

АНАЛИЗ НА СИСТЕМИ И МЕТОДИ ЗА БИОМЕТРИЧНО РАЗПОЗНАВАНЕ ИЗПОЛЗВАЩИ ПРЪСТОВИ ОТПЕЧАТЪЦИ

Кристина Сидорова

Технически университет- Габрово, ул. Хаджи Димитър 4, Габрово, България

**кореспондиращ автор: k.sidorova@tugab.bg*

ANALYSIS OF SYSTEMS AND METHODS FOR BIOMETRIC RECOGNITION USING FINGERPRINTS

Kristina Sidorova

Technical University of Gabrovo, 4 Hadzhi Dimitar Str. Gabrovo, Bulgaria

**Corresponding author: k.sidorova@tugab.bg*

Abstract

This report examines modern systems and approaches for automatic authentication and recognition of individuals using fingerprints as a biometric identifier. A technical analysis of classical methods based on image processing (FFT, Minutiae-based approach) has been performed, as well as modern approaches using artificial intelligence – neural networks, CNN (Convolutional Neural Networks) and ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). A comparative analysis is presented in terms of indicators such as accuracy, robustness, speed and complexity.

Keywords: systems, approaches, minutiae, FFT, ANN, CNN, ANFIS, fingerprint, biometric recognition

ВЪВЕДЕНИЕ

Биометричното разпознаване е технология, която проверява самоличността въз основа на уникални биологични характеристики[1]. Повече от век като основен метод в този процес се използват пръстовите отпечатаци. Първите такива системи са функционирали на базата на ръчно съпоставяне, което е отнемало много време и ресурси. През 1888г. сър Франсис Галтън забелязва, че пръстовите отпечатаци са богати на детайли, наричани мунииции /minutiae/, които са под формата на прекъсвания на хребета, чиято позиция не се променя с течение на времето[2]. Вече 60 години учените работят в посока създаване на автоматични системи за разпознаване. С развитието на машинното обучение, съвременните

системи преминават от класически алгоритми за анализ на изображения към интелигентни модели, способни да се самообучават и адаптират към шум, деформации и различни условия за заснемане. Този процес намалява значително времето нужно за разпознаване, свеждат вероятността за грешки до минимум, изключително устойчиви са.

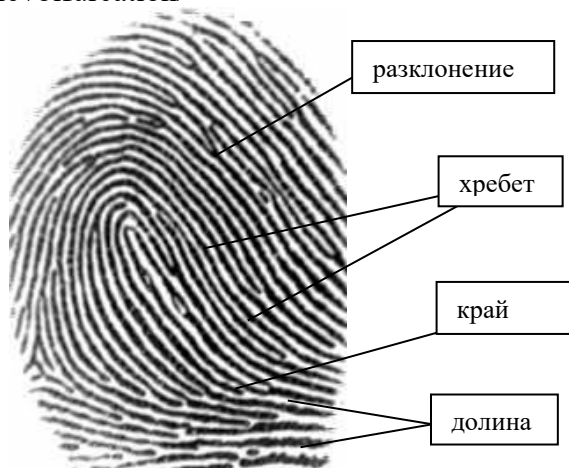
Настоящият доклад има за цел да изследва и сравни различни системи и подходи за биометрично разпознаване, използващи пръстови отпечатаци. Задълбочено са изследвани архитектурата и принцип на работа на класически методи за обработка и разпознаване – FFT и Minutiae based matching, както и методи основаващи се на невронни мрежи - ANN, CNN и ANFIS. Извършено е съпо-

ставяне и анализ на тяхната точност, предимства и недостатъци, и надеждност на алгоритмите, които използват. Целта на този анализ е да помогне за оптималния избор на метод и да предостави възможност за по – успешно прилагане на Биометричното разпознаване и удостоверяване, чрез пръстови отпечатъци.

ИЗЛОЖЕНИЕ

Формално можем да разделим методите за обработка и разпознаване на класически и интелигентни. Към първите спадат FFT и Minutiae based matching, а към вторите ANN, CNN и ANFIS.

Пръстовите отпечатъци представляват уникални биометрични характеристики, използвани от десетилетия в областта на криминалистиката, сигурността и идентификацията на личности. Чрез различни изследвания е установено, че няма двама души с еднакви пръстови отпечатъци, което е и причината през годините методите на автентификация и разпознаване на базата на този признак да са придобили много широко приложение. В основата на точното им разпознаване е идеята за извличане на характерни особености и последващото им съпоставяне с вече съхранени шаблони. Моделите се образуват от хребети /издигнати участъци/ и съдържат уникални за всеки един човек характеристики-арка /arch/, бримка/loop/, обръч /whorl/, особена точка / minutiae features/ [3]. В системите за разпознаване най – често се използват само два вида minutiae – край /termination/ и разклонение /bifurcation/



Фиг. 1.Изображение на пръстов отпечатък, получено от оптичен сензор

Процесът на разпознаване на пръстови отпечатъци се състои от четири важни модула – сензорен модул за получаване на биометрични изображения, модул за представяне на характеристики, модул за съвпадение и модул за вземане на решения, където се изчисляват оценки за проверка или идентификация на дадено лице [4].

С цел максимално точно извличане на характерни точки, класическите алгоритми за разпознаване на пръстови отпечатъци, използват последователност от операции: предварителна обработка, бинаризация, извличане на minutiae, отстраняване на фалшиви minutiae и съпоставяне.

Всяко едно изображение на пръстов отпечатък преминава през процес на обработка., с цел подобряване на качеството му. Причината за това е, че много често имат редица недостатъци, които могат да попречат на точността на разпознаване. Два от най – разпространените и използвани класически методи за обработка на изображения са FFT (Fast Fourier Transformation) и Minutiae - based Matching.

Според Ait Aoudia и съавт. (2022) Бързото преобразуване на Фурие (FFT) при обработка на пръстови отпечатъци е ефективен метод за подобряване на контраста и възстановяване на прекъснатите линии в изображението.[5] Методът се основава на преобразуване на изображението в честотната област, като се засилват доминиращите честоти, характерни за структурата на хребетите, след което чрез обратна трансформация (IFFT) се получава по – ясен и гладък образ.

Авторите предлагат адаптивен подход, при който размерът на обработваните блокове се определя динамично, според ориентацията на хребетите. Това се постига чрез разделяне на изображението на хомогенни области, в които ориентациите на линиите са сходни.

$$P(x,y)=FFT-1[FFT(I(x,y)) \cdot |FFT(I(x,y))|k] \quad (1)$$

Върху всеки блок се прилага вариант на FFT филтър, където k е емперично определен параметър. След което се извършва изглаждане, чрез използването на Гаусов филтър, контрастно подобряне и адаптивна бинаризация. Процесът завършва с изтъняване, извличане на minutiae и премахване на фалшиви minutiae.

По този начин се осигурява по – точно подобряване на локалните участъци, което води до по – реалистично възстановяване на структурата и по – точно извличане на minutiae features.

Резултатите от изследването показват, че този адаптивен FFT модел намалява броя на фалшивите minutiae и подобрява качеството на обработените отпечатъци, особено при изображения с ниска резолюция или наличие на шум.

Друг утвърден метод е Minutiae - based Matching, при който се определят координати и ъгли на ключовите точки. След изтъняване на изображението се маркират окончания и разклонения, които формират уникален шаблон.

Тези методи се отличават с добра точност, но са чувствителни към шум, завъртания и мащабни промени.

Освен класическите методи, има и такива, които са създадени на базата на невронни мрежи и изкуствен интелект.

Изкуствените невронни мрежи (Artificial Neural Network) представляват модели, вдъхновени от биологичните неврони. Входните характеристики на отпечатъка се подават на множество взимосвързани слоеве. Основната функция за активация е сигмоидална функция

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \quad (2)$$

Където:

x – входът към неврона (сумата от претеглените входни стойности)

e - основата на натуралния логаритъм

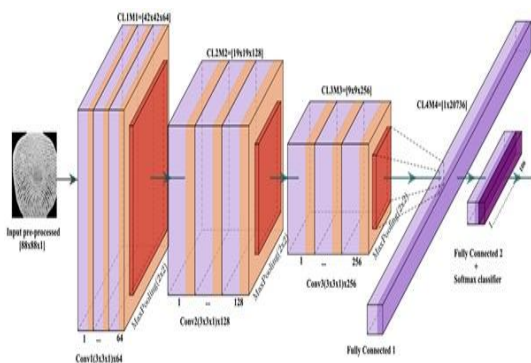
Резултатът $\sigma(x)/\text{sigma}(x)$ $\sigma(x)$ е между 0 и 1, което я прави подходяща за класификационни задачи.

ANN се използват за класификация и съпоставяне на изображения като позволяват обучение върху големи бази данни. Изображенията трябва да са предварително обработени или да се използват вектори от извлечени признаци. ANN моделите имат способността да разпознават нелинейни зависимости между характеристиките. Те постигат добра точност, но изискват значителни ресурси за обучение – голям набор от обучаващи данни и време за трениране.

Според Pavol Marak и Alexander Hambalik (2016), които изследват прилагането на изкуствени невронни мрежи (ANN) в автоматизирани системи за разпознаване, ANN показват 92% успеваемост при висококачествени изображения и 67 % при нискокачествени (FVC2002 DB3A база)[8]. В тяхната разработка ANN се използват за извличане на локални характеристики.

Предимства на ANN са по - висока точност при нискокачествените изображения спрямо класическите методи на базата на текстура, автоматично обучение на сложни зависимости между пикселите и структурите на хребетите, гъвкавост, по – малко грешки от типа false match и false non - match при оптимален праг, намаляване на времето за идентификация с 60 – 70%, благодарение на невронната класификация по Level- 1.

Конволюционните невронни мрежи (Convolution Neural Network) автоматично извличат характеристики от изображения, без нужда от предварително определяне на характеристики от изображения на пръстови отпечатъци. За разлика от класическите методи, които разглеждаме по – нагоре, CNN не изискват ръчно дефинирани признаци. Мрежата се учи сама кои текстурни и структурни особености на отпечатъка са най – важни за разпознаване. На входа на CNN се подава изображение, което преминава през няколко конволюционни слоя за откриване на шаблони, max-pooling за намаляване на размерите и напълно свързани слоеве за класификация.



Фиг. 2. Архитектура на Конволюционните невронни мрежи (CNN)) Cherrat et al., 2020, Fig. 1

Моделът, описан от Meiramkhanov и Tleubayeva (2024) използва три конволюционни слоя с ReLU активация и max-pooling, последвани плътно свързани слоеве и softmax класификатор.[2] Тази архитектура постига изключителна точност от 94% като демонстрира устойчивост дори при нискокачествени или променени отпечатъци.

Формулата за конволюция е

$$[I \cdot K][x, y] = \sum \sum I[a, b] K[x - a, a - b] \quad (3)$$

Където:

$I[a, b]$ - стойността на пикселите на ред a и колона b на входното изображение

$K[x - a, a - b]$ - филтър/ ядрото

$[I \cdot K][x, y]$ - резултатът от конволюцията

x, y - координати на текущия пиксел

a, b – индекси за сумиране

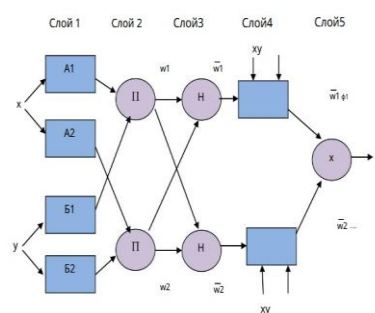
Авторите отбелязват, че на база резултатите от извършени експерименти, CNN моделът показва висока устойчивост на деформации и шум, и изключителна точност при стандартни бази данни.

ANFIS (Adaptive Neuro -Fuzzy Inteference System) е друг често използван метод за подобряване и разпознаване на изображения на пръстови отпечатъци. Методът е базиран на адаптивна невро-фаззи система. В своя научна статия S. Jeyanthi и съавт.(2016), представят възможността да се комбинират предимствата на невронните мрежи, най-вече

техните обучителни способности и логиката на размитите системи (fuzzy logic), за да се подобри точността и устойчивостта на системите за биометрична идентификация [4].

На фиг. 3 е показан моделът на ANFIS. Той се състои от 5 слоя:

1. Фазификация на входа
2. Изчисляване на правилата
3. Нормализация на теглата
4. Изчисляване на изхода на правилата
5. Комбиниране на резултатите



Фиг. 3. Архитектура на ANFIS

ANFIS моделът показва висока точност и нисък процент на грешка. Моделът е по – устойчив на шумни или частично неясни отпечатъци, в сравнение с класическите ANN методи. ANFIS е ефективна при работа с несигурни и частични отпечатъци, осигурявайки баланс между точност и интерпретируемост.

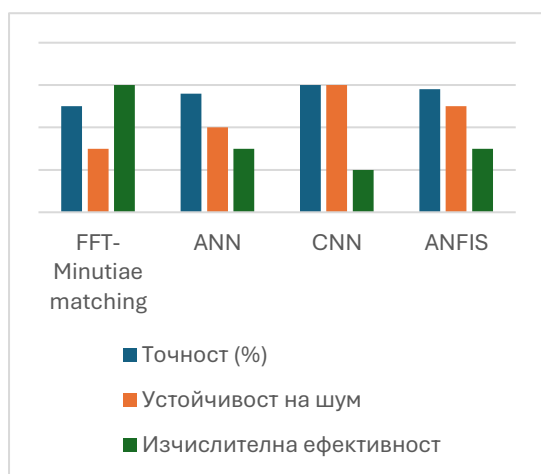
За да можем да изберем най- подходящия метод за работа, ще направим сравнителен анализ на резултатите, които показват различните модели. За целта ще използваме данните на Meiramkhanov и Tleubayeva (2024). Най – висока точност и устойчивост постигат CNN, но те са изчислително по-натоварени. ANFIS предлага компромис между точност и интерпретируемост, докато FFT и класическите методи остават подходящи за системи с ограничени ресурси или вградени устройства.

В таблица 1 са дадени основните характеристики на различните засегнати в доклада методи.

Таблица 1

Метод	Точност (%)	Сложност	Устойчивост на шум	Изчислителна ефективност
FFT-Minutiae matching	90-94	Средна	Средна	Висока
ANN	92-95	Висока	Добра	Средна
CNN	97-99	Много висока	Отлична	Ниска
ANFIS	95-97	Средна	Много добра	Средна

Фигура 4 показва графика на сравнение на четирите разглеждани модела на база точност, устойчивост на шум и изчислителна ефективност.



Фиг.4 Сравнителна графика по показатели точност, устойчивост на шум и изчислителна ефективност

От графиката се вижда, че CNN имат най – добра устойчивост, следвани от ANFIS, докато класическите методи губят устойчивост при по – лоши условия. CNN и ANFIS са с много висока устойчивост на шум, за разлика от ANN и FFT, които не са устойчиви на шум.

Най-висока точност предлагат CNN моделите, но те изискват значителни изчислителни ресурси. ANN моделите са

по – лесни за реализация, но по – чувствителни към качеството на входното изображение. ANFIS демонстрира висока устойчивост и добри резултати при работа с неопределени данни, докато FFT е най-ефективен от гледна точка на изчисленията и често се използва като предварителна стъпка за филтриране и подобряване на изображенията преди обучение на невронни мрежи.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Анализът показва, че развитието на системите за разпознаване на пръстови отпечатъци преминава от традиционни алгоритми към интелигентни, самообучаващи се модели. CNN и ANFIS представляват ново поколение технологии, които комбинират висока точност с адаптивност и способност за работа в реални условия. Бъдещите изследвания ще се фокусират върху хибридни архитектури, обединяващи класическа обработка на изображения и дълбоко обучение, с цел създаване на по-бързи, надеждни и сигурни биометрични системи.

Благодарности: Докладът е финансиран по проект „Изследване на преносната среда и моделиране на бизнес процеси на проекти с Машинно обучение в комуникациите“

ЛИТЕРАТУРА

- [1] W .Yang, S Wang, J.Hu, G Zheng, and C.Valli, “Secyurity and accuracy of finger-print based biometrics:A review”, Symmetry, vol.11, no.2, p.141,2019
- [2] Temirlan Meiramkhanov, Arailym Tleubayeva,”Enhancing Fingerprint Recognition Systems: Comparative Analysis of Biometric Authentication Algorithms and Techniques for Improved Accuracy and Reliability; arXIV:2412.14404V1 [CS.cv] 2024
- [3] Borislav Toskov, Asya Toskov, Neural networks for personalization through biometric data; University of Plovdiv “Paisii Hilendarski”
- [4] S. Jeyanthi1 • N. Uma Maheswari 1 • R. Venkatesh An Efficient Automatic Overlapped Fingerprint Identification

- and Recognition Using ANF; Int. J. Fuzzy Syst. (2016) 18(3):478–491
DOI 10.1007/s40815-015-0053-0
- [5] Aif Aoudia,A., Michelucci,D. and Zafone,Y. (2022) Fast Fourier transform for fingerprint enhancement and features extraction with adaptive block size using orientation fields, ITM Web of Conferences,43,01014
<https://doi.org/10.1051/itmconf/20224301014>
- [6]Priesnitz, J.; Rathgeb,C.; Buchmann, N.; Busch, C; Margraf, M. An overview of touchless 2D fingerprint recognition. J.Imagevideo Proc.2021,8, 2021 [CrossRef]
- [7] Yin, X.; Zhu, Y.; Hu, J. A survey on 2D and 3D Contactless Fingerprint biometrics; A Taxonomy, Review, and Future Directions. IEEE Open J. Comput.Soc, 2021, 2, 370-380. [CrossRef]
- [8]Marak,P., Hamabalik,A. (2016) Fingerprint recognition system using artificial neural network as feature extractor:Design and performance evaluation.tatra Mountains mathematical Publications, 67,117 – 134.<https://doi.org/10.1515/tmmp-2016-003>
- [9]Maltoni, D., Maio, D., Jain, A.K. &Prabhakar,S (2009).handbook of fingerprint Recognition.Springer.
- [10]Reddy,N., et.al.(2019) Fingerprint Recognition Using Deep Learning -CNN Approaches.IEEE Access.
- [11]Komarinski, P. (2005).Automated Fingerprint Identifikacion Systems (AFIS).Elsevier.