

Analiza i rozpoznawanie obrazów

WYKŁAD 7

Dla studiów niestacjonarnych 2021/2022

Łukasz Roszkowiak

Jak ludzie rozpoznają obrazy?

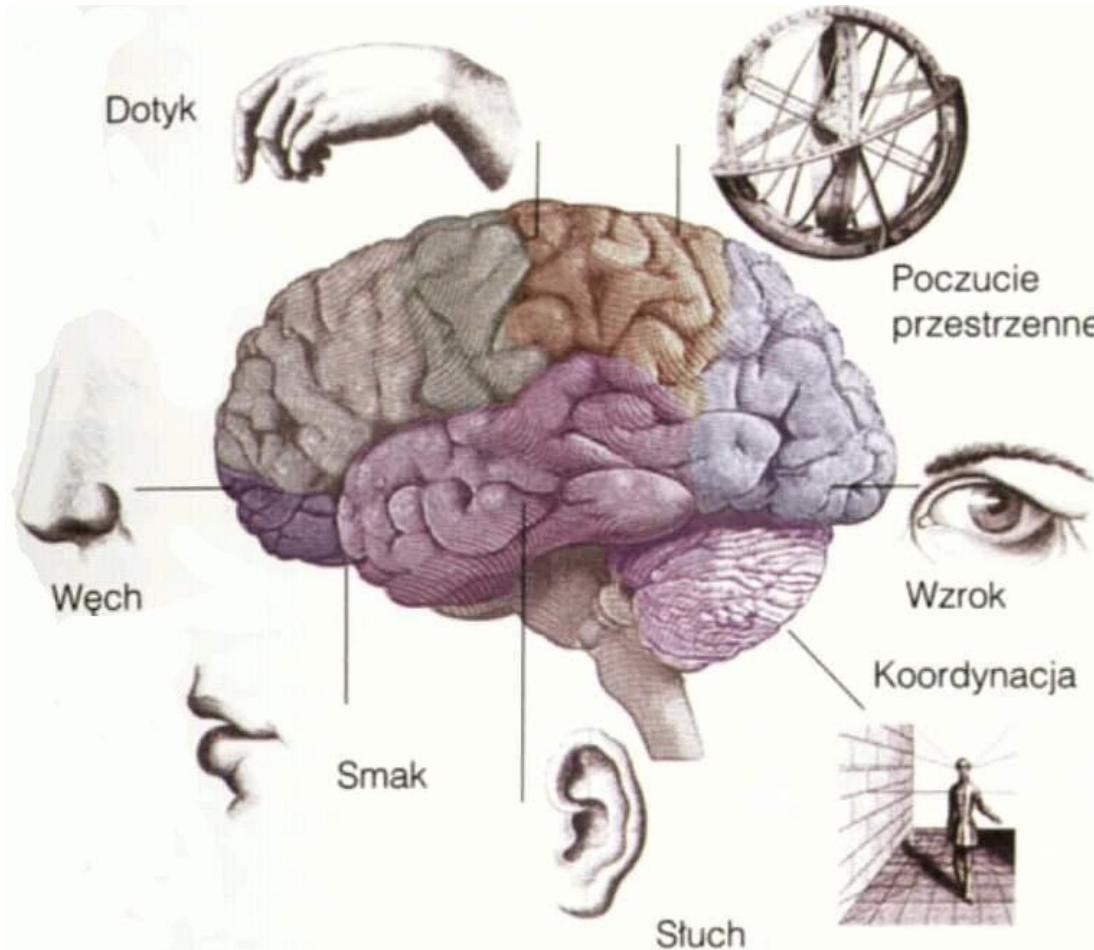
Rozpoznawanie bodźców

- **Psychofizyczny proces** zachodzący w mózgu człowieka pod wpływem **stymulacji** (np.: wzrokowej) lub nawet **jej wyobrażenia**, wywołujący **przyporządkowanie stymulacji do pewnej kategorii zjawisk, obiektów, itp..**

Ograniczamy się do bodźców wzrokowych

- W ten sposób rozpoznawanie to **interpretacja stymulacji wzrokowej** czyli **przyporządkowanie jej odpowiedniej kategorii obiektów i sytuacji** widzianych przez narząd wzroku (na podstawie poprzednich doświadczeń i znanych definicji)

Rozpoznawanie bodźców



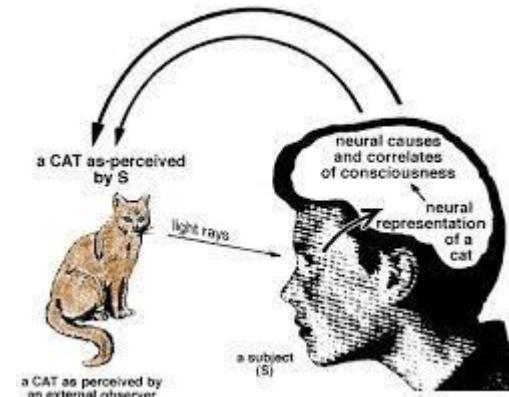
* Obraz: <https://www.is.umk.pl/~duch/Wyklady/img/03zmysly-kora.jpg>

Świadomość i wiedza

- Zdolność zdawania sobie sprawy z tego, że istnieją kategorie pojęciowe i że rozpoznanie oznacza **postrzeżenie** (reaktywność i percepcja) i **zakwalifikowanie do kategorii** czyli rozumienie
- **Niejednoznaczność obrazów**
- W postrzeganiu istnieje **progu świadomości**, czyli dolnej granicy wrażliwości na sygnały
- oraz wymagane są **doświadczenia i informacja o otaczającej rzeczywistości**

Świadomość i wiedza

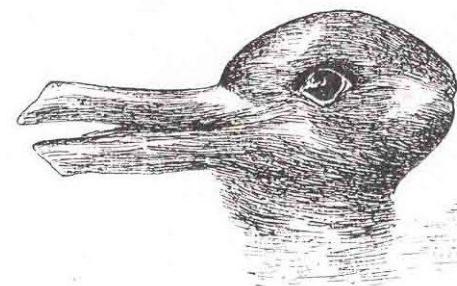
- **Zdolność zdawania sobie sprawy z tego, że istnieją kategorie pojęciowe i że rozpoznanie oznacza postrzeżenie (reaktywność i percepja) i zakwalifikowanie do kategorii czyli rozumienie**
- Niejednoznaczność obrazów
- W postrzeganiu istnieje progu świadomości, czyli dolnej granicy wrażliwości na sygnały
- Kontekst - wymagane są doświadczenia i informacja o otaczającej rzeczywistości



* Obraz: <https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcSaQ9j1ldIYnyFpEesx8RCRjX9SKED4XBzFXw&usqp=CAU>

Świadomość i wiedza

- Zdolność zdawania sobie sprawy z tego, że istnieją kategorie pojęciowe i że rozpoznanie oznacza postrzeżenie (reaktywność i percepcaja) i zakwalifikowanie do kategorii czyli rozumienie
- **Niejednoznaczność obrazów**
- W postrzeganiu istnieje progu świadomości, czyli dolnej granicy wrażliwości na sygnały
- Kontekst - wymagane są doświadczenia i informacja o otaczającej rzeczywistości

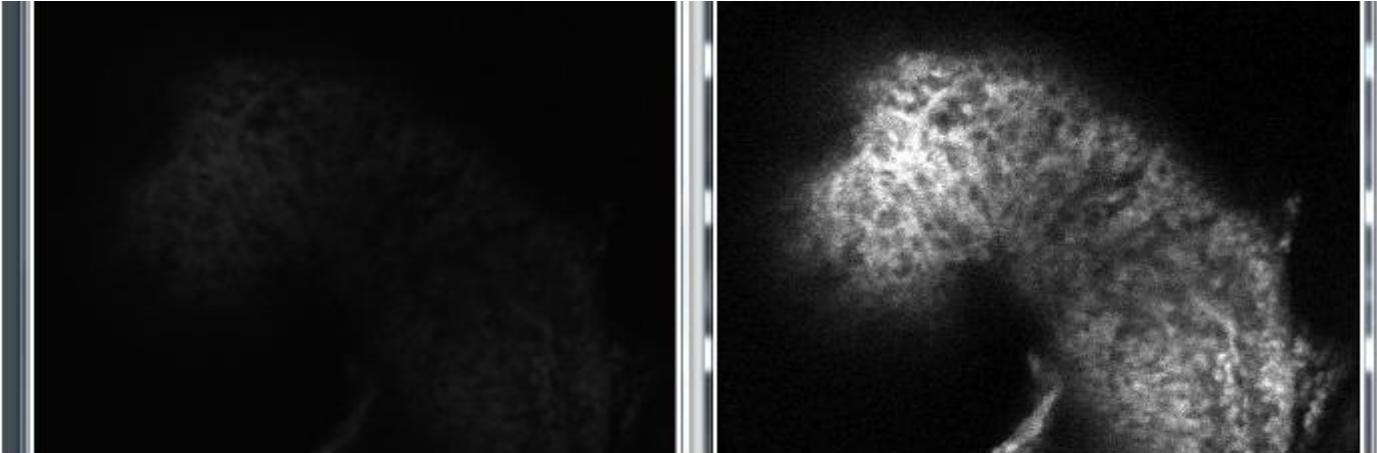


* Obraz:

<https://www.illusionsindex.org/images/illusions/duck-rabbit/duckrabbitmain.jpg>

Świadomość i wiedza

- Zdolność zauważania tego, że istnieje coś, co może być rozpoznane (reaktywność), zakwalifikowana i zrozumiana



- Niejednoznaczność
- **W postrzeganiu istnieje próg świadomości, czyli dolnej granicy wrażliwości na sygnały**
- Kontekst - wymagane są doświadczenia i informacja o otaczającej rzeczywistości

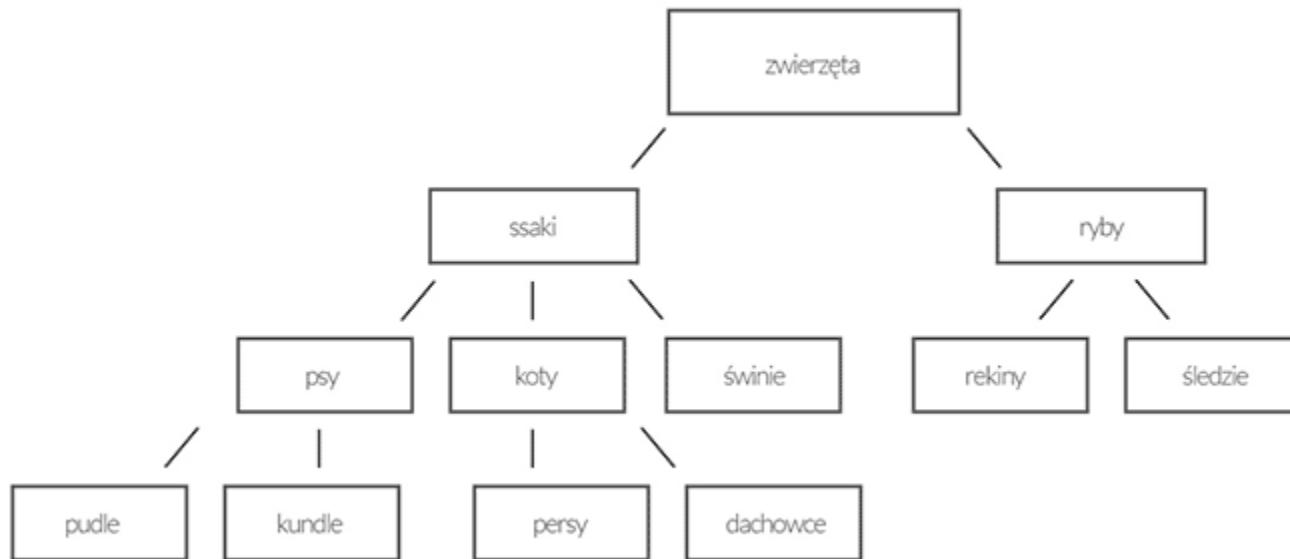
Świadomość i wiedza

- Zdolność zauważania tego, że istnieje coś, co może być rozpoznane (reaktywność) i zakwalifikowane (rozumienie)
- Niejednoznaczność
- W postrzeganiu świadomość, doświadczenie i wrażliwości wpływają na percepcję
- **Kontekst - wymagane są doświadczenia i informacja o otaczającej rzeczywistości**



* Obraz: <https://www.rafalszrajnert.pl/wp-content/uploads/2020/12/percepcja-psychologia-1410x827.jpg>

Pamięć semantyczna



Rozpoznawanie

- Proces psychofizjologiczny zachodzący w mózgu na podstawie wrażenia zmysłowego lub jego wyobrażenia, przypisujący znaczenie procesom, które są „odbierane”.
- Rozpoznawanie wrażeń wzrokowych jest więc interpretacją znaczenia stymulacji wzrokowych przez zidentyfikowanie kategorii, do której należą obiekty stymulujące (odwołanie do wcześniejszych doświadczeń i wcześniej zdefiniowanych kategorii lub utworzenie nowej kategorii)

Tło gnostyczne = świadomość + wiedza

ontologie = wiedza i reguły wnioskowania

Ośrodki rozpoznawania

- Twarzy
- Znaków pisanych
- Położenia w przestrzeni
- Przedmiotów

Na podstawie niższych cech:

Linie i ich kierunki

Punkty charakterystyczne

Ruch

Kolor



Rozpoznanie

- Interpretacja stymulacji wzrokowej przez zidentyfikowanie **kategorii**, do której należą obiekty stymulujące

Impuls
stymulujący

Rozpoznanie

Kategoria

Teorie rozpoznawania

- Teoria wzorca
 - Przechowywanie nieskończonej liczby wzorców
 - Porównywanie (dokładność)
 - Klasyfikacja?



■ Teoria cech

- Dopasowywanie cech obrazu do cech przechowywanych w pamięci
- Dowody: „detektory cech” w korze wzrokowej (Hubel & Wiesel)

Porównanie percepcji obrazu

- Człowiek

- Duża szybkość
- Czasami błędna (iluzje)



- Łatwo modyfikowalne i rozszerzalna (rosnąca widza o świecie i umiejętności wnioskowania)

- Komputer

- Stosunkowo powolna dla skomplikowanych obrazów
- Niedoskonała bo ograniczona i sztywna tylko do pewnego ścisłe zdefiniowanego zakresu obrazów
- Nie uwzględnia innej wiedzy o świecie niż to założoną na etapie programowania

Rozpoznawanie obrazów

- Rozpoznawanie obrazów jest częścią dziedziny wiedzy, zwanej po angielsku *Pattern Recognition*, a po polsku rozpoznawaniem wzorca
- Jak jest realizowane przez komputery?

Komputerowe rozpoznawanie obrazów

Podejścia:

1. Klasyczne – oparte o cechy obiektu ułatwiające jednoznaczne rozpoznanie
 - Analiza obrazu zajmuje się ekstrakcją cech na potrzeby rozpoznawania obrazów
2. Oparte na sztucznej inteligencji - bazuje na cechach wyznaczonych automatycznie w procesie uczenia

Komputerowa analiza i rozpoznawanie obrazów



Jest to „sztuka” udzielania, **automatycznej** i mającej **matematyczne podstawy** odpowiedzi na pytanie:

**Co ten obraz przedstawia?
- o czym mówi ?**

Podejścia:

1. **Klasyczna** – oparta o cechy wyznaczone przez developera na podstawie rad ekspertów i badań naukowych
 - **Analiza obrazu** zajmuje się ekstrakcją cech na potrzeby rozpoznawania obrazów
 - **Rozpoznawanie obrazu** zajmuje się tworzeniem i weryfikacją reguł, na podstawie których udziela się odpowiedzi na powyższe pytanie oraz stosowaniem tych reguł w konkretnych zagadnieniach praktycznych
2. **Oparta na sztucznej inteligencji** - bazuje na cechach wyznaczonych automatycznie w procesie uczenia

Cel rozpoznawania

- Wspomaganie ludzkich decyzji za pomocą informacji obrazowej lub informacji ekstrahowanej z obrazów
- Uzależniony od zastosowania:
 - Zastąpienie człowieka
 - Weryfikacja działania manipulatorów i robotów
 - Selekcja dużych ilości danych (badania przesiewowe w diagnostyce medycznej)
 - Biometria

Komputerowe rozpoznawanie obrazów

- Naśladuje rozpoznawanie wykonywane przez człowieka choć wiedza o świecie zgromadzona w oprogramowaniu jest bardzo ograniczona
- Jest znacznie mniej efektywne
- Jest związane z zastosowaniami:
 - Zastąpieniem człowieka w trudnych warunkach (kontrola jakości mikroprocesorów), uciążliwych czynnościach (OCR)
 - Weryfikacja działania manipulatorów i robotów
 - Selekcją dużych ilości danych (badania skriningowe w diagnostyce medycznej)

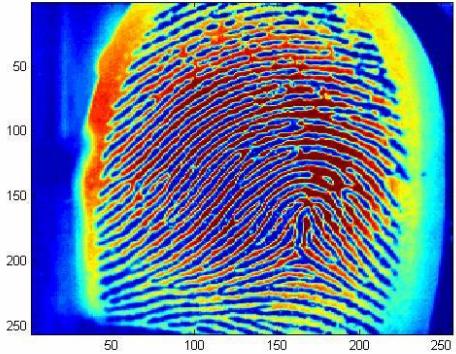
Rozpoznawanie obrazów

Cel:

Wspomaganie ludzkich decyzji za pomocą informacji obrazowej lub informacji ekstrahowanej z obrazów

Proces rozpoznawania jest wieloetapowy, zawiera dwa typy działań:

- ukierunkowane (detekcja dopasowania, analiza kształtu, pomiar wielkości lub odległości)
- nieukierunkowane (filtracja obrazu, zamiana na obraz monochromatyczny, wyodrębnianie krawędzi)



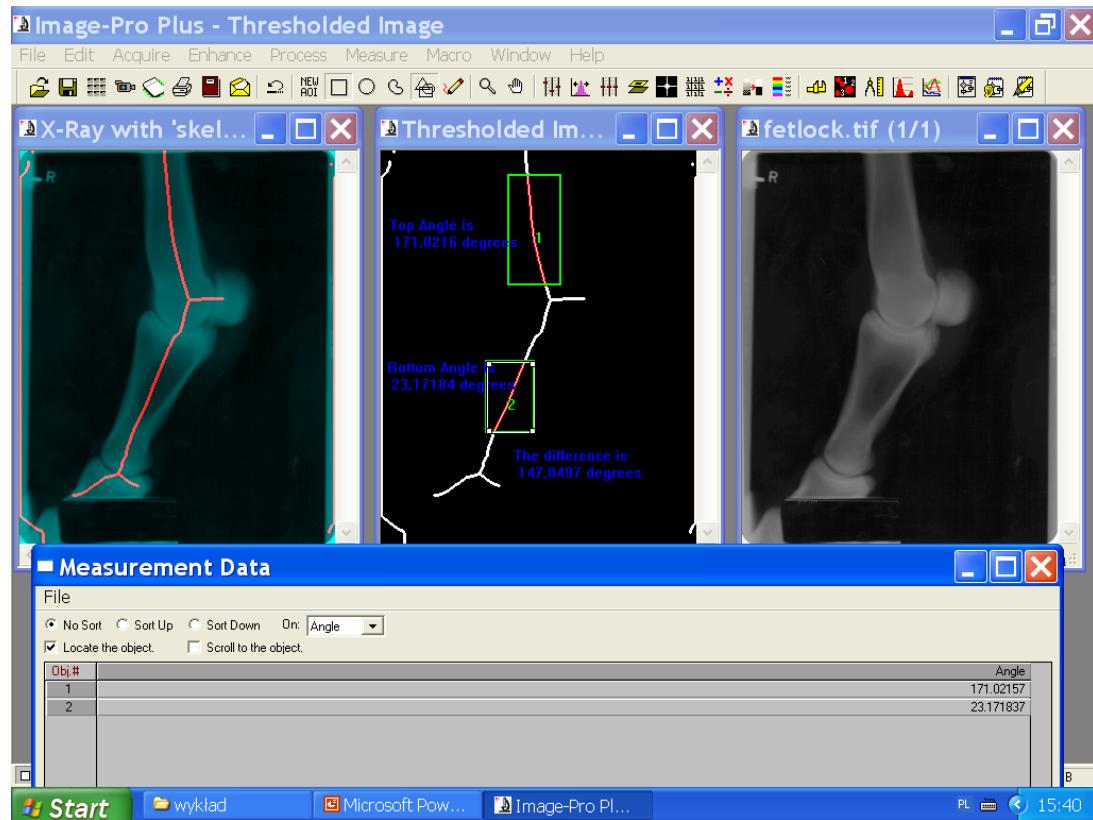
- Rozpoznawanie obrazów jest związane z innymi dziedzinami nauk komputerowych: uczeniem maszynowym UM (machine learning, ML), sztuczną inteligencją (artificial intelligence AI), komunikacją człowiek-komputer
- Zastosowania:
 - Bioidentyfikacja (oczy, uszy, odciski palców, głos)
 - Kontrola jakości produktów, kontrola samochodów na drogach (rozpoznawanie tablic rejestracyjnych), roboty i manipulatory
 - Badania przesiewowe (w diagnostyce medycznej)
 - Symulatory do nauki prowadzenia pojazdów (samolotów, pojazdów kosmicznych, samochodów wyścigowych, wieże kontrolnej lotów)
 - Rozpoznawanie twarzy
 - Marketing (Yamaha Motor)

Przykład (klasyczne)

Jak ocenić zdolność konia do biegania w wyścigach na podstawie zdjęcia rentgenowskiego jego stawu skokowego?

Podejście klasyczne

Analiza obrazów jest związana z ilościowym opisem danych zawartych na obrazie tzn. pomiarem rozmiaru, kształtu, koloru, ustaleniem stosunków pomiędzy zidentyfikowanymi elementami obrazu lub zbadaniem dyspersji elementów w przestrzeni.



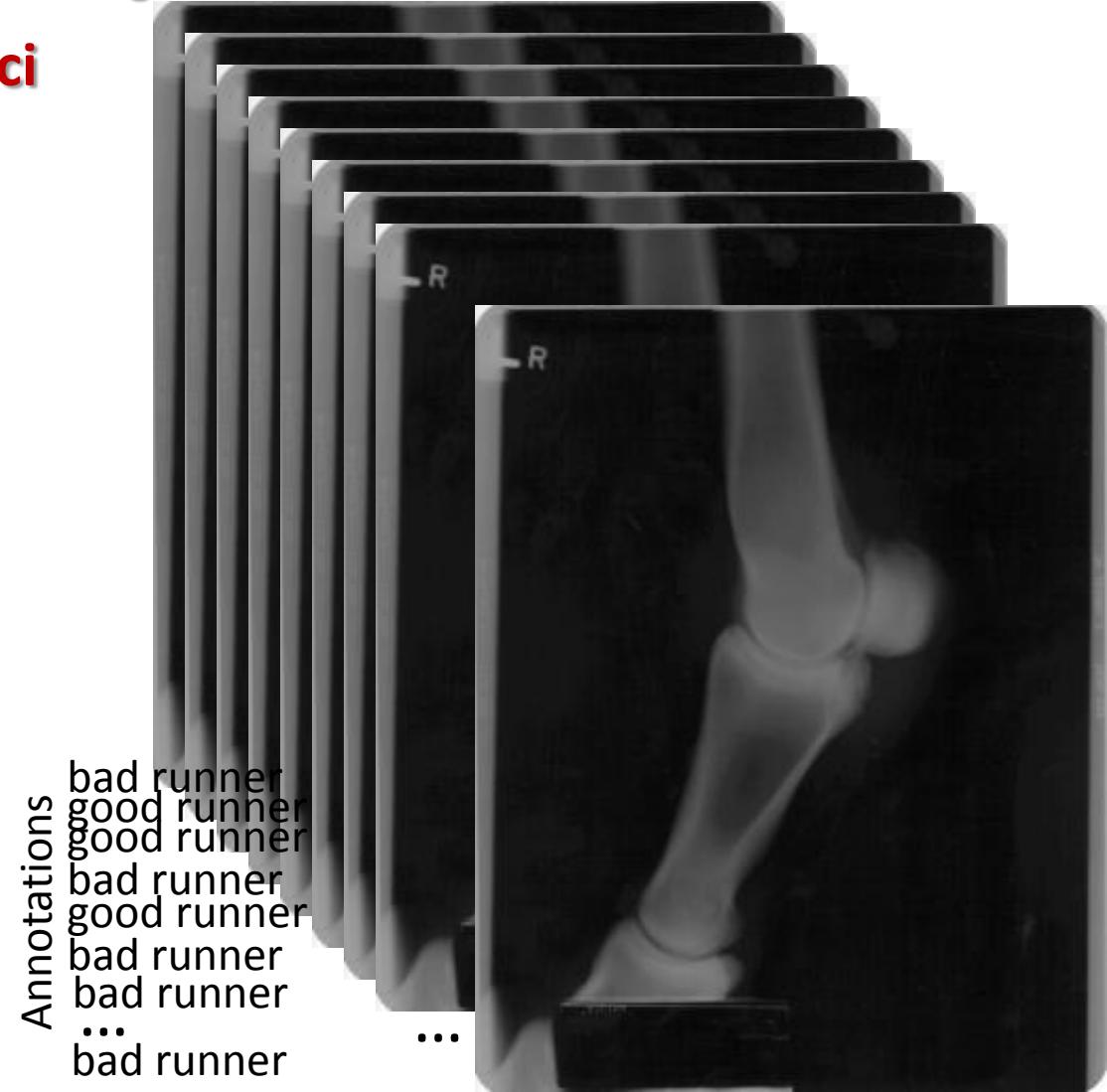
W procesie analizy na podstawie geometrycznych cech przestrzeni i obiektów na obrazie, ekstrahujemy „znaczenie/zawartość informacyjna” obrazu.

Przykład (AI)

Jak ocenić zdolność konia do biegania w wyścigach na podstawie zdjęcia rentgenowskiego jego stawu skokowego?

Podejście na podstawie Sieci Neuronowych (neural networks NN)

Mając duży zestaw przykładów zdjęć rentgenowskich kostek koni ze znajomością zdolności konia do biegania (w formie adnotacji), możliwe jest prezentowanie wszystkich danych w sieci neuronowej (NN) i uruchamianie narzędzi w celu zoptymalizowania odpowiedzi NN na pytanie.

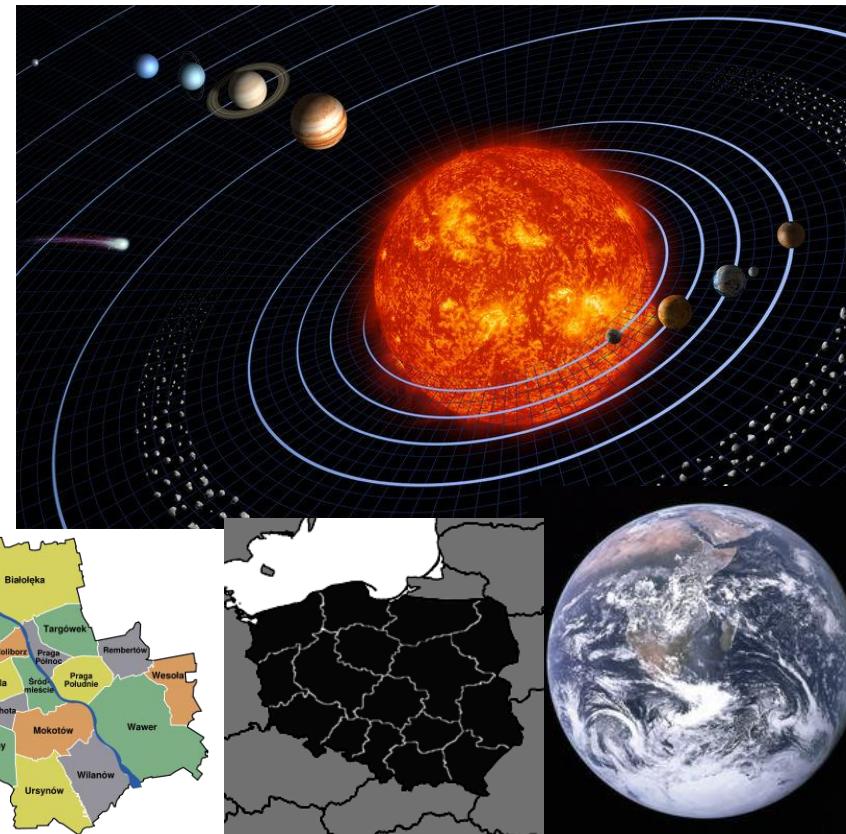


Podsumowując

Rozpoznawanie obrazów jest częścią dziedziny wiedzy, zwanej po angielsku **Pattern Recognition**, czyli po polsku rozpoznawaniem postaci lub wzorca

Świat może być obserwowany jako zorganizowany/zbudowany ze struktur i jego zasadniczą cechą jest organizacja i relacje między jego elementami, a nie ich wewnętrzna natura

(mogą być scharakteryzowane jako sposób ułożenia/relacje elementów, z których się składają)



Struktury mogą być opisane w sposób:

- ilościowy: przez pomiar długości, pola powierzchni, tekstury, itp
- jakościowy: przez opis relacji między elementami, itp

Podsumowanie – komputerowego rozpoznawania obrazów

- Złożony i wieloetapowy proces
- Naśladuje rozpoznanie wykonywane przez człowieka choć wiedza o świecie zgromadzona w oprogramowaniu jest bardzo ograniczona
- Podejście klasyczne
- Podejście sztucznej inteligencji

Klasyczne rozpoznawanie obrazów

Składa się z dwóch etapów:

analizy

i

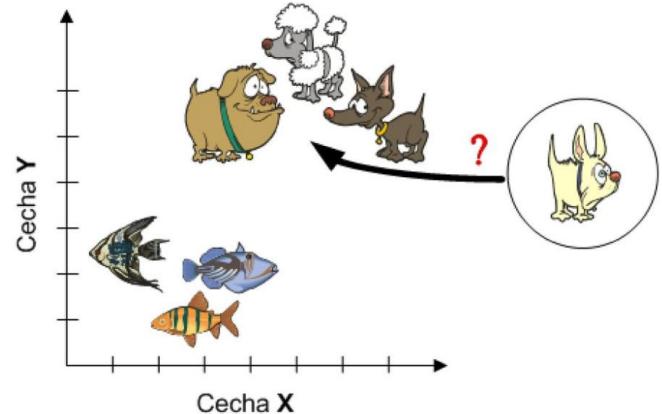
właściwego rozpoznawania

Analiza obrazu

realizacja odwzorowania:

$$B : D \rightarrow X$$

- D - przestrzeń obrazów,
- X - przestrzeń wektorów cech
- B – odwzorowanie



1. wyznaczenie **cech obiektów** (wyodrębnionych uprzednio w procesie segmentacji) przydatnych w procesie właściwego rozpoznawania;

2. cechy charakteryzujące kształt; współczynniki **niezmienne względem typowych przekształceń obrazów** (obroty, przesunięcia, zmiany skali)

- *współczynniki kształtu i momenty geometryczne*
- *parametry opisu populacji obiektów*
- *istnienie lub brak istotnych elementów/struktur/obiektów .*

Rozpoznanie obrazu

– realizacja odwzorowań

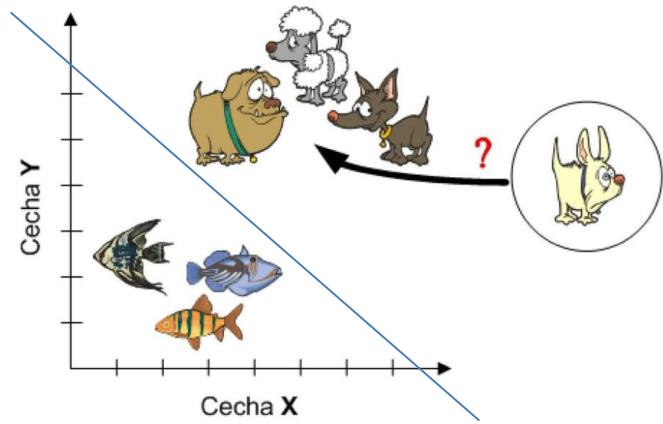
$$C : X \rightarrow R^L \quad F : R^L \rightarrow I$$

C - ustalenie *miary podobieństwa (dopasowania, odległości)* nieznanego obiektu

opisanego wektorem cech $x \in X$ do każdej z klas L

F - ustalenie ostatecznej decyzji o przynależności obiektu d opisanego

wektorem cech x do klasy $i \in I$ dla której miara podobieństwa jest maksymalna.



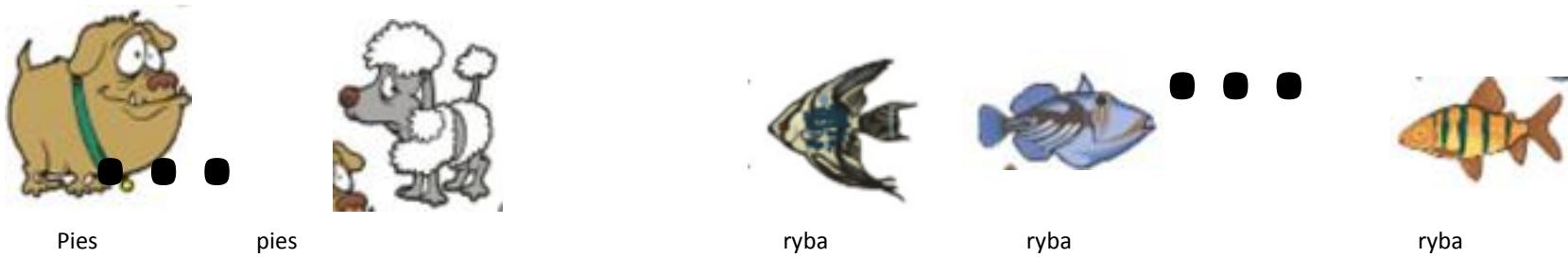
Efekt rozpoznania

automatyczna identyfikacja klasy, do której można zaliczyć nieznany obiekt (np. obraz).

Rozpoznanie jest procesem uogólnienia: przedstawiamy zbiór uczący, czyli przykłady znanych rozwiązań przynależności do klasy, a on w procesie rozpoznawania klasyfikuje również nieznane obiekty

Jak powstaje klasyczny system rozpoznawania obrazów?

1. Istnieje potrzeba dzielenia pewnych obiektów przedstawionych na cyfrowych zdjęciach na zadaną liczbę klas
2. Wymagany jest **dostępu do zbioru obrazów uczących** przedstawiających obiekty co do których nie ma wątpliwości do której klasy należą (mamy decyzje eksperta).

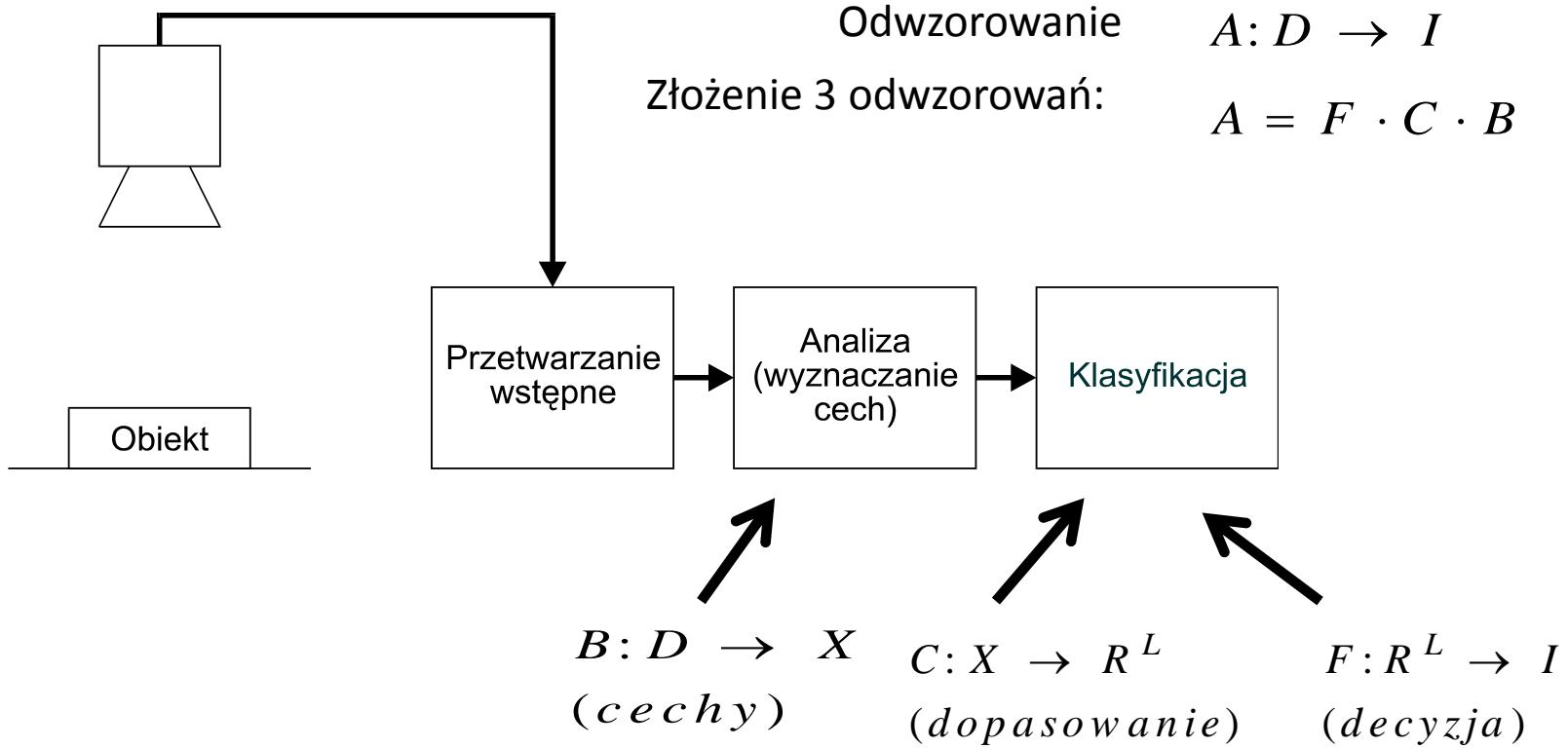


Etap wstępny: wybieramy cechy i sprawdzamy ich możliwości dyskryminacyjne

przygotowanie systemu (GUI, BD, itp.)

Etap zasadniczy: wykorzystanie systemu

ANALIZA I ROZPOZNANIE OBRAZU w klasycznym ujęciu



D - przestrzeń obrazów,

X - przestrzeń cech,

Cⁱ(x) - funkcja przynależności (miara dopasowania x do i -tej klasy),

R^L - L liczb rzeczywistych,

I - zbiór indeksów klas. tzn. $i \in I$

Matematyczne podstawy

Metodologia rozpoznawania w klasycznym podejściu

- Deterministyczna (dokładna znajomość wzorców – np. liter)
- Stochastyczna (nie istnieje jednoznaczny wzorzec; niejednoznaczność powoduje, że zakłada się pewien poziom błędu w klasyfikacji)
- Korelacyjna
- Lingwistyczna

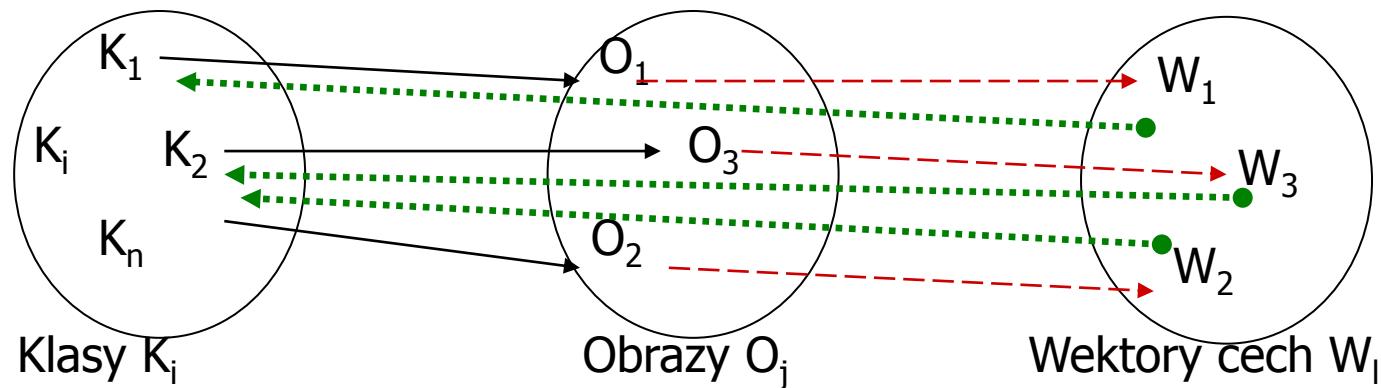
Case study:

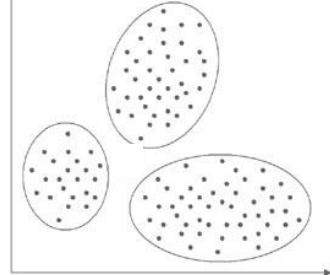
- Porównywanie z wzorcem
- k-NN (k-najbliższych sąsiadów)

Etapy procesu rozpoznawania

Faza wstępna

Ekstrakcja cech charakterystycznych dla danego obiektu w sensie celu rozpoznawania, konstrukcja klasyfikatora na podstawie obrazów za zbioru uczącego (z lub bez nauczyciela)





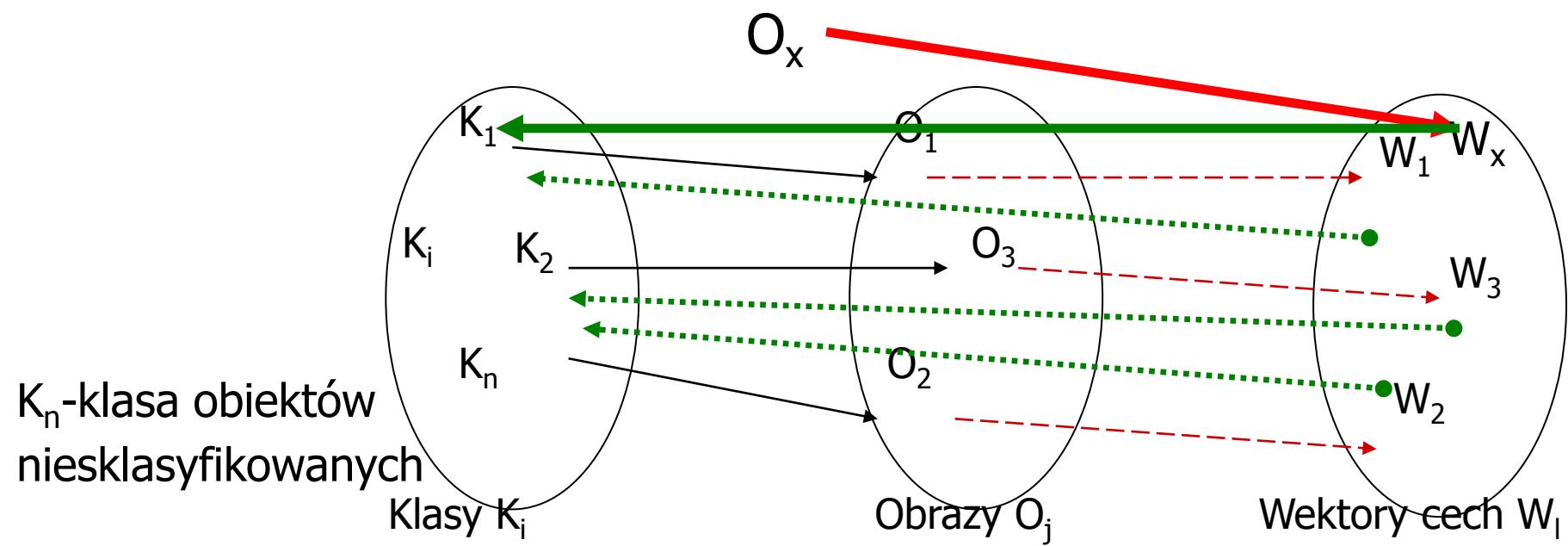
Dobór cech i konstrukcja klasyfikatora - faza wstępna

- Pierwszy, najtrudniejszy etap rozpoznawania - **wybór cech dla klasyfikatora** - wymaga doświadczenia, wyczucia i pracy na pograniczu heurezy
- Drugi etap konstrukcji klasyfikatora jest związany z wyborem jednego z formalnie **(matematycznie) opracowanego modelu rozpoznawania**

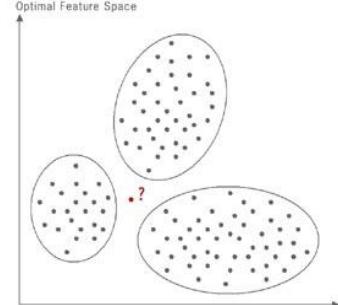
Etapy procesu rozpoznawania

Faza zasadnicza

Klasyfikacja nowych obiektów/obrazów, dokonywana na podstawie tych cech



Właściwe rozpoznawanie obrazów



Jeśli dobrze dobrzemy cechy do zadanego podziału na klasy i dobrze skonstruujemy klasyfikator, to:

- W ramach analizy obrazów dokonujemy **ekstrakcji wybranych cech**
- Ustalamy **podobieństwo (dopasowanie)** nieznanego obiektu, opisanego za pomocą wektora cech, do każdej z klas
- Podjęcie ostatecznej **decyzji o przynależności obiektu do jednej klasy**, dla której miara podobieństwa jest maksymalna.

Analiza obrazu

redukcja obrazu do **punktu** w n -wymiarowej przestrzeni lub do **wektora cech \underline{x}** w n -wymiarowej **przestrzeni cech X** :

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ | \\ \cdot \\ | \\ \cdot \\ | \\ x_n \end{bmatrix}; \quad x \in X$$

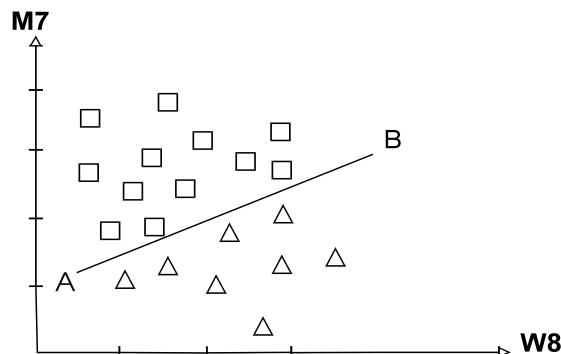
Przykład

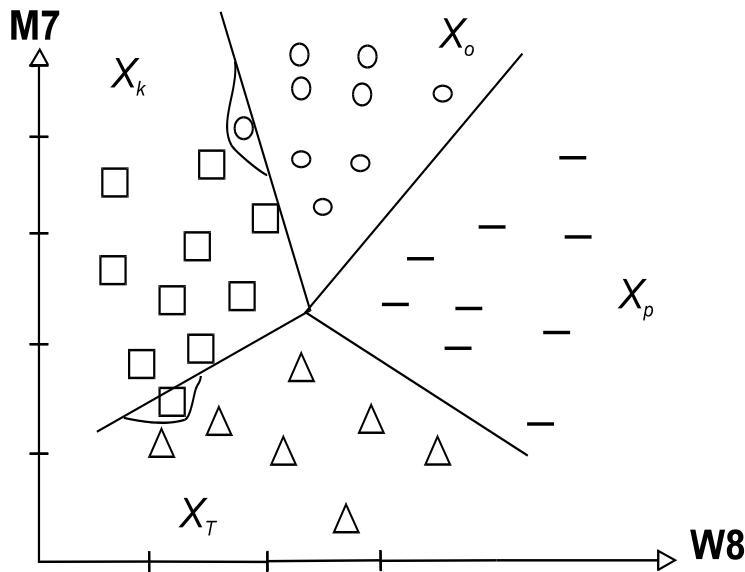
wektor w 2-wymiarowej przestrzeni cech.

$$\underline{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

gdzie

x_1 - wartość współczynnika kształtu (np.: W8)
 x_2 - wartość momentu np. M7





$$\underline{x}_k = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad \text{kwadrat}$$

$$\underline{x}_T = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad \text{trójkąt}$$

$$\underline{x}_p = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad \text{prostokąt}$$

$$\underline{x}_o = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad \text{okrąg}$$

- Idealny podział: taki, że wszystkie wektory cech znajdują się w odpowiadających im obszarach.
- Jeśli jest to niemożliwe - podział **minimalizujący prawdopodobieństwo błędu** (błędnej decyzji), lub podział **minimalizujący błąd średni**.
- -----
- **Algorytmy rozpoznawania** przynależności obiektów do pewnych klas wykorzystują **ciąg uczący** złożony z obiektów, dla których **znana jest** prawidłowa klasyfikacja
- Efektywność rozpoznania zależy od właściwego **doboru cech obiektów** w procesie analizy.
- Miary tej efektywności: wartości **prawdopodobieństwa błędu** (błędnej decyzji) lub **błędu średniego** powstające w trakcie podziału przestrzeni cech.

Recepcja i struktura przestrzeni cech

$B : D \rightarrow X$ zamiana obiektów $d \in D$ w punkty przestrzeni cech, recepcja (przyjmowanie) obrazów do X , czyli do przestrzeni cech.

Elementami przestrzeni cech X są wektory o n współrzędnych (składowych):

$$\underline{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in X$$

Składowe x_ν tych wektorów - liczby $x_\nu \in R$ z których każda określa **pewną** miarę danej cechy;

stąd:

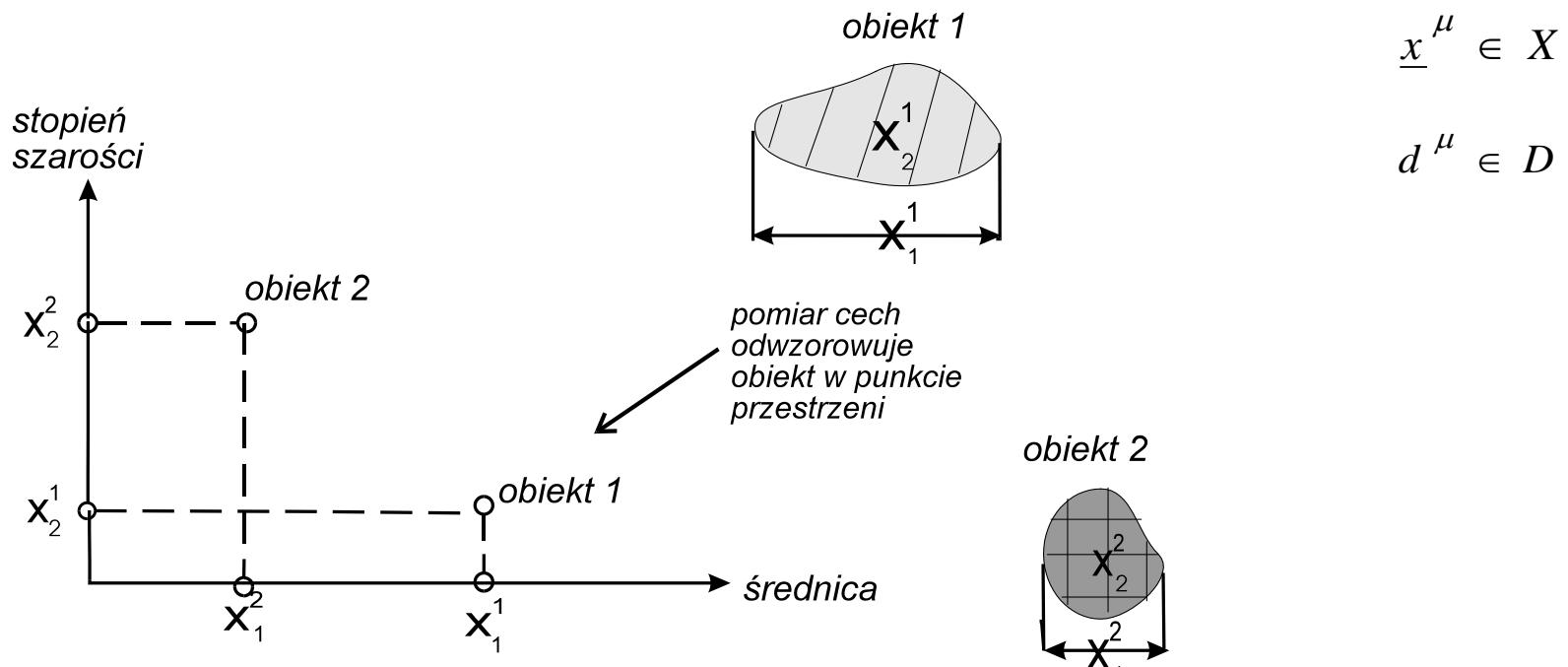
X - n -wymiarowa przestrzeń, np. Euklidesowa

czyli:

$$(X \subseteq R^n)$$

Przykład dla dwuwymiarowej (2D) przestrzeni cech

cechy obiektów są to **współrzędne przestrzeni X** ; odwzorowanie obiektu w punkt x_1^μ, x_2^μ charakteryzowany przez współrzędne



W tym przykładzie zdefiniowano cechy **ilościowe** (opisane za pomocą liczb rzeczywistych)

Obiekty $d \in D$ potencjalnie posiadają **nieskończenie wiele** cech

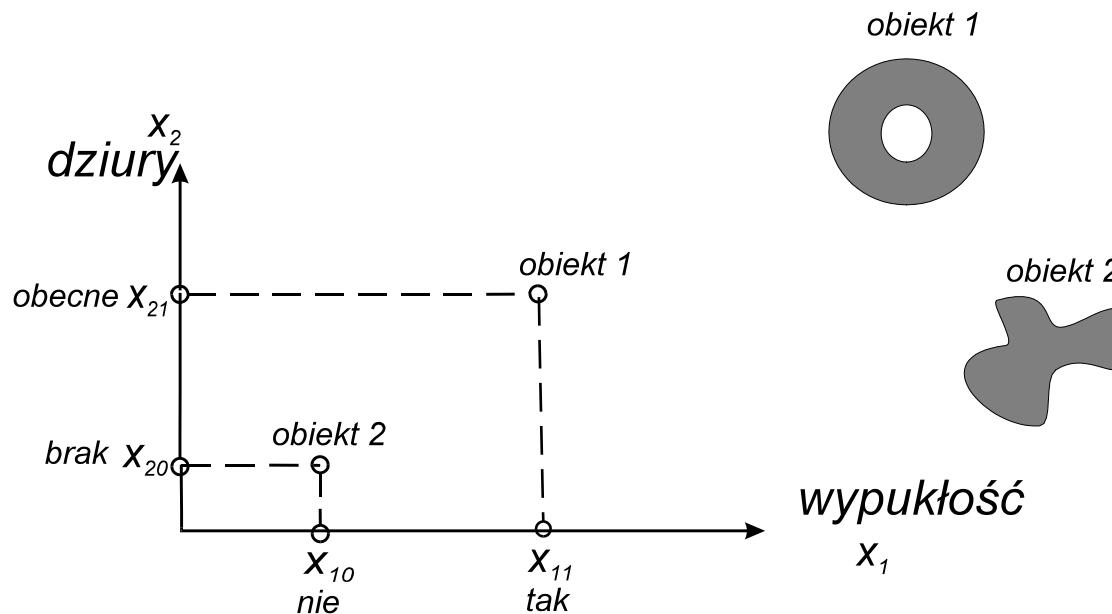
Zasada Brawermannna

Taki dobór cech x_v , aby w przestrzeni X punkty \underline{x} odpowiadające obiektom d należącym do jednej klasy ($d \in D_i$) grupowały się w postaci skupisk (ang. clusters) możliwie maksymalnie **zwartych** wewnętrznie i możliwie najbardziej **oddalonych** od podobnych skupisk dla innych klas.

Przykład
cechy **binarne**

$$\text{obiekt 1: } \underline{x}^1 = [x_1^1, x_2^1]^T$$

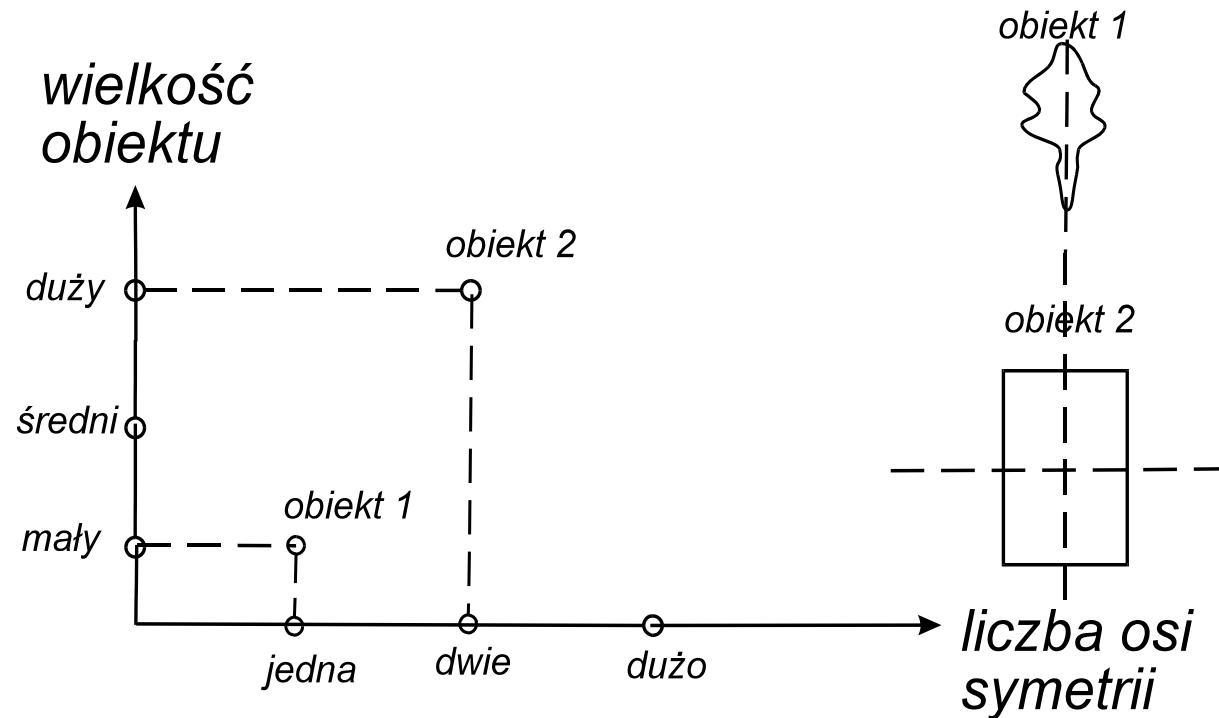
$$\text{obiekt 2: } \underline{x}^2 = [x_1^2, x_2^2]^T$$



Automatyczny wybór
(dobór) cech - **systemy
ekspertowe**

Przykład

Cechy jako **kody** opisujące właściwości obiektów



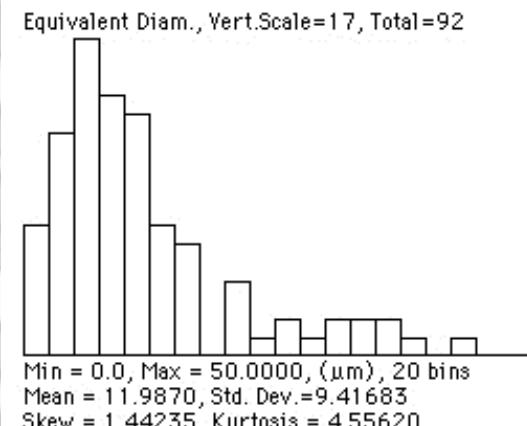
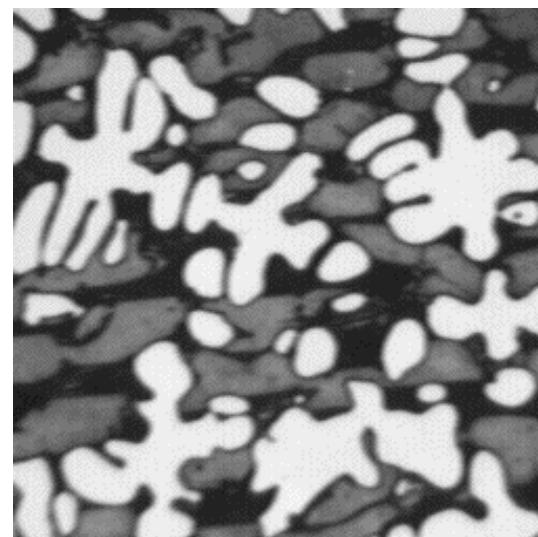
Analiza kształtu

Aby rozpoznać obraz potrzebna jest analiza

Analiza prowadzi do redukcji informacji opisującej obraz do informacji istotnej z punktu widzenia celu

- Ilościowe

- Intensywność
- Odległość
- Rozmiary i wielkości
(pole powierzchni, obwód)
- Rozmiar fraktalny
- Harmoniczne



- Jakościowe

- Istnienie wzorców/struktur i symboli
- Lokalizacja bezwzględna lub wzajemna wzorców/struktur

Charakterystyczne cechy obiektów

Analiza kształtu

wskaźniki prezentujące **niezmienność, inwariantność względem obrotów, przesunięć, zmiany skali**

Ilość obiektów (lista obiektów)

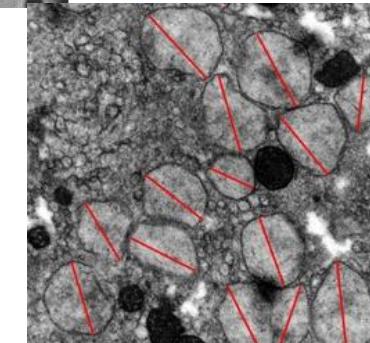
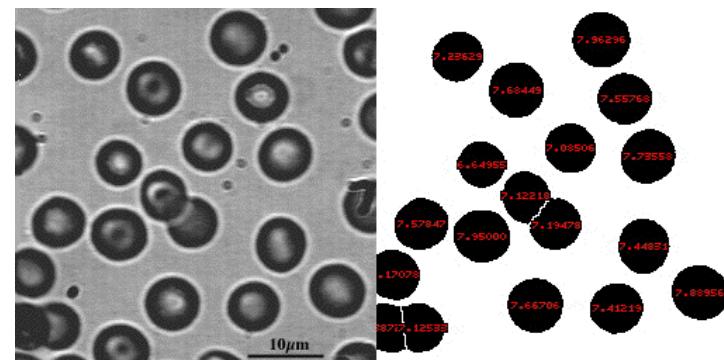
policzenie przez etykietowanie

Pole powierzchni

zliczenie pikseli w obiekcie

Osie i długości rzutów

Wzajemne położenia (drzewko opisu relacji przestrzennych)



Analiza kształtu

Współczynniki kształtu

Liczone na podstawie pola powierzchni S i obwodu L obiektu stanowią zgrubne przybliżenie kształtu

Momenty geometryczne

Pozwalają na lepsze rozróżnienie obiektów niż współczynniki kształtu, ale wymagają dłuższych obliczeń

Ani współczynnik kształtu ani moment nie mogą być użyte jako jedyna miara opisująca kształt obiektów (rozpoznanie byłoby niejednoznaczne)

Właściwości współczynników kształtu:

- zbliżone wartości W dla obiektów o zbliżonym kształcie pozwalają określić stopień podobieństwa nieznanego obiektu do poszczególnych znanych klas,
- identyczne kształty - identyczne wartości W .

Wady współczynników kształtu:

- duże zmiany skali mogą powodować, że współczynniki W dla różnych wielkości tego samego obiektu różnią się między sobą. Pojawia się wtedy możliwość błędnego zakwalifikowania do innej klasy, np. prostokąta do klasy „koło” lub odwrotnie.

Momenty geometryczne:

Pozwalają na lepsze rozróżnienie obiektów niż współczynniki kształtu, ale wymagają dłuższych obliczeń

Współczynniki kształtu

$$W1 = 2\sqrt{\frac{S}{\pi}}$$

Współczynniki cyrkularności (W1,W2):
W1 określa średnicę koła o równej **powierzchni badanego obiektu**

$$W2 = \frac{L}{\pi}$$

W2 określa średnicę koła o długości obwodu równej **długości obwodu badanego obiektu**
L - obwód obiektu, S - powierzchnia obiektu

$$W3 = \frac{L}{2\sqrt{S \cdot \pi}} - 1$$

Współczynnik Malinowskiej

Współczynniki W1,2,3 - szybkie obliczanie

$$W4 = \frac{S}{\sqrt{2\pi \iint_S (r^2) ds}}$$

Współczynnik Blaira-Blissa

(większa wrażliwość na zmiany kształtu);

r – odległość elementu pola ds od środka ciężkości obiektu

$$W5 = \frac{S^3}{\left(\iint_S l ds \right)^2}$$

Współczynnik Danielssona

l - minimalna odległość elementu ds od konturu obiektu

$$W6 = \sqrt{\frac{(\sum d)^2}{n \sum d^2 - 1}}$$

Współczynnik Haralicka

d - odległość pikseli konturu od jego środka ciężkości

n - liczba punktów konturu.

Współczynniki $W4,5,6$ - wolniejsze obliczanie niż $W1,2,3$

$$W7 = \frac{r_{\min}}{R_{\max}}$$

Współczynnik Lp1;

r_{\min} - minimalna odległość konturu od środka ciężkości

R_{\max} - maksymalna odległość konturu od środka ciężkości

$$W8 = \frac{L_{\max}}{L}$$

Współczynnik Lp2

W7, W8 określają cechy pośrednie

$$W9 = \frac{2\sqrt{\pi \cdot S}}{L}$$

Współczynnik Mz

(Malinowskiej uproszczony)

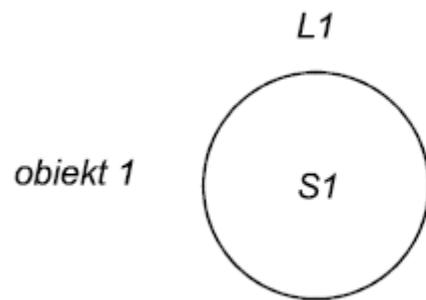
L_{\max} - maksymalny gabaryt obiektu

Przykład

wyznaczenie $W1$ i $W2$ dla wybranych obiektów

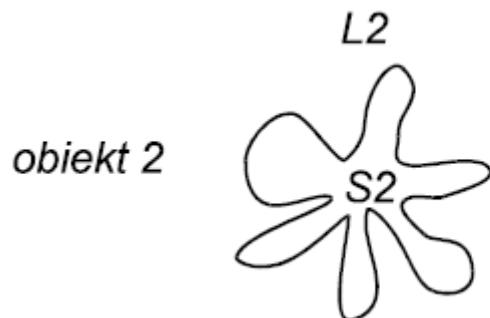
$1W1, 2W1$ - współczynnik $W1$ liczony odpowiednio dla obiektu 1 i 2

$1W2, 2W2$ - współczynnik $W2$ liczony odpowiednio dla obiektu 1 i 2



$$1W1 = 2\sqrt{\frac{S_1}{\pi}} = 2r_1 \quad 1W2 = \frac{L_1}{\pi} = 2r_1$$

$$S_1 \rangle S_2, \quad r_1 \rangle r_2 \quad L_2 \rangle L_1, \quad r_2 \rangle r_1$$



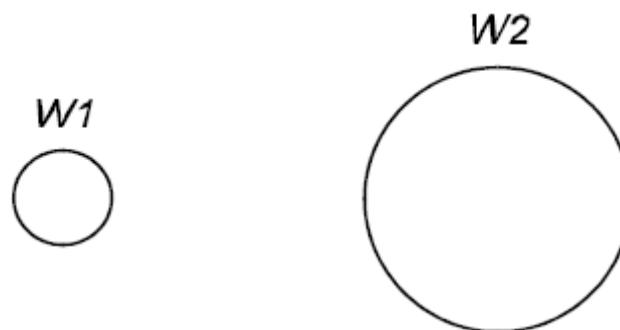
$$2W1 = 2\sqrt{\frac{S_2}{\pi}} = 2r_2 \quad 2W2 = \frac{L_2}{\pi} = 2r_2$$

$$1W1 \rangle 2W1, \quad 2W2 \rangle 1W2$$

W1 wyznacza średnicę koła
($2r_1$ lub $2r_2$) o **powierzchni**
równej powierzchni
analizowanego obiektu

W1 wyznacza średnicę koła
($2r_1$ lub $2r_2$) o **obwodzie**
równym powierzchni
analizowanego obiektu

Zobrazowanie $W1$ i $W2$
dla obiektu 2:



Problem:
zobrazować $W1$ i $W2$ dla obiektu 1

Przykład

Wyznaczenie $W7$ i $W8$ ($Lp1, Lp2$) dla obiektów 1 i 2

$$W7 = \frac{r_{\min}}{R_{\max}}$$

Obiekt 1: $W7 \cong 1, W8 < 1$

$$W8 = \frac{L_{\max}}{L}$$

Obiekt 2: $W7 < 1, W8 << 1$

Współczynniki kształtu $W1, \dots, W9$ stanowią **skalarną miarę kształtu** analizowanego obiektu.

Wyznaczone współczynniki kształtu służą do utworzenia **wektora cech**

Przykład

dla warunku, aby wartości metryki euklidesowej i ulicznej (Manhattan) były takie same.

Wektor cech obrazu 1:

$$\underline{x} = [x_1^1, \dots, x_2^1]^T = [W3, W8]^T = [2, 4]^T$$

Wektor cech obrazu 2:

$$x = [x_1^2, \dots, x_2^2]^T = [W3, W8]^T = [3, 4]^T$$

Metryka euklidesowa:

$$\rho_1(\underline{x}^\mu, \underline{x}^\eta) = \sqrt{\sum_{v=1}^n (x_v^\mu - x_v^\eta)^2}$$

$$\rho_1(\underline{x}^1, \underline{x}^2) = \sqrt{\sum_{v=1}^2 (x_v^1 - x_v^2)^2} = \sqrt{1+0} = 1$$

Metryka uliczna:

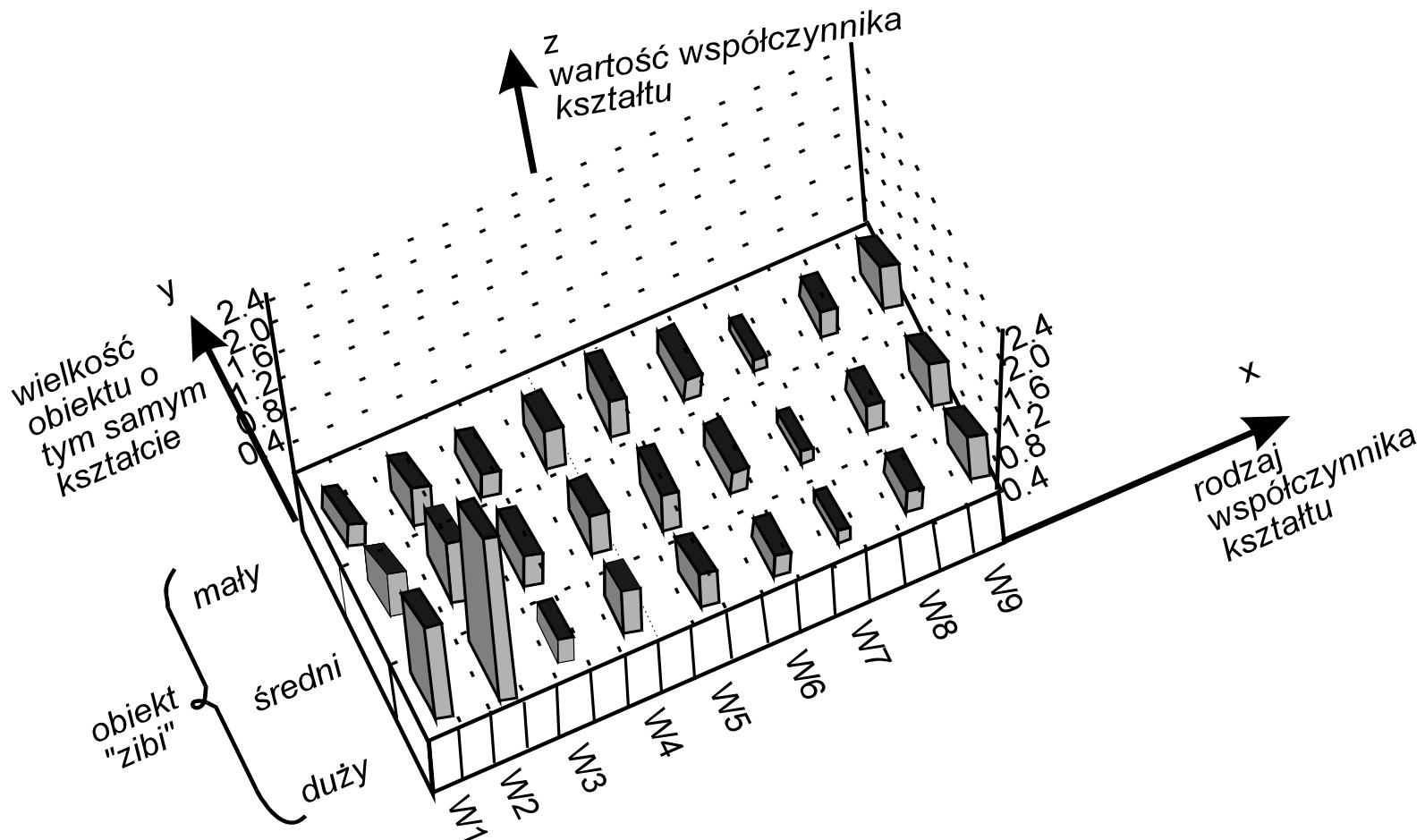
$$\rho_3(\underline{x}^\mu, \underline{x}^\eta) = \sum_{v=1}^n |x_v^\mu - x_v^\eta|$$

$$\rho_3(\underline{x}^1, \underline{x}^2) = \sum_{v=1}^2 |x_v^1 - x_v^2| = |1| + |0| = 1$$

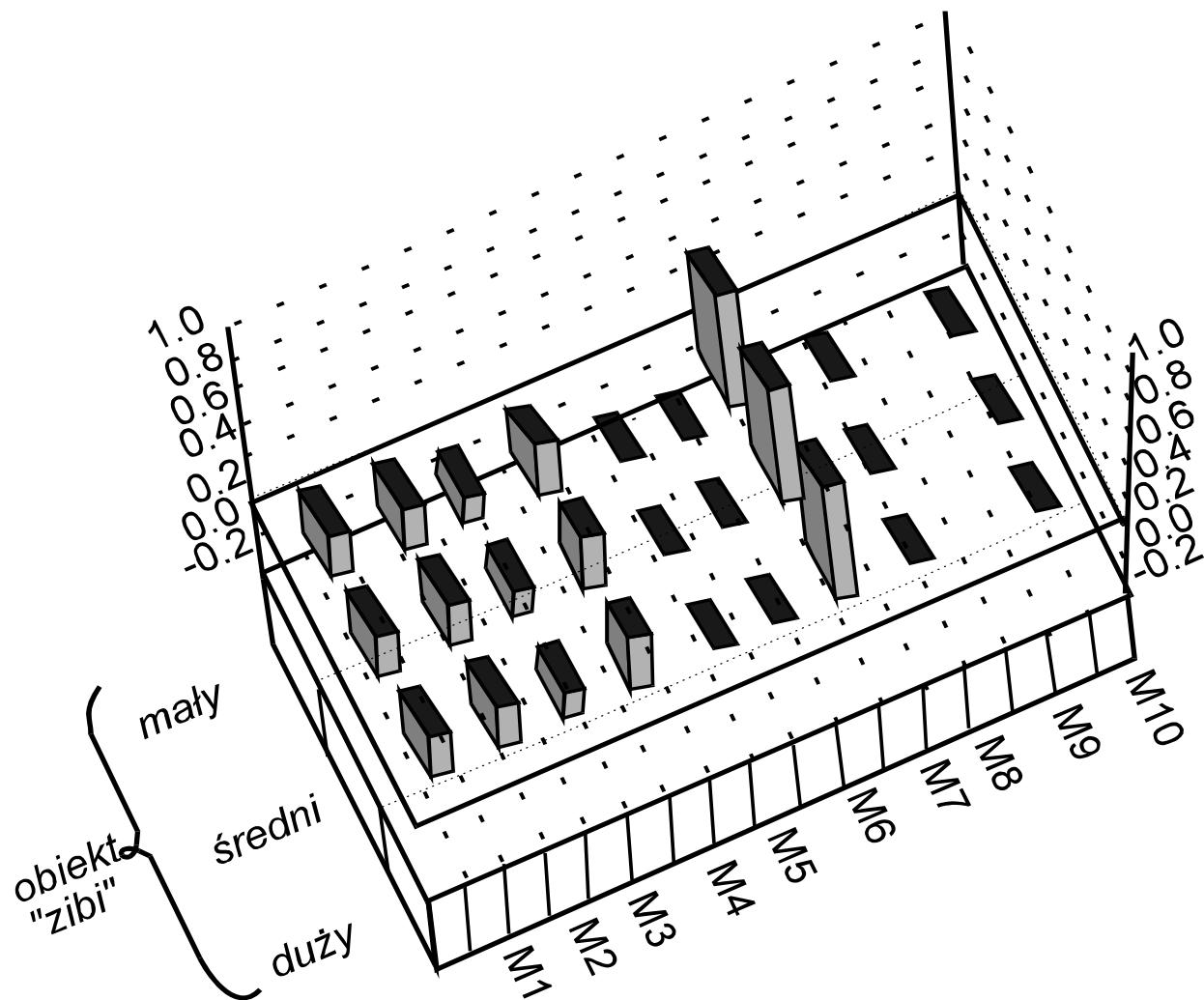
Stąd

$$\rho_1(\underline{x}^1, \underline{x}^2) = \rho_3(\underline{x}^1, \underline{x}^2)$$

Wykresy słupkowe (3D)



Wrażliwość współczynników kształtu na wielkość obiektu



Niewrażliwość momentów na zmiany wielkości obiektu

Momenty

$$\mu_{pq} = \int_A x^p y^q f(x, y) dx dy$$

gdzie p i q – rzędy momentów; A analizowana figura; f(x,y) intensywność pikseli o współrzędnych x i y;

- wyrażenia momentowe nie się zbyt wrażliwe na zmiany kształtów obiektów;
- wpływ dyskretyzacji na momenty daje błąd rzędu kilku %;
- błąd rośnie w miarę wzrostu rzędu momentów;
- zakres przyjmowanych wartości momentów: **10^{-22} – 10^{20}** ;
- w zależności od kształtu obiektów (dla określonej klasy) niektóre momenty przyjmują wartości zbyt małe dla istotności analizy
- momenty których wartości mogą być poniżej 10^{-9} , wtedy przy wyborze **wektora cech** można je pominąć;
- największą **inwariantność** wykazują momenty **M1 i M7**;
- istnieją szybkie algorytmy obliczania momentów

Współczynniki kształtu

- Współczynniki kształtu Wyróżnia się następujące parametry służące do opisu geometrii obiektów: a) pole powierzchni, którego pomiar sprowadza się do zliczenia pikseli należących do interesującego nas obszaru. Cecha ta jest czuła na błędy wynikłe z niewłaściwej binaryzacji, jednak z drugiej strony jest nieczuła na przesunięcie i obrót obiektu w polu widzenia. b) obwód, czyli długość brzegu obiektu. Pomiar tej cechy jest dość trudny z uwagi na konieczność przybliżania ciągłej linii dyskretną kombinacją punktów obrazu. W praktyce wykorzystuje się następujące sposoby pomiaru obwodu

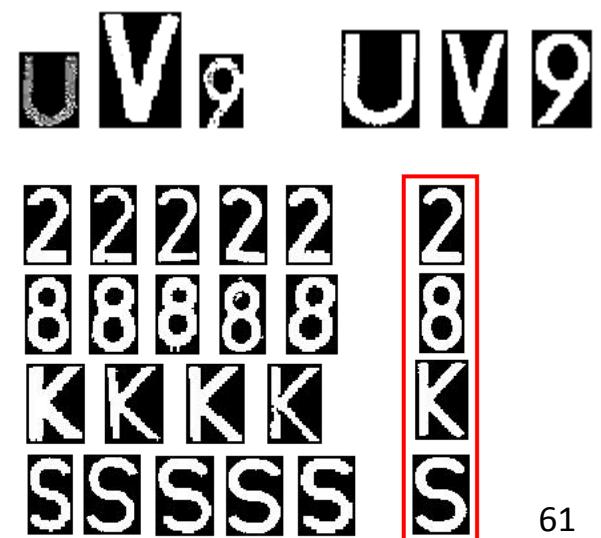
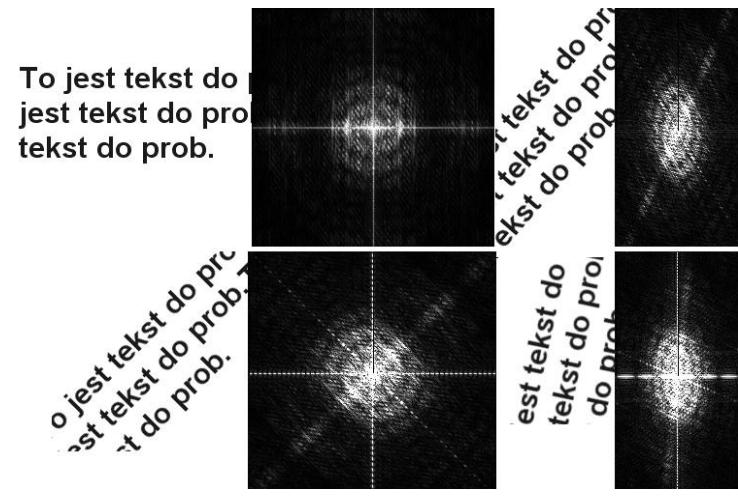
Porównanie współczynników kształtu i momentów

Współczynniki kształtu

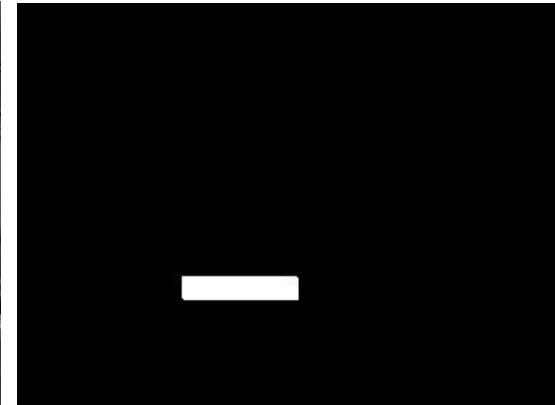
- wykazują większą czułość na zniekształcenia niż momenty;
- wpływ dyskretyzacji na współczynniki daje błąd rzędu kilku %;
- niektóre współczynniki (W_1, W_2) są silnie zależne od wielkości obiektu (zgodnie z ich definicją) i ich użyteczność jest zależna od stopnia normalizacji;
- zakres przyjmowanych wartości (z wyłączeniem W_1 i W_2) 0,01–100,0;
- wszystkie współczynniki mają zbliżoną wrażliwość na deformacje kształtów;
- czas obliczeń współczynnika Danielssona (W_5) jest kilkudziesiąt razy dłuższy od czasu obliczeń pozostałych współczynników

Etapy pracy systemu OCR

- Poziomowanie linii tekstu (FFT z obrazu tekstu i analiza kierunku linii)
- Wydzielenie znaków z linii tekstu i ich normalizacja do wielkości znaków wzorcowych
- Odległość od każdego ze znaków wzorcowych
- Klasyfikacji do klasy na podstawie maksymalizacji prawdopodobieństwa



Rozpoznawanie tablic rejestracyjnych samochodu



Wyszukanie obszaru tablicy rejestracyjnej



Wyodrębnienie znaków na tablicy

WZ 33088

W Z 3 3 0 8 8

Wydzielanie pojedynczych znaków
Rozpoznanie znaków graficznych

,

W

Z

3

3

0

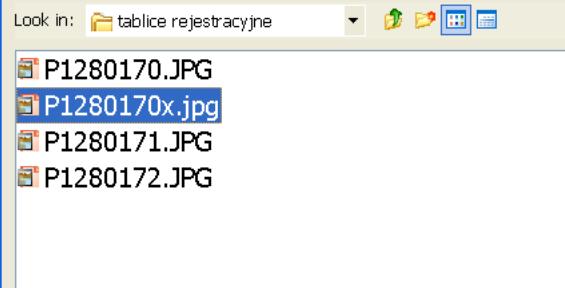
8

8

C:\WINDOWS\system32\cmd.exe

```
imageWidth: 264imageHeight: 71
x1: 13y1: 28
x2: 251y2: 43
tmp x=264tmp y=71
nowy x=268nowy y=75
GET_PLATE
Po labelowaniu mamy :8 labeli!!!!!!
Ilosc labeli: 8
label:1 ma wysokosc:43
label:2 ma wysokosc:32
label:3 ma wysokosc:43
label:4 ma wysokosc:43
label:5 ma wysokosc:43
label:6 ma wysokosc:42
label:7 ma wysokosc:42
label:8 ma wysokosc:27
Wykonam razy :1 !!!!!!!!
Po labelowaniu mamy :7 labeli!!!!!!
#####
Rozpoznawanie
Parametry rozpoznawania:
Odleglosc:HAMMING
```

Open File



Identyfikacja Pojazdów

File Wzorce Operacje Help



Tryb pracy programu

rozpoznawanie nauka

Parametry odszukania znaków

wysokosc znaku (H): kalibracja
wspolczynnik TH contrast ... H / c = 22
wspolczynnik TH (t): H / t = 9
wspolczynnik H closing (h... H * hc = 44
wspolczynnik V opening (... H / vo = 15
wspolczynnik H opening (... H * ho = 88
wspolczynnik V dilation (v... H / vd = 15
wspolczynnik H dilation (... H / hd = 22

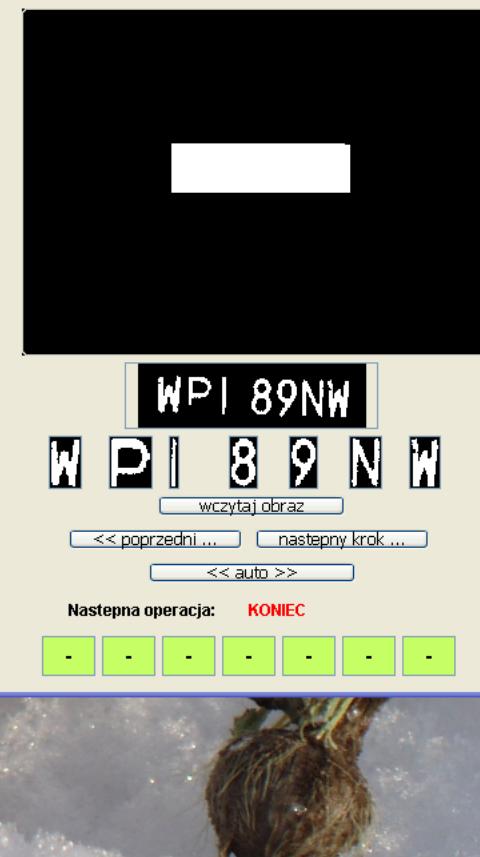
Parametry rozpoznania znaków

Miara odleglosci

Jaccard'a Yu...

srodek cięż... od pr...

uśredn... próg %



Start

3 Ekspl...

readme.tx...

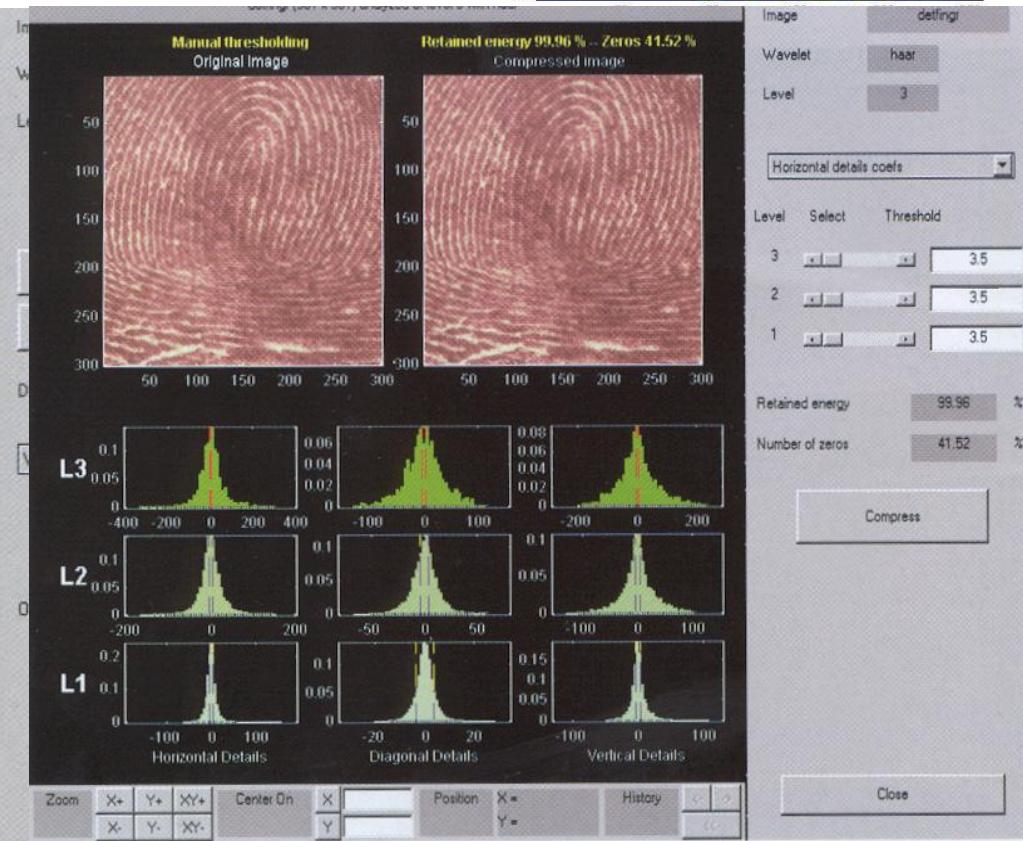
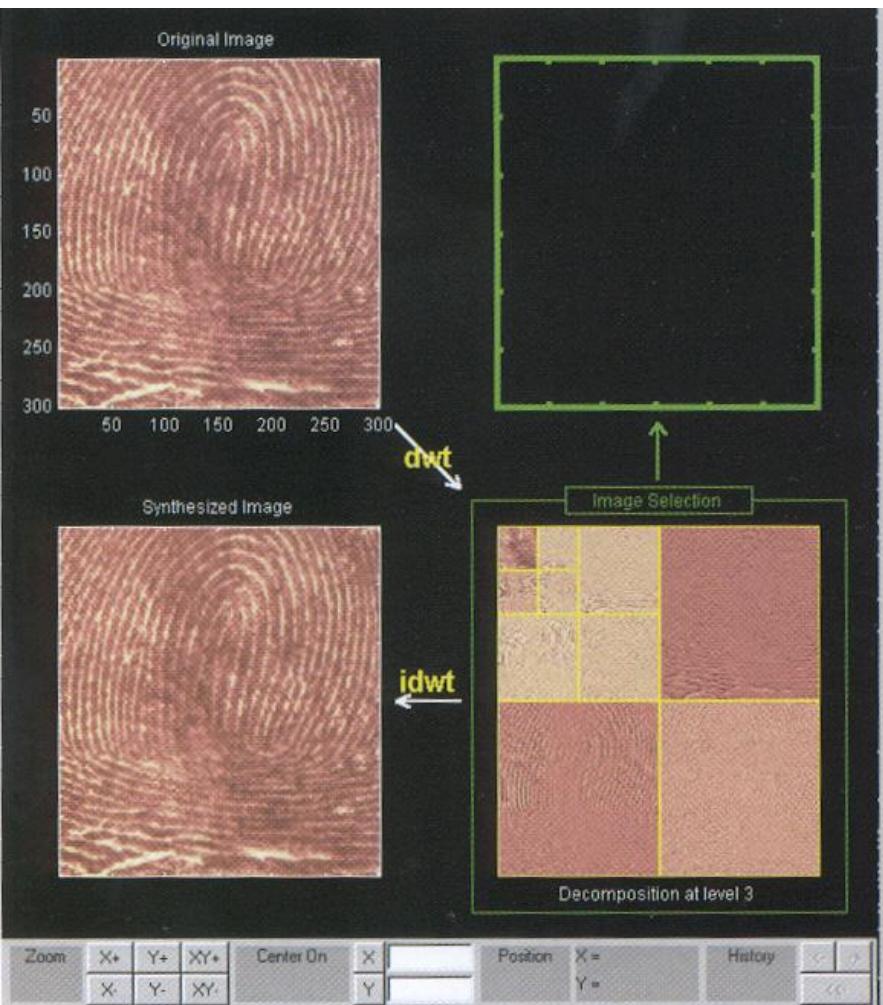
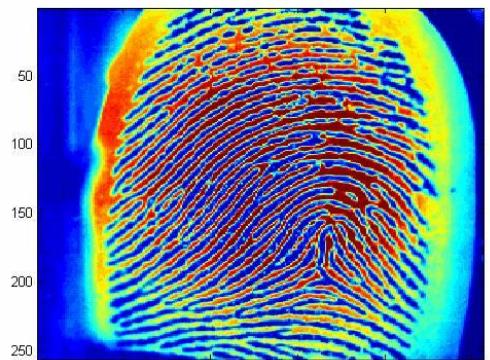
Corel PHO...

C:\WINDO...

Identyfika...

PL 18:21

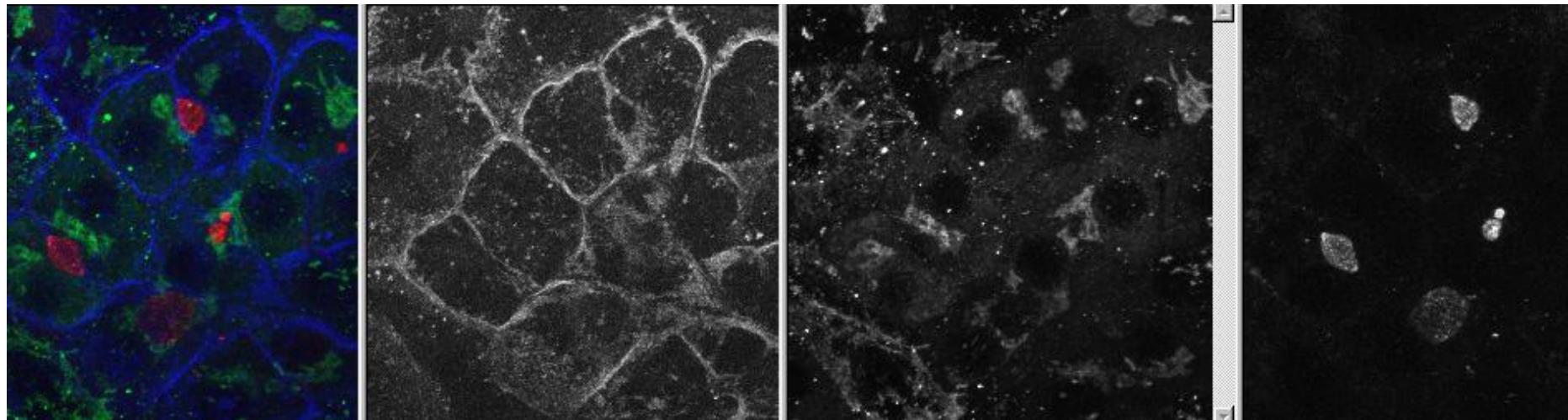
Rozpoznanie odcisków palców



Rys. 7.18. Odcisk palca oryginalny i zrekonstruowany po kompresji, w wyniku której, przy automatycznym ustawieniu progów, zostało wyeliminowanych około 42% współczynników falkowych przy zachowaniu 99,96% energii sygnału oryginalnego

k- najbliższych sąsiadów (k-NN)

Zastosowania metody k najbliższych sąsiadów k-NN

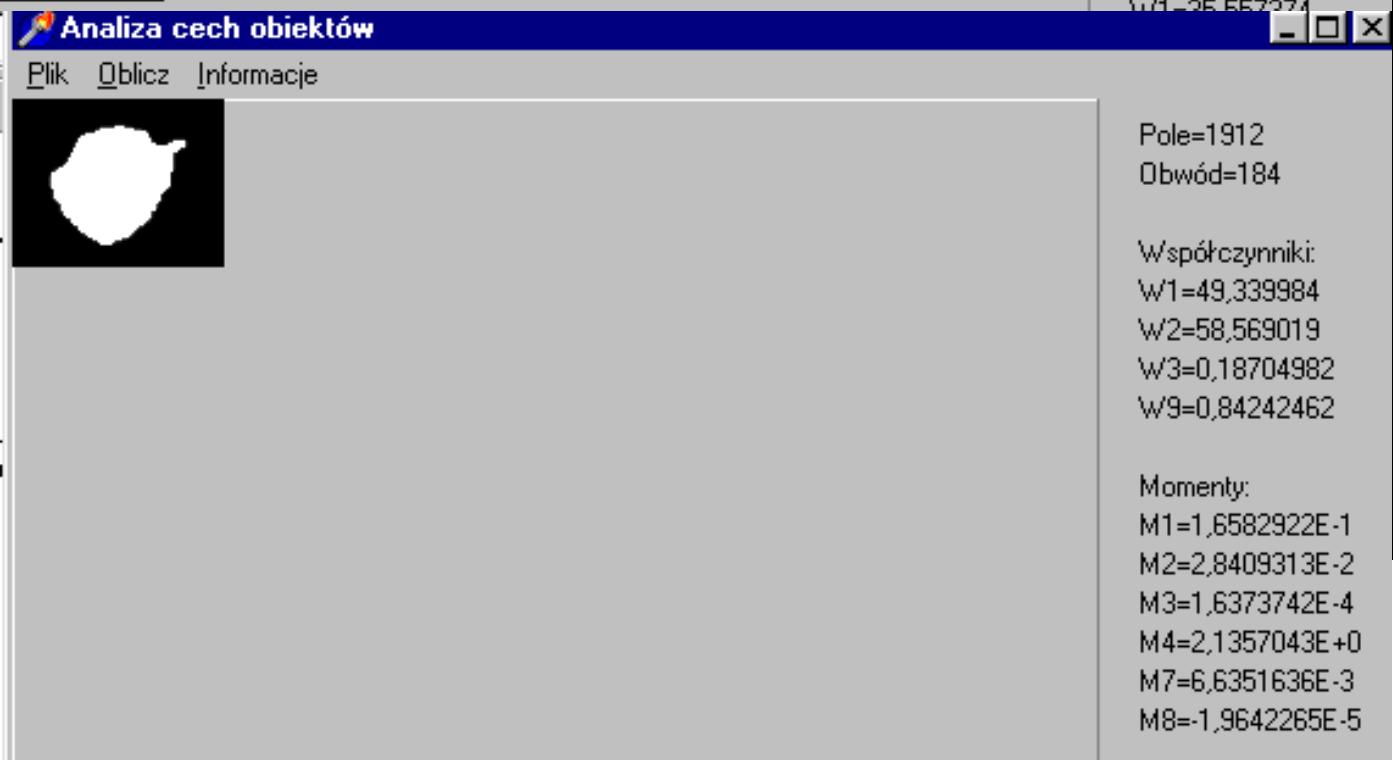




1

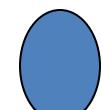
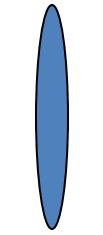


2



4

Współczynnik
kształtu



Optimal Feature Space



Pole w pikselach



?

Model rozpoznawania k-NN

K - najbliższych sąsiadów

Rozpoznawanie ze zbiorem uczącym

Mamy przestrzeń cech i w niej metrykę (Euklidesa, Czebyszewa, Manhattan, Minkowskiego, itp), na podstawie której możemy policzyć odległość między punktami tej przestrzeni.

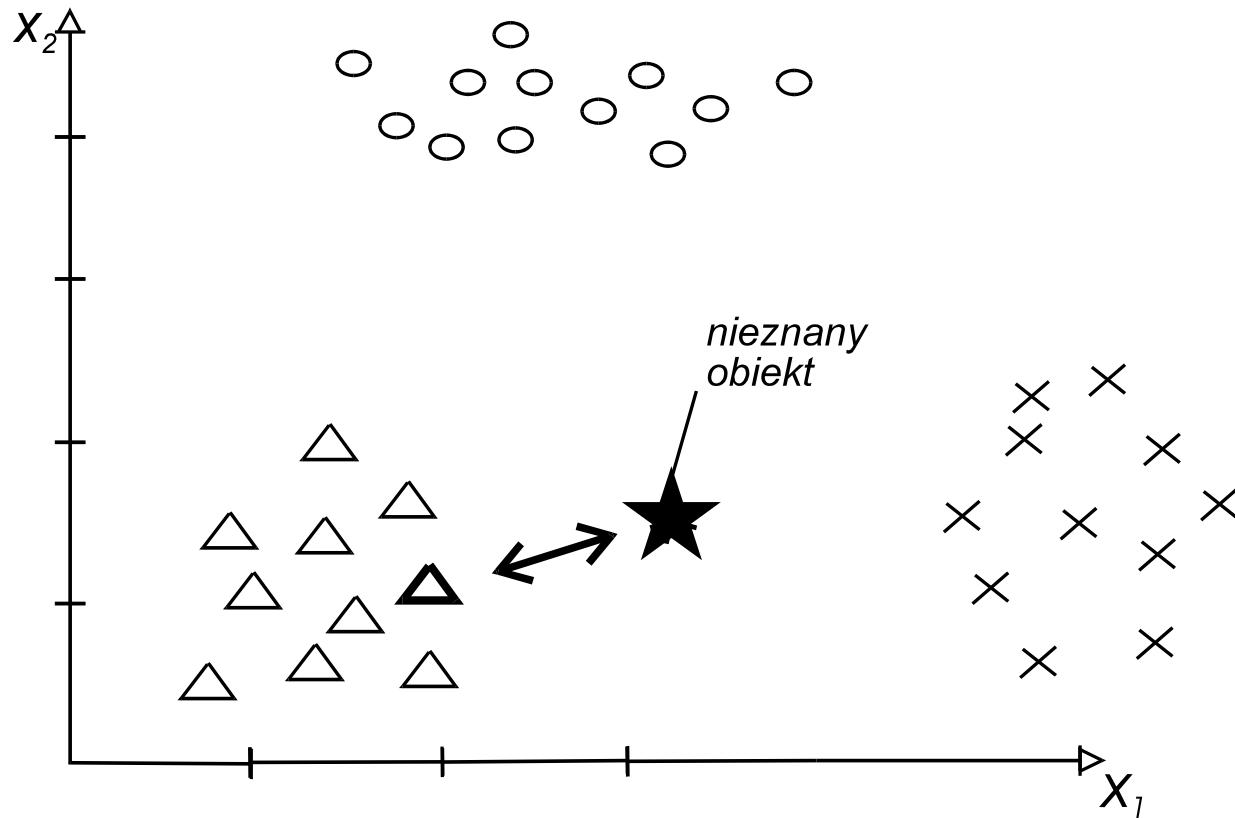
Mamy elementy zbioru uczącego, czyli obiekty o znanej klasyfikacji (dokonanej przez eksperta lub na podstawie innych metod identyfikacji klasy)

Dla nowego obiektu dokonujemy obliczenia jego odległości od wszystkich elementów zbioru uczącego i wybieramy spośród nich k-najbliższych sąsiadów

Obiekt/obraz klasyfikujemy do tej klasy, do której należy najwięcej jego najbliższych sąsiadów

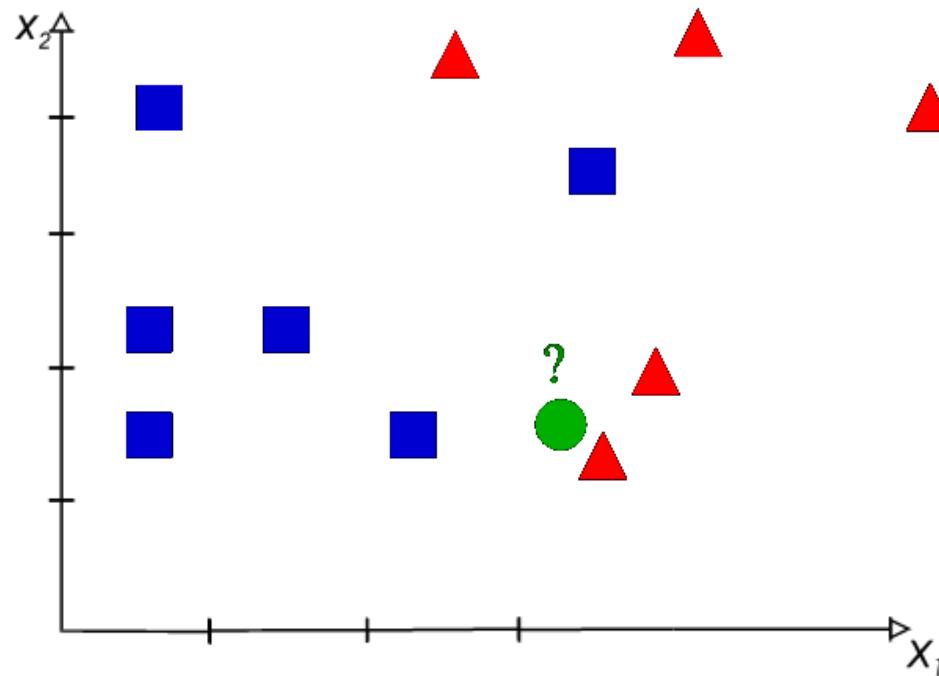
Zasada działania

Zasada postępowania w metodach **minimalno-odległościowych**: analizowany obiekt \star (wektor cech) należy do tej samej klasy, do której należy obiekt najbliższy w przestrzeni cech



Metoda najbliższego sąsiada

- **algorytm NN** - Nearest Neighbour,
czyli najbliższy sąsiad



kNN

Wady metody NN:

**Duża wrażliwość na błędy
ciągu uczącego**

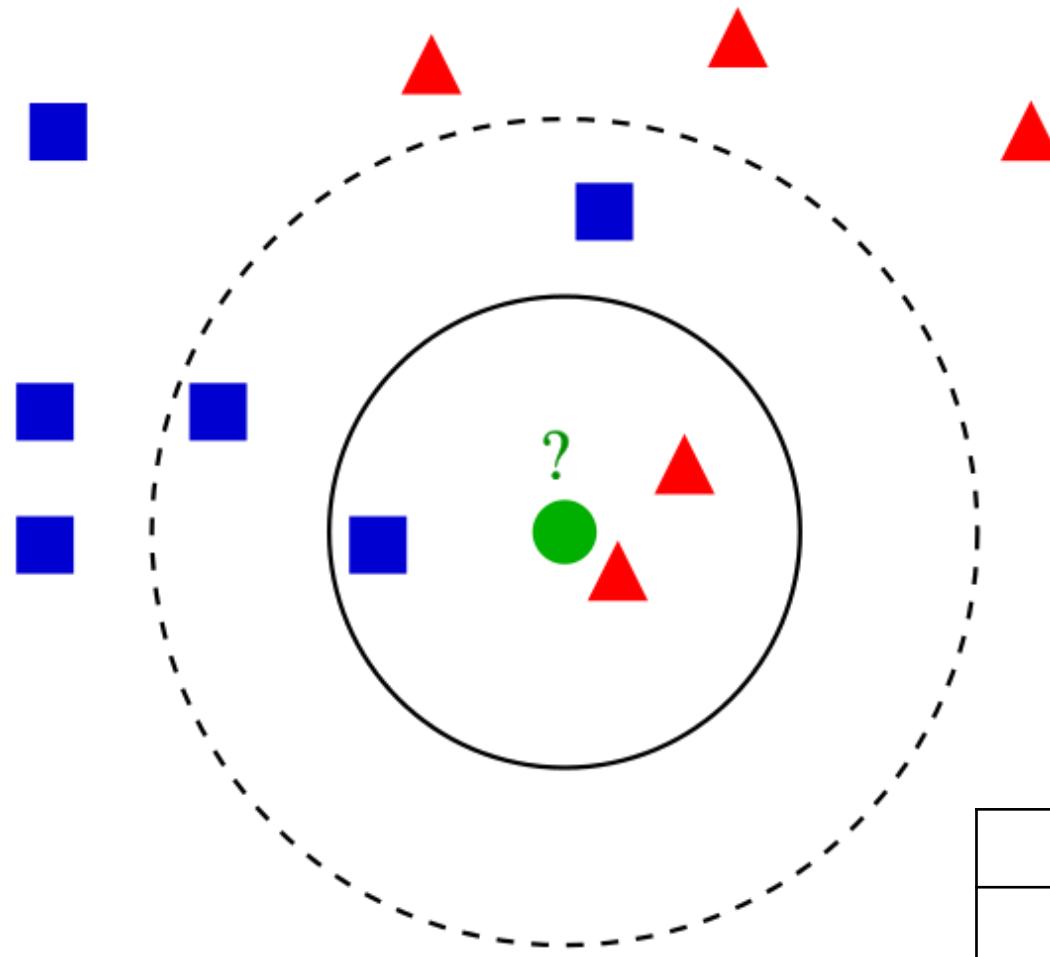
- jeśli błędnie określona zostanie przynależność chociaż jednego elementu ciągu uczącego to wówczas całe jego otoczenie będzie błędnie klasyfikowane

Niwelowanie problemu:

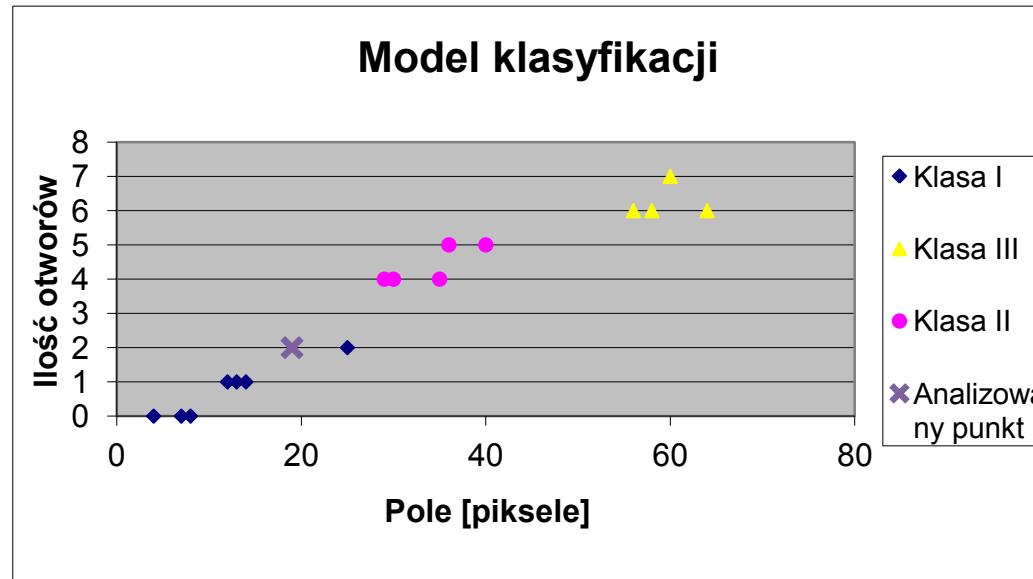
Wprowadzenie metody kNN

- obiekt jest klasyfikowany do tej klasy, do której należy większość z k najbliższych sąsiadów
- gdzie, k – to mała liczba całkowita, np. 3

Przykład kNN



Przykład wykonania



Analizowany punkt	
pole	otwory
19	2

nr	pole	otwory	manhattan
1	29	4	12
2	58	6	43
3	30	4	13
4	12	1	8
5	4	0	17
6	7	0	14
7	60	7	46
8	36	5	20
9	13	1	7
10	14	1	6
11	8	0	13
12	25	2	6
13	35	4	18
14	40	5	24
15	64	6	49
16	56	6	41

nr	pole	otwory	manhattan
10	14	1	6
12	25	2	6
9	13	1	7

3NN

sortowanie

nr	pole	otwory	manhattan
4	12	1	8
1	29	4	12
3	30	4	13
11	8	0	13
6	7	0	14
5	4	0	17
13	35	4	18
8	36	5	20
14	40	5	24
16	56	6	41
2	58	6	43
7	60	7	46
15	64	6	49

Obliczenia odległości

Euclidean: Take the square root of the sum of the squares of the differences of the coordinates.

For example, if $x = (\textcolor{green}{a}, \textcolor{red}{b})$ and $y = (\textcolor{green}{c}, \textcolor{red}{d})$, the Euclidean distance between x and y is

$$\sqrt{(\textcolor{green}{a} - \textcolor{red}{c})^2 + (\textcolor{red}{b} - \textcolor{red}{d})^2}.$$

Manhattan: Take the sum of the absolute values of the differences of the coordinates.

For example, if $x = (\textcolor{green}{a}, \textcolor{red}{b})$ and $y = (\textcolor{green}{c}, \textcolor{red}{d})$, the Manhattan distance between x and y is

$$|\textcolor{green}{a} - \textcolor{red}{c}| + |\textcolor{red}{b} - \textcolor{red}{d}|.$$

Chebyshev: Take the maximum value of the absolute values of the differences of the coordinates. For example, in two dimensions, if the points are $x=(a,b)$ and $y=(c,d)$, the Chebyshev distance between x and y is:

$$\max(|a-c|, |b-d|)$$

Obliczenia odległości cech

Metryka euklidesowa:

$$\rho_1(\underline{x}^\mu, \underline{x}^\eta) = \sqrt{\sum_{\nu=1}^n (x_\nu^\mu - x_\nu^\eta)^2}$$

$$\rho_1(\underline{x}^1, \underline{x}^2) = \sqrt{\sum_{\nu=1}^2 (x_\nu^1 - x_\nu^2)^2} = \sqrt{1+1} = \sqrt{2}$$

Metryka uliczna:

$$\rho_3(\underline{x}^\mu, \underline{x}^\eta) = \sum_{\nu=1}^n |x_\nu^\mu - x_\nu^\eta|$$

$$\rho_3(\underline{x}^1, \underline{x}^2) = \sum_{\nu=1}^2 |x_\nu^1 - x_\nu^2| = |1| + |1| = 2$$

Stąd

$$\rho_1(\underline{x}^1, \underline{x}^2) \neq \rho_3(\underline{x}^1, \underline{x}^2)$$

Sąsiedzi:

Najbliższy

Drugi pod względem
odległości

Następny pod
względem odległości

Kolejny

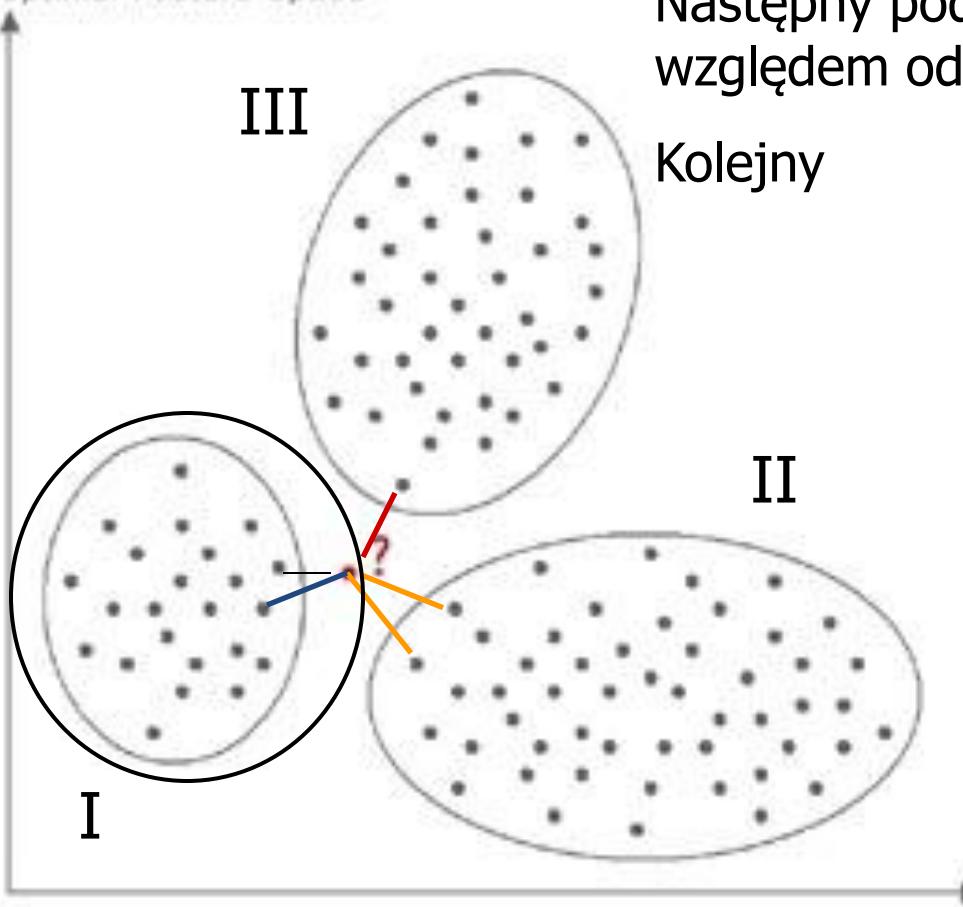
1-NN klasa I

3-NN klasa I

5-NN klasa I

Współczynnik
kształtu

Optimal Feature Space



Pole w pikselach²

Podsumowanie k-NN

1. Mamy przestrzeń cech
2. Mamy elementy zbioru uczącego, czyli obiekty o znanej klasyfikacji, i znanym położeniu w przestrzeni cech
3. Dla nowego obiektu dokonujemy obliczenia jego odległości, wg wybranej metryki (Euklidesa, Czebyszewa, Manhattan, Minkowskiego, itp.), od wszystkich elementów zbioru
4. Obiekt klasyfikujemy do tej klasy, do której należy większość jego k-najbliższych sąsiadów

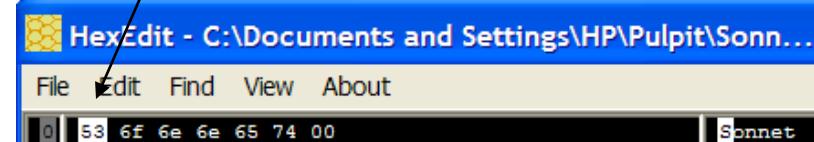
Zastosowanie metody porównania do wzorca

OCR (ang. Optical Character Recognition) - optyczne rozpoznawanie znaków.

Przetworzenie obrazu, zwykle mapy bitowej, np. ze skanera, zawierającej tekst pisany lub drukowany na edytowalny przez edytory komputerowe tekst (tekst kodowany) przez rozpoznawanie znaków pisarskich, kroju pisma, interlinii, a nawet układów tabelarycznych formularzy itp. oraz pól z grafiką.

Plik.bmp

Sonnet
Sonnet

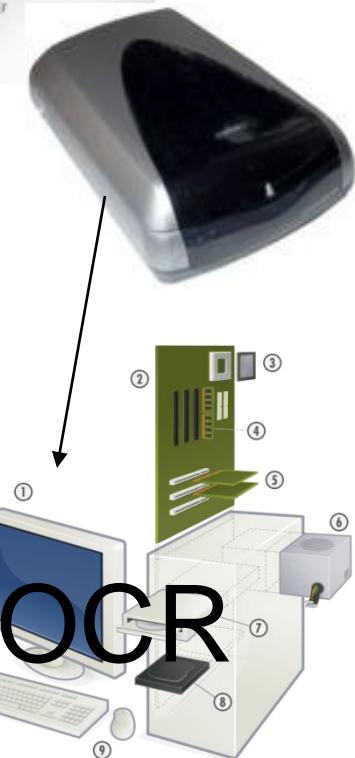


Plik.txt lub .doc

Bez tytułu - Notatnik

Plik Edycja Format Widok Pomoc

Sonnet



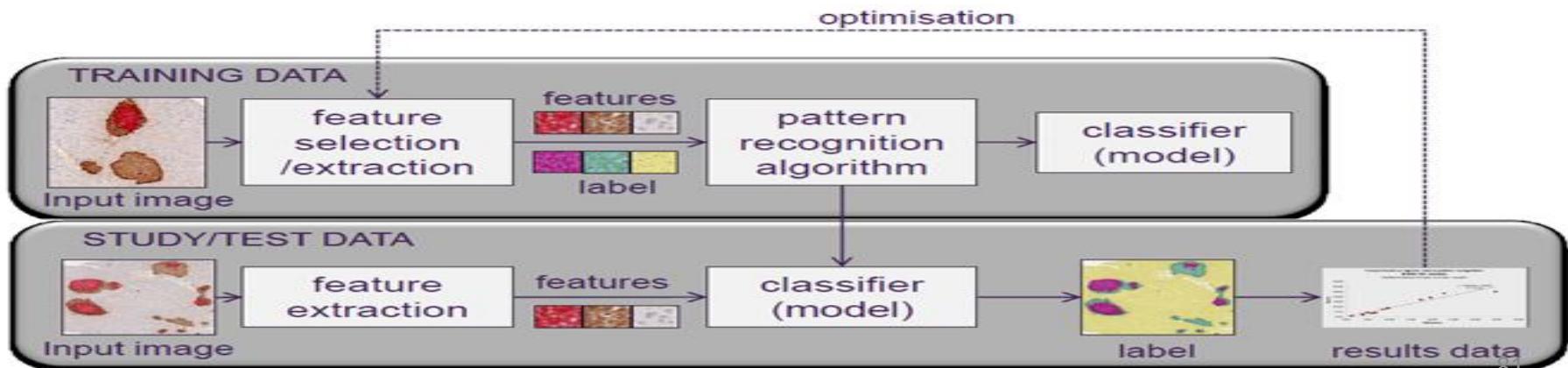
Kody ASCII

Dec	Hex	Znak	Skrót	Dec	Hex	Znak	Skrót	Dec	Hex	Znak	Skrót	Dec	Hex	Znak	Skrót
0	00	Null	NUL	32	20	Spacja		64	40	@		96	60	'	
1	01	Start Of Heading	SOH	33	21	!		65	41	A		97	61	a	
2	02	Start of Text	STX	34	22	"		66	42	B		98	62	b	
3	03	End of Text	ETX	35	23	#		67	43	C		99	63	c	
4	04	End of Transmission	EOT	36	24	\$		68	44	D		100	64	d	
5	05	Enquiry	ENQ	37	25	%		69	45	E		101	65	e	
6	06	Acknowledge	ACK	38	26	&		70	46	F		102	66	f	
7	07	Bell	BEL	39	27	'		71	47	G		103	67	g	
8	08	Backspace	BS	40	28	(72	48	H		104	68	h	
9	09	Horizontal Tab	HT	41	29)		73	49	I		105	69	i	
10	0A	Line Feed	LF	42	2A	*		74	4A	J		106	6A	j	
11	0B	Vertical Tab	VT	43	2B	+		75	4B	K		107	6B	k	
12	0C	Form Feed	FF	44	2C	,		76	4C	L		108	6C	l	
13	0D	Carriage Return	CR	45	2D	-		77	4D	M		109	6D	m	
14	0E	Shift Out	SO	46	2E	.		78	4E	N		110	6F	n	
15	0F	Shift In	SI	47	2F	/		79	4F	O		111	6F	o	
16	10	Data Link Escape	DLE	48	30	0		80	50	P		112	70	p	
17	11	Device Control 1 (XON)	DC1	49	31	1		81	51	Q		113	71	q	
18	12	Device Control 2	DC2	50	32	2		82	52	R		114	72	r	
19	13	Device Control 3 (XOFF)	DC3	51	33	3		83	53	S		115	73	s	
20	14	Device Control 4	DC4	52	34	4		84	54	T		116	74	t	
21	15	Negative Acknowledge	NAK	53	35	5		85	55	U		117	75	u	
22	16	Synchronous Idle	SYN	54	36	6		86	56	V		118	76	v	
23	17	End of Transmission Block	ETB	55	37	7		87	57	W		119	77	w	
24	18	Cancel	CAN	56	38	8		88	58	X		120	78	x	
25	19	End of Medium	EM	57	39	9		89	59	Y		121	79	y	
26	1A	Substitute	SUB	58	3A	:		90	5A	Z		122	7A	z	
27	1B	Escape	ESC	59	3B	:		91	5B	I		123	7B	{	
28	1C	File Separator	FS	60	3C	<		92	5C	\		124	7C		
29	1D	Group Separator	GS	61	3D	=		93	5D	J		125	7D	}	
30	1E	Record Separator	RS	62	3E	>		94	5E	^		126	7E	~	
31	1F	Unit Separator	US	63	3F	?		95	5F	_		127	7F	Delete	DEL

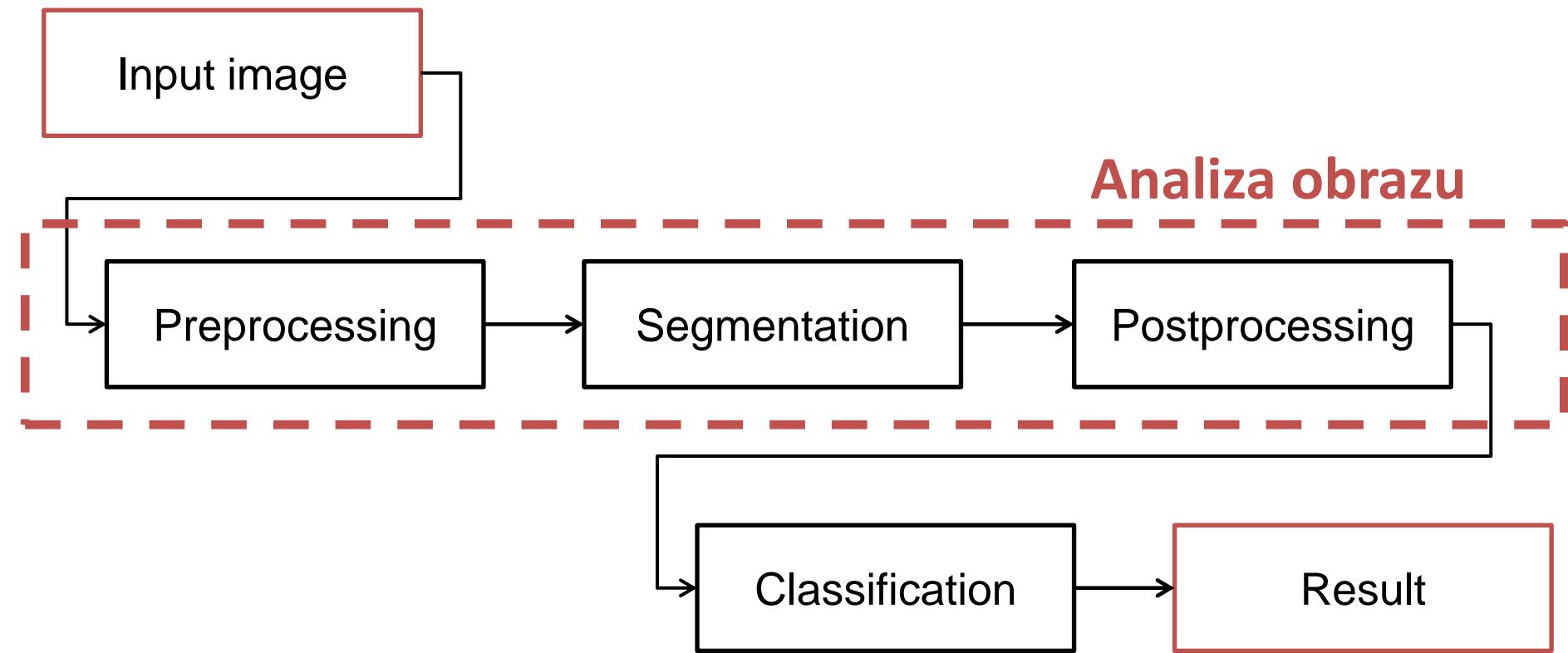
Podsumowanie metod klasycznych

Klasyczne algorytmy rozpoznawania obrazów zawsze **zależą** od skomplikowanego przetwarzania obrazu w celu poprawy początkowej jakości obrazu i umożliwienia **segmentacji / separacji obiektów**.

Jednak najważniejszy jest proces inżynierii cech, który jest kluczową klasyczną techniką rozpoznawania. Tradycyjne „ręcznie” **dobierane cechy i funkcje** w dużej mierze **opierają się na wiedzy specjalistycznej** w dziedzinie, które powinny zaproponować je inżynierom i przygotować adnotację do zestawu szkoleniowego.



Podsumowanie metod klasycznych



Koniec dzisiejszego wykładu