



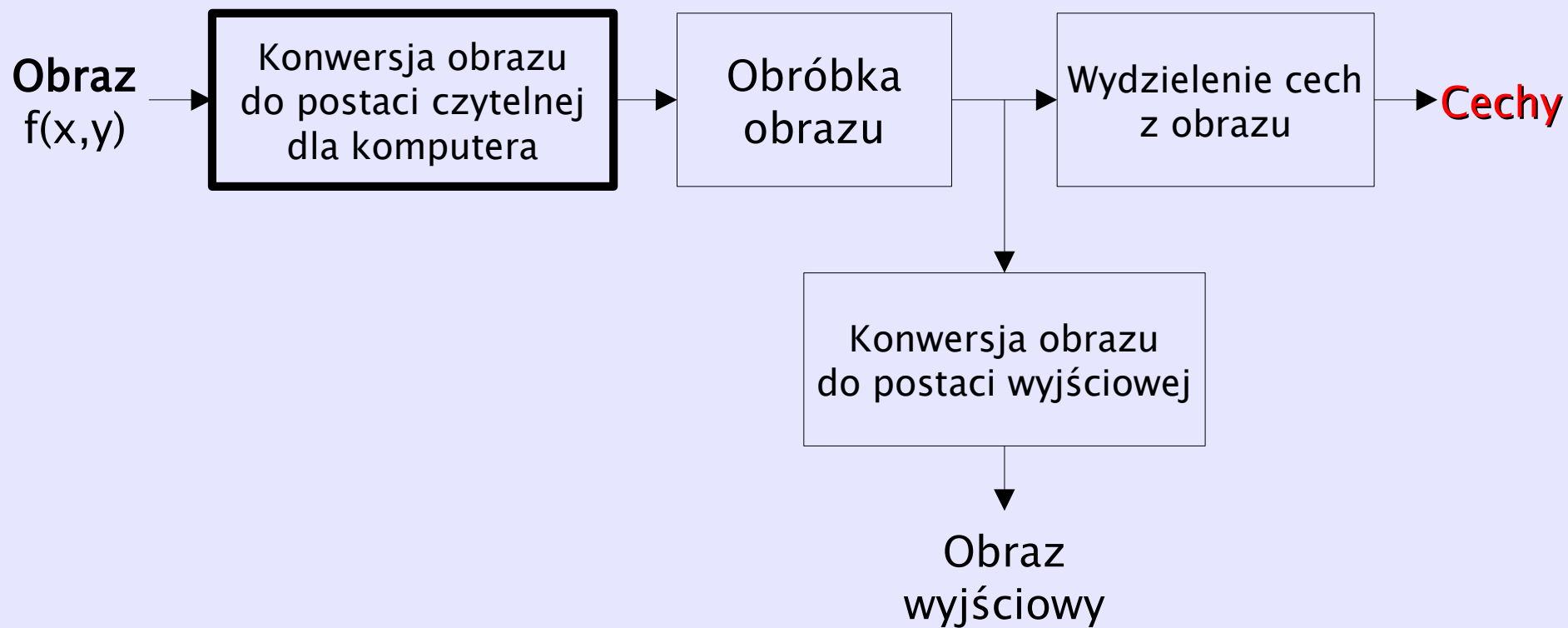
Detekcja kształtów i wybrane cechy obrazów konturowych

dr inż. Paweł Forczmański

Katedra Systemów Multimedialnych, Wydział Informatyki ZUT



Proces przetwarzania obrazów





- Problem detekcji obiektów w obrazach cyfrowych:
 - Metody dopasowania wzorca,
 - Metody bazujące na modelach
- Klasyfikacja metod opisu kształtu
- Przykładowe metody opisu kształtu

Transformata Hougha jest metodą detekcji kształtów w obrazie poprzez stopniowe kumulowanie wiarygodności.

Na wejściu podawany jest obraz z wykrytymi punktami konturów poprzez zastosowanie funkcji detekcji krawędzi, następnie obraz poddawany jest transformacji.

Oryginalna metoda Hougha służy do wykrywania prostych. Metodę tę później uogólniono na wykrywanie kształtów dających się opisać **analitycznie** np. okręgów (Richard Duda and Peter Hart, 1972) oraz na wykrywanie **dowolnych kształtów** (Dana H. Ballard, 1981).

Transformata Hougha wykorzystywana do określenia parametrów okręgów – okrąg o promieniu R i środka (a, b) może zostać opisany poniższym równaniem parametrycznym:

$$x = a + R \cos(\theta)$$

$$y = b + R \sin(\theta)$$

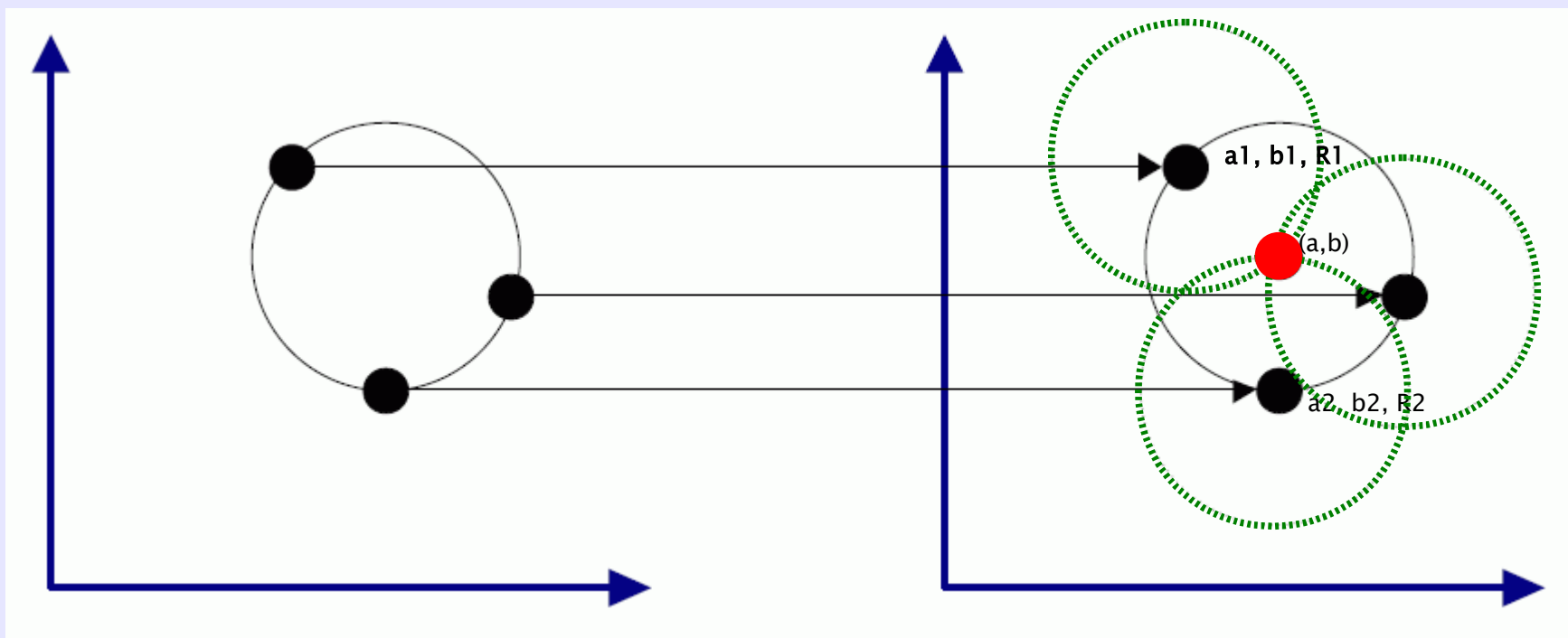
Wyznaczając wszystkie pary wartości (x, y) dla wszystkich wartości kąta $\Theta \in (0, 360)$ wyznaczymy współrzędne punktów należących do okręgu.

W przypadku obrazu zadanie będzie odwrotne – na podstawie par wartości (x, y) będących współrzędnymi pikseli będziemy starali się znaleźć parametry (a, b, R) opisujące wszystkie okręgi na tym obrazie.

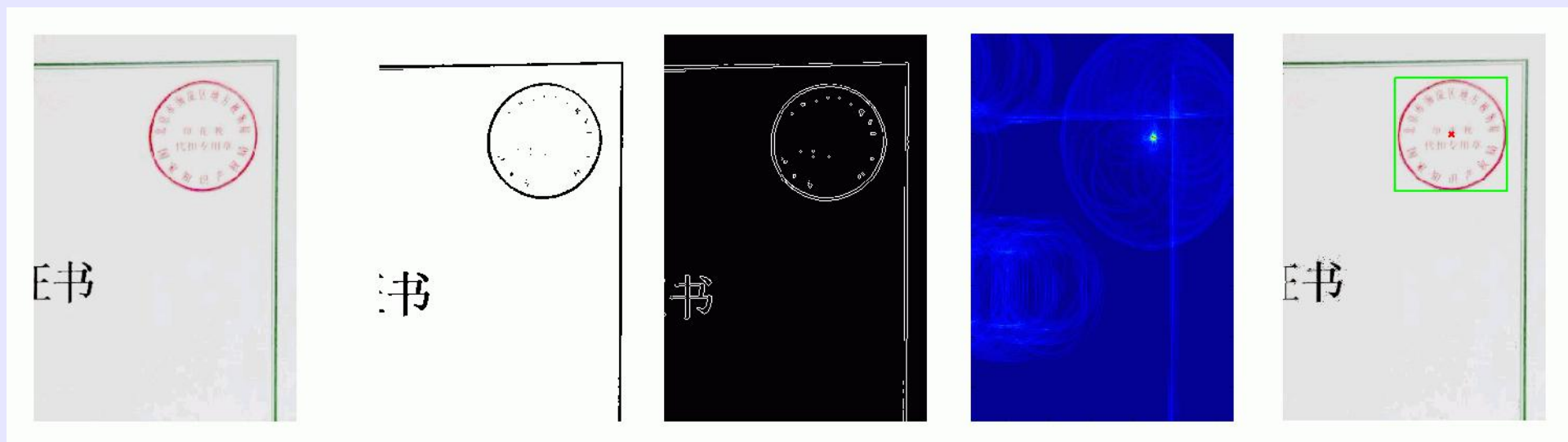
Każdy punkt w przestrzeni geometrycznej (z lewej) generuje okrąg w przestrzeni parametrycznej (z prawej).

Punkt o współrzędnych (a_1, b_1, R_1) uzyskuje jeden głos. Kiedy operacje powtórzymy dla wszystkich punktów na obrazie okręgi

z przestrzeni Hougha przetną się w punkcie (a, b) . Uzyska on największą liczbę głosów, tym samym będzie prawdopodobnie stanowił środek okręgu z przestrzeni geometrycznej.



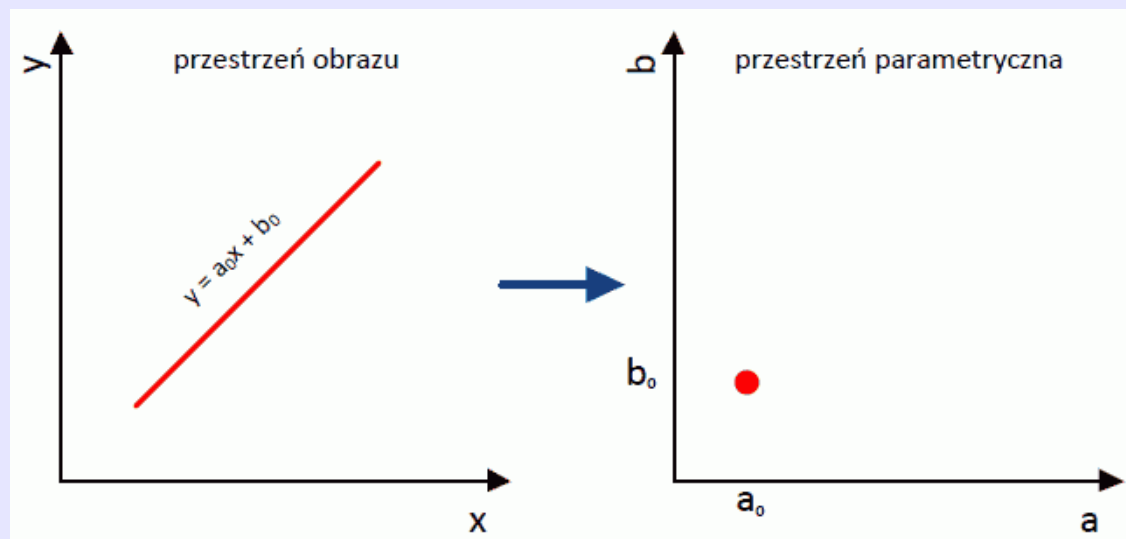
Od lewej: fragment obrazu wejściowego, obraz wejściowy po konwersji do skali szarości, wykryte krawędzie, akumulator, obraz wejściowy z zaznaczonym środkiem wykrytego okręgu



Prosta może zostać opisana za pomocą następującego równania:

$$y = ax + b$$

Jako że znamy wartości (x, y) naszym zadaniem jest znalezienie wartości parametrów (a, b) . W tym celu wykorzystujemy t. Hougha.

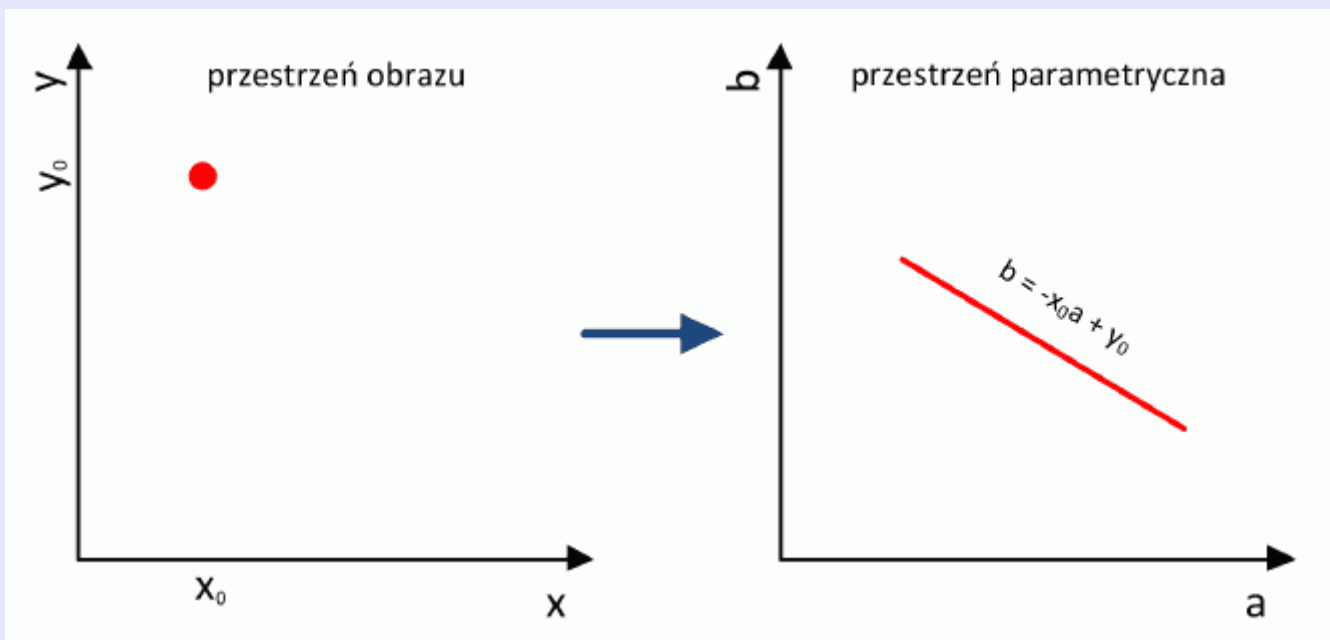


Linia o równaniu $y = a_0x + b_0$ znajdująca się na obrazie odpowiada jednemu punktowi w przestrzeni parametrycznej (Hough).

Podobnie, punkt z przestrzeni obrazu o współrzędnych (x_0, y_0) odpowiada zbiorowi rozwiązań równania:

$$b = -ax_0 + y_0$$

a więc linii z przestrzeni Hough'a.





Transformata Hougha : detekcja linii w układzie biegunowym

Równanie kierunkowe pozwala na przedstawienie dowolnej prostej z wyjątkiem tych, które są równoległe do osi OY (pionowe).

Dodatkowo współczynnik kierunkowy a prostych niemalże pionowych przyjmuje duże wartości.

Nieznane są również zakresy wartości jakie mogą przyjmować zarówno współczynnik kierunkowy jak i przesunięcie.

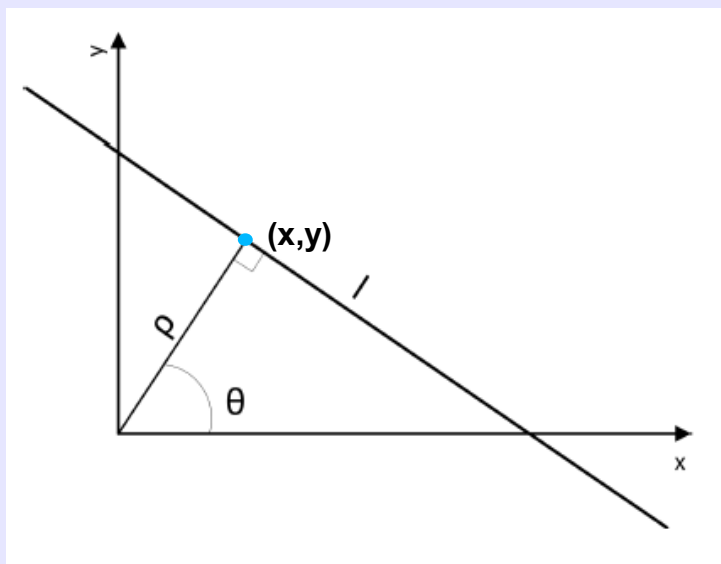
Te przeszkody spowodowały wyparcie reprezentacji prostej przy pomocy równania kierunkowego na rzecz reprezentacji biegunowej (polarnej)

Transformata Hougha : detekcja linii w układzie biegunowym

Obraz jest reprezentowany przez piksele o współrzędnych kartezjańskich (x, y) . Prostą można zapisać jako kąt nachylenia θ i odległość od początku układu współrzędnych ρ .

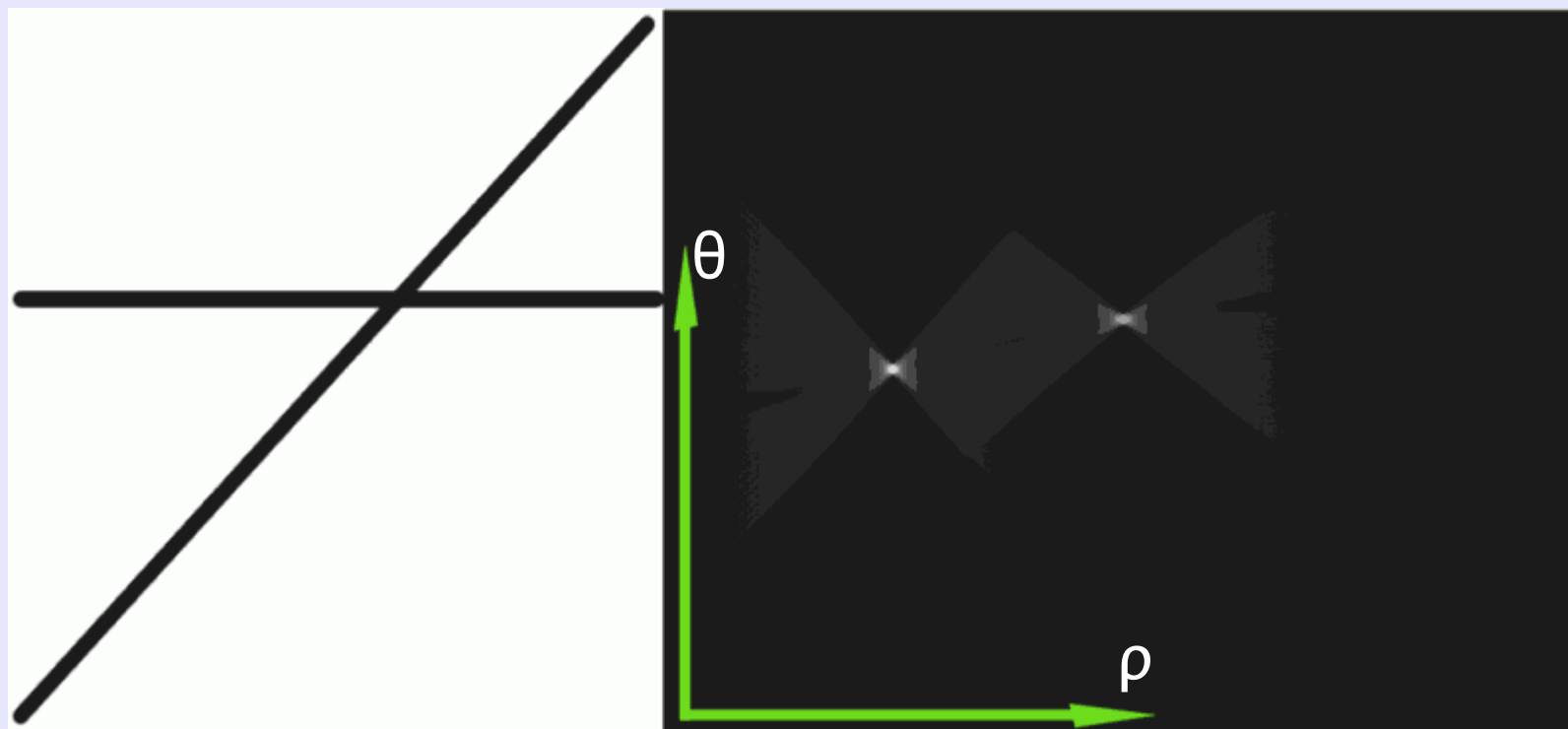
$$\rho = x \cos(\theta) + y \sin(\theta)$$

Są to też dwie współrzędne, dlatego można utworzyć prostokątny zbiór punktów w układzie współrzędnych θ, ρ (przestrzeń parametrów), w którym każdy punkt reprezentuje prostą.

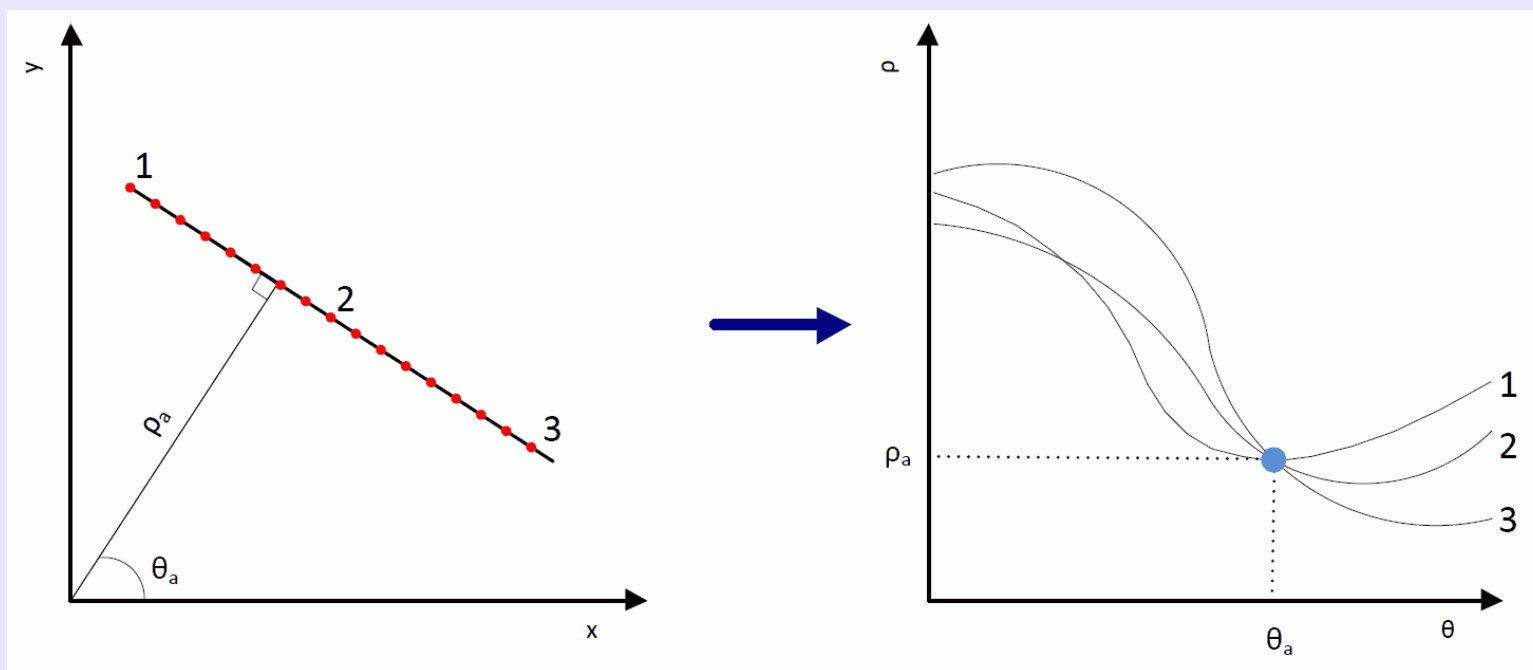


Transformata Hougha : detekcja linii w układzie biegunowym

Ponieważ oryginalny obraz ma ograniczone rozmiary, współrzędne ρ i θ zbioru punktów reprezentujących proste są ograniczone: $0 < \theta < \pi$, $-R < \rho < R$, gdzie R – przekątna obrazu, więc zbiór ten można ograniczyć, z założoną dokładnością, do skończonej liczby punktów

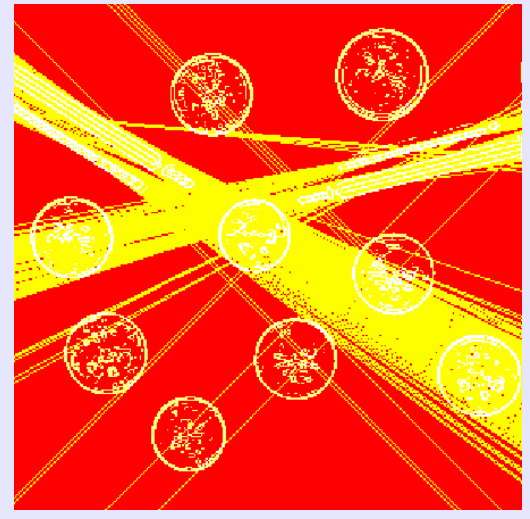
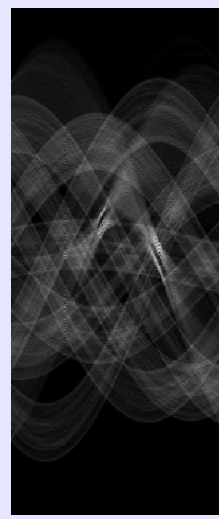
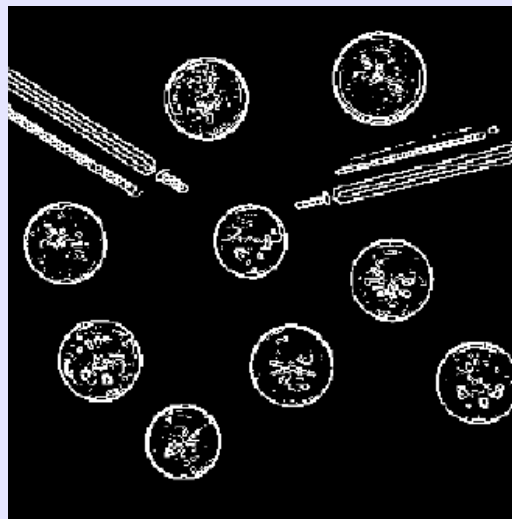
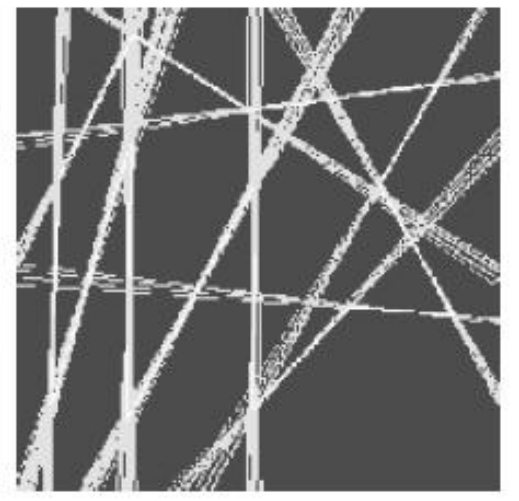
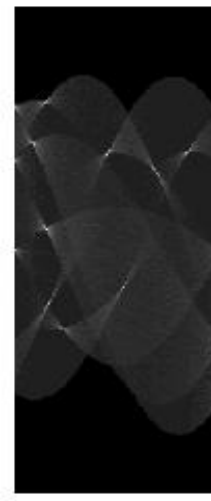
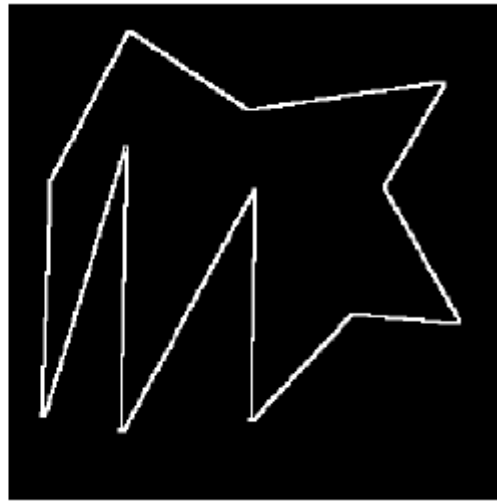
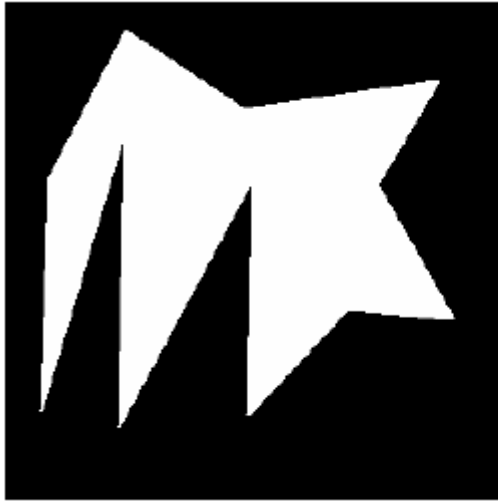


Wykrywanie linii opiera się na głosowaniu – charakterystyczny piksel (wykryty np. w wyniku wykrywania krawędzi) "głosuje" tj. dodaje pewną jednostkową liczbę do wartości tych punktów w zbiorze prostych, które reprezentują proste przechodzące przez ten piksel. Wynikowy zbiór, potraktowany jako obraz, zawiera maksima (jasne punkty), reprezentujące proste wykryte w oryginalnym obrazie.



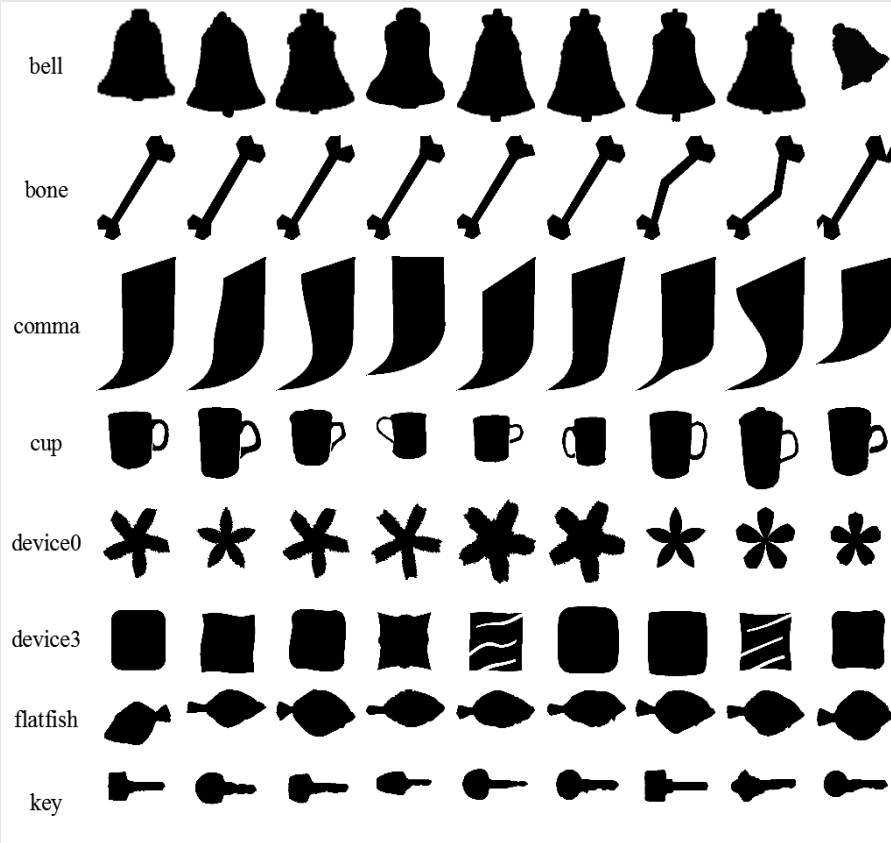


Transformata Hougha : przykłady

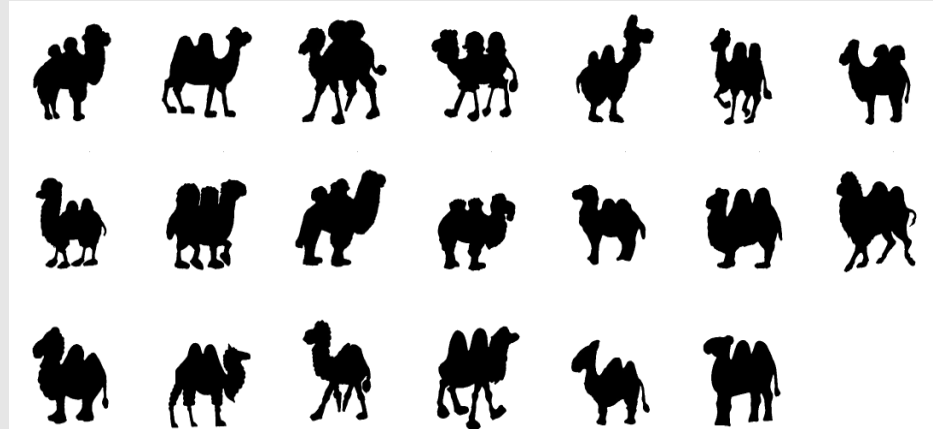




Obiekty o **dużej spójności** wewnątrzklasowej

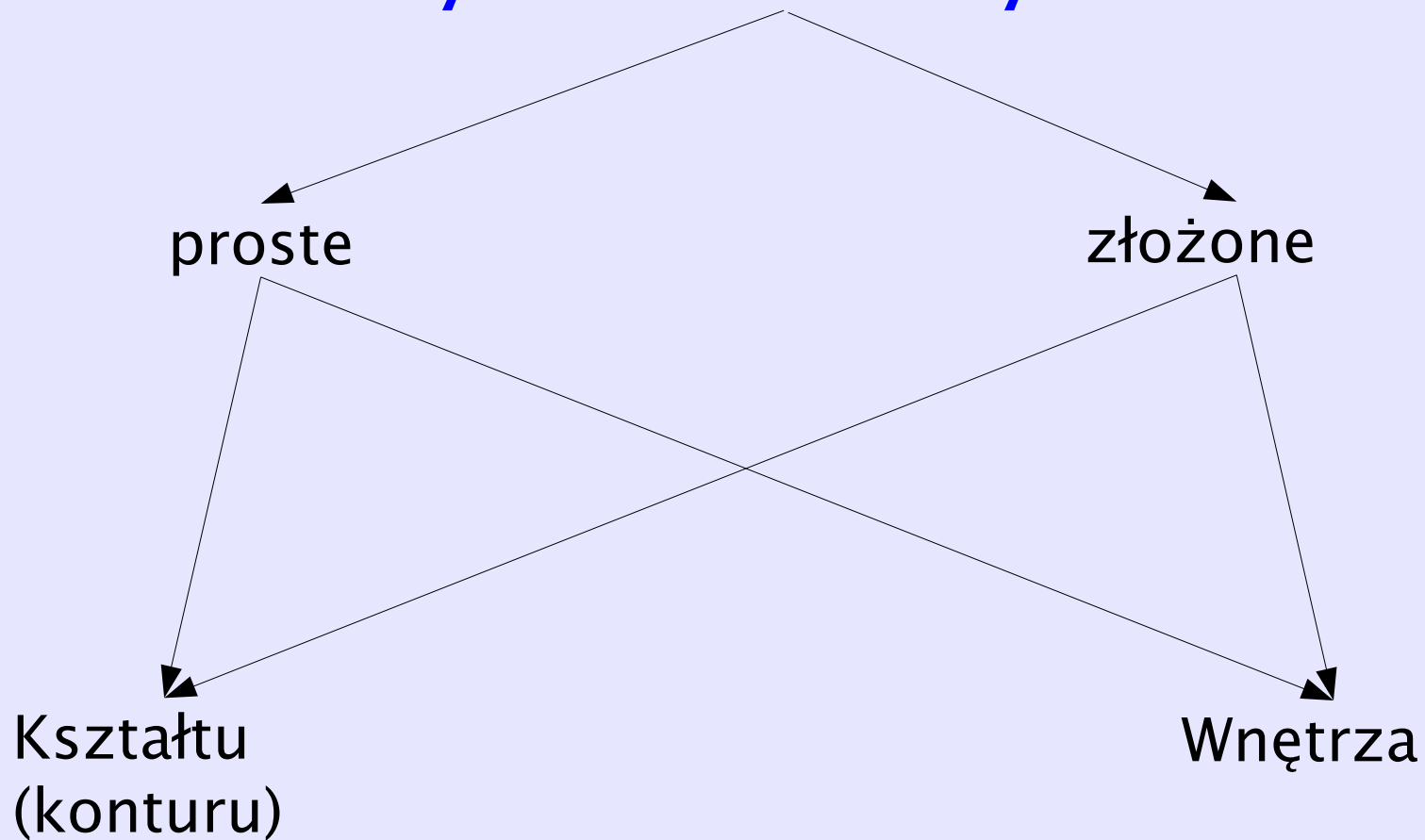


Przykład **dużej różnorodności** we- wnątrzklasowej





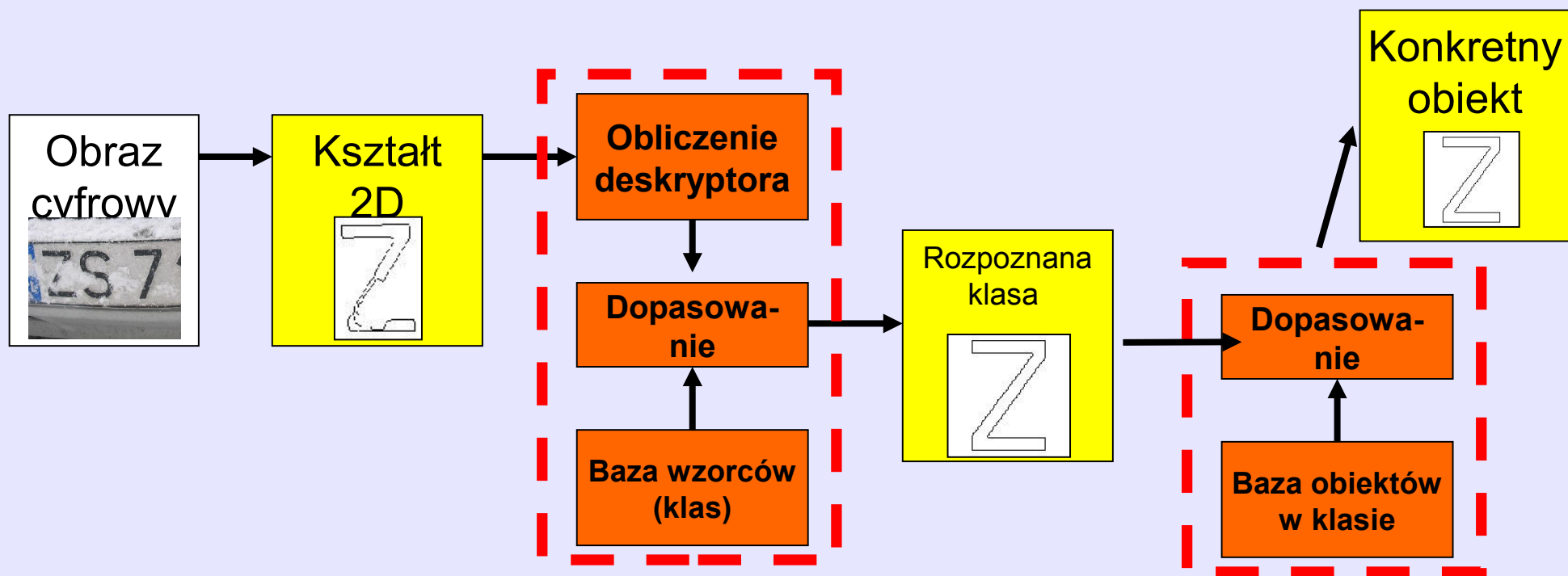
Obiekty binarne – cechy



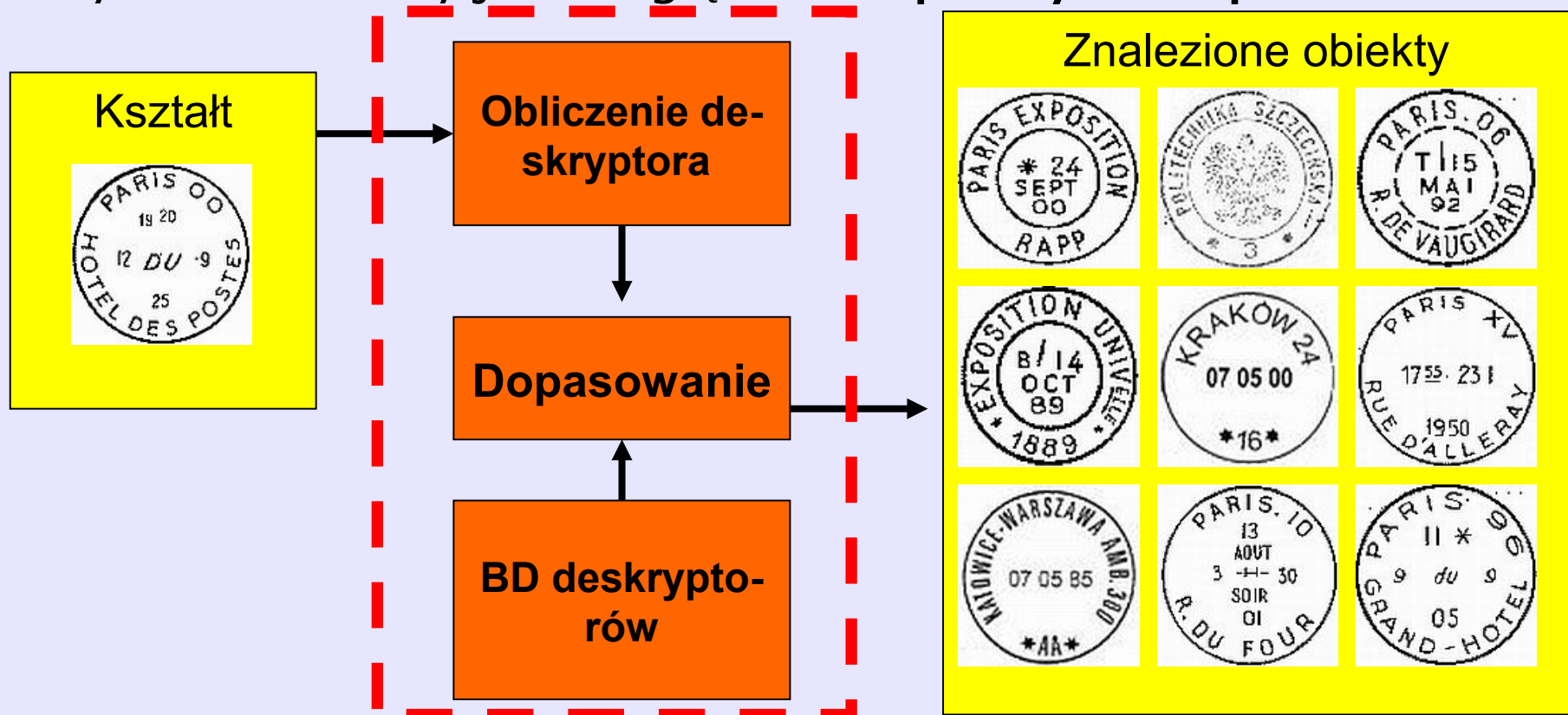
Metody rozpoznawania obiektów konturowych (kształtów):

- Identyfikacja (konkretny obiekt)
 - Rozpoznanie **dokładnie** tego samego obiektu z BD na podstawie analizy znanych przykładów
- Wyszukiwanie podobieństw (*retrieval*)
 - Wyszukanie w BD **podobnego** obiektu (kilku obiektów), bez przypisywania do konkretnej kategorii
- Klasyfikacja (nazywanie)
 - Dopasowanie do klasy, czyli grupy obiektów o podobnych cechach, bez przyporządkowywania konkretnego egzemplarza w klasie

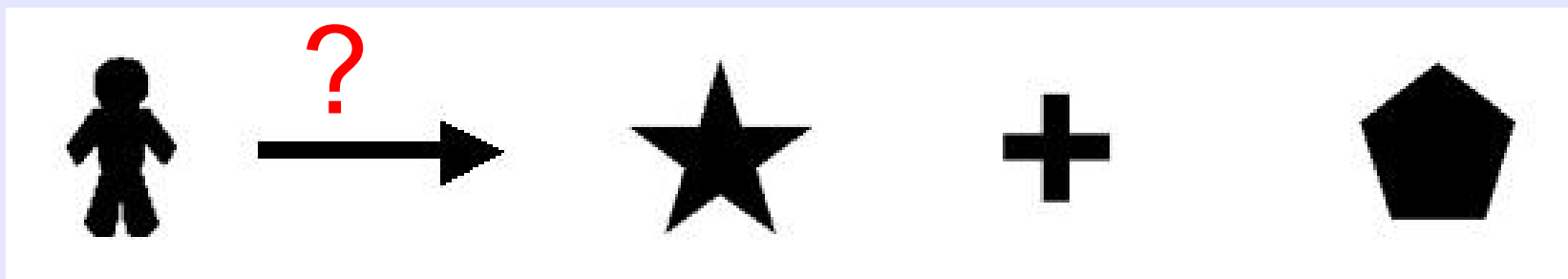
- Najbardziej popularna metoda;
- Bazuje na **deskryptorach kształtu**;
- Deskryptor kształtu jest reprezentacją odporną na wiele zniekształceń (geometrycznych, afinicznych, itp.)

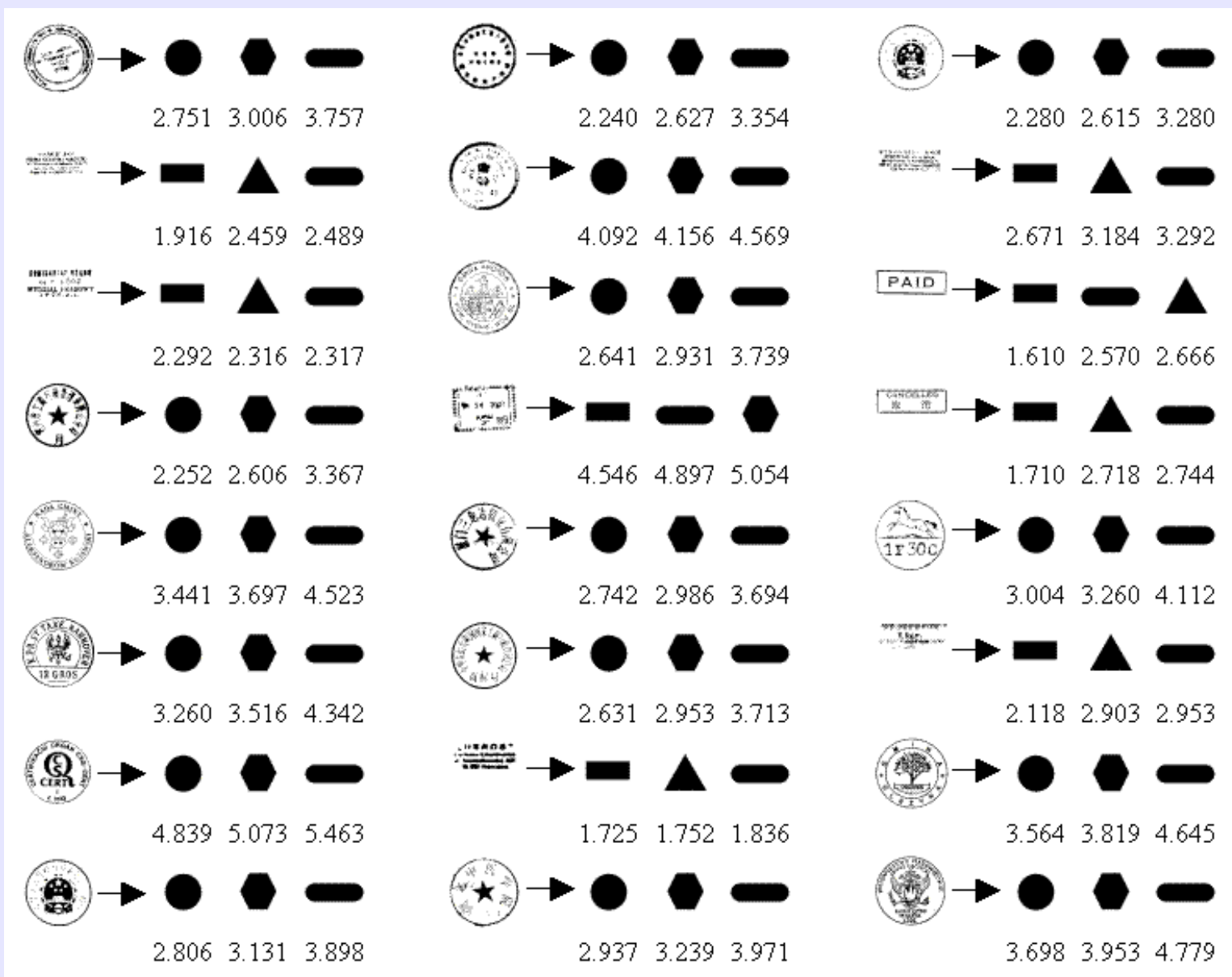


- Poszukiwanie podobnych obiektów (shape retrieval) wykorzystuje te same algorytmy, co wcześniej wymienione
- BD jest **stosunkowo duża**, zawiera wiele podobnych obiektów, nie jest usystematyzowana
- Poszukiwane są obiekty podobne **pod względem kształtu**
- Wynik sortowany jest **względem współczynnika podobieństwa**



- Ogólna analiza kształtu rozpatrywana jest na wyższym poziomie abstrakcji niż w przypadku rozpoznawania kształtu
- W przypadku OAK badany obiekt nie należy do jednej, konkretnej klasy; może być tylko do niej (nich) podobny
- Odpowiedzią, która daje OAK jest jedna lub wiele klas, podobnych do badanego obiektu
- Stosuje się w przypadkach, gdy granice klas nie są wyraźnie określone lub w przypadku rozmytych problemów rozpoznawania





pole obiektu:

$$S = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(i, j)$$

$$p(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{gdy obiekt} \\ 0 & \text{w pozostałym przypadku} \end{cases}$$

obwód obiektu:

$$L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p(i, j)$$

$$p(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{gdy kontur} \\ 0 & \text{w pozostałym przypadku} \end{cases}$$

środek ciężkości:

$$\tilde{x} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m k}{S} \quad k = \begin{cases} i & \text{gdy obiekt} \\ 0 & \text{w pozostałym przypadku} \end{cases}$$

$$\tilde{y} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m k}{S} \quad k = \begin{cases} j & \text{gdy obiekt} \\ 0 & \text{w pozostałym przypadku} \end{cases}$$

gdzie:

S – pole obiektu

L – obwód obiektu

n x m – rozmiar obiektu

\tilde{x} – współrzędna x środka ciężkości

\tilde{y} – współrzędna y środka ciężkości.

$$C_1 = 2\sqrt{\frac{S}{\pi}}, \quad C_2 = \frac{L}{\pi} \quad K = \frac{4\pi S}{L^2} \quad Mz = \frac{2\sqrt{\pi S}}{L} \quad Lp_1 = \frac{r_{\min}}{r_{\max}}, \quad Lp_2 = \frac{D}{L}$$

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

$$BB = \frac{S}{\sqrt{2\pi \sum_{i=1}^S r_i^2}}$$

$$H = \sqrt{\frac{\left(\sum_{i=1}^n d_i\right)^2}{n \sum_{i=1}^n d_i - 1}}$$

L – obwód obiektu,

S – pole obiektu,

r_i – odległość elementu obiektu (piksela) s_i od środka ciężkości obiektu,

l_i – minimalna odległość elementu obiektu s_i od konturu obiektu,

d_i – odległość i -tego piksela konturu od środka ciężkości obiektu,

n – liczba punktów konturów,

r_{\min} – minimalna odległość pikseli konturu od środka ciężkości obiektu,

r_{\max} – maksymalna odległość pikseli konturu od środka ciężkości obiektu,

D – maksymalna długość (gabaryt) obiektu.

Dwuwymiarowy moment rzędu $(p+q)$ dla funkcji $f(x,y)$:

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy$$

$$m_{pq} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n i^p j^q x_{ij}$$

Moment centralny $f(x,y)$:

$$M_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \tilde{x})^p (y - \tilde{y})^q f(x, y) dx dy$$

$$M_{pq} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - \tilde{i})^p (j - \tilde{j})^q x_{ij}$$

gdzie: $\tilde{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \tilde{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

$$\tilde{i} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \tilde{j} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

Momenty centralne można przedstawić za pomocą momentów zwykłych:

$$M_{00} = m_{00}$$

$$M_{01} = m_{01} - \left(\frac{m_{01}}{m_{00}} \right) m_{00}$$

$$M_{10} = m_{10} - \left(\frac{m_{10}}{m_{00}} \right) m_{00}$$

$$M_{11} = m_{11} - \frac{m_{10} m_{01}}{m_{00}}$$

$$M_{20} = m_{20} - \frac{m_{10}^2}{m_{00}}$$

$$M_{02} = m_{02} - \frac{m_{01}^2}{m_{00}}$$

Momenty geometryczne:

$$M_{21} = m_{21} - 2m_{11} \tilde{i} - m_{20} \tilde{j} + 2m_{01} \tilde{i}^2$$

$$M_{12} = m_{12} - 2m_{11} \tilde{j} - m_{02} \tilde{i} + 2m_{10} \tilde{j}^2$$

$$M_{30} = m_{30} - 3m_{20} \tilde{i} + 2m_{10} \tilde{i}^2$$

$$M_{03} = m_{03} - 3m_{02} \tilde{j} + 2m_{01} \tilde{j}^2$$



Z poprzednich zależności można wyznaczyć niezmienniki momentowe:

$$M1 = \frac{M_{20} + M_{02}}{m_{00}^2}$$

$$M2 = \frac{(M_{20} + M_{02})^2 + 4M_{11}^2}{m_{00}^4}$$

$$M3 = \frac{(M_{30} + 3M_{12})^2 + (3M_{21} - M_{03})^2}{m_{00}^5}$$

$$M4 = \frac{(M_{30} + M_{12})^2 + (M_{21} - M_{03})^2}{m_{00}^5}$$

$$M5 = \frac{(M_{30} - 3M_{12})(M_{30} + M_{12})[(M_{30} + M_{12})^2 - 3(M_{21} + M_{03})^2] + (3M_{21} - M_{03})(M_{21} + M_{03})[3(M_{30} + M_{12})^2 - (M_{21} + M_{03})^2]}{m_{00}^{10}}$$



Z poprzednich zależności można wyznaczyć niezmienniki momentowe:

$$M6 = \frac{(M_{20} - M_{02})[(M_{30} + M_{12})^2 - (M_{21} + M_{03})^2] + 4M_{11}(M_{30} + M_{12})(M_{21} + M_{03})}{m_{00}^7}$$

$$M7 = \frac{M_{20}M_{02} - M_{11}^2}{m_{00}^4}$$

$$M8 = \frac{M_{30}M_{12} + M_{21}M_{03} - M_{12}^2 - M_{21}^2}{m_{00}^5}$$

$$M9 = \frac{M_{20}(M_{21}M_{03} - M_{12}^2) + M_{02}(M_{03}M_{12} - M_{21}^2) - M_{11}(M_{30}M_{03} - M_{21}M_{12})}{m_{00}^7}$$

$$M10 = \frac{(M_{30}M_{03} - M_{12}M_{21})^2 - 4(M_{30}M_{12} - M_{21}^2)(M_{03}M_{21} - M_{12})}{m_{00}^{10}}$$

Klasyfikacja obiektów ze względu na kształt odbywa się na podstawie szeregu cech, będących inwariantami skali, rotacji i translacji. Każda z przedstawionych cech jest normalizowana do przedziału $[0,1]$.

Oznaczenia wykorzystywane we wzorach zostały opisane w poniższej tabeli:

Symbol	Znaczenie
M_1	Długość krótszej osi
M_2	Długość dłuższej osi
A_p	Powierzchnia obiektu (liczba pikseli go tworzących)
P	Liczba pikseli należących do konturu obiektu
$p_i = (x_i, y_i), i \in 1, \dots, N$	Punkt konturu
$\mu = \frac{1}{N} \sum_i p_i$	Centroid
$\mu_r = \frac{1}{N} \sum_i \ p_i - \mu\ $	Średni promień
$C = \frac{1}{N} \sum_i (p_i - \mu)(p_i - \mu)^T$	Macierz kowariancji
R_s	Najkrótszy promień obiektu
R_l	Najdłuższy promień obiektu
H_{bbox}, W_{bbox}	Wysokość i szerokość prostokąta otaczającego

Krągłość (ang. roundness) obiektu jest obliczana jako średnia współczynników R_1 , R_2 oraz R_3 :

$$R_1 = \left| 1 - \frac{|M_2 - M_1|}{\max(M_1, M_2)} \right|,$$

$$R_2 = \left| 1 - \frac{\left| \frac{\pi \left(\frac{M_1 + M_2}{2} \right)^2}{2} - A_p \right|}{A_p} \right|,$$

$$R_3 = \left| 1 - \frac{|\pi \max(M_1, M_2) - P|}{P} \right|.$$

Kwadratura (ang. *squariness*) obiektu jest określana za pomocą poniższego wzoru:

$$S = \left(\frac{\min(\sqrt{A_p}, \frac{P}{4})}{\max(\sqrt{A_p}, \frac{P}{4})} \right)^2$$

Współczynnik proporcji (ang. *aspect ratio*) jest obliczany jako stosunek wysokości i szerokości obiektu:

$$R = \frac{M_1}{M_2}$$

Rozciągłość obszaru (ang. *extent*) to stosunek powierzchni prostokąta otaczającego obiekt do powierzchni rozumianej jako liczba pikseli należąca do obszaru:

$$E_X = \frac{H_{bbox} W_{bbox}}{A_p}$$

Kolejne cechy (eliptyczność, wariancja cyrkulacji, wariancja eliptyczna, trójkatność, minimalna figura otaczająca) wykorzystują inwarianty (niezmienniki) momentu drugiego rzędu.

Eliptyczność (ang. ellipticity) jest obliczana z wykorzystaniem niezmiennika momentu dla okręgu:

$$I_1 = \frac{\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2}{\mu_{00}^4}.$$

Moment dla okręgu jednostkowego (promień równy jeden) pozwala obliczyć wartość niezmiennika jako I_1 .

Ostateczna wartość parametru jest zatem obliczana jako:

$$E_I = \begin{cases} 16\pi^2 I_1, & \text{jeśli } I_1 \leq \frac{1}{16\pi^2} \\ \frac{1}{16\pi^2 I_1}, & \text{jeśli } I_1 > \frac{1}{16\pi^2} \end{cases}$$

Kolejne cechy (eliptyczność, wariancja cyrkulacji, wariancja eliptyczna, trójkątność, minimalna figura otaczająca) wykorzystują inwarianty (niezmienniki) momentu drugiego rzędu.

Eliptyczność (ang. ellipticity) jest obliczana z wykorzystaniem niezmiennika momentu dla okręgu:

$$I_1 = \frac{\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2}{\mu_{00}^4}.$$

Moment dla okręgu jednostkowego (promień równy jeden) pozwala obliczyć wartość niezmiennika jako I_1 .

Ostateczna wartość parametru jest zatem obliczana jako:

$$E_I = \begin{cases} 16\pi^2 I_1, & \text{jeśli } I_1 \leq \frac{1}{16\pi^2} \\ \frac{1}{16\pi^2 I_1}, & \text{jeśli } I_1 > \frac{1}{16\pi^2} \end{cases}$$

Przykładowe deskryptory złożone (algorytmiczne):

- Sygnatura kształtu (Shape Signature),
- Deskryptor Fouriera (Fourier Descriptor),
- Momenty Zernike'a (Zernike Moments),
- Kontekst Kształtu (Shape Context),
- Przestrzeń Wieloskalowa Krzywizn (Curvature Scale Space)

- 1) wykrycie zewnętrznego konturu
- 2) obliczenie środka ciężkości (centroidu)
- 3) obliczenie odległości punktów na konturze od środka ciężkości
– zapisanie w wektorze
- 4) sortowanie względem rosnącego kąta względem osi OX
- 5) znalezienie maksimum odległości i cykliczne przesunięcie wartości, tak aby znalazło się na pierwszej pozycji w wektorze
- 6) normalizacja względem maksimum
- 7) opcjonalna interpolacja do wymaganej długości

$$\begin{cases} c_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \\ c_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \end{cases}$$

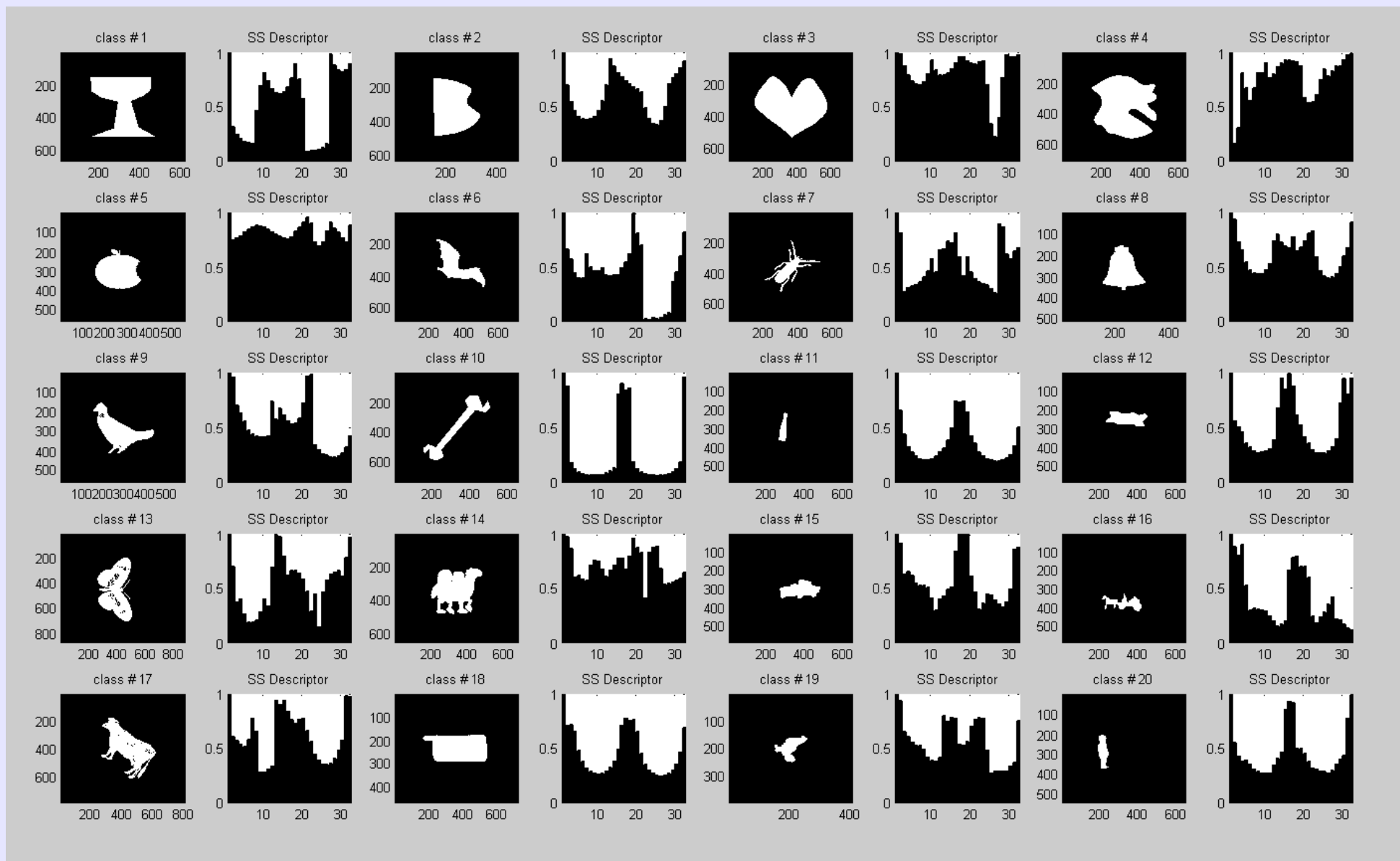
$$(x_i, y_i) \in \{ (x_i, y_i) \mid f(x_i, y_i) = 1 \}.$$

$$r_i = \sqrt{(x_i - c_x)^2 + (y_i - c_y)^2}.$$



- Jeden z popularniejszych deskryptorów konturu
- Łatwe obliczenie dystansu punktów od środka.
- Odporny (inwariantny) na skalowanie o obroty

- Wysoki koszt porównywania
- Nieodporny na szum i niewielkie nawet zmiany w konturze



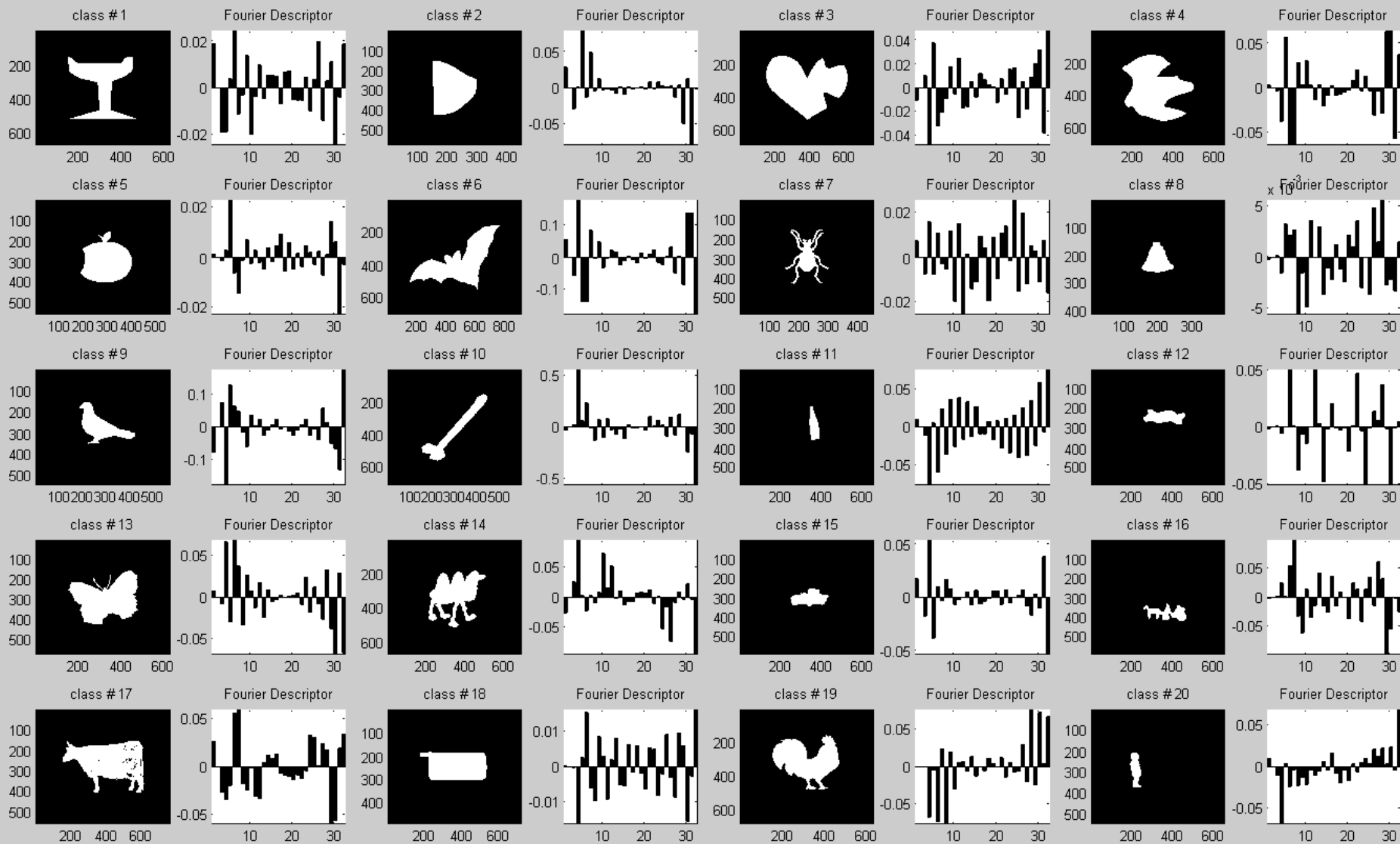


- 1) wykrycie zewnętrznego konturu
- 2) obliczenie środka ciężkości (centroidu)
- 3) centrowanie
- 4) zapis współrzędnych x, y w formie zespolonej
- 5) 1D FFT
- 6) normalizacja widma
- 7) zapis pierwszych komponentów widma do wektora wynikowego

$$p_i = x_i + j * y_i.$$

- Różne implementacje FD zorientowane na różne zastosowania (obliczone z różnych sygnatur)
- Opisuje kontur zewnętrzny
- Wersja zespolona 1-D complex inwariantna w stosunku do skalowania, obrotu i zaszumienia

- Średni koszt porównywania
- Stosunkowo duży koszt obliczeniowy ze względu na 1. zespolone



- 1) obliczenie środka ciężkości (centroidu)
- 2) centrowanie
- 3) przejście do układu biegunowego
- 4) obliczenie wartości ZM

$$A_{mn} = \frac{m+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) [V_{mn}(x, y)]^*$$

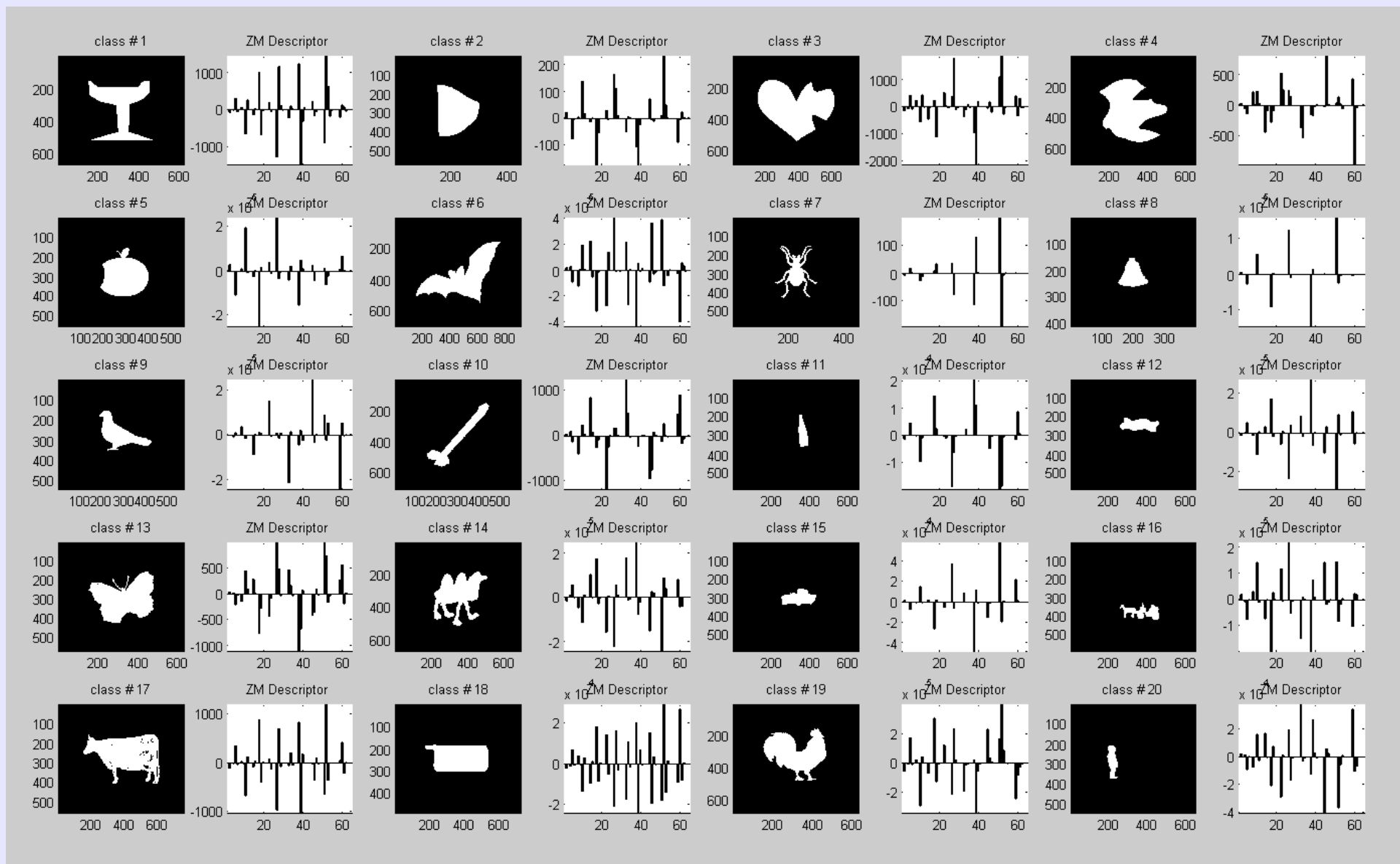
$$R_{mn}(r) = \sum_{s=0}^{\frac{m-|n|}{2}} (-1)^s F(m, n, s, r),$$

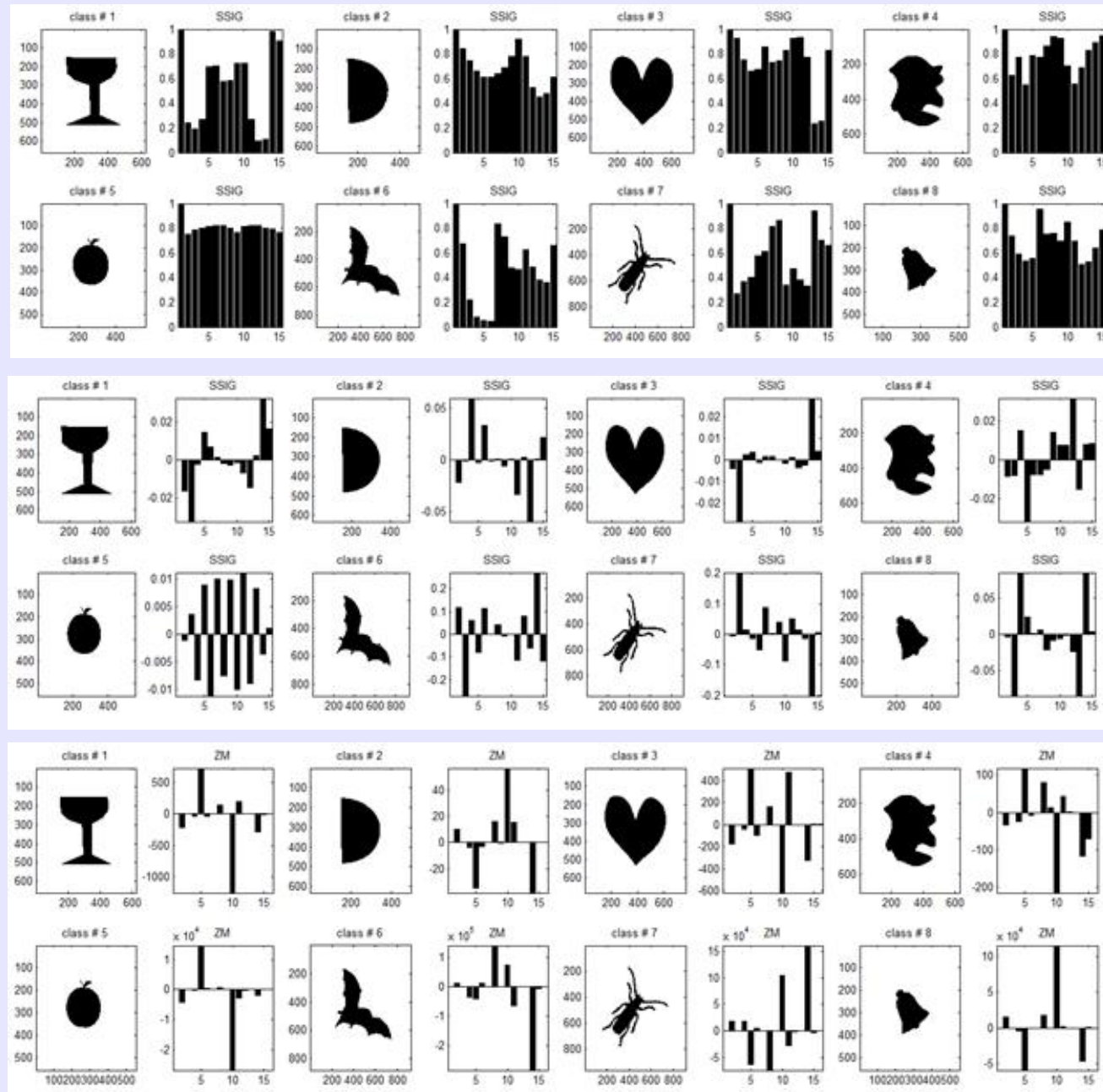
$$V_{mn}(r, \theta) = R_{mn}(r) e^{jn\theta}.$$

$$F(m, n, s, r) = \frac{(m-s)!}{s! \left(\frac{m+|n|}{2} - s\right)! \left(\frac{m-|n|}{2} - s\right)!} r^{m-2s}$$

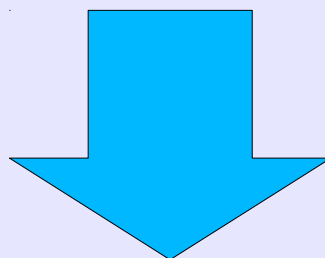
- Opisuje wewnętrzną strukturę obiektu
- Odporny na skalowanie, obroty i szum
- Niskowymiarowa reprezentacja

- Średni koszt porównywania
- Bardzo wysoki koszt obliczania sygnatury

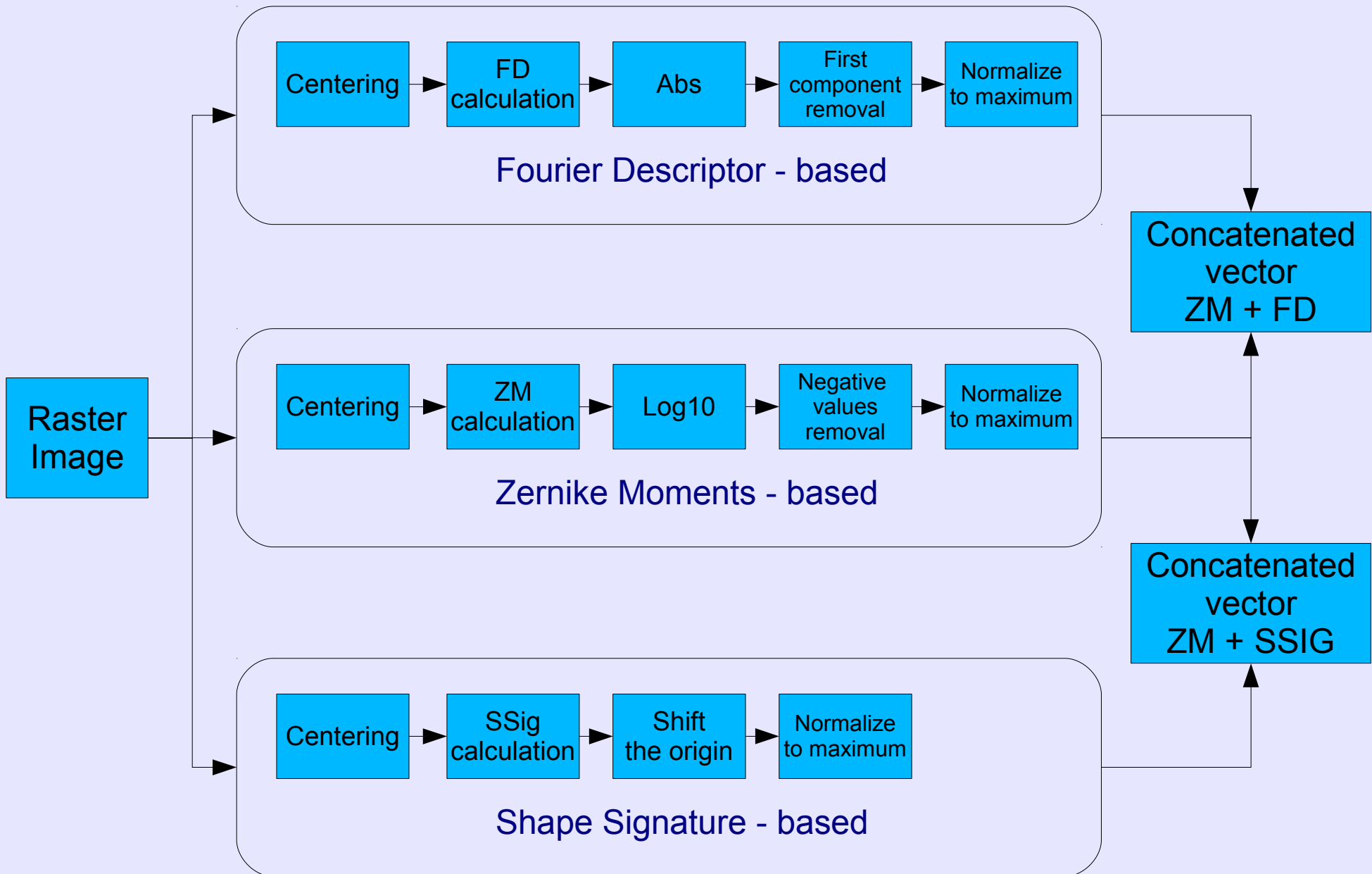




Większość algorytmów rozpoznawania/klasyfikacji kształtu operuje w wielowymiarowej przestrzeni cech i wykorzystuje uproszczoną (ograniczoną) charakterystykę obiektów



Istotne jest, aby zebrać zróżnicowane charakterystyki kształtu (np. zewnętrzny kontur i wewnętrzną strukturę) w pojedynczym deskrytorze o niskiej wymiarowości

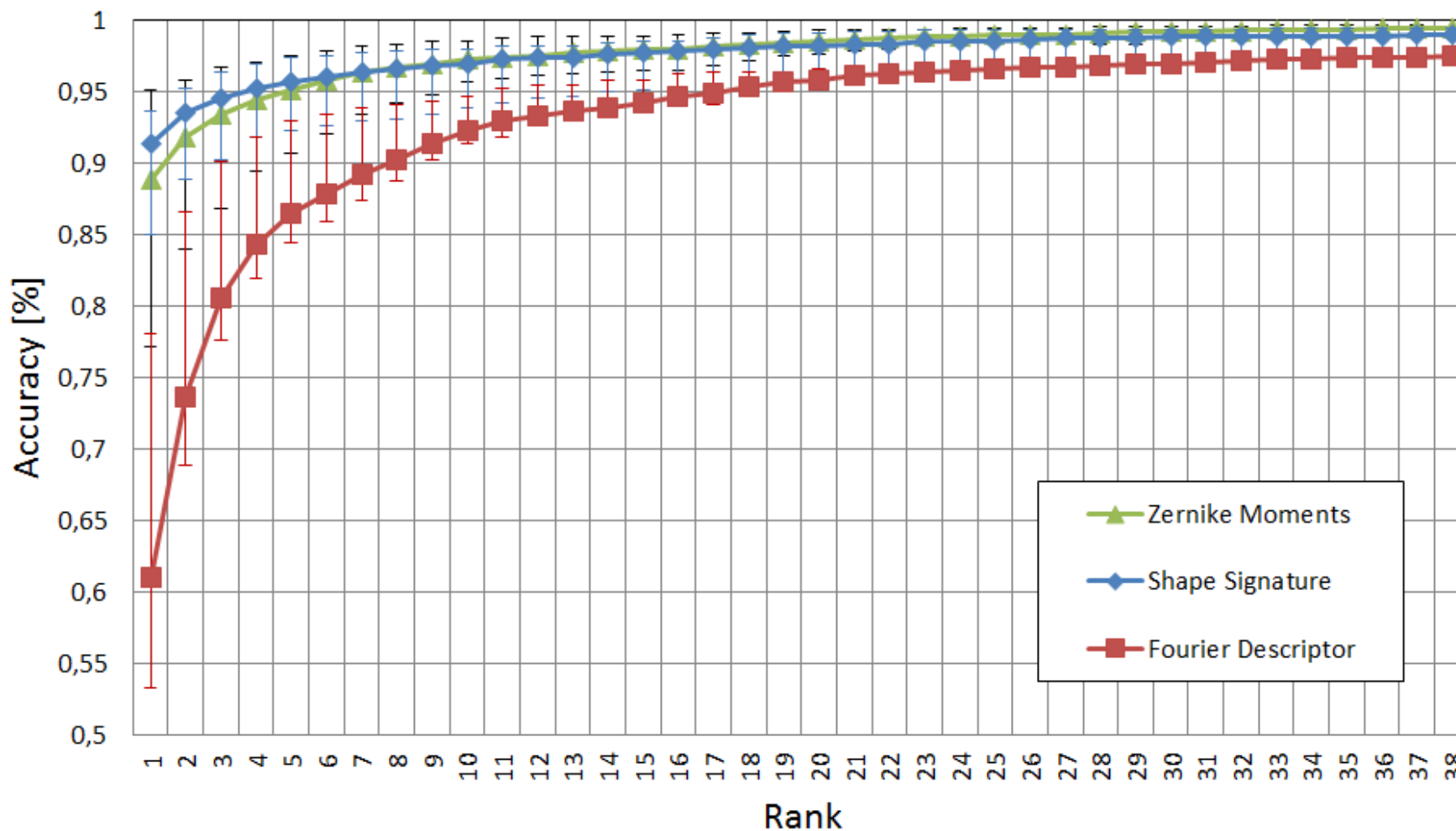




Dimensionality of feature vectors

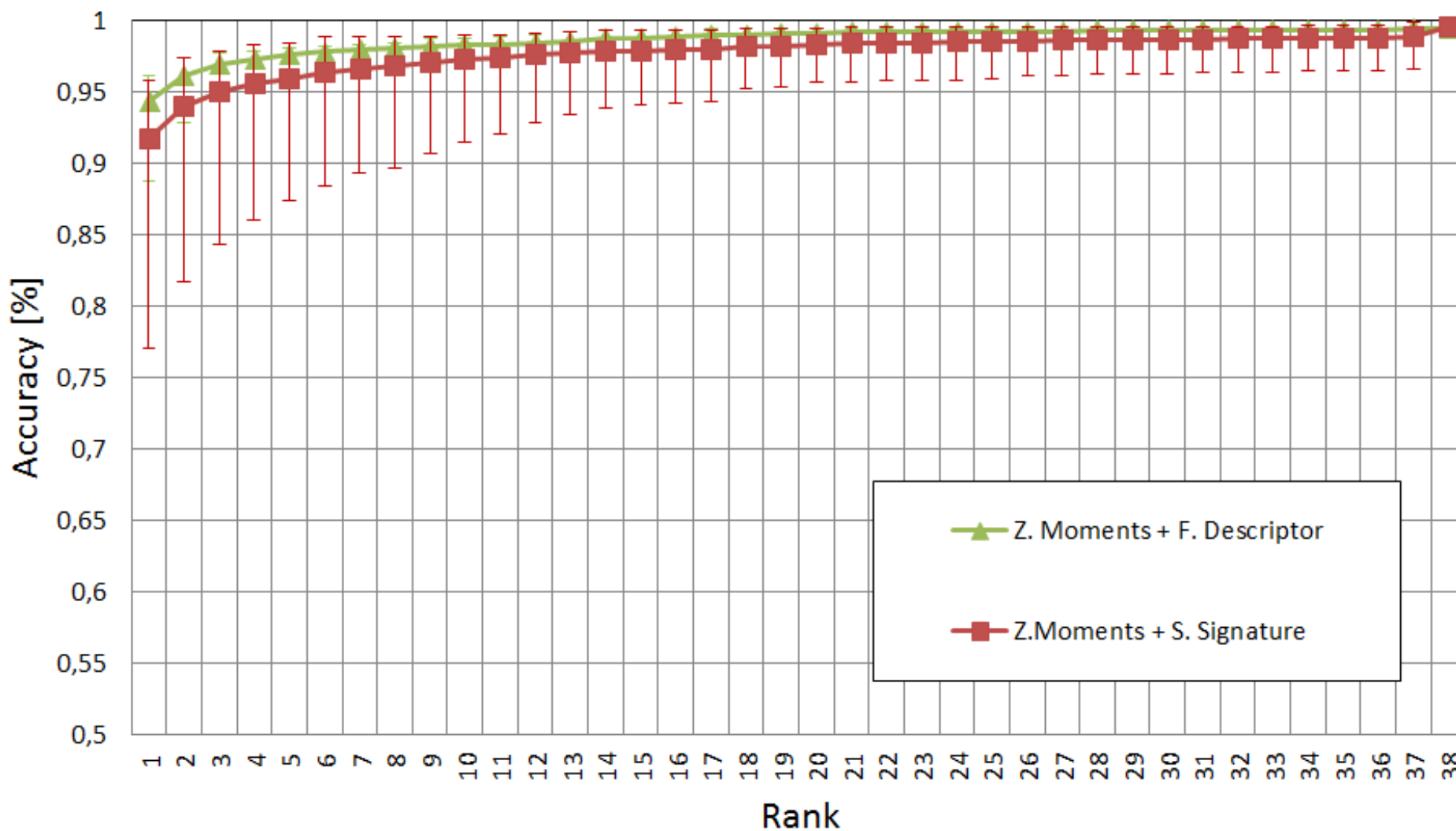
<i>Descriptor type</i>		<i>Total length of feature vector</i>
Shape (SS)	Signature	9, 16, 36, 49, 81, 100, 121, 210
Fourier (FD)	Descriptor	9, 16, 36, 49, 81, 100, 121, 210
Zernike (ZM)	Moments (max. order)	4 (9), 16 (6), 36 (10), 49 (12), 81 (16), 100 (18), 121 (20), 210 (27)
ZM (elementary sizes)	+ FD	8 (4+4), 17 (9+8), 32 (16+16), 49 (25+24), 68 (36+32), 97 (49+48), 128 (64+64), 209 (81+128)
ZM (elementary sizes)	+ SS	8 (4+4), 17 (9+8), 32 (16+16), 49 (25+24), 68 (36+32), 97 (49+48), 128 (64+64), 209 (81+128)

Retrieval Rate for Single Feature





Retrieval Rate for Joint Features



Deskryptor kształtu obszaru opisuje przestrzenny rozkład pikseli obszaru bazując na transformacji kąto-promienio-wej ART (Angular Radial Transform).

ART jest złożoną transformatą 2-D zdefiniowaną na jednostkowym dysku we współrzędnych biegunowych:

$$F_{nm} = \langle V_{nm}(\rho, \theta) \cdot f(\rho, \theta) \rangle = \int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{nm}^*(\rho, \theta) \cdot f(\rho, \theta) \rho d\rho d\theta$$

Funkcja bazowa ART jest rozłączna względem kierunku kąta i promienia tzn.

$$V_{nm}(\rho, \theta) = A_m(\theta)R_n(\rho)$$

Funkcje bazowe kątowna i promieniowa zdefiniowane są następująco:

$$A_m(\theta) = \frac{1}{2\pi} \exp(jm\theta),$$

$$R_n(\rho) = \begin{cases} 1 & n = 0 \\ 2 \cos(\pi n \rho) & n \neq 0 \end{cases}.$$

Do utworzenia deskryptora kształtu obszaru wykorzystuje się 35 współczynników F , dla wartości $n \in \langle 0..2 \rangle$ i $m \in \langle 0..11 \rangle$. Wartość $F_{0,0}$ jest ignorowana.

Algorytm dla ekstrakcji deskryptora składa się z następujących kroków:

1. Wygenerowanie funkcji bazowej
2. Normalizacja rozmiaru
3. Transformacja ART
4. Normalizacja obszaru



Ponieważ transformata ART jest zdefiniowana we współrzędnych biegunowych i w dodatku ma ściśle określony zakres obejmujący koło jednostkowe, opisywany region trzeba do tego zakresu dostosować.

Najpierw trzeba przenieść go do środka układu współrzędnych, co jest realizowane poprzez policzenie środka ciężkości regionu, a następnie odjęcie jego współrzędnych od współrzędnych wszystkich punktów regionu.

Następnie liczona jest odległość każdego z punktów od środka układu współrzędnych, jest to 'promień' regionu: promień koła ośrodka w punkcie $(0,0)$, w którym mieści się region. Promień ten jest wykorzystywany do normalizowania promienia uzyskanego w przeliczeniu współrzędnych kartezjańskich na biegunowe.

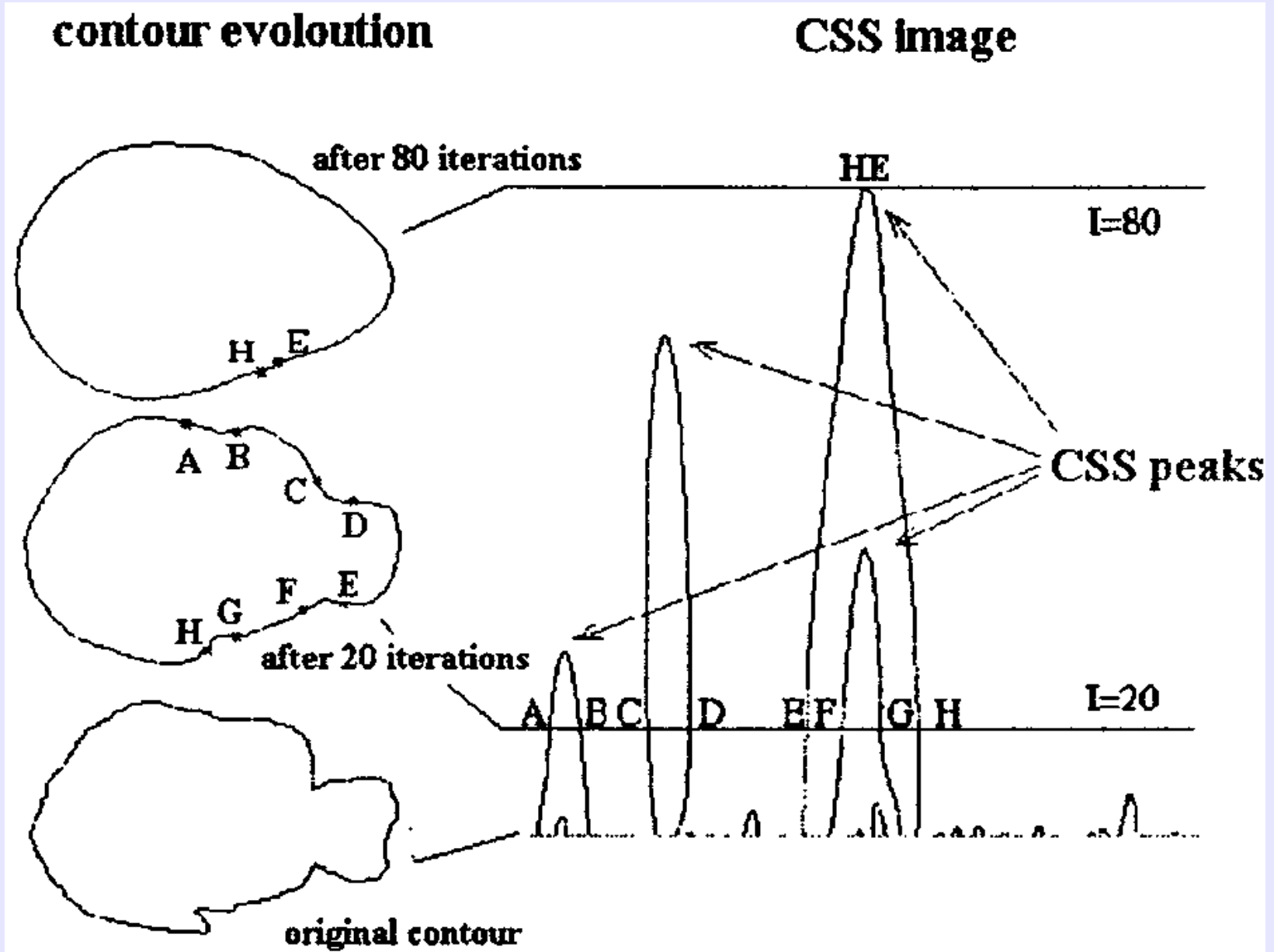
Tak uzyskane współrzędne nadają się do wstawienia do wzorów transformaty

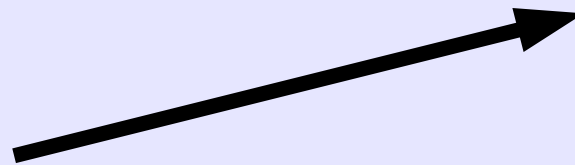
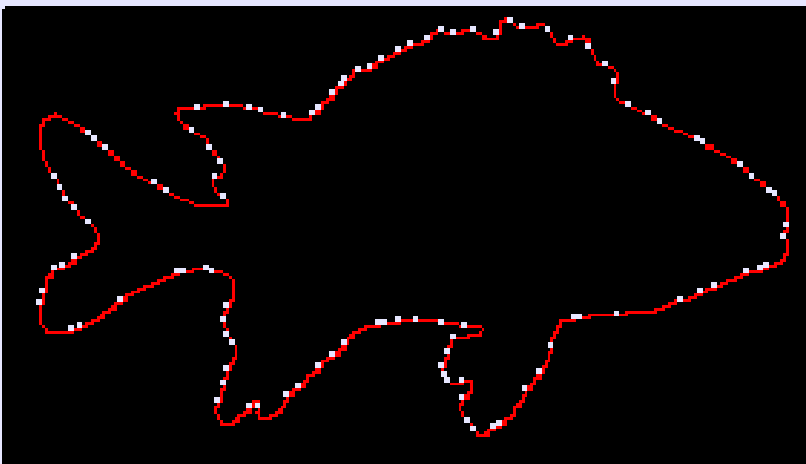
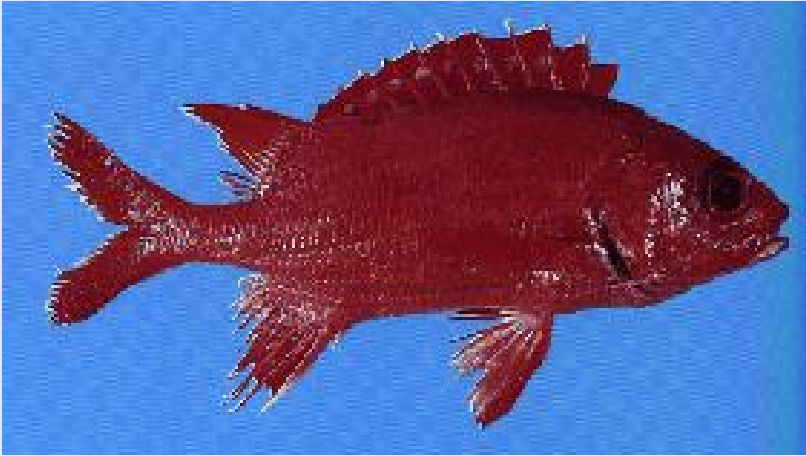
CSS (ang. Curvature Scale Space) polega na wyszukiwaniu wklęsłości i wypukłości kształtu przez wyznaczenie punktów przegięcia.

Proces ten powtarzany jest dla konturów obrazu przeskalowanych w procesie wygładzania. W każdym z kroków przekształcenia wyznaczone są punkty zerowe funkcji krzywizny konturu.

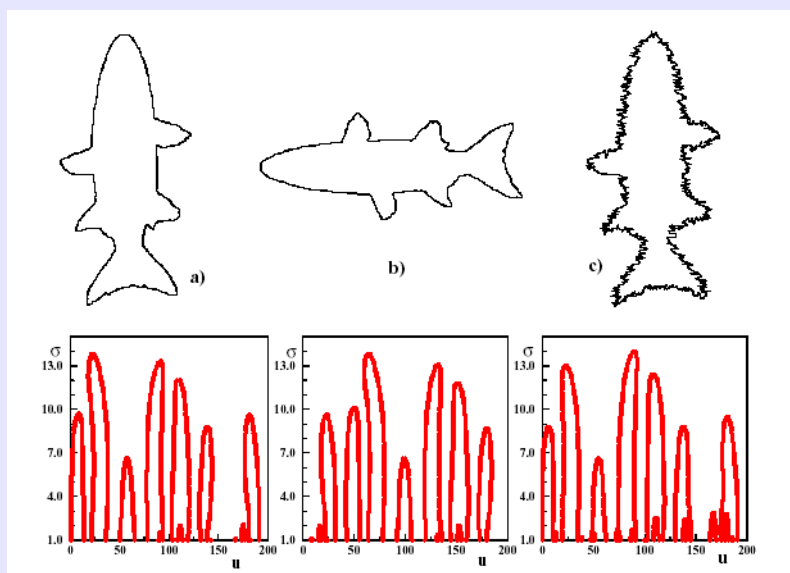
Wartości deskryptora przedstawione są jako pary wektorów określających regularność kształtu i jego punkty charakterystyczne pod względem obwiedni, dla obrazów oryginalnego i po przeprowadzonej filtracji (wygładzaniu) oraz liczbę wartości szczytowych funkcji CSS wraz z maksymalną amplitudą.

Zawarte są w nim również pozycje poszczególnych wartości szczytowych względem konturu obiektu.





Wyszukiwanie realizowane jest poprzez obliczenie **odległości euklidesowej** pomiędzy odpowiadającymi sobie pod względem położenia wartościami szczytowymi funkcji CSS.



Reprezentacja cech konturu w taki sposób, w jaki przedstawiono powyżej jest odporna na zmiany położenia, orientacji, skalowanie i odbicia badanych kształtów oraz na zaszumienie samego konturu.

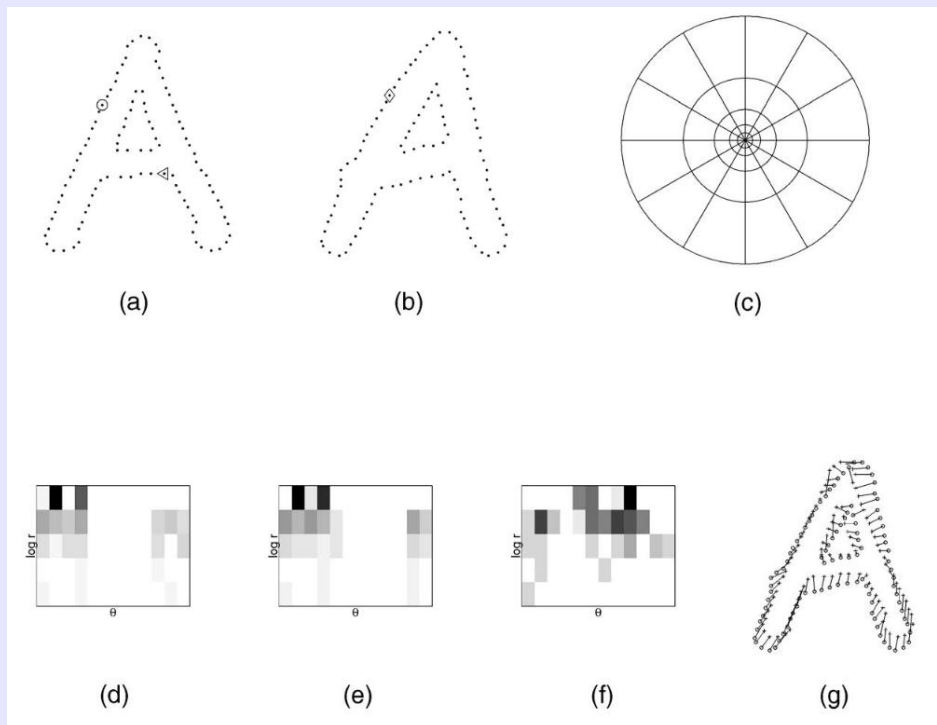
Pozwala na pomiar podobieństwa kształtów i odtwarzania powiązań pomiędzy odpowiadającymi punktami

Koncepcja SC zakłada wybór n punktów na konturze obiektu

- Dla każdego punktu oblicza się $n-1$ wektorów powstałych z połączenia do wszystkich innych punktów
- w.w. opis jest jednak bardzo rozbudowany
- Dlatego oblicza się uproszczony histogram dla każdego punktu p_i zawierający względne odległości do pozostałych $n-1$ punktów



$$h_i(k) = \#\{q \neq p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(k)\}.$$



a) i b) – przykładowe kształty

c) – diagram histogramu polarno-logarytmicznego (5 przedziałów zarezerwowanych dla $\log(\rho)$ i 12 przedziałów na Θ)

d) e) i f) – konteksty kształtu dla punktów oznaczonych na a) i b)

g) – dopasowanie dla pary sygnatur