему примеры, чтобы его реакция была аналогичной и приемлемой с точки зрения решения задачи, для которой он предназначен. Таким образом, различие между последовательными и параллельными вычислениями заключается в принципиально разных методах постановки и решения задач, связанных с обработкой информации.

В 50-х годах прошлого века группа исследователей объединила биологические и физиологические подходы и создала первые искусственные нейронные сети. Тогда казалось, что ключ к искусственному интеллекту найден. Но, хотя эти сети эффективно решали некоторые задачи из области искусственного зрения — предсказания погоды и анализа данных, иллюзии вскоре рассеялись. Сети были не в состоянии решать другие задачи, внешне похожие на те, с которыми они успешно справлялись. С этого времени начался период интенсивного анализа. Были построены теории, доказан ряд теорем. Но уже тогда стало понятно, что без привлечения серьезной математики рассчитывать на значительные успехи не следует.

С 70-х годов в научных журналах стали появляться публикации, касающиеся искусственных нейронных сетей. Постепенно был сформирован хороший теоретический фундамент, на основе которого сегодня создается большинство сетей. В последние два десятилетия разработанная теория стала активно применяться для решения прикладных задач.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) — [математическая модель](#), а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и

функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма.

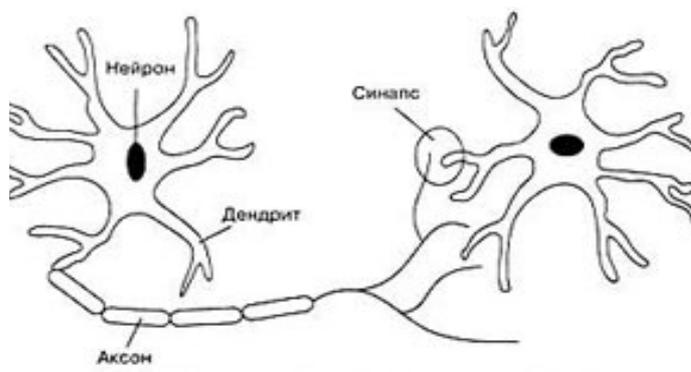


Рис. 1. Структура нейрона

Мозг состоит из очень большого числа (приблизительно 10,000,000,000) нейронов, соединенных многочисленными связями (в среднем несколько тысяч связей на один нейрон, однако это число может сильно колебаться). Нейроны - это специальные клетки, способные распространять электрохимические сигналы. Нейрон имеет разветвленную структуру ввода информации (дендриты), ядро и разветвляющийся выход (аксон). Аксоны клетки соединяются с дендритами других клеток с помощью синапсов. При активации нейрон посылает электрохимический сигнал по своему аксону. Через синапсы этот сигнал достигает других нейронов, которые могут в свою очередь активироваться. Нейрон активируется тогда, когда суммарный уровень сигналов, пришедших в его ядро из дендритов, превысит определенный уровень (порог активации). Интенсивность сигнала, получаемого нейроном (а, следовательно, и возможность его активации), сильно зависит от активности синапсов. Каждый синапс имеет протяженность, и специальные химические вещества передают сигнал вдоль него. Один из самых авторитетных исследователей нейросистем, Дональд Хебб, высказал постулат, что обучение заключается в первую очередь в изменениях "силы" синаптических связей. Например, в классическом опыте Павлова, каждый раз непосредственно перед кормлением собаки звонил колокольчик, и собака быстро научилась связывать звонок колокольчика с пищей. Синаптические связи между участками коры головного мозга, ответственными за слух, и слюнными железами усилились, и при возбуждении коры звуком колокольчика у собаки начиналось слюноотделение.

Ниже представлена структурная схема модели нейрона, реализуемая в большинстве нейронных сетей.

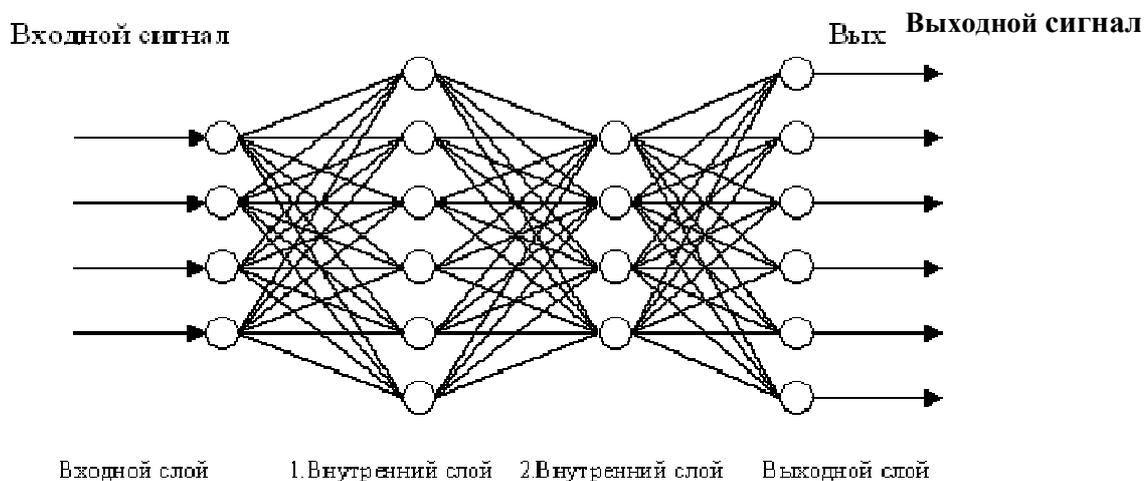


Рис. 2. Модель нейрона

Каждый нейрон в нейронной сети осуществляет преобразование входных сигналов в выходной сигнал и связан с другими нейронами. Входные нейроны формируют так называемый интерфейс нейронной сети. Нейронная сеть, показанная на рис.2, имеет слой, принимающий входные сигналы, и слой, генерирующий выходные сигналы. Информация вводится в нейронную сеть через входной слой. Все слои нейронной сети обрабатывают эти сигналы до тех пор, пока они не достигнут выходного слоя.

Множество математических моделей нейрона может быть построено на базе простой концепции строения нейрона. На рис. 3 показана наиболее общая схема. Так называемая суммирующая функция объединяет все входные сигналы  $X_i$ , которые поступают от нейронов-отправителей. Значением такого объединения является взвешенная сумма, где веса  $W_i$  представляют собой синаптические мощности. Возбуждающие синапсы имеют положительные веса, а тормозящие синапсы - отрицательные веса. Для выражения нижнего уровня активации нейрона к взвешенной сумме прибавляется компенсация (смещение).

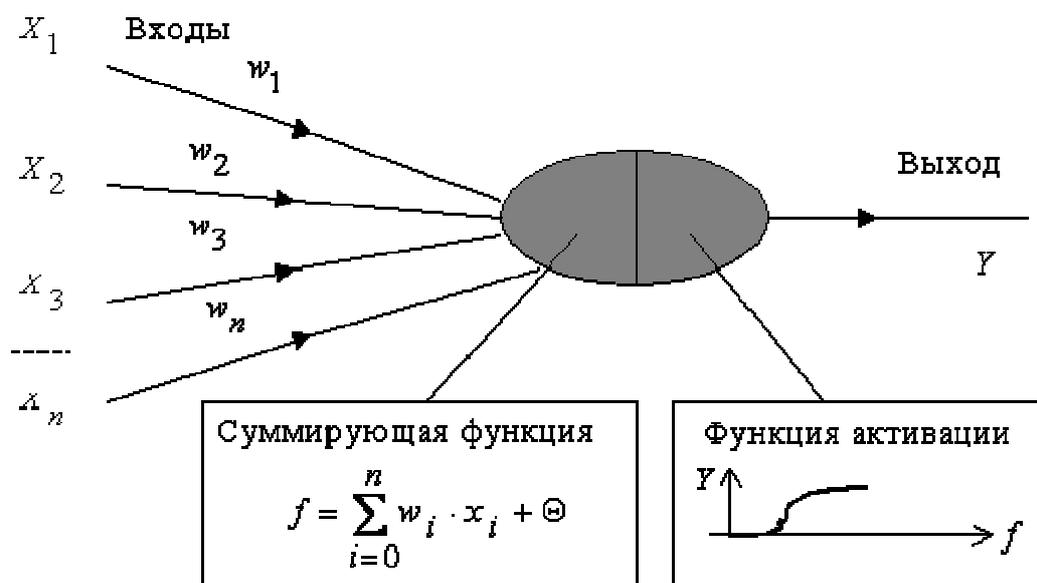


Рис. 3. Математическая модель нейрона

Так называемая функция активации рассчитывает выходной сигнал нейрона  $Y$  по уровню активности  $f$ . Функция активации может иметь различную форму в зависимости от используемой модели и назначения нейронной сети.

С понятием «нейронная сеть» тесно связано понятие «перцептрон».

Перцептрон, или перцептрон (англ. Perceptron от лат. Perceptio — восприятие; нем. perzeptron) — математическая или компьютерная модель восприятия информации мозгом (кибернетическая модель мозга), предложенная Фрэнком Розенблаттом в 1957 году.

Перцептрон состоит из трёх типов элементов, а именно: поступающие от сенсоров сигналы передаются ассоциативным элементам, а затем реагирующим элементам. Таким образом, перцептроны позволяют создать набор «ассоциаций» между входными стимулами и необходимой реакцией на выходе. В биологическом плане это соответствует преобразованию, например, зрительной информации в физиологический ответ от двигательных нейронов. В зависимости от количества слоев, из которых состоит перцептрон, различают одноуровневые и многоуровневые перцептроны. Модель одноуровневого перцептрона аналогична простейшей модели нейрона (см. выше).

### Многослойный перцептрон (MLP)

Эта архитектура сети используется сейчас наиболее часто. Она подробно обсуждается почти во всех учебниках по нейронным сетям. Каждый элемент сети строит взвешенную

сумму своих входов с поправкой в виде слагаемого и затем пропускает эту величину активации через передаточную функцию, и таким образом получается выходное значение этого элемента. Элементы организованы в послойную топологию с прямой передачей сигнала. Такую сеть легко можно интерпретировать как модель вход-выход, в которой веса и пороговые значения (смещения) являются свободными параметрами модели. Такая сеть может моделировать функцию практически любой степени сложности, причем число слоев и число элементов в каждом слое определяют сложность функции. Определение числа промежуточных слоев и числа элементов в них является важным вопросом при конструировании MLP.

Количество входных и выходных элементов определяется условиями задачи. Сомнения могут возникнуть в отношении того, какие входные значения использовать, а какие нет.

Проще говоря – выходные сигналы каждого из элементарных перцептронов являются входными для следующего уровня.

Данная многослойная структура приблизительно (естественно!) структуре коры головного мозга человека.

Нейрокомпьютер (НК) - это вычислительная машина нового поколения, реализованная на основе специализированной элементной базы с использованием искусственных нейронных сетей.

Архитектура нейрокомпьютеров значительно отличается от архитектуры традиционных (фон Неймановских) компьютеров. В первую очередь НК характеризуются высокой параллельностью процессов и распределенностью вычислений, что практически невозможно организовать средствами традиционной архитектуры. Будучи построены на принципах функционирования живых организмов (человеческого мозга), НК гораздо более устойчивы к разного рода сбоям и повреждениям.

Использование нейронных сетей и нейрокомпьютеров для распознавания человеческих лиц

Человеческое лицо – это своеобразная визитная карточка человека. Как и отпечатки пальцев – внешность человека уникальна и неповторима. Это делает возможным однозначно идентифицировать человека по его внешности. В настоящее время идентификация человека по его внешности широко используется в различных системах безопасности и не только. Например, почти все недорогие фото- и видеокамеры имеют функции распознавания лиц,

улыбок и т.д. Но мы рассмотрим более серьезную задачу – задачу идентификации человека по его фото и контроля доступа. Обычно к системам видеоконтроля доступа предъявляются следующие требования:

- гибкость настроек, простота и универсальность применения;
- устойчивость к межклассовым вариациям изображения лица (освещение, ракурс); - устойчивость к внутриклассовым изменениям изображения лица (эмоции, очки, бороды, причёска и т.п.);
- по возможности простота и универсальность применения разрабатываемого алгоритма распознавания изображений.

Рассмотрим 2 подхода к созданию систем распознавания лиц из огромного множества описанных в литературе: рециркуляционная нейронная сеть (РНС) и многослойный перцептрон. Для простоты восприятия мы не будем приводить сложных математических выкладок, а ограничимся лишь общими понятиями, что не повлияет на общее восприятие предмета статьи.

### Рециркуляционная нейронная сеть

На рис. 4 представлена модель РНС.

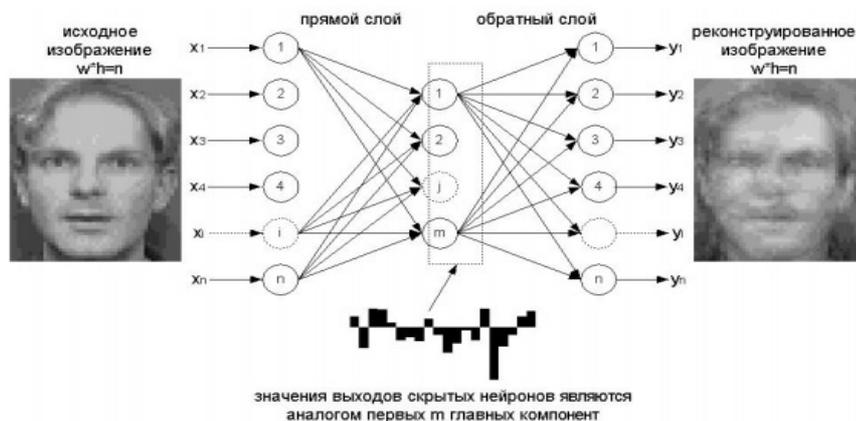


Рис. 4. Модель РНС

Рециркуляционные нейронные сети представляют собой многослойные нейронные сети с обратным распространением информации. При этом обратное распространение информации происходит по двунаправленным связям, которые имеют в различных направлениях разные весовые коэффициенты. При обратном распространении сигналов, в

таких сетях осуществляется преобразование их с целью восстановления входного образа. В случае прямого распространения сигналов происходит сжатие входных данных. Обучение рециркуляционных сетей производится без учителя.

Рециркуляционные сети характеризуются как прямым  $Y=f(X)$ , так и обратным  $X=f(Y)$  преобразованием информации. Задачей такого преобразования является достижение наилучшего автопрогноза или самовоспроизводимости вектора  $X$ . Рециркуляционные нейронные сети применяются для сжатия (прямое преобразование) и восстановления исходной (обратное преобразование) информации. Такие сети являются самоорганизующимися в процессе работы. Теоретической основой рециркуляционных нейронных сетей является анализ главных компонент.

Метод главных компонент применяется в статистике для сжатия информации без существенных потерь ее информативности. Он состоит в линейном ортогональном преобразовании входного вектора  $X$  размерности  $n$  в выходной вектор  $Y$  размерности  $p$ , где  $p < n$ .

Рециркуляционная сеть предназначена как для сжатия данных, так и для восстановления сжатой информации. Сжатие данных осуществляется при прямом преобразовании информации.

Восстановление или реконструкция данных происходит при обратном преобразовании информации. На рис.4 представлено исходное и восстановленное изображения.

Другими словами, из изображения выделяются лишь некоторые (основные, опорные) точки, а промежуточные восстанавливаются с использованием определенного алгоритма преобразования.

Обучающий процесс состоит из последовательности обучающих циклов и завершается, когда их число превышает допустимое значение или ошибка нейронной сети становится меньше заданной. На каждом обучающем цикле на сеть подаются изображения из обучающего набора в случайном порядке. После этого вычисляется ошибка сети и корректируются веса. Ошибка представляет собой разницу между выходным и входным (эталонным) значениями. В процессе обучения сеть учится сжимать и реконструировать изображение через небольшой набор нейронов скрытого слоя.

## Многослойный персептрон

Многослойный персептрон, используемый для распознавания лиц, как правило, содержит в последнем слое столько нейронов, сколько существует классов и настраивается на получения на выходе этих нейронов значения 1 для верного класса и -1 для неверного. Здесь также используется метод обратного распространения ошибки как в предыдущем примере.

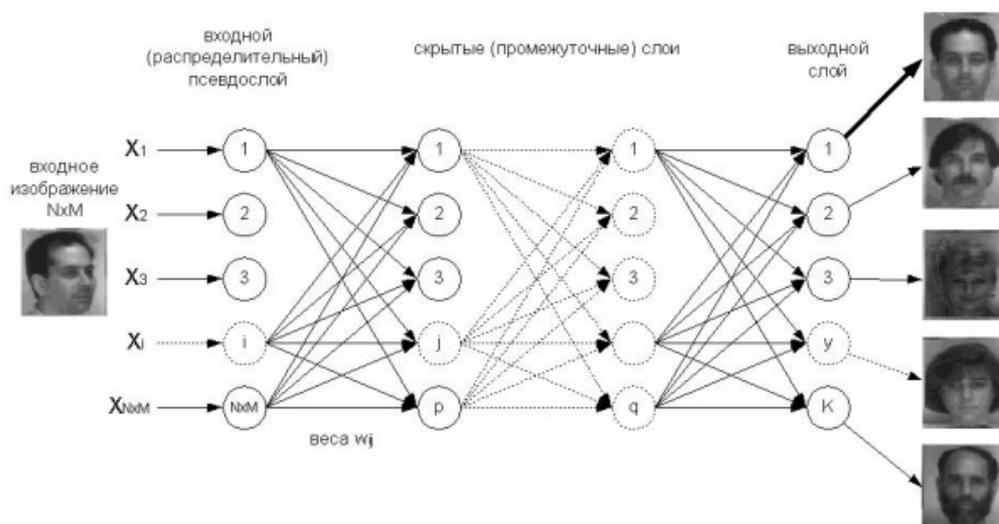


Рис. 5. Использование многослойного персептрона

Нейрон с максимальной активностью (здесь первый) указывает принадлежность к распознанному классу. Если эта активность ниже некоторого порога, то считается, что поданный образ не относится ни к одному из известных классов. В применении к распознаванию человека по изображению лица такой подход хорош для задач контроля доступа небольшой группы лиц.

Точность распознавания характеризуется вероятностью ошибки. Под ошибкой будем понимать во-первых, отрицательный результат (то есть нераспознавание образа, которому система «обучена» - так называемая ошибка первого рода), а во-вторых «ложное срабатывание» (когда система, которой предъявлено фото одного человека «распознает» в нем другого – ошибка второго рода).

При использовании многослойного персептрона возможен еще один интересный подход – метод отрицательных примеров. Он заключается в том, что в базу данных наряду с образами тех лиц, которым разрешен доступ в определенное помещение, заносятся образы

лиц, которым запрещен доступ. При этом вероятность ошибки (как первого так и второго рода) уменьшается. Недостаток данного метода – очевидная избыточность.

В общем виде график зависимости величины ошибки от количества циклов обучения и количества слоев многослойного персептрона представлен на рис. 6.



Рис. 6. Зависимость величины ошибки от количества обучающих циклов и количества нейронов в скрытых слоях персептрона

На практике стабилизация величины ошибки достигается при 20-25 циклах обучения и количестве нейронов в скрытом слое более 20. Дальнейшее увеличение количества нейронов и циклов обучения не приносит значительного увеличения точности (уменьшения ошибки) и поэтому нецелесообразно, так как ведет к значительному усложнению структуры системы и увеличению времени обучения.

Достоинством данных подходов является их простота и разработанность теории.

Недостатком является то, что при добавлении в базу данных нового объекта (фотографии человека) необходимо заново проводить весь процесс обучения. То есть заново создавать новые связи между нейронами и слоями, рассчитывать и корректировать веса. Это может занять часы и даже дни. Данный процесс сродни тому, что происходит в мозгу человека, когда он встречает новый объект и пытается его запомнить, чтобы затем в случае необходимости узнать и классифицировать его. В мозгу человека данный процесс занимает доли секунды, для традиционного же компьютера эта задача достаточно трудоемка. Несколько лет назад был произведен эксперимент по симуляции работы человеческого мозга. Для этого был задействован один из самых мощных суперкомпьютеров производства компании Fujitsu, который содержал более 80000 процессоров и 1 петабайт (тысяча терабайт)

памяти. Процесс симуляции деятельности 1% человеческого мозга в течение 0,1 с занял на этом компьютере около 40 минут. Комментарии излишни.

### **Проблемы разработки систем распознавания человеческих лиц**

При разработке систем обработки изображений и распознавания лиц предъявляются довольно жесткие требования к исходной информации (фотографиям людей).

Нормализация яркостных характеристик изображения

Для устойчивой и корректной работы системы необходимо, чтобы на фотографии не было участков с резким переходом яркости. В таком случае используются специальные алгоритмы нормализации яркости.

Геометрическая нормализация изображения.

Геометрическая нормализация включает в себя:

- приведение центра лица на изображении к стандартному положению,
- поворот изображения лица таким образом, чтобы оно было вертикально-ориентированным,
- масштабирование изображения лица, чтобы привести его к стандартному размеру,
- выделение на изображении области, соответствующей центральной части лица.

Эксперименты показали повышение точности распознавания при использовании геометрически нормализованных изображений лиц по сравнению с исходными.

Обе вышеописанные проблемы возможно решить увеличив количество исходных изображений (фото при различной яркости, при различных положениях человека на фото, а также различная мимика). Это, к сожалению, ведет к неизбежной избыточности базы и увеличению времени обработки запроса.

Заключение

В статье рассмотрены вопросы устройства и практического использования нейронных сетей и нейрокомпьютеров – распознавание человеческих лиц и идентификация личности по фотографии. Рассмотренные примеры в основном описывают использование нейронных сетей при решении статических задач, когда быстродействие системы распознавания не является критическим фактором. Существует еще один класс задач – динамическая идентификация личности и выделение определенного образа из толпы. В этом случае вопрос быстродействия является принципиальным и его решение возможно по двум направлениям – разработка и внедрение более быстродействующих алгоритмов распознавания по сравнению

с современными, и повышение быстродействия нейрокомпьютеров, которые являются неотъемлемой частью любой системы распознавания образов.

Исследователи и разработчики нейронных сетей и нейрокомпьютеров пытаются проникнуть в святая святых – мозг человека и смоделировать его функционирование средствами вычислительной техники. На данный момент эта задача находится на начальном этапе решения и успехи еще достаточно скромные. Выше было показано, что моделирование всего доли секунды человеческого мозга требует огромного количества вычислительных ресурсов и времени. Тем не менее, за последние десятилетия наука значительно продвинулась в вопросах создания функциональных моделей человеческого мозга, которые наиболее полно и точно воспроизводят функции мозга.

50-60 лет назад писатели-фантасты предсказали многое из того, что сейчас является для нас обычным – сотовые телефоны, планшеты, видеосвязь, всемирную информационную сеть и пр. На очереди искусственный человеческий мозг. Те же самые фантасты предупреждают об опасности создания искусственного человеческого мозга. Опасность, по их мнению, заключается в том, что искусственный интеллект может захватить власть на планете и привести к гибели человечества. Кто знает... Поживем - увидим...

#### **Список литературы**

- [1] Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. М.: «Горячая линия – Телеком», 2010. 480 с.
- [2] Галушкин А.И. Нейроматематика. М.: Издательское предприятие редакции журнала «Радиотехника», 2000. 124 с.
- [3] Червяков Н.И., Евдокимов А.А., Галушкин А.И., Лавриенко И.Н., Лавриенко А.В. Применение искусственных нейронных сетей и систем остаточных классов в криптографии. М.: Физматлит, 2012. 280 с.
- [4] Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры. М.: Наука, 2000. 528 с.
- [5] Хайкин С. Нейронные сети. 2-е изд.: пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.: ил. [Haykin Simon. Neural networks and learning machines. 3rd ed.p. cm. Rev. ed of: Neural networks. 2nd ed., 1999.].
- [6] Барский А.Б. Логические нейронные сети. М.: Интернет-Университет информационных технологий, 2007. 352 с.

- [7] Кальченко Д. Нейронные сети: на пороге будущего // Журнал «Компьютер Пресс». 2005. № 1. Режим доступа: <http://compress.ru/article.aspx?id=9663> (дата обращения 01/12/2015).