

УДК 004.92

В.А. Патрушев, аспірант
О.І. Патрушева, асистент
Донецький національний технічний університет, Україна
wa_pat@ukr.net
olha.patrusheva@donntu.edu.ua

Метод класифікації зображень товарів на основі квадратної нейромережі із затримкою за часом

В статті розглянуті і проаналізовані існуючі методи класифікації зображень. Виходячи з основних переваг та недоліків, розроблений і реалізований нейромережевий метод класифікації зображень товарів, надісланих споживачем в інтернет-магазин. В основі методу лежить запропонована авторами квадратна нейронна мережа із затримкою за часом (QTDNN). Навчання QTDNN проводилося на основі алгоритму зворотного поширення помилки, причому авторами було запропоновано його пакетний варіант. Для оцінки ефективності запропонованого методу було проведено чисельні дослідження, які доводять ефективність обраної мережі та її архітектури.

Ключові слова: класифікація, інтернет-магазин, штучна нейронна мережа, QTDNN, пакетний режим навчання.

DOI: 10.31474/1996-1588-2019-1-28-61-66

Загальна постановка проблеми.

В даний час однією з найважливіших проблем, з якою стикаються сучасні інтернет-магазини є відсутність вбудованих механізмів, які дозволяють класифікувати зображення товарів, які отримані від споживача. Це призводить до зниження прибутку інтернет-магазину і незадоволеності споживача. Тому розробка способів класифікації зображень товарів є актуальною.

Постановка завдання дослідження.

Метою роботи є розробка методу інтелектуалізації взаємодії між інтернет-магазином і постачальником товарів. Для досягнення мети були поставлені і вирішені наступні завдання:

- дослідити фактори, що характеризують конкретного постачальника;
- дослідити порядок взаємодії інтернет-магазину з постачальниками;
- визначити спосіб, що дозволяє інтелектуалізувати інтерактивну взаємодію між інтернет-магазином і постачальниками;
- визначити спосіб аналізу інформації, отриманої від потенційних постачальників;
- визначити спосіб оцінювання постачальників за результатами роботи з ними;
- виконати чисельні дослідження.

Результати розробки та досліджень.

На сьогоднішній день в якості інструменту для класифікації відомо безліч підходів, серед яких можна виділити [1]:

- метричні методи;
- байєсівські методи;
- псевдо-двовимірні приховані марківські моделі;

- штучні нейронні мережі.

В роботі [1] наведено порівняльну характеристику перерахованих способів.

Оскільки використання нейронних мереж для класифікації зображень дає відчутну перевагу, яка полягає в тому, що: взаємозв'язки між факторами досліджуються на готових моделях; не потрібні ніякі припущення щодо розподілу факторів; апіорна інформація про фактори може бути відсутня; вихідні дані можуть сильно корелювати, бути неповними або зашумленими; можливий аналіз систем з високим ступенем нелінійності; швидка розробка моделі; висока адаптивність; можливий аналіз систем з великою кількістю чинників; не вимагається повний перебір всіх можливих моделей; можливий аналіз систем з неоднорідними факторами, - в статті буде використовуватися нейромережевий спосіб класифікації.

Для класифікації зображень традиційно застосовуються динамічні (з часовою затримкою) штучні нейронні мережі [2-9]. В якості таких мереж найчастіше використовуються:

- нейромережа Джордона (JNN) [10, 11], яка є динамічною рекурентною двошаровою мережею і побудована на базі багатшарового перцептрона (MLP);

- нейромережа Елмана (ENN) або проста рекурентна мережа (SRN) [12, 13], яка є динамічною рекурентною двошаровою мережею і побудована на базі MLP;

- рекурентний багатшаровий перцептрон (RMLP) [14], який є динамічною рекурентною багатшаровою мережею і побудований на базі MLP;

- модель нелінійної авторегресії (TDNN) [15, 16], яка є динамічною рекурентною багат шаровою мережею і побудована на базі MLP;

- глибока мережа довіри (DBN) [17], яка є динамічною рекурентною багат шаровою мережею і побудована на базі сигмоїдальної мережі довіри (SBN).

В табл. 1 наведені порівняльні характеристики динамічних мереж.

Таблиця 1 - Результати експериментальних досліджень нейронних мереж

Мережа	RLMP	JNN	ENN (SRN)	TDNN	DBN
Критерій					
Імовірність розпізнавання зображень	0.8	0.7	0.75	0.85	0.85

Кількість нейронів вхідного шару відповідає кількості ознак зображення, кількість нейронів вихідного шару відповідає кількості класів товарів. Дослідження проводилися для зображень товарів.

Попередньо зображення товару проходило послідовність перетворень (бінаризація, виділення контурів, поворот і масштабування, витяг ознак).

Оскільки жодна з наведених нейромереж не дає високу точність класифікації, то була запропонована авторська квадратна нейронна мережа з затримкою за часом (QTDNN).

Структура QTDNN в разі двох прихованих шарів представлена на рис.1. Вхідний шар являє собою квадратну матрицю ознак зображення. Приховані шари представляють також квадратні матриці. Вихідний шар містить нейрони, які відповідають класам зображень. Область зв'язку (підматриця матриці шару) попереднього шару, яка відображається в нейрон поточного шару, також є квадратною. При переході до сусіднього нейрона область зв'язку зміщується на одиницю. Приховані шари за рахунок згортки зменшують чутливість до зсуву елементи зображення.

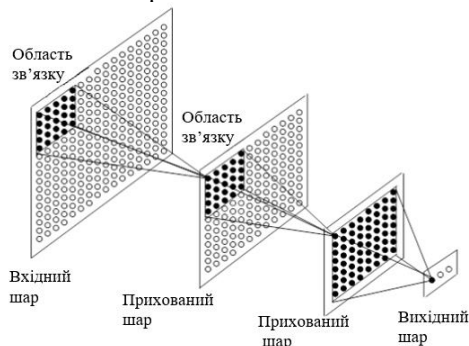


Рисунок 1 - Квадратна нейромережа із затримкою за часом (QTDNN)

Модель QTDNN представлена нижче

$$y^{(0)} = x,$$

$$y_{ml}^{(k)} = f^{(k)}(b_{ml}^{(k)} + \sum_{i=m}^{m+M} \sum_{j=l}^{l+M} w_{ijml}^{(k)} y_{ij}^{(k-1)}), \quad (1)$$

де $m \in \overline{1, N^{(k)}}$, $l \in \overline{1, N^{(k)}}$, $k \in \overline{1, L}$,

$$y_{il}^{(L+1)} = f^{(L+1)}(b_{il}^{(L+1)} + \sum_{i=1}^{N^{(L)}} \sum_{j=1}^{N^{(L)}} w_{ijil}^{(L+1)} y_{ij}^{(L)}), \quad (2)$$

$i \in \overline{1, N^{(L+1)}}$,

де $N^{(k)} \times N^{(k)}$ – число нейронів в k -му прихованому шарі, $N^{(k)} = N^{(k-1)} - M$,

$b_{ml}^{(k)}$ – порогові значення для нейрона в позиції (m, l) на k -му шарі,

$w_{ijml}^{(k)}$ – вага зв'язку від нейрона в позиції (i, j) на $k-1$ -му шарі до нейрона в позиції (m, l) на k -му шарі,

$y_{ml}^{(k)}$ – вихід нейрона в позиції (m, l) на k -му шарі,

$f^{(k)}$ – функція активація нейронів k -го шару, $(M + 1) \times (M + 1)$ – число нейронів в області зв'язку,

L – кількість прихованих шарів.

В якості вхідних даних для навчання QTDNN були використана зображення товарів інтернет-магазину. Критерієм вибору структури моделі мережі було мінімальна середньоквадратична помилка класифікації. Вочевидь, зі збільшенням кількості прихованих шарів значення помилки зменшується. Для класифікації товару, запитаного користувачем і представленого матрицею ознак 128×128 , досить використовувати 16 прихованих шарів, оскільки при подальшому збільшенні кількості модулів в прихованому шарі зміна значення помилки незначне.

Згідно [18, 19], число нейронів в області зв'язку зазвичай беруть рівним 5×5 , тобто, щоб запобігти ефекту загасання градієнта, характерний для глибоких нейромереж, як функції активації для прихованих шарів використовується функція випрямленої лінійної одиниці (ReLU) $f(s) = \max\{0, s\}$, яка має похідну

$$f'(s) = \begin{cases} 1, & s > 0. \\ 0, & s \leq 0 \end{cases}$$

Як функції активації для вихідного шару використовувалася логістична функція

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}, \quad \text{яка має похідну}$$

$$f'(s) = f(s)(1 - f(s)).$$

В роботі для навчання моделі QTDNN обраний критерій адекватності моделі, який означає вибір таких значень параметрів

$W = \{w_{ijml}^{(1)}, \dots, w_{ijml}^{(L+1)}\}$, які доставляють мінімум середньоквадратичної помилки (різниця виходу за моделлю і бажаного виходу):

$$F = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (y_p - d_p)^2 \rightarrow \min_W \quad (3)$$

Навчання моделі QTDNN підпорядковане критерієм (3), для чого в статті пропонується пакетна версія алгоритму зворотного поширення (BP).

Навчання ШНС (алгоритм зворотного поширення)

1. Номер ітерації навчання $n = 1$, ініціалізація за допомогою рівномірного розподілу на інтервалі (0,1) або [-0.5, 0.5] порогів $b_{ml}^{(k)}(n)$, $b_{ll}^{(L+1)}(n)$ та ваг $w_{ijml}^{(k)}(n)$, $w_{ijll}^{(L+1)}(n)$, $i \in \overline{1, N^{(k-1)}}$, $j \in \overline{1, N^{(k-1)}}$, $m \in \overline{1, N^{(k)}}$, $l \in \overline{1, N^{(k)}}$, $k \in \overline{1, L}$, де $N^{(k)} \times N^{(k)}$ – число нейронів в k -м прихованому шарі, L – кількість прихованих шарів.

2. Здається навчальна множина $\{(\mathbf{x}_\mu, \mathbf{d}_\mu) \mid \mathbf{x}_\mu \in R^{U^{(0)} \times N^{(0)}}, \mathbf{d}_\mu \in \{0,1\}^{N^{(L+1)}}\}$, $\mu \in \overline{1, P}$, де \mathbf{x}_μ – μ -я навчальна вхідна матриця, \mathbf{d}_μ – μ -й навчальний вихідний вектор, $N^{(0)} \times N^{(0)}$ – кількість нейронів у вхідному шарі, $N^{(L+1)}$ – кількість нейронів вихідного шару, - потужність навчальної множини.

3. Обчислення вихідного сигналу k -го шару (прямий хід)

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_\mu^{(0)}(n) &= \mathbf{x}_\mu, \mu \in \overline{1, P}, \\ y_{\mu ml}^{(k)}(n) &= f^{(k)}(s_{\mu ml}^{(k)}(n)), \\ s_{\mu ml}^{(k)}(n) &= b_{ml}^{(k)}(n) + \sum_{i=m}^{m+M} \sum_{j=l}^{l+M} w_{ijml}^{(k)}(n) y_{\mu ij}^{(k-1)}(n) \end{aligned}$$

$$y_{\mu ll}^{(L+1)}(n) = f^{(L+1)}(s_{\mu ll}^{(L+1)}(n)), l \in \overline{1, N^{(L+1)}}, \mu \in \overline{1, P},$$

$$s_{\mu ll}^{(L+1)}(n) = b_{ll}^{(L+1)}(n) + \sum_{i=1}^{N^{(L)}} \sum_{j=1}^{N^{(L)}} w_{ijll}^{(L+1)}(n) y_{\mu ij}^{(L)}(n)$$

де $b_{ml}^{(k)}(n)$ – порогові значення для нейрона в позиції (m, l) на k -му шарі в момент часу n , $w_{ijml}^{(k)}(n)$ – вага зв'язку від нейрона в позиції (i, j) на $k-1$ -му шарі до нейрона в позиції (m, l) на k -му шарі в момент часу n , $y_{\mu ml}^{(k)}(n)$ – вихід нейрона в позиції (m, l) на k -му шарі в момент часу n , $f^{(k)}$ – функція активації нейронів k -го шару, $(M+1) \times (M+1)$ – число нейронів в області зв'язку.

4. Обчислення енергії помилки ШНС по всій навчальній множині

$$E(n) = \frac{1}{2P} \sum_{\mu=1}^P \sum_{j=1}^{N^{(L+1)}} e_{\mu j}^2(n),$$

$$e_{\mu j}(n) = y_{\mu 1j}^{(L+1)}(n) - d_{\mu j}.$$

5. Налаштування синаптичних ваг (зворотний хід) на основі узагальненого дельта правила

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{\mu ml}^{(k)}(n)} = \frac{1}{P} \sum_{\mu=1}^P g_{\mu ml}^{(k)}(n), m \in \overline{1, N^{(k)}}, l \in \overline{1, N^{(k)}}, k \in \overline{1, L},$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ijml}^{(k)}(n)} = \frac{1}{P} \sum_{\mu=1}^P y_{\mu ij}^{(k-1)}(n) g_{\mu ml}^{(k)}(n),$$

$$i \in \overline{1, N^{(k-1)}}, j \in \overline{1, N^{(k-1)}}, m \in \overline{1, N^{(k)}}, l \in \overline{1, N^{(k)}}, k \in \overline{1, L},$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial b_{ll}^{(L+1)}(n)} = \frac{1}{P} \sum_{\mu=1}^P g_{\mu ll}^{(L+1)}(n), l \in \overline{1, N^{(L+1)}},$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ijll}^{(L+1)}(n)} = \frac{1}{P} \sum_{\mu=1}^P y_{\mu ij}^{(L)}(n) g_{\mu ll}^{(L+1)}(n),$$

$$i \in \overline{1, N^{(L)}}, j \in \overline{1, N^{(L)}}, l \in \overline{1, N^{(L+1)}},$$

$$g_{\mu ll}^{(L+1)}(n) = f'^{(L+1)}(s_{\mu ll}^{(L+1)}(n))(y_{\mu ll}^{(L+1)}(n) - d_{\mu l})$$

$$g_{\mu ml}^{(L)}(n) = f'^{(L)}(s_{\mu ml}^{(L)}(n)) \sum_{i=1}^{N^{(L)}} w_{mli}^{(L+1)}(n) g_{\mu ll}^{(L+1)}(n)$$

$$g_{\mu ml}^{(k-1)}(n) = f'^{(k-1)}(s_{\mu ml}^{(k-1)}(n)) \sum_{i=\max\{1, m-M\}}^{\min\{N^{(k)}, m\}} \sum_{j=\max\{1, l-M\}}^{\min\{N^{(k)}, l\}} w_{mij}^{(k)}(n) g_{\mu ij}^{(k)}(n)$$

$$, k \in \overline{2, L}.$$

6. Перевірка умови завершення

Якщо $E(n) < \varepsilon$, то завершиться, інакше $n = n + 1$, перехід до 2.

Використання пакетного режиму навчання для QTDNN на відеокарті GeForce 920M дозволило зробити прискорення прямого ходу приблизно в $P \left(\sum_{k=1}^L (N^{(k)} \times N^{(k)}) + N^{(L+1)} \right)$ разів, а зворотного ходу

приблизно $\frac{P}{\log_2 P} \left(\sum_{k=1}^L (N^{(k-1)} \times N^{(k-1)} \times N^{(k)} \times N^{(k)}) + N^{(L)} \times N^{(L)} \times N^{(L+1)} \right)$ разів, при цьому для зворотного ходу при

додаванні по всьому навчальному безлічі використовувалася редукція.

Висновки

1. Для вирішення проблеми підвищення імовірності розпізнавання надісланих споживачем зображень товарів були досліджені існуючі методи класифікації. Дані дослідження показали, що на сьогоднішній день найбільш ефективним є використання штучних нейронних мереж.

2. Для підвищення якості класифікації була запропонована авторська нейромережа QTDDN і визначена структура її моделі. Проведені експерименти показали, що для матриці ознак зображення 128x128 при 16 прихованих шарах значення середньоквадратичної помилки істотно не

змінюється, і запропонована мережа дає результати класифікації з мінімальним відхиленням.

3. Використання запропонованого пакетного режиму навчання дозволило зробити прискорення прямого ходу приблизно в $P \left(\sum_{k=1}^L (N^{(k)} \times N^{(k)}) + N^{(L+1)} \right)$ разів, а зворотного ходу приблизно в $\frac{P}{\log_2 P} \left(\sum_{k=1}^L (N^{(k-1)} \times N^{(k-1)} \times N^{(k)} \times N^{(k)}) + N^{(L)} \times N^{(L)} \times N^{(L+1)} \right)$ разів.

4. Запропонований підхід може використовуватися в різних інтелектуальних системах класифікації.

Список літератури

1. Федоров Е.Е. Модели и методы распознавания зрительных образов / Е.Е. Федоров, Э. Слесорайтите. – Донецк : Ноулидж, Донецкое отделение, 2013. – 421 с.
2. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. – Харьков: Телетех, 2004. – 159 с.
3. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей / А.И. Галушкин. – М.: ИПРЖР, 2000. – 416 с.
4. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. – 288 с.
5. Sivanandam S.N. Introduction to Neural Networks using Matlab 6.0 / S.N. Sivanandam, S. Sumathi, S.N. Deera – New Delhi: The McGraw-Hill Comp., Inc., 2006. – 660 p.
6. Галушкин А.И. Нейронные сети: история развития теории: Учеб. пособие для вузов. / А.И. Галушкин, Я.З. Цыпкин. – М.: ИПРЖР, 2001. – 840 с.
7. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
8. Комарцова Л.Г. Нейрокомпьютеры / Л.Г. Комарцова, А.В. Максимов. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 320 с.
9. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
10. Jordan M.I. Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine / M.I. Jordan // Proc. of the Ninth Annual conference of the Cognitive Science Society. – Hillsdale, NJ. – 1986. – P. 531–546.
11. Jordan M. Forward models: supervised learning with a distal teacher / M. Jordan, D. Rumelhart // Cognitive Science. – 1992. – Vol. 16, P. 307–354.
12. Zhang Z. A novel learning method for Elman neural network using local search / Z. Zhang, Z. Tang, C. Vairappan // Neural Information Processing – Letters and Reviews. – 2007. – Vol. 11, № 8. – P. 181–188.
13. Wiles J. Learning to count without a counter: a case study of dynamics and activation landscapes in recurrent networks / J. Wiles, J. Elman // Proc. of the Seventeenth Annual Conference of the Cognitive Science Society. – Cambridge, MA. – 1995. – P. 1200-1205.
14. Haykin S. Neural networks / S. Haykin. – NY: Pearson Education, 1999. – p. 823.
15. Lang K.J. The development of the time-delay neural network architecture for speech recognition, Technical Report CMU-CS-88-152 / K.J. Lang, Hinton G.E. – Pittsburgh, PA: Carnegie-Mellon University, 1988. – 100 pp.
16. Waibel A. Phoneme recognition using time-delay neural networks / A. Waibel, T. Hanazawa, G. Hinton, K. Shikano, K.J. Lang // IEEE transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing. – 1988. – Vol.37. – P. 328-329.
17. Федоров Е.Е. Искусственные нейронные сети: монография / Е.Е. Федоров. – Красноармейск: ДВНЗ «ДонНТУ», 2016. – 338 с.
18. Cun L. Convolutional networks for images, speech, and time series / L. Cun, Y. Bengio // The Handbook of Brain Theory and Neural Networks / M.A. Arbib. – Cambridge: MITPress, 1995. – P. 255–258.
19. Lawrence S. Face Recognition: A Convolutional Neural Network Approach / S. Lawrence, C.L. Giles, A.C. Tsoi, A.D. Back // IEEE Transactions on Neural Networks, Special Issue on Neural Networks and Pattern Recognition. – 1997. – Vol.1 – P. 1-24.

References

1. Fedorov E. E. Models and methods of recognition of visual images / E.E. Fedorov, E. Keep track of it. - Donetsk: Knowledge, Donetsk branch, 2013. - 421 p.
2. Bodiansky E.V. Artificial Neural Networks: Architecture, Training, Applications / E.V. Bodiansky, O.G. Rudenko - Kharkiv: Teletech, 2004. - 159 pp.
3. Galushkin A.I. Theory of Neural Networks / AI Galushkin - Moscow: IPRHP, 2000. - 416 pp.
4. Callan R. Basic Concepts of Neural Networks / R. Callan. - M.: Williams Publishing House, 2001. - 288 pp.
5. Sivanandam S.N. Introduction to Neural Networks using Matlab 6.0 / S.N. Sivanandam, S. Sumathi, S.N. Deepa - New Delhi: The McGraw-Hill Comp., Inc., 2006 - 660 p.
6. Galushkin AI Neural Networks: History of Theory Development: Textbook. allowance for high schools. / AI Galushkin, Ya.Z. Tsypkin - Moscow: IPRHR, 2001. - 840 p.
7. Osovsky S. Neural Networks for Information Processing / S. Osovsky. - Moscow: Finance and Statistics, 2002. - 344 p.
8. Komartsova L.G. Neurocomputers / Ig Komartsova, AV Maximov - M.: Izv-MGTU them. N.E. Batman, 2002. - 320 p.
9. Rutkovskaya D. Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems / D. Rutkovskaya. - M.: Hotline - Telecom, 2006. - 452 p.
10. Jordan M.I. Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine / M.I. Jordan // Proc. of the Ninth Annual Conference of the Cognitive Science Society. - Hillsdale, NJ. - 1986. - P. 531-546.
11. Jordan M. Forward models: supervised learning with a distal teacher / M. Jordan, D. Rumelhart // Cognitive Science. - 1992. - Vol. 16, pp. 307-354.
12. Zhang Z. A novel learning method for Elman's neural network using local search. Z. Zhang, Z. Tang, C. Vairappan // Neural Information Processing - Letters and Reviews. - 2007 - Vol. 11, No. 8. - P. 181-188.
13. Wiles J. Learning to count without a counter: a case study of dynamics and activation of landscapes in recurrent networks / J. Wiles, J. Elman // Proc. of the Seventeenth Annual Conference of the Cognitive Science Society. - Cambridge, MA. 1995 - P. 1200-1205.
14. Haykin S. Neural networks / S. Haykin. - NY: Pearson Education, 1999. - p. 823
15. Lang K.J. The development of the time-delay neural network architecture for speech recognition, Technical Report CMU-CS-88-152 / K.J. Lang, Hinton G.E. - Pittsburgh, PA: Carnegie-Mellon University, 1988 - 100 pp.
16. Waibel A. Phoneme recognition using time-delay neural networks / A. Waibel, T. Hanazawa, G. Hinton, K. Shikano, K.J. Lang // IEEE transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing. - 1988 - Vol.37. - P. 328-329.
17. Fedorov E. E. Artificial Neural Networks: Monograph / E.E. Fedorov - Krasnoarmeysk: State University "DonNTU", 2016. - 338 p.
18. Cun L. Convolutional networks for images, speech, and time series / L. Cun, Y. Bengio // The Handbook of Brain Theory and Neural Networks / M.A. Arbib - Cambridge: MITPress, 1995. - P. 255-258.
19. Lawrence S. Face Recognition: A Convolutional Neural Network Approach / S. Lawrence, C.L. Giles, A.C. Tsoi, A.D. Back // IEEE Transactions on Neural Networks, Special Issue on Neural Networks and Pattern Recognition. - 1997. - Vol.1 - P. 1-24.

Надійшла до редакції 16.05.2019

В.А. ПАТРУШЕВ, О.И. ПАТРУШЕВА

Донецкий национальный технический университет, г. Покровск, Украина

МЕТОД КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ТОВАРОВ НА ОСНОВЕ КВАДРАТНОЙ НЕЙРОСЕТИ С ЗАДЕРЖКОЙ ПО ВРЕМЕНИ

В статье рассмотрены и проанализированы факторы, характеризующие конкретного поставщика товаров и порядок взаимодействия интернет-магазина с поставщиками. Был реализован мультиагентный метод взаимодействия интернет-магазина с поставщиком продукции, в котором интернет-магазин и поставщики представлялись в виде агентов. В основе метода лежит модифицированный протокол взаимодействия FIPA-ContractNet, который обеспечивает интерактивное проведения конкурса между агентами. Также были определены способ анализа информации, полученной от потенциальных поставщиков и способ оценки поставщиков по результатам работы с ними.

Ключевые слова: мультиагентное взаимодействие, интернет-магазин, протокол FIPA-ContractNet, поставщик товаров, формирование заказа.

V. PATRUSHEV, O. PATRUSHEVA

Donetsk National Technical University, Pokrovsk, Ukraine

CLASSIFICATION METHOD OF PRODUCT IMAGES BASED ON SQUARE NEURAL NETWORK WITH A DELAY ON TIME

Currently, one of the most important problems encountered by modern online stores is the lack of built-in mechanisms that allow to classify images of products received from the consumer. This leads to a decrease in the profit of the online store and dissatisfaction of the consumer. Therefore, the development of methods for classification of product images is relevant.

The purpose of the work is to develop a method of classification of product images. To achieve the goal, the following tasks were set and solved: to analyze the existing methods of classification of images; choose artificial neural network classification; determine the structure of the artificial neural network model; choose a criterion for evaluating the efficiency of the neural network model of classification; to teach models of artificial neural network; carry out numerical studies.

Since the use of artificial neural networks in the classification of images gives a tangible advantage, which is that: the relationships between factors are studied on the finished models; no assumptions are needed about the distribution of factors; a priori information about the factors may be absent; the source data can strongly correlate, be incomplete or noisy; possible analysis of systems with a high degree of non-linearity; rapid development of the model; high adaptability; possible analysis of systems with a large number of factors; not requiring a complete overview of all possible models; possible analysis of systems with heterogeneous factors, the article used a neural network method of classification. Since the RLMP, JNN, ENN (SRN), TDNN, and DBN neural networks have been studied in the article, they do not provide high accuracy of classification, the author proposed square time neuron network with time delay (QTDNN), which has the following structure. The input layer is a square matrix of the image being categorized. Hidden layers are also square matrices. The source layer contains neurons that correspond to the classes of images. The area of communication (sub-matrix of the matrix layer) of the previous layer, which is displayed in the current neuron, is also square. In the transition to the neighboring neuron, the area of communication is shifted to one. On the basis of the proposed structure a neural network model was developed. In order to prevent the gradient attenuation effect, which is typical for deep neural networks, the activation function for hidden layers uses the function of a straight-line linear unit (ReLU). As the activation function for the output layer, the logistic function was used.

The experiments conducted showed that for the 128x128 image matrix with 16 hidden layers, the value of the mean square error does not change significantly, and the QTDNN gives the results of the classification with a minimum deviation. As a learning algorithm, a batch version of the error-reverse error algorithm (BP) was proposed. This allowed to provide high speed and accuracy of classification. The proposed approach can be used in various intelligent classification systems.

Keywords: *multi-agent interaction, online store, FIPA-ContractNet protocol, supplier of goods, order formation.*