

Rozpoznawanie człowieka metodami biometrii

Projekt 1. — Rozpoznawanie tęczówki

Raport

Bartłomiej Dach

13 marca 2019

Poniższy dokument stanowi sprawozdanie z implementacji aplikacji dokonującej rozpoznawania człowieka na podstawie tęczówki wysegmentowanej ze zdjęć oczu. W dokumencie opisano zastosowane metody segmentacji, przetwarzania i porównywania obrazów tęczówek oraz zawarto wyniki działania dla wybranych przykładowych obrazów wejściowych.

1 Wstęp

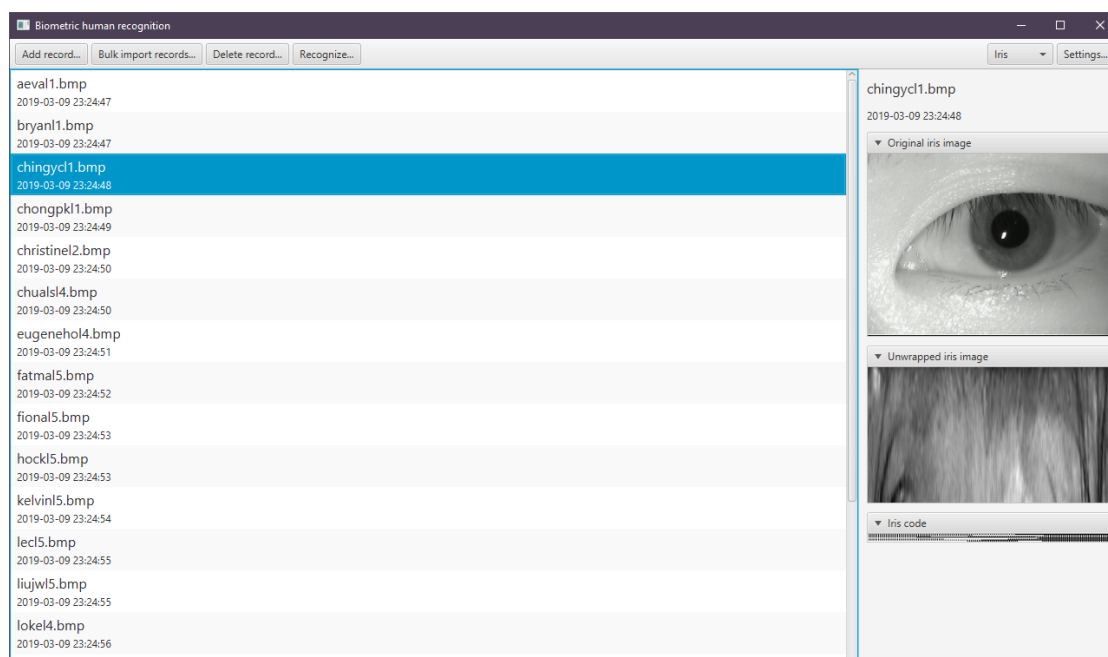
Analiza tęczówki jest jedną z najpopularniejszych metod identyfikacji tożsamości człowieka znanych biometrii. Główną przyczyną popularności tej cechy jest jej przystosowanie do potrzeb identyfikacji — tęczówka jest częścią oka, które jest chroniony przed zniszczeniem przez rogówkę i powiekę. Dodatkowo tęczówka ma teksturę z dużą liczbą szczegółów, która powoduje, że z dużym prawdopodobieństwem można stwierdzić jej unikalność. Z tego powodu, pomimo tego, że pozyskanie dobrego obrazu wymaga kooperacji osoby rozpoznawanej poprzez zbliżenie oka do aparatu, tęczówka jest jedną z najlepszych znanych metod rozpoznawania.

W ramach projektu zaimplementowano metodę identyfikacji na podstawie tęczówki opracowaną przez Daugmana [1, 4]. W wyniku tej metody obrazy tęczówek są konwertowane na binarny 2048-bitowy kod tęczówki. Szczegółowy opis metody znajduje się w sekcji 3.

2 Opis aplikacji

W ramach projektu stworzony został program okienkowy umożliwiający gromadzenie i porównywanie obrazów ludzkich oczu. Program został napisany w języku Java w wersji 8.

Do stworzenia interfejsu użytkownika została wybrana biblioteka JavaFX [3]. Główną



Rysunek 1: Główne okno zaimplementowanej aplikacji.

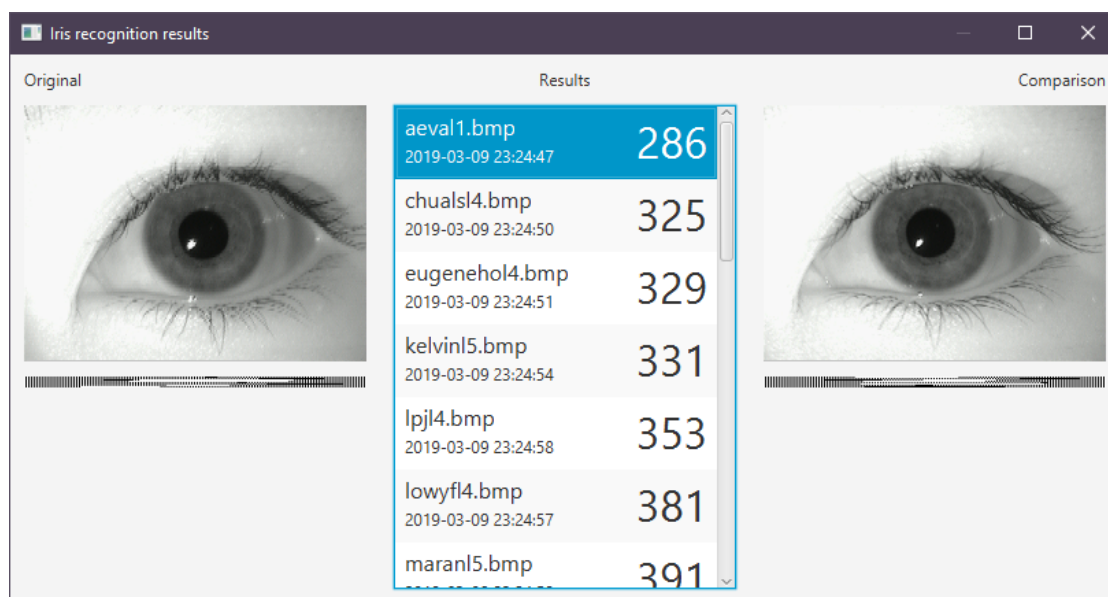
motywacją wyboru tej biblioteki były:

- zgodność z wieloma platformami (Windows, Linux, Mac),
- wbudowane w bibliotekę klasy pozwalające na edycję bitmap poprzez zmianę kolorów pojedynczych pikseli, co umożliwia samodzielną realizację filtrów, na których oparta jest operacja segmentacji oraz implementację algorytmu rozpoznawania.

2.1 Instrukcja obsługi

Po uruchomieniu aplikacji widocznej jest główne okno, przedstawione na rysunku 1. Aplikacja pozwala zarządzać bazą zgromadzonych obrazów tęczówek i rozpoznawać nowe obrazy z tęczówkami w bazie. Na pasku narzędziowym udostępnione są następujące akcje:

- Przycisk `Add record...` pozwala na dodanie nowego rekordu ze zdjęciem tęczówki do bazy.
- Przycisk `Bulk import records...` pozwala na dodanie wielu nowych rekordów za jednym razem poprzez wybranie grupy zdjęć tęczówek do zaimportowania.
- Przycisk `Delete record...` pozwala na usunięcie zaznaczonego rekordu z bazy.



Rysunek 2: Widok z wynikami rozpoznawania. Możliwe jest porównanie wizualne rozpoznawanego obrazu z tymi umieszczonymi w bazie.

- Przycisk **Recognize...** pozwala na porównanie wybranego zdjęcia ze zdjęciami zgromadzonymi w bazie i wyświetla wyniki porównania. Wyniki są posortowane względem stopnia podobieństwa do referencyjnego obrazu. Przykład widoku z wynikami widoczny jest na rysunku 2.
- Przycisk **Settings...** pozwala na zmianę ustawień rozpoznawania. W przypadku tęczówki jedynym parametrem konfiguracyjnym jest częstotliwość falek Gabora używanych podczas transformaty falkowej opisanej w podsekcji 3.2. Zmiana częstotliwości powoduje ponowne obliczenie kodów dla wszystkich tęczówek w bazie.

3 Opis metody

W procesie rozpoznawania można wyróżnić trzy główne etapy:

1. segmentacja obrazu w celu znalezienia granic tęczówki na zebranych obrazach,
2. właściwe przetwarzanie rozwiniętego obrazu tęczówki w celu wyznaczenia kodu tęczówki,
3. porównywanie obliczonych kodów tęczówek w celu wyznaczenia stopnia podobieństwa dwóch obrazów, umożliwiające identyfikację osoby na obrazie.

W ogólności algorytm rozpoznawania wykorzystuje: filtry liniowe i nieliniowe, interpolację biliniową, dyskretną transformatę falkową oraz odległość Hamminga.

3.1 Segmentacja obrazu

Celem pierwszej fazy jest wyznaczenie obszaru obrazu, na którym znajduje się tęczówka. Metoda została przeniesiona bezpośrednio z projektu opracowanego na potrzeby przedmiotu „Analiza i przetwarzanie obrazów biometrycznych”.

Zaimplementowana metoda segmentacji należy do grona metod proceduralnych, tj. stosuje ściśle określoną listę operacji i nie stosuje metod optymalizacyjnych lub stochastycznych. Kolejne kroki przetwarzania wejściowego obrazu w celu lokalizacji tęczówki ilustruje rysunek 3. Opis poszczególnych operacji znajduje się w poszczególnych częściach tego rozdziału.

Ogólnie mówiąc, proces lokalizacji tęczówki opiera się na uprzednim zlokalizowaniu źrenicy. Przy lokalizacji przyjęto następujące założenia:

- Źrenica jest największym ciemnym obszarem na obrazie wejściowym.
- Źrenicę i tęczówkę można uznać za okręgi koncentryczne (tj. środek źrenicy jest również środkiem tęczówki).

Z tego względu w algorytmie stosowane są dwa łańcuchy operacji, których wyniki używane są do geometrycznej lokalizacji środka źrenicy oraz promieni: wewnętrznego i zewnętrznego źrenicy.

Rozciągnięcie histogramu. Na początku algorytmu wykonywane jest rozciągnięcie histogramu poszczególnych kanałów obrazu zgodnie ze wzorem

$$I_o = \frac{I_i - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}}$$

Celem tej operacji jest maksymalizacja dynamiki obrazów bez utraty danych. Po jej wykonaniu na każdym kanale jasność wszystkich pikseli znajduje się dokładnie w przedziale $[0, 255]$ (zakładając 8-bitową głębię koloru). Jest to istotne szczególnie na etapie progowania, gdzie błędy przybliżeń progu mogą mieć znaczące znaczenie na końcowy wynik.

Filtr gaussowski. Po rozciągnięciu histogramu stosowany jest spłotowy filtr gaussowski o rozmiarze elementu 3×3 , określonego macierzą

$$F_g = \begin{bmatrix} 1 & a & 1 \\ a & a^2 & a \\ 1 & a & 1 \end{bmatrix}$$

gdzie $a > 1$ stanowi parametr filtra.

Filtr gaussowski jest filtrem dolnoprzepustowym, którego zastosowanie powoduje wygładzenie obrazu. Celem tej operacji w łańcuchu jest zamaskowanie szczegółów nieistotnych

dla procesu segmentacji, takich, jak m.in. ziarno czy pomijalne przebarwienia małych fragmentów obrazu.

Im większa wartość parametru a , tym mniej zauważalny jest efekt rozmycia. W przypadku źrenicy, stosowany jest parametr $a = 1.5$, zaś dla tęczówki — $a = 1.8$. Uzasadnieniem tej rozbieżności jest fakt, że na ogół zewnętrzny brzeg tęczówki jest mniej ostry niż brzeg źrenicy, zatem aby zapobiec przekłamanom przy pomiarze zewnętrznego promienia, stosowane jest mniejsze rozmycie.

Konwersja do skali szarości. Na podstawie rozmytego obrazu kolorowego stosowane jest przejście do skali szarości wg wzoru

$$I_o = r \cdot I_r + g \cdot I_g + b \cdot I_b$$

gdzie I_r, I_g, I_b reprezentują jasności pikseli na kanałach odpowiednio: czerwonym, zielonym i niebieskim, zaś r, g, b są współczynnikami konwersji. Zarówno dla tęczówki, jak i dla źrenicy przyjęto wspólne wartości

$$r = 0.299, \quad g = 0.587, \quad b = 0.114$$

odwzorowujące luminancję pikseli w modelu kolorów YCbCr.

Progowanie. Po konwersji do skali szarości następuje przejście do obrazu binarnego poprzez wykonanie operacji progowania zgodnie ze wzorem

$$I_o = \begin{cases} 0, & I_i < t \\ 1, & I_i \geq t \end{cases}$$

gdzie próg t wyznaczany jest na podstawie poziomów szarości całego obrazu ze wzoru

$$t = \frac{1}{d} \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} I_{ij}$$

w którym W, H oznaczają wymiary obrazu (odpowiednio szerokość i wysokość), zaś d jest nowym parametrem progowania, określającym stosunek przyjętego progu do średniej jasności obrazu.

Im większa wartość d , tym mniejszy przyjęty próg. Z tego względu przyjęto wartość $d_p = 5.5$ dla lokalizacji źrenicy i $d_i = 1.4$ dla dopasowania tęczówki.

Operacje morfologiczne. Po progowaniu do obrazów wynikowych stosowane są operacje morfologiczne. Dwoma podstawowymi operacjami morfologicznymi są: dylacja (rozszerzenie) i erozja. Obie operacje używają tzw. elementu strukturalnego, który można przedstawić jako macierz.

- Operacja dylacji obrazu binarnego polega na rozszerzeniu obiektu (tutaj zakładamy, że obiekt jest czarny na białym tle). Dla każdego czarnego piksela następuje translacja elementu strukturalnego tak, aby jego środek znajdował się w danym pikselu, po czym przesunięty element strukturalny dodawany jest do obrazu wynikowego.
- Operacja erozji powoduje zwężenie obiektu. Dla każdego piksela obrazu wyjściowego rozważany jest element strukturalny przesunięty tak, aby jego środek leżał na danym pikselu. Jeśli w obrazie wejściowym przesunięty element strukturalny leży na samych czarnych pikselach, wtedy wyjściowy piksel też ma kolor czarny; w przeciwnym wypadku przyjmowany jest kolor biały.

W przypadku zaimplementowanej metody rozważane są tylko pełne, kwadratowe elementy strukturalne o ustalonym rozmiarze $k \times k$.

Złożenie operacji dylacji i erozji pozwala na zdefiniowanie dwóch innych operacji morfologicznych, w zależności od przyjętej kolejności:

- Na operację zamknięcia obrazu składa się kolejno: dylacja i erozja. Operacja wypełnia luki w transformowanym obrazie.

W opisywanej metodzie zamknięcie stosowane jest pod detekcję zewnętrznego konturu tęczówki. Wybór ten motywowany jest tym, że tęczówka jest stosunkowo wielobarwna, co może zakłócić wynik progowania i wpłynąć negatywnie na dopasowanie zewnętrznego promienia tęczówki.

- Na operację otwarcia składa się natomiast kolejno: erozja i dylacja. Operacja usuwa drobny szum i zakłócenia z pierwszego planu obrazu.

Otwarcie stosowane jest do detekcji źrenicy. Do wyznaczenia lokalizacji źrenicy stosowane są projekcje — szum na obrazie może zakłócić wyznaczone projekcje, tym samym utrudniając zlokalizowanie źrenicy. Zastosowanie otwarcia pozwala wyeliminować niepożądane elementy pierwszego planu.

Określenie granic źrenicy. Po wykonaniu jednego łańcucha operacji przeznaczonego dla źrenicy następuje jej lokalizacja. Odbyna się ona przy pomocy projekcji.

Projekcja obrazu binarnego względem jednej z osi obrazu określa liczbę pikseli czarnych (pierwszego planu) dla poszczególnych współrzędnych wzdłuż wybranej osi. Zakładając, że po progowaniu i operacjach morfologicznych na obrazie zostanie sama źrenica, to maksimum na projekcjach względem obu osi powinno wskazywać na środek źrenicy.

Na niektórych obrazach zdarza się jednak, że na źrenicy znajdują się refleksy, np. od lampy błyskowej urządzenia rejestrującego. Może to powodować przesunięcie środka źrenicy, co źle wpłynie na detekcję tęczówki z racji przyjętego założenia o jej koncentryczności ze źrenicą. Z tego względu punkt wynikający z projekcji nie jest uznawany automatycznie za środek źrenicy, lecz jako punkt startowy do dalszych operacji.

Algorytm znajduje granice źrenicy poprzez przeszukiwanie sąsiedztwa punktu startowego. Przeszukiwanie to przypomina algorytm wypełniania kubelkowego (ang. *flood-fill*). Na tej podstawie możliwe jest wyznaczenie prostokąta ograniczającego (ang. *bounding box*) źrenicy, skąd stosunkowo łatwo można wyznaczyć środek i promień źrenicy. Środek źrenicy to środek prostokąta, natomiast za promień źrenicy przyjmowana jest średnia z szerokości i wysokości prostokąta.

Wyznaczenie promienia tęczówki. Zewnętrzny promień tęczówki obliczany jest z drugiego zbinaryzowanego obrazu z użyciem transformacji Hougha. Polega ona na zliczaniu pikseli z pierwszego planu, które leżą na obwodzie okręgów o środku w zadanym punkcie, którym w tym wypadku jest środek źrenicy, i kolejnych promieniach. Dla uproszczenia przyjęto, że promienie są zaokrąglane w dół, tj.

$$r = \left\lfloor \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} \right\rfloor$$

gdzie (x, y) to badany punkt pierwszego planu, a (x_c, y_c) to współrzędne środka. Wybierany jest promień o największej liczbie dopasowanych pikseli.

Rozwinięcie tęczówki w prostokąt. Segmentację kończy rozwinięcie tęczówki w prostokątny obraz o wymiarach 720×400 . Rozwinięcie to odbywa się poprzez przejście ze współrzędnych polarnych na kartezjańskie. Dla każdego piksela (θ, r) obrazu wynikowego wyznaczane są współrzędne tego punktu na obrazie wyjściowym ze wzorów

$$\begin{aligned}\varphi &= 2\pi \frac{\theta}{720} \\ r' &= \frac{r}{400}(r_i - r_p) + r_p \\ x &= r' \cos \varphi \\ y &= r' \sin \varphi\end{aligned}$$

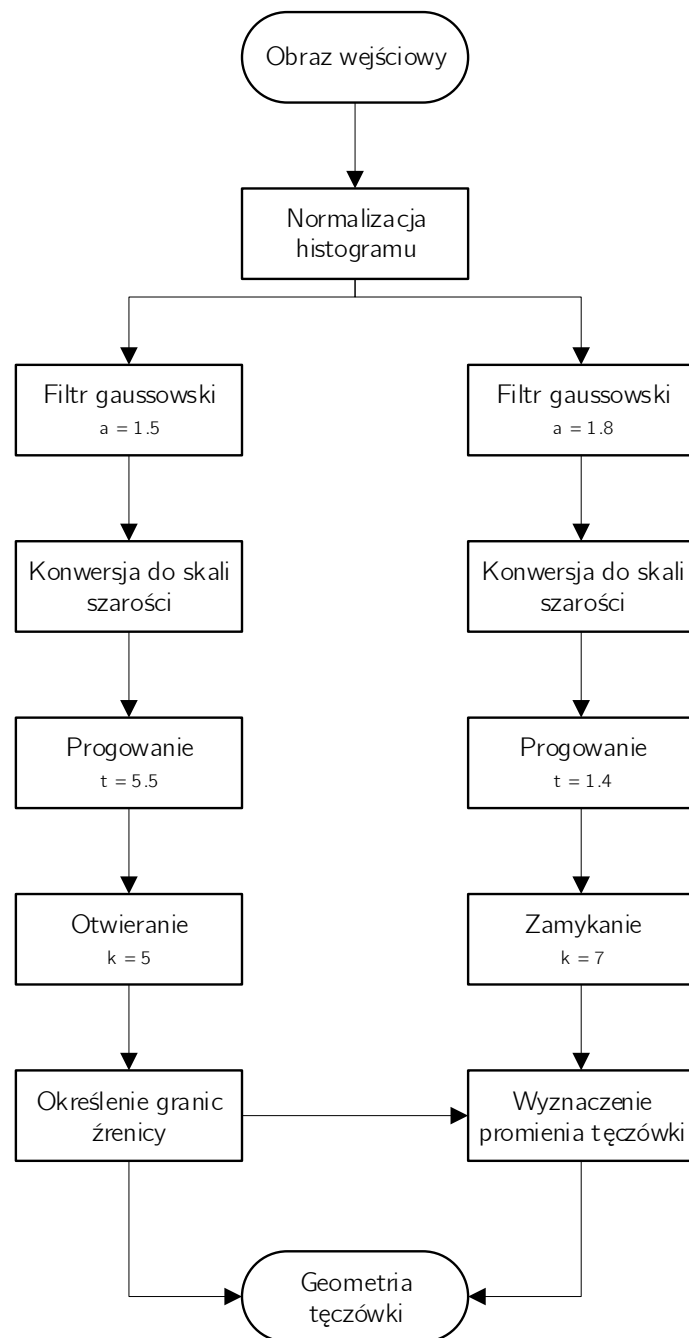
gdzie r_i to zewnętrzny promień tęczówki, a r_p — wewnętrzny promień tęczówki (promień źrenicy).

Ponieważ wynikowe współrzędne (x, y) są ułamkowe, finalnie stosowana jest interpolacja dwuliniowa na kwadracie ze wzoru

$$\begin{aligned}f(x, y) &= f(\lfloor x \rfloor, \lfloor y \rfloor) \cdot (1 - \{x\}) \cdot (1 - \{y\}) + \\ &\quad f(\lceil x \rceil, \lfloor y \rfloor) \cdot \{x\} \cdot (1 - \{y\}) + \\ &\quad f(\lfloor x \rfloor, \lceil y \rceil) \cdot (1 - \{x\}) \cdot \{y\} + \\ &\quad f(\lceil x \rceil, \lceil y \rceil) \cdot \{x\} \cdot \{y\}\end{aligned}$$

gdzie $\{x\}$ oznacza część ułamkową liczby x : $\{x\} = x - \lfloor x \rfloor$.

Aby zmniejszyć liczbę nieistotnych szczegółów w rozwiniętym obrazie, przed rozwijaniem stosowany jest filtr splotowy Gaussa ze współczynnikiem 1 (tj. filtr uśredniający).



Rysunek 3: Schemat blokowy opracowanego procesu segmentacji oka.

3.2 Rozpoznawanie na podstawie wysegmentowanej tęczówki

Dalsza część algorytmu rozpoznawania działa na rozwiniętym zdjęciu tęczówki. Z racji na możliwość obrotu tęczówki, przy porównywaniu uwzględniane są zdjęcia tęczówki z obrotem co stopień w przedziale $[-20^\circ, 20^\circ]$.

Podział rozwiniętej tęczówki na pasma. Zgodnie z algorytmem zaproponowanym przez Daugmana [4], po rozwinięciu obraz tęczówki dzielony jest na 8 pasów o równej szerokości w kierunku radialnym.

Aby uniknąć włączania rzęs lub powiek do analizy, pasma nie są brane pod uwagę w całości. Przyjmując, że kąty w stopniach liczone są od dodatniej półosi OY (tj. kąt 0° kieruje się w górę), brane są pod uwagę następujące przedziały:

- dla pasm $\{1, 2, 3, 4\}$ — kąty $[0^\circ, 165^\circ] \cup [195^\circ, 360^\circ]$,
- dla pasm $\{5, 6\}$ — kąty $[33.5^\circ, 146.5^\circ] \cup [213.5^\circ, 326.5^\circ]$,
- dla pasm $\{7, 8\}$ — kąty $[45^\circ, 135^\circ] \cup [225^\circ, 315^\circ]$.

Zastosowanie transformaty falkowej Gabora. Wyznaczone pasma tęczówki są następnie uśredniane w kierunku radialnym, w celu sprowadzenia ich do postaci jednowymiarowej funkcji intensywności $I(x)$. Uśrednianie to jest ważone, z użyciem funkcji Gaussa. Ta funkcja jest później dyskretyzowana za pomocą transformaty falkowej Gabora, której współczynniki wyznaczone są ze wzoru

$$c_k = \sum_{i=1}^n I(x_i) \exp\left(-\frac{(x_i - x_k)^2}{\sigma^2}\right) \exp(-i2\pi f x_i)$$

gdzie:

- $k = \{1, 2, \dots, n\}$ — indeks próbki; w opracowanym programie przyjęto $n = 128$,
- f to częstotliwość falki Gabora, która jest parametryzowana w programie przez opcję ustawień (**Settings...**),
- σ to tzw. rozmycie falki; zgodnie z [4] przyjmuje się $\sigma = \frac{1}{2}\pi f$.

Wyznaczenie kodu tęczówki. Wynikowe współczynniki transformaty są liczbami zespolonymi ($c_k \in \mathbb{C}$). Każdy ze współczynników konwertowany jest na dwa bity binarne:

- Pierwszy bit jest równy 1, gdy część urojona współczynnika jest ujemna ($\Im c_k < 0$) i 0 w przeciwnym przypadku,

- Drugi bit jest równy 1, gdy część rzeczywista współczynnika jest ujemna ($\Re c_k < 0$) i 0 w przeciwnym przypadku.

W ten sposób uzyskiwane jest $128 \times 2 \times 8 = 2048$ bitów informacji, które nazywane są kodem tęczówek.

Porównywanie kodów tęczówek. Nowe obrazy osób do zidentyfikowania poddawane są temu samemu procesowi przetwarzania. W ten sposób uzyskiwany jest zestaw kodów c_1, \dots, c_k (z różnymi kątami obrotu), który należy porównać z zestawami kodów c'_1, \dots, c'_k zawartymi w bazie.

Porównywanie odbywa się poprzez obliczenie wartości

$$d = \max_{i=1, \dots, k} \max_{j=1, \dots, k} 2048 - d_H(c_i, c'_j)$$

gdzie $d_H(x, y)$ to odległość Hamminga między dwoma ciągami binarnymi długości m :

$$d_H(x, y) = |\{i = 1, \dots, m : x_i \neq y_i\}|$$

tj. liczba pozycji, na których ciągi x, y różnią się.

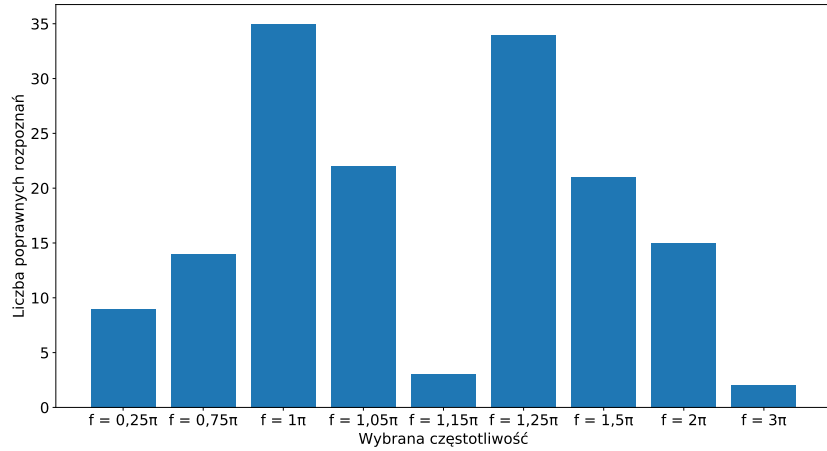
Im mniejsza wartość d , tym bliższe jest dopasowanie obrazu identyfikowanego do obrazu z bazy. Z tego względu jako wynik identyfikacji brany jest rekord z bazy minimalizujący d , gdzie ta minimalna odległość jest miarą jakości identyfikacji, tj. jeśli jest ona zbyt duża, rozpoznawany obraz jest odrzucany jako niepasujący do żadnego rekordu w bazie.

4 Wyniki działania metody

Poprawność działania metody była testowana na zbiorze danych *MMU Iris Dataset* [2] dostarczonym przez Multimedia University. W zbiorze znajduje się 450 obrazów tęczówek (po 5 zdjęć lewego i prawego oka 45 osób), pozyskanych za pomocą aparatu LG IrisAccess 2000 z odległości 7-25 centymetrów. Jest to jeden z niewielu publicznie dostępnych zbiorów, jednak zdjęcia w nim zawarte mają dość niską rozdzielczość [5].

Do testów wyselekcjonowany został podzbiór 45 obrazów treningowych, które umieszczone zostały w bazie i 45 obrazów testowych, po 1 obraz testowy i treningowy na osobę. Pierwszym celem eksperymentów było dobranie optymalnej wartości częstotliwości falek Gabora wykorzystywanych w transformacie, na podstawie której wyznaczany jest kod. Rozważane były częstotliwości z zakresu $[0.25\pi, 3\pi]$. Wyniki eksperymentów ilustruje wykres 4.

Najlepsze wyniki osiągnęły wartości częstotliwości $f = \pi$ i $f = 1.25\pi$. Z uwagi na to, że dla tej drugiej częstotliwości odległości Hamminga kodów były bardzo niskie nawet dla obrazów tęczówek innych osób, do dalszych rozważań wybrana została częstotliwość $f = \pi$.



Rysunek 4: Wykres słupkowy przedstawiający liczbę prawidłowych identyfikacji dla obrazów testowych w zależności od wybranej częstotliwości falki Gabora przy transformacie falkowej.

Wykres 5 ilustruje odległości Hamminga między poszczególnymi parami obrazów ze zbiorów: treningowego i testowego. Widoczny jest trend występowania ciemniejszych pól na przekątnej macierzy, co ilustruje tendencję metody do poprawnej identyfikacji osoby na obrazie, aczkolwiek ze zmianami w faktycznej odległości Hamminga. Bywają jednak przypadki obrazów testowych, które wykazują dość dużą odległość Hamminga do wszystkich obrazów treningowych (np. `thomas1.bmp`). Może to oznaczać zmianę w warunkach akwizycji obrazów, która wpływa negatywnie na zdolność rozpoznawania.

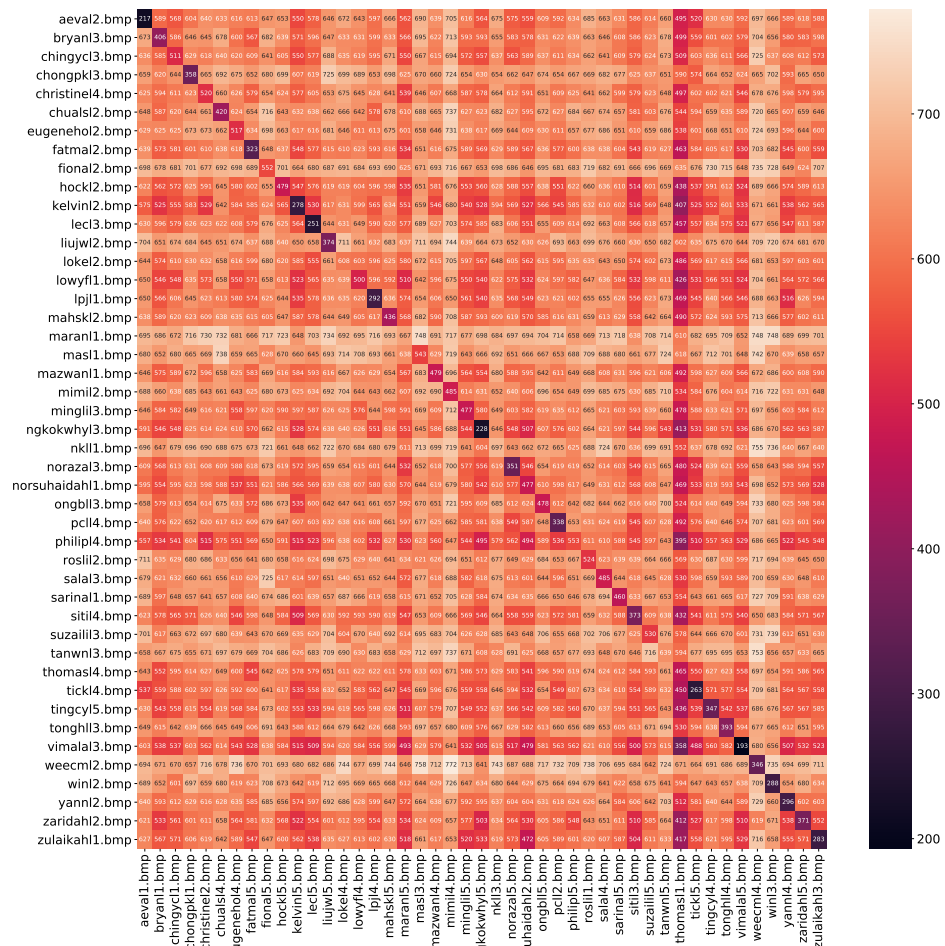
Po wyznaczeniu macierzy odległości zbadano następnie, czy istnieje taka progowa wartość pewnego wskaźnika, która pozwoliłaby na zminimalizowanie błędnych identyfikacji (ang. *false positive*), jednocześnie zwiększając liczbę poprawnych identyfikacji (ang. *true positive*). Rozważano następujące wskaźniki progowe:

- bezwzględny próg na najmniejszą wartość odległości Hamminga,
- stosunek najmniejszej odległości Hamminga do największej:

$$t_A = \frac{\min_{i=1,\dots,k} d_H(x', x_i)}{\max_{j=1,\dots,k} d_H(x', x_j)}$$

- stosunek najmniejszej odległości Hamminga do średniej:

$$t_B = \frac{\min_{i=1,\dots,k} d_H(x', x_i) \cdot k}{\sum_{j=1,\dots,k} d_H(x', x_j)}$$



Rysunek 5: Mapa ciepła odległości Hamminga dla par obrazów treningowych (znajdujących się w bazie) i obrazów testowych. Niskie odległości Hamminga zaznaczone są kolorem ciemnym, wysokie — kolorem jasnym. Widoczny jest trend występowania najciemniejszych elementów na przekątnej, oznaczających prawidłową identyfikację tożsamości.

- stosunek najmniejszej odległości Hamminga do drugiej najmniejszej:

$$t_C = \frac{\min_{i=1,\dots,k} d_H(x', x_i)}{\min_{\substack{j=1,\dots,k \\ j \neq \arg \min_{l=1,\dots,k} d_H(x', x_l)}} d_H(x', x_j)}$$

Wyniki tej analizy przedstawiają wykresy 6.

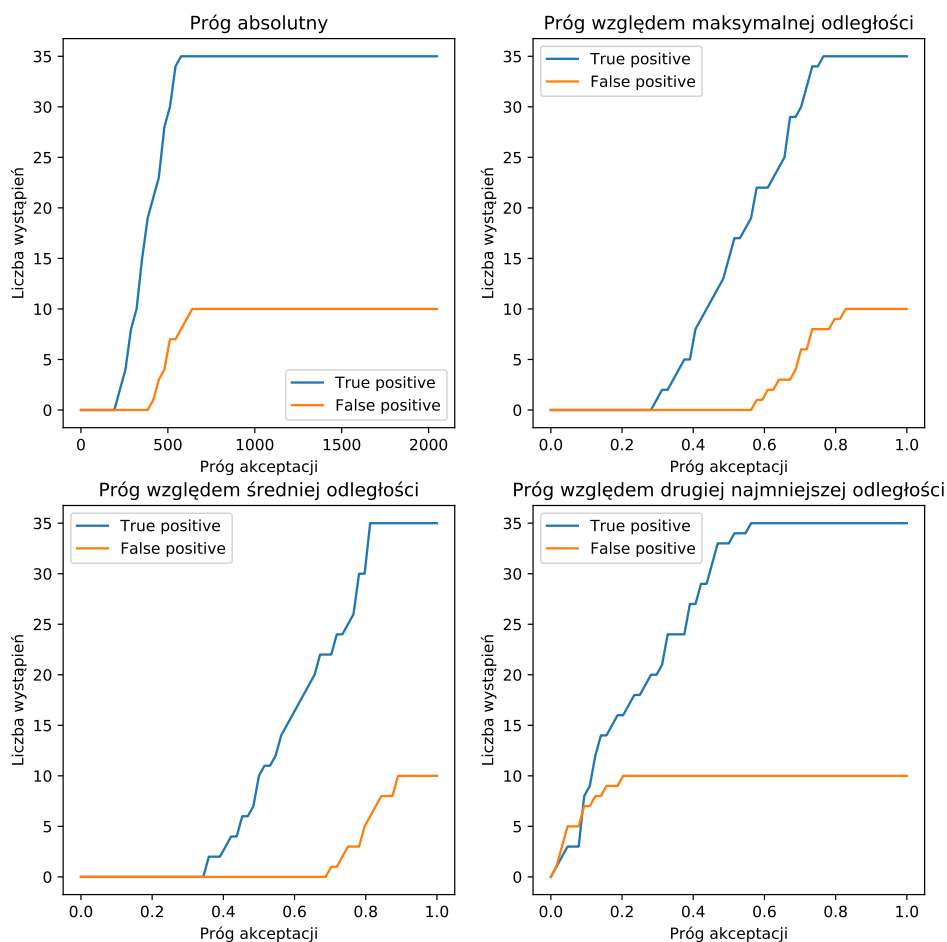
Wykres ilustruje brak możliwości wyboru takiego progu absolutnego, który skutecznie zmniejszyłby liczbę błędów identyfikacji bez poświęcenia użyteczności rozwiązania — obniżenie progu do wartości eliminującej fałszywe pozytywne wyniki powoduje odrzucenie zbyt dużej liczby poprawnych klasyfikacji. Progi względne prezentują się trochę lepiej — w przypadku progu względem średniej przyjęcie wartości progowej w okolicach 0.7 pozwala na zmaksymalizowanie prawidłowych klasyfikacji (ok. połowa zbioru) przy pozostawieniu braków fałszywych pozytywnych wyników.

5 Podsumowanie

Zaimplementowany system rozpoznawania człowieka na podstawie tęczy skutecznie dokonuje segmentacji i rozwinięcia tęczy na pozyskanych obrazach. Skuteczność rozpoznawania na testowanym zbiorze jest dość dobra, jednak występuje niezerowa liczba fałszywie zidentyfikowanych rekordów, co szkodzi praktycznemu zastosowaniu rozwiązania. Zmniejszenie progu rozpoznawania pozwala na zmniejszenie liczby takich przypadków, jednak znacząco zwiększa również liczbę fałszywych odrzuceń, pogarszając użyteczność rozwiązania. Przyczynami tego stanu rzeczy może być słaba jakość obrazów ze zbioru testowego lub błąd w implementacji algorytmu.

Literatura

- [1] Daugman J., „How Iris Recognition Works”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, tom 14, nr 1, 2004.
- [2] MMU Iris Dataset [Online]. Dostępne: <http://www.cs.princeton.edu/~andyz/downloads/MMUIrisDatabase.zip>
- [3] Oracle Corporation, „OpenJFX”, dokumentacja on-line. Dostępne: <https://wiki.openjdk.java.net/display/OpenJFX/Main>.
- [4] Ślot K., *Wybrane zagadnienia biometrii*, Wydawnictwa Komunikacji i Łączności, Warszawa 2008.
- [5] Andy Zeng, „Iris Recognition” [Online]. Dostępne: <http://www.cs.princeton.edu/~andyz/irisrecognition>.



Rysunek 6: Wykres przedstawiający liczbę prawidłowych (*true positive*) i nieprawidłowych (*false positive*) identyfikacji w zależności od przyjętego progu na odległość Hamminga między kodami tęczówek. Rozważano progi bezwzględne oraz względne (względem maksymalnej, średniej i drugiej najmniejszej odległości).