

Układ żył w palcu i odcisk palca w multimodalnym systemie biometrycznym

Maciej SZYMKOWSKI*

Khalid SAEED*

1. Wstęp

Na przestrzeni ostatnich dziesięciu lat możemy zaobserwować znaczący wzrost zainteresowania biometrycznymi metodami rozpoznawania tożsamości człowieka. Biometria przestała być zagadnieniem kojarzącym się z filmami science-fiction, a stała się elementem naszego codziennego życia. Skanery odcisku palca, tęczówki czy też twarzy są powszechnie wykorzystywane, także w zminiaturyzowanej formie – np. w smartfonach.

Z wykorzystywaniem cech biometrycznych wiąże się jednak także pewne niebezpieczeństwo. Otóż część z nich można dosyć łatwo spreparować – np. odcisk palca może zostać wykonany z modeliny. Bardzo często, pomimo wprowadzanych rozwiązań zaradczych, systemy biometryczne dają się oszukać i uznają, że przedstawiona sfalszowana próbka jest zgodna ze wzorcem przechowywanym w bazie danych. Jednym ze sposobów przeciwdziałania tego rodzaju oszustwom są multimodalne systemy biometryczne. Są to bowiem rozwiązania, które do rozpoznawania człowieka wykorzystują więcej aniżeli pojedynczą cechę biometryczną. Atakujący musiałby w związku z tym spreparować co najmniej dwie cechy, co z kolei powoduje, że włamanie do systemu zajęłoby znacząco więcej czasu. Istnieje również bardzo duże prawdopodobieństwo, że system odrzuciłby przynajmniej jedną ze sfalszowanych próbek, co z kolei doprowadziłoby do nierozpoznania tożsamości użytkownika.

W literaturze możemy znaleźć wiele podobnych, zróżnicowanych metod, także odnoszących się do rozwiązań multimodalnych. Jednakże większość z nich łączy w sobie najczęściej pojedynczą cechę fizjologiczną oraz pojedynczą cechę behawioralną. Doskonałym przykładem może być fuzja odcisku palca i szybkości pisania na klawiaturze. Jednakże z punktu widzenia autorów taki system jest bardzo uciążliwy w użytkowaniu. Zwróćmy bowiem uwagę na to, że nie jesteśmy w stanie dokonać akwizycji różnych danych w jednym i tym samym momencie. Potrzebujemy oddzielnie przekazać odcisk palca, a następnie wprowadzić odpowiednie dane przy użyciu klawiatury.

W ramach niniejszej pracy zaprezentowany został multimodalny system biometryczny, który rozpoznaje użytkownika przy pomocy dwóch cech fizjologicznych, tj. układu żył w palcu oraz odcisku palca. Obydwie cechy zostały wybrane ze względu

* Politechnika Białostocka

na łatwość ich pobierania (do pobrania układu żył palca autorzy przygotowali własne urządzenie), jak również wysoki poziom skuteczności rozpoznawania tożsamości człowieka. Ponadto, autorzy opracowali schemat systemu, który byłby w stanie jednocześnie pobrać obydwie cechy biometryczne. Znacząco ułatwia to, z punktu widzenia użytkownika, proces pobierania próbek i powoduje, że staje się on mniej uciążliwy.

2. Aktualny stan wiedzy

Współcześnie istnieje wiele rozwiązań biometrycznych skorelowanych z odciskiem palca czy układem żył. Jednakże w przypadku drugiej z rzeczonych cech najczęściej będziemy mieli z nią do czynienia w kontekście dłoni. Bardzo rzadko badacze zajmują się układem żył w palcu pomimo tego, że gwarantuje on również wysoki poziom skuteczności rozpoznania człowieka oraz jest bardzo prosty w akwizycji. Warto również w tym miejscu podkreślić, co spowodowało wzrost zainteresowania obiema cechami. Otóż obie są trudne do spreparowania (tym bardziej, że coraz częściej stosowane są czujniki badające żywotność poszczególnych cech, a nie tylko dokonujące akwizycji danych), jak również gwarantują bardzo wysoki poziom rozróżnialności. W przypadku odcisków przeprowadzono badania, które jednoznacznie wykluczyły możliwość wystąpienia dwóch idealnie takich samych odcisków palców (nawet w przypadku bliźniaków jednojajowych) [1].

Naszą analizę rozpoczniemy od odcisków palców. Pierwszym interesującym algorytmem jest rozwiązanie, które zostało zaproponowane w ramach artykułu [2]. W tej pracy autorzy zwrócili uwagę na bardzo istotny i ciekawy problem. Mianowicie wskazują oni na to, że zniekształcenia elastyczne odcisków palców mogą mieć bardzo duży wpływ na ich prawidłowe rozpoznawanie oraz błędy systemów biometrycznych. Rozwiązanie, które zostało przez nich zaproponowane, polega na zastosowaniu głębokich sieci neuronowych w celu detekcji i późniejszego usunięcia zniekształceń. Wykrycie rzeczonych elementów odbywa się w oparciu o estymację pewnych parametrów wskazujących na zniekształcenia. Jest to nowatorska metoda, która może być wykorzystywana w ramach realnych zastosowań. W pracy wskazano także bazy, które zostały wykorzystane w trakcie badań – Tsinghua DB oraz FVC2004 DB1.

Drugą interesującą pracą dotyczącą odcisków palców jest [3]. W ramach tej publikacji ponownie wykorzystano techniki uczenia głębokiego do klasyfikacji odcisków palców. W tym przypadku nie użyto jednak klasycznego podejścia bazującego na punktach charakterystycznych (minucjach), lecz oparto się o pewne struktury i kierunki rozchodzenia się poszczególnych krawędzi odcisków palców. Autorzy skorzystali w swoim podejściu z sieci neuronowej zbudowanej na mocy modelu regresji softmax oraz uczenia nadzorowanego. Wyniki zostały wygenerowane na podstawie bazy NIST-DB4.

W badaniach oraz rozwiązaniach przemysłowych najczęściej stosuje się podejście oparte o minucje. Pewnym problemem, z którym zmagają się zróżnicowane zespoły naukowe, jest efektywny sposób opisu takich punktów. Interesujące algorytmy zostały zaprezentowane w pracach [4, 5]. W pierwszej z nich [4] podkreślono bardzo ważną rolę algorytmów grafiki komputerowej oraz metody Crossing Number (CN) do detekcji punktów charakterystycznych odcisków palców. W pracy wskazano jednak, że z użyciem tychże metod można także wykryć bardzo dużo fałszywych minucji, co może znacząco wpłynąć na osiąganą skuteczność systemu biometrycznego. Druga z prac [5] skupia się na wskazaniu dwóch głównych problemów, jakie są obserwowane w ramach metod opartych o punkty charakterystyczne odcisku palca. Mianowicie są to: wybór odpowiedniej miary podobieństwa pomiędzy próbkami oraz odpowiednia interpretacja poziomu podobieństwa dwóch odcisków palców. Autorzy wskazali, że najefektywniej system działał wtedy, gdy wektor cech składał się z 17 elementów oraz przy użyciu metody wektorów wspierających (SVM).

Drugą cechą, którą analizujemy w ramach proponowanej pracy jest układ żył w palcu. W przypadku tegoż elementu istnieją jednak dwa główne aspekty, nad którymi musimy się pochylić. Pierwszym z nich jest sposób konstrukcji urządzenia, które pozwoli nam na akwizycję danych, natomiast drugim jest metodyka konstrukcji algorytmu przetwarzania obrazów i ekstrakcji cech. W literaturze praktycznie nie spotyka się metod odnoszących się do układu żył w palcu. Znacznie częściej możemy zaobserwować algorytmy bazujące na tejsze cesze, aczkolwiek występującej w dłoni. Pierwszą pracą dotyczącą takiego systemu jest [6]. W niej rzeczywiście skorzystano bezpośrednio z układu żył w palcu. W ramach metody nie opisano jednak, w jaki sposób następowała akwizycja danych, skupiono się głównie na drugim aspekcie, czyli algorytmie przetwarzania obrazu. W tym przypadku bazował on na podejściu *Local Binary Patterns* (LBP).

Następną interesującą pracą jest system multimodalny, który łączy układ żył w dłoni oraz jej geometrię [7]. W ramach wstępnego przetwarzania obrazu użyto podstawowych metod przetwarzających obraz – np. filtru Gaussa czy filtrów górnoprzepustowych. Ekstrakcja cech z kolei rozpoczynała się od zastosowania filtru wypuklającego poszukiwane atrybuty. W przypadku tegoż podejścia skorzystano z połączenia wierszowego oraz kolumnowego filtra VPE (*Vascular Pattern Extraction*), w skład którego wchodziły elementy usuwające szum oraz uwydatniające poszczególne cechy.

Interesujące rozwiązanie zostało przedstawione także w artykule [8]. W tym przypadku autorzy opracowali samodzielnie urządzenie, które składało się z: diod bliskiej i dalekiej podczerwieni, specjalizowanej kamery pozwalającej na pobieranie obrazów podczerwonych, a także szkła dyfuzyjnego. Sam algorytm ponownie został skonstruowany w oparciu o podstawowe metody przetwarzania obrazów: konwersję do skali szarości, modyfikację kontrastu, binaryzację oraz metody morfologiczne, a także algorytm Sobela oraz szkieletyzację.

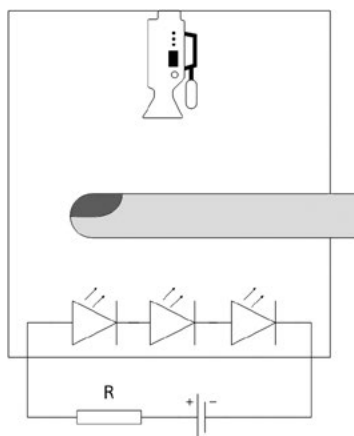
3. Proponowane rozwiązanie

W ramach proponowanego rozwiązania autorzy postanowili skorzystać z dwóch algorytmów opublikowanych wcześniej [9, 10]. Następnym krokiem było udoskonalenie obydwu podejść poprzez wprowadzenie modyfikacji do metod wstępnego przetwarzania obrazów oraz ekstrakcji cech. Uwzględnione zmiany pozwoliły na osiągnięcie znacząco lepszych rezultatów pod kątem wyodrębniania elementów wchodzących w skład wektora cech. Nasz opis rozpoczniemy od informacji skorelowanych z układem żył w palcu, a następnie omówimy algorytm przetwarzania odcisków palców. Finalnym elementem niniejszego podrozdziału będą informacje dotyczące sposobu konstrukcji systemu multimodalnego.

3.1. Algorytm przetwarzania układu żył w palcu

Algorytm przetwarzania układu żył w palcu wykorzystany w ramach niniejszej pracy bazował w dużej mierze na propozycji, która została opisana w publikacji [9]. Jednakże zanim zostanie on zaprezentowany, warto odnieść się do sposobu konstrukcji urządzenia wykorzystywanego do pobierania tejże cechy.

Wspomniane urządzenie składa się z trzech diod LED światła podczerwonego (o długości fali 840-870 nm), kamery Tracer Prospecto Cam umieszczonej bezpośrednio nad palcem oraz obudowy, która ma za zadanie zaciemnić otoczenie. Schemat koncepcyjny danego modułu został zaprezentowany na rysunku 1.



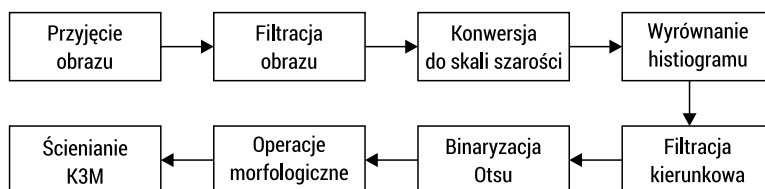
RYS. 1. Schemat urządzenia do akwizycji układu żył w palcu

FIG. 1. Device scheme for finger veins acquisition

ŹRÓDŁO: [9].

SOURCE: [9].

Drugą częścią naszego rozwiązania jest algorytm przetwarzania obrazu układu żył w palcu oraz ekstrakcji jego cech. To rozwiązanie zostało przygotowane w oparciu o język programowania Java oraz matematyczny framework zaimplementowany przez autorów. Na rysunku 2 przedstawiony został pełny schemat blokowy tego rozwiązania.



RYS. 2. Schemat blokowy proponowanego rozwiązania

FIG. 2. Block scheme of the proposed solution

ŹRÓDŁO: opracowanie własne.

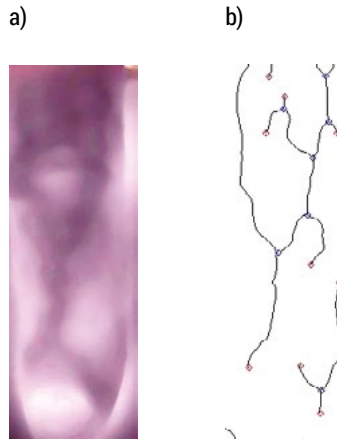
SOURCE: own elaboration.

Proponowany algorytm rozpoczyna się od przyjęcia obrazu – jest to spowodowane niedoskonałością wykonanego urządzenia, które poza samym układem żył w palcu pobiera także dużo informacji z jego otoczenia. Po wykonaniu tejże operacji następuje filtracja obrazu, która jest realizowana z użyciem dwóch filtrów – medianowego oraz rozmywającego. Użycie obydwu tych filtrów jednocześnie pozwoliło nam na osiągnięcie znacząco lepszego oczyszczenia obrazu z drobnych zniekształceń, które pozostały po wykonanej akwizycji.

Kolejnym krokiem była konwersja do skali szarości. W tym przypadku bazowaliśmy na kanale zielonym, który stał się swoistym standardem w ramach rozwiązań dotyczących układu żył (czy to w dłoni, palcu czy siatkówce oka) [11-13]. Wykonanie tej operacji pozwoliło nam na uwypuklenie układu żył. Kolejnym krokiem było wyrównanie histogramu. Operacja ta umożliwiła nam zaobserwowanie detali, które były niewidoczne po nałożeniu poprzedniego algorytmu.

Kolejne kroki były związane z dalszą poprawą jakości naszego obrazu. Zastosowaliśmy bowiem procedurę binaryzacji, która dokonała finalnej konwersji obrazu do postaci czarno-białej. Pozwoliło to nam na oddzielenie układu żył od tła. Następne algorytmy, czyli inwersja kolorów, morfologiczne zamknięcie, a także filtracja medianowa, zostały użyte w celu usunięcia dodatkowych zniekształceń, jakie były widoczne po procesie binaryzacji.

Ostatnim krokiem było wykonanie szkieletyzacji i ekstrakcja cech. W przypadku pierwszej z rzeczonych operacji wykorzystaliśmy doskonale nam znany algorytm K3M [14], natomiast w drugiej z procedur użyliśmy algorytmu Crossing Number (CN) [15]. Finalny wynik został zaprezentowany na rysunku 3b, natomiast oryginalny obraz, jaki otrzymaliśmy na początku, przedstawiony został w ramach rysunku 3a.



RYS. 3. Układ żył uzyskany po akwizycji danych (a) oraz obraz po przetworzeniu i ekstrakcji cech (b)
 FIG. 3. Finger veins after image acquisition (a) and image after processing and feature extraction (b)

ŹRÓDŁO: opracowanie własne.

SOURCE: own elaboration.

3.2. Algorytm przetwarzania odcisku palca

Drugim, niezwykle ważnym algorytmem, który zastosowano w ramach niniejszej pracy, było rozwiązanie dotyczące przetwarzania i ekstrakcji cech odcisku palca. W tym przypadku skorzystaliśmy bezpośrednio z rozwiązania opisanego w ramach publikacji [10]. Wprowadziliśmy jedynie drobną korektę, która pozwoliła nam na osiągnięcie lepszego rezultatu w kontekście wstępnego przygotowania obrazu. Poszczególne kroki algorytmu skorelowanego z odciskami palców przedstawiono w ramach algorytmu 1.

Algorytm 1. Pseudokod algorytmu przetwarzania i ekstrakcji cech odcisku palca

```

algorithm fingerprint {
    image = wczytaj_obraz(ścieżka)
    image.przytnij(ROI)
    image.binaryzacja_Otsu()
    image.filtruj_obraz(Filtr.MEDIANOWY)
    image.filtruj_obraz(Filtr.ROZMYWAJACY)
    image.szkieletyzacja(Algorytm.K3M)
    image.ekstrakcja_cech(Metoda.SIECI_NEURONOWE)
    image.potwierdz_cechy(Metoda.CN)
}
  
```

Pierwszym krokiem naszego rozwiązania jest wczytanie obrazu spod zadanej ścieżki. W kolejnym etapie następuje przycięcie obrazu do zadanego wcześniej regionu zainteresowania (ROI). Ten element jest realizowany ze względu na niedoskonałość

metody akwizycji obrazu. Po pobraniu odcisku palca jesteśmy bowiem w stanie zaobserwować dodatkowe białe elementy, które nie należą do odcisku palca i mogą być usunięte przed dalszymi etapami.

Następnym algorytmem zastosowanym w ramach naszej, solucji jest metoda binaryzacji Otsu. W trakcie eksperymentów autorzy dokonali porównania wielu zróżnicowanych procedur, m.in. Bernsena, Otsu czy Niblacka, jednakże wyniki badań pokazały, że odcisk palca jest najlepiej odwzorowany (tzn. nie obserwujemy straty danych oraz poszczególne jego elementy są prezentowane w sposób klarowny) z użyciem metody Otsu. Jej zastosowanie umożliwiło nam dokładne odseparowanie odcisku palca od tła. W następnych dwóch etapach wykonaliśmy procedury filtracji (medianowej oraz rozmywającej), które pozwoliły nam na usunięcie zbędnych elementów widocznych po procedurze binaryzacji.



RYS. 4. Oryginalny obraz pobrany z użyciem skanera odcisków palców (a) oraz obraz po przetworzeniu i ekstrakcji cech (b)

FIG. 4. Original image acquired with fingerprint scanner (a) and image after processing and feature extraction (b)

ŹRÓDŁO: opracowanie własne.

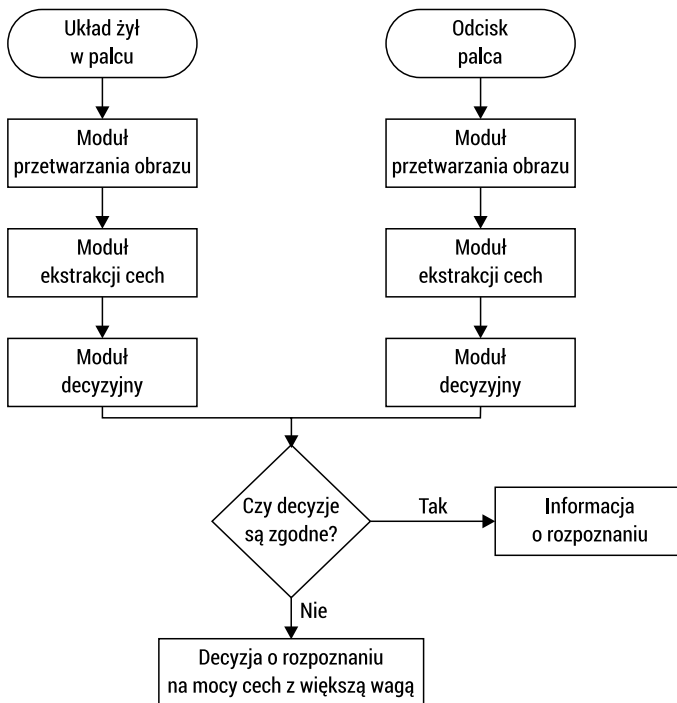
SOURCE: own elaboration.

Po zakończeniu tego etapu, w celu redukcji danych, użyta została metoda szkieletyzacji, czyli reprezentacji odcisku palca za pomocą linii o grubości pojedynczego piksela. Procedura ta jest niezmiernie ważna, gdyż pozwala na finalne przygotowanie odcisku palca do ekstrakcji cech. W kontekście wyodrębniania punktów szczególnych postanowiliśmy skorzystać z dwóch metod. Pierwsza z nich została oparta o zastosowanie sieci neuronowych. Mianowicie zdefiniowaliśmy zróżnicowane możliwe minucje w formie maski o wymiarach 3×3 i na podstawie tego zbioru wykonaliśmy uczenie sieci. Sama sieć składała się z warstwy wejściowej (9 węzłów), dwóch warstw ukrytych (każda po 25 węzłów) oraz warstwy wyjściowej (3 węzły). Nasza sieć zwracała nam bowiem informację, czy analizowany piksel jest w rzeczywistości minucją czy też nie. Aby jednak mieć całkowitą pewność, że analiza została wykonana w sposób poprawny, ostatnim etapem naszego algorytmu było zastosowanie metody CN, która to ma za zadanie przeanalizować ponownie wszystkie odnalezione punkty

szczególne. W ten sposób unikamy sytuacji, w której wśród znalezionych punktów znajdują się fałszywe minucje. Na podstawie danych zwróconych przez algorytm CN wykonujemy konstrukcję wektora cech, który w kolejnym kroku jest przekazywany do dalszego przetwarzania w multimodalnym systemie biometrycznym. Obraz oryginalny oraz wynik działania opisaney procedury zostały przedstawione na rysunku 4.

3.3. System multimodalny łączący układ żył oraz odcisk palca

W ramach niniejszej podsekcji przedstawiony zostanie główny element naszej pracy, którym jest multimodalny system biometryczny. Jak wspomnieliśmy wcześniej, został on przygotowany w celu zapewnienia większego bezpieczeństwa potencjalnym użytkownikom. Konstrukcja składająca się z dwóch cech biometrycznych pozwala bowiem na zwiększenie pewności co do tożsamości użytkownika, jak również umożliwia zmniejszenie prawdopodobieństwa tego, że osoba posiadająca sfałszowane cechy biometryczne uzyska dostęp do chronionych danych.



RYS. 5. Schemat multimodalnego systemu biometrycznego wykorzystywanego w ramach niniejszych badań

FIG. 5. Multimodal biometrics system scheme that was used during experiments

ŹRÓDŁO: opracowanie własne.

SOURCE: own elaboration.

Zaimplementowany przez nas system biometryczny został przedstawiony w ramach rysunku 5. Składa się on z dwóch podstawowych modułów – pierwszy z nich odpowiada za przetwarzanie obrazu układu żył w palcu i ekstrakcję jego podstawowych cech, natomiast drugi realizuje analogiczne zadania w stosunku do odcisków palca.

Zasada działania systemu multimodalnego jako całości jest następująca: do systemu wprowadzane są dwie cechy (od pojedynczego użytkownika), czyli obraz układu żył w palcu oraz odcisk palca, po czym każdy ze wspomnianych wcześniej modułów dokonuje przetworzenia odpowiedniego obrazu oraz realizuje ekstrakcję cech i tworzy na tej podstawie wektor cech. Następnie oba moduły kierują wyodrębnione wektory cech do modułu decyzyjnego. Moduł decyzyjny na podstawie swojej wiedzy (czyli zbioru danych poszczególnych użytkowników) oraz wybranej metody porównawczej podejmuje decyzję dotyczącą tożsamości danego użytkownika. W momencie, w którym obydwie cechy zwrócą informację o identyfikatorze danej osoby, realizowane jest globalne podjęcie decyzji. Globalną regułą decyzyjną możemy opisać w sposób następujący:

- Jeżeli moduły rozpoznające każdą z cech zwrócą dokładnie tę samą decyzję, wtedy staje się ona wynikiem wyjściowym systemu.
- Jeżeli moduły rozpoznające każdą z cech zwrócą różne decyzje (tzn. nie będą zgodne co do rozpoznanej tożsamości), wtedy globalną decyzją staje się ta o większej wadze.

4. Wykonane eksperymenty

Eksperymenty zrealizowane przez autorów dotyczyły trzech głównych aspektów. Pierwszym badanym elementem była skuteczność obydwu algorytmów działających indywidualnie, drugim – gdy zostaną one połączone w ramach systemu jako całości, natomiast trzecie zagadnienie było skorelowane z doбором algorytmu klasyfikującego. Musimy również nadmienić, że wszelkie badania zrealizowano z wykorzystaniem bazy danych zebranej przez autorów. Składała się ona ze 150 próbek, które pochodzą od 50 użytkowników (każdy był reprezentowany przez trzy próbki).

Omówienie rezultatów rozpoczniemy od informacji związanych z pierwszym i ostatnim z wymienionych celów badawczych. Autorzy niniejszej pracy pod uwagę wzięli zróżnicowane algorytmy uczenia maszynowego: k -Najbliższych Sąsiadów, k -Średnich, drzewa decyzyjne oraz regresję liniową. Podsumowanie tychże eksperymentów prezentujemy w ramach tabeli 1.

Najwyższą skuteczność (zarówno w przypadku układu żył w dłoni, jak i odcisku palca) zaobserwowaliśmy przy użyciu metody k -Najbliższych Sąsiadów oraz metody *leave-one-out*, która polega na usunięciu pojedynczej próbki ze zbioru danych i potraktowaniu pozostałej części bazy jako zbioru uczącego, który z kolei pozwoli nam na ocenę tożsamości wyizolowanego wektora cech. W przypadku układu żył w dłoni skuteczność naszych rozwiązań wyniosła 75%, natomiast odcisk palca pozwolił na osiągnięcie 80% prawidłowych rozpoznań tożsamości użytkownika.

TAB. 1. Podsumowanie zrealizowanych eksperymentów

TAB. 1. Summary of the conducted experiments

Cecha biometryczna	Zastosowana metoda	Uzyskany wynik
Odciski palców	<i>k</i> -Najbliższych Sąsiadów	80%
	<i>k</i> -Means	70%
	drzewa decyzyjne	50%
	regresja liniowa	50%
Układ żył w palcu	<i>k</i> -Najbliższych Sąsiadów	75%
	<i>k</i> -Means	70%
	drzewa decyzyjne	65%
	regresja liniowa	65%

ŹRÓDŁO: opracowanie własne.

SOURCE: own elaboration.

TAB. 2. Podsumowanie eksperymentów związanych z systemem multimodalnym

TAB. 2. Summary of the experiments connected with multimodal biometrics system

Cecha	Skuteczność	Wybrana metodologia
Układ żył w palcu	75%	<i>k</i> -Najbliższych Sąsiadów
Odcisk palca	80%	<i>k</i> -Najbliższych Sąsiadów
Układ żył w palcu i odcisk palca	87%	<i>k</i> -Najbliższych Sąsiadów przy założonych priorytetach 0,6 dla odcisku palca oraz 0,4 dla układu żył w palcu

ŹRÓDŁO: opracowanie własne.

SOURCE: own elaboration.

Kolejnym testowanym zagadnieniem była skuteczność systemu w momencie, gdy zostaną połączone wszystkie analizowane cechy, czyli zostanie spełnione założenie o multimodalności systemu. Aby uniknąć sytuacji, w której obydwa moduły zwrócą informację o różnej tożsamości (co może prowadzić do braku jednoznaczności co do danych użytkownika), postanowiliśmy każdej z cech przyznać pewną niezerową

wagę, która określa jej priorytet. Najwyższy poziom skuteczności został zaobserwowany w momencie, w którym odcisk palca posiadał wagę 0,6, natomiast poziom priorytetu układu żył w dłoni był równy 0,4. Zmierzona skuteczność systemu jako całości była równa 87% (130 próbek z całego zbioru 150-elementowego zostało rozpoznanych prawidłowo). Podsumowanie zrealizowanych eksperymentów w formie prezentacji najlepszych rezultatów przedstawione zostało w tabeli 2.

Wnioskiem płynącym z wykonanych badań jest to, że przy odpowiedniej konfiguracji multimodalnego systemu biometrycznego jesteśmy w stanie uzyskać większą skuteczność rozpoznawania tożsamości człowieka po połączeniu wybranych cech biometrycznych aniżeli w przypadku każdej z nich w sposób indywidualny. Oczywiście, zgodnie z tym co zasygnalizowaliśmy wcześniej, w przypadku systemu opartego tylko i wyłącznie o dwie cechy musimy zapewnić pełną decyzyjność systemu w sytuacji, gdy obydwa moduły zwracają informację o innej tożsamości. Nasze rozwiązanie, oparte o priorytety, pozwoliło na zapewnienie pełnej sprawności funkcjonalnej proponowanego rozwiązania.

5. Podsumowanie

Podstawowym celem niniejszej pracy było zweryfikowanie, czy połączenie więcej aniżeli pojedynczej cechy biometrycznej pozwoli nam na osiągnięcie większej skuteczności niż w przypadku obydwu cech jednocześnie. Na mocy przeprowadzonych badań możemy jednoznacznie stwierdzić, że został on zrealizowany. Wykonane eksperymenty potwierdzają, że łącząc dwie cechy biometryczne, otrzymujemy wyższy poziom skuteczności aniżeli w przypadku każdej z nich oddzielnie. Wyniki wygenerowaliśmy na podstawie bazy danych, którą budowaliśmy przy pomocy własnego urządzenia akwizycji obrazu układu żył oraz skanera odcisków palców U.Are.U[®] 5160.

Nasze podejście będzie wciąż rozwijane. W kolejnych etapach będziemy dążyć nie tylko do zwiększenia zasobności naszej bazy danych, ale również do jej publicznego udostępnienia. Ponadto będziemy chcieli stworzyć w pełni zautomatyzowane urządzenie, które posłuży nam nie tylko jako skaner obydwu cech biometrycznych, ale również będziemy je mogli wykorzystać do zabezpieczenia zróżnicowanych obiektów.

Literatura

1. Evans D, Parish S. Predicting the First Recorded Set of Identical Fingerprint. *Journal of Interdisciplinary Science Topics*. 2015.
2. Dabouei A, Kazemi H, Iranmanesh SM, Dawson J, Nasrabadi NM. *Fingerprint Distortion Rectification using Deep Convolutional Networks*. arXiv:1801.01198v1, 3 Jan 2018.

3. Wang R, Han C, Wu Y, Guo T. *Fingerprint Classification Based on Depth Neural Network*. arXiv:1409.5188, 18 Sep 2014.
4. Więclaw Ł. A Minutiae-based Matching Algorithms in Fingerprint Recognition Systems. *Journal of Medical Informatics & Technologies*. 2009; 13: 65-71.
5. Feng J. Combining minutiae descriptors for fingerprint matching. *Pattern Recognition*. 2008; 41: 342-352.
6. Yang G, Xi X, Yin Y. Finger Vein Recognition Based on a Personalized Best Bit Map. *MDPI Sensors*. 2012; 12: 1738-1757.
7. Tae Park G, Kim S. Hand Biometric Recognition Based on Fused Hand Geometry and Vascular Patterns. *MDPI Sensors*. 2013; 13: 2895-2910.
8. Honarpisheh Z, Faez K. An Efficient Dorsal Hand Vein Recognition Based on Firefly Algorithm. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*. 2013; vol. 3, no. 1: 30-41.
9. Szymkowski M, Saeed K. *Finger Veins Feature Extraction Algorithm Based on Image Processing Methods*. Saeed K, Homenda W (Eds.) 17th International Conference, CISIM 2018, Olomouc, Czech Republic, September 27-29, 2018, Springer Lecture Notes in Computer Science (LNCS) Proceedings; 80-91.
10. Szymkowski M, Saeed K. *Fingerprint Feature Extraction with Artificial Neural Network*. In: Pejaś J, El Fray I, Hyla T, Eds *Advances in Soft And Hard Computing*. Springer Advances in Intelligent Systems and Computing; 86-97.
11. Siva Sundhara Raja D, Vasuki S. *Automatic Detection of Blood Vessels in Retinal Images for Diabetic Retinopathy Diagnosis*. Computational and Mathematical Methods in Medicine; 2015.
12. Zhang J, Cui Y, Jiang W, Wang L. *Blood Vessels Segmentation of Retinal Images Based on Neural Network*. 2015 ICIG 8th International Conference on Image and Graphics, Tianjin, China, Proceedings; 11-17.
13. Xu L, Luo S. A Novel Method for Blood Vessel Detection from Retinal Images. *Biomedical Engineering Online*. 2010; vol. 9, no. 14.
14. Tabędzki M, Saeed K, Szczepański A. A Modified K3M Thinning Algorithm. *International Journal of Applied Mathematics and Computational Science*. 2016; vol. 26, no. 2: 439-450.
15. Virdaus IK, Mallak A, Lee S-W. Fingerprint Verification with Crossing Number Extraction and Orientation-Based Matching. *Proceedings of The International Conference on Next Generation Computing*. 2017; 113-115.

Praca była wspierana przez grant S/WI/3/2018 przyznany przez Politechnikę Białostocką i sfinansowany ze środków Ministerstwa Nauki i Szkolnictwa Wyższego w Polsce.

Streszczenie

W ostatnim czasie coraz większym problemem staje się zapewnienie bezpieczeństwa użytkowników zróżnicowanych systemów komputerowych. Jednym z najlepszych sposobów stały się rozwiązania biometryczne. Jednakże część z nich posiada bardzo dużą wadę, jaką jest łatwość oszukania. W ramach niniejszej pracy proponujemy multimodalny system biometryczny, który składa się z dwóch cech: odcisku palca oraz układu żył w palcu. Ma on na celu przede wszystkim zwiększenie bezpieczeństwa użytkowników, gdyż znacznie trudniejsze jest spreparowanie dwóch cech niż jednej.

Słowa kluczowe: biometria, układ żył, systemy biometryczne, systemy multimodalne

Summary

Finger veins and fingerprint in multimodal biometrics system

Nowadays, one of the most important problem is safety of different computer systems users. One of the best solutions for this aim is biometrics security systems. However, huge amount of them have one disadvantage that is ease in spoofing. In this work we are presenting multimodal biometrics system based on two measurable traits: finger veins and fingerprint. Its main aim is to increase users security due to the fact that it is much harder to spoof two traits rather than only one.

Keywords: biometrics, veins, biometrics systems, multimodal systems

