

Politechnika Śląska
Wydział Automatyki, Elektroniki i Informatyki
kierunek: informatyka

Mateusz Trzeciak

Określenie wieku twarzy na podstawie tekstury

praca dyplomowa magisterska

promotor: dr hab. inż. Karolina Nurzyńska

Gliwice, październik 2019

załącznik nr 2 do zarz. nr 97/08/09

Oświadczenie

Wyrażam zgodę / Nie wyrażam zgody* na udostępnienie mojej pracy
dyplomowej / rozprawy doktorskiej*.

Gliwice, dnia 7 października 2019

.....
(podpis)

.....
(poświadczenie wiarygodności
podpisu przez Dziekanat)

* podkreślić właściwe

Oświadczenie promotora

Oświadczam, że praca „Określenie wieku twarzy na podstawie tekstury” spełnia wymagania formalne pracy dyplomowej magisterskiej.

Gliwice, dnia 7 października 2019

.....

(podpis promotora)

Spis treści

1	Wstęp	1
2	Metoda bazowa - wrinkle feature	3
2.1	Metoda wykrywania twarzy	5
2.1.1	Wstęp do algorytmu Haar Cascade	7
2.1.2	Konwersja do skali szarości	8
2.1.3	Kontynuacja opisu algorytmu Haar Cascade	11
2.2	Wyznaczanie stref	14
2.3	Wykrywanie zmarszczek - detektor Canny	14
2.4	Wyliczanie wrinkle feature	14
2.5	Algorytm trenowania	14
2.6	Grupowanie danych - FCM	14
2.6.1	Wstęp do grupowania danych	14
2.6.2	Metoda FCM	14
2.7	Wyznaczanie wieku	14
3	Modyfikacje metody bazowej	15
3.1	Odjęcie wybranej strefy	15
3.1.1	Zmiana algorytmu względem metody bazowej	15
3.2	Zastosowanie metody HOG	15
3.2.1	Opis algorytmu HOG	15
3.2.2	Zastosowanie w projekcie	15
3.3	Metoda HOG oraz grupowanie KNN	15
3.3.1	Grupowanie KNN	15
3.3.2	Zastosowanie w projekcie	15

4	Badania	17
5	Podsumowanie	19

Rozdział 1

Wstęp

Wiek jest cechą, którą niełatwo człowiekowi odczytać z czyjejś twarzy. Dla komputera rozpoznawanie wieku jest trudniejsze niż dla człowieka. Dlatego do wyznaczania wieku z pomocą programu komputerowego należy podchodzić z dystansem. Mimo trudności programiści i naukowcy udoskonalają algorytmy, tak aby ocena wieku danej osoby była coraz dokładniejsza.

Istnieje wiele sposobów wyznaczania wieku. Większość metod skupia się na analizie tekstury twarzy. Idąc dalej - z obrazu danej osoby lub jego części, np. tułowia, musi zostać wykryta twarz. Wykrycie twarzy na teksturze jest możliwe dzięki algorytmom rozpoznawaniu obrazu. Rozpoznawanie obrazu jest stosowane w wizji komputerowej i polega na wyodrębnieniu z obrazu jakichś szczegółów. Mogą to być osoby, pojazdy, przedmioty itp. (Rys. 1.1)

Można znaleźć wiele witryn internetowych, które udostępniają interfejsy programistyczne umożliwiające zaimplementowanie rozpoznawania wieku z obrazu. Istnieją algorytmy przetwarzania obrazu, które oprócz wieku wyznaczają z pewnym prawdopodobieństwem płeć danej osoby. Oprócz płci mogą one także wyznaczyć mine oraz czy dana osoba nosi okulary.

Z weryfikacją wieku danej osoby można się spotkać przed wejściem do niektórych miejsc, tj. klub nocny. Większość osób musi okazać ważny dowód osobisty, co generuje duże kolejki do wejścia. Aplikacje analizujące wiek na podstawie obrazu twarzy z kamery przed wejściem do takich miejsc znacząco usprawniłyby weryfikację wieku. Rozpoznawanie wieku może być wykorzy-



Rysunek 1.1: Przykład rozpoznawania obiektów na zdjęciu ulicy. [10]

stywane przy analizie średniego wieku ludzi w jakimś miejscu np. podczas demonstracji.

Wiele gier posiada treści nieodpowiednie dla młodszych użytkowników. Możliwe jest stosowanie technologii wykrywania wieku użytkownika przed udostępnieniem mu treści, która wymaga odpowiedniego wieku.

Można znaleźć o wiele więcej potencjalnych zastosowań przetwarzania obrazu oraz rozpoznawania wieku na podstawie tekstury (obrazu) twarzy. Z biegiem lat z pewnością będzie można zauważyć dalszy rozwój tej dziedziny, która opiera się w głównej mierze na sztucznej inteligencji [15].

Rozdział 2

Metoda bazowa - wrinkle feature

Istnieje wiele metod wyznaczania wieku z obrazu twarzy. W literaturze spotkano rozwiązania, w których wyznaczany jest konkretny wiek osoby przez algorytm lub przedział wiekowy. Jedną z pierwszych metod szacowania wieku opierała się na wyznaczaniu proporcji twarzy, a następnie na detekcji i interpretacji zmarszczek. Była ona w stanie ze stu procentową poprawnością wyznaczyć czy dana osoba jest osobą dorosłą lub dzieckiem [19].

W kolejnych latach algorytmy i techniki szacowania wieku były udoskonalane. Badano wpływ starzenia się osób na wygląd skóry. Oprócz naturalnych zmian skóry pod wpływem starzenia się skóry należało uwzględnić także inne czynniki. Takimi czynnikami są min. płeć, poziom stresu, ekspozycja na działanie środowiska zewnętrznego. Powyższe metody zastosowano w pracy „Toward automatic simulation of aging effects on face images” autorstwa A. Lanitis, Ch. J. Taylor oraz T. F. Cootes [1]. Należy dodać, że w powyższej pracy stosowano trenowanie zbioru zdjęć. Trenowanie polega na wykryciu relacji pewnych cech twarzy do wieku osób.

W kolejnych latach pojawiło się podejście porównywania cech twarzy tej samej osoby w różnym wieku. Różnice w powyższych cechach posłużyły do zbudowania statystyki zmian cech twarzy wraz ze starzeniem się. Powyższe podejście zostało zaprezentowane w pracy „Face verification across age

progression” autorstwa N. Ramanathan oraz R. Chellappa [9].

Rozwinięciem tego pomysłu była praca „Automatic age estimation based on facial aging patterns” autorstwa X. Geng, Z. Zhou i K. Smith-Miles [17]. W tej pracy porównywano sekwencje wielu zdjęć twarzy jednej osoby. Zdjęcia przedstawiały twarz w różnym wieku. Powyższe badania pozwoliły na zbudowanie wzorca starzenia się twarzy.

Praca „A new algorithm for age recognition from facial images” autorstwa M.M. Dehshibi oraz A. Bastanfard [18] przy szacowaniu wieku analizuje proporcje twarzy oraz ilość zmarszczek.

Praca „Age Estimation from Face Images: Challenging Problem for Audience Measurement Systems” autorstwa Vladimira Khryashcheva, Alexandra Ganina, Olgi Stepanovej oraz Antona Lebedeva podsumowała techniki szacowania wieku [16]. Z podsumowania wynikało, że najczęściej stosuje się do wyodrębniania cech z twarzy BIF, czyli biologically inspired features. Powyższa metoda została zaprezentowana w książce „Human Age Estimation Using Bio-inspired Features” autorstwa Guodong Guo i in. Mniej popularne metody analizujące cechy twarzy to filtry Gabora oraz LBP- local binary patterns.

Metoda bazowa została opisana w artykule „Age Estimation from Face Image using Wrinkle Features” [13]. Wykrywanie wieku dzieli się na kilka faz. Na początku należy wykryć twarz. Zastosowany algorytm wykrywania został opisany w sekcji 2.1 Następnie należy wyznaczyć strefy zmarszczkowe na twarzy. W artykule [13] udowodniono, że istnieje kilka konkretnych stref, w których następuje znacząca zmiana ilości zmarszczek wraz z wiekiem. Powyższe strefy zostały wymienione w sekcji 2.2. Sekcja 2.3 przedstawia technikę wykrywania zmarszczek znajdujących się w strefach. Wykryte zmarszczki pozwalają na obliczenie wrinkle feature dla danej twarzy, zgodnie z opisem w sekcji 2.4. W tym miejscu kończy się faza wyznaczania wrinkle feature dla danej osoby (Rysunek 2.1). Kolejna faza jest potrzebna do znalezienia relacji pomiędzy wrinkle feature a wiekiem. Do tego celu należy zastosować algorytm trenujący, który został opisany w sekcji 2.5. Wynikiem algorytmu trenującego jest zbiór danych, który należy pogrupować, tak jak to opisano w sekcji 2.6. Ostatnią fazą algorytmu jest wykrywanie wieku na podstawie

wyników działania FCM - sekcja 2.7 (Rysunek 2.2).



Rysunek 2.1: Faza 1 algorytmu



Rysunek 2.2: Faza 2 algorytmu

2.1 Metoda wykrywania twarzy

W literaturze można odnaleźć wiele metod wykrywania twarzy. Istnieje kilka podejść aby skutecznie wykrywać twarz na danym obrazie [14]:

- metoda oparta na nauce
- metoda niezmienności cech
- metoda dopasowania szablonu twarzy
- metoda bazująca na wyglądzie

Metoda oparta na nauce kieruje się wiedzą na temat wyglądu twarzy. Dokładniej chodzi o charakterystyczne cechy, które pozwalają na wyodrębnienie obszaru twarzy na zdjęciu. Mowa tutaj o cechach takich jak kształt twarzy, kolor, miejsca o różnej jasności czy krawędzie tworzone np. przez usta.

Metoda niezmienności cech wyszukuje takie strukturalne cechy twarzy, które są widoczne w każdych warunkach oświetleniowych. Ponadto powyższe cechy są widoczne bez względu na punkt widzenia np. profil czy kąt nachylenia twarzy.

Metoda dopasowania szablonu twarzy wykorzystuje kilka standardowych wzorów opisujących twarzy. Na wejściu algorytmu obraz jest porównywany z powyższymi wzorami. Na wyjściu dostajemy informację w jakim stopniu obraz jest dopasowany do szablonu twarzy.

Ideą metody bazującej na wyglądzie jest trenowanie dużego zbioru obrazów twarzy, tak aby wychwycić zmienność cech twarzy. Tak wytrenowany model jest później wykorzystywany do wykrywania twarzy.

Ponadto w procesie ekstrakcji twarzy z obrazu istnieje wiele problemów tj:

Wyodrębnianie lub ekstrakcja cech polega na przekształceniu obrazu do zbioru zmiennych, które zostaną później użyte w wykrywaniu obiektu lub obiektów na obrazie.

Poniżej jest przedstawione kilka przykładów procesów i technik wykrywania twarzy, opisanych w literaturze. W pracy „An efficient algorithm for human face detection and facial feature extraction under different conditions” ([7]) przedstawiono opisaną w skrócie poniżej technikę wykrywania twarzy. W pierwszym etapie procesu obszary, gdzie może znajdować się ludzkie oko, są wykrywane przez przeprowadzenie testów na zacienionych rejonach obrazu. Pary takich obszarów wyodrębnia się na podstawie algorytmu genetycznego,

aby następnie wyznaczyć możliwy obszar twarzy. Dla każdego obszaru mierzy się wartość dopasowania na podstawie jego projekcji na wektory własne, tzw. eigenfaces. Aby wiarygodność wykrywania była wyższa, każdy możliwy obszar twarzy normalizuje się pod kątem oświetlenia. Proces ten powtarza się pewną ilość razy, a następnie do dalszej weryfikacji są wybierane możliwe obszary twarzy o wysokiej wartości dopasowania. Na tym etapie mierzy się symetrię twarzy oraz sprawdza się, czy na każdym wybranym obszarze istnieją rysy twarzy. Rysy określa się przez ewaluację rzeźby topograficznej - wystających i wklęsłych elementów różnych regionów obszaru twarzy, poddanego uprzednio normalizacji. Algorytm jest w stanie wykryć także obszar twarzy, gdy głowa jest przechylona

Algorytm Haar Cascade jest najpopularniejszym algorytmem do wykrywania twarzy w bibliotece OpenCV. Właśnie ta biblioteka była jednym z niezbędnym elementów programu przy wykrywaniu wieku z tekstury twarzy. W związku z powyższym w wykrywaniu twarzy zastosowano algorytm Haar Cascade.

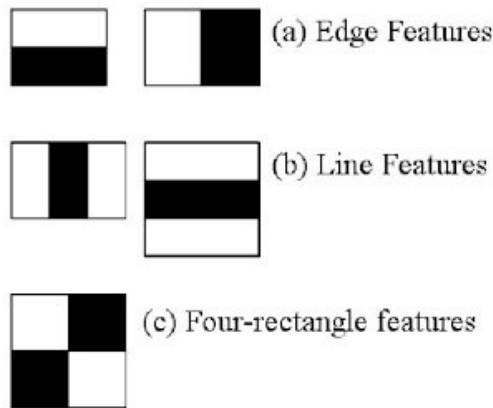
2.1.1 Wstęp do algorytmu Haar Cascade

Haar Cascade jest algorytmem z dziedziny uczenia maszynowego służącym do wykrywania obiektów w wizji komputerowej. Został stworzony przez Paula Viola oraz Michaela Jonesa [12]. Opiera się na zbudowaniu kaskadowej funkcji za pomocą trenowania wielu zdjęć. Zdjęcia są dzielone na dwie kategorie - pozytywne oraz negatywne. Na zdjęciach klasyfikowanych jako pozytywne istnieje obiekt, który ma zostać wykryty, natomiast na zdjęciach negatywnych nie ma tego obiektu.

Ekstrakcja cech w algorytmie Violi i Jonesa jest realizowana przez filtry Haara. Są to prostokątne okienka nakładane na obraz, które analizują jasność pikseli (Rysunek 2.3).

Przed zastosowaniem filtru Haara obraz musi zostać przekształcony do skali szarości, która jest rodzajem odwzorowania koloru. Wyróżnia się 3 podstawowe tryby koloru:

- kolorowy



Rysunek 2.3: Filtr Haara a) krawędziowy b) liniowy c) szachownica [2]

- monochromatyczny (skala szarości)
- czarno-biały

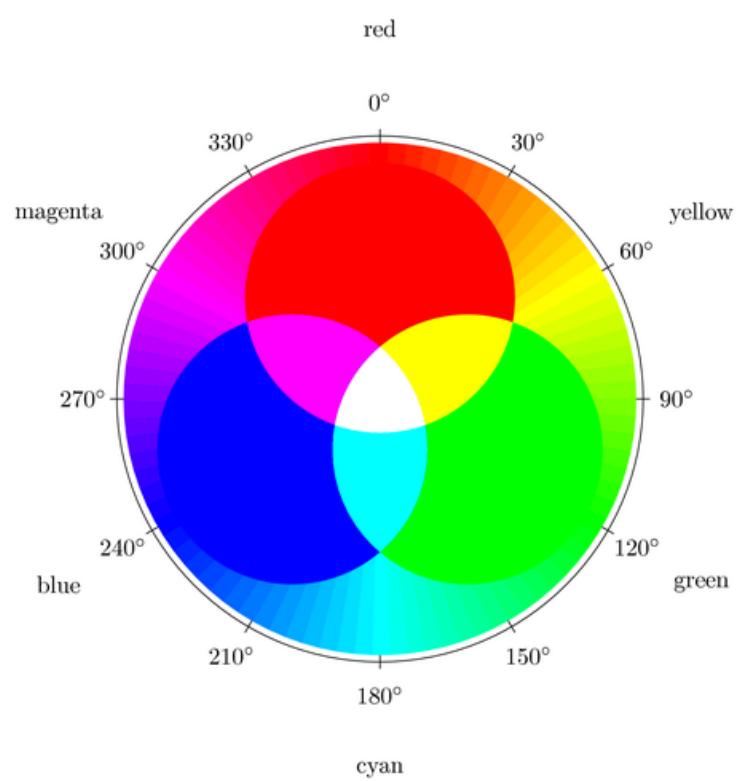
W niniejszej pracy należało przekształcić każdy obraz z trybu kolorowego na monochromatyczny co opisano w sekcji 2.1.2.

2.1.2 Konwersja do skali szarości

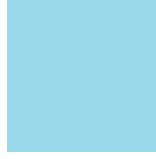
Każdy piksel w trybie kolorowym ma określoną reprezentację barwy z określonego modelu. Najczęściej spotykana reprezentacja to RGB. Przestrzeń kolorów RGB składa się z trzech kanałów [6]:

- R - czerwonego (z angielskiego Red)
- G - zielonego (z angielskiego Green)
- B - niebieskiego (z angielskiego Blue)

Każdy piksel opisany za pomocą przestrzenie barw RGB ma trzy 8-bitowe wartości reprezentujący każdy kanał. Spotykane są 12- lub 16-bitowe reprezentacje kanałów, jednak 8-bitowa jest najpopularniejsza. Dla 8-bitowych kanałów wartość „0” danego kanału oznacza brak jasności, natomiast „255”



Rysunek 2.4: Mieszanie kanałów RGB. [8]



Rysunek 2.5: Kolor R=153 G=217 B=234.

maksymalną jasność. Poprzez mieszanie jasności tych trzech kanałów można uzyskać szerokie spektrum barw (Rysunek 2.4).

Przykładowo kolor o reprezentacji R=153 G=217 B=234 przedstawiono na Rysunku 2.5

Kolor (Rysunek 2.5) może być też reprezentowany w kodzie szesnastkowym #99D9EA. Każda wartość heksadecymalna odpowiada kolejno kanałowi R, G, B.

Istnieją 3 metody konwersji obrazu z przestrzeni RGB na monochromatyczny [8].

- największej jasności
- średnia
- luminancji

Metoda największej jasności konwertuje na skalę szarości wg wzoru 2.1.

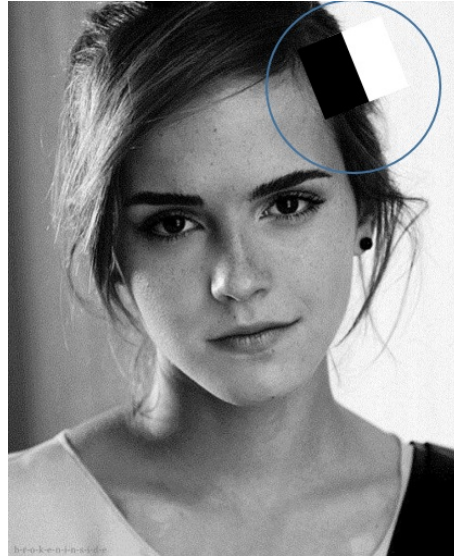
$$\frac{(max(R, G, B) + min(R, G, B))}{2} \quad (2.1)$$

Metoda średnia bazuje na wzorze 2.2, natomiast metodę luminancji ilustruje wzór 2.3.

$$\frac{(R + G + B)}{3} \quad (2.2)$$

$$0.21R + 0.72G + 0.07B \quad (2.3)$$

W niniejszej pracy zastosowano konwersję za pomocą metody średniej.



Rysunek 2.6: Filtr Haara nałożony na krawędź twarzy [2]

2.1.3 Kontynuacja opisu algorytmu Haar Cascade

Każde okienko zawiera białe oraz czarne prostokąty. Wyznaczana jest suma jasności pikseli w obu rodzajach prostokątów, a następnie dla każdego okna obliczana jest różnica pomiędzy białymi a czarnymi. Opisywany algorytm ma zastosowanie w wykrywaniu krawędzi. Na granicy krawędzi istnieje różnica w jasności pikseli (Rysunek 2.6).

Podczas treningu klasyfikatora a każdego obrazu otrzymujemy dużą ilość danych. W celu poprawy efektywności sumowania pikseli w filtrze Haara stosowane są rozwiązanie zwane w języku angielskim Summed-area table [11]. Summed-area table jest również nazywana w literaturze Integral Image, czyli obrazem scałkowanym. Ideą obrazu scałkowanego jest, aby każdy obraz został przekształcony w tabelę, w której każdy element x, y tej tabeli odpowiada sumie jasności wszystkich pikseli według wzoru ??.

$$I(x, y) = \sum_{x' \leq x \wedge y' \leq y} i(x', y') \quad (2.4)$$

gdzie $I(x, y)$ jest wartością na pozycji x, y w tabeli (tabela obrazu scałkowanego), $i(x, y)$ - jasność piksela o współrzędnych x, y na obrazie.

Image

5	2	5	2
3	6	3	6
5	2	5	2
3	6	3	6

Rysunek 2.7: Tabela jasności poszczególnych pikseli przed zastosowaniem całkowania [4]

Summed Area Table

5	7	12	14
8	16	24	32
13	23	36	46
16	32	48	64

Rysunek 2.8: Filtr Haara nałożony na krawędź twarzy [4]

Na Rysunku 2.7 przedstawiona jest tabela prezentująca jasność pikseli przed zastosowaniem całkowania obrazu.

Po całkowaniu otrzymujemy tabelę podobną do przedstawionej na Rysunku 2.8.

Sumowanie przykładowego okna (Rysunek 2.9) wymaga 4 operacji (Wzór 2.5).

$$\sum_{x_0 \leq x \leq x_1 \cap y \leq y_1} i(x, y) = I(D) + I(A) - I(B) - I(C) \quad (2.5)$$

gdzie lewa część równania oznacza sumę jasności pikseli zaznaczonego okna tj. na Rysunku 2.9, $I(A)$ - wartość scałkowanego obrazu przy punkcie A (analogicznie $I(B)$, $I(C)$, $I(D)$) - (Rysunek 2.9).

Zakładając większy rozmiar okna np. 9×9 sumowanie okna zwykłym spo-

Summed Area Table

5	7	12	14
8	16	24	32
13	23	36	46
16	32	48	64

Rysunek 2.9: Sumowanie okna [4]

sobem wymagałoby $9 \times 9 = 81$ operacji. Natomiast przy użyciu obrazu scałkowanego liczba operacji jest stała i wynosi dokładnie 4 [12].

Liczba cech wykrywanych w zdjęciu za pomocą filtru Haara wynosi zwykle powyżej stu tysięcy [12]. Wiele z nich nie ma większego znaczenia w procesie wykrywania twarzy. Natomiast przy tak dużej ilości cech na obrazie potrzebna jest dodatkowa technika, która przyspieszy detekcję twarzy. Taką właśnie techniką jest AdaBoost. Została ona opracowana przez Yoava Freunda oraz Roberta Schapire'a. [5].

Główną koncepcją tego algorytmu jest wyodrębnienie najlepszych cech z obrazu, które następnie są używane do wytworzenia silnych klasyfikatorów. Silny klasyfikator powstaje jako liniowa kombinacja słabych klasyfikatorów ważonych. Z kolei słabe klasyfikatory są reprezentowane przez dane, które nie miały istotnego wpływu przy wykrywaniu pożądanego obiektu [5].

W ostatniej fazie stosowany jest algorytm kaskady klasyfikatorów. Klasyfikatory są podzielone na grupy i połączone ze sobą kaskadowo. W algorytmie każda grupa może podjąć dwie decyzje - przekazanie danych z klasyfikatorów do kolejnej grupy lub ich odrzucenie. Ma to na celu odrzucenie wielu negatywnych danych z klasyfikatorów [3].

Biblioteka OpenCV zawiera wytrenowane klasyfikatory, które zostały użyte w tej pracy magisterskiej. Wykorzystano je do wykrycia twarzy, ust oraz oczu. Klasyfikatory mają postać plików xml, które można znaleźć na oryginalnym repozytorium projektu OpenCv.

2.2 Wyznaczanie stref

2.3 Wykrywanie zmarszczek - detektor Canny

2.4 Wyliczanie wrinkle feature

2.5 Algorytm trenowania

2.6 Grupowanie danych - FCM

2.6.1 Wstęp do grupowania danych

2.6.2 Metoda FCM

2.7 Wyznaczanie wieku

Rozdział 3

Modyfikacje metody bazowej

3.1 Odjęcie wybranej strefy

3.1.1 Zmiana algorytmu względem metody bazowej

3.2 Zastosowanie metody HOG

3.2.1 Opis algorytmu HOG

3.2.2 Zastosowanie w projekcie

3.3 Metoda HOG oraz grupowanie KNN

3.3.1 Grupowanie KNN

3.3.2 Zastosowanie w projekcie

Rozdział 4

Badania

Rozdział 5

Podsumowanie

Bibliografia

- [1] T. F. Cootes A. Lanitis, Ch. J. Taylor. *Toward automatic simulation of aging effects on face images*. IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002.
- [2] Abid K. Alexander Mordvintsev. Face Detection using Haar Cascades . https://opencv-python-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py_tutorials/py_objdetect/py_face_detection/py_face_detection.html, 2019. [Online; Dostęp: 28.09.19].
- [3] F. Boray Tek Ali Buğra KanburoğluF. *A Haar Classifier Based Call Number Detection and Counting Method for Library Books*. 2018 3rd International Conference on Computer Science and Engineering, 2018.
- [4] BADGERATI. <https://computersciencesource.wordpress.com/2010/09/03/computer-vision-the-integral-image/>, 2010. [Online; Dostęp: 28.09.19].
- [5] Trevor Hastie; Robert Tibshirani; Jerome Friedman. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer, 2009.
- [6] Robert Hirsch. *Exploring Colour Photography: A Complete Guide*. Laurence King Publishing, 2004.
- [7] Wan-Chi Siu Kwok-Wai Wong, Kin-Man Lam. *Age Estimation from Face Images: Challenging Problem for Audience Measurement Systems*. Centre for Multimedia Signal Processing, Department of Electronic and Information Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, Hung Hom, Hong Kong, 2000.

- [8] Henrik Skov Midtiby. Example: Rgb color mixing, 2019. [Online; Dostęp: 28.09.19].
- [9] R. Chellappa N. Ramanathan. *Face verification across age progression*. IEEE Transactions on Image Processing, 2006.
- [10] Moses Olafenwa. Przykład rozpoznawania obrazów. <https://towardsdatascience.com/object-detection-with-10-lines-of-code-d6cb4d86f606/>, 2018. [Online; Dostęp: 30.09.18].
- [11] M. Jone P. Viola. *Robust Real-Time Object Detection*. International Journal of Computer Vision, 2002.
- [12] Michael Jones Paul Viola. *Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features*. Accepted conference on computer vision and pattern recognition, 2001.
- [13] Rituparna Sahaa Ranjan Janaa, Debaleena Dattaa. *Age Estimation from Face Image using Wrinkle Features*. RCC Institute of Information Technology, 2014.
- [14] Qaim Mehdi Rizvi. *A Review on Face Detection Methods*. Qassim University, 2011.
- [15] Richard Szeliski. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer, 2011.
- [16] Olga Stepanova Anton Lebedev Vladimir Khryashchev, Alexander Gannin. *Age Estimation from Face Images: Challenging Problem for Audience Measurement Systems*. Yaroslavl State University, 2014.
- [17] K. Smith-Miles X. Geng, Z. Zhou. *Automatic age estimation based on facial aging patterns*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007.
- [18] K. Smith-Miles X. Geng, Z. Zhou. *A new algorithm for age recognition from facial images*. Signal Processing, 2010.

- [19] N. da V. Lobo Y. H. Kwon. *Age classification from facial images. Computer Vision and Image Understanding*. 1999.

Dodatki

Dokumentacja techniczna

X

Spis skrótów i symboli

DNA kwas deoksyrybonukleinowy (ang. *deoxyribonucleic acid*)

MVC model – widok – kontroler (ang. *model-view-controller*)

N liczebność zbioru danych

μ stopień przynależności do zbioru

\mathbb{E} zbiór krawędzi grafu

\mathcal{L} transformata Laplace’a

Zawartość dołączonej płyty

Do pracy dołączona jest płyta CD z następującą zawartością:

- praca w formacie pdf,
- źródła programu,
- zbiory danych użyte w eksperymentach.

Spis rysunków

1.1	Przykład rozpoznawania obiektów na zdjęciu ulicy. [10]	2
2.1	Faza 1 algorytmu	5
2.2	Faza 2 algorytmu	5
2.3	Filtr Haara a) krawędziowy b) liniowy c) szachownica [2]	8
2.4	Mieszanie kanałów RGB. [8]	9
2.5	Kolor R=153 G=217 B=234.	10
2.6	Filtr Haara nałożony na krawędź twarzy [2]	11
2.7	Tabela jasności poszczególnych pikseli przed zastosowaniem całkowania [4]	12
2.8	Filtr Haara nałożony na krawędź twarzy [4]	12
2.9	Sumowanie okna [4]	13

Spis tablic