

Терейковська Л.О.

Київський національний університет будівництва і архітектури

НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ОПЕРАТОРІВ АВТОМАТИЗОВАНИХ РОБОЧИХ МІСЦЬ ЗА КЛАВІАТУРНИМ ПОЧЕРКОМ

Стаття присвячена проблемі підвищення ефективності моніторингу психофізіологічного стану операторів автоматизованих робочих місць шляхом використання засобів розпізнавання емоційного стану. Показано обмеженість поширених засобів розпізнавання емоцій, що засновані на аналізі статистичних біометричних характеристик. Визначено перспективи використання нейромережових засобів розпізнавання емоцій на основі клавіатурного почерку. Запропоновано спосіб представлення параметрів клавіатурного почерку у вигляді двомірного кольорового зображення, який дає змогу застосувати для його аналізу одне з найсучасніших нейромережових рішень – згорткову нейронну мережу. Розроблений спосіб дав змогу перейти до визначення архітектурних параметрів згорткової нейромережової моделі типу LeNet. Передбачено подання на вхід згорткової нейронної мережі рисунка, що являє собою квадратну матрицю, елементами якої є значення часу утримання клавіші. Вихід мережі сигналізує про розпізнану емоцію – нейтральність, радість або страх. У результаті проведених експериментів встановлено, що в середньому точність розпізнавання емоційного стану оператора автоматизованого робочого місця згортковою нейронною мережею становить приблизно 68,3%, хоча в нейромережових класифікаторах на базі багатошарового перцептрону задекларована точність становить близько 84%. Однак порівняно низьку точність побудованої згорткової нейронної мережі можна пояснити недостатнім обсягом навчальної вибірки. Таким чином, результати проведених експериментів показали перспективність розробленої нейромережової моделі та необхідність її вдосконалення в напрямі підвищення точності розпізнавання й інформативності вихідного сигналу. Також проведені експерименти показали можливість інтегрального розпізнавання згортковою нейронною мережею як емоційного стану, так і особи оператора. Запропоновано співвіднести шляхи подальших досліджень із розробкою методу адаптації архітектурних параметрів згорткової нейронної мережі до конкретних умов задачі аналізу параметрів клавіатурного почерку.

Ключові слова: емоційний стан, розпізнавання емоцій, клавіатурний почерк, згорткова нейронна мережа, нейромережові засоби розпізнавання.

Постановка проблеми. Нині однією із найбільш актуальних задач у сфері інформаційних технологій є розробка ефективних засобів розпізнавання емоційного стану (ЗРЕС) операторів автоматизованих робочих місць (АРМ) інформаційних систем (ІС). Вказані засоби необхідні, наприклад, для оперативного моніторингу операторів АРМ об'єктів критичної інфраструктури, де значна кількість аварій та аварійних інцидентів пов'язана з порушенням їх психофізіологічного стану, що відображається в емоційному стані. Ще одним прикладом є застосування ЗРЕС в ІС закладів освіти для моніторингу рівня сприйняття учбового матеріалу. У сучасних ІС найбільшого поширення отримали ЗРЕС на основі аналізу геометрії обличчя та на основі голосу. Разом із тим необхідність отримання якісних вхідних даних та висока залежність від типових завод зумовлюють необхідність вдосконалення наявних ЗРЕС. Із

позицій використання стандартного обладнання для отримання біометричних характеристик, широкого застосування в ІС технологічної інформації у вигляді тексту, можливості проведення прихованого моніторингу в процесі професійної діяльності доволі широкі перспективи мають ЗРЕС на основі клавіатурного почерку, що і зумовлює актуальність досліджень у цьому напрямі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. З огляду на роботу А.Н. Савінова [3], під поняттям клавіатурного почерку (КП) оператора АРМ будемо розуміти його індивідуальну біометричну поведінкову характеристику, що визначає особливості набору ним тексту з клавіатури. У процесі використання універсальних засобів клавіатурного вводу для визначення параметрів КП реєструються код натиснутої клавіші, символ, що відповідає цій клавіші, термін утримання клавіші (ТУК) та термін між послідовним натисненням

різних клавіш (ТМК). Як правило, отримані часові параметри подаються на вхід модуля розпізнавання КП після фільтрації та попередньої обробки [1; 3].

Розрізняють два типи моделей розпізнавання: за заздалегідь визначеним фрагментом тексту та за фрагментом тексту довільного змісту. При розпізнаванні за визначеним фрагментом основу еталонів, як правило, становлять показники ТУК та ТМК, які стосуються послідовного порядку натиснення клавіш. При розпізнаванні на основі фрагменту тексту довільного змісту еталони здебільшого формуються на основі статистичних показників ТУК та ТМК окремих стійких послідовностей подій клавіатури, що відображають особливості динаміки набору тексту окремого оператора. Разом із тим у роботах [2–4; 8] на основі експериментальних досліджень доведена незадовільна адаптованість статистичних моделей до зміни емоційного стану оператора та складність їх формування у разі аналізу фрагменту тексту довільного змісту. Також показано, що складність задачі розпізнавання КП пояснюється необхідністю аналізу доволі великих обсягів багатовимірних даних. При цьому, як раз із точки зору доведеної ефективності аналізу багатовимірних даних, перспективним напрямом вдосконалення систем розпізнавання КП є застосування нейромережових моделей (НММ). Це підтверджується даними робіт [3; 10], в яких разом із позитивними результатами застосування НММ зазначається їхня обмеженість, пов'язана з труднощами формування номенклатури вхідних параметрів та визначенням архітектурних параметрів. Також можна зазначити застарілість використаних НММ типу багатосаровий перцептрон, ймовірнісної нейрон-

ної мережі, карти Кохонена, мережі Хопфілда та мережі РБФ.

Постановка завдання. Основною метою публікації є розробка нейромережової моделі, призначеної для розпізнавання емоцій операторів автоматизованих робочих місць за їхнім клавіатурним почерком.

Виклад основного матеріалу дослідження. Відправною точкою дослідження визначено роботи [6; 7], в яких обґрунтовані методи розробки нейромережових засобів захисту інформації. Відповідно до означених методів, в узагальненому вигляді розробку НММ можна поділити на два етапи. На першому етапі визначаються тип архітектури НММ та номенклатура вхідних параметрів. На другому етапі визначаються архітектурні параметри.

Найбільш сучасним типом нейромережової архітектури є згорткова нейронна мережа (ЗНМ) [5–7]. Тому на початкових етапах дослідження доцільно використати найбільш апробовану архітектуру типу LeNet, структура якої показана на рис. 1. Основними параметрами такої ЗНМ є: розмір вхідного поля ($(a \times a)_{in}$), кількість вхідних та вихідних нейронів (L_{in}, L_{out}), кількість нейронів в 1-му та 2-му повнозв'язному шарі (L_{f1}, L_{f2}), кількість шарів згортки (K_s), кількість карт ознак у кожному k-му шарі згортки ($L_{h,k}, k \in [1, K_s]$), кількість шарів субдискретизації (K_{ld}), розмір вікна субдискретизації ($m_l, l \in [1, K_{ld}]$), розмір ядра згортки для кожного k-го шару згортки ($(b \times b)_k$), зсув ядра згортки (d_k), розмір карти ознак для кожного k-го шару згортки ($(a \times a)_k, k \in [1, K_s]$) та розмір карт субдискретизації ($(c \times c)_k, k \in [1, K_{ld}]$).

Функціонування ЗНМ визначається виразами (1–4).

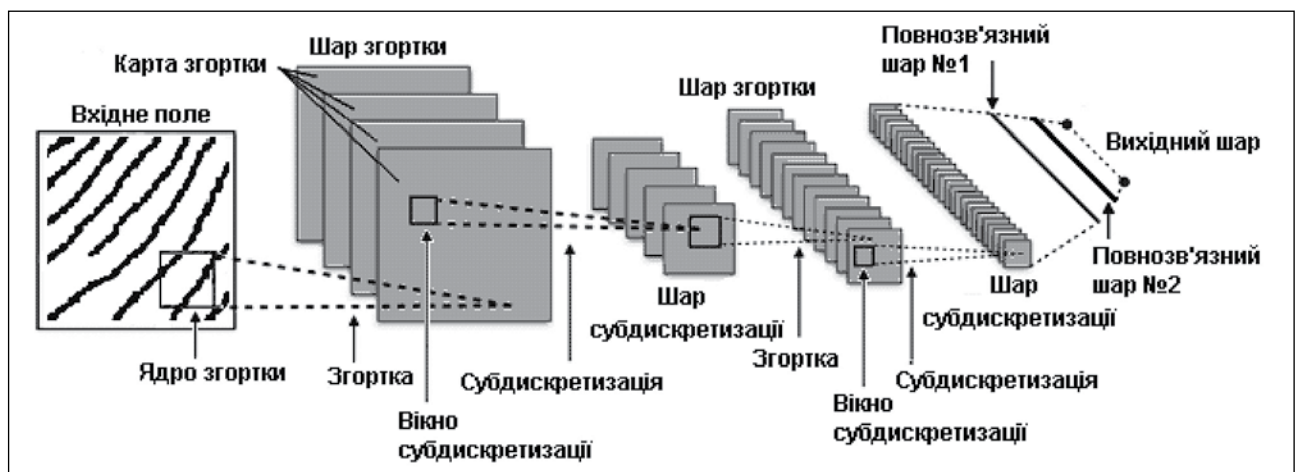


Рис. 1. Структура згорткової нейронної мережі типу LeNet

$$x_k^{(i,j)} = f \left(x_{0,k} + \sum_{s=1}^b \sum_{t=1}^b w_{k,s,t} x^{((i-1)+s, (j+t))} \right), \quad (1)$$

$$y_c = \max(0, x), \quad (2)$$

$$y_s^{(i,j)} = \max(y_c^{i-m_s, j}, \dots, y_c^{i, j}, \dots, y_c^{i, j-m_s}, \dots, y_c^{i, j}), \quad (3)$$

$$y_{out}^{(i)} = \frac{\exp(q^{(i)})}{\sum_{k=1}^{L_{out}} \exp(q^{(k)})}, \quad (4)$$

де $x_k^{(i,j)}$ – вхідний сигнал (i,j)-го нейрону k-ої карти ознак, $x_{0,k}$ – зсув нейронів k-ої карти ознак, $w_{k,s,t}$ – ваговий коефіцієнт (s,t)-го зв'язку нейрону k-ої карти ознак, x – вхід нейрону, y_c – вихід нейрону для карти ознак та повнозв'язних шарів, $y_s^{(i,j)}$ – вихід (i,j)-го нейрону шару субдискретизації, $y_{out}^{(i)}$ – вихід i-го нейрону вихідного шару, $q^{(k)}$ – сумарний вхідний сигнал для k-го нейрону вихідного шару, L_{out} – кількість вихідних нейронів.

Для розрахунку параметрів ЗНМ використовуються вирази (5–9)

$$L_m = (a \times a)_{in} \times D, \quad (5)$$

$$L_{f1} = (20..60)(L_{f,k} + 1), \quad (6)$$

$$L_{f2} = (0, 2..0, 4) L_{f1}, \quad (7)$$

$$a_k = (a_l - b_k + 2Z)/d_k + 1, \quad (8)$$

$$c_l = (a_l - m_l)/m_l + 1, \quad (9)$$

де D – глибина зображення, a_k – ширина та висота k-ої карти згортки, Z – кількість нулів, що доповнюють попередній шар, a_l – ширина та висота попереднього шару, c_l – ширина та висота l-ої карти шару субдискретизації.

Розглянемо спосіб кодування параметрів КП, що передбачає аналогію між закодованим текстом та зображенням у відтинках сірого кольору. Вісь ординат співвіднесемо з розкладкою клавіатури – ASCII-кодами клавіш або символами, що відповідають клавішам. Вісь абсис співвіднесемо із введеним текстом. По осі абсис координата закоданого символу відповідає позиції цього символу у тексті. Координата по осі ординат – позиції символу на клавіатурі/ASCII-коду попереднього символу в тексті. На рис. 2 фрагментарно показано зображення закоданого тексту «АВТОМОБІЛЬ».

Прийнято припущення, що текст складається з великих літер українського алфавіту. Кожна точка, в якій міститься число, відповідає закодованому значенню символу тексту. У числовому вигляді наведений рисунок представляє квадратну матрицю, елементами якої є значення ТУК. Наприклад, символу «Т» відповідає точка із числом 66,8, що розташована на перетині вертикалі, проведеної із позиції «Т» по осі абсис, та горизонталі, проведеної із позиції «В» осі ординат.

У																				
Т			48,4																	
С																				
Р																				
П																				
О			76,2		57,3															
Н																				
М				40,1																
Л												88,4								
К																				
Н																				
І																				
І												49,2								
Н																				
З																				
Ж																				
Є																				
Е																				
Д																				
Г																				
Г																				
В			66,8																	
Б												55,4								
А			51,7																	
			84																	
	А	В	Т	О	М	О	Б	І	Л	Ь										

Рис. 2. Фрагмент слова «АВТОМОБІЛЬ», закодованого на основі ТУК

Структурні параметри згорткової нейронної мережі

Параметр	Значення	Параметр	Значення
Кількість вхідних та вихідних нейронів	$L_{in}=160000;$ $L_{out}=3$	Розмір ядер згортки	$b_1=5; b_2=5;$ $b_3=4$
Кількість шарів згортки	$K_s=3$	Зсув ядра згортки	$d=1$
Кількість карт ознак у шарах згортки	$L_{h,1}=5;$ $L_{h,2}=16;$ $L_{h,3}=32$	Розмір карти ознак для шарів згортки	$a_1=396; a_2=196;$ $a_3=50$
Кількість нейронів у повнозв'язному шарі	$L_{f1}=1024;$ $L_{f2}=512$	Розмір вікон субдискретизації	$m_1=2; m_2=4;$ $m_3=5$
Кількість шарів субдискретизації	$K_{ld}=3$	Розмір карт для шарів субдискретизації	$c_1=198;$ $c_2=49; c_3=10$

Розроблений спосіб кодування дав змогу перейти до визначення архітектури ЗНМ. Прийнято такі умови застосування: розпізнаються три емоції (нейтральна, радість та страх); текст може складатись із літер українського алфавіту та знаків пунктуації (40 символів); КП аналізується при наборі однакових текстів фіксованої довжини, що становить 400 символів. Отримані із застосуванням (5–9) параметри ЗНМ наведені в табл. 1.

ЗНМ була реалізована за допомогою пакету прикладних програм MATLAB 2018. Для її навчання використана база даних (БД) відфільтрованих зразків КП, що відповідають трьом вказаним емоціям для 10 осіб. Кожна емоція представлена 100 записами (10 записів на особу) КП для одного і того самого тексту. Виклик певної емоції реалізовано шляхом перегляду відповідного мультимедійного контенту. Зразки КП для емоції записано у форматі – введений символ-ТУК. 90% записів БД було використано для формування навчальної вибірки, інші 10% – для тестової.

У результаті проведених експериментів визначено, що в середньому точність розпізнавання емоцій ЗНМ становить приблизно 68,3%, хоча в нейромережових класифікаторах на базі багатшарового перцептрону [9; 10] задекларована точність становить біля 84%. Однак порівняно низьку точність ЗНМ можна пояснити недостат-

нім обсягом навчальної вибірки, формування якої є складною та довготривалою процедурою. При цьому, за даними [6; 7], ресурсоемність засобів на основі багатшарового перцептрону як мінімум у 5–10 разів перевищує ресурсоемність засобів на основі ЗНМ. Разом із тим проведені експерименти показали можливість інтегрального розпізнавання ЗНМ як емоційного стану, так і особи оператора, що окреслює перспективність запропонованих рішень у системах аутентифікації.

Висновки. У результаті проведених досліджень запропоновано спосіб представлення параметрів клавіатурного почерку у вигляді двохвмірного зображення, що дає змогу застосувати для його аналізу одне із найбільш сучасних нейромережових рішень – згорткову нейронну мережу. Розроблена згорткова нейромережева модель типу LeNet призначена для розпізнавання емоційного стану особи за клавіатурним почерком. Проведені експериментальні дослідження показали перспективність розробленої нейромережевої моделі та необхідність її вдосконалення в напрямі підвищення точності розпізнавання та інформативності вихідного сигналу. Для цього доцільно співвіднести шляхи подальших досліджень із розробкою методу адаптації архітектурних параметрів згорткової нейронної мережі до конкретних умов задачі аналізу параметрів клавіатурного почерку.

Список літератури:

1. Абашин В.Г. Автоматизация процесса определения психофизиологического состояния оператора автоматизированного рабочего места в АСУТП : автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.13.06. Орел, 2007. 20 с.
2. Кошечая Н.А., Мазниченко Н.И. Подход к повышению надежности идентификации пользователей компьютерных систем по динамике написания паролей. *Системы обработки информации*. 2014. Вип. 6 (122). С. 140–146.
3. Савинов А.Н. Методы, модели и алгоритмы распознавания клавиатурного почерка в ключевых системах : автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.13.19 «Методы и системы защиты информации, информационная безопасность». Санкт-Петербург, 2013. 19 с.
4. Скринникова А.В. Изменение индивидуальной динамики манипуляций устройствами управления курсором под влиянием эмоций страха и радости. *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2013. № 5. С. 246–251.

5. Терейковська Л., Терейковський О. Нейромережева модель розпізнавання емоцій по зображенню обличчя. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського, серія «Технічні науки»*. 2019. Т. 30 (69). Ч. 1. № 2. С. 209–213.
6. Терейковський І.А., Заріцький О.В., Терейковська Л.О., Погорелов В.В. Метод розробки архітектури глибокої нейронної мережі, призначеної для розпізнавання комп'ютерних вірусів. *Захист інформації*. 2018. Т. 20, № 3, С. 188–199.
7. Akhmetov, B., Tereikovskiy, I., Tereikovska, L., Adranova, A. Neural network user authentication by geometry of the auricle. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2018. Volume 836. P. 11–19.
8. Epp C., Lippold M., Mandryk R. Identifying Emotional States Using Keystroke Dynamics. *In Proceedings of the 2011 Annual Conference on Human Factors in Computing Systems*. Vancouver, BC, Canada : ACM. 2011. P. 715–724.
9. Po-Ming Lee, Wei-Hsuan Tsui and Tzu-Chien Hsiao. The influence of emotion on keyboard typing: an experimental study using visual stimuli. *BioMedical Engineering OnLine*. 2014, 13:81. URL: <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/13/1/81>. DOI: 10.1186/1475-925X-13-81.
10. Preeti Khanna, M. Sasikumar. Recognising Emotions from Keyboard Stroke Pattern. *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887)*. 2010. Volume 11. № 9. P. 1–5.

Tereikovska L.A. NEURAL NETWORK MODEL OF RECOGNITION OF THE EMOTIONAL STATE OF OPERATORS OF AUTOMATED WORKPLACES BY KEYBOARD HANDWRITING

The article is devoted to the problem of increasing the efficiency of monitoring the psycho-physiological state of operators of automated workplaces through the use of means of recognizing the emotional state. The limitations of common emotion recognition tools based on the analysis of static biometric characteristics are shown. The prospects for the use of neural network emotion recognition tools based on keyboard handwriting are defined. A method for representing the parameters of keyboard handwriting in the form of a two-dimensional color image is proposed, which allows one of the most modern neural network solutions to be used for its analysis - a convolutional neural network. The developed method made it possible to proceed to the definition of architectural parameters of a convolutional neural network model of the type LeNet. A convolutional neural network is supplied to the input of a picture, which is a square matrix, the elements of which are the values of the key hold time. The output of the network signals a recognized emotion - neutrality, joy, or fear. As a result of the experiments, it was found that on average, the accuracy of recognition of the emotional state of the operator of the automated workplace by the convolutional neural network is approximately 68.3%, although in neural network classifiers based on a multi-layer perceptron, the declared accuracy is about 84%. However, the relatively low accuracy of the constructed convolutional neural network can be explained by the insufficient volume of the training sample. Thus, the results of experiments showed the promise of the developed neural network model and the need for its improvement in the direction of improving the recognition accuracy and informativeness of the output signal. Also conducted experiments showed the possibility of integral recognition by the convolutional neural network of both the emotional state and the personality of the operator. It was proposed to correlate the paths of further research with the development of a method for adapting the architectural parameters of a convolutional neural network to the specific conditions of the task of analyzing the parameters of keyboard handwriting.

Key words: *emotional state, emotion recognition, keyboard handwriting, convolutional neural network, neural network recognition tools.*