

Терейковская Л.А.

Киевский национальный университет строительства и архитектуры

Терейковский И.А.

Национальный технический университет Украины

«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ АНАЛИЗА БИОМЕТРИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ

Стаття присвячена вирішенню завдання застосування згорткових нейронних мереж у засобах аналізу біометричних параметрів людини для аутентифікації та розпізнавання емоційного стану. Визначено, що незадовільна ефективність таких засобів пов'язана з недостатньою адаптацією конструктивних параметрів згорткової нейронної мережі до умов застосування. Запропоновано виправити вказаний недолік за рахунок удосконалення методологічної бази і розробки методу застосування згорткової нейронної мережі для аутентифікації і розпізнавання емоційного стану людини на основі аналізу геометричних показників біометричних параметрів. У результаті проведених досліджень розроблена модель формування вхідного поля згорткової нейронної мережі на підставі геометричних показників зображень, асоційованих з біометричними параметрами. Модель передбачає можливість кодування вхідних параметрів нейронної мережі з використанням математичного апарату вейвлет-перетворень. Також сформовано ряд принципів адаптації конструктивних параметрів згорткової нейронної мережі до поставленого завдання розпізнавання. Розроблена модель вхідного поля і сформовані принципи адаптації послужили методологічною базою для побудови методу застосування згорткової нейронної мережі для розпізнавання біометричних параметрів. Для верифікації запропонованих рішень проведені експерименти, спрямовані на розпізнавання особи користувачів на підставі нейромережевого аналізу зображень райдужної оболонки очей з бази даних CASIA-Iris-Interval. У результаті проведених комп'ютерних експериментів показано, що використання запропонованого методу дозволило побудувати згорткову нейронну мережу, точність розпізнавання якої рівна близько 0,95, що відповідає показникам найбільш сучасних систем подібного призначення. Це підтверджує ефективність запропонованого методу застосування згорткової нейронної мережі. Показана доцільність подальших досліджень у напрямі підвищення ефективності нейромережевого аналізу геометричних показників біометричних параметрів у разі впливу перешкод, пов'язаних з поворотом і освітленням зображень, асоційованих з біометричними параметрами.

Ключові слова: біометричний параметр, аутентифікація, розпізнавання емоцій, згорткова нейронна мережа, метод розпізнавання.

Постановка проблеми. Практический опыт и данные многочисленных публикаций свидетельствуют о том, что модернизация современных компьютерных систем в значительной степени коррелируется с решением задачи разработки высоконадежных и высокоэффективных средств анализа биометрических параметров (далее – БП), которые характеризуют биологические, психофизиологические и поведенческие качества человека. Такие средства широко используются в системах защиты информации для биометрической аутентификации пользователей, а также они находят свое применение в системах мониторинга психофизиологического состояния операторов информационных систем. При этом результаты многих научно-практиче-

ских работ связывают прогресс в области средств анализа БП с внедрением в них передовых нейросетевых технологий [2; 9; 10]. Поскольку в последние 5–10 лет развитие этих технологий связано с компьютерным зрением, то в первую очередь они используются для анализа БП, которые соотносятся с цветными изображениями и характеризуются с помощью геометрических показателей. С позиций стабильности и уникальности БП, а также с учетом необходимости регистрации первичной информации с помощью доступных аппаратных средств, вызывает интерес применение нейросетевых технологий для анализа геометрических показателей изображения лица, отпечатков пальцев, радужной оболочки глаза и изображения ушной раковины.

Анализ последних исследований и публикаций. Как показывают результаты [3; 5; 7], процесс нейросетевого анализа геометрических показателей БП можно условно разделить на этапы предобработки и собственно распознавания. Технология предобработки заключается в последовательном выполнении следующих шагов: анализ качества изображения, выделение внутренней и внешней границ, геометрическое преобразование выделенной области изображения для нормализации изображения. При заранее сформированной номенклатуре анализируемых показателей процесс распознавания заключается в определении значений этих показателей, формировании тестового образа и нейросетевом сравнении этого образа с одним или несколькими эталонами.

В научных работах [1; 4; 6] указано, что некорректность результатов нейросетевого анализа может быть вызвана разными условиями освещения, поворотом регистрируемых изображений, использованием различных средств видеорегистрации, помехами, характерными для определенного вида БП. Известные подходы для преодоления указанных трудностей связаны как с повышением эффективности средств видеорегистрации, так и с повышением эффективности нейросетевых средств анализа зарегистрированных параметров.

При этом данные [1; 2; 8] свидетельствуют о том, что повышение эффективности достигается за счет использования в средствах анализа сверточных нейронных сетей (далее – СНС). Так, разработан ряд СНС [8; 11], предназначенных для распознавания личности и эмоций пользователя, на основе анализа геометрии его лица при воздействии помех, характерных для информационных систем общего назначения. Показано, что использование СНС позволяет на 10–20% повысить точность распознавания и на 30–50% уменьшить вычислительную ресурсоемкость программно-аппаратной реализации. Схожие результаты получены в исследованиях [8; 12], посвященных применению нейросетевых технологий для распознавания личности пользователя на основании отпечатков пальцев, радужной оболочки глаза и геометрии ушной раковины. Также анализ упомянутых работ свидетельствует о том, что в доступной литературе отсутствует универсальный метод построения СНС, позволяющий реализовать адаптацию ее конструктивных параметров к распознаванию личности и эмоционального состояния пользователя на основе анализа геометрических показателей таких БП, как изо-

бражение лица, отпечатки пальцев, радужная оболочка глаза, изображение ушной раковины.

Постановка задачи. Основной целью публикации является совершенствование методологической базы и разработка метода применения сверточной нейронной сети для аутентификации и распознавания эмоционального состояния личности на основе анализа геометрических показателей биометрических параметров.

Изложение основного материала исследования. В соответствии с общеизвестной методологией разработки нейросетевых средств первый этап метода применения СНС соотносится с определением множества параметров, используемых для формирования входного поля сети. Поскольку анализируемые БП представляют собой изображение, цвет пикселей которого представлен в формате RGBA, то модель преобразования геометрических показателей во входные параметры СНС можно представить в виде:

$$q_x, q_y, q_R, q_G, q_B, q_A \rightarrow L, \quad (1)$$

$$L = \begin{pmatrix} I_{1,1} & \dots & I_{1,N} \\ \dots & \dots & \dots \\ I_{N,1} & \dots & I_{N,N} \end{pmatrix}, \quad (2)$$

где q_x, q_y – множество показателей, характеризующих координаты пикселей изображения, q_R, q_G, q_B, q_A – множество показателей, характеризующих каналы цвета каждого из пикселей, L – множество входных параметров СНС, N – размер входного поля СНС.

Второй этап метода связан с кодированием геометрических показателей для преобразования их к виду, пригодному для подачи в СНС. Отметим, что L представляет собой матрицу, каждый элемент которой соотносится с четырьмя коэффициентами, которые и являются входными параметрами СНС:

$$I_{x,y} = \{k_R, k_G, k_B, k_A\}. \quad (3)$$

Поскольку формат RGBA предполагает представление красного, зеленого и синего цвета числами от 0 до 255, а альфа-канала – от 0 до 1, то в первоначальном варианте кодирование входных параметров СНС возможно реализовать с помощью выражений вида:

$$k_z = q_z / 255, z \in \{R, G, B\}, \quad (4)$$

$$k_A = q_A \quad (5)$$

В дальнейшем для кодирования входных параметров возможно использовать аппарат вейвлет-преобразований:

$$W_{i,j} = a_i^{-\frac{1}{2}} \sum_{k=1}^p f(x_k) \psi\left(\frac{x_k - b_j}{a_i}\right), \quad (6)$$

где ψ – порождающий вейвлет, p – количество точек изображения, x_k – номер точки изображения, $f(x_k)$ – нормализованное значение интенсивности цвета, рассчитанное с помощью (4,5), a , b – масштаб и сдвиг вейвлета.

Отметим, что вейвлет-преобразование необходимо применить для всех каналов модели RGBA. В результате входное поле СНС будет ассоциировано с изображением вейвлет-спектрограммы. Третий этап метода связан с определением выходного поля СНС. Используя в качестве прототипа метод кодирования выходного сигнала СНС [12], предлагается выходные нейроны соотносить с заранее определенными классами. При распознавании эмоций этими классами являются номера базовых эмоций, а при аутентификации – номера личностей в базе данных учебных примеров. Следующие этапы метода соотносятся с адаптацией конструктивных параметров СНС к условиям распознавания. К основным конструктивным параметрам СНС относятся количество входных нейронов (L_{in}), количество выходных нейронов (L_{out}), количество полносвязных слоев (H), количество нейронов в полносвязных слоях (L_h), количество сверточных слоев (K_{con}), количество карт признаков в каждом сверточном слое (C_{con}), количество слоев субдискретизации (K_{sub}), масштабный коэффициент для каждого слоя субдискретизации (m_s), размер ядер свертки (b_{con}), смещение рецептивного поля (d) [4, 5]. Взаимосвязь между параметрами возможно определить так:

$$L_{in} = a(0) \times a(0), \quad (7)$$

$$s(l) = \frac{a(k)}{m_s(l)}, \quad (8)$$

$$a(k) = \frac{(a(k-1) - b(k) + r(k))}{d(k)} + 1, \quad (9)$$

$$2(C_{con}(K_{con}) + L_{out}) \leq L_h \leq P, \quad (10)$$

где $a(0)$ – размер входного поля, $s(l)$ – размер l -го слоя субдискретизации, $a(k)$, $r(k)$ – размер карты признаков и количество дополняющих нулей для k -го сверточного слоя, P – количество учебных примеров.

Предполагается, что адаптировать конструктивные параметры возможно по аналогии с тем, как эксперт проводит распознавание изображений, ассоциированных с БП. Интегрировав указанный подход с концепцией функционирования СНС, мы сформулировали принципы адаптации параметров СНС к поставленной задаче распознавания:

1. Количество слоев свертки должно быть равным количеству уровней распознавания экспертом изображения, ассоциированного с БП.

2. Количество карт признаков в i -ом слое свертки равно количеству признаков на i -ом уровне распознавания.

3. Размер ядра свертки для i -го слоя свертки должен быть равным размеру распознаваемых признаков на соответствующем уровне распознавания.

4. В результате реализаций всех процедур свертки и субдискретизации исходное двумерное изображение должно быть преобразовано в вектор, соответствующий первому полносвязному слою СНС.

Базируясь на предложенных элементах методологической базы, нами разработан метод применения СНС для распознавания биометрических параметров, укрупненная схема которого показана на рис. 1.

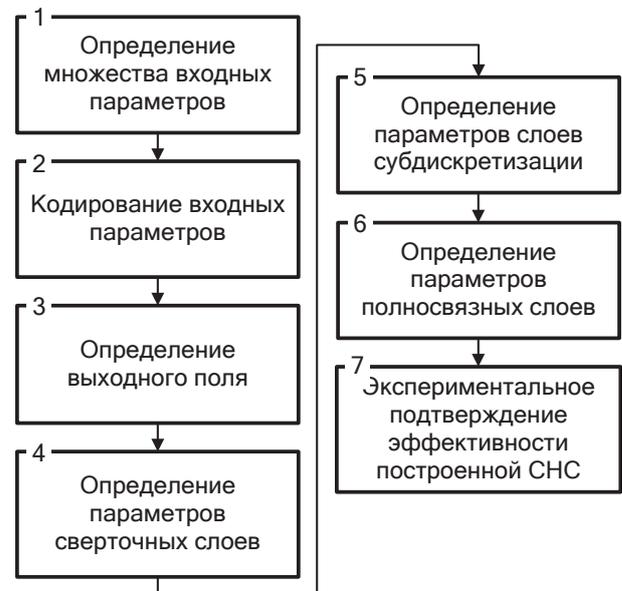


Рис. 1. Укрупненная схема метода применения СНС

Отметим, что реализация первых двух этапов метода базируется на разработанной модели преобразования геометрических показателей во входные параметры СНС, реализация четвертого и пятого этапов базируется на предложенных принципах адаптации конструктивных параметров.

Для верификации предложенных решений проведены эксперименты по распознаванию личности 100 пользователей на основании нейросетевого анализа радужной оболочки глаза. В качестве источника данных использовано 1000 изображений радужной оболочки глаз из базы данных CASIA-Iris-Interval, доступной по ссылке <http://biometrics.idealtest.org/>. Примеры использо-

ванних зображень з разрешенням 320x280 пікселів показані на рис. 2.

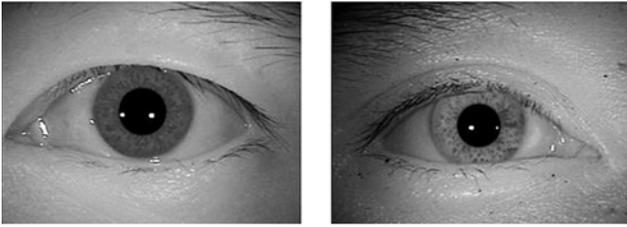


Рис. 2. Пример изображений глаз из базы данных CASIA-Iris-Interval 4.0

Проведенний аналіз дозволяє утверждати, що зображення радужної оболонки вписується в квадрат розміром 280x280 пікселів. Піксели даного зображення прийнято використовувати в якості входних параметрів СНС. По тому розмір входного поля СНС $a(0)=280$. Кодування входних параметрів реалізовано з допомогою виражень (4, 5). Підставив значення $a(0)$ в (7), отримали $L_{in}=78\ 400$. Після цього в відповідності з принципом 1 путем експертного оцінювання визначено, що кількість рівнів розпізнавання радужної оболонки рівно 4, що відповідає кількості шарів свертки $K_{con}=4$. Також в відповідності з принципами 2 і 3 визначено, що на першому рівні розпізнавання цілесобразно детектувати 5 елементарних ознак розміром 5x5. Таким образом, $C_{con}(1)=5, b_{con}(1)=5, d=1$.

Прийнята передумова про відповідності карт ознак другого сверточного шару з 5-ю елементарними типами характерних ознак радужної оболонки, по-різному орієнтованих в просторі. Ураховуючи стійкість СНС до розпізнаванню зображень з кутом повороту $\pm 15^\circ$, прийнято $C_{con}(2)=360/15 \times 5=120$. Кількість карт ознак третього і четвертого сверточного шару визначено виходячи з передумови про необхідності розпізнавання чотирьох по-різному орієнтованих комбінованих ознак радужної оболонки. З урахуванням стійкості до повороту на $\pm 15^\circ$ $C_{con}(3)=C_{con}(4)=360/15 \times 4=96$. Для всіх шарів

субдискретизації вибран масштабний коефіцієнт $m_s=4$. Решта конструктивні параметри СНС розраховані з допомогою виражень (8–10).

Побудована СНС реалізована програмно з використанням мови програмування Python і бібліотеки TensorFlow. В експериментах розраховувалась точність розпізнавання для тестових прикладів при 300 епохах навчання. Достигнута точність розпізнавання, рівна приблизно 0,95, що відповідає показателям найбільш сучасних систем подібного призначення [9; 12; 16; 18; 21] і свідчить про ефективність розробленого методу. Разом з тим недоліком методу є відсутність спеціалізованих процедур адаптації конструктивних параметрів СНС до шумів, які викликані поворотом і освітленням зображень, асоційованих з біометричними параметрами, що і визначає шляхи удосконалення даного методу.

Висновки. Розроблено метод застосування сверточної нейронної мережі для аутентифікації і розпізнавання емоційного стану особи на основі аналізу геометричних показників біометричних параметрів. В порівнянні з відомими рішеннями розробка передбачає використання в методі запропонованої моделі перетворення геометричних показників в входні параметри сверточної нейронної мережі, а також запропонованих принципів адаптації, які дозволяють визначити основні параметри шарів свертки і субдискретизації. Експериментальним шляхом доведено, що використання запропонованого методу дозволило розробити нейронну мережу, точність якої на рівні 0,95, що відповідає найкращим сучасним рішенням аналогічного призначення. Показано цілесобразність подальших досліджень в напрямку підвищення ефективності нейронної мережі аналізу біометричних параметрів при впливі шумів, пов'язаних з поворотом і освітленням зображень, асоційованих з біометричними параметрами.

Список литературы:

1. Бобе А.С., Коньшев Д.В., Воротников С.А. Система распознавания базовых эмоций на основе анализа двигательных единиц лица. *Инженерный журнал: наука и инновации*. 2016. Вып. 9. С. 1–16.
2. Михайленко В.М., Терейковская Л.А. Обзор средств распознавания эмоционального состояния человека по геометрии лица. *Управління розвитком складних систем*. 2019. № 37. С. 178–184.
3. Терейковська Л.О. Нейромережева модель розпізнавання емоційного стану операторів автоматизованих робочих місць за клавіатурним почерком. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І.Вернадського. Серія «Технічні науки»*. 2019. Т. 30 (69). Ч. 1. № 4. С. 129–133.
4. Терейковська Л.О., Терейковський О.І. 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.

5. Нейросетевое распознавание рукописных символов в системе биометрической аутентификации / И.А. Терейковский и др. *Інформаційні технології в економіці та природокористуванні*. 2017. № 2. С. 29–44.
6. Determination of input parameters of the neural network model, intended for phoneme recognition of a voice signal in the systems of distance learning / B. Akhmetov et al. *International Journal of Electronics and Telecommunications*. 2018. Vol. 64. P. 425–432.
7. Anderson K., McOwan P. A realtime automated system for the recognition of human facial expressions. *Systems, man, and cybernetics. IEEE Transactions*. 2006. Vol. 36. P. 96–105.
8. Sabour S., Frosst N., Hinton G. Dynamic Routing Between Capsules. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. P. 3857–3867.
9. An experimental investigation of infrasound influence hard drives of a computer system / I. Tereikovskiy et al. *International Journal of Civil Engineering and Technology*. 2018. June. Vol. 9. Issue 6. P. 1558–1566.
10. Tereikovskaya L., Petrov O., Aleksander M. Prospects of neural networks in business models. *TransComp. Zakopanem. Poland*, 2015. P. 1539–1545.
11. Recognition of emotions by facial Geometry using a capsule neural network / L. Tereikovska et al. *International Journal of Civil Engineering and Technology (IJCIET)*. 2019. April. Vol. 10. Issue 04. P. 270–279.
12. Encoding of neural network model exit signal, that is devoted for distinction of graphical images in biometric authenticate systems / L. Tereikovska et al. *News of the national academy of sciences of the republic of Kazakhstan series of geology and technical sciences*. 2017. Vol. 6. №. 426. P. 217–224.

Tereikovska L.A., Tereikovskiy I.A. APPLICATION OF CONVENTIONAL NEURAL NETWORK FOR ANALYSIS OF BIOMETRIC PARAMETERS

The article is devoted to solving the problem of using hypotonic neural networks in the means of analyzing human biometric parameters for authentication and recognition of an emotional state. It has been determined that the unsatisfactory efficiency of such tools is associated with insufficient adaptation of the design parameters of the convolutional neural network to the conditions of use. It is proposed to correct this shortcoming by improving the methodological base and developing a method for using a convolutional neural network for authentication and recognition of a person's emotional state based on the analysis of geometric indicators of biometric parameters. As a result of the research carried out, a model for the formation of the input field of the hypotonic neural network was developed based on the geometric parameters of the images associated with the biometric parameters. The model provides for the possibility of coding the input parameters of the neural network using the mathematical apparatus of wavelet transforms. Also, a number of principles for adapting the constructive parameters of a convolutional neural network to the assigned recognition problem have been formed. The developed model of the input field and the principles of adaptation were formed, served as a methodological basis for building a method for using a convolutional neural network for recognizing biometric parameters. To verify the proposed solutions, experiments were carried out aimed at recognizing users' faces based on neural network analysis of iris images from the CASIA-Iris-Interval database. As a result of the computer experiments, it was shown that the use of the proposed method made it possible to construct a hypertrophic neural network, the recognition accuracy of which is about 0.95, which corresponds to the indicators of the most modern systems of this purpose. This confirms the effectiveness of the proposed method for applying a convolutional neural network. The expediency of further research in the direction of increasing the efficiency of neural network analysis of geometric indicators of biometric parameters under the influence of interference associated with the rotation and illumination of images associated with biometric parameters is shown.

Key words: biometric parameter, authentication, emotion recognition, convolutional neural network, recognition method.