

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ ЗАДАЧ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Д. Е. Кривобоков, В. С. Ивачёв

Алтайский государственный технический университет им. И. И. Ползунова
г. Барнаул

Задача распознавания и анализа объектов на изображении в настоящий момент является актуальной задачей информационной технологии. И скорее всего, она не потеряет своей актуальности и в будущем, так как высокий темп развития уровня компьютеризации в области получения графической информации требует создания различных методов их анализа и распознавания. Анализ графической информации является важным моментом во многих областях, к примеру в медицине – маммография, рентгенография, постановка диагноза по истории болезни, электрокардиограмма, в кибернетике – машинное зрение, распознавание жестов, в геологии, криминалистике и т.д. Сегодня широко используют искусственную нейронную сеть в областях компьютерного зрения. Одно из преимуществ нейронных сетей это то, что все элементы могут функционировать параллельно, тем самым существенно повышая эффективность решения задачи, особенно в обработке изображений. Нейронные сети более устойчивые, чем другие статистические методы при распознавании изображении, если входы имеют шумы.

Нами на практике была исследована возможность применения нейросетевых систем для решения задач распознавания изображений.

Перед тем как приступить к разработке нейросети необходимо определиться, каким образом будут формироваться входные и выходные вектора. Для того, что бы подать на вход нейросети изображение необходимо преобразовать его в вектор. Так как мы имеем дело с растровым изображением, то простейшим неделимым элементом изображения является пиксель. Таким образом, изображения представляет собой двумерный массив всех точек изображения, каждый элемент которого – это цвет точки. На первом этапе происходило преобразование цветного изображения в оттенки серого, по известной зависимости, отражающей свойства человеческого глаза:

$$Y=0.3\cdot R+0.59\cdot G+0.11\cdot B, \quad (1)$$

где R,G,B – значения яркости соответственно красного, зелёного и синего цвета.

На втором этапе происходит непосредственно преобразование изображения в вектор, для этого двумерный массив всех пикселей преобразуется в одномерный путем состыковки каждой строки двумерного массива.

Выполненный аналитический обзор литературы, а также собственный практический опыт подсказали, что для задач распознавания сложных объектов с сильной нелинейностью свойств и связей характеризующих параметров, лучшим образом подходят системы, способные к постепенному «вспоминанию» входного образа, возбуждая связи между связями между теми или иными ключевыми особенностями. Такими системами, в частности, являются системы, реализующие ассоциативную память.

В качестве точки отсчёта была выбрана двунаправленная ассоциативная память (ДАП). При этом, структура ДАП, а именно количество нейронов в слоях, выбиралась исходя из рекомендованных методик расчёта. Однако, сразу стоит заметить, что результаты этих методик сильно разнятся, причём, при вычислении ёмкости сети не учитывается сложность запоминаемого объекта, что несколько настораживает в оценки эффективности данной системы.

Обучение ДАП производилось с помощью метода Хеба с использованием обучающего набора, состоящего из пар векторов A (входной) и B (выходной). Процесс обучения реализуется в форме вычислений; это означает, что весовая матрица вычисляется как сумма произведений всех векторных пар обучающего набора. В символьной форме это выглядит следующим образом [2]:

$$W = \sum_i A_i^t B_i, \quad (2)$$

где A – входной запоминаемый вектор, характеризующий объект; B – выходной, ассоциированный с входным, вектор.

Для формирования входных векторов, используемых в процессе обучения, были взяты следующие изображения (рисунок 1).



Чтобы проверить запомнила ли сеть все ассоциации входных и выходных векторов подавали на ее входы по очереди все входные вектора, участвовавшие в процессе обучения, и проверяли, совпали или нет выходные вектора полученные в процессе распознавания с требуемыми значениями. Для количественной оценки результата распознавания использовали показатель Δ равный количеству не совпавших элементов выходного вектора полученного в процессе распознавания и требуемого вектора. Результаты работы ДАП приведены в таблицы 1.

Таблица 1- Результаты распознавания ДАП

№ входного вектора	1	2	3	4	5	6	7
Δ	87	147	163	177	219	251	248

Как видно из таблицы 1 результаты распознавания неудовлетворительны. Сеть не смогла полноценно распознать ни один вектор. Полученные результаты не соответствуют ожидаемым. Для того, чтобы проверить, какое количество ассоциаций способна запомнить ДАП, постепенно уменьшали количество обучающих векторов. В результате, система запомнила и научилась полностью различать лишь четыре вектора, что в разы меньше тех значений, которые должны быть получены по уверению рассмотренных методик.

Далее, было решено для обучения использовать пары с одинаковыми входным и выходным векторами, что, как предполагалось, должно было облегчить работу сети. Однако, результаты незначительно отличались от полученных ранее. Не принесло ожидаемого улучшения результатов распознавания и смена методики обучения. Была предпринята попытка отказаться от детерминированного определения весовых коэффициентов (2), и использовать методики обучения, основанные на принципе машины Больцманам [2]. Все эти эксперименты показали невысокое качество распознавания

двунаправленной ассоциативной памятью. Поэтому необходимо было найти решения улучшающие качество обучения и распознавания.

Одним из таких решения является применение другого алгоритма обучения и модификация структура сети. В [1] приведен метод модификации структуры ассоциативной памяти. Он заключается в том, что в структуру системы дополнительно вводится матрица связей расширенного типа, состоящая из двух частей, каждая из которых работает только в своём направлении передачи сигнала. Таким образом разрушается симметрия передачи сигналов в противоположном направлении. Расширенная матрица конструируется так, что при нормальной работе алгоритма её влияние нивелируется; она включаются в работу только при возникновении ошибок распознавания. Однако, устойчивость всей системы всецело определяется подбором параметров дополнительной части, которые в значительной степени зависят от степени искажения образов. Это крайне неудобно и ненадёжно, поскольку параметры дополнительной части системы, подобранные оптимальным образом для одного уровня шума, необязательно будут эффективны при изменении этого уровня. По этой причине пришлось отказаться от использования данного метода.

Следующей попыткой решить проблему необучаемости сети распознаванию стало применение метода псевдоинверсии [3]. Отправной точкой этого метода считается предположение, что при правильно подобранных весах каждая поданная на вход выборка генерирует на выходе саму себя, мгновенно приводя к искомому состоянию.

Если обучающие векторы линейно независимы выражение можно представить в виде:

$$W = X \cdot (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T, \quad (3)$$

где X – входной вектор.

При проверки этого метода обучения удалось обучить сеть распознавать 3 вектора. Результат оказался хуже, чем при обучении методом Хэбба.

Еще одним рассмотренным детерминированным методом обучения сети стал метод дельта-проекции [1]. Модифицированный вариант метода псевдоинверсии, так называемый метод дельта-проекции — это градиентная форма алгоритма минимизации определенной особым образом целевой функции.

В соответствии с этим способом веса подбираются рекуррентно с помощью циклической процедуры, многократно повторяемой на всем множестве обучающих выборок:

$$W \leftarrow W + \frac{\eta}{N} \cdot (x^i - Wx^i)(x^i)^T \quad (4)$$

где η - скорость обучения; x^i - обучающие вектора.

В отличие от метода псевдоинверсии метод дельта-проекций предполагает многократное предъявление всех обучающих выборок вплоть до стабилизации значений весов. Процесс обучения завершается, когда изменения вектора весов становятся меньше априорно принятого значения толерантности.

В начале проверки этого метода взяли 7 векторов. Изображения объектов использовали те же что и предыдущих экспериментах (рисунок 1).

Результаты распознавания с использованием дельта-проекции приведены в таблице 2.

Таблица 2- Результаты распознавания при применении метода дельта-проекций

№ входного вектора	1	2	3	4	5	6	7
Δ	0	0	0	0	0	0	0

Как видно из таблицы 2 все вектора распознаны на 100 %.

Далее было решено проверить максимальное количество ассоциаций, которое способна запомнить сеть. Для проверки использовал следующие изображения объектов (рисунок 3).

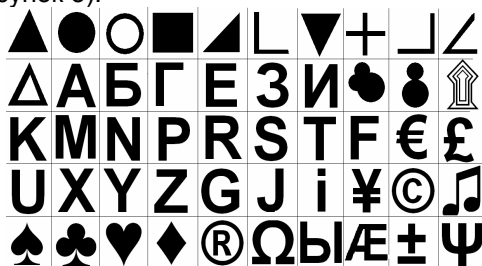


Рисунок 3 –Изображения объектов, участвовавших в эксперименте

В результате эксперимента оказалось, что максимальное количество ассоциаций, которое способна запомнить сеть, составляет 37 ассоциаций. Что является отличным результатом по сравнению с ранее полученными результатами.

Следующие исследования были направлены на проверку качества распознавания сети при предъявлении искаженного изобра-

жения объекта. Для этого эксперимента использовались следующие изображения (рисунок 4)

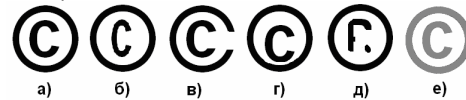


Рисунок 4 – Пример искаженных изображений объекта

Эксперимент показал что сеть распознает правильно изображения а, б, в, г, е (рисунок 4). Изображение д (рисунок 4) сеть ассоциировала с другим объектом (рисунок 5) .



Рисунок 5 – Результат, полученный в результате эксперимента

Таким образом, метод дельта-проекции оказался самым эффективным методом обучения ассоциативной памяти. По сравнению с методом Хэбба, метод дельта проекции позволяет сети запомнить в 10 раз больше ассоциаций. Что является большим преимуществом данного метода.

В заключении хотелось бы отметить, что далеко не все методы, являясь хорошо изученными и даже классическими, способны эффективно решать практические задачи. И даже многие их модификации и усовершенствования имеют узкую направленность, что в принципе сводит на нет универсальность использования нейросетей и ограничивает использование всей системы в целом. Для решения наших задач наилучшим оказался метод дельта-проекций, но это совсем не означает, что его эффективность сохранится при решении других. Поэтому, пока не выработаны практические рекомендации, при применении того или иного метода, или системы, необходимо выполнить ряд исследований, раскрывающих основные возможности и свойства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Осовский С. А. Нейронные сети для обработки информации. - М.: Финансы и статистика, 2002. - 344 с.;
2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика/ Ф. Уоссермен. - М.: Мир, 1992.-184 с.
3. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей: пер. с англ.-М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. — 291 с.