

общения : учебн. пособ. / Л. А. Михайлов, В. П. Соломин, В. А. Губин. — СПб. : РГПУ им. А. И. Герцена, 1999. — 105 с.

9. Попов С. В. Визуальное наблюдение / С. В. Попов. — СПб. : Речь, Семантика-С, 2002. — 320 с.

10. Современный язык жестов / авт.-сост. И. Н. Кузнецов. — М. : АСТ ; Мн. : Харвест, 2006. — 448 с.

В статье рассмотрены основные отрицательные проявления информационных влияний по формам, видам и способам их распространения. С целью развития умений их обнаруживать, автором определены опосредствованные признаки наличия отрицательных проявлений информационных влияний за основными каналами влияния и способами осуществления.

Ключевые слова: информационное влияние, отрицательные проявления информационных влияний.

In the article the basic negative displays of informative influences are considered on forms, kinds and methods of their distribution. With the purpose of development of abilities them to find out, the mediated presence of negative displays of informative influences bits are certain an author after the basic ductings of influence and methods of realization.

Keywords: informative influence, negative displays of informative influences.

УДК 004.032.26:004.93

Тьен Т.К. Нгуен

РАСПОЗНАВАНИЕ ТЕКСТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ СЛОЖНЫХ ГРАФИЧЕСКИХ СЦЕН С ПОМОЩЬЮ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Рассмотрена задача разработки интеллектуальной системы распознавания текста на фотографиях и видеокдрах сложных графических сцен. При решении задачи реализованы методы для обнаружения и локализации текстовых объектов, распознавания символов с помощью свёрточных нейронных сетей.

Ключевые слова: распознавание символов, свёрточная нейронная сеть, обработка изображений, сложная графическая сцена.

Задача распознавания текста на изображениях сложных графических сцен подразумевает локализацию, сегментацию и распознавание текста в

ситуации, когда изображения кроме текста содержат другие объекты или их фрагменты (например, деревья, машины, здания и пр.) [1]. Существующие на данный момент системы распознавания текста обычно ориентированы на типовые условия, в которых однотонный текст расположен на однотонном контрастном фоне. Такие изображения могут содержать нетекстовую информацию, например, рисунки, графики. Однако эта информация легко локализуется и отделяется от текстовых областей (ТО), что облегчает дальнейшее распознавание самого текста. В то же время распознавание текста на сложных графических сценах осложняется тем, что текст на таких изображениях часто не отделен от прочей информации явно, а является частью этой информации. Невозможно заранее предугадать, в какой области изображения расположен текст, какое он имеет искажение. Поэтому распознавание текста на изображениях сложных графических сцен является трудно решаемой задачей, актуальной на сегодняшний день.

Целью данной работы является разработка интеллектуальной системы распознавания текста на фотографиях и видеокдрах сложных графических сцен.

Интеллектуальная система распознавания текста (ИСРТ) предполагает наличие на входе изображения с текстом (в формате данных графического файла). При решении задач распознавания текста на изображении по очереди решаются подзадачи – локализация текстовых областей (ТО) на изображении [1-3], сегментация символов [4], присутствующих в ТО, и распознавание символов [5].

В данной работе предлагается для распознавания символов в обнаруженных ТО использовать классификатор на основе соответствующих сверточных нейронных сетей.

Распознавание символов. В данной работе предлагается алгоритм распознавания символов, который построен на основе сверточной нейронной сети (СНС) [6-9].

Входное изображение – серое изображение с белым фоном размера 36×36 , интенсивность пикселей лежит в диапазоне $[-1 \ 1]$, и выходной результат – соответствующий символ или объявление ошибки (т.е. изображение не содержит текст).

Топология свёрточной нейронной сети предложена на рис. 1. Сеть состоит из двух свёрточных слоев $C1$ и $C2$ (для их создания используются рецептивные матрицы 5×5 пикселя соответственно), двух подвыборочных слоев $S1$ и $S2$ (размер рецептивной матрицы 2×2), и одного полносвязного слоя N (54 нейрона).

Слой $C1$ содержит 4 карты размером 32×32 . Каждая карта получается в результате обработки входных изображений с помощью свертки с маской

5x5. В качестве функции активации нейронов слоя $C1$ используется гиперболический тангенс. Значение элемента карты вычисляется по формуле:

$$X_i^{h,l} = f\left(\sum_{k=1}^{n_i-1} \sum_{j=-\infty}^{\infty} X_{i-j}^{k,l} W_{i-j,i}^{h,k,l} + B_i^{h,l}\right) \quad (1)$$

где

функции активации (гиперболический тангенс), значение элемента в карте признаков слоя, количество карт признаков в слое, значение сдвига (смещения) для элемента в карте признаков слоя, синаптический вес связи между элементом в карте признаков слоя и элементом карты слоя.

Выходной слой $C1$ подключен к подвыборочному слою $S1$ для увеличения помехоустойчивости сети к входным деформациям. Подвыборочный слой состоит из 4 карт признаков размером 16x16. Каждый из элементов карт размером 16x16 этого слоя соединен с областью 2x2 в соответствующей карте признаков предыдущего слоя. Для элементов подвыборочного слоя эти области не перекрываются, следовательно, карты признаков этого слоя содержат в 2 раза меньше строк и столбцов, чем в предыдущем слое.

Слой $C2$ содержит 10 сверточных карт, каждая из которых получена с помощью свертки с маской 5x5 некоторых карт слоя $S1$. Связь карт, используемая при проектировании данной сети, приведена в таб. 1. Каждый нейрон слоя $C2$ в качестве функции активации использует гиперболический тангенс.

Таблица 1 – Параметры соединения слоя $S1$ и слой $C2$

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	x	x	x				x	x	x	
2	x			x	x		x	x		x
3		x		x		x	x		x	x
4			x		x	x		x	x	x

В подвыборочном слое $S2$ карты слоя $C2$ размером 6x6 дублируются, остальные уменьшаются в 2 раза. Наконец, полносвязанный слой N содержит 54 стандартные сигмоидальные нейроны. Каждый нейрон в слое N соединяется только с одной картой слоя подвыборки $S2$.

Сеть, представленная на рис.2, содержит 88848 связей, но только 890 из них требуют настройки весов.

Особенности обучения сети. Для обучения сети был выбран алгоритм обратного распространения ошибки [10-12]. Обучающая выборка содержит много изображений 43-х букв (a, ..., z, A, ..., Z), десятичных цифр (0, ..., 9), и нетекстовых объектов. Изображениям, содержащим буквы или цифры, соответствуют целевые выходные маски со значением от 1 до 53, а нетекстовым изображениям – со значением 54. В результате обучения сеть формирует цифровой массив, содержащий значений выходов 54 нейронов слоя N в диапазоне $[-1 \ 1]$. В массиве только одно значение равно 1, а остальные -1. Позиция значения «1» в массиве соответствует распознанному символу.

Обучающая выборка была создана из 1697 изображений (36'36 пикселей) с белым фоном, имеющих значение пикселей в диапазоне $[-1 \ 1]$. Контрольная выборка была создана из 568 различных изображений. Выбранные изображения включали текст с различными размерами, типами шрифтов (Times New Roman, Cambria, Calibri, Arial, Adobe Garamond Pro, и т.д.), видами шрифтов (полужирный, курсив, обычный, полужирный курсив) и цветом шрифтов. Остальные выбранные изображения включали нетекстовые объекты, которые на втором этапе классификации процедуры локализации [1,2] смешивались с текстовыми.

Значения исходных синаптических весов для всех сверточных слоёв сети генерировались в соответствии с законом равномерного распределения с нулевым математическим ожиданием и дисперсией, обратной квадратному корню из количества синаптических связей нейрона [12]. Алгоритм обратного распространения ошибки использует методику, позволяющую быстро вычислять вектор частных производных (градиент) сложной функции многих переменных, если структура этой функции известна.

В качестве целевой функции в алгоритме рассматривается функция ошибки сети и учитывается тот факт, что структура функции ошибки сети полностью определяется архитектурой нейронной сети, которая считается известной. В процессе обучения достигается настройка межнейронных связей для сверточных и полносвязных слоев, коэффициенты связей для подвыборочных слоев остаются неизменными и равными 0,25. После обучения сети точность распознавания обучающей выборки составила 96,88%, а контрольной выборки – 93%.

Результат распознавания на примере изображения представлен в табл.2. В таблице 2 также представлен результат распознавания текста с использованием программы FineReader 11. Для этого примера (рис. 1-а) программа FineReader 11 не может автоматически обнаружить ТО, поэтому нет результата распознавания символов.

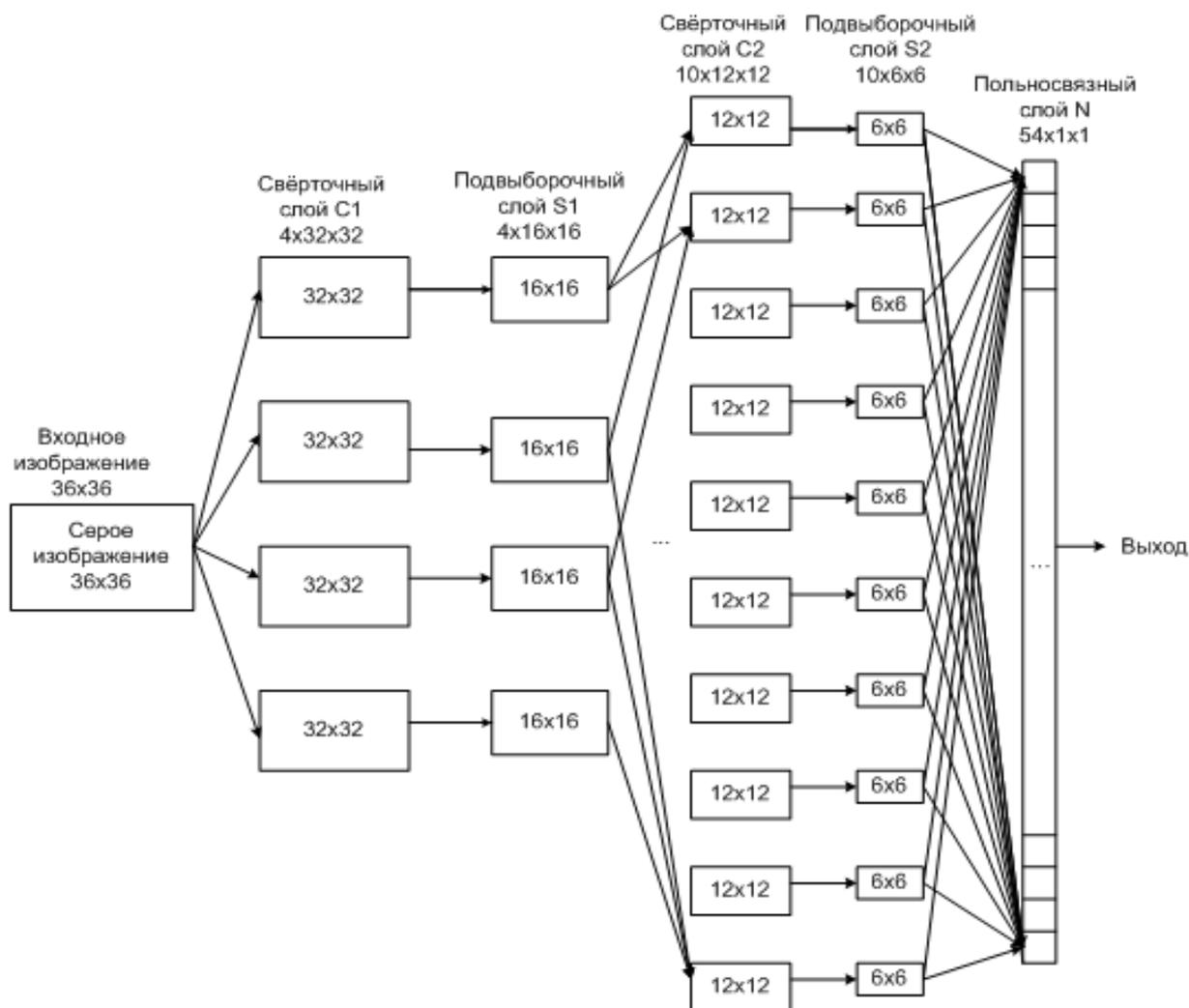


Рис. 1. Схема предложенной сетевой топологии

Выводы. В данной работе рассмотрена интеллектуальная система распознавания текста на фотографиях и видеокдрах сложных графических сцен. Экспериментальная проверка предложенных решений подтвердила их способность распознавать текст на изображениях в условиях сложных графических сцен при наличии множества нетекстовых объектов (людей, фрагментов домов и т.п.). Дальнейшее повышение качества функционирования интеллектуальной системы распознавания текста может быть достигнуто с использованием лингвистической коррекции распознанного текста.

Таблица 2 – Результаты распознавания нашей предложенной ИСРТ на изображениях сложных графических сцен и результаты распознавания текста с использованием программы FineReader 11

Локализация ТО	Сегментация текстов	Распознавание СИМВОЛОВ	FineReader 11
		SHOW YOUR STRIPES s	
		MEO A AOVERT S NG SERV CES EOROLINE	

Список использованных источников

1. Андрианов А.И. Локализация текста на изображениях сложных графических сцен // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 3; URL: www.science-education.ru/109-9311 (дата обращения: 27.01.2014).
2. Николенко А.А., Нгуен Тьен Т.К. Обнаружение текстовых областей в видео-последовательностях. . — Искусственный интеллект. — 2012. — № 4. — С. 227 — 234.
3. Николенко А.А., Бабилунга О.Ю., Нгуен Тьен Т.К. Локализация текстовых областей на изображениях с использованием сверточной нейронной сети — ISSN 2079-0031 Вестник НТУ "ХПИ". — 2013. — № 19 (992) . — С. 121 — 127.
4. Danial Md Nor, Rosli Omar , M. Zarar M. Jenu, Jean-Marc Ogier. Image Segmentation and text extraction: Application to the extraction of textual information in scene image. –International Seminar on Application of Science Mathematics 2011 (ISASM 2011). – <http://eprints.uthm.edu.my/2380/1/995.pdf>
5. Frank Y. Shin. Image processing and pattern recognition : fundamentals and techniques. – ISBN 978-0-470-40461-4 IEEE Book. — 2011— P. 63 – 114.
6. Нгуен Тьен Т.К. Обнаружение и распознавание текстов на изображениях сложных графических сцен с помощью свёрточных нейронных сетей. — Электронические и компьютерные системы. — 2014. — № 13 (89). — С. 125 — 130.
7. Simadr P., Steinkraus D., Platt J. Best Practices for Convolutional Neural Networks Applied to Visual Document Analysis. International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), IEEE Computer Society, Los Alamitos, pp. 958 – 962, 2003.

8. *Mirovski P., LeCun Y., Madkhavan D., Kujneskii R. Comparing SVM and Convolutional Networks for Epileptic Seizure Prediction from Intracranial EEG. Proc. Machine Learning and Signal Processing (MLSP'08), IEEE, 2008.*
9. *Ebrahimpour, R., Esmkhani, A., Faridi S., "Farsi handwritten digit recognition based on mixture of RBF experts", IEICE Electronics Express, Vol. 7, No. 14, pp. 1014-1019, July 25 2010.*
10. *LeCun Y. Efficient BackProp in Neural Networks: Tricks of the trade / Y. LeCun, L. Bottou, G. Orr, K. Muller. – Springer, 1998. – 44 p.*
11. *Khashman, A., "A Modified Backpropagation Learning Algorithm With Added Emotional Coefficients", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 19, No. 11, November 2008*
12. *LeCun Y. Efficient BackProp in Neural Networks: Tricks of the trade / Y. LeCun, L. Bottou, G. Orr, K. Muller. – Springer, 1998. – 44 p.*

Розглянуто задачу розробки інтелектуальної системи розпізнавання тексту на фотографіях і відеокадрах складних графічних сцен. При вирішенні завдання реалізовані методи для розпізнавання символів за допомогою згорткових нейронних мереж..

***Ключові слова:** розпізнавання символів, згорткова нейронна мережа, обробка зображень, складна графічна сцена.*

The problem of developing the intellectual system of text recognition in photographs and video of complex graphic scenes was considered. Methods for character recognition using convolutional neural networks were implemented to solve the problem.

***Keywords:** character recognition, convolution neural network, image processing, complex graphic scene.*

УДК 37.091.12.011.3-057:62/64]:004

Н.С. Бовтрук

ПЛАНШЕТНИЙ КОМП'ЮТЕР ЯК ТЕХНІЧНИЙ ЗАСІБ ПІДГОТОВКИ СТУДЕНТІВ ТЕХНОЛОГІЧНОЇ ОСВІТИ

У статті розглядаються сучасні підходи до застосування планшетного комп'ютера та типи даних комп'ютерів: планшетники, трансформери, планшетні нетбуки, а також в системі інформаційної підготовки майбутнього вчителя технологій та визначено роль планшетного комп'ютера під час інформаційної підготовки майбутніх учителів технологій. Зазначені переваги та недоліки, планшетних комп'ютерів як технічних засобів під час інформаційної підготовки