**Uniwersytet im. Adama Mickiewicza w Poznaniu**
**Wydział Matematyki i Informatyki**

**Informatyka**
Informatyka kto wie jaka to będzie

**Magdalena Mozgawa**
Nr albumu: **389479**

# Ataki na systemy przetwarzania obrazu

Attacks on computer vision systems

Praca magisterska

Promotor:
**dr inż. Michał Ren**

2021 (oby)

Poznań, dnia .....

# OŚWIADCZENIE

Ja, niżej podpisany IMIONA NAZWISKO student Wydziału Matematyki i Informatyki Uniwersytetu im. Adama Mickiewicza w Poznaniu oświadczam, że przedkładaną pracę dyplomową pt: „TYTUŁ PRACY" napisałem samodzielnie. Oznacza to, że przy pisaniu pracy, poza niezbędnymi konsultacjami, nie korzystałem z pomocy innych osób, a w szczególności nie zlecałem opracowania rozprawy lub jej części innym osobom, ani nie odpisywałem tej rozprawy lub jej części od innych osób.

Oświadczam również, że egzemplarz pracy dyplomowej w wersji drukowanej jest całkowicie zgodny z egzemplarzem pracy dyplomowej w wersji elektronicznej.

Jednocześnie przyjmuję do wiadomości, że przypisanie sobie, w pracy dyplomowej, autorstwa istotnego fragmentu lub innych elementów cudzego utworu lub ustalenia naukowego stanowi podstawę stwierdzenia nieważności postępowania w sprawie nadania tytułu zawodowego.

Wyrażam zgodę na udostępnianie mojej pracy w czytelni Archiwum UAM.

Wyrażam zgodę na udostępnianie mojej pracy w zakresie koniecznym do ochrony mojego prawa do autorstwa lub praw osób trzecich.

.....

(czytelny podpis studenta)

Tutaj będą podziękowania dla sąsiadów
za siedzenie cicho.

I coś dla promotora.

# Spis treści

# Spis rysunków

# Spis tablic

# Spis kodów źródłowych

## Streszczenie

Streszczenie wstępu jest dobrym pomysłem na początek abstraktu. Dobre praktyki tworzenia abstraktów znajdują się np. na stronie[1]. Wczuj się w rolę informatyka, który będzie czytał sam abstrakt, żeby zdecydować, czy reszta pracy mu się przyda. Zwięzłość jest w cenie, niemniej jednak trzeba się starać opisać o czym głównie jest praca, jak również co jest w tej pracy szczególnego, czego nie można znaleźć w innych. Zwykle abstrakt pisze się po napisaniu pracy, myśląc o takich kwestiach jak np. „jaki problem próbowano rozwiązać", „jaka była motywacja skupienia się nad tym problemem", „za pomocą jakich środków cel został osiągnięty". Wiele abstraktów różnego rodzaju prac można obejrzeć w Internecie.



**Słowa kluczowe:** praca dyplomowa, wzór, przewodnik



## Abstract

Translation of your Polish abstract. Some leeway is allowed, but make sure it is a translation, not a completely different abstract. If you have a problem with English, ask your supervisor to help you translate. Machine translations (e.g. Google translate) are not good enough (yet...) to be acceptable.



**Keywords:** thesis, template, guide


[1] `http://www.editage.com/insights/how-to-write-an-effective-title-and-abstract-and-choose-a`

# Wstęp

Krótkie omówienie tego, o czym będzie praca. (Czyli co zostanie w pracy powiedziane.)

Rzeczy które tu można ująć to np.

- mini-przewodnik po własnych wynikach, czy że zrobiono to, tamto i owamto
- motywacja do pracy, czyli dlaczego się tym zajęto i dlaczego masa rzeczy już na ten temat napisanych nie wystarczyła do szczęścia
- omówienie struktury pracy, czyli w tym rozdziale jest to, a tym owo
- historia badań na podobnymi tematami i aktualny stan wiedzy

Ilu autorów, tyle wstępów... Nie traktuj powyższych elementów jako obowiązkowe.

# 1

# Systemy przetwarzania obrazu

Czego NIE opisuję w tym rozdziale (póki co): dlaczego redukować w ogóle wymiarowość obrazów ("przekleństwo wymiarowości")), jak wygląda pipeline przetwarzania danych (ekstrakcja cech-deskryptorów, trenowanie modelu, testowanie modelu)).

## 1.1 Histogramy zorientowanych gradientów

Histogramy zorientowanych gradientów (ang. *histograms of oriented gradients*, dalej: HOG) to deskryptory pozwalające na opisanie zawartości danego obrazu za pomocą wielkości i orientacji gradientów. Technika ta pozwala na redukcję wymiarowości obrazu oraz zniwelowanie wpływu lokalnych różnic na całość deskryptora[1].

### 1.1.1 Opis algorytmu

Algorytm tworzenia histogramów zorientowanych gradientów składa się z dwóch faz: wyliczenia gradientów oraz głosowania histogramów. Pierwsza pozwala na pozyskanie dla $n \times m$-wymiarowego obrazu w skali RGB dwóch $n \times m$-wymiarowych macierzy opisujących gradienty w tym obrazie. Druga korzysta z tych macierzy do wyznaczenia histogramów zorientowanych gradientów w celu dalszej redukcji wymiarowości obrazu. Fazy te zostały bardziej szczegółowo opisane poniżej.

**Wyliczenie gradientów.** Plikiem wejściowym jest analizowany obraz o wymiarach $n \times m$ pikseli, który jest przetwarzany do 8-bitowej skali szarości i dzielony na nakładające się komórki (ang. *cells*) ustalonej wielkości, wyznaczone wokół centralnego piksela danej komórki. Następnie dla każdej takiej komórki wylicza się wielkość ($M(x, y)$) i kąt ($\alpha(x, y)$) wektora gradientu:

$$M(x, y) = \sqrt{(x^2 + x^2)} \tag{1.1}$$

$$\alpha(x, y) = \arctan \frac{x}{y} \tag{1.2}$$

gdzie dla centralnego piksela danej komórki, znajdującego się w $i$-tej kolumnie $j$-tego wiersza, $x$ i $y$ to wartość bezwzględna różnicy wartości między najodleglejszymi pikselami odpowiednio w $j$-tym wierszu i $i$-tej kolumnie. Uzyskuje się w ten sposób dwie macierze $n \times m$ z wartościami odpowiadającymi wielkościom gradientów oraz ich kątom *modulo* 180°[2].

**Głosowanie histogramu.** Elementem wejściowym są macierze uzyskane w kroku pierwszym. Macierze są dzielone na nienakładające się bloki (ang. *blocks*). Następie w obrębie każdego bloku odbywa się głosowanie, którego wynikiem jest histogram danego bloku. Szczegółowy algorytm głosowania pokazano w pseudokodzie.

**Algorithm 1** Głosowanie histogramu w bloku

**Wejście:** $B_k$ – blok kątów w postaci listy $i$-elementowej, $B_w$ – blok wielkości gradientów w postaci listy $i$-elementowej.

**Wyjście:** $H$ – 9-elementowa lista definiująca histogram o klasach $0 - 20°$, $20 - 40°$, ..., $160 - 0°$.

```
H ← [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
for i ← 1, n do
    c ← ⌊B_{k_i}⌋
    h ← c ÷ 20
    if c == B_{k_i} then
        H[h] ← B_{w_i} ÷ 2
        H[h − 1] ← B_{w_i} ÷ 2
    else
        H[h] ← B_{w_i}
```

**Efekt końcowy.** Wynikiem działania zastosowanej metody są histogramy zorientowanych gradientów. Warto zauważyć, że użycie tej metody prowadzi do

znacznego zmniejszenia wymiarowości danych. Przykładowo, można policzyć, że 24-bitowy obraz o wymiarach $64 \times 128$ pikseli, do którego opisania pierwotnie potrzeba by 24 576 wartości, może być podzielony na 27 bloków $16 \times 16$ pikseli, co daje 243 wartości w histogramach opisujące cały obraz. Jest to ponad stukrotne zmniejszenie liczby wartości opisujących obraz, które wciąż pozwala na stworzenie stosunkowo skutecznego deskryptora[1].

### 1.1.2 Klasyfikatory oparte o histogramy zorientowanych gradientów

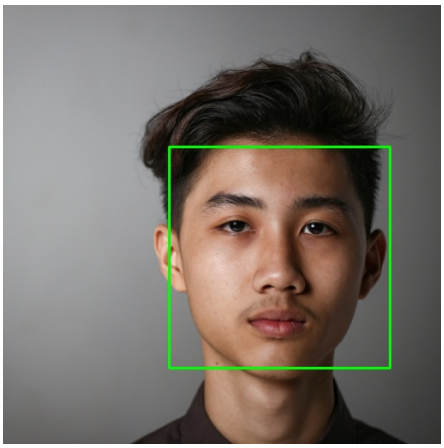
Wyliczenie deskryptora dla wielu obrazów to pierwszy krok do stworzenia klasyfikatora danej cechy opartego o uczenie maszynowe. Popularność HOG przypada na wczesne lata 2000, kiedy znacznym poważaniem cieszyły się m.in. maszyny wektorów podpierających (ang. *Support Vector Machines*, dalej: SVM). Jest to model uczenia maszynowego, zaproponowany przez Vladimira Vapnika w 1995, pozwalający na wyznaczenie optymalnej hiperpłaszczyzny, która odziedzialałaby dane z różnych klas zachowując największy możliwy margines zaufania [4, 8]. Ten model został zastosowany również przez autorów metody histogramów zorientowanych gradientów, jednak jego bardziej szczegółowe omówienie wykracza poza zakres tej pracy i nie jest konieczne do zrozumienia sposobu działania metody ani możliwych dróg ataku na nią [1]. (KOMENTARZ Chyba że promotor bardzo będzie tego chciał albo zabraknie materiału.)

Wytrenowany klasyfikator może zostać następnie zastosowany do wykrywania danej cechy na różnych zdjęciach, także takich, które nie były użyte do jego wytworzenia. Przykładem klasyfikatora, którego można użyć do wykrycia twarzy *en face* jest ten załączony do biblioteki *dlib*, otwartoźródłowej biblioteki z narzędziami do uczenia maszynowego, napisanej w języku C++ i posiadającej też API do języka Python[5]. Poniżej zaprezentowano przykładową implementację wspomnianego klasyfikatora w celu rozpoznania twarzy na zdjęciu oraz efekt działania takiego skryptu.

Kod źródłowy 1.1: Wyszukiwanie twarzy z użyciem biblioteki dlib

```
import numpy as np
import cv2
import matplotlib.image as mpimg
import matplotlib.pyplot as plt
import dlib

image_colour = mpimg.imread('path_to_image.jpg') # load the image
image_gray = cv2.cvtColor(image_colour, cv2.COLOR_BGR2GRAY) # grayscale
    conversion
```

Rysunek 1.1: Oryginalne zdjęcie.[7]

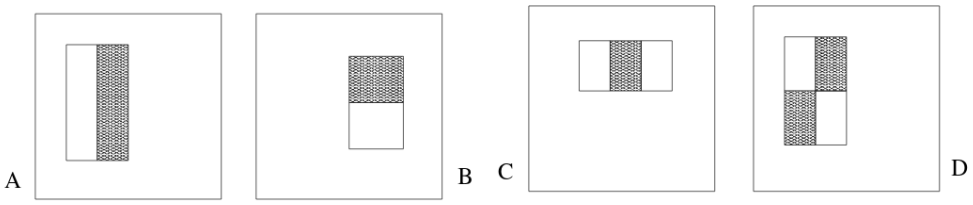


Rysunek 1.2: Efekt działania klasyfikatora.

```
detector = dlib.get_frontal_face_detector() # load the classifier
faces = detector(image_gray, 0) # search for all potential faces in the
     grayscale image

res = image_colour.copy() # create a copy of the original image (to
    draw on it later)

for face in faces:
    # for each detected face, draw a green bounding box around it
    cv2.rectangle(res, (face.left(), face.top()), (face.right(), face.
       bottom()), (0, 255, 0), 2)

cv2.imwrite('output.jpg', cv2.cvtColor(res, cv2.COLOR_BGR2RGB)) # save
    results
```

## 1.2 Metoda Viola-Jonesa

Metoda Viola-Jonesa to czteroetapowy framework pozwalający na wykrywanie określonych cech na zdjęciach, na przykład odnajdowanie na nich twarzy ludzi, określonych zwierząt czy obiektów. Celem tej sekcji jest opisanie jego poszczególnych etapów: wyboru cech Haara, stworzenia obrazu integralnego (ang. *Integral Image*), wyboru cech do klasyfikatora w oparciu o zmodyfikowaną wersję algorytmu AdaBoost i wreszcie konstrukcji kaskady klasyfikatorów.[9]




Rysunek 1.3: Cechy Haara: (A) i (B) to cechy dwuprostokątne, (C) — cecha trójprostokątna, (D) — czteroprostokątna.[9]

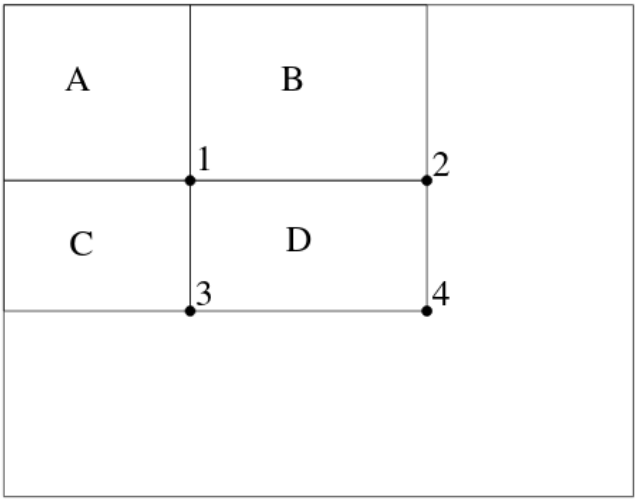
### 1.2.1 Wybór cech Haara

Podstawę klasyfikacji w metodzie Viola-Jonesa stanowią prostokątne cechy, czyli grupy pikseli o określonym ułożeniu. Cechy te, ze względu na podobieństwo do falek Haara, nazywane są cechami Haara (ang. *Haar-like features*). Metoda zaproponowana przez autorów zakłada skorzystanie z trzech rodzajów cech (patrz Rysunek 1.3):

- dwuprostokątnej cechy (ang. *two-rectangle feature*), czyli różnicy między sumami pikseli w dwóch prostokątach o tym samym rozmiarze i kształcie, przylegających do siebie w pionie lub w poziomie,
- trójprostkątnej cechy (ang. *three-rectangle feature*), czyli różnicy sumy dwóch zewnętrznych prostokątów i środkowego prostokąta,
- czteroprostokątnej cechy (ang. *four-rectangle feature*), czyli różnicy między parami prostokątów znajdującymi się na poprzecznej.

W praktyce cechy Haara przekazują informacje dotyczące kontrastów między prostokątnymi grupami pikseli. Pozwala to wyznaczyć obszary, które są względem siebie jaśniejsze lub ciemniejsze. W przypadku wykrywania twarzy, cechy mogą odpowiadać różnicom w układaniu się światła i cienia na twarzy, na przykład między mostkiem nosa a oczami albo między oczami a policzkami.

Detektor zastosowany przez autorów ma 24x24 piksele, co w przeliczeniu daje zbiór ponad 180000 cech różnych rodzajów i wymiarów. Same operacje arytmetyczne potrzebne do wyliczenia tych cech stanowić mogą spore wyzwanie (jeszcze większe stanowiły na początku lat 2000, gdy algorytm powstawał), dlatego autorzy opracowali metodę przedstawioną w kolejnej sekcji: wyliczanie formy pośredniej w postaci obrazu integralnego.[9]




Rysunek 1.4: Sumę pikseli w prostokącie D można wyliczyć w odniesieniu do do pól A, B i C. Wartość w punkcie 1 jest równa sumie pikseli w prostokącie A, w punkcie 2 — A + B, w punkcie 3 — A + C, w punkcie 4 — A + B + C + D. Wobec tego suma D wynosi D + A - (B + C).[9]

### 1.2.2 Tworzenie obrazu integralnego

W celu usprawnienia wyliczeń wartości cech Haara używa się pośredniej formy obrazu, czyli tzw. obrazu integralnego (ang. *integral image*). Jego wartość w pozycji o współrzędnych *x, y* zawiera sumę pikseli ponad i na lewo od *x, y*, włącznie z samymi *x, y*:

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leqslant x, y' \leqslant y} i(x', y'), \tag{1.3}$$

gdzie $ii(x, y)$ to obraz integralny, a $i(x, y)$ to oryginalny obraz. Korzystając z rekurencji możliwe jest wyliczenie obrazu integralnego w ramach pojedyńczego przejścia przez oryginalny obraz. Następnie, używając obrazu integralnego, obliczać można sumy pikseli w określonych prostokątach korzystając z poprzedzających je obszarów. Metoda ta została pokazana w ilustracji 1.4.

Skorzystanie z obrazu integralnego pozwala na dużo sprawniejsze wyznaczenie cech, na postawie których zostanie zbudowany klasyfikator.

### 1.2.3 Wybór cech

Jak wcześniej wspomniano, dla zastosowanego detektora 24x24 piksele uzyskuje się zbiór ponad 180000 cech o różnej użyteczności. Żeby wyznaczyć tę użyteczność i wybrać z tego zbioru cechy przydatne do wykrycia określonego typu obiektu korzysta się ze zmodyfikowanej wersji algorytmu AdaBoost. Tylko użyteczne cechy

Dane wejściowe: przykładowe obrazy $(x_1, y_1), ..., (x_n, y_n)$, gdzie $y_i$-ty element jest równy 1 (przykład pozytywny) lub 0 (przykład negatywny)

Rysunek 1.5: Zmodyfikowany AdaBoost

trafiają później do klasyfikatora. Cechy te w pojedynkę mogą być stosunkowo słabymi predyktorami wyniku klasyfikacji, dlatego taki rodzaj uczenia nosi też nazwę algorytmu słabych klasyfikatorów. Eksperymenty autorów wykazały, że stosunkowo niewielka liczba takich cech jest w stanie stworzyć efektywny klasyfikator i dlatego głównym wyzwaniem jest odnalezienie owych cech. Stworzona przez autorów modyfikacja AdaBoost ma za zadanie wybrać cechy dające najniższy wskaźnik błędów. Dla każdej z cech, klasyfikator ustala optymalny próg funkcji klasyfikującej, taki że minimalna liczba przykładów treningowych zostaje zaklasyfikowana niepoprawnie:

$$h_j(x) = \begin{cases} x & \text{jeśli } p_j f_j(x) \leqslant p_j \theta_j \\ -x & \text{w innym przypadku} \end{cases} \tag{1.4}$$

gdzie $x$ to 24x24-pikselowe podokno obrazu, $h_j(x)$ - klasyfikator, $f_j$ - cecha, $\theta_j$ - próg i $p_j$ - znak liczby. Dokładniejszy opis zmodyfikowanego algorytmu AdaBoost znajduje się w algorytmie x. W praktyce żadna cecha nie jest w stanie w pojedynkę dokonać klasyfikacji z odpowiednio dużą dokładnością. W opisywanym przypadku współczynniki błędu cech wybranych w pierwszych rundach wynosiły między 0,1 a 0,3, później dochodząc do 0,4 i 0,5 (czyli aż do wyniku losowego rzutu monetą).[9]

### 1.2.4 Konstrukcja kaskady klasyfikatorów

Celem konstrukcji kaskady klasyfikatorów jest stworzenie systemu, który łączy wyższą skuteczność i krótszy czas przetwarzania obrazów. Autorzy posłużyli się mechanizmem, w którym klasyfikatory ustawia się w odpowiedniej kolejności. Najpierw umieszcza się prostsze klasyfikatory, które odrzucają jak najwięcej negatywnych przypadków (akceptując przy tym potencjalną dużą liczbę błędów pierwszego rodzaju), a następnie stosuje się bardziej złożone klasyfikatory, które służą odsianiu błędów pierwszego rodzaju. Finalnie uzyskuje się drzewo decyzyjne — kaskadę, ang. *cascade* — o specyficznym, źdegenerowanym"kształcie: każdy węzeł nie będący węzłem końcowym ma dwie gałęzie, przy czym tylko jedna z tych gałęzi ma swoje dwie gałęzie, itd.

Kolejność umieszczenia klasyfikatorów oraz ich liczba są wyznaczane w procesie trenowania kaskady. Ze względu na trudność ułożenia odpowiednich klasyfikatorów w odpowiedniej kolejności przy jednoczesnym spełnieniu założeń dotyczących skuteczności i wydajności (im więcej cech ma klasyfikator, tym jest dokładniejszy i mniej wydajny) stosuje się prostą heurystykę, żeby otrzymać "dość dobrą"kaskadę. Początkowo określa się finalną pożądaną dokładność klasyfikatora oraz akceptowalny odsetek błędów pierwszego rodzaju. Na każdym etapie kaskady dany klasyfikator ma za zadanie redukcję liczby błędów pierwszego rzędu (co jednocześnie może zmniejszać dokładność). Na początku etapu wybiera się dwie wartości docelowe: minimum o jakie chce się zmniejszyć liczbę błędów pierwszego rodzaju oraz maksimum o jakie chce się zmniejszyć dokładność klasyfikatora. Na podstawie tych wytycznych trenuje się kaskadę, dobierając cechy do momentu uzyskania wybranych wartości. Klasyfikator, który odniósł sukces w tym etapie jest dopisywany do całej kaskady, a trening przechodzi do kolejnego etapu z nowymi wartościami docelowymi. Etapy są dodawane, dopóki nie stworzy się kaskady o parametrach odpowiadających początkowym wymaganiom.

W eksperymentach autorów kompletna kaskada klasyfikatorów, używana do wykrywania twarzy *en face* (and. *frontal face classifier*), składała się z 38 etapów i 6061 cech. Na ówczesnym sprzęcie (procesor Pentium III 700 MHz) pozwalał on na kilkanaście razy szybsze przetwarzanie obrazów niż istniejące rozwiązania, nie odbiegając od nich negatywnie odsetkiem błędów pierwszego rodzaju.[9]

## 1.3 Konwolucyjne sieci neuronowe

Konwolucyjne sieci neuronowe (ang. *convolutional neural networks*, także: *CNN(s)*) to specjalistyczny rodzaj sieci neuronowych, których zadaniem jest przetwarzanie danych o określonej strukturze (zwykle jest to 1- lub 2-wymiarowa siatka), np. szeregów czasowych czy obrazów. Ich nazwa bierze się z tego, że co najmniej jedna z warstw w CNN musi zawierać warstwę konwolucyjną, czyli dokonywać przekształcenia danych poprzez zastosowanie konwolucji.[3] Celem tej sekcji jest opisanie teorii stojącej za konwolucyjnymi sieciami neuronowymi i pojęć im towarzyszących, takich jak metoda gradientu prostego, propagacja wsteczna i różne rodzaje warstw występujących w CNNach.

# 2

# Taksonomia ataków na uczenie maszynowe

Ten rozdział zajmuje się opisem taksonomii ataków, w oparciu o NISTa (https://nvlpubs.nist.gov/
draft.pdf) oraz "Hakowanie uczenia maszynowego".

# 3

# Praktyczne metody ataków na systemy przetwarzania obrazu

### 3.0.1 Metody ataku

Ze względu na ich stosunkowo niski poziom skomplikowania i wysoką intepretowalność w porównaniu do modeli opartych o głębokie uczenie maszynowe istnieją metody pozwalające na wizualizację deskryptorów HOG. Metody te, poza ułatwianiem pracy nad debugowaniem istniejących modeli, mogą także służyć do opracowywania metod ataku. Przegląd istniejącej literatury wskazuje, że rozwiązania oparte o HOG są podatne na dwa typy ataków: ataki przez unikanie (ang. *evasion attacks*) oraz ataki przez zatrucie (ang. *poisoning attacks*)[10, 6]. (KOMENTARZ: szersza charakterystyka typów ataków oparta o proponowaną przez NIST nomenkulaturę znajdzie się gdzieś we wstępnym rozdziale.)

**Ataki przez unikanie.** W przypadku HOG ataki przez unikanie polegają na przesłonięciu w obiekcie fragmentu lub fragmentów odpowiadających blokom o znaczących wartościach deskryptora. Przykładowo, w przypadku opartego o HOG detektora twarzy we wspomnianej bibliotece dlib, skuteczność wykrywania znacząco spada dla twarzy w ciemnych okularach: dla zbioru, na którym trenowany był dlibowski *frontal face detector* wynosi 91% dla ogółu zdjęć oraz 57% dla zdjęć osób w ciemnych okularach zasłaniających oczy (niezależnie od kształtu okularów).[1] Podobny efekt można uzyskać dzięki założeniu np. maseczki albo komina zasłaniającego dolną część twarzy[5, 6].

[1].(KOMENTARZ: osoba pisząca wyjęła sobie te dane z d...obrze napisanego skryptu, który przeiterował przez wszystkie obrazy oraz przez podgrupę obrazów z osobami w dość ciemnych okularach. Czy to materiał do jakiegoś appendixu?)

Rysunek 3.1: Atak przez unikanie. Źródło zdjęcia: opracowanie własne.

**Ataki przez zatrucie.** Innym sposobem na przechytrzenie systemu przetwarzania obrazu jest zwizualizowanie wyuczonego detektora (jeśli mamy do niego dostęp) albo histogramu gradientów dla pozytywnego przykładu, a następnie użycie go do „zatrucia" materiału testowego poprzez np. zapozowanie w ubraniu z nadrukiem pokazującym tę wizualizację. W takim przypadku system popełniałby błędy pierwszego rodzaju, odnajdując poszukiwane obiekty na zdjęciach, które mogłyby ich wcale nie zawierać. Ataki przez zatrucie mogą też być połączone z atakami przez unikanie: przykładowo, w przypadku systemów wymagających, by na zdjęciu znalazła się jakaś twarz i docinających do niej zdjęcie, założenie maseczki z „zatrutym" wzorem skutkowałoby jednoczesnym uniknięciem wykrycia właściwej twarzy na zdjęciu i zapamiętaniem materiału błędnego z punktu widzenia człowieka[6]. (KOMENTARZ: tutaj też będzie twarzowe zdjęcie, ale ze względu na braki drukarkowe pojawi się później.)

# 4

# Atak na popularne systemy wykrywania twarzy

# Bibliografia


[1] N. Dalal and B. Triggs. *Histograms of oriented gradients for human detection*, volume 1, pages 886–893 vol. 1. 2005.

[2] R. Gonzalez and R. Woods. Pearson, 3rd edition, 2008.

[3] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. `http://www.deeplearningbook.org`.

[4] N. Jankowski. *Ontogeniczne sieci neuronowe. O sieciach zmieniających swoją strukturę*. 1st edition, 2003.

[5] Davis E. King. dlib. a toolkit for making real world machine learning and data analysis applications in c++.

[6] Bruce MacDonald. Fooling facial detection with fashion.

[7] Imansyah Muhamad Putera. boy's face. `https://unsplash.com/photos/n4KewLKFOZw`, 2020. Dostęp: 2020-06-17.

[8] Vladimir N. Vapnik. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 1995.

[9] Paul A. Viola and Michael J. Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In *CVPR (1)*, pages 511–518. IEEE Computer Society, 2001.

[10] C. Vondrick, A. Khosla, T. Malisiewicz, and A. Torralba. Hoggles: Visualizing object detection features. In *2013 IEEE International Conference on Computer Vision*, 2013.

# Dodatek A: Cośtam dodatkowego

Dodatki zawierają treści, których zrozumienie nie jest konieczne do zrozumienia pracy i które mogłyby niepotrzebnie zajmować miejsce. Czasem są to listingi programów – może np. w pracy wystarczą krótkie fragmenty do których się akurat odnosimy, a w dodatku może być cały kod źródłowy, itp.

# Akronimy

**KISS** Keep It Simple Stupid

**IT** Information Technology