

УДК 519.71

К.А. БОХАН, Н.И. ФЕДОРЕНКО

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ВИДОВ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОБРАБОТКИ МУЛЬТИМЕДИА ДАННЫХ

Приведена классификация, определены отличительные характеристики, обобщены недостатки и преимущества нейронных сетей используемых при распознавании образов. Проведена сравнительная характеристика наиболее распространенных типов нейронных сетей.

нейронные сети, архитектура, структура, надежность нейронных сетей, обучение

Введение

Нейронные сети можно рассматривать как современные вычислительные системы, которые преобразуют информацию по образу процессов происходящих в мозгу человека.

Целью работы является классификация нейронных сетей и выбор приемлемых вариантов архитектур сетей для решения задач обработки информации в медицине.

1. Свойства нейронных сетей

Вкратце остановимся на основных свойствах искусственных нейронных сетей. Как следует из устоявшейся терминологии искусственные нейронные сети (ИНС) индуцированы биологией и состоят из элементов, функциональные возможности которых аналогичны большинству функций биологического нейрона. При этом ИНС демонстрируют удивительное число свойств, присущих мозгу [1,2].

1.1. Обучение

Важнейшим свойством ИНС является их возможность адаптироваться (обучаться), в зависимости от внешних воздействий окружающего мира, путем настройки внутренних параметров сети. Это осуществляется при поступлении входных воздействий (иногда с учетом выходных значений) сети.

Для обучения сетей разработано множество обучающих алгоритмов. В этой работе мы остановимся на некоторых из них.

Способность к обучению является фундаментальным свойством нейронных сетей. Процесс обучения может рассматриваться как настройка архитектуры и весов связей между нейронами. Существуют три вида (или как говорят три парадигмы) обучения сетей: «с учителем», «без учителя» (самообучение) и смешанная с подкреплением. В первом случае нейронные сети располагают правильными ответами (выходами сети) на каждое входное воздействие. Веса настраиваются так, чтобы сеть формировала ответы максимально близкие к известным правильным ответам. Обучение без учителя не требует знания правильных ответов на каждый пример обучающей выборки. При смешанном обучении часть весов определяется посредством обучения с учителем, в то время как остальная получается с помощью самообучения. Известны [1] 5 основных моделей обучения:

- *правило коррекции по ошибке*. При обучении с учителем для каждого входного примера задан желаемый выход d . Реальный выход сети y может не совпадать с желаемым. Принцип коррекции по ошибке при обучении состоит в использовании сигнала $(d-y)$ для модификации весов, обеспечивающий уменьшение весов. В отечественной литературе этот

метод называют обратным распространением;

- *обучение Больцмана*. Использует стохастические методы. При этом настройка весовых коэффициентов видимых нейронов удовлетворяет желаемому распределению вероятностей;

- *обучение Хебба*. Самый старый обучающий алгоритм. Важной особенностью этого метода является то, что изменение синоптического веса зависит только от активности нейронов, которые связаны с данным синапсом;

- *обучение методом соревнования*. В отличие от обучения Хебба, в котором множество выходных нейронов могут возбуждаться одновременно, при соревновательном обучении выходные нейроны соревнуются за активацию. Это явление известно, как правило «победитель берет все»;

- *обучение на основе памяти*, предполагает явное использование обучающих данных. При этом весь прошлый опыт накапливается в хранилище правильно классифицированных примеров вида вход-выход.

1.2. Обобщение

Сети присуща способность различать образ сквозь шум и искажения, поступающие вместе с требуемым входом. Это очень важно для распознавания образов в окружающем мире. Необходимо отметить, что ИНС осуществляют обобщения благодаря своей внутренней организации, а не с помощью программ компьютера моделирующего работу сети. ИНС позволяют из входных сигналов выделять сущности. Например, сеть может быть обучена на последовательность искаженных версий буквы «А». После соответствующего обучения предъявление такого искаженного примера приведет к тому, что сеть породит букву совершенной формы. В некотором смысле она научится порождать то, что никогда не видела [2].

1.3. Применение

Как следует из [3] применение ИНС возможно в следующих областях:

- распознавание и классификация образов. Это, прежде всего идентификация и отнесение образа к соответствующему классу данных;

- сжатие данных. Задача сжатия (компрессии) данных состоит в уменьшении количества хранимой или передаваемой информации с возможностью ее полного восстановления (декомпрессии);

- идентификация динамических объектов. В динамических системах подлежащий распознаванию объект зависит от мгновенных значений обучающих пар, представляющих собой функцию времени.

1.4. Надежность

ИНС моделирующие работу мозга также как и люди сохраняют в определенном смысле непредсказуемость и даже загадочность. Другими словами, чтобы точно знать каким будет выход необходимо на вход сети предъявить все возможные комбинации сигналов. Для больших сетей полная проверка практически неосуществима и поэтому должны использоваться статистические методы оценки надежности функционирования. Так как ИНС иногда могут совершать ошибки даже при правильном функционировании, то это ведет к ненадежности.

Еще одним схожим недостатком ИНС является невозможность человеком проанализировать достаточно сложное внутреннее представление сетей после обучения за исключением самых простых случаев. Это напоминает неспособность людей объяснить как они узнают предметы окружающего мира несмотря на расстояния, угол зрения, освещение и т. п. [2].

2. Характеристика сетей

В соответствии, с классификацией, приведенной в [1], можно выделить следующие три основные класса нейросетевых архитектур:

- однослойные сети прямого распространения;

- многослойные сети прямого распространения;
- рекуррентные сети.

Очевидно, первую группу можно рассматривать как частный случай многослойных сетей.

На рис. 1 приведено распределение двух основных групп архитектур сетей в различных приложениях.

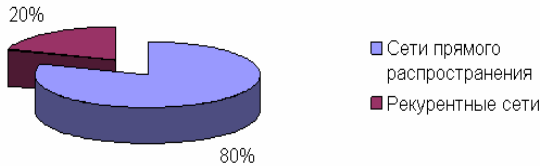


Рис. 1. Использование ИНС в различных приложениях.

Обычно структуры нейросетей представляются в виде блочных диаграмм. Но в этой работе мы не будем углубляться в детальное описание каждой архитектуры, поскольку это выходит за рамки нашей работы.

Ограничимся представлением структур сетей в виде ориентированных графов на рис. 2. В табл. 1 приведены достоинства и недостатки ИНС используемых обработки изображений.

Эта работа проведена на основании литературы приведенной в конце статьи.

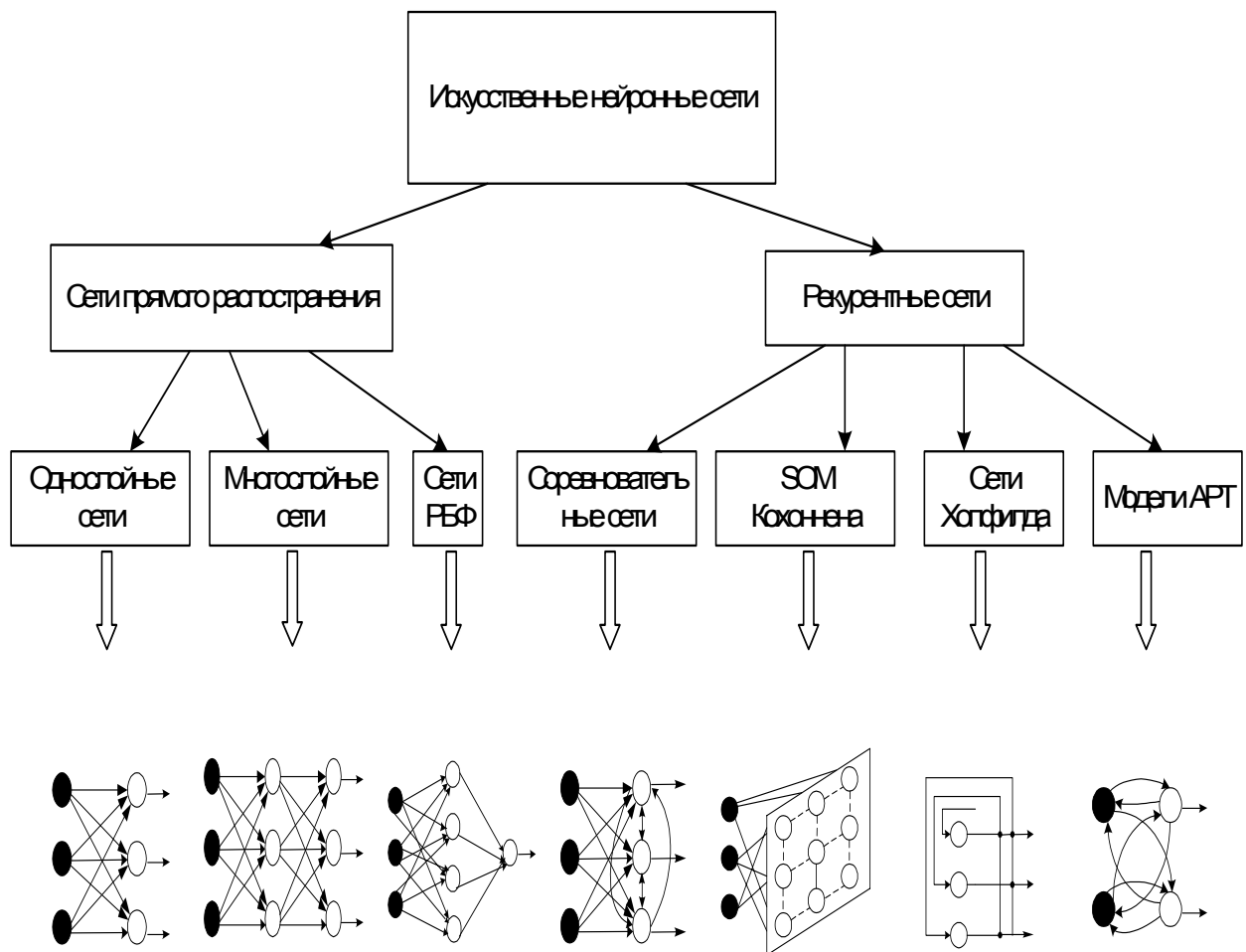


Рис. 2. Систематизация различных архитектур ИНС

Таблица 1

Характеристика нейронных сетей используемых для обработки изображений

Архитектура сети	Недостатки	Преимущества
Сеть Хопфилда	<ul style="list-style-type: none"> - сеть обладает небольшой емкостью; - размерность и тип входных и выходных сигналов совпадают; -наряду с запомненными образами хранятся и их негативы; - квадратичный рост числа синапсов при увеличении размерности входного сигнала 	<ul style="list-style-type: none"> - позволяет восстанавливать искаженные сигналы
Сеть Хемминга	<ul style="list-style-type: none"> - сеть способна правильно распознать только слабо зашумленные сигналы; - использование только бинарных входных сигналов 	<ul style="list-style-type: none"> - сеть работает предельно просто и быстро; - выходной сигнал формируется через один слой нейронов; -в модели используется один из самых простых алгоритмов формирования синаптических весов; -емкость сети равна количеству нейронов N (в сети Хопфилда она равна $0.15*N$)
Сеть Кохонена	<ul style="list-style-type: none"> - сеть может быть использована для кластерного анализа только в том случае, если заранее известно число кластеров 	<ul style="list-style-type: none"> - в отличие от сети АРТ сеть Кохонена способна функционировать в условиях помех, т.к. число классов фиксировано, веса модифицируются медленно на-стройка весов заканчивается после обучения
Сеть поиска максимума	<ul style="list-style-type: none"> - число итераций функционирования сети заранее не определено; - сеть определяет, какой из входных сигналов имеет максимальное значение, но в процессе функционирования теряет свое значение максимального сигнала 	<ul style="list-style-type: none"> - простота работы сети
Сеть АРТ	<ul style="list-style-type: none"> -неограниченное увеличение числа нейронов в процессе функционирования сети; - в присутствии шума возникают значительные проблемы, связанные с неконтролируемым ростом числа образцов 	<ul style="list-style-type: none"> - обучение без учителя
Сеть встречного распространения	<ul style="list-style-type: none"> - сеть не дает точные отображения. В этом сеть значительно уступает сетям с обратным распространением; -слабая теоретическая проработка модификаций сетей 	<ul style="list-style-type: none"> - сеть проста и быстро обучается; - позволяет извлекать статистические свойства из множества входных сигналов; -возможность строить функцию и обратную к ней
Входная звезда (In-star)	<ul style="list-style-type: none"> - каждая звезда в отдельности реализует слишком простую функцию. Вычислительные возможности нейронных сетей, составленных из таких звезд ограничены 	<ul style="list-style-type: none"> -сеть позволяет моделировать некоторые функции биологических нейронных сетей
Сеть обратного распространения	<ul style="list-style-type: none"> - многокритериальная задача оптимизации рассматривается как набор однокритериальных - на каждой итерации улучшение только с одним примером обучающей выборки. Такой подход существенно уменьшает скорость обучения 	<ul style="list-style-type: none"> - первый эффективный метод обучения. С его помощью решаются многие практические задачи

Продолжение таблицы 1

Архитектура сети	Недостатки	Преимущества
Машины Больцмана	- медленный алгоритм обучения	-алгоритм дает возможность сети выбираться из локальных минимумов
Клеточные сети	-отсутствие широкого практического применения	- структура сети адекватна задаче обработке изображений
Сети РБФ	- сеть уверенно «работает» только с теми образами, которые были «предъявлены» в процессе создания - заранее должно быть известно число эталонов, а также эвристики для построения активационных функций нейрона скрытого слоя	- отсутствие этапа обучения в общепринятом смысле этого слова

3. Сети прямого распространения

Наиболее известным и часто используемым методом обучения сетей прямого распространения является обратное распространение. Этот метод успешно используется в целом ряде применений, например для визуального распознавания букв, а также сжатия изображений [2]. К недостаткам можно отнести неопределенно долгий процесс обучения. Для сложных задач обучение сети может длиться дни и даже недели она может и вообще не обучиться. Это объясняется трудностью выбора длины шага. Другими словами коррекция весов предполагается бесконечно малой. Ясно, что это трудно осуществить на практике, так как ведет бесконечному времени обучения. Размер шага определяется опытным путем. Если он мал, то сходимость слишком медленна, если велик, то возможны паралич сети или неустойчивость в работе.

3.1. Сети радиальных базисных функций

Особое семейство образуют сети с радиальными базисными функциями. В этих сетях скрытые нейроны реализуют функции, радиально изменяющиеся вокруг выбранного центра и принимающие ненуле-

вые значения только в окрестности этого центра. Подобные функции, определяемые в виде $f(x)=f(|x-c|)$, называются радиальными базисными функциями [3]. В таких сетях роль скрытого нейрона заключается в отображении радиального пространства вокруг одиночной заданной точки. Сети радиального типа являются дополнением сигмоидальных сетей. Структурно типичная сеть состоит из входного слоя, на который подаются сигналы, описываемые входным вектором x , скрытого слоя с нейронами радиального типа и выходной слой, состоящий, как правило, из одного или нескольких линейных нейронов.

3.2. Сравнение радиальных и сигмоидальных сетей

Как следует из [3] радиальные ИНС относятся к той же категории сетей, что и многослойные сети. По сравнению с многослойными сетями, имеющими сигмоидальные функции активации, радиальные ИНС обладают свойствами, обеспечивающими более простое отображение характеристик моделирующего процесса. Считается также, что радиальные сети лучше, чем сигмоидальные, решают такие классификационные задачи, как обнаружение повреждений в различных системах, распознавание

образов прогнозирование и решении задач классификации либо аппроксимации функций многих переменных.

Важное достоинство радиальных сетей – значительно упрощенный алгоритм обучения. При наличии только одного скрытого слоя и тесной связи активности нейрона с соответствующей областью пространства обучающих данных точка начала обучения гораздо ближе к оптимальному решению, чем в многослойных сетях. Кроме того, можно отделить этап подбора параметров базисных функций от подбора значений весов сети, что сильно упрощает и ускоряет процесс обучения. Выигрыш во времени становится еще большим, если принять во внимание процедуру формирования оптимальной (с точки зрения способности к обобщению) структуры сети. При использовании многослойных сетей это очень трудоемкая процедура, требующая многократного повторения обучения или дообучения.

3.3. Сложности разработки сетей прямого распространения

При разработке сетей прямого распространения возникает целый ряд спорных вопросов [5] например: сколько слоев выбрать для каждого конкретного случая, сколько нейронов выбрать в каждом слое, как сеть будет реагировать на данные не включенные в обучающую выборку, какова способность сети к обобщению и какой размер обучающей выборки, чтобы сеть имела «хорошие» способности к обобщению. Существуют подходы [3] в решении некоторых из перечисленных проблем. Для решения какой-либо задачи с применением нейронных сетей следует, прежде всего, спроектировать структуру сети, адекватную поставленной задаче. Это предполагает выбор количества слоев сети и нейронов в каждом слое, а также определение необходимых связей между ними. Подбор количества нейронов во входном слое обусловлен размерностью входного вектора x . Подобная ситуация и с выходным слоем, в котором количество нейронов прини-

мается равным размерности ожидаемого вектора d . Серьезной проблемой остается подбор количества скрытых (внутренних) слоев и числа нейронов в каждом из них. Теоретическое решение этой задачи в смысле условия достаточности было предложено математиками, занимающимися аппроксимацией функции нескольких переменных. Следует отметить, что ИНС выступает в роли универсального аппроксиматора обучающих данных (x, d) . В процессе обучения подбираются его функциональные коэффициенты (векторы весов отдельных нейронов). На этапе функционирования при зафиксированных значениях весов производится простой расчет значения аппроксимирующей функции при заданном входном векторе. Определение минимального количества скрытых слоев сети основано на использовании свойств аппроксимирующих функций. Каждая заданная функция может быть выражена линейной комбинацией локальных импульсов, которые имеют ненулевое значение только в ближайшей окрестности текущего значения x .

4. Рекуррентные сети

В рассмотренных ранее сетях отсутствуют обратные связи, т. е. связи идущие от выходов сетей к их входам. В сетях без обратных связей нет памяти их выходы, определяются текущими входами и значениями весов. В некоторых конфигурациях рекуррентных сетей значения предыдущих выходов возвращаются на вход. Другими словами, выход сети определяется как текущим входам, так и предыдущим выходом. Поэтому сети с обратными связями обладают свойствами схожими с кратковременной человеческой памятью, сетевые выходы зависят от предыдущих входов. Сети без обратных связей более устойчивы в работе. Но в тоже время, они обладают ограниченными возможностями, по отношению к сетям с обратными связями.

Сети с обратными связями работают в динамическом режиме т.к. выходной сигнал через обрат-

ную связь модифицирует входные воздействия. Далее выход повторно вычисляется, и процесс повторяется снова и снова. Если сеть устойчива, то последовательные итерации приводят к меньшим изменениям выхода пока, в конце концов, выход не станет постоянным. Но, для некоторых сетей этот процесс никогда не закончится, такие сети называются неустойчивыми. Подобное положение вводит исследователей в тупик, поскольку никто заранее не знает, какая сеть устойчива, а какая сеть находится в постоянном изменении. Поэтому поначалу такое положение вещей вызывало у исследователей пессимистическое настроение. Важный вклад в теорию устойчивости нейросетей сделал Дж. Хопфилд. Поэтому некоторые из конфигураций называются сетями Хопфилда.

Хопфилд использовал функцию энергии как инструмент для построения рекуррентных сетей и для понимания их динамики. Формализация Хопфилда сделала ясным принцип хранения информации как динамически устойчивых локальных минимумов и популяризовала использование рекуррентных сетей для ассоциативной памяти. По заданной части или фрагменту необходимой информации извлекается вся информация в целом. Ассоциативная память в нейронных сетях организуется с помощью настройки весов. Запоминаемая информация кодируется двоичными векторами, которые хранятся в весах сети.

4.1. Характеристика сетей Хопфилда

Скорость выполнения вычислений – главное достоинство сетей. Это обусловлено высокой степенью распараллеливания вычислительного процесса. Решение задач с помощью аналоговой электроники выполняется в течении небольшого промежутка времени причем оно слабо зависит от размерности задачи. Но моделирование на однопроцессорных системах не позволяет использовать параллельные

архитектуры, поэтому время решения задач увеличивается по экспоненциальному закону.

Важной характеристикой сети является максимальное количество запоминаемой информации, которая может храниться в сети Хопфилда. С формальной точки зрения сеть, состоящая, из n нейронов может иметь 2^n состояний. Но опытным путем установлено, что максимальная память оказалась меньшей и равна $0,15n$. Сеть Хопфилда эволюционирует в направлении уменьшения своей энергии. Это позволяет решать комбинаторные задачи оптимизации, если они могут быть сформулированы как задачи минимизации энергии. В частности, таким образом может быть сформулирована задача коммивояжера.

4.2. Адаптивная резонансная теория

Человек воспринимает информацию через органы ощущений. Из всей гаммы поступающей информации он выбирает наиболее важное для себя и запоминает. Каким образом память остается пластичной способной к восприятию новых образов и сохраняет при этом стабильность гарантирующую, что образы не уничтожатся и не разрушаться в процессе функционирования.

Имеющиеся нейросетевые архитектуры не позволяют решить проблему стабильности–пластичности. Очень часто обучение новому образу уничтожает или изменяет результаты предшествующего обучения. Например, в сети с обратным распространением входные векторы подаются на вход последовательно до тех пор, пока сеть не обучится всему входному набору. Если на вход обученной сети подать еще один новый обучающий вектор тот он может изменить веса настолько, что потребуются полное переобучение сети. В реальной ситуации сеть будет подвергаться постоянно изменяющейся воздействию; она может никогда не увидеть один и тот же обучающий вектор дважды. При таких обстоятельствах сеть часто не будет обу-

чатся; она будет непрерывно изменять свои веса, не достигая удовлетворительных результатов.

Гроссберг и его сотрудники исследовали такие радикально отличные конфигурации. Одним из результатов исследования этой проблемы явилась разработка адаптивной резонансной теории (АРТ).

Сети и алгоритмы использующие АРТ обладают пластичностью необходимой для изучения новых образов и в тоже время предотвращая изменения ранее запомненных образов. Как описано в [2]: «Сеть АРТ представляет собой векторный классификатор. Входной вектор классифицируется в зависимости от того, на какой из множества ранее запомненных образов он похож. Свое классификационное решение сеть АРТ выражает в форме возбуждения одного из нейронов распознающего слоя. Если входной вектор не соответствует ни одному из запомненных образов, создается новая категория посредством запоминания образа, идентичного новому входному вектору. Если определено, что входной вектор похож на один из ранее запомненных векторов с точки зрения определенного критерия сходства, запомненный вектор будет изменяться (обучаться) под воздействием нового входного вектора таким образом, чтобы стать более похожим на этот входной вектор.

Запомненный образ не будет изменяться, если текущий входной вектор не окажется достаточно похожим на него. Таким образом, решается дилемма стабильности-пластичности. Новый образ может создавать дополнительные классификационные категории, однако новый входной образ не может заставить измениться существующую память».

4.3 Характеристика сетей

Описанная сеть должна производить последовательный поиск среди всех запомненных образов. В аналоговых реализациях это будет происходить очень быстро; однако при моделировании

на обычных цифровых компьютерах этот процесс может оказаться очень длительным. Если же сеть АРТ реализуется на параллельных процессорах, все свертки на распознающем уровне могут вычисляться одновременно. В этом случае поиск может быть очень быстрым. Сети на основе АРТ являются достаточно сложными и реализуются с помощью пяти фаз: инициализации, распознавания, сравнения, поиска и обучения.

Выводы

В настоящее время актуальной задачей является построение экспертных систем в медицине: диагностика, анализ физиологического состояния пациентов, поиск, идентификация возможных нарушений или отклонений от нормы. Одним из способов решения такой задачи является применение ИНС.

Решение подобных задач с применением нейротехнологии возможно при условии выбора наиболее приемлемого типа архитектуры и единого универсального алгоритма обучения сети, а также наличия примеров (предыстории, фиксированного опыта), на основании которых производится обучение нейронных сетей. При выполнении этих условий скорость создания экспертных систем возрастает, а стоимость соответственно снижается.

Одним из наиболее перспективных областей медицины с точки зрения применения ИНС является обработка мультимедийной информации. Очевидно, решение подобного рода задач наиболее предпочтительно с использованием алгоритмов обучения с учителем. Такой подход обусловлен, тем, что заранее известны характер или распределение графических данных для здоровых людей и отклонения от нормы. Хотя на графические данные накладываются индивидуальные особенности человека. В качестве обучающего алгоритма (с учетом выше изложенных сравнительных

характеристик) предпочтительно использование алгоритма РБФ.

Однако в дальнейшем предполагается провести сравнительный анализ или апробирование всех имеющихся алгоритмов и архитектур на конкретной задаче распознавания образов. Такой подход оправдан тем, что в имеющейся литературе отсутствует четкий систематизированный подход или однозначные рекомендации по определению алгоритма и архитектуры решения различных конкретных задач обработки изображений.

Работа ИНС расширяет понятие вычислений. Наиболее интересными свойствами нейронных сетей являются: во-первых, распараллеливание обработки информации и, во-вторых способность самообучаться, т.е. формировать обобщения. С помощью ИНС возможно создание автоматов, выполняющих рутинные, скучные, монотонные и опасные задания.

Литература

1. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. – М., СПб., К.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика: Пер с англ. – М.: Мир, 1992. – 186 с.

3. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.

4. Рутковская Д., Пилипинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. – М.: Горячая линия-Телеком, 2007 – 452 с.

5. Anil K. Jain, Jianchang Mao, K.M. Mohiuddin oArtificial Neural Networks:A Tutorial, Computer, Vol.29, No. 3, March, 1996. – P. 31-44.

6. Руденко О.Г., Бодянский Є.В. Штучні нейронні мережі. – Х.: СМІТ. – 2006. – 374 с.

7. Галушкин А.И., Перспективные проблемы теории нейронных сетей. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.library.mephi.ru/data/scientific-sessions/2001/Neuro_1/2265.html

Поступила в редакцию 29.01.2008

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.И, Хаханов, Харьковский национальный университет радиотехники, Харьков.