На сегодняшний день технологический и

научно-исследовательский прогресс охва-

тывает все новые горизонты, стремительно

прогрессируя. Один из них – это модели-

рование окружающего естественного мира

при помощи математических алгоритмов.

В данном аспекте существуют тривиаль-ные,

например моделирование колебаний моря, и

крайне сложные, нетривиальные,

многокомпонентные задачи, например мо-

делирование функционирования челове-

ческого мозга. В процессе исследования

данного вопроса было выделено отдельное

понятие – нейронная сеть. Нейронная сеть

представляет собой математическую мо-дель

и ее воплощение в виде программной либо

программно-аппаратной реализации, которая

выполнена на основе моделирова-ния

деятельности биологических нейрон-ных

сетей, которыми являются сети нейро-нов в

биологическом организме. Научный интерес

к данной структуре возник потому,

что исследование ее модели позволяет по-

лучать информацию о некоторой системе.

То есть подобная модель может иметь

прак-тическую реализацию в ряде

отраслей со-временной науки и техники.

Краткая история развития

нейронных сетей

Стоит отметить, что изначально по-нятие

«нейронная сеть» берет свое начало в работе

американских математиков, ней-

ролингвистов и нейропсихологов У. Макка-

лока и У. Питтса (1943 г.), где авторы впер-

вые упоминают о ней, дают ей определение и

производят первую попытку построения

модели нейронной сети [1]. Уже в 1949 г.

Д. Хебб предлагает первый алгоритм обу-

чения. Далее был ряд исследований в обла-

сти нейронного обучения, и первые рабочие

прототипы появились примерно в 1990– 1991

гг. прошлого столетия. Тем не менее

вычислительных мощностей оборудования

◼ FUNDAMENTAL RESEARCH № 8, 2017 ◼

того времени не хватало для достаточно

быстрой работы нейронных сетей. К 2010

году мощности GPU видеокарт сильно уве-

личились и появилось понятие программи-

рования непосредственно на видеокартах,

что существенным образом (в 3–4 раза) уве-

личило производительность компьютеров.

В 2012 г. нейросети впервые победили на

чемпионате ImageNet, чем и ознаменова-лось

их дальнейшее бурное развитие [2, 3] и

появление термина Deep Learning.

В современном мире нейронные сети

имеют колоссальный охват, ученые считают

исследования, проводимые в области изуче-

ния поведенческих особенностей и состо-

яний нейронных сетей, крайне перспек-

тивными. Перечень областей, в которых

нейронным сетям нашлось применение,

огромен. Это и распознавание и классифи-

кация образов, и прогнозирование, и реше-

ние аппроксимационных задач, и некоторые

аспекты сжатия данных, анализа данных и,

конечно, применение в системах безопасно-

сти различного характера.

Исследование нейронных сетей сегодня

активно происходит в научных

сообществах разных стран. При подобном

рассмотрении она представлена в качестве

частного слу-чая ряда методов

распознавания образов, дискриминантного

анализа, а также мето-дов кластеризации.

Следует также отметить, что в течение

последнего года на стартапы в области си-

стем распознавания изображений было

выделено финансирование более чем за

предыдущие 5 лет [4], что говорит о доста-

точно большой востребованности данного

типа разработок на конечном рынке.

Применение нейронных сетей

для распознавания изображений

Рассмотрим стандартные задачи, реша-

емые нейронными сетями в приложении к

изображениям [4]:

● идентификация объектов;

● распознавание частей объектов (на-

пример, лиц, рук, ног и т.д.);

● семантическое определение границ

объектов (позволяет оставлять только гра-

ницы объектов на картинке);

● семантическая сегментация (позволя-

ет разделять изображение на различные от-

дельные объекты);

● выделение нормалей к поверхности

(позволяет преобразовывать двумерные

картинки в трехмерные изображения);

● выделение объектов внимания (позво-

ляет определять то, на что обратил бы вни-

мание человек на данном изображении).

Стоит отметить, что задача распозна-

вания изображений имеет яркий характер,

решение данной задачи является сложным

и неординарным процессом. При выполне-

нии распознавания в качестве объекта мо-

жет быть человеческое лицо, рукописная

цифра, а также множество других

объектов, которые характеризуются рядом

уникаль-ных признаков, что существенно

осложняет процесс идентификации.

В настоящем исследовании будет рас-

смотрен алгоритм создания и обучения рас-

познаванию рукописных символов нейрон-

ной сети. Изображение будет считано одним

из входов нейронной сети, а один из выходов

будет задействован для вывода результата.

На данном этапе необходимо кратко

остановиться на классификации

нейронных сетей. На сегодняшний день

основных ви-дов три [5]:

● сверточные нейронные сети (CNN);

● рекурентные сети (deep learning);

● обучение с подкреплением.

Один из наиболее частых примеров по-

строения нейронной сети – это классическая

топология нейронной сети. Такая нейронная

сеть может быть представлена в качестве

полносвязного графа, характерной ее чертой

является прямое распространение инфор-

мации и обратное распространение сигна-

лизации об ошибке. Данная технология не

обладает рекурсивными свойствами. Иллю-

стративно нейронную сеть с классической

топологией можно изобразить на рис. 1.

Рис. 1. Нейронная сеть с простейшей

топологией

◼ ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ № 8, 2017 ◼

62 ◼ TECHNICAL SCIENCES (05.02.00, 05.13.00, 05.17.00, 05.23.00) ◼

Рис. 2. Нейронная сеть с 4-мя слоями скрытых нейронов

Один из явно существенных минусов

данной топологии сети – избыточность. За

счет избыточности при подаче данных в

виде, например, двухмерной матрицы на

вход можно получить одномерный вектор.

Так, для изображения рукописной латин-

ской буквы, описанной при помощи матри-

цы размером 34х34, потребуется 1156 вхо-

дов. Это говорит о том, что вычислительные

мощности, затрачиваемые на реализацию

программно-аппаратного решения данного

алгоритма окажутся слишком большими.

Проблема была решена американским

ученым Яном Ле Куном, который провел

анализ работ лауреатов Нобелевской премии в

области медицины T. Wtesel и D. Hubel [1, 5, 6].

В рамках исследования, проведенного ими, в

качестве объекта исследования высту-пила

зрительная кора головного мозга кошки.

Анализ результатов показал, что в коре при-

сутствует ряд простых клеток, а также ряд

сложных клеток. Простые клетки реагирова-ли

на полученное от зрительных рецепторов

изображение прямых линий, а сложные – на

поступательное движение в одном направле-

нии. В результате был выработан принцип по-

строения нейронных сетей, называемый свер-

точным. Идея данного принципа заключалась в

том, что для реализации функционирования

нейронной сети используется чередование

сверточных слоев, которые принято обозна-

чать C – Layers, субдискретизирующих слоев S

– Layers и полносвязных слоев F – Layers на

выходе из нейронной сети.

В основе построения сети подобного

рода лежат три парадигмы – это парадигма

локального восприятия, парадигма разделя-

емых весов и парадигма субдискретизации.

Суть парадигмы локального восприятия

заключается в том, что на каждый входной

нейрон подается не вся матрица изображе-

ния, а ее часть. Остальные части подаются на

другие входные нейроны. В данном случае

можно наблюдать механизм распараллелива-

ния, при помощи подобного метода можно

сохранять топологию изображения от слоя

к слою, многомерно обрабатывая его, то есть

в процессе обработки может использоваться

некоторое множество нейронных сетей.

Парадигма разделяемых весов говорит о

том, что для множества связей может быть

использован небольшой набор весов. Данные

наборы имеют также название «ядра». Для

конечного результата обработки изображений

можно сказать, что разделяемые веса положи-

тельно влияют на свойства нейронной сети,

при исследовании поведения которой повы-

шается способность нахождения инвариантов в

изображениях и фильтровать шумовые ком-

поненты, не производя их обработку.

Исходя из вышеизложенного можно

сделать вывод о том, что при применении

процедуры свертывания изображения на

базисе ядра явится выходное изображение,

элементы которого будут главной характе-

ристикой степени соответствия фильтру, то

есть произойдет генерация карты призна-ков.

Данный алгоритм приведен на рис. 3.

◼ FUNDAMENTAL RESEARCH № 8, 2017 ◼

Рис. 3. Алгоритм генерации карты признаков

Парадигма субдискретизации состоит в

том, что происходит уменьшение входно-го

изображения за счет уменьшения про-

странственной размерности его математи-

ческого эквивалента – n-мерной матрицы.

Необходимость субдискретизации выража-

ется в инвариантности к масштабу исходно-

го изображения. При применении методики

чередования слоев появляется возможность

генерации новых карт признаков из уже

имеющихся, то есть практическая реализа-

ция данного метода заключается в том, что

будет приобретена способность вырожде-ния

многомерной матрицы в векторную, а затем

и вовсе в скалярную величину.

Реализация обучения нейронной сети

Существующие сети делятся на 3 класса

архитектур с точки зрения обучения:

● обучение с учителем (перцептон);

● обучение без учителя (сети адаптив-

ного резонанса);

● смешанное обучение (сети

радиально-базисных функций).

Один из наиболее важных критериев

оценки работы нейронной сети в случае

распознавания изображения – это качество

распознавания изображений. Стоит отме-

тить, что для количественной оценки каче-

ства распознавания изображения при по-

мощи функционирования нейронной сети

чаще всего применяется алгоритм средне-

квадратической ошибки [6]:

В данной зависимости Ep – p-ая ошибка

распознавания для пары нейронов,

Dp – ожидаемый выходной резуль-тат

нейронной сети (обычно сеть должна

стремиться к распознаванию на 100 %, но

этого на практике пока не происходит), а

конструкция O(Ip,W)2 – квадрат выхода

сети, который зависит от p - ого входа и

на-бора коэффициентов веса W. В данную

конструкцию входят и ядра свертки, и ве-

совые коэффициенты всех слоев. Просчет

ошибки заключается в вычислении средне-

го арифметического значения для всех пар

нейронов.

В результате анализа была выведена за-

кономерность, что номинальное значение

веса, когда значение ошибки будет мини-

мальным, можно рассчитать исходя из за-

висимости (2):

Из данной зависимости можно сказать,

что задача вычисления оптимального веса

есть арифметическая разность произво-

дной функции первого порядка ошибки по

весу, разделенная на производную

функции ошибки второго порядка [5].

Приведенные зависимости дают воз-

можность тривиального вычисления ошиб-

ки, которая находится в выходном слое.

Вычисление ошибки в скрытых слоях ней-

ронов можно реализовать при помощи ме-

тода обратного распространения ошибки.

Основная идея метода заключается в рас-

пространении информации, в виде сигна-

лизации об ошибке, от выходных нейронов

к входным, то есть по направлению, обрат-

ному по отношению к распространению

сигналов по нейронной сети [6].

Стоит также отметить, что обучение

сети производится на специально подго-

товленных базах изображений, классифи-

цированных на большое количество клас-

сов, и занимает достаточно большое время.

◼ ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ № 8, 2017 ◼

64 ◼ TECHNICAL SCIENCES (05.02.00, 05.13.00, 05.17.00, 05.23.00) ◼

На сегодняшний день крупнейшей базой

является ImageNet (www.image\_net.org) [6].

Она имеет бесплатный доступ для академи-

ческих учреждений.

Заключение

В результате вышеизложенного стоит от-

метить, что нейронные сети и алгоритмы,

реализованные на принципе их функциони-

рования, могут находить свое применение

в системах распознавания дактилоскопиче-

ской карты для органов внутренних дел. Часто

именно программная компонента программ-но-

аппаратного комплекса, направленного на

распознавание такого уникального слож-ного

изображения, как рисунок, являющий-ся

идентификационными данными, решает

возложенные на нее задачи не в полной мере.

Программа, реализованная на базе алгорит-мов,

в основу которых входит нейронная сеть, будет

значительно эффективнее.

Подводя итог можно резюмировать

сле-дующее:

● нейронные сети могут находить при-

менение, как в вопросе распознавания изо-

бражений, так и текстов;

● данная теория дает возможность го-

ворить о создании нового перспективного

класса моделей, а именно моделей на осно-

ве интеллектуального моделирования;

● нейронные сети способны к обуче-нию,

что говорит о возможности оптимиза-ции

процесса из функционирования. Такая

возможность является крайне важной опци-

ей для практической реализации алгоритма;

● оценка алгоритма распознавания об-

разов при помощи исследования нейронной

сети может иметь количественное значение,

соответственно, имеются механизмы под-

стройки параметров до необходимого зна-

чения за счет вычисления нужных весовых

коэффициентов.

На сегодняшний день, дальнейшее ис-

следование нейронных сетей представля-

ется перспективной областью исследова-

ния, которая будет успешно применяться

в еще большем количестве отраслей науки

и техники, а также деятельности человека.

Основной упор в развитии современных

систем распознавания сейчас сдвигается

в область семантической сегментации 3D

изображений в геодезии, медицине, прото-

типировании и прочих сферах

деятельности человека – это достаточно

сложные алго-ритмы и это связано:

● с отсутствием достаточного количе-

ства баз данных эталонных изображений;

● отсутствие достаточного количества

свободных экспертов для первоначального

обучения системы;

● изображения хранятся не в пикселях,

что требует дополнительных ресурсов как

от компьютера, так и от разработчиков.

Следует также отметить, что на сегод-

няшний день существует большое количе-

ство стандартных архитектур построения

нейронных сетей, что существенно облег-

чает задачу построения нейронной сети с

нуля и сводит ее к подбору подходящей

конкретной задаче структуре сети.

В настоящее время на рынке существует

достаточно большое количество инноваци-

онных компаний, занимающихся распоз-

наванием изображений с использованием

нейросетевых технологий обучения систе-

мы. Доподлинно известно, что они достиг-ли

точности распознавания изображений в

районе 95 % при использовании базы дан-

ных в 10 000 изображений. Тем не менее все

достижения относятся к статичным изобра-

жениям, с видеорядом в настоящий момент

все гораздо сложнее