

Р. М. Немков [R. M. Nemkov]
 О. С. Мезенцева [Ok. St. Mezentseva]
 Д. В. Мезенцев [D. V. Mezentsev]

УДК 62.50

АДАПТАЦИЯ АЛГОРИТМА ОБРАТНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ ОШИБКИ ДЛЯ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С НЕЙРОНАМИ ВТОРОГО ПОРЯДКА И ДИНАМИЧЕСКИМИ РЕЦЕПТИВНЫМИ ПОЛЯМИ СЛЕЖЕНИЯ СО СКАНИРОВАНИЕМ

ADAPTATION OF THE BACK PROPAGATION ERROR ALGORITHM FOR A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK WITH SECOND-ORDER NEURONS AND DYNAMIC RECEPTIVE FIELDS

ФГАОУ ВО «Северо-Кавказский федеральный университет»

В статье предлагается адаптация алгоритма обратного распространения ошибки для сверточной нейронной сети с динамическими рецептивными полями и нейронами второго порядка. Приводится описание экспериментов по распознаванию образов, которые показывают, что комбинация нейронов второго порядка и динамических рецептивных полей позволяет уменьшить ошибку обобщения.

The article suggests the adaptation of the back propagation error algorithm for a convolutional neural network with dynamic receptive fields and second-order neurons. A pattern recognition experiments shows that the second-order neurons combination and dynamic receptive fields allows to reduce the generalization error are described.

Ключевые слова: сверточная нейронная сеть, распознавание образов, нейроны второго порядка, динамические рецептивные поля.

Key words: convolutional neural network, pattern recognition, second-order neurons, dynamic receptive fields.

В настоящее время для задачи инвариантного распознавания изображений широко применяются сверточные нейронные сети (СНС). Это связано с тем, что с помощью данного типа искусственных нейронных сетей (ИНС) получают результаты в среднем лучшие на 10–15%, чем с помощью обычных ИНС [1].

К настоящему времени существуют различные модификации СНС [2]. Однако общая тенденция остаётся неизменной: увеличение количества слоёв (для возрастания нелинейности), увеличение типов различных слоёв (для качественной обработки входной информации и извлечения признаков). Увеличение количества слоёв неизбежно связано с возрастанием вычислительных затрат, поэтому более предпочтительный вариант – создание новых типов слоёв СНС.

В данной работе математическая модель СНС с динамическими рецептивными полями [3, 4, 5] изменяется за счёт введения нейронов второго порядка, что приводит к ещё большему уменьшению ошибки обобщения.

Адаптация сверточной нейронной сети с динамическими полями к нейронам второго порядка. Идея СНС с динамическими РП заключается в том, что если для некоторых слоёв менять множество РП, то один и тот же паттерн может быть воспринят сетью по-разному. За счёт этого можно расширить обучающее множество. Известно, что классическая форма РП в СНС – это квадрат. Для получения нестандартного РП предлагается использовать шаблон, элементами которого являются индексы, обозначающие своих соседей в пределах двух дискретных шагов от них на пиксельной матрице. При изменении всех РП, лежащих на карте, настраиваемые параметры будет воздействовать дополнительная информация, что приведёт к выделению лучшего инварианта (рис. 1).

Сверточные нейронные сети высоких порядков (СНС ВП) – расширение над сетями прямого распространения, в которых используются полиномиальные сумматоры нейронов, которые позволяют сети более качественно извлекать информацию из входного сигнала [6]. При этом вместо обычного взвешенного суммирования используются функции высоких порядков – квадратные, кубические, тригонометрические и т.д. Главным недостатком такого подхода является необходимость вводить дополнительные массивы весовых коэффициентов, однако это компенсируется обычно более качественным извлечением признаков, что приводит к снижению ошибки обобщения.

Функция активации обычного нейрона с двумя входами вычисляется согласно формуле 1, функция активации нейрона второго порядка – согласно формуле 2.

$$f(w_1 * x_1 + w_2 * x_2) = f\left(\sum_{i=1}^2 w_i * x_i\right), \quad (1)$$

$$f(w_1 * x_1 + w_2 * x_2 + u_1 * x_1 * x_1 + u_2 * x_2 * x_2 + u_3 * x_1 * x_1) = f\left(\sum_{i,j} x_i * w_i + u_j * x_j^2\right), \quad (2)$$

где w, u – вектора настраиваемых коэффициентов, x – вектор входа, $f(\cdot)$ – функция активации нейрона.

Такой подход не затрагивает активационные функции нейронов и принципы вычисления ошибки, поэтому единственным отличием от стандартного алгоритма обратного распространения будет вычисление взвешенной суммы.

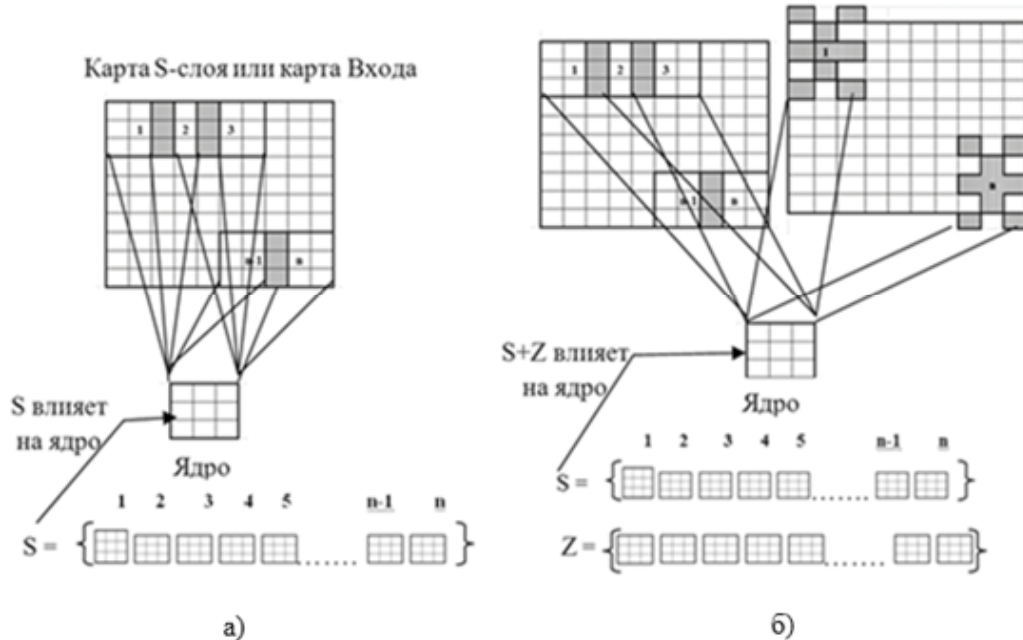


Рис. 1. а) стандартные РП, б) стандартные и добавочные РП

Тогда, для вычисления того, насколько нужно изменить весовые коэффициенты w и u , необходимо вычислить две частных производные по формуле 3.

$$\begin{cases} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \left(\sum_{i=0}^m w_{ji}(n) * y_i(n) + u_{ji}(n) * y_i^2(n) \right)' \bigg|_{w_{ji}(n)} = \sum_{i=0}^m y_i(n) \\ \frac{\partial v_j(n)}{\partial u_{ji}(n)} = \left(\sum_{i=0}^m w_{ji}(n) * y_i(n) + u_{ji}(n) * y_i^2(n) \right)' \bigg|_{u_{ji}(n)} = \sum_{i=0}^m y_i^2(n) \end{cases} \quad (3)$$

где $v_j(n)$ – взвешенная сумма нейрона j на итерации n , $y_i(n)$ – входные значения для нейрона j .

Разработан алгоритм [7], изменяющий перед подачей паттерна РП у нейронов, лежащих на любых комбинациях сверточных слоёв (С-слои). На основании этого алгоритма, а также особенностей прямого и обратного прогона для нейронов второго порядка (2, 3) предлагается метода синтеза параметров математической модели СНС с динамическими РП и нейронами второго порядка на С-слоях. Данный метод адаптирует алгоритм обратного распространения ошибки, он состоит из следующих шагов:

1. В процессе обучения перед подачей очередного паттерна на вход СНС изменить РП нейронов на нужной комбинации С-слоёв, используя алгоритм изменения форм РП.
2. В процессе прямого прогона получить выходные значения нейронов С-слоя согласно формуле 4.

$$\begin{cases} C_{m,n}^i = \varphi \left(b + \sum_{q \in Q_i} \sum_{k=0}^{K_C-1} \sum_{l=0}^{K_C-1} \left(\left[X_{m+k+F_i(\cdot), n+l+F_j(\cdot)}^q * W_{k,l}^q \right] + \left[X_{m+k+F_i(\cdot), n+l+F_j(\cdot)}^q * A_{k,l}^q \right] \right) \right) \\ S_{m,n}^i = \varphi \left(b + u \sum_{k=0}^{K_S-1} \sum_{l=0}^{K_S-1} C_{m*K_S+k, n*K_S+l}^i \right) \end{cases} \quad (4)$$

где $\frac{i}{m,n}$ – выход нейрона расположенного на i -ой карте С-слоя в позиции m, n , $\varphi(\cdot) = A * \tanh(B * p)$ при $A=1.7159$, $B=2/3$, b – смещение, Q_i – множество индексов карт предыдущего слоя, связанных с картой C_i^i , K_C – размер ква-

дратного РП для нейрона $i_{m,n}$, X_m^q – входное значение для нейрона $i_{m,n}$, $Ядро_{k,l}^q$ – q-ая часть настраиваемых параметров, которая отвечает за взаимодействие с q-ой картой предыдущего слоя, вектора W и A – настраиваемые веса для нейронов второго порядка С-слоя, $i_{m,n}$ – выход нейрона слоя усреднения; $F_i(\cdot)$ и $F_j(\cdot)$ – это $(RP_{m,n}; k; l)$, $(RP_{m,n}; k; l)$ – функции, возвращающие смещения по строке и столбцу для шаблона РП, принадлежащего нейрону m,n в позиции k, l внутри этого шаблона. k, l – есть элемент шаблона m,n в позиции k, l, $index_{k,l}$ 0..24. Данные функции определяются по следующим формулам:

$$F_i(\cdot) = \begin{cases} 0; index_{k,l} \in \{0, 4, 5, 16, 17\} \\ 1; index_{k,l} \in \{6, 7, 8, 18, 19\} \\ 2; index_{k,l} \in \{20, 21, 22, 23, 24\} \\ -1; index_{k,l} \in \{1, 2, 3, 14, 15\} \\ -2; index_{k,l} \in \{9, 10, 11, 12, 13\} \end{cases} \quad F_j(\cdot) = \begin{cases} 0; index_{k,l} \in \{0, 2, 7, 11, 22\} \\ 1; index_{k,l} \in \{3, 5, 8, 12, 23\} \\ 2; index_{k,l} \in \{13, 15, 17, 19, 24\} \\ -1; index_{k,l} \in \{1, 4, 6, 10, 21\} \\ -2; index_{k,l} \in \{9, 14, 16, 18, 20\} \end{cases} \quad (5)$$

3. В процессе обратного прогона получить локальный градиент для С-слоя по формуле 6.

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial (W_{k,l}^\lambda)^q} = \sum_{m=0}^{SizeC} \sum_{n=0}^{SizeC} \delta_{m,n}^\lambda * y_{m+k+F_i(RP_{m,n}^\lambda; k; l), n+l+F_j(RP_{m,n}^\lambda; k; l)}^{\lambda-1} \\ \frac{\partial E}{\partial (A_{k,l}^\lambda)^q} = \sum_{m=0}^{SizeC} \sum_{n=0}^{SizeC} \delta_{m,n}^\lambda * y_{m+k+F_i(RP_{m,n}^\lambda; k; l), n+l+F_j(RP_{m,n}^\lambda; k; l)}^{\lambda-1} \end{cases} \quad (6)$$

где $i_{m,n}$ – выход нейрона расположенного на i-ой карте С-слоя в позиции m, n, $\phi(\cdot) = A * \tanh(B * p)$ при $A=1.7159$, $B=2/3$, p – взвешенная сумма, b – смещение, Q_i – множество индексов карт предыдущего слоя, связанных с картой C_i , K_C – размер квадратного РП для нейрона $i_{m,n}$, X_m^q – входное значение для нейрона $i_{m,n}$, $Ядро_{k,l}^q$ – q-ая часть настраиваемых параметров, которая отвечает за взаимодействие с q-ой картой предыдущего слоя.

На основании предлагаемого метода по адаптации алгоритма обратного распространения ошибки к нейронам второго порядка и динамическим РП разработан алгоритм обучения СНС, рис. 2.

Эксперимент. Проведены эксперименты для оценки обобщающей способности СНС с нейронами второго порядка и динамическими РП.

В качестве выборки использована база стереоизображений Small NORB [8] для инвариантного распознавания образов. Применение классической СНС типа LeNet – 5 даёт ошибку обобщения 8.4 % [9]. Применение СНС с динамическими РП и общей структурой сети LeNet – 5 даёт ошибку обобщения в 4.3 % [10]. В таблице 1 показаны результаты применения СНС типа LeNet – 5 с динамическими РП и нейронами второго порядка на различных комбинациях С-слоёв.

Таблица 1

Результаты тестов для различных вариантов применения нейронов второго порядка

Number	I	C1	S1	C2	S2	C3	O	Error
1								4.3%
2							2	4.4%
3		2						4.1%
4				2				4.2%
5						2		4.2%
6		2		2				2.5%
7				2		2		3.6%
8		2				2		3.8%
9		2		2		2		2.3%

C_i , S_i – это номера соответствующих сверточных слоёв и слоёв усреднения, I, O – слои входа и выхода соответственно, 2 означает второй порядок нейронов соответствующего слоя. Величина ошибки обобщения высчитывалась как среднее от 15 экспериментов.

Из таблицы видно, что не все комбинации по применению нейронов второго порядка на С-слоях дают значительное уменьшение ошибки обобщения. Лучшие результаты показывает вариант №6 и №9, лучшую комбинацию можно найти только благодаря перебору возможных значений, что ограничивает использование ИНС высших порядков.

В результате применения предлагаемой СНС с динамическими рецептивными полями и нейронами второго порядка удалось снизить ошибку обобщения в среднем на 2 % по сравнению с применением СНС с динамическими РП и на 6,1 % по сравнению с СНС с чередующимися С и S – слоями. Показано, что использование ИНС с нейронами высших порядков ведёт к уменьшению ошибки обобщения. Однако использование нейронных сетей с нейронами высших порядков требует дополнительной экспериментальной работы с целью определения необходимой комбинации С-слоёв, содержащих изменённые функции активации нейронов.

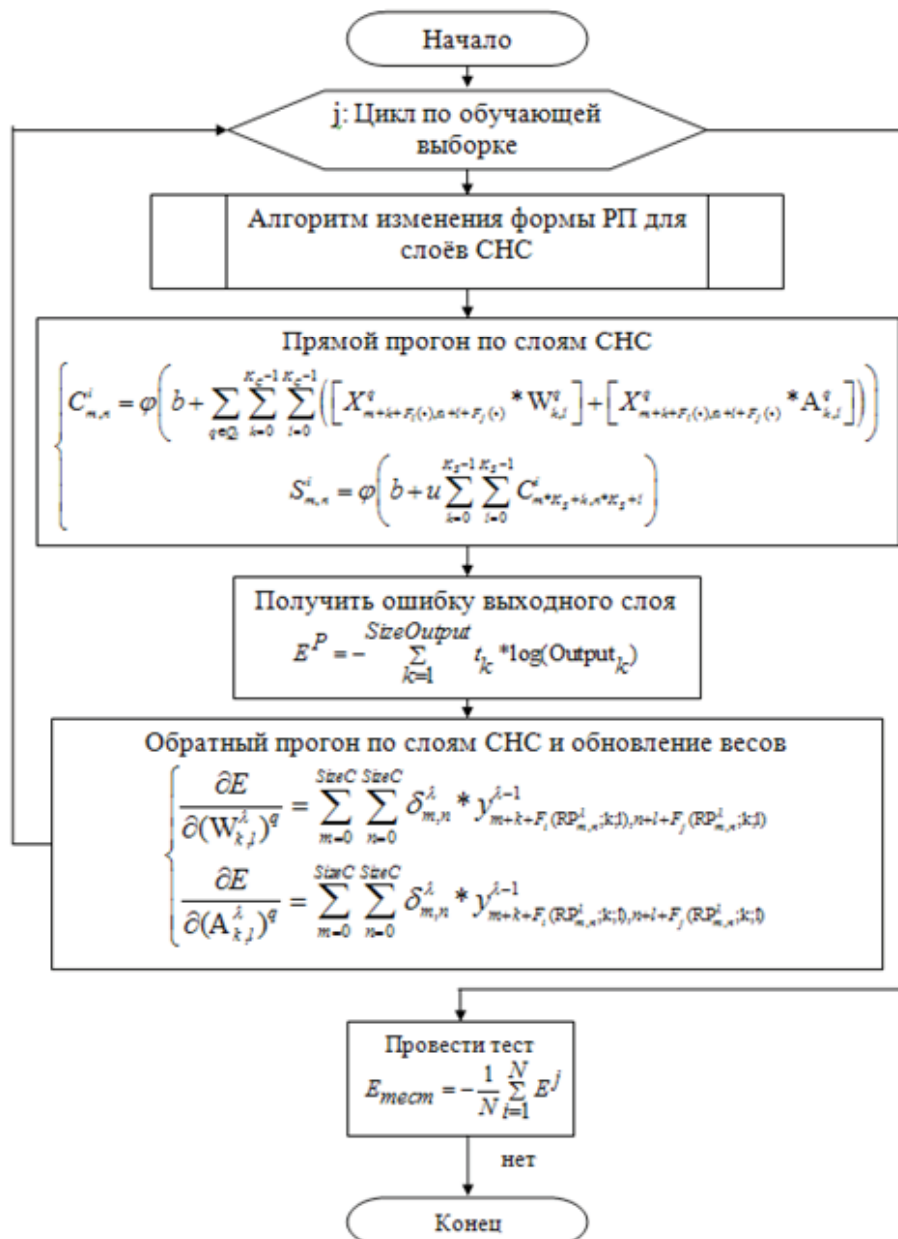


Рис. 2. Алгоритм обучения СНС с динамическими РП и нейронами второго порядка

ЛИТЕРАТУРА

1. Назаров Л. Е. Нейросетевые алгоритмы обнаружения, классификации и распознавания объектов на изображениях / Л. Е. Назаров, Н. С. Томашевич, А. Н. Балухто // Нейрокомпьютеры в прикладных задачах обработки изображений. Кн. 25. 2007. С. 25–54.
2. Nemkov R., Mezentseva O., Mezentsev D. Using of a Convolutional Neural Network with Changing Receptive Fields in the Tasks of Image Recognition / Proceedings of the First International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (ITI’16), Volume 451 of the series Advances in Intelligent Systems and Computing. pp. 15-23.
3. Лагунов Н. А. Выделение и распознавание объектов с использованием оптимизированного алгоритма селективного поиска и сверточной нейронной сети высокого порядка // Фундаментальные исследования. 2015. №5. С. 511-516.
4. Немков Р. М. Метод синтеза параметров математической модели сверточной нейронной сети с расширенным обучающим множеством // Современные проблемы науки и образования, 2015. № 1. URL: <http://www.science-education.ru/125-19867/>
5. NYU Object Recognition Benchmark (NORB) [электронный ресурс] // URL: www.cs.nyu.edu/~ylclab/data/norb-v1.0/ (дата обращения 12.12.2016).
6. Nemkov R. Dynamical Change of the Perceiving Properties of Neural Networks as Training with Noise and Its Impact on Pattern Recognition // Young Scientists’ International Workshop on Trends in Information Processing (YSIP). 2014. URL: <http://ceur-ws.org/Vol-1145/paper4.pdf>
7. Bengio Y.: Learning deep architectures for AI. Foundations and Trends in Machine Learning, vol. 2, issue 1, 2009., pp. 1-127.
8. Nemkov R. M. Synthesis method of mathematical model parameters of the convolutional neural network with extended training set. URL: <http://www.science-education.ru/125-19867/> (30.01.2016).
9. Nemkov R., Mezentseva O. The Use of Convolutional Neural Networks with Non-specific Receptive Fields. The 4th International Scientific Conference: Applied Natural Sciences. Novy Smokovec, 2013. pp. 284-289.

10. Nemkov R. M., Mezentseva O. S. Dynamical change of the perceiving properties of convolutional neural networks and its impact on generalization. *Neurocomputers: development and application*, 2015, no. 2, pp. 12-18.

REFERENCES

1. Nazarov L. E. Neyrosetevyye algoritmy obnaruzheniya, klassifikatsii i raspoznavaniya ob'yektov na izobrazheniyakh / L. E. Nazarov, N. S. Tomashevich, A. N. Balukhto // *Neyrokompyutery v prikladnykh zadachakh obrabotki izobrazheniy*. Kn. 25. 2007. S. 25–54.
2. Nemkov R., Mezentseva O., Mezentsev D. Using of a Convolutional Neural Network with Changing Receptive Fields in the Tasks of Image Recognition / *Proceedings of the First International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry" (IITI'16)*, Vol. 451 of the series *Advances in Intelligent Systems and Computing*. pp. 15-23.
3. Lagunov N. A. Vydeleniye i raspoznavaniye ob'yektov s ispol'zovaniyem optimizirovannogo algoritma selektivnogo poiska i svertochnoy neyronnoy seti vysokogo poriyadka // *Fundamental'nyye issledovaniya*. 2015. №5. S. 511-516.
4. Nemkov R. M. Metod sinteza parametrov matematicheskoy modeli svertochnoy neyronnoy seti s rasshirennym obuchayushchim mnozhestvom // *Sovremennyye problemy nauki i obrazovaniya*, 2015. № 1. URL: <http://www.science-education.ru/125-19867>
5. NYU Object Recognition Benchmark (NORB) [elektronnyy resurs] // URL: www.cs.nyu.edu/~ylclab/data/norb-v1.0/ (data obrashcheniya 12.12.2016).
6. Nemkov R. Dynamical Change of the Perceiving Properties of Neural Networks as Training with Noise and Its Impact on Pattern Recognition // *Young Scientists' International Workshop on Trends in Information Processing (YSIP) – 2014*. URL: <http://ceur-ws.org/Vol-1145/paper4.pdf>
7. Bengio Y. Learning deep architectures for AI . *Foundations and Trends in Machine Learning*, vol. 2, issue 1, 2009, pp. 1-127.
8. Nemkov R. M. Synthesis method of mathematical model parameters of the convolutional neural network with extended training set. URL: <http://www.science-education.ru/125-19867/> (30.01.2016).
9. Nemkov R., Mezentseva O. The Use of Convolutional Neural Networks with Non-specific Receptive Fields. *The 4th International Scientific Conference: Applied Natural Sciences*. Novy Smokovec, 2013. pp. 284-289.
10. Nemkov R. M., Mezentseva O. S. Dynamical change of the perceiving properties of convolutional neural networks and its impact on generalization. *Neurocomputers: development and application*, 2015, no. 2, pp. 12-18.

ОБ АВТОРАХ

Немков Роман Михайлович, кандидат технических наук, доцент кафедры информационных систем и технологий Институт информационных технологий и телекоммуникаций ФГАОУ ВО «Северо-Кавказский федеральный университет», г. Ставрополь, E-mail: nemkov.roman@yandex.ru), + 7-962-408-65-91.

Nemkov Roman Mikhailovich, candidate of technical Science associate Professor of information systems and technology, Institute of Information Technologies and Telecommunications FSAEI HE «North-Caucasus Federal University», Stavropol, -mail: nemkov.roman@yandex.ru), + 7-962-408-65-91.

Мезенцева Оксана Станиславовна, кандидат физико-математических наук, доцент Профессор кафедры информационных систем и технологий Институт информационных технологий и телекоммуникаций ФГАОУ ВО «Северо-Кавказский федеральный университет», г. Ставрополь, E-mail: omezentseva@ncfu.ru, Тел: (8652) 94-54-75.

Mezentseva Oksana Stanislavovna, Candidate of physico-mathematical sciences docent Professor of the Department of Information Systems and Technologies Institute of Information Technologies and Telecommunications FSAEI HE «North-Caucasus Federal University», Stavropol, E-mail: omezentseva@ncfu.ru, (8652) 94-54-75.

Мезенцев Дмитрий Викторович, аспирант кафедры информационных систем и технологий Институт информационных технологий и телекоммуникаций ФГАОУ ВО «Северо-Кавказский федеральный университет», г. Ставрополь, E-mail: dmezentcev@ncfu.ru), Тел: + 7-961-466-14-42.

Mezentsev Dmitriy Viktorovich, Graduate student, Chair of Information Systems and Technologies, Institute of Information Technologies and Telecommunications FSAEI HE «North-Caucasus Federal University», Stavropol, E-mail: dmezentcev@ncfu.ru.

АДАПТАЦИЯ АЛГОРИТМА ОБРАТНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ ОШИБКИ ДЛЯ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С НЕЙРОНАМИ ВТОРОГО ПОРЯДКА И ДИНАМИЧЕСКИМИ РЕЦЕПТИВНЫМИ ПОЛЯМИ

Р. М. Немков, О. С. Мезенцева, Д. В. Мезенцев

Статья содержит описание модифицированного алгоритма обратного распространения ошибки для обучения сверточной нейронной сети с динамическими рецептивными полями и нейронами второго порядка. Приводится описание экспериментов по распознаванию образов, которые показывают, что комбинация нейронов второго порядка и динамических рецептивных полей позволяет уменьшить ошибку обобщения. В результате

применения предлагаемой СНС с динамическими РП и нейронами второго порядка удалось снизить ошибку обобщения в среднем на 2 % по сравнению с применением сверточной нейронной сети с динамическими рецептивными полями и на 6,1 % по сравнению с СНС с чередующимися С и S – слоями. Показано, что использование нейронных сетей с нейронами высших порядков ведёт к уменьшению ошибки обобщения. Однако использование нейронных сетей с нейронами высших порядков требует дополнительной экспериментальной работы с целью определения необходимой комбинации С-слоёв, содержащих изменённые функции активации нейронов.

ADAPTATION OF THE BACK PROPAGATION ERROR ALGORITHM FOR A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK WITH SECOND-ORDER NEURONS AND DYNAMIC RECEPTIVE FIELDS

R. M. Nemkov, O. S. Mezentseva, D. V. Mezentsev

In the article the modified back propagation error algorithm for training a convolutional neural network with dynamic receptive fields and second-order neurons is described. A pattern recognition experiments shows that the second-order neurons combination and dynamic receptive fields allows to reduce the generalization error are described. As a result of the proposed CNN with dynamic RP and second-order neurons, it was possible to reduce the generalization error by an average of 2 % compared to the use of a convolutional neural network with dynamic receptive fields and 6.1 % compared to the CNN with alternating C and S layers. It is shown that the use of neural networks with higher-order neurons leads to a reduction in the generalization error. However, the use of neural networks with higher-order neurons requires additional experimental work to determine the necessary combination of C-layers containing altered neuronal activation functions.