

DOI [10.28925/2663-4023.2020.9.104114](https://doi.org/10.28925/2663-4023.2020.9.104114)

УДК 004.934

Терейковська Людмила Олексіївна

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ, Україна

ORCID: 0000-0002-8830-0790

tereikovskal@ukr.net

МОДЕЛЬ ФОРМУВАННЯ НАВЧАЛЬНИХ ПРИКЛАДІВ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ, ЩО ПРИЗНАЧЕНА ДЛЯ АНАЛІЗУ КЛАВІАТУРНОГО ПОЧЕРКУ

Анотація. Стаття присвячена підвищенню ефективності технологій прихованого моніторингу діяльності операторів інформаційно-управляючими системами різного призначення для розпізнавання особи та емоційного стану. Показано, що з позицій можливості застосування стандартного периферійного обладнання комп'ютера в якості сенсора зчитування біометричних параметрів, невідчужуваності від особи користувача, широкого використання в інформаційно-управляючих системах символічних паролів і технологічних даних, складності підробки біометричної інформації, а також можливості проведення прихованого моніторингу широкі перспективи мають засоби аналізу клавіатурного почерку. Обґрунтовано необхідність вдосконалення методології нейромережевого аналізу клавіатурного почерку для аутентифікації та розпізнавання емоційного стану операторів інформаційних комп'ютерних систем. Визначено перспективність застосування згорткових нейронних мереж, що призводить до необхідності вдосконалення технології визначення параметрів навчальних прикладів в розрізі формування вхідного поля згорткової нейронної мережі та формування множини параметрів клавіатурного почерку, які мають бути проаналізовані. Розроблено модель формування навчальних прикладів, яка за рахунок застосування обґрунтованого набору вхідних параметрів та використання прямокутного вхідного поля згорткової нейронної мережі дозволяє зменшити ресурсоемність нейромережевих засобів розпізнавання та забезпечує точність нейромережевого аналізу клавіатурного почерку на рівні 75%, що відповідає точності кращих систем подібного призначення. Запропоновані теоретичні рішення верифіковано шляхом комп'ютерних експериментів. Показано доцільність співвіднесення шляхів подальших досліджень з розробкою репрезентативних баз даних клавіатурного почерку.

Ключові слова: нейронна мережа; вхідне поле; розпізнавання емоцій; аутентифікація; клавіатурний почерк.

1. ВСТУП

В теперішній час однією з найбільш помітних тенденцій в області розробки технологій прихованого моніторингу діяльності користувачів інформаційно-управляючих систем є все більш широке використання різноманітних технологій аналізу їх біометричних характеристик [1-4]. Зазначені технології з успіхом використовуються в засобах аутентифікації та оперативного моніторингу емоційного стану операторів об'єктів критичної інфраструктури, для автоматичного контролю сприйняття навчальних матеріалів слухачами системи дистанційного навчання, а також в системах оцінки якості роботи call-центрів банківських [13, 14]. Велика частина з зазначених засобів базується на аналізі поведінкових біометричних характеристик



людини. З позицій складності підробки, невідчужуваності від особи користувача, можливості реєстрації параметрів з використанням тільки стандартного периферійного обладнання, а також широкого застосування в інформаційних системах паролічних і технологічних даних у вигляді набору символів, найбільш широкі перспективи мають засоби прихованого моніторингу на основі клавіатурного почерку (КП).

Особливістю аналізу КП є необхідність аналізу великих обсягів багатовимірних даних, що визначає доцільність застосування в засобах моніторингу нейромережових моделей (НММ), котрі довели свою ефективність при вирішенні подібних завдань [5-11]. Хоча розробці нейромережових засобів (НМЗ) аналізу КП присвячено значну кількість досліджень, однак практичний досвід і результати [12-17] свідчать про необхідність їх подальшого вдосконалення, що і обумовлює актуальність досліджень в даному напрямку.

Постановка проблеми. Вдосконалення методології нейромережового аналізу клавіатурного почерку для аутентифікації та розпізнавання емоційного стану операторів інформаційних комп'ютерних систем.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Під поняттям КП розуміють біометричну поведінкову характеристику особи, яка визначає особливості набору тексту з клавіатури [11, 12]. Результати аналізу науково-практичних робіт [12-17] свідчать про те, що основні зусилля в області розробки НМЗ аналізу КП спрямовані на підвищення їх ефективності за рахунок адаптації виду і конструктивних параметрів НММ до умов поставленого завдання. Так, у відносно ранніх дослідженнях [1, 8] розроблено НМЗ розпізнавання КП, що використовують НММ типу двошарового перцептронну, PNN, мережі Хопфілда, топографічної карти Кохонена, мережі радіальної базисної функції. При цьому використання класичних НММ не знайшло широкого поширення через неможливість досягнення прийнятної точності розпізнавання. У більш сучасних роботах [5, 6, 15, 18] позначається вплив нових теоретичних досягнень. Так, в роботах [5, 6] запропоновано проводити аналіз КП з використанням сучасної рекурентної нейронної мережі типу LSTM. Пропозиція базується на доведеній можливості LSTM ефективно аналізувати текстову інформацію з необмеженою кількістю символів. Разом з тим зазначена обмеженість запропонованого рішення пов'язана з тим, що побудова мережі LSTM пов'язана зі складністю формування навчальної вибірки. Більш перспективні пропозиції висунуті в роботах [15, 18]. У цих роботах аналіз КП реалізований з використанням згорткової нейронної мережі (CNN), побудованої за аналогією з моделлю розпізнавання зорових образів тваринами. Використання навіть ранніх модифікацій CNN дозволило досягти точності розпізнавання користувачів по КП на рівні 93-94%. Схожі результати отримані в роботі [13]. Тут CNN типу LeNet використана для аналізу КП з метою підвищення стійкості паролічного захисту користувачів. Відзначимо, що на вхід CNN подавалися часові параметри КП. Стаття [14] також присвячена вирішенню завдання удосконалення нейромережових систем аналізу КП за рахунок використання в них сучасних типів CNN. Встановлено, що труднощі вирішення цього завдання пов'язані формуванням навчальних прикладів НММ. Не до кінця вирішеним залишається завдання перетворення параметрів КП до вигляду, придатного для подачі в CNN. Запропоновано процедуру перетворення, що базується на представленні параметрів КП введеного тексту фіксованого розміру у вигляді кольорового зображення квадратної форми. Слід зазначити, що навіть на думку авторів даної роботи основним недоліком цієї процедури є надмірна обчислювальна ресурсоемність побудованої на її основі CNN. Вказаний недолік виникає через необхідність штучного доповнення зображення до квадратної

форми, що виникає внаслідок невідповідності кількості введених символів та кількості елементів у множині допустимих символів.

Таким чином проведений аналіз науково-практичних робіт, присвячених розробці НМЗ аналізу КП, вказує на те, що в розрізі формування вхідного поля НММ технологія формування навчальних прикладів CNN потребує суттєвого вдосконалення. Крім того, в проаналізованій літературі немає єдиної думки про те, які параметри КП доцільно використовувати в навчальних прикладах при нейромережевому розпізнаванні емоцій та особи оператора.

Мета статті. Підвищення ефективності розпізнавання емоцій і особи оператора інформаційної комп'ютерної системи за рахунок визначення параметрів навчальних прикладів, котрі доцільно використовувати в згортковій нейронній мережі, що призначена для аналізу клавіатурного почерку.

2. РОЗРОБКА ТА ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛІ ФОРМУВАННЯ ВХІДНОГО ПОЛЯ

В якості відправного пункту розробки моделі формування вхідного поля використана наведена в [18-20] процедура кодування параметрів КП. Однак запропонована модель передбачає представлення параметрів КП у вигляді прямокутного кольорового зображення. Кожен закодований символ введеного оператором тексту співвідноситься з окремою точкою зображення і характеризується за допомогою відповідного ASCII-коду і параметрів КП, що співвідносяться з терміном утримання клавіші (ТУК) та/або терміном між натисканнями клавіш (ТМК). При цьому по осі абсцис координата закодованого символу відповідає позиції даного символу в тексті. Координата по осі ординат відповідає позиції символу на клавіатурі попереднього символу в тексті.

Ілюстрацією результатів такого кодування є рис. 1, на якому представлено відображення тексту «АУТЕНТИФІКАЦІЯ», закодованого з використанням ТУК. На даному рисунку сірим кольором виділені допоміжні фрагменти, на яких:

- по осі ординат відображаються символи та номери позицій символів на клавіатурі,

- по осі абсцис відображаються символи тексту, що кодується та номер кожного символу в тексті.

Для наочності окремі точки зображення відокремлюються прямими лініями. Для спрощення сприйняття результатів кодування прийнято припущення про необхідність аналізу тексту, який складається виключно з великих літер української абетки і символу пробілу, якому відповідає координата 1 по осі ординат.

На рис. 1 кожна точка зображення, що відповідає закодованому значенню символу введеного тексту, характеризується двома цифрами, записаними у відповідній клітинці. Перша цифра - це ASCII-код введеного символу, а друга - ТУК. Наприклад, точка з координатами (5, 8) відповідає символу «Н». У відповідній клітинці представлені значення 205 (ASCII-код) і 44 (ТУК).

Зазначимо, що можливість представлення вхідного поля у вигляді кольорового прямокутного зображення з'явилась завдяки теоретичним досягненням в області теорії нейронних мереж [15], що стосуються застосування в CNN карт ознак та ядер згортки прямокутної форми.



Використовуючи рекомендації [21, 22] прийнято процедуру one-hot кодування. У відповідності до цієї процедури, кількість вихідних параметрів навчальних прикладів CNN дорівнює:

- При розпізнаванні емоцій - кількості емоцій, що мають бути розпізнані.
- При розпізнаванні особи користувача – кількості легітимних користувачів.

Кожному вихідному параметру ставиться у відповідність наперед визначений клас. При розпізнаванні емоцій – номер емоції, а при розпізнаванні особи – номер особи в базі даних навчальних прикладів.

Я	34														
Ю	33														
Ь	32														
Щ	31														
Ш	30														
Ч	29														
Ц	28													178;27	
Х	27														
Ф	26									178;77					
У	25			210;43											
Т	24				197;67			200;59							
С	23														
Р	22														
П	21														
О	20														
Н	19						211;32								
М	18														
Л	17														
К	16											192;32			
Й	15														
Ї	14														
І	13									202;23					223;41
И	12							212;62							
З	11														
Ж	10														
Є	9														
Е	8					205;44									
Д	7														
Г	6														
Г	5														
В	4														
Б	3														
А	2			211;55										214;52	
	1	192;37													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
		А	У	Т	Е	Н	Т	И	Ф	І	К	А	Ц	І	Я

Рис 1. Приклад кодування тексту «АУТЕНТИФІКАЦІЯ»

В навчальному прикладі, що стосується визначеного класу, очікуваний вихідний параметр, що стосується даного класу дорівнює 1, а всі інші вихідні параметри дорівнюють 0. Процедuru кодування вихідних параметрів можливо формалізувати за допомогою виразу виду:

$$Y_n = \{y_k\} \rightarrow \begin{cases} y_k = 1, k = n \\ y_k = 0, k \neq n \end{cases} \quad (1)$$

де Y_n – множина вихідних параметрів для навчального прикладу, що відповідає n -му класу, y_k – k -ий вихідний параметр.

У випадку one-hot кодування при інтерпретації результату нейромережевого розпізнавання вважається, що номер класу визначається номером виходу мережі, на якому з'явилося максимальне значення. Також такий спосіб кодування дозволяє використовувати показник впевненості CNN в тому, що приклад відноситься до певного класу. Розрахунок такого показника реалізується так:

$$R_i(j) = y^{\max} - y^{\max-1}, \quad (2)$$

де $R_i(j)$ – впевненість CNN у класифікації j -го невідомого образу, y^{\max} – максимальний вихідний сигнал CNN, що відповідає i -му вихідному нейрону, $y^{\max-1}$ – другий по величині сигнал CNN.

Крім того, якщо мінімальний вихідний сигнал CNN менший ніж наперед задане порогове значення, то невідомий образ вважається нерозпізнаним.

Наступний етап розробки моделі пов'язаний з визначенням параметрів КП, котрі слід використовувати для формування вхідного поля CNN. Оскільки зменшення ресурсоемності CNN у випадку прямокутного вхідного поля очевидна, то в якості критерію оцінки доцільності використання тих чи інших параметрів КП на основі даних [17, 23] обрано показник точності розпізнавання (*Accuracy*) на навчальній та валідаційній вибірці, що розраховуються за допомогою виразу виду:

$$Accuracy = \frac{N_{right}}{N} \times 100\% , \quad (3)$$

де N_{right} – кількість прикладів, що розпізнані правильно, N – загальна кількість прикладів.

Вплив параметрів КП, що використовуються для формування вхідного поля на ефективність НММ оцінювався експериментальним шляхом, оскільки теорія нейронних мереж відповідного аналітичного рішення не надає. В експериментах використано найбільш апробований тип CNN LeNet -5, адаптована до розпізнавання прямокутних зображень. Прийнято наступні умови застосування CNN:

- Кількість легітимних операторів - 7.
- Текст складається з великих літер українського алфавіту і 7 знаків пунктуації.
- КП аналізується при наборі текстів, довжина яких становить 80 символів.
- Обсяг навчальної бази даних 1400 навчальних прикладів.

Відповідно до рекомендацій [11, 24] була розроблена CNN типу LeNet-5 з такими параметрами:

- Розмір вхідного поля - 40x80.
- Кількість вихідних нейронів - 7.
- Кількість шарів згортки - 2.
- Кількість шарів субдискретизації - 2.
- Кількість повнозв'язних шарів - 2.
- Розмір ядер згортки - 5x5.
- Кількість карт згортки в 1-му та 2-му шарі - 18 та 72.
- Кількість нейронів в 1-му та 2-му повнозв'язному шарі - 240 та 120.
- Кількість нейронів у вихідному шарі - 7.

CNN реалізована за допомогою пакета прикладних програм MATLAB 2018b. Експерименти проводилися на персональному комп'ютері з процесором Intel Core i7-8700 (3.2 - 4.6 ГГц), об'ємом оперативної пам'яті 16 ГБ, відеокартою nVidia GeForce

GTX 1660Ti, який функціонував під управлінням операційної системи Microsoft Windows 10.

Враховуючи дані [9, 23] в плані експериментів передбачено визначення значень показника *Accuracy* при формуванні вхідного поля НММ на основі таких параметрів КП, як ТУК, ТМК, динаміки терміну утримання клавіш (ДТУК), динаміки терміну між натисненням клавіш (ДТМК) та відношення ТУК до ТМК (ВТ). Розрахунок вказаних параметрів здійснено за допомогою виразів:

$$\tau_r(i) = t_u(i) - t_d(i), \quad (4)$$

$$\tau_b(i, i-1) = t_u(i) - t_d(i-1), \quad (5)$$

$$q_{br}(i, i-1) = \frac{\tau_b(i, i-1)}{\tau_r(i)}, \quad (6)$$

$$v_r(i, i-1) = \frac{\tau_r(i) - \tau_r(i-1)}{\tau_r(i)}, \quad (7)$$

$$v_b(i, i-1) = \frac{\tau_b(i) - \tau_b(i-1)}{\tau_b(i)}, \quad (8)$$

де τ_r - ТУК, t_d , t_u - час натиснення та відпускання клавіші, τ_b - ТМК, i - номер клавіші при наборі тексту, q_{br} - ВТ, v_r , v_b - ДТУК и ДТМК.

В результаті першої серії експериментів окремо для кожного з параметрів КП (ТУК, ТМК, ДТУК, ДТМК, ВТ), розрахованих за допомогою (4-8), побудовані залежності значень *Accuracy* від кількості епох навчання. Так, на рис. 2 показані графіки цих залежностей на навчальних і валідаційних даних для ТУК. З метою підвищення наочності отриманих результатів для тренувальної вибірки розраховано згладжене значення *Accuracy*, графік якого також показано на рис. 2.

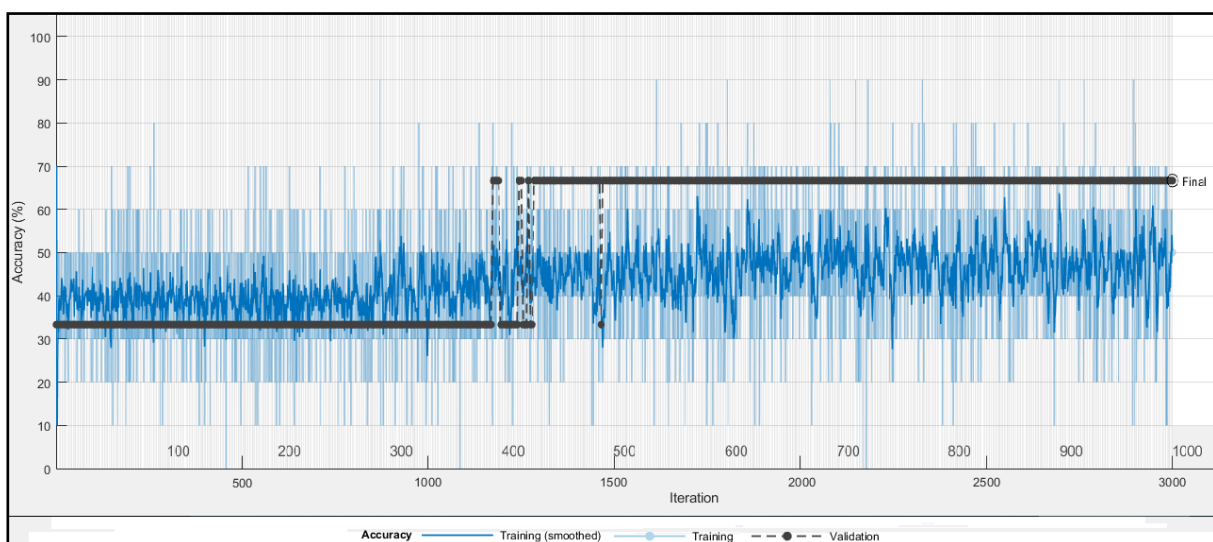


Рис. 2. Графіки залежності точності розпізнавання від кількості епох навчання

Оскільки вхідне поле CNN може бути представлено у вигляді малюнка з багатоканальним растром, то в другій серії експериментів досліджувалися різні

варіанти одночасного використання комбінацій декількох параметрів КП. Основні результати проведених експериментів зведені в табл. 1, де представлені показники ефективності нейросетової моделі при використанні різних параметрів КП.

Таблиця 1

Значення показників ефективності для різних параметрів КП

Використані параметри	Ассурасу на тренувальній вибірці (%)	Ассурасу на валідаційній вибірці (%)
ВУК	71	67
ВМК	70	33
ВМК, ДВУК	40	33
ДВМК	50	32
ОП	67	33
ВУК, ДВУК	68	53
ВУК, ДВМК	71	66
ВМК, ДВУК	70	34
ВУК, ВМК, ДВУК	70	35
ТУК, ТМК	75	68

Як показує аналіз даних табл. 1, при використанні для формування вхідного поля одного параметра КП найбільш високу точність розпізнавання має CNN, вхідне поле якої сформовано на базі ТУК та ТМК. Порівняння отриманих результатів з відомими даними [1, 6, 14] вказує на те, що точність нейромережевого аналізу КП при використанні запропонованої моделі формування навчальних прикладів співвідноситься з кращими рішеннями в даній області. Таким чином, вхідне поле CNN доцільно формувати на основі параметрів ТУК та ТМК, які розраховується за допомогою виразів (4, 5). При цьому використання запропонованої моделі дозволило за рахунок зменшення обсягу вхідних даних зменшити ресурсоємність CNN. Це дозволяє стверджувати, що використання запропонованої моделі формування навчальних прикладів забезпечує підвищення ефективності нейромережевого аналізу КП. Разом з тим результати проведених експериментальних досліджень вказують на необхідність підвищення точності нейромережевого аналізу, що можливо реалізувати за рахунок формування репрезентативних баз даних параметрів КП.

3. ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Визначено актуальність науково-технічної задачі вдосконалення методології нейромережевого аналізу клавіатурного почерку для аутентифікації та розпізнавання емоційного стану операторів інформаційних комп'ютерних систем.

Обґрунтовано можливість підвищення ефективності нейромережевих засобів розпізнавання емоцій і особи оператора інформаційної комп'ютерної системи за рахунок визначення параметрів навчальних прикладів, котрі доцільно використовувати в згортковій нейронній мережі, що призначена для аналізу клавіатурного почерку.

Розроблено модель формування навчальних прикладів, яка за рахунок застосування обґрунтованого набору вхідних параметрів та використання прямокутного вхідного поля згорткової нейронної мережі дозволяє зменшити ресурсоємність нейромережевих засобів розпізнавання та забезпечує точність нейромережевого аналізу клавіатурного почерку на рівні 75%, що відповідає точності

кращих систем подібного призначення. Запропоновані теоретичні рішення верифіковано шляхом комп'ютерних експериментів.

Показано доцільність співвіднесення шляхів подальших досліджень з розробкою репрезентативних баз даних клавіатурного почерку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Иванов А. И. Нейросетевые алгоритмы биометрической идентификации личности. Москва. 144 с., 2004.
- [2] Campbell W., Sturim D., Reynolds D. (2006). Support vector machines using GMM supervectors for speaker verification. *IEEE Signal Process. Lett.*, v.13, N5, pp. 308–311. doi: 10.1109/LSP.2006.870086.
- [3] Nazarkevych M., Buriachok V., Lotoshynska N., Dmytryk S. Research of Ateb-Gabor filter in biometric protection systems. 2018 IEEE 13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT). V.1. Pp. 310-313. doi: 10.1109/STC-CSIT.2018.8526607.
- [4] Buriachok V., Sokolov V., TajDini M. Research of Caller ID Spoofing Launch, Detection, and Defense. - arXiv preprint arXiv:2004.00318, 2020. doi 10.28925/2663-4023.2020.7.616.
- [5] Kanimozhi M., Puvirajasingam K., Avitha M. (2014). Survey on keystroke dynamics for a better biometric authentication system. *International Journal of Emerging Technologies and Engineering (IJETE)*, 1(9), 116-139.
- [6] Xiaofeng L., Shengfei Z., Shengwei Y. Continuous authentication by free-text keystroke based on CNN plus RNN. *Procedia Computer Science* 147, pp. 314-318, 2019. doi: 10.1016/j.cose.2020.101861.
- [7] Tereykovskaya L., Petrov O., Aleksander M. Prospects of neural networks in business models. *TransComp* 2015. 30 November – 3 December, 2015, Zakopanem, Poland. – P. 1539–1545.
- [8] Терейковський І. Нейронні мережі в засобах захисту комп'ютерної інформації. - К.: ПоліграфКонсалтинг.-2007.–209 с, 2007.
- [9] Корченко А., Терейковский И., Карпинский Н., Тынымбаев С. Нейросетевые модели, методы и средства оценки параметров безопасности интернет-ориентированных информационных систем. [Монография]- К.: ТОВ «Наш Формат, 2016.
- [10] Михайленко В. М. Нейромережеві моделі та методи розпізнавання фону в голосовому сигналі в системі дистанційного навчання : [Монографія] / В. М. Михайленко, Л. О. Терейковська, І. А. Терейковський., Б. Б. Ахметов. – К. : ЦП «Компринт», 2017.– 252 с.
- [11] Tereikovska L., Tereikovskiy I., Mussiraliyeva S., Akhmed G. Recognition of emotions by facial Geometry using a capsule neural network. *International Journal of Civil Engineering and Technology (IJCIET)*. Vol. 10, Issue 04, April 2019, pp. 270-279.
- [12] Tereikovskiy I., Tereikovska L., Korystin O., Mussiraliyeva S., Sambetbayeva A. (2020) User Keystroke Authentication and Recognition of Emotions Based on Convolutional Neural Network. In: Hu Z., Petoukhov S., He M. (eds) *Advances in Artificial Systems for Medicine and Education III. AIMEE 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1126, pp 283-292. Springer, Cham, doi: 10.1007/978-3-030-39162-1_26.
- [13] Toliupa S., Tereikovskiy I., Tereikovskiy O., Tereikovska L., Nakonechniy V., Kulakov Y. (2020) Keyboard Dynamic Analysis by Alexnet Type Neural Network. *IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Lviv-Slavske, Ukraine, 2020, pp. 416-420, doi: 10.1109/TCSET49122.2020.235466.
- [14] Терейковська Л. Метод нейромережевого аналізу клавіатурного почерку. Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво, 2019, №37, сс. 53-59. doi: 10.36910/6775-2524-0560-2019-37-8.
- [15] Hayreddin Ç., Shambhu U. Sensitivity analysis in keystroke dynamics using convolutional neural networks 2017 IEEE Workshop on Information Forensics and Security (WIFS) 4-7 Dec. 2017 Page(s): 1 – 6. doi: 10.1109/WIFS.2017.8267642.
- [16] Liu, M., Guan, J. User keystroke authentication based on convolutional neural network. *Communications in Computer and Information Science*. 2019, 971, pp. 157-168.
- [17] Михайленко В. М., Терейковская Л.А. Парадигмы нейросетевого распознавания эмоций. *Управління розвитком складних систем*. 2019. №39. сс. 179-186.
- [18] Akhmetov B., Tereykovsky I., Doszhanova A., Tereykovskaya L. Determination of input parameters of the neural network model, intended for phoneme recognition of a voice signal in the systems of distance



- learning. International Journal of Electronics and Telecommunications. Vol 64, No 4 (2018), 425-432. doi: 10.24425/123541.
- [19] Tereykovska L., Tereykovskiy I., Aytkhozhaeva E., Tynymbayev S., Imanbayev A. Encoding of neural network model exit signal, that is devoted for distinction of graphical images in biometric authenticate systems (2017). // News of the national academy of sciences of the republic of kazakhstan series of geology and technical sciences. Volume 6, Number 426 (2017), pp. 217 – 224.
- [20] Akhmetov, B., Tereikovskiy, I., Tereikovska, L., Adranova, A. Neural Network User Authentication by Geometry of the Auricle // Recent Developments in Data Science and Intelligent Analysis of Information Proceedings of the XVIII International Conference on Data Science and Intelligent Analysis of Information, June 4–7, 2018, Kyiv, Ukraine, pp.11-19. doi: 10.1007/978-3-319-97885-7_2.
- [21] Tereikovskiy I, Chernyshev D., Tereikovska L.A., Mussiraliyeva S, Akhmed G. The Procedure for the Determination of Structural Parameters of a Convolutional Neural Network to Fingerprint Recognition. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, No 8, Volume 97, 2019, pp. 2381-2392.
- [22] Oksiiuk O., Tereikovska L. and Tereikovskiy I. Determination of Expected Output Signals of the Neural Network Model Intended for Image Recognition. 4th International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T) 2017, pp. 596-599. doi: 10.1109/INFOCOMMST.2017.8246471.
- [23] Tereikovskiy, I., Mussiraliyeva, S., Kosyuk, Y., Bolatbek, M., Tereikovska, L. An experimental investigation of infrasound influence hard drives of a computer system // International Journal of Civil Engineering and Technology. 2018. Volume 9, Issue 6, June 2018, pp. 1558–1566.
- [24] Dychka I., Chernyshev D., Tereikovskiy I., Tereikovska L., Pogorelov V. (2020) Malware Detection Using Artificial Neural Networks. Advances in Computer Science for Engineering and Education II. ICCSEEA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 938. Springer, pp. 3-12. doi:10.1007/978-3-030-16621-2_1.

**Liudmyla A. Tereikovska**

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information Technologies of Design and Applied Mathematics, Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv, Ukraine

ORCID: 0000-0002-8830-0790

tereikovskal@ukr.net

MODEL OF FORMATION OF STUDY EXAMPLES OF THE NEURAL NETWORK INTENDED FOR THE ANALYSIS OF THE KEYBOARD HANDWRITING

Abstract. The article is devoted to increasing the efficiency of technologies of covert monitoring of operators' activity by information and control systems of various purposes for face recognition and emotional state. It is shown that from the standpoint of the possibility of using standard computer peripherals as a sensor for reading biometric parameters, inalienability from the user, the widespread use of information control systems of symbolic password and technological data, the complexity of forgery of biometric information, and the possibility of covert monitoring prospects have the means of keyboard analysis. The necessity of improving the methodology of neural network analysis of keyboard handwriting for authentication and recognition of the emotional state of information computer system operators is substantiated. The prospects of application of convolutional neural networks are determined, which leads to the need to improve the technology of determining the parameters of educational examples in terms of forming the input field of convolutional neural network and forming many parameters of keyboard handwriting to be analyzed. A model of formation of educational examples has been developed, which due to the application of a reasonable set of input parameters and the use of a rectangular input field of a convolutional neural network reduces the resource consumption of neural network recognition tools and provides accuracy of neural network analysis of keyboard handwriting at 75%. The proposed theoretical solutions were verified by computer experiments. The expediency of correlation of ways of further researches with development of representative databases of keyboard handwriting is shown.

Keywords: neural network; input field; recognition of emotions; authentication; keyboard handwriting.

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

- [1] Ivanov A. I. Neyrosetevyye algoritmy biometricheskoy identifikatsii lichnosti. Moskva. 144 s., 2004. (In Russian).
- [2] Campbell W., Sturim D., Reynolds D. (2006). Support vector machines using GMM supervectors for speaker verification. *IEEE Signal Process. Lett.*, v.13, N5, pp. 308–311. doi: 10.1109/LSP.2006.870086.
- [3] Nazarkevych M., Buriachok V., Lotoshynska N., Dmytryk S. Research of Ateb-Gabor filter in biometric protection systems. 2018 IEEE 13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT). V.1. Pp. 310-313. doi: 10.1109/STC-CSIT.2018.8526607.
- [4] Buriachok V., Sokolov V., TajDini M. Research of Caller ID Spoofing Launch, Detection, and Defense. - arXiv preprint arXiv:2004.00318, 2020. doi 10.28925/2663-4023.2020.7.616.
- [5] Kanimozhi M., Puvirajasingam K., Avitha M. (2014). Survey on keystroke dynamics for a better biometric authentication system. *International Journal of Emerging Technologies and Engineering (IJETE)*, 1(9), 116-139.
- [6] Xiaofeng L., Shengfei Z., Shengwei Y. Continuous authentication by free-text keystroke based on CNN plus RNN. *Procedia Computer Science* 147, pp. 314-318, 2019. doi: 10.1016/j.cose.2020.101861.
- [7] Tereikovskaya L., Petrov O., Aleksander M. Prospects of neural networks in business models. *TransComp* 2015. 30 November – 3 December, 2015, Zakopanem, Poland. – P. 1539–1545..
- [8] Tereikovskiyi I. Neyronni merezhi v zasobakh zakhystu kompyuternoyi informatsiyi. - K.: PolihrafKonsaltnh.-2007.–209 s, 2007. (In Ukrainian).



- [9] Korchenko A., Tereikovskiy I., Karpinskiy N., Tynymbayev S. Neyrosetevyye modeli, metody i sredstva otsenki parametrov bezopasnosti internet-orientirovannykh informatsionnykh sistem. [Monografiya]-K.: TOV «Nash Format», 2016. (In Russian).
- [10] Mikhaylenko V. M. Neyromerezhevi modeli ta metody rozpiznavannya fonem v holosovomu syhnali v systemi dystantsiynoho navchannya : [Monografiya] / V. M. Mikhaylenko, L. O. Tereikovska, I. A. Tereikovskyy., B. B. Akhmetov. – K. : TSP «Kompyrnt», 2017.– 252 s. (In Ukrainian).
- [11] Tereikovska L., Tereikovskiy I., Mussiraliyeva S., Akhmed G. Recognition of emotions by facial Geometry using a capsule neural network. International Journal of Civil Engineering and Technology (IJCIET). Vol. 10, Issue 04, April 2019, pp. 270-279.
- [12] Tereikovskiy I., Tereikovska L., Korystin O., Mussiraliyeva S., Sambetbayeva A. (2020) User Keystroke Authentication and Recognition of Emotions Based on Convolutional Neural Network. In: Hu Z., Petoukhov S., He M. (eds) Advances in Artificial Systems for Medicine and Education III. AIMEE 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 1126, pp 283-292. Springer, Cham, doi: 10.1007/978-3-030-39162-1_26.
- [13] Toliupa S., Tereikovskiy I., Tereikovskiy O., Tereikovska L., Nakonechnyi V., Kulakov Y. (2020) Keyboard Dynamic Analysis by Alexnet Type Neural Network. IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET), Lviv-Slavske, Ukraine, 2020, pp. 416-420, doi: 10.1109/TCSET49122.2020.235466.
- [14] Tereikovska L. Metod neyromerezhevoho analizu klaviaturnoho pocherku. Kompyuterno-intehrovani tekhnolohiyi: osvita, nauka, vyrobnytstvo, 2019, №37, ss. 53-59. doi: 10.36910/6775-2524-0560-2019-37-8. (In Ukrainian).
- [15] Hayreddin Ç., Shambhu U. Sensitivity analysis in keystroke dynamics using convolutional neural networks 2017 IEEE Workshop on Information Forensics and Security (WIFS) 4-7 Dec. 2017 Page(s): 1 – 6. doi: 10.1109/WIFS.2017.8267642.
- [16] Liu, M., Guan, J. User keystroke authentication based on convolutional neural network. Communications in Computer and Information Science. 2019, 971, pp. 157-168.
- [17] Mykhaylenko V. M., Tereikovskaya L.A. Paradyhmy neyrosetevoho raspoznavannya émysyy. Upravlinnya rozvytkom skladnykh system. 2019. №39. ss. 179-186. (In Russian).
- [18] Akhmetov B., Tereikovskiy I., Doszhanova A., Tereikovskaya L. Determination of input parameters of the neural network model, intended for phoneme recognition of a voice signal in the systems of distance learning. International Journal of Electronics and Telecommunications. Vol 64, No 4 (2018), 425-432. doi: 10.24425/123541.
- [19] Tereikovska L., Tereikovskiy I., Ayt Khozhaeva E., Tynymbayev S., Imanbayev A. Encoding of neural network model exit signal, that is devoted for distinction of graphical images in biometric authenticate systems (2017). // News of the national academy of sciences of the republic of kazakhstan series of geology and technical sciences. Volume 6, Number 426 (2017), pp. 217 – 224.
- [20] Akhmetov, B., Tereikovskiy, I., Tereikovska, L., Adranova, A. Neural Network User Authentication by Geometry of the Auricle // Recent Developments in Data Science and Intelligent Analysis of Information Proceedings of the XVIII International Conference on Data Science and Intelligent Analysis of Information, June 4–7, 2018, Kyiv, Ukraine, pp.11-19. doi: 10.1007/978-3-319-97885-7_2.
- [21] Tereikovskiy I, Chernyshev D., Tereikovska L.A., Mussiraliyeva S, Akhmed G. The Procedure for the Determination of Structural Parameters of a Convolutional Neural Network to Fingerprint Recognition. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, No 8, Volume 97, 2019, pp. 2381-2392.
- [22] Oksiuk O., Tereikovska L. and Tereikovskiy I. Determination of Expected Output Signals of the Neural Network Model Intended for Image Recognition. 4th International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T) 2017, pp. 596-599. doi: 10.1109/INFOCOMMST.2017.8246471.
- [23] Tereikovskiy, I., Mussiraliyeva, S., Kosyuk, Y., Bolatbek, M., Tereikovska, L. An experimental investigation of infrasound influence hard drives of a computer system // International Journal of Civil Engineering and Technology. 2018. Volume 9, Issue 6, June 2018, pp. 1558–1566.
- [24] Dychka I., Chernyshev D., Tereikovskiy I., Tereikovska L., Pogorelov V. (2020) Malware Detection Using Artificial Neural Networks. Advances in Computer Science for Engineering and Education II. ICCSEEA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 938. Springer, pp. 3-12. doi:10.1007/978-3-030-16621-2_1.

