



УДК: 004.89: 004.67: 004.422

ОБЗОР МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Онищенко М.В., fib-man@mail.ru, Гушанский С.М., kron-93@bk.ru

Институт компьютерных технологий и информационной безопасности

В данной статье будет рассмотрена архитектура нейронных сетей, а также основные и перспективные методы распознавания образов, их совокупное применения в области распознавания образов, а также будут рассмотрены различные методы и алгоритмы обучения, которые применяются как при обучении с учителя так и при обучении без учителя, рассмотрены их преимущества и недостатки, а также возникающие проблемы при обучении, представлены основные методы настройки ИНС, перечислены основные области применения и перспективы развития как искусственных нейронных сетей, так их применяемость вместе с алгоритмами распознавания образов.

Ключевые слова: нейронные сети, обучение с учителем, распознавание образов, персептрон.

OVERVIEW OF IMAGE RECOGNITION METHODS USING NEURAL NETWORKS

Onishchenko M.V. Gushanskii S.M.

Institute of Computer Technologies and Information Security

This article will consider the architecture of neural networks, as well as the main and promising recognition methods, their combined use in the field of recognition, as well as various methods and learning algorithms. their advantages and disadvantages were considered, as well as learning problems were identified, the main areas of application and development prospects were presented as artificial, it uses all pattern recognition algorithms.

Keywords: neural networks, learning with a pass-through, pattern recognition, perceptron.

В настоящее время всё чаще в прикладных задачах используют нейронные сети. Принцип работы нейронных сетей был предложен в прошлом веке. Главной особенностью исследования нейронных сетей связанные с тем, что способы обработки информации у человека отличается от способов обработки информации у компьютеров. Человеческий мозг представляется собой сложный нелинейный вычислительный механизм, который обладает способностью организовывать свои нейроны так, чтобы вся вычислительная мощность расходовалась на выполнения конкретной задачи. Одной из основных таких задач можно считать распознавание образов. Человеческий мозг может обрабатывать информацию, полученную от органов чувств в тысячу раз быстрее, чем может это делать современные компьютеры. Конечно, встаёт вопрос, что позволяет мозгу настолько быстро работать в отличии от компьютера. При рождении человеческий мозг имеет структуру, которая позволяет совершенно его перестроить на основе полученного опыта. Опыт, полученный человеком совершенно перестраивает нейронные связи, что позволяет мозгу работать совершенно на другом уровне. Также развитие нейронной связи связывают с понятием пластичности мозга. Это способность перестройки нервной системы в соответствии с окружающими условиями. Данная способность аналогично работает и в искусственных нейронных сетях, то



есть позволяет перестраивать связи так, чтобы выполнение конкретной задачи вызывало наименьшее количество времени [1, 2].

Нейронная сеть – это громадный распределённый параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающий экспериментальный опыт, который используется для последующей обработки. Из-за того, что нейронные сети используют параллельную обработку, а также имеют способность к обучению, то есть создавать общения нейронные сети имеют огромный потенциал работы с большими данными. Под термином общения понимается способность получить обоснованный результат на основе данных которые встречались во время обучения [3, 4]. Данные способности позволяют нейронном решать сложные задачи, которые в данный момент являются трудно-разрешимыми или NP-полными. Использование нейронных сетей обеспечивает следующие полезные свойства для систем:

1. Нелинейность. Искусственные нейронные могут быть как линейного типа, так и нелинейного. Нейронные сети, построенные из соединений нелинейных нейронов, сами являются нелинейными. Нелинейность является важным свойством, особенно если сам физический механизм, который отвечает за входной сигнал является также нелинейным, например, человеческая речь или зрение [5, 6].

2. Отображение входной информации в выходную. Одним из самых популярных способов обучения в нейронных сетях является обучение с учителем. Данный принцип обучения строится на изменение синоптических весов на основе полученных данных уже с маркированными результатами. То есть каждый пример таких данных содержит в себе входной сигнал, а также желаемый от него отклик [7, 8]. Из этого множества случайным образом выбирается пример, и нейронная сеть модифицирует синоптические веса в соответствии с заданными параметрами. При этом, нужно уточнить, что модифицируются исключительно свободные параметры сети. Такой тип обучения проводится до тех пор, пока изменения в нейронной сети не станут минимальными.

3. Адаптивность. Нейронные сети обладают способностью к адаптации, что позволяет им перестраивать свои синоптические веса к изменениям окружающей среды. Например, нейронные сети, которые обучались в определённой среде можно легко переобучить для другой среды, просто подав необходимые тестовые данные на вход нейронной сети, конечно переобучения займёт больше время, чем обучения нейронной сети с нуля, но если нужна сеть, которая будет обладать опытом двух сред, то это можно реализовать [1].

4. Очевидность ответа. В контексте задачи классификации образов можно разработать нейронную сеть, которая будет не только собирать информацию определённого типа, но и увеличивать достоверность получаемого ответа. Как следствие получения такого типа информации можно использовать для исключения сомнительных решений, что приведёт к повышению продуктивности нейронной сети.

5. Контекстная информация. То есть знания могут действовать не только на отдельные нейроны, но и на всю нейронную сеть целиком. Каждый потенциальный нейрон в сети может быть подвержен влиянию других нейронов.



6. Отказоустойчивость. Нейронные сети, облаченные в форму электроники, потенциально отказоустойчивые. Это значит, что при неблагоприятных условиях их производительность падает незначительно [4].

Однослойная нейронная сеть – это совокупность определенной группы нейронов которые связанные между собой. Сеть состоит из определённых точек, которые помогают в распределении сигналов, а также с вычислительными нейронами, которые считаются слоем (то есть распределители не считаются слоем, скорей они помогают в создании сети и распределении ресурсов сети) [2]. Любая нейронная сеть может быть представлена в виде графа. (рисунок1)

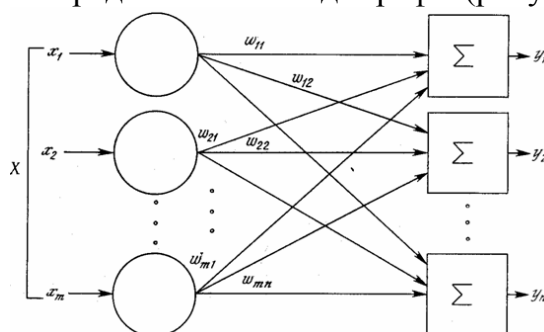


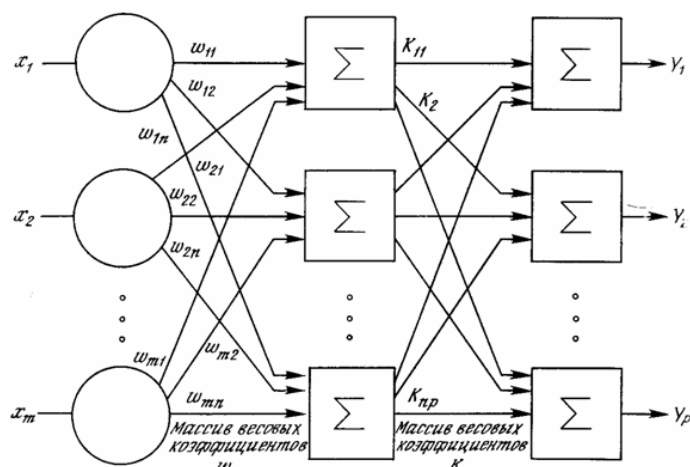
Рис. 1 – Однослойная нейронная сеть

Вычислительные нейроны на рисунке 1 представлены в виде квадратов, когда распределительные элементы имеют вид кружков. В данном примере каждая точка распределения имеет связь с каждым вычислительным нейроном. Можно сказать, что данный пример является эталонным, так как обычно не все распределительные точки имеют связь с каждым вычислительным нейроном. В жизни нейронные сети представляют собой не полный граф, то есть некоторые связи могут отсутствовать. Каждое ребро записывается двумя значениями: m – номер вычислительного нейрона и n – номер выхода. То есть вычислительная мощность считается по матрице [3].

Многослойная искусственная нейронная сеть представляет собой более сложную структуру, которая обладает более высокой вычислительной мощностью и вычислительными возможностями. Многослойные нейронные сети построены из определенных отделов мозга. Многослойные нейронные сети могут создаваться с помощью нескольких слоев, то есть выход из одного слоя является входом для следующего [5]. (рисунок 2)

На рисунке 2 представлена многослойная нейронная сеть эталонного вида, то есть со всеми связями.

Как уже ранее говорилось, любая нейронная сеть может обучаться, но делает это она с помощью специализированных программ. Сейчас для обучения нейронной сети нужно решить огромное количество различных проблем, чтобы узнать на правильном пути мы находимся или нет, но уже есть так называемая «говорящая сеть» Сейновского, которая позволяет решить большинство из этих проблем.

**Рис. 2 – Многослойная нейронная сеть**

Целью обучения является научить нейронную сеть выдавать необходимое количества выходов при некотором множестве входов. Сейчас существует два подхода обучения нейронных сетей: первый представляет собой обучение без учителя, второй с учителем. Обучение с учителем предполагает, что для каждого входного вектора существует целевой вектор, который направляется на необходимый выход. Вместе они называются обучающей парой. Нейронная сеть обучается на нескольких таких парах, а не на одной. В основном обучение происходит по одной стандартной схеме. Выходной вектор проходит по сети, вычисляется выход сети и сравнивается со значением выходного вектора обучающего вектора, разность с помощью обратной связи возвращается в сеть и вес ребер меняется в соответствии с алгоритмом, который стремится минимизировать ошибку. Каждый обучающий вектор используется последовательно, после чего вычисляется разность и веса подстраиваются для каждого вектора, пока разность по массиву не достигнет низкого уровня. Обучение с учителем часто критикуют за биологическую неправдоподобие.

В свою очередь обучение без учителя является более правдивой моделью обучения. Она была развита Кохоненом. В обучении без учителя нет сравнения выходных данных с идеальными выходными данными, которые заложены в системе обучения. В обучении используются только входные данные, то есть обучающие алгоритмы подстраивают веса сети так, чтобы входные и выходные вектора были близки. Обучающая программа с помощью статистических методов группирует векторы в классы. То есть входной вектор из определённого класса даст определённый векторный выход. До обучения нельзя предсказать какой выход будет у определённого входного вектора, но после трансформации нейронной сети в определённую форму, которая создаётся процессом обучения, это перестало быть недостатком этого метода, а идентифицировать связь между входом и выходом обычно не составляет труда [7,8].

Изредка нейронные сети обучают, используя принцип конкурентного обучения. Как следует из названия данного принципа, в выходные нейроны заклады-



вается принцип конкуренции, и они конкурируют между собой за право быть активированными. Если в нейронной сети, которая основана на обучении Херба, одновременно может быть несколько нейронов, то в конкурирующей нейронной сети активирован только один. Благодаря данному свойству такой тип обучения отлично применим для распознавания образов [3]. Правило конкурентного обучения основано на использовании следующих элементов:

1. Множество одинаковых нейронов со случайно распределёнными синоптическими весами, на один и тот же входной сигнал выдают различный выходной сигнал.

2. Предельное значение каждого нейрона.

3. Механизм, позволяющий нейронам конкурировать за право отклика на данное подмножество сигналов. Нейрон который выигрывает право отклика, называют нейроном-победителем. Принцип конкурентного обучения формируется на основе лозунга «победитель забирает всё» [1].

Из-за этого каждый нейрон сети соответствует группе близких образов, а нейроны становятся детекторами признаков различных классов входных образов. Простейшая конкурирующая нейронная сеть представлена на рисунке 3.

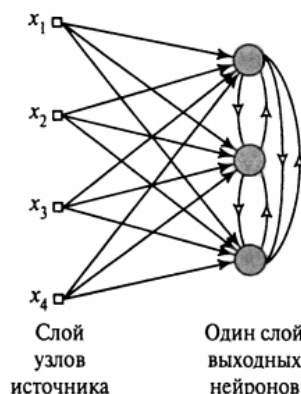


Рис. 3 – Конкурирующая нейронная сеть

Для того чтобы нейрон k победил в конкурентной борьбе, его локальное поле U_k для заданного входного образа x должно быть максимальным среди всех нейронов сети. Входной сигнал u_k нейрона-победителя k принимается равным единице. Выходные сигналы остальных нейронов становятся равным 0. Таким образом, можно записать [2]:

$$y_k = \begin{cases} 1, & \text{если } U_k > U_j, \text{ для всех } j, i \neq k \\ 0 & \text{в остальных случаях} \end{cases}$$

где индуцированное локальное поле U_k представляет сводное возбуждение нейрона. Тогда обучения этого нейрона состоит в изменении веса нейрона от активного к неактивному состоянию. Если нейрон не формирует отклика на входной образ, то он не проходит обучение. Если нейрон выигрывает, то его вес равномерно распределяется между его активными входными узлами, а связи с неактивными узлами ослабляются [5].



Правило обучение Больцмана было названа в честь Людвиг Больцмана. Оно представляет собой стохастический алгоритм обучения, основанный на идеях стохастической механики. Нейронная сеть созданная на основе обучения Больцмана получила название «Машина Больцмана» [7].

В машине Больцмана все нейроны представляют рекуррентными структурами, которые работают с бинарными сигналами. Это означает, что нейроны работают на основе бинарных значений, которые отвечают за то, что включено (+1), а выключено (0). Такая машина характеризуется функцией энергии E , значение которой определяется состоянием отдельных нейронов. Нейроны машины Больцмана можно разбить на две функциональные группы: первая которая открытая (видимая), а вторая скрытая. Видимые нейроны реализуют интерфейс между сетью и средой, а скрытые нейроны работают независимо от внешней среды. Рассмотрим два режима функционирования такой сети.

1. Скованное состояние. В данном состоянии все видимые нейроны находятся в состоянии, которые были определены внешней средой.

2. Свободное состояние. В данном состоянии все нейроны, то есть как видимые, так и скрытые, могут свободно функционировать.

Мозг человека отлично способен распознавать различные образы. Человеческий мозг получает данные из окружающего мира и способен распознать источник этих данных. В основном это происходит мгновенно и без всяких усилий. Ярким примером такого распознавания образов, может быть то, что человек можно легко узнать другого человека даже если не видели его несколько лет и он сильно постарел. Распознавание образов формально определяется как процесс, в котором получаемый образ определяется и относится к одному из предопределённых классов или категории объектов. Чтобы нейронная сеть могла решать различные задачи распознавания образов, нейронную сеть нужно необходимо обучить, подавая последовательность входных образов наряду с категориями, которым принадлежат образы. Распознавание образов, которые выполняются с помощью нейронных сетей, является по своей природе статистическим. При этом образы представляются отдельными точками в многомерном пространстве решений. В целом машины распознавания образов, созданные на основе нейронных сетей, можно разделить на два типа (рисунок 4) [2]:

1. Первая система состоит из двух частей: сети извлечения признаков (без учителя) и сети классификации (с учителем). Такой метод соответствует традиционному подходу к статистическому распознаванию образов.

2. Система проектируется как единая многослойная сеть прямого распространения, использующая один из алгоритмов обучения с учителем. При этом подходе задача извлечения признаков выполняется вычислительными узлами скрытого слоя сети.

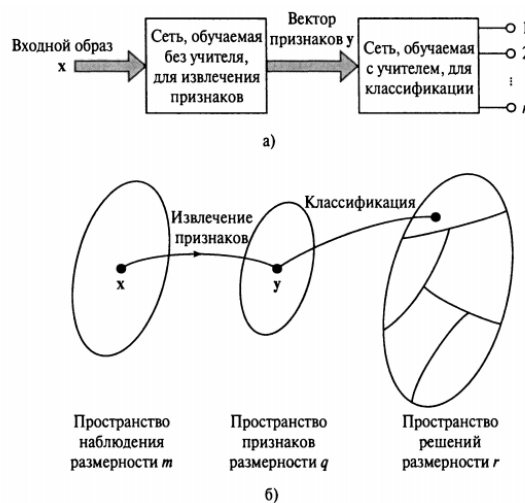


Рис. 4 – Иллюстрация классического распознавания образов

Список используемых источников

1. Барский А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. — М.: Финансы и статистика, 2004. — 176 с.
2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. — М.: Финансы и статистика, 2002. — 344 с.
3. Каллан Роберт. Основные концепции нейронных сетей: Пер. с англ. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2001
4. Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры: Учеб. пособие для вузов. — 2-е изд., перераб. и доп. — М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. — 400с.
5. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского- М.: Горячая линия-Телеком, 2006 — 452 с.
6. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. — М.: Финансы и статистика, 2002. — 344 с.
7. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского- М.: Горячая линия-Телеком, 2006 — 452 с.
8. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. М.: Мир, 1992 — 184 с.