

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ДВУМЕРНЫХ ВХОДНЫХ СИГНАЛОВ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ГРАФИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

Р.А. Краснослабодцев, А.Н. Тушев

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

Статья посвящена изучению влияния преобразования двумерных входных сигналов нейронной сети на итоговую ошибку распознавания графических объектов. Приводится сравнительный анализ наиболее существенных методов преобразования.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, распознавание графических объектов, преобразование входных сигналов, оператор Собеля, детектор границ Кэнни.

В настоящее время искусственные нейронные сети получают всё большее распространение в самых различных технологических сферах человеческой жизни. Частично моделируя работу мозга, программная реализация нейронной сети способна решать нестандартные задачи работы с графикой, для которых практически невозможно придумать алгоритм решения. Уже сегодня реализованы сети, способные рисовать картины и раскрашивать черно-белые фотографии [1].

Как отмечалось несколькими авторами, процесс обучения нейронной сети может быть существенно ускорен, если подвергнуть обучающую выборку одной или нескольким стадиям обработки, например, двумерному преобразованию Фурье и вейвлет-преобразованию [2]. Повышение эффективности обучения можно добиться даже путём порогового преобразования изображений [3].

Таким образом, целью предварительной обработки входных сигналов искусственной нейронной сети является максимальное упрощение входного изображения для уменьшения итоговой ошибки распознавания. В данной работе предлагается исследовать эффективность распознавания графических объектов при замене исходных изображений контурными образами, полученными наиболее распространёнными фильтрами Собеля [4] и Кэнни [5]. В [6] приводится сравнительный анализ методов выделения контуров изображений.

В качестве обучающей выборки взята ORL база лиц [7], часто используемая для

тестирования алгоритмов распознавания. На рисунке 1 представлена часть исходных фотографий из базы без применения фильтров. Изображения имеют размеры 92x112 точек с 256 градациями серого оттенков.



Рисунок 1 – Пример входных данных искусственной нейронной сети

На данном этапе исследования рассматривается нейронная сеть с классическим алгоритмом обратного распространения ошибки с простыми модификациями обучения первого порядка без использования аппроксимаций вторых производных ошибки по параметрам сети [8].

Вся обучающая выборка состоит из 149 фотографий лиц пяти людей. Предполагаемый результат работы сети – определение принадлежности лица к одному из пяти имеющихся классов человеческих лиц по тестирующей выборке.

Для сравнительного анализа эффективности предварительной обработки, в качестве фильтров выбран одноступенчатый и многоступенчатый методы выделения контуров. Из одноступенчатых методов, таких как оператор Собеля, перекрёстный оператор Робертса, оператор Прюитта выбран метод Собеля, как наиболее широко используемый. Из многоступенчатых, таких как оператор

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ДВУМЕРНЫХ ВХОДНЫХ СИГНАЛОВ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ГРАФИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

Кэнни, оператор Ротуэлла, оператор Айверсона использовался детектор границ Кэнни, считающийся наиболее эффективным. Кратко рассмотрим применяемые алгоритмы.

Оператор Собеля представляет собой дискретный дифференциальный оператор выделения границ на изображении, который основывается на базовом свойстве сигнала яркости – разрывности. Поиск разрывов осуществляется посредством вычисления приближенного значения градиента яркости в каждой точке исходного изображения.

Результатом применения оператора является либо вектор градиента яркости в этой точке, либо его норма.

Непосредственное вычисление градиента происходит путем математической свертки изображения и скользящей маски (ядра). Ядро является квадратной матрицей, соответствующей указанной группе пикселей исходного изображения. Пусть A – анализируемое изображение, G_x и G_y – два изображения, каждая точка которых соответствует приближенному частным производным по x и y , вычисляемых по формуле (1).

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} * A \text{ и } G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A \quad (1)$$

где «*» - двумерная операция свертки. В результате, можем вычислить приближенное значение величины градиента в каждой точке по формуле (2).

$$G_{ij} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2)$$

Конечным действием работы алгоритма является замена всех пикселей исходного изображения на величину вычисленного градиента. На рисунке 2 представлен результат контуризации изображения с помощью оператора Собеля.

Детектор границ Кэнни представляет собой следующие степени фильтрации:

1. Сглаживание. На этом этапе происходит размытие изображения для удаления шумов. Любая фотография неизбежно содержит некоторое количество цифрового шума. Под шумом понимается дефект изображения, вносимый фотосенсорами в момент съемки. Для размытия применяется фильтр Гаусса, ядро фильтра со стандартным отклонением $\sigma = 1.4$ представлено в выражении (3).



Рисунок 2 – Демонстрация работы алгоритма

$$B = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} * A \quad (3)$$

2. Нахождение градиентов. С помощью градиента происходит первоначальное выделение контуров на изображении. Градиенты вычисляются по формуле (2). Контур отмечаются там, где градиент приобретает максимальное значение.

Как правило, замена пикселей исходного изображения на величины соответствующих градиентов достаточно приемлемо выделяет границы объектов на фотографии, однако края зачастую слишком широки. Для сохранения «направления» границы объекта, рассчитывается угол направления градиента (4). Может принимать значения $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$.

$$\theta = \arctg\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (4)$$

3. Подавление не максимумов. Основная цель данного шага заключается в преобразовании «размытых» контуров на изображении градиента в «острые». Реализуется это путем сохранения всех локальных максимумов изображения и подавления всего остального.

Вероятно, что выделенные границы на предыдущих шагах в большинстве являются границами нужных нам объектов. Однако, некоторые все еще могут быть результатом шума, либо результатом цветовых вариаций (тень, резкий перепад цвета и т.п.).

4. Двойная пороговая фильтрация. Основная идея заключается в принятии в качестве константы определенного порогового значения и сравнении интенсивности выделенных контуров с заданным значением. Границы, с интенсивностью меньшей заданного порога будут считаться «слабыми». Границы, интенсивность которых больше или равна заданному порогу будут считаться «сильными». Данная операция повторяется дважды.

5. Трассировка области неоднозначности. «Сильные» контуры отмечаются на исходном изображении, в то время как «слабые» отмечаются на исходном изображении только в том случае, если они пересекаются с «сильными».

Демонстрация работы детектора границ Кэнни приведена на рисунке 3.



Рисунок 3 – Демонстрации работы алгоритма

Произведем обучение нейронной сети на исходной выборке без применения фильтрации, проследив при этом уменьшение ошибки распознавания. На рисунке 4 представлен график обучения сети. По оси абсцисс отложено количество эпох обучения, по оси ординат ошибка распознавания.

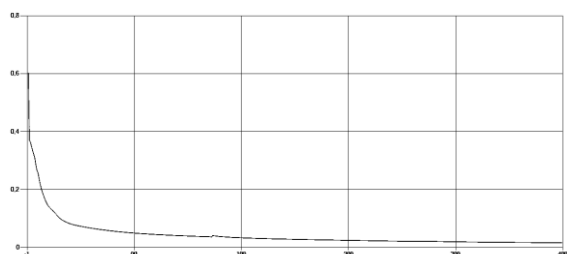


Рисунок 4 – График обучения нейронной сети без фильтрации входных данных

Обучение прошло успешно, суммарная ошибка постепенно убывала и в итоге составила 0,02 для каждой фотографии. Тем не менее, при требованиях высокой точности классификации, подобный результат приводит к существенным ошибкам распознавания в тестирующей выборке.

Следующим шагом произведем фильтрацию входных данных, применив оператор Собеля. Результирующий график обучения сети представлен на рисунке 5.

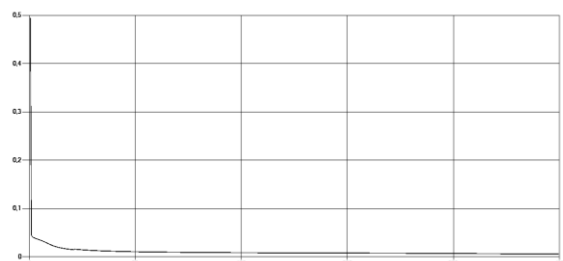


Рисунок 5 – График обучения нейронной сети с фильтрацией входных данных оператором Собеля

Из графика видно, что ошибка убывала гораздо быстрее, чем на выборке без фильт-

рации и в итоге составила 0,006 для каждой фотографии. На основе полученных данных можем сделать вывод о том, что применение оператора Собеля для нейронной сети распознавания графических объектов является важным и перспективным методом для улучшения качества распознавания.

Следующим шагом произведем фильтрацию входных данных, применив детектор границ Кэнни. Результирующий график обучения сети представлен на рисунке 6.



Рисунок 6 – График обучения нейронной сети с фильтрацией входных данных детектором границ Кэнни

Итоговая ошибка распознавания составила 0,0002 для каждой фотографии, что является очень хорошим результатом. На основе полученных данных можем сделать вывод об эффективности детектора Кэнни применительно к задачам распознавания графических объектов нейронной сетью. Подобная фильтрация в разы уменьшает ошибку распознавания, тем самым увеличивая точность работы.

Таким образом, показано, что предварительная обработка входных сигналов, а именно «контуризация» входного изображения имеет весомое значение в задачах распознавания. Путём упрощения изображения, уменьшается количество ошибочных активаций нейронов, точность классификации значительно увеличивается.

В дальнейшем предполагается использовать другие варианты предварительной обработки двумерных сигналов и переход к современному методу обучения нейронной сети Deep Learning.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Heaton J. Deep Learning and Neural Nets; Heaton Research Inc. 2015.
2. Гонсалес Р. Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М., Техносфера, 2005 г., 1070 с.
3. Mawloud Guermoui, Mohamed. L. Mekhalfi. A Sparse Representation of Complete Local Binary Pattern Histogram for Human Face Recognition [Элек-

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ДВУМЕРНЫХ
ВХОДНЫХ СИГНАЛОВ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ
ГРАФИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

тронный ресурс], – Режим доступа:
<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1605/1605.09584.pdf>

4. Сойфер В. Методы компьютерной обработки изображений. М., Физматлит, 2003 г., 784 с.

5. Canny Edge Detection [Электронный ресурс], – Режим доступа:
<http://www.cse.iitd.ernet.in/~pkalra/col783/canny.pdf>

6. Daniel Kim. Sobel Operator and Canny Edge Detector [Электронный ресурс], - Режим доступа:
<http://www.egr.msu.edu/classes/ece480/capstone/fall13/group04/docs/danapp.pdf>

7. Archive Cambridge University Computer Laboratory. [Электронный ресурс], – Режим доступа:

<http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>

8. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории [Электронный ресурс], – Режим доступа:
<http://af.tusur.ru/learning/010402/d15a/010402-d15a-book1.pdf>

Тушев Александр Николаевич – к.т.н., доцент,
тел.: +7(913) 081-62-85, e-mail: tushev51@mail.ru;
Краснослабодцев Роман Андреевич – студент,
тел.: +7(923) 649-56-21, e-mail:
roma00712@gmail.com.