

А.Г. ЮЩЕНКО, канд. физ.-мат. наук, профессор, НТУ «ХПИ»;
А.В. СУББОТИНА, магистр, НТУ «ХПИ»;
Т.В. ЗАХОЖАЕВА, магистр, НТУ «ХПИ»

ИССЛЕДОВАНИЕ ПЕРЦЕПТРОНА КАК РАСТУЩЕЙ НЕЙРО- СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ СИМВОЛОВ

Проведено исследование работы перцептрона для решения задачи распознавания символов. Выбрана и обоснована структура нейронной сети, показана возможность улучшения свойств обобщения путем наращивания ее структуры, проанализирована работа перцептрона при распознавании не только двух, но и четырех букв, а также букв различного начертания.

Ключевые слова: перцептрон, распознавание, символ, растущая нейронная сеть.

Постановка проблемы. В настоящее время в задачах обработки и анализа данных широко применяются искусственные нейронные сети [1-3]. Наряду с необходимостью обеспечения репрезентативности обучающей выборки проблемой является и нахождение оптимальной структуры нейросети: числа слоев и нейронов в каждом из них, формирование матрицы весовых коэффициентов, а также подбор оптимальной методики обучения. Пользователь обычно использует структуру, предлагаемую компьютерной программой-нейроимитатором по умолчанию, и только в случаях невозможности достижения требуемого качества общения сети, изменяет ее размер, но делает это обычно методом «случайного поиска». Избыточность же получаемой структуры нейронной сети приводит к излишней нелинейности, реализуемой нейронной сетью разделяющей поверхности или функции регрессии, что влечет за собой и худшие обобщающие ее способности.

Растущая нейронная сеть – сеть увеличивающейся структуры [4]. В процессе ее функционирования, по специально определенным правилам к сети добавляются новые вершины и связи и удаляются старые, таким образом, система способна обобщать и классифицировать знания и создавать ассоциативные связи между разнородными данными. Растущая нейросеть стартует с очень простых и небольших структур, которые разрастаются и усложняются по мере необходимости. Выбор останавливается на такой архитектуре сети, которая обеспечивает наивысшую точность прогнозирования или обобщения при проверке с помощью испытательных наборов.

Анализ литературы. На сегодняшний день существует множество программ и компонентов для работы с нейронными сетями, однако большинство из них позволяет выполнять ограниченный набор операций (моделировать работу сети: строить, обучать, тестировать). К таким нейросимуляторам от-

носятся NeuroOffice, NeuroPro, TextAnalyst, After Scan, RawData Analyzer, Deductor Lite [5,6]. С другой стороны, существуют также системы распознавания текста - ABBYY FineReader, OCR CuneiForm, SunnyPage, RiDoc [7], но вследствие того, что они являются коммерческими продуктами, многие внутренние алгоритмы их работы скрыты от общего доступа, поэтому их невозможно скорректировать и усовершенствовать. В этой связи становится актуальной проблема поиска эффективных и универсальных подходов повышения качества обобщения нейросети. Одним из перспективных направлений является использование нейросетей с растущей архитектурой [4,8,9], однако в литературе не удалось обнаружить источников применения аналогичных стратегий к перцептрон, что делает актуальным такое исследование.

Цель статьи – исследование возможности решения проблемы корректного распознавания символов за счет увеличения структуры сети на примере перцептрона.

Исследование работы перцептрона с растущей структурой сети. В ходе работы разработан перцептрон для решения задачи распознавания букв. Он содержит S-элементы, увеличивающиеся от 4 до 576, 2 ассоциативных A-нейрона в скрытом слое, которые могут возрастать до 600 и один выходной R-нейрон.

Разделение множества G изображений на два класса G_1 и G_2 выполняется с помощью одного выходного элемента: изображениям первого класса соответствует положительный выходной сигнал (+1) R-элемента, а второго класса – отрицательный (-1).

Обучение перцептрона выполняется с помощью α - и γ -систем подкрепления согласно стандартным алгоритмам [10-12].

Сначала система обучается распознавать введенные символы. Затем выполняется распознавание букв. В том случае, если оно прошло неудачно, добавляется A-элемент и сеть повторно обучается. Цикл выполняется до тех пор, пока буква не будет правильно распознана. Таким образом, реализуется стратегия роста сети путем увеличения количества нейронов и изменение связей (активных весов) [9]. На рис. 1 изображена структура растущей нейронной сети.

В качестве функции активации выбрана пороговая, со значением, которое зависит от входных данных.

Изображение символов вводится при помощи сетки, размер которой устанавливается пользователем и может изменяться от $2*2$ до $24*24$.

Рассмотрим пример обучения перцептрона распознаванию букв «А» и «Е». Интерфейс программы показан на рис. 2.

Когда на вход перцептрона подается изображение буквы А, возбуждаются все S-нейроны, соответствующие закрасненным ячейкам сетки, задающей букву.

Таблица весов связей перцептрона заполняется случайными числами из

диапазонов, описанных ниже. Вместе с таблицей весов связей перцептрона заполняется еще таблица величин сигналов на входах А-элементов. Значения этой таблицы напрямую зависят от введенных символов и от значений таблицы весов связей перцептрона. После вычисления вышеуказанных таблиц становится доступной адаптация весов связей перцептрона с помощью альфа и гамма систем подкрепления, соответственно. Вычисляется порог R-элемента, в соответствии с которым распознаются символы, выполняется обучение по выбранному пользователем правилу.

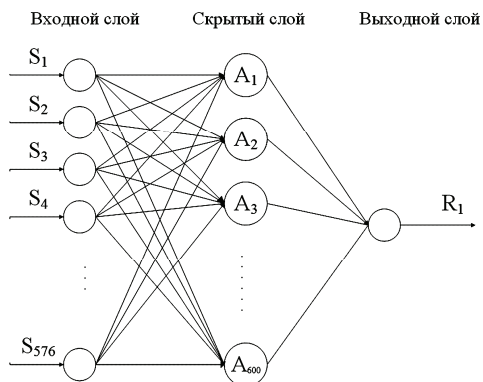


Рисунок 1 – Растущая нейронная сеть

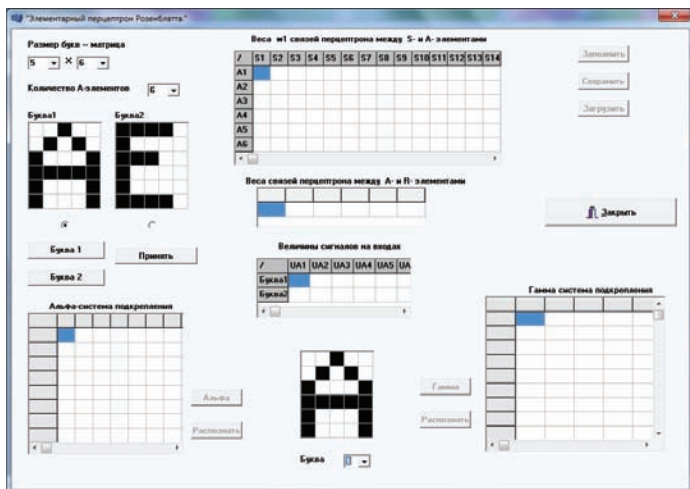


Рисунок 2 – Интерфейс программы

Далее можно распознать символ с помощью альфа либо гамма коррекции. В результате получаем: если буква распознана неправильно, то выводится соот-

ветствующее сообщение, добавляется дополнительный А-нейрон и выполняется переобучение с последующим распознаванием этой же буквы. Переобучение выполняется до тех пор, пока символ не будет распознан правильно.

Было проведено тестирование программы в разных диапазонах весовых коэффициентов, при постоянной архитектуре. Сначала значения весовым коэффициентам присваивались из диапазона $[0,1;0,9]$. Как показали численные эксперименты, данные значения оказались неоптимальными. Это выяснилось еще на этапе обучения сети. В процессе обучения значения весов обновлялись в соответствии с выбранным правилом (альфа- и гамма-подкрепления). Программа закичивалась – не достигалось условие останова (суммарное значение входного сигнала R-элемента должно превысить значение порога R-элемента). Установлено, что если весовые коэффициенты лежат в диапазоне $[-0.1,0.1]$, в общем случае, сеть работает неплохо, однако при небольшом количестве несовпадений способна довольно существенно наращивать структуру; количество А-элементов увеличено с 6 до 10. Достаточно успешно происходит распознавание символов с весами в диапазоне $[-0.2,0.2]$ с незначительным изменением архитектуры; количество А-элементов увеличивается с 6 до 7. Наиболее удачным является случай, когда веса лежат в диапазоне $[-0.3,0.3]$; в большинстве случаев сеть работает без дополнительных А-элементов (рис. 3).

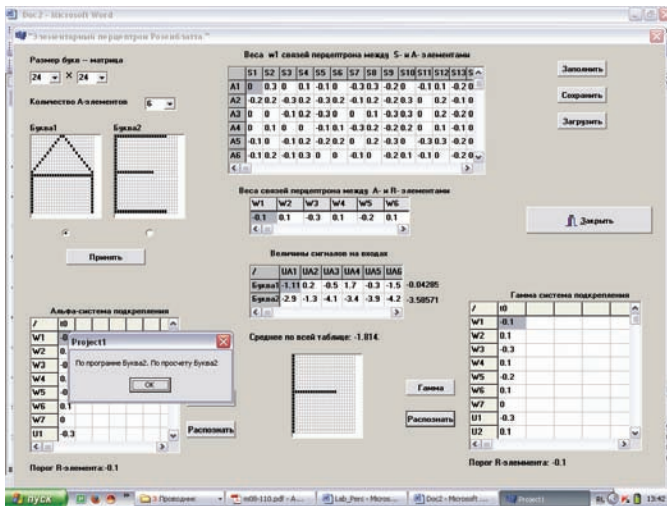


Рисунок 3 – Распознавание с весами в диапазоне $[-0.3,0.3]$

В ряде случаев (при задании различных размеров сетки), при весовых коэффициентах $[-0.4,0.4]$ не распознавались буквы даже в исходном виде (без изменений и добавления шума). Если весовые коэффициенты лежат в диапазоне $[-0.5,0.5]$, сеть работает довольно неплохо, однако, в некоторых случаях способна довольно существенно наращивать структуру.

Также сравнивалось распознавание жирных букв в тех же диапазонах. Как и в предыдущем случае наилучшими оказались результаты с весовыми коэффициентами в диапазоне $[-0.3, 0.3]$ (рис. 4).

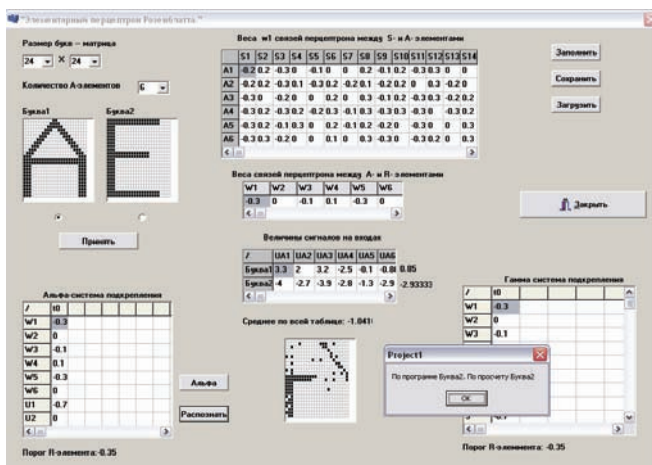


Рисунок 4 – Распознавание жирных букв с зашумлением

Затем было выполнено исследование работы программы с четырьмя буквами (рис. 5). Для данной задачи использована сеть, аналогичная предыдущей, но содержащая 2 R-элемента.

Все этапы работы выполняются аналогично. Весовые коэффициенты выбираются из диапазона $[-0.3, 0.3]$.

В связи с тем, что имеется 2 R-элемента, для упрощения процесса распознавания букв используется предварительный порог — среднее значение между порогами R-элементов. Предварительный порог распределяет символы по предварительным классам. Затем происходит распределение внутри такого предварительного класса: первый R-нейрон отвечает за классификацию первого и второго символов, а второй R-нейрон – третьего и четвертого. Затем выполняется соотнесение букв непосредственно к классам (4 класса). Для корректной работы сети определены *рекомендации по объединению символов в предварительные классы*:

- в одном предварительном классе должны быть непохожие буквы;
- идеальный вариант, когда множества, из которых состоят буквы, не пересекаются;
- поскольку такой вариант редко реализуется, то у букв должно быть минимальное количество общих элементов.

Разделение букв на два предварительных класса обусловлено количеством R-элементов. В том случае, если потребуется распознать большее число символов, необходимо будет значительно усложнять архитектуру сети.

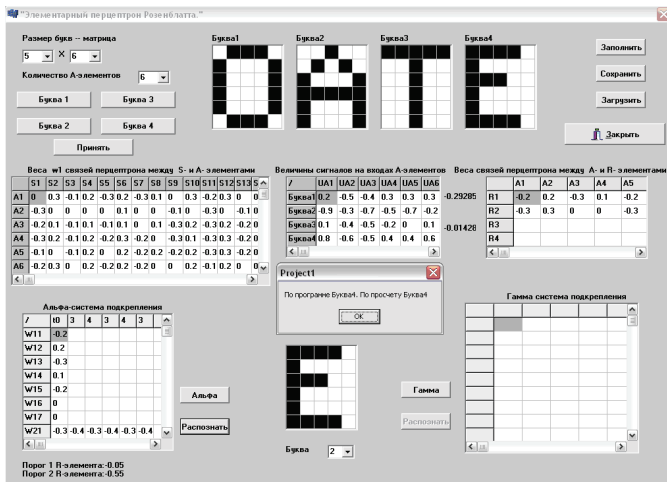


Рисунок 5 – Распознавание среди четырех букв

Выводы. В ходе работы проведено исследование работы перцептрона для решения задачи распознавания символов. Экспериментально установлено, что наиболее удачным диапазоном весовых коэффициентов, от которых зависит корректность распознавания является $(-0.3, 0.3)$. Поиск оптимальной структуры привел к пониманию целесообразности использования растущей нейронной сети. Проведен анализ работы перцептрона при распознавании не только двух, но и четырех букв, а также букв разного начертания. Сформулированы рекомендации по объединению букв в предварительные классы. Таким образом, использование растущих нейронных сетей является эффективным способом решения задачи распознавания букв, являющейся одним из перспективных направлений в применении нейросетевых технологий, включая перцептрон.

Список литературы: 1. Царегородцев В.Г. Конструктивный алгоритм синтеза структуры многослойного перцептрона // Вычислительные технологии. – 2008. – Т. 13. – Вестник КазНУ им. Аль-Фараби, серия «математика, механика, информатика». – 2008. – № 4 (59). – Совм. выпуск. Ч. 3. – С. 308-315. 2. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе: серия «Учебники экономико-аналитического института МИФИ» под ред. проф. В.В. Харитонов. – М.: МИФИ, 1998. – 224 с. 3. Искусственные нейронные сети [Электронный ресурс] / Режим доступа: http://www.victoria.lviv.ua/html/oio/html/theme5_rus.htm. – Загл. с титул. экрана (просм. 20 марта 2014 года). 4. Корягин Е.В. Разработка интеллектуального ассистента управления автомобилем // Техничко-технологические проблемы сервиса. – 2012. – № 19. – С. 42-46. 5. Пользовательские программы [Электронный ресурс] / Режим доступа: <http://www.alife-soft.narod.ru/programs.html> – Загл. с титул. экрана (просм. 20 марта 2014 года). 6. Программное обеспечение [Электронный ресурс] / Режим доступа: <http://ole-u.narod.ru/Razdel5.html> – Загл. с титул. экрана (просм. 20 марта 2014 года). 7. Основные понятия и определения теории распознавания текста. [Электронный ресурс] / Режим доступа: <http://ne-boleu.ru/informatika/15757/index.html>. – Загл. с титул. экрана (просм. 20 марта 2014 года). 8. Christopher MacLeod, Grant M. Maxwell. Incremental Evolution in ANNs: Neural Nets which Grow // School of Electronic and Electrical

Engineering, The Robert Gordon University, Aberdeen. **9.** Hsin-Chia Fu, Hung-Yuan Chang, Yeong Yuh Xu, and H.-T. Pao. User Adaptive Handwriting Recognition by Self-Growing Probabilistic Decision-Based Neural Networks // IEEE Transactions on neural networks. – 2000. – Vol. 11, № 6. **10.** Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга = Principles of Neurodynamic: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. – М.: Мир, 1965. – 480 с. **11.** Эшби У. Р. Конструкция мозга. Происхождение адаптивного поведения = Design for a Brain. The origin of adaptive behavior. – М.: ИЛ, 1962. – 397 с. **12.** Основы нейрокомпьютингу / В.Д. Дмитриенко, А.Ю. Заковоротный. – Х.: HTMT, 2012. – 128 с.

Bibliography (transliterated): **1.** Caregorodcev V.G. Konstruktivnyj algoritm sinteza struktury mnogoslojnogo perseptrona Vychislitel'nye tehnologii. – 2008. – Т. 13. – Vestnik KazNU im. Al'-Farabi, seriya «matematika, mehanika, informatika». – 2008. – № 4 (59). – Sovm. vypusk. Ch. 3. – 308-315. **2.** Ezhov A.A., Shumskij S.A. Nejrokomп'yuting i ego primeneniya v ekonomike i biznese : seriya «Uchebniki ekonomiko-analiticheskogo instituta MIFI» pod red. prof. V.V. Haritonova. – М.: MIFI, 1998. – 224. **3.** Iskusstvennye nejronnye seti [Elektronnyj resurs] Rezhim dostupa : http://www.victoria.lviv.uahtmltohtmltheme5_rus.htm. – Zagl. s titul. ekrana (prosm. 20 marta 2014 goda). **4.** Koryagin E.V. Razrabotka intellektual'nogo assistenta upravleniya avtomobilem Tehniko-tehnologicheskie problemy servisa. – 2012. – № 19. – 42-46. **5.** Pol'zovatel'skie programmy [Elektronnyj resurs] Rezhim dostupa : <http://www.alife-soft.narod.ruprograms.html> – Zagl. s titul. ekrana (prosm. 20 marta 2014 goda). **6.** Programmnoe obespechenie [Elektronnyj resurs] Rezhim dostupa : <http://oleu.narod.ruRazdel5.html> – Zagl. s titul. ekrana (prosm. 20 marta 2014 goda). **7.** Osnovnye ponyatiya i opredeleniya teorii raspoznavaniya teksta. [Elektronnyj resurs] Rezhim dostupa : <http://neboleu.ruinformatika15757index.html>. – Zagl. s titul. ekrana (prosm. 20 marta 2014 goda). **8.** Christopher MacLeod, Grant M. Maxwell. Incremental Evolution in ANNs: Neural Nets which Grow School of Electronic and Electrical Engineering, The Robert Gordon University, Aberdeen. **9.** Hsin-Chia Fu, Hung-Yuan Chang, Yeong Yuh Xu, and H.-T. Pao. User Adaptive Handwriting Recognition by Self-Growing Probabilistic Decision-Based Neural Networks IEEE Transactions on neural networks. – 2000. – Vol. 11, № 6. **10.** Rozenblatt F. Principy nejrodinamiki: Perceptrony i teoriya mehanizmov mozga = Principles of Neurodynamic: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. – М.: Mir, 1965. – 480. **11.** Eshbi U. R. Konstrukciya mozga. Proishozhdenie adaptivnogo povedeniya = Design for a Brain. The origin of adaptive behavior. – М.: IL, 1962. – 397. **12.** Osnovy nejrokomпyutynhu V.D. Dmitriyenko, A.Yu. Zakovorotnyj. – Kh.: NTMT, 2012. – 128.

Надійшла (received) 04.03.2014

УДК 004.93'12

Дослідження роботи перцептрону як зростаючої нейромережі для вирішення задачі розпізнавання символів / Ющенко О.Г., Суботіна А.В., Захожасва Т.В. // Вісник НТУ «ХП». Серія: Техніка та електрофізика високих напруг. – Х.: НТУ «ХП», 2014. – № 21 (1064). – С. 152-158. – Бібліогр.: 12 назв. – ISSN 2079-0740.

Проведено дослідження роботи перцептрона для вирішення задачі розпізнавання символів. Обрана й обгрунтована структура нейронної мережі, показана можливість поліпшення властивостей узагальнення шляхом нарощування її структури, проаналізовано роботу перцептрона при розпізнаванні не лише двох, але і чотирьох букв, а також букв різного накреслення.

Ключові слова: перцептрон, розпізнавання, символ, зростаюча нейронна мережа.

УДК 004.93'12

Исследование перцептрона как растущей нейросети для решения задачи распознавания символов / А.Г. Ющенко, А.В. Субботина, Т.В. Захожасва // Вісник НТУ «ХП». Серія: Техніка та електрофізика високих напруг. – Х.: НТУ «ХП», 2014. – № 21 (1064). – С. 152-158. – Бібліогр.: 12 назв. – ISSN 2079-0740.

Проведено исследование работы перцептрона для решения задачи распознавания символов. Выбрана и обоснована структура нейронной сети, показана возможность улучшения свойств обобщения путем наращивания ее структуры, проанализирована работа перцептрона при распо-

знании не только двух, но и четырех букв, а также букв различного начертания.

Ключевые слова: перцептрон, распознавание, символ, растущая нейронная сеть.

Investigation of the perceptron's work as a growing neural network for solving the problem of symbols recognition / A.G. Yushchenko, A.V. Subotina, T.V. Zakhoshaeva // Bulletin of NTU "KhPI". Series: Technique and electrophysics of high voltage. – Kharkiv : NTU "KhPI", 2014. – № 21 (1064). – P. 152-158. – Bibliogr.: 12. – ISSN 2079-0740.

The investigation of perceptron for solving a problem of character recognizing is carried out. The structure of the neural network is selected and justified, the possibility of improving the properties of generalization by increasing its structure is shown, the perceptron's work in recognizing not only two, but also four letters, and letters with different shapes is analyzed.

Key words: perceptron, recognition, symbol, growing neural network.