

*А.Г. ЮЩЕНКО*, канд. физ.-мат. наук, профессор, НТУ «ХПИ»;

*А.В. СУББОТИНА*, магистр, НТУ «ХПИ»;

*Т.В. ЗАХОЖАЕВА*, магистр, НТУ «ХПИ»

## **ИССЛЕДОВАНИЕ ПЕРЦЕТРОНА 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 перцептрону, 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  $\alpha$ - и  $\gamma$ -систем подкрепления согласно стандартным алгоритмам [10-12].

Сначала система обучается распознавать введенные символы. Затем выполняются 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 закрашенным 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.

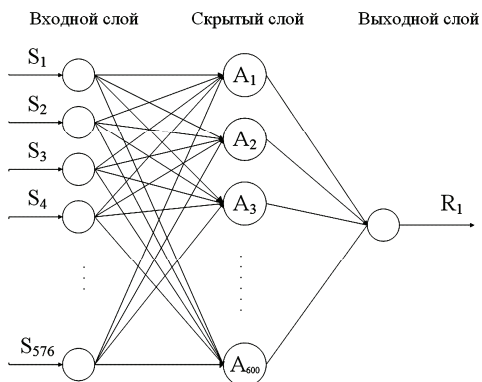


Рисунок 1 – Растущая нейронная сеть

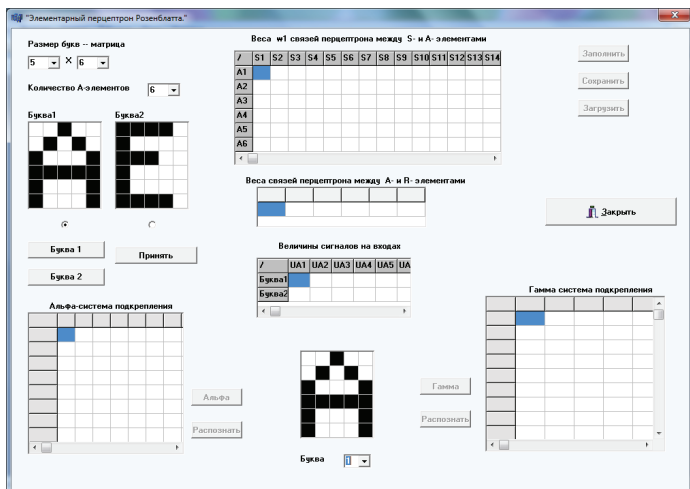


Рисунок 2 – Интерфейс программы

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).

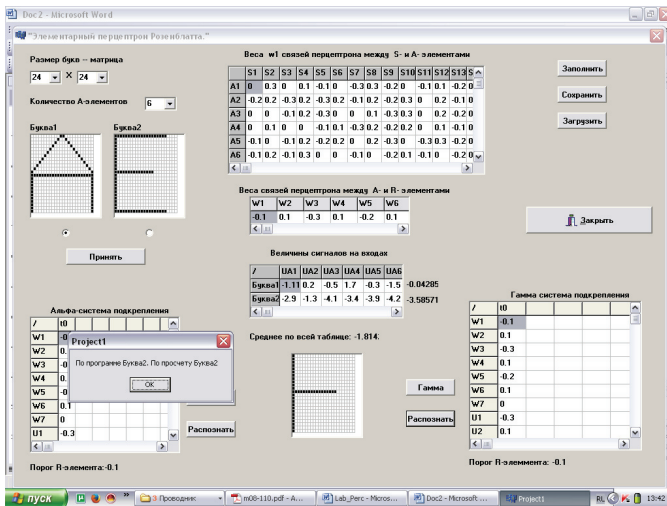


Рисунок 3 – Распознавание с весами в диапазоне  $[-0.3,0.3]$

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).

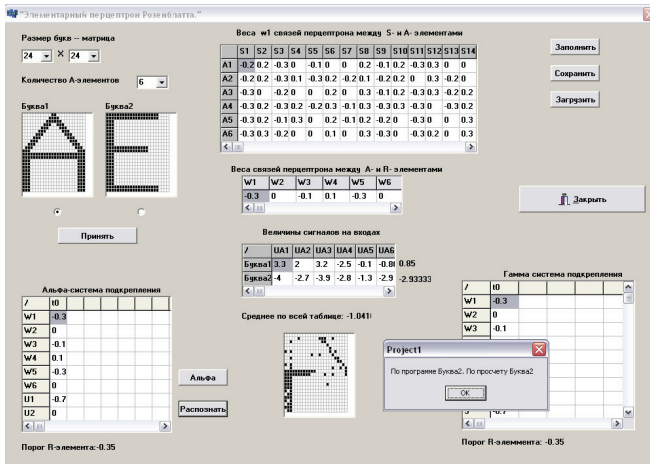


Рисунок 4 – Распознавание жирных букв с зашумлением

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 потребуются распознать большее число символов, необходимо будет значительно усложнять архитектуру сети.

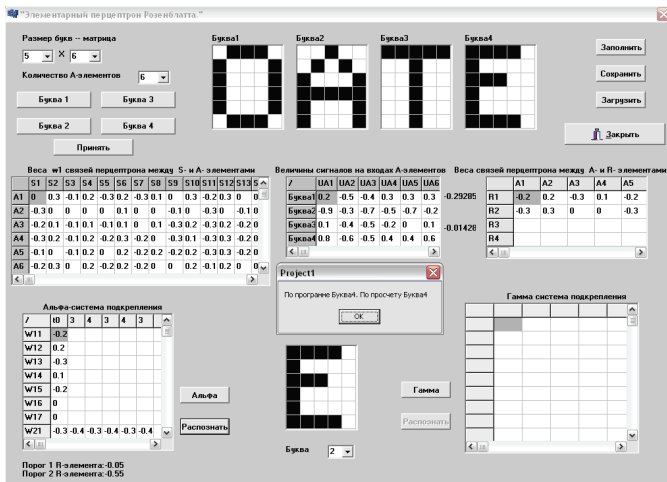


Рисунок 5 – Распознавание среди четырех букв

**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. Харитонова. – М.: МИФИ, 1998. – 224 с. 3. Искусственные нейронные сети [Электронный ресурс] / Режим доступа: [http://www.victoria.lviv.ua/html/oio/html/theme5\\_rus.htm](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.: НТМТ, 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.uahtml0iohtmltheme5\\_rus.htm](http://www.victoria.lviv.uahtml0iohtmltheme5_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.ru/programs.html> – Zagl. s titul. ekrana (prosm. 20 marta 2014 goda). **6.** Programmnoe obespechenie [Elektronnyj resurs] Rezhim dostupa : <http://ole-u.narod.ru/Razdel5.html> – Zagl. s titul. ekrana (prosm. 20 marta 2014 goda). **7.** Osnovnye ponyatiya i opredeleniya teorii raspoznavaniya teksta. [Elektronnyj resurs] Rezhim dostupa : <http://neboleu.ru/informatika15757/index.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.: ИЛ, 1962. – 397. **12.** Osnovy nejrokomп'yutynhu V.D. Dmitriyenko, A.Yu. Zakovorotnyj. – Kh.: NTMT, 2012. – 128.

*Надійшла (received) 04.03.2014*