

## RECOGNITION OF FINGERPRINTS BY DISCRETE COSINE TRANSFORM AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE

**Ivelina Stefanova Balabanova, Kristina Maksimova Sidorova**

*Technical University of Gabrovo,  
Department of Communications Equipment and Technologies,  
Gabrovo, Bulgaria,  
kristina.sidorova@mail.bg*

### Abstract

*The paper proposes an approach for identification of natural persons by means of fingerprints based on Discrete Cosine Transform and Backpropagation Neural Networks at Levenberg-Marquardt training procedures in access control systems. The applied transformation compresses the registered fingerprints. The compressed image types were used as input variables to neural networks image recognition. Neural training procedures using hyperbolic tangent and softmax transfer functions in hidden and output network layers were performed. A selection of backpropagation network structures for the recognition of fingerprint biometric data by evaluating the Cross-Entropy and Accuracy performance indices was made. An analysis of the quality of classification regarding the test fingerprint images with positive indications found in relation to the applied approach was conducted.*

**Keywords:** fingerprint identification, discrete cosine transform, backpropagation neural networks, Levenberg-Marquardt algorithm, transfer function.

### ВЪВЕДЕНИЕ

Анализът на биометрични пръстови данни е един от съществените аспекти в съвременните системи за контрол на достъпа. Възможно е да бъде комбиниран с инструменти за лицево разпознаване или гласова идентификация в цялостна концептуална система за управление на сигурността в административни, бизнес и индустриални центрове, учреждения и т.н.

Според някои проучвания идентификацията на пръстови отпечатаци се разделя на три нива – диагностика на целия отпечатък по отношение на ляв/десен контур, спираловидна извивка, набраздяване и др., детайлно изследване на целеви сегменти или участъци от отпечатъка и микроскопски анализ като анализ на пори, гънки, израствания и др. Обикновено на второ ниво се извличат базисни комплексни и индивидуални характеристики (termination, bifurcation, enclosure, overlap, bridge, dock, spike и др.), които се използват в ролята на информативни признаци с цел разпознаване [1-3].

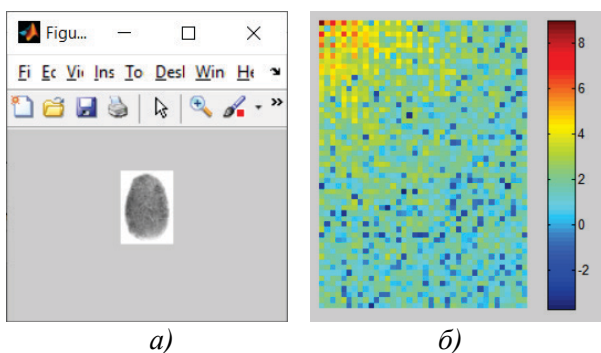
Често използвани в сферата на пръстовата биометрия се прилагат конволюционните изкуствени мрежи (Convolutional Neural Networks - CNNs), където се използват разнообразни филтри за подобряване на изображенията на обработвани отпечатаци като Prewitt, Laplacian of Gaussian, Finger Code и т.н. [4-6]. Освен за идентификация CNN служат като инструменти за извличане на характеристики към други подходи за разпознаване като  $k$  – най-близки съседи, логистична регресия, Naïve Bayes [7].

Докладът представя комбиниран подход за предварително компресиране чрез Дискретна косинусова трансформация и разпознаване на пръстови отпечатаци използвайки изкуствени невронни мрежи с право разпространение на сигналите и обратно разпространение на грешката.

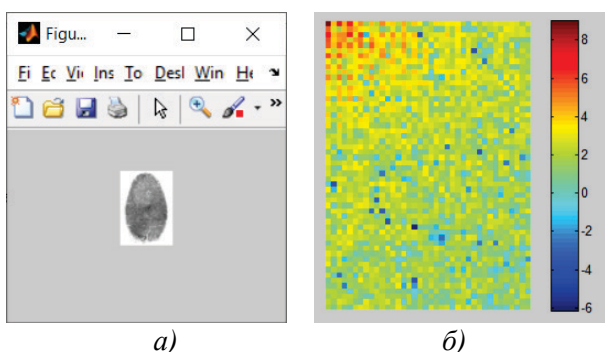
### ИЗЛОЖЕНИЕ

Във връзка с демонстриране на възможностите на изкуствения интелект като техническо средство за биометрична пръстова

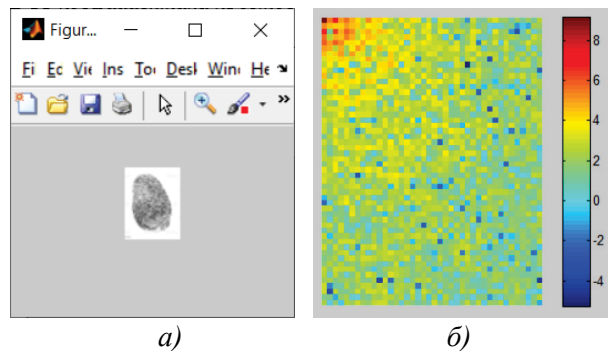
диагностика е разгледана задачата за идентификация на три реални физически лица при снети изображения на техни отпечатьци. По отношение на тестовите пръстови отпечатьци бяха проведени процедури по редуциране на техните размери и RGB към Grayscale преобразуване - 3D към 2D трансформация. Впоследствие беше приложено Дискретно косинусово преобразуване (Discrete Cosine Transform - DCT), служещо за премахване на зони от изображението, където са налице резки промени на яркостта на пикселите. След DCT процеса се получава компресирано изображение, което може да бъде визуализирано използвайки логаритмично мащабиране. Снетите пръстови отпечатьци и резултата от приложението DCT обработката са представени от фиг. 1 до фиг. 3.



**Фиг. 1.** Пръстов отпечатък *a)* и диаграма на компресираното с DCT изображение *б)* на първо персонализирано лице



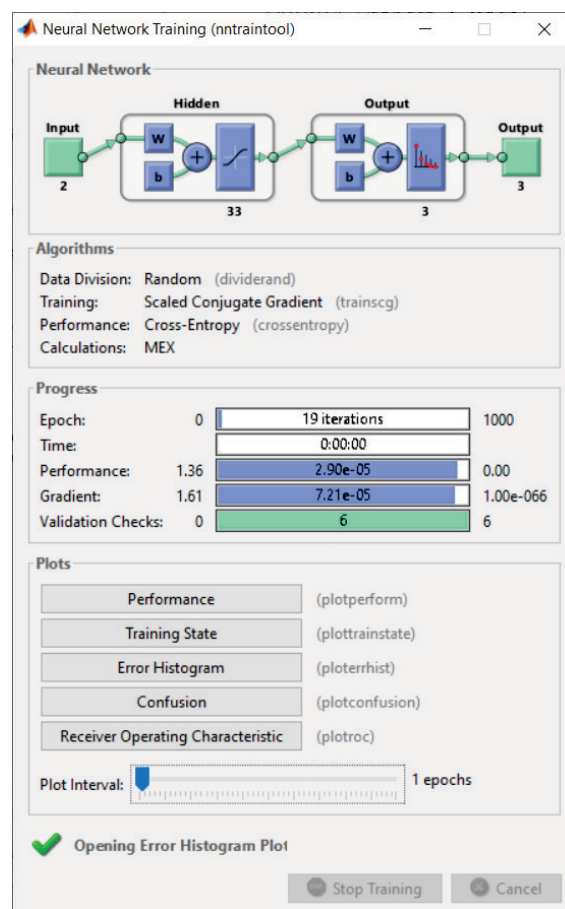
**Фиг. 2.** Пръстов отпечатък *a)* и диаграма на компресираното с DCT изображение *б)* на второ физическо лице



**Фиг. 3.** Пръстов отпечатък *a)* и диаграма на компресираното с DCT изображение *б)* на трето лице

По отношение на обучението на изкуствени невронни мрежи за биометрична пръстова идентификация на физически лица се прилагат два базисни информативни признака, съответно:

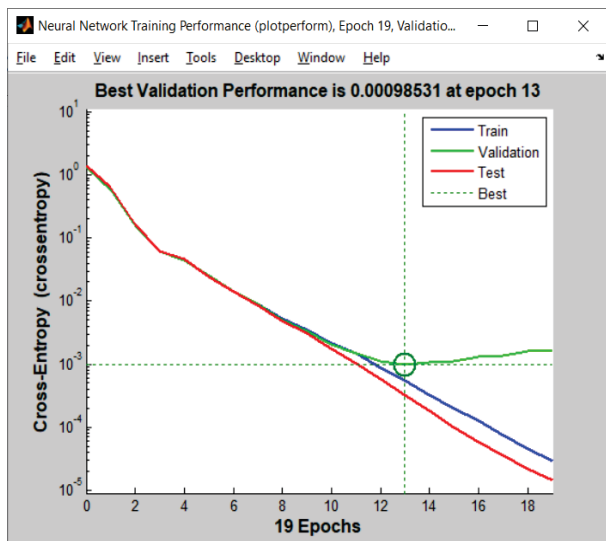
- "персонален идентификационен номер";
- "DCT компресирано изображение, конвертирано от двумерен към едномерен формат".



**Фиг. 4.** Ход на обучение за ИНМ за персонална идентификация при анализ пръстови отпечатьци

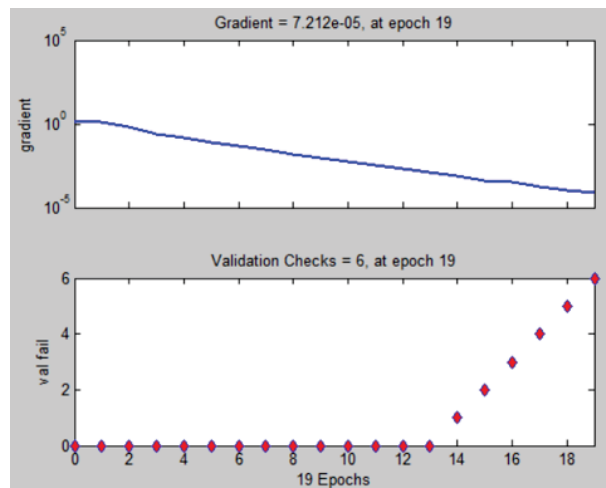
Експериментирано е с трислойни архитектури на изкуствени невронни мрежи с право разпространение на сигналите и обратно разпространение на грешката. Проведени са тестове на невронни модели с използване на най-бързия обучаващ алгоритъм, този на Levenberg-Marquard, в среда за визуално програмиране MATLAB. Процесът на подбор на архитектура за разпознаване на персонализирани пръстови отпечатъци и идентификация на физически лица е направен спрямо анализ на критерия Cross-Entropy и точността на разпознаване. Целевите обекти са изкуствени невронни мрежи с тангенс-сигмоидална и softmax функции на активация в междинния (скрития) и изходния слой.

На фиг. 4 е представен хода от обучение на синтезирания невронен модел при 33 скрити невронни изчислителни единици с най-добри индикации за качество, респективно ниска ентропия и максимална класификационна точност при анализ на биометрични данни.

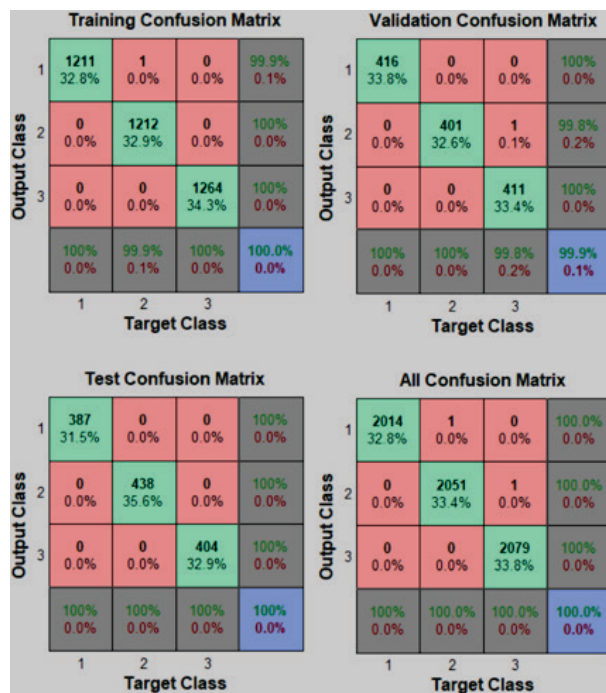


Фиг. 5. Cross-Entropy при обучение, валидиране и тестване на ИНМ при анализ на пръстови отпечатъци

По отношение на селектираната архитектура са приложени допълнителни дейности по анализ и представяне на функционалността във връзка с изменението на ентропията при обучение, валидиране и тестване, както и вариациите на градиента и параметъра  $\mu$ , участващ при калкулация на стъпката за минимизация на Cross-Entropy след всяка изпълнена итерация – фиг. 5 и фиг. 6.



Фиг. 6. Състояние на обучение при синтез на ИНМ за персонална идентификация при анализ на пръстови отпечатъци

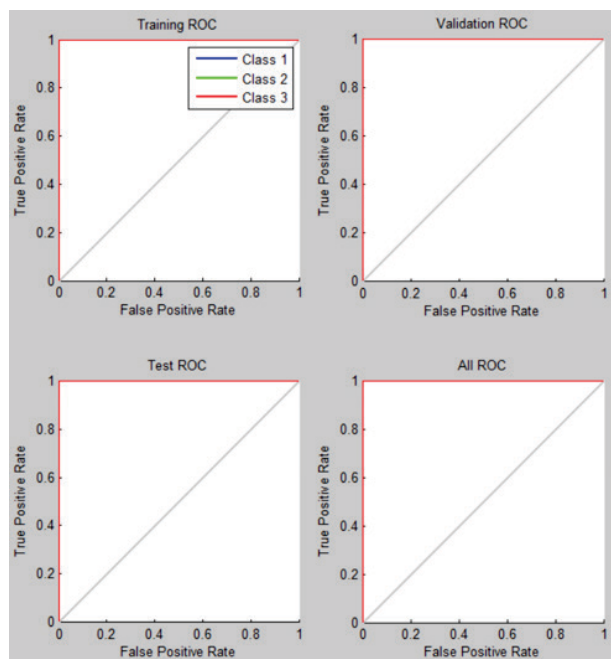


Фиг. 7. Матрици на коректните и некоректните класификации при синтез на ИНМ за персонална идентификация при анализ на пръстови отпечатъци

Установено е, че обучаващите процедури протичат в рамките на 19 цикъла като най-добра мрежова валидираща производителност 0.00098531 е достигната при 13<sup>-та</sup> итерация. Наблюдавано е почти идентично поведение на мрежата при обучаващия и валидиращия процес като не са констатиранни индикации за преобучение на модела. Констатирано е плавно намаляване на гра-

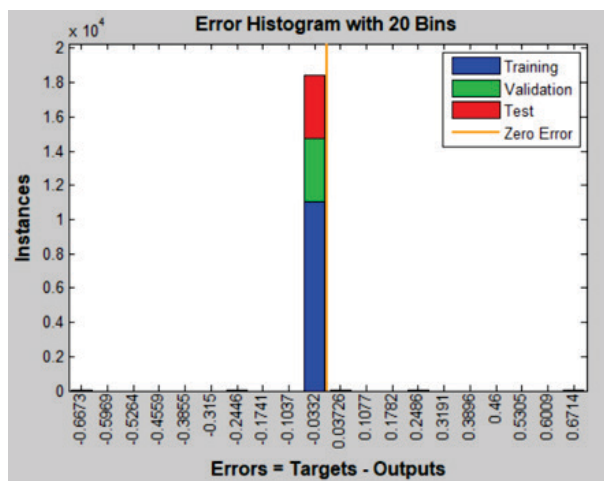
диента и завършени 6 валидиращи проверки по отношение на момента на последната итерация.

Относно анализа на качеството на класификация са построени матрици на коректните и некоректните класификации и ROC (Receiver Operating Characteristics) криви на фиг. 7 и фиг. 8. Матриците показват разпределението на информационни биометрични еталони с правилно и неправилно определена принадлежност към дефинираните класове.

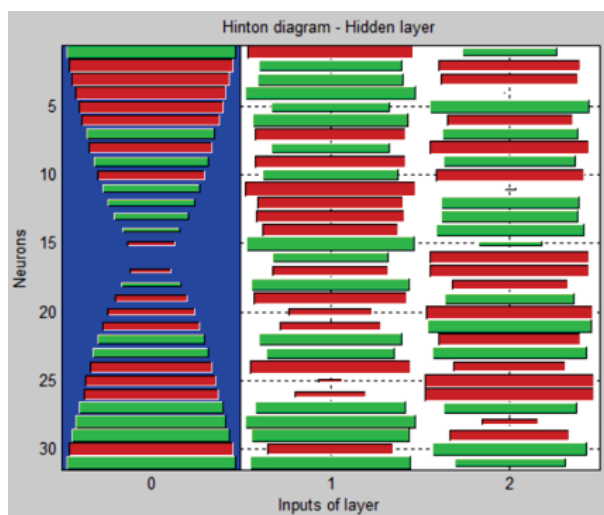


**Фиг. 8.** ROC криви във връзка с ИНМ за персонална идентификация при анализ на пръстови отпечатъци

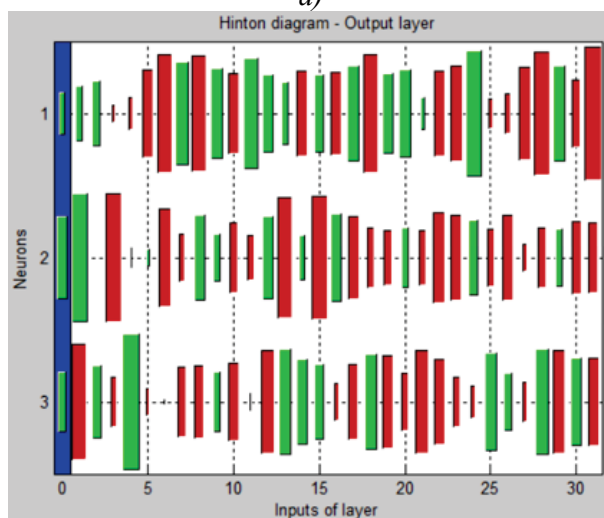
Получени са изходни точности 100.0 %, 99.9 % и 100.0 % за основните мрежови процеси, както и крайна максимална точност на разпознаване на анализирани пръстови отпечатъци. Постигнато е напълно коректно качество на класификация, потвърждаващо се от установените директни направления на ROC характеристиките от обучение, валидация и тестване от долен към горен ляв ъгъл, последван от горен десен ъгъл.



**Фиг. 9.** Хистограма на грешките във връзка с ИНМ за персонална идентификация при анализ на пръстови отпечатъци



а)



б)

**Фиг. 10.** Графично представяне на тегловните матрици и матриците на отместванията за а) междинния (скрития) слой и б) изходния слой на ИНМ за персонална идентификация при анализ на пръстови отпечатъци

Представени са заеманите нива на мрежовите грешки за трите основни процеса на генерираната хистограма на фиг. 9. Наблюдавана е непосредствена близост на грешките за значителна част от приложена биометрична информационна извадка, попадащи на ниво  $-0.0.332$ .

Направена е графична визуална интерпретация на тегловните коефициенти и отместванията във връзка със скрития и изходния мрежови слой чрез така наречените диаграми на Hinton на фиг. 10. Тук всеки коефициент се изобразява във вид на геометрична фигура с определен цвят и размер, зависещ от неговата количествена стойност. Посредством червени и зелени правоъгълници се извършва кодиране на отрицателните и положителните тегла и отмествания.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложеният подход за идентификация на пръстови биометрични данни илюстрира добра приложимост на избрания невронен апарат с обратно разпространение на грешката. Във връзка с изследванията на следващ етап ще бъдат въведени допълнителни технически подходи за обработка и извличане на информативни признаци като Дискретната уейвлет трансформация и Бързото преобразуване на Фурие. Предвидена е оценка на множество методи и алгоритми на Машинното обучение при разпознаване на пръстови отпечатьци в системни звена

на информационни инфраструктури за мониторинг на достъпа и сигурността.

## REFERENCE

- [1] Marak P. Fingerprint recognition system using artificial neural network as feature extractor: Design and performance evaluation. Tatra Mathematical Publication 2016;67:117-134.
- [2] Dhannoon B. Fingerprint recognition by using extract level 3 feature. International Journal of Advanced Computer Technology 2016;5(5):1-7.
- [3] Abhishek K, Yogi A. A minutiae count based method for fake fingerprint detection. Procedia Computer Science 2015;58:447-452.
- [4] Lazaresku A, Moldovano S, Moraru L. A fingerprint matching algorithm using the combination of edge features and convolution neural networks. MDPI Inventions 2022;7(39):1-13.
- [5] Chowdhury A, Imtiaz M. Contactless fingerprint recognition using deep learning - A systematic review. Journal of Cybersecurity and Privacy 2022;2:714-730.
- [6] Peralta D, Triguero I, Garsia S, Saeys Y, Benitez J, Herrera F. On the use of convolutional neural networks for robust classification of multiple fingerprint captures. Wiley International Journal of Intelligence Systems 2018;33:213-230.
- [7] Kumar A, Ravi V, Viriyar S, Vishvanathan S. Convolutional neural networks for fingerprint liveness detection system. In: Proceedings of the International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, vol. I, 2019, p. 243-246.