

УДК 004.056.5
DOI: 10.20535/1810-0546.2017.5.107206

І.А. Терейковський^{1*}, Л.О. Терейковська²

¹КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ, Україна

²Київський національний університет будівництва та архітектури, Київ, Україна

МЕТОД КОДУВАННЯ ВИХІДНОГО СИГНАЛУ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ

Background. A significant drawback of the technology of creating modern neural network models based on the multi-layer perceptron is that when the parameters of the case studies are encoded, the expected output signal correlation with the similarity of the class standards to be recognized is not taken into account.

Objective. The aim of the paper is the development of the method for encoding the output of the case studies, which ensures the reflection of the similarity of the class standards to be recognized.

Methods. The encoding method is based on a probabilistic neural network, in which case studies the expected output signal is determined not by numerical form but by the class name to be recognized. At the same time, when recognizing, it is possible in the numerical form of the output signal of the network to show the similarity of the input image to each class that was laid in it during the training.

Results. The encoding method has been developed, which, due to the use of the probabilistic neural network, allows us to consider the similarity of the class standards to be recognized in the expected output signal of the case studies.

Conclusions. The proposed method allows reducing the number of training iterations 1.3–1.5 times to achieve a tolerable learning error within 1 %.

Keywords: neural network; standard; encoding method; output signal.

Вступ

У сучасних умовах нейромережеві моделі (НММ) є одним із найбільш апробованих засобів обробки інформації, що набули застосування при розв'язанні широкого класу задач [1–4]. Разом із тим практичний досвід і аналіз джерел [2–5] вказують на те, що одним із найбільш суттєвих недоліків методології створення НММ є недостатня ефективність їх навчання. Через цей недолік збільшується строк побудови нейромережевої системи та зменшується точність розпізнавання. Зазначимо, що розглядаються сучасні НММ на базі багат шарового перцептрона (БШП), які навчаються методом “із вчителем” через багатоітераційне подання навчальних прикладів. До таких НММ належать двошаровий перцептрон, згорткова та глибока нейронна мережі.

Важливими параметрами, які визначають ефективність навчання НММ, є строк і похибка навчання [3, 6, 8]. При заданій навчальній вибірці для зменшення похибки і строку навчання НММ у більшості відомих праць, аналіз яких достатньо повно наведений у [3–8], пропонується використовувати різноманітні процедури попередньої обробки параметрів навчальних прикладів. Реалізація процедур зводиться до центрування, нормалізації, масштабування та/або шкалування вхідних та вихідних параметрів. Таким чином, перерахо-

вані процедури тільки адаптують вихідні параметри навчальних прикладів до виду, придатного для застосування в НММ, але істотно не впливають на строк і похибку навчання. Крім того, можна сформулювати висновок про те, що більшість сучасних досліджень щодо підвищення ефективності навчання НММ спрямовані на вирішення питань формування репрезентативної навчальної вибірки. Так, у [12] показано, що правильне формування навчальної вибірки має вирішальне значення для більшості задач машинного навчання. Розглянуто різні способи її формування, проаналізовано їх переваги та недоліки, наведено перелік характерних помилок, запропоновано способи внесення до навчальної вибірки нових даних. Стаття [13] присвячена розробці методу формування репрезентативної навчальної вибірки зображень для автоматизованого розпізнавання об'єктів повітряної розвідки. Передбачено використання згорткової нейронної мережі (ЗНМ). Стверджується, що використання розробленого методу забезпечує репрезентативність вибірки завдяки врахуванню найбільш інформативних параметрів. Праця [8] присвячена порівнянню ефективності розпізнавання зображень ЗНМ, параметри навчальних прикладів яких задавались експертами або розраховувались за допомогою формалізованих процедур. Стверджується, що при використанні ЗНМ слід відмовитись від експертного

* corresponding author: terejkowski@ukr.net

визначення ознак. Таким чином, у більшості літературних джерел питання кодування очікуваного вихідного сигналу зостається відкритим. При цьому результати [7] вказують на те, що при заданій навчальній вибірці зменшити строк і похибку навчання можливо за рахунок відображення в очікуваному вихідному сигналі навчальних прикладів близькості еталонів класів, що мають бути розпізнані. Також показано, що реалізувати таке відображення можливо за допомогою процедури експертного оцінювання близькості означених еталонів. Однак використання такої процедури пов'язане з необхідністю залучення висококваліфікованих експертів у прикладній сфері застосування НММ. У багатьох випадках це неможливо. Разом із тим проведений аналіз дає змогу стверджувати про можливість розгляду задачі оцінки близькості обмеженого набору еталонів у ракурсі використання малоресурсних нейронних мереж для розвідувального аналізу даних [6, 8], що вказує на перспективність розробки відповідного методу кодування очікуваного вихідного сигналу.

Постановка задачі

Мета роботи – розробка методу кодування вихідного сигналу навчальних прикладів, який забезпечує відображення близькості еталонів, що мають бути розпізнані.

Розробка методу кодування вихідного сигналу

Деталізуємо задачу відображення у вихідному сигналі навчальних прикладів близькості еталонів на прикладі розпізнавання прописних друкованих літер українського алфавіту, які відображаються чорним кольором на білому фоні. Класична процедура кодування вхідних та вихідних параметрів еталонів літер полягає в реалізації таких етапів.

1. Кожна буква розміщується в прямокутнику фіксованого розміру, який розділений на комірки координатною сіткою. Кількість цих комірок визначає кількість вхідних параметрів НММ. У межах кожного окремого прямокутника кожній із комірок присвоюється певний номер, який відповідає номеру вхідного параметра НММ.

2. Для окремої букви значення i -го вхідного параметра дорівнює 1, якщо відповідна i -та комірка заповнена чорним кольором, та дорівнює 0 у випадку, коли заповнена білим кольором.

3. Букви нумеруються в алфавітному порядку. Наприклад, букві А відповідає $n = 1$, букві Б

відповідає $n = 2$, а букві Л – $n = 13$. Номер букви в алфавіті визначає необроблене значення очікуваного вихідного сигналу НММ. Таким чином, для букви А необроблене значення очікуваного вихідного сигналу дорівнює 1, для букви Б – 2, а для букви Л – 13.

4. Для кожної із букв необроблене значення перетворюється до вигляду, придатного до використання в НММ. Залежно від структури НММ із сигмоїдною функцією активації можливі два варіанти перетворення.

Варіант 1. Вихідний сигнал НММ визначається одним вихідним нейроном. У цьому випадку для еталона n -ї букви очікуваний вихідний сигнал визначається за допомогою виразу

$$y(n) = \bar{y}(n)/N = n/N,$$

де $\bar{y}(n)$ – необроблене значення вихідного сигналу для еталона n -ї букви, n – номер букви в алфавіті, N – кількість букв у алфавіті.

Варіант 2. Вихідний сигнал НММ визначається набором вихідних нейронів, кількість яких дорівнює кількості букв у алфавіті. В цьому випадку для еталона n -ї букви очікуваний вихідний сигнал визначається так:

$$y_n(n) = 1 \wedge y_k(n) = 0, \quad (1)$$

де k – номер вихідного нейрона.

Тобто для нейрона, номер якого дорівнює номеру букви, очікуваний вихід дорівнює 1, а для інших нейронів очікуваний вихід дорівнює 0.

Недолік описаної процедури полягає в тому, що визначена на третьому етапі величина очікуваного вихідного сигналу не корелюється з фактичною (геометричною) близькістю еталонів букв. Такий недолік притаманний і іншим задачам. Наприклад, при розпізнаванні різних видів кібератак також бажано відобразити у вихідному сигналі близькість відповідних еталонів. Для його вправлення можна скористатись сформульованим твердженням про використання для оцінки близькості еталонів малоресурсної НММ, навчальні приклади якої не потребують задання очікуваного вихідного сигналу в числовому вигляді. Запропоновано використовувати ймовірнісну нейронну мережу (PNN), оскільки в її навчальних прикладах очікуваний вихідний сигнал являє собою назву класу, до якого він відноситься:

$$\{x\}_K \rightarrow \text{Name}_Y, \quad (2)$$

де $\{x\}_K$ – множина вхідних параметрів, Name_Y – назва класу, до якого відноситься навчальний приклад.

Тому при визначенні очікуваного вихідного сигналу в навчальних прикладах PNN не потрібно враховувати близькість класів. У той же час при розпізнаванні у вихідному сигналі PNN можливо відобразити близькість вхідного образу до кожного класу, що був закладений у неї при навчанні.

Деталізуємо наведені викладки на прикладі PNN, структура якої показана на рис. 1. Така PNN призначена для розділення вхідних образів на три класи: А, В і С. Кількість вхідних параметрів дорівнює K . PNN складається з чотирьох нейронних шарів: вхідного – Ln_{in} , образів – Ln_o , додавання – Ln_s та вихідного – Ln_{out} . Кожен нейрон Ln_o відповідає певному навчальному прикладу, тому їх кількість дорівнює кількості прикладів.

Структура зв'язків між Ln_{in} і Ln_o повнозв'язна. Кожен нейрон Ln_s відповідає певному класу, а тому їх кількість дорівнює кількості класів. Нейрон Ln_o пов'язаний тільки з тим нейроном Ln_s , що відповідає класу навчального прикладу. Ваговий коефіцієнт такого зв'язку дорівнює 1, а всі інші вагові коефіцієнти вихідних зв'язків дорівнюють 0 (на рис. 1 ці зв'язки не показані). Для вхідних зв'язків нейронів Ln_o вагові коефіцієнти дорівнюють складовим частинам відповідних навчальних прикладів.

Для внесення в мережу нового навчального прикладу необхідно:

- додати в Ln_o новий нейрон;
- встановити для цього нейрона вагові коефіцієнти вхідних зв'язків рівними відповідним вхідним параметрам навчального прикладу;

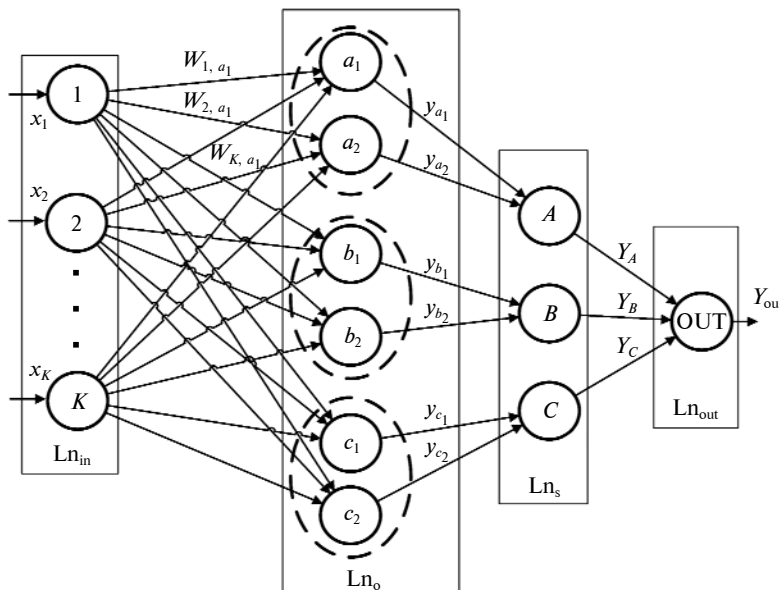


Рис. 1. Приклад структури PNN

– встановити зв'язок між доданим нейроном та нейроном Ln_s , що відповідає класу, до якого відноситься цей навчальний приклад.

У режимі розпізнавання PNN функціонує таким чином:

- на вхід мережі подається невідомий вектор-образ;
- розраховується вихідний сигнал кожного нейрона з Ln_o :

$$y_j = \sum_{k=1}^K \exp(-\sigma^{-2}(w_{k,j} - x_k)^2), \quad (3)$$

- де y_j – вихідний сигнал j -го нейрона з Ln_o , x_k – k -й вхідний параметр невідомого образу, $w_{k,j}$ – ваговий коефіцієнт зв'язку між k -м нейроном із Ln_{in} та j -м нейроном із Ln_o , K – кількість вхідних параметрів, σ – радіус функції Гаусса;
- розраховується вихідний сигнал кожного нейрона з Ln_s :

$$Y_n = I^{-1} \sum_{i=1}^I y_i, \quad (4)$$

- де Y_n – вихідний сигнал довільного n -го нейрона з Ln_s , I – кількість нейронів із Ln_o , що пов'язані з n -м нейроном із Ln_s , y_i – вихідний сигнал i -го нейрона з Ln_o , що пов'язаний з n -м нейроном із Ln_s (величина Y_n відображає близькість вхідного образу до n -го класу);

- за допомогою єдиного вихідного нейрона визначається нейрон шару додавання з максимальним вихідним сигналом. Саме цей нейрон і визначає клас, до якого відноситься поданий невідомий образ.

Наведені дослідження дають можливість запропонувати метод кодування очікуваного вихідного сигналу навчальних прикладів, реалізація якого передбачає виконання таких етапів.

1. Визначити множину класів, що потребують розпізнавання.

2. Використовуючи вирази (1), (2), сформувати навчальну вибірку, що складається з еталонів класів, які мають бути розпізнані.

3. Побудувати PNN та провести її навчання. Для цього:

3.1. Визначити множину вхідних нейронів, що відповідає множині вхідних параметрів.

3.2. Визначити множину нейронів шару додавання, що відповідає множині класів, які мають бути розпізнані.

3.3. Визначити множину нейронів шару образів, що відповідає множині навчальних прикладів.

3.4. Для кожного з нейронів шару образів визначити вагові коефіцієнти вхідних зв'язків.

3.5. Для кожного з нейронів шару образів визначити зв'язок із відповідним нейроном шару додавання.

4. Почергово подати на вхід PNN еталони класів та, використовуючи вирази (3), (4), для кожного з еталонів розрахувати величину вихідного сигналу кожного з нейронів шару додавання. Саме ці величини і є очікуваним вихідним сигналом для кожного з еталонів.

5. За необхідності отримані величини вихідних сигналів масштабуються [3, 4]. Масштабовані величини і будуть очікуваним вихідним сигналом для еталонів класів.

Запропонований метод кодування перевірено експериментально через розпізнавання 6 чорно-білих фігур, кожна з яких вписана в квадрат 3×3 (рис. 2).

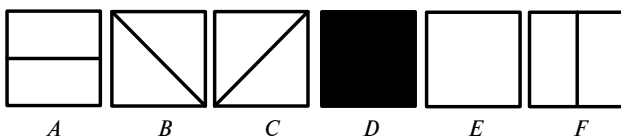


Рис. 2. Фігури для розпізнавання

Визначена на першому етапі множина класів визначається виразом

$$\text{Name} = \{A, B, C, D, E, F\}. \quad (5)$$

З використанням (1), (2), (5) на другому етапі методу визначено параметри навчальних прикладів, що наведені в табл. 1.

Таблиця 1. Параметри навчальних прикладів

Номер прикладу	Вхідні параметри									Вихідний параметр
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	
1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	A
2	1	0	0	0	1	0	0	0	1	B
3	0	0	1	0	1	0	1	0	1	C
4	1	1	1	1	1	1	1	1	0	D
5	0	0	0	0	0	0	0	0	1	E
6	0	1	0	0	1	0	0	1	0	F

Вагові коефіцієнти зв'язків PNN, що побудована на третьому етапі запропонованого методу, наведені в табл. 2. Зазначимо, що в побу-

дованій PNN кожному класу (X) відповідає лише один навчальний приклад (x).

Таблиця 2. Величини вагових коефіцієнтів PNN для нейронів шару L_n

Нейрони L_{n_0}	Нейрони $L_{n_{in}}$									Нейрони L_{n_s}					
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	A	B	C	D	E	F
a	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
b	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
c	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
d	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0
e	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
f	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1

Отримані в результаті виконання четвертого етапу значення очікуваного вихідного сигналу для кожного з еталонів наведені в табл. 3.

Таблиця 3. Значення очікуваного вихідного сигналу

Вихідний сигнал	Назва еталона					
	A	B	C	D	E	F
Y_A	9,00	5,54	5,54	3,81	6,41	5,54
Y_B	5,54	9,00	5,54	3,81	6,41	5,54
Y_C	5,41	5,41	9,00	3,81	6,41	5,54
Y_D	3,81	3,81	3,81	9,00	1,21	3,81
Y_E	6,41	6,41	6,41	1,21	9,00	6,41
Y_F	5,54	5,54	5,54	3,81	6,41	9,00

Надалі при реалізації п'ятого етапу запропонованого методу кодування значення очікуваного вихідного сигналу були масштабовані в межах від 0 до 1. Отримані масштабовані значення наведено в табл. 4.

Таблиця 4. Масштабовані значення очікуваного вихідного сигналу

Масштабований вихідний сигнал	Назва еталона					
	A	B	C	D	E	F
Y_A	1,00	0,56	0,56	0,33	0,67	0,56
Y_B	0,56	1,00	0,56	0,33	0,67	0,56
Y_C	0,54	0,54	1,00	0,33	0,67	0,56
Y_D	0,33	0,33	0,33	1,00	0,00	0,33
Y_E	0,67	0,67	0,67	0,00	1,00	0,67
Y_F	0,56	0,56	0,56	0,33	0,67	1,00

Дані табл. 4 були використані при формуванні навчальних прикладів двошарового перцептрона. Проведені порівняльні числові експерименти показали, що використання таких прикладів дає змогу в 1,3–1,5 разу зменшити кількість навчальних ітерацій для досягнення допустимої помилки навчання в межах 1 %. Це свідчить про перспективність використання запропонованого методу кодування.

Висновки

Показано, що вагомий недолік технології створення сучасних нейромережових моделей на базі багатшарового перцептрона полягає в тому, що при кодуванні параметрів навчальних прикладів не враховується кореляція очікуваного вихідного сигналу з близькістю еталонів класів, що мають бути розпізнаними.

Для виправлення вказаного недоліку запропоновано оцінювати близькість еталонів класів

за допомогою ймовірнісної нейронної мережі, навчальні приклади якої не потребують визначення очікуваного вихідного сигналу в числовому вигляді.

Розроблено метод кодування, який за рахунок використання ймовірнісної нейронної мережі дає змогу врахувати в очікуваному вихідному сигналі навчальних прикладів близькість еталонів. За допомогою числових експериментів показано, що використання запропонованого методу дає можливість в 1,3–1,5 разу зменшити кількість навчальних ітерацій.

Перспективи подальших досліджень полягають в адаптації методу до нейромережових систем, що застосовуються в галузях, у яких обчислювальна складність навчання має критичне значення: захист інформації, діагностування захворювань, розпізнавання біометричних образів.

Список літератури

1. *Pham V.* Dropout improves recurrent neural networks for handwriting recognition // 2014 14th Int. IEEE Conf. Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR), 2014. – P. 285–290.
2. *Hwang K., Sung W.* Single stream parallelization of generalized LSTM-like RNNs on a GPU. – arXiv:1503.02852. – 2015.
3. *Cho K.* On the properties of neural machine translation: Encoder-decoder approaches. – arXiv:1409.1259. – 2014.
4. *Tai S., Socher R., Manning C.D.* Improved semantic representations from tree-structured long short-term memory networks. – arXiv:1503.00075. – 2015.
5. *Terekovska L., Petrov O., Aleksander M.* Prospects of neural networks in business models // Proc. TransComp 2015, Nov. 30–Dec. 3, 2015, Zakopanem, Poland. – P. 1539–1545.
6. *Нейросетевые модели, методы и средства оценки параметров безопасности Интернет-ориентированных информационных систем / А. Корченко, И. Терейковский, Н. Карпинский, С. Тынымбаев.* – К.: ТОВ “Наш Формат”, 2016. – 275 с.
7. *Терейковська Л.О.* Нейромережові моделі та методи розпізнавання фону в голосовому сигналі в системі дистанційного навчання: Дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06. – К., 2016. – 312 с.
8. *Терейковський І.* Нейронні мережі в засобах захисту комп’ютерної інформації. – К.: ПоліграфКонсалтинг, 2007. – 209 с.
9. *Мищенко В.А.* Модели и алгоритмы распознавания графических образов на основе нечетких нейронных сетей: Автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.13.17. – Воронеж, 2013. – 16 с.
10. *Кафтанников И.Л., Парасич А.В.* Проблемы формирования обучающей выборки в задачах машинного обучения // Вестник ЮУрГУ. Сер. Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2016. – 16, № 3. – С. 15–24.
11. *Лавров О.Ю.* Метод формування навчальної вибірки зображень для навчання підсистеми автоматизованого розпізнавання об’єктів повітряної розвідки // Системи обробки інформації. – 2016. – Вип. 8 (145). – С. 29–32.
12. *Царегородцев В.Г.* Сравнение эффективности обучаемых и заданных вручную детекторов признаков на изображении [Электронный ресурс]. – <http://neuopro.ru/memo.shtml>

References

- [1] V. Pham, “Dropout improves recurrent neural networks for handwriting recognition”, in *Proc. 14th Int. Conf. IEEE ICFHR*, 2014, pp. 285–290.
- [2] K. Hwang and W. Sung, “Single stream parallelization of generalized LSTM-like RNNs on a GPU”, arXiv:1503.02852, 2015.
- [3] K. Cho, “On the properties of neural machine translation: Encoder-decoder approaches”, arXiv:1409.1259, 2014.
- [4] S. Tai et al., “Improved semantic representations from tree-structured long short-term memory networks”, arXiv:1503.00075, 2015.

- [5] L. Tereikovska *et al.*, "Prospects of neural networks in business models", in *Proc. TransComp*, Zakopanem, Poland, Nov. 30–Dec. 3, 2015, pp. 1539–1545.
- [6] A. Korchenko *et al.*, *Neural Network Models, Methods and Tools for Assessing the Security Parameters of Internet-Oriented Information Systems*. Kyiv, Ukraine: Nash Format, 2016 (in Ukrainian).
- [7] L.O. Tereikovska, "Neural network models and methods of recognition of phonemes in a voice signal in the system of distance learning", Ph.D. dissertation, Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv, Ukraine, 2016 (in Ukrainian).
- [8] I. Tereikovskiy, *Neural Networks in the Means of Protection of Computer Information*. Kyiv, Ukraine: PolygraphConsulting, 2007 (in Ukrainian).
- [9] V.A. Mishhenko, "Models and algorithms for recognizing graphic images based on fuzzy neural networks", Ph.D. dissertation, Voronezh State University, Voronezh, Russia, 2013 (in Russian).
- [10] I.L. Kaftannikov and A.V. Parasich, "Problems of formation of a training sample in the problems of machine learning", *Vestnik SUSU. Ser. Kompyuternyye Tehnologii, Upravlenie, Radioelektronika*, vol. 16, no. 3, pp. 15–24, 2016 (in Russian).
- [11] O.Ju. Lavrov, "The method of formulating the Naval Vibrack for the Navicana by the automated system for the detection of ob'ektiv in the territory of the Republic of Moldova", *Systemy Obrobky Informatsiyi*, no. 8 (145), pp. 29–32, 2016 (in Ukrainian).
- [12] V.G. Caregorodcev, "Comparison of the effectiveness of trainees and hand-held feature detectors on the image" [Online]. Available: <http://neuropro.ru/memo.shtml> (in Russian).

І.А. Терейковський, Л.О. Терейковська

МЕТОД КОДУВАННЯ ВИХІДНОГО СИГНАЛУ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ

Проблематика. Вагомий недолік технології створення сучасних нейромережевих моделей на базі багат шарового перцептрона полягає в тому, що при кодуванні параметрів навчальних прикладів не враховується кореляція очікуваного вихідного сигналу із близькістю еталонів класів, що мають бути розпізнаними.

Мета дослідження. Розробка методу кодування вихідного сигналу навчальних прикладів, який забезпечує відображення близькості еталонів класів, що мають бути розпізнані.

Методика реалізації. Метод кодування базується на ймовірнісній нейронній мережі, в навчальних прикладах якої очікуваний вихідний сигнал визначається не в числовому вигляді, а назвою класу, що має бути розпізнаний. У той же час при розпізнаванні можливо у вихідному сигналі цієї мережі у числовому вигляді відобразити близькість вхідного образу до кожного класу, що був закладений у неї при навчанні.

Результати дослідження. Розроблено метод кодування, який за рахунок використання ймовірнісної нейронної мережі дає змогу врахувати в очікуваному вихідному сигналі навчальних прикладів близькість еталонів класів, що мають бути розпізнані.

Висновки. Використання запропонованого методу дає можливість у 1,3–1,5 разу зменшити кількість навчальних ітерацій для досягнення допустимої помилки навчання в межах 1 %.

Ключові слова: нейронна мережа; еталон; метод кодування; вихідний сигнал.

И.А. Терейковский, Л.А. Терейковская

МЕТОД КОДИРОВАНИЯ ИСХОДЯЩЕГО СИГНАЛА НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ

Проблематика. Важный недостаток технологии создания современных нейросетевых моделей на базе многослойного перцептрона заключается в том, что при кодировании параметров учебных примеров не учитывается корреляция ожидаемого исходящего сигнала с близостью эталонов классов, которые должны быть распознаны.

Цель исследования. Разработка метода кодирования исходящего сигнала учебных примеров, обеспечивающего отображение близости эталонов классов, которые должны быть распознаны.

Методика реализации. Метод кодирования базируется на вероятностной нейронной сети, в учебных примерах которой ожидаемый исходящий сигнал определяется не в числовом виде, а названием класса, который должен быть распознан. В то же время при распознавании в исходящем сигнале сети возможно в числовом виде отобразить близость входящего образа к каждому классу, который был заложен в нее при обучении.

Результаты исследования. Разработан метод кодирования, который за счет использования вероятностной нейронной сети позволяет учесть в ожидаемом исходящем сигнале учебных примеров близость эталонов классов, которые должны быть распознаны.

Выводы. Использование предложенного метода позволяет в 1,3–1,5 раза уменьшить количество учебных итераций для достижения допустимой ошибки обучения в пределах 1 %.

Ключевые слова: нейронная сеть; эталон; метод кодирования; исходящий сигнал.

Рекомендована Радою
факультету прикладної математики
КПІ ім. Ігоря Сікорського

Надійшла до редакції
15 липня 2017 року