EVROPSKÁ UNIE
Evropské strukturální a investiční fondy
Operační program Výzkum, vývoj a vzdělávání

MINISTERSTVO ŠKOLSTVÍ, MLÁDEŽE A TĚLOVÝCHOVY

Rozvoj lidských zdrojů TUL pro zvyšování relevance, kvality a přístupu ke vzdělání v podmínkách Průmyslu 4.0

CZ.02.2.69/0.0/0.0/16_015/0002329

Úvod do zpracování obrazů

Mechatronika

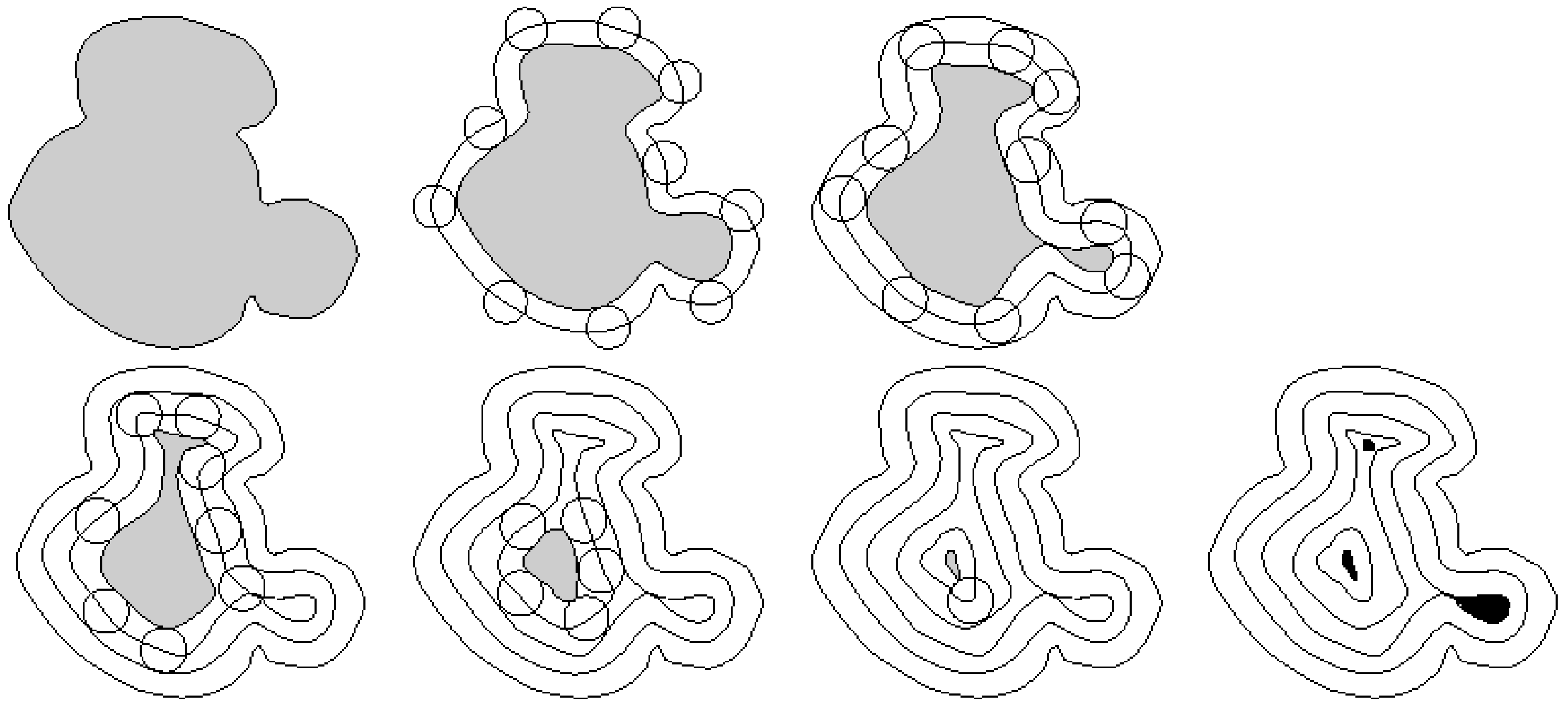
Prezentace přednášky č. 10 a

geodetické transformace, granulometrie, příznaky

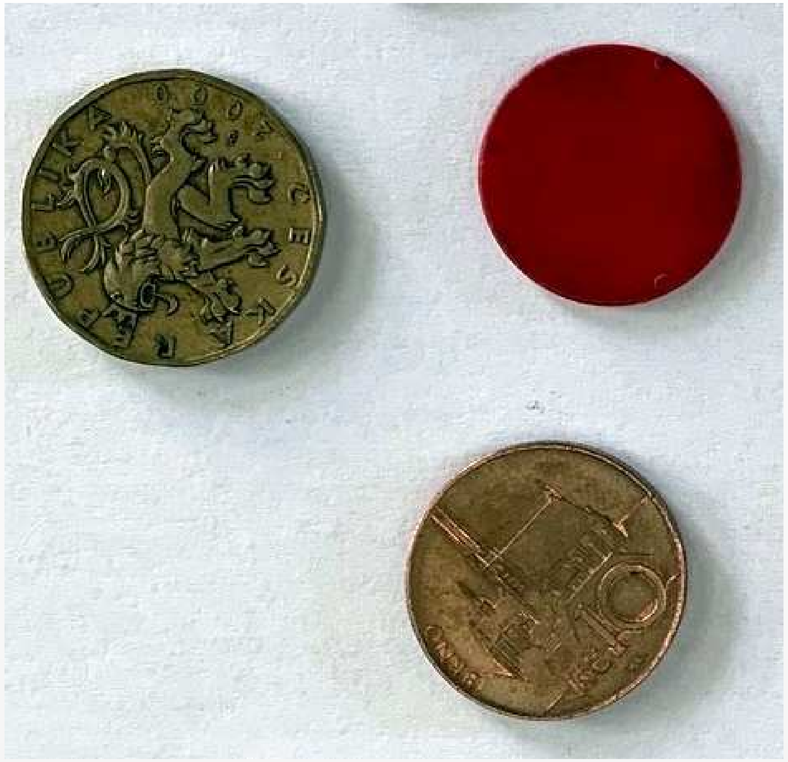
doc. Ing. Josef Chaloupka, Ph.D.

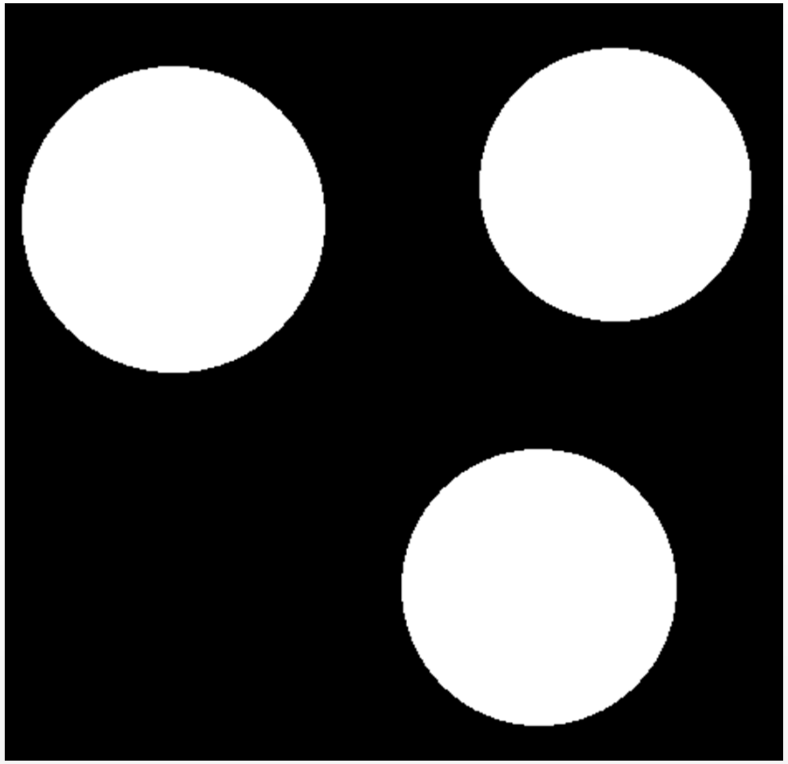
TECHNICKÁ UNIVERZITA V LIBERCI
www.tul.cz

Značkování oblastí



Značkování oblastí

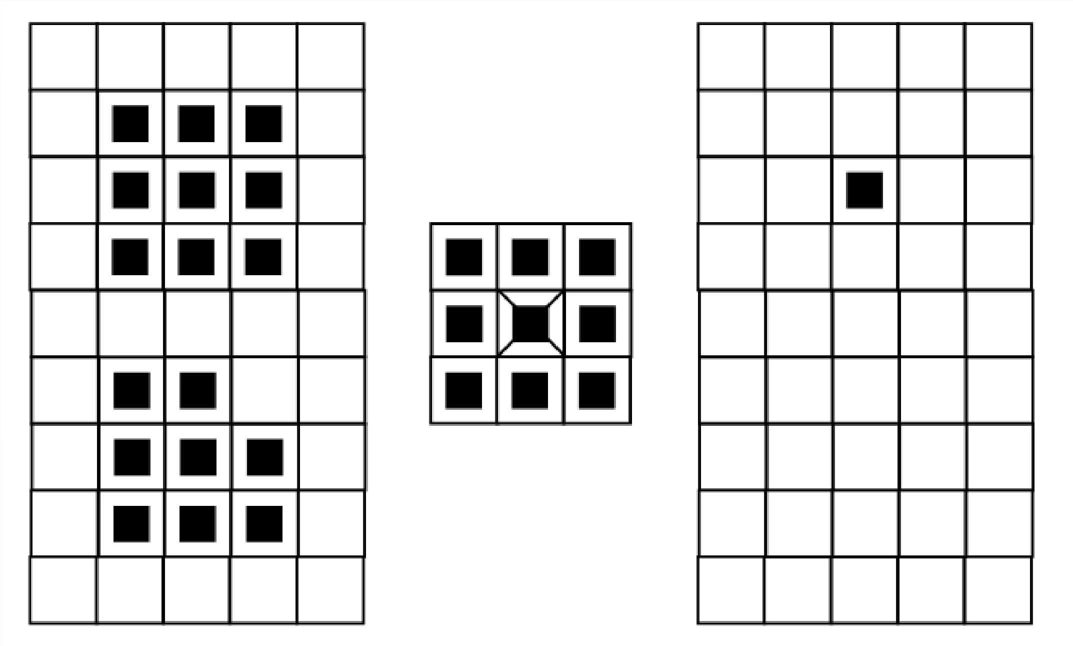


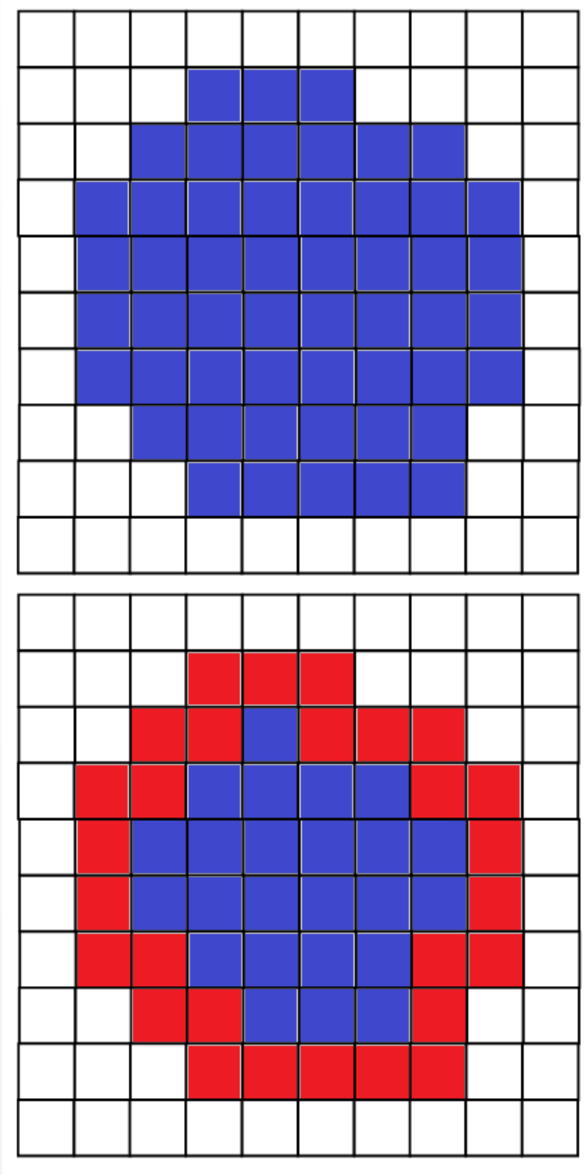


Uložení značek (x, y, r) -> ((100,130,90),(370,110,80),(320,360,80)) Uint 16 -> 18B
Originální obraz -> 470 x 460 px, Uint8 -> 216 200B
Kompresní poměr: 0,008%

Značkování oblastí

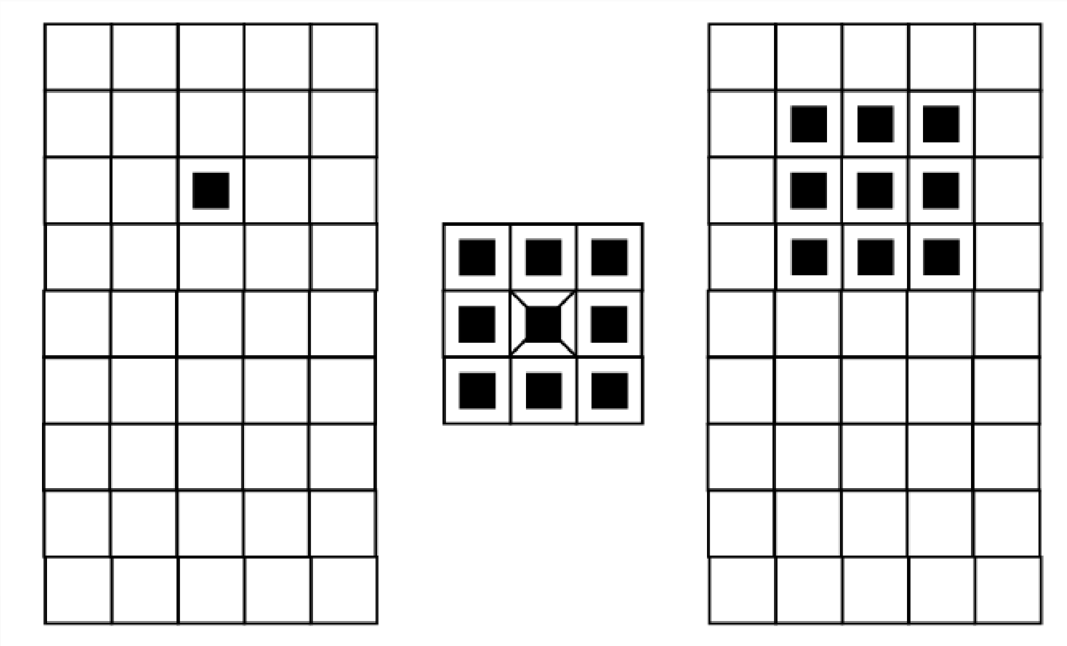
- **Eroze -** značkování

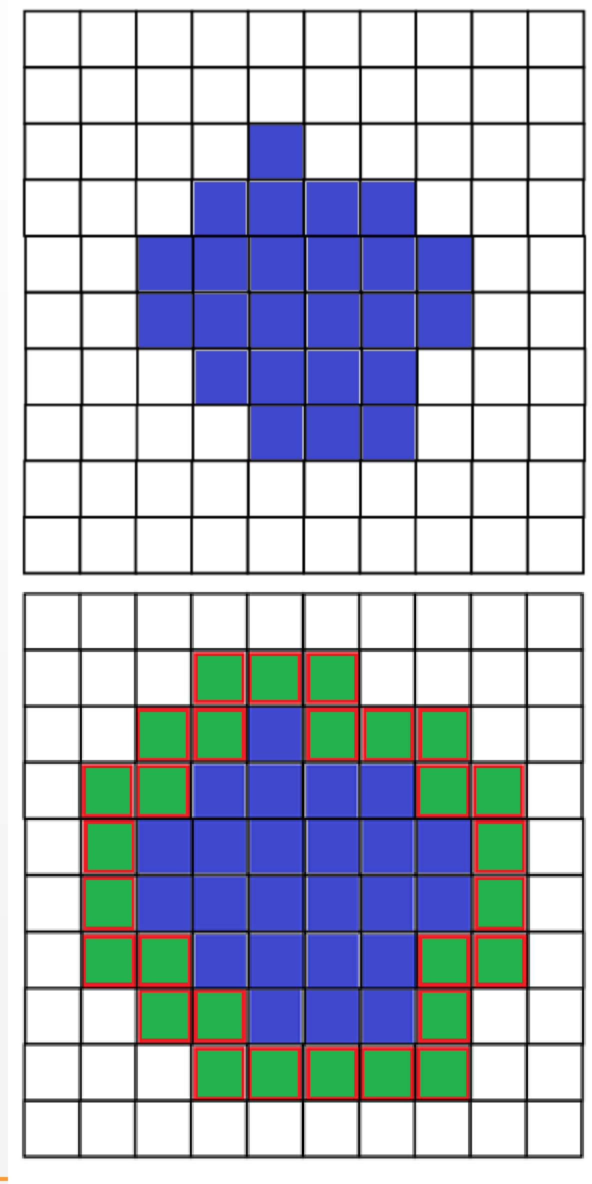




Značkování oblastí

- **Dilatace -** značkování





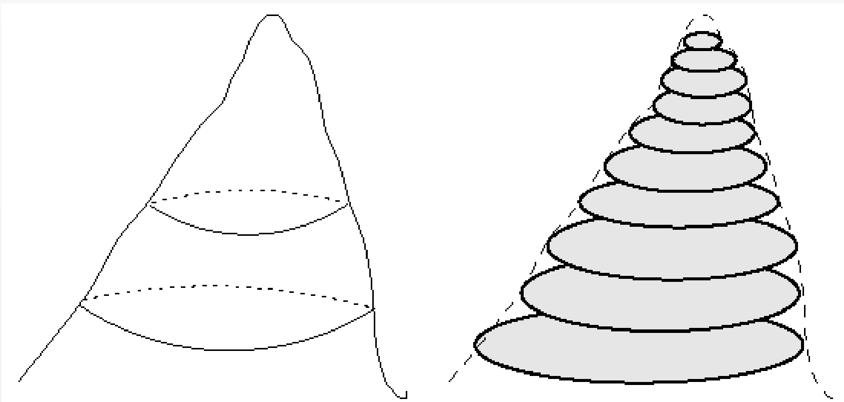
GEODETICKÉ TRANSFORMACE

- **Morfologické rekonstrukce pro šedotónové obrazy** >>> každá rostoucí transformace Y definovaná pro binární obrazy je rozšiřitelná pro šedotónové obrazy

$$\forall X, Y \subset Z^2, Y \subseteq X \Rightarrow \Psi(Y) \subseteq \Psi(X)$$

- Šedotónový obraz >>> zjednodušení >>> na sebe položené binární obrazy získané prahováním s postupně rostoucím prahem >>> **dekompozice obrazu** I pomocí prahování

$T_k(I) = \{p \in D_I, I(P) \geq k\}$ D_I... Def. obor obrazu I, hodnoty jasu obrazu I: {0,1,..., N}



(SZSO)

GRANULOMETRIE

- Vznik >>> stereologové (matematici snažící se rekonstruovat 3D tvar z řezů), granulum = zrno, analýza materiálů a v biologii ..., dovoluje vyvodit informaci o měřítku (bez interpretace obrazu), analýza granulometrického spektra >> analýza frekvenčního spektra

- Postupné prosívání sítem s rostoucí velikostí děr >>> vstup >>> hromada kamenů (granulí) o různých velikostech >>> kolik kamenů patří do jednotlivých tříd daných velikostí, výsledek >>> diskrétní funkce (granulometrické spektrum (křivka)) >>> velikost děr v sítu (nezávisle proměnná), počet kamenů příslušné velikosti (závisle proměnná), binární mat. morfologie >>> prosívání = opakované otevřením strukturním elementem s rostoucí velikostí

- Analogie - frekvenční spektrum >>> jak přispívají jednotlivé harmonické signály

GRANULOMETRIE

- Vznik >>> stereologové (matematici snažící se rekonstruovat 3D tvar z řezů), granulum = zrno, analýza materiálů a v biologii ..., dovoluje vyvodit informaci o měřítku (bez interpretace obrazu), analýza granulometrického spektra >> analýza frekvenčního spektra

- Postupné prosívání sítem s rostoucí velikostí děr >>> vstup >>> hromada kamenů (granulí) o různých velikostech >>> kolik kamenů patří do jednotlivých tříd daných velikostí, výsledek >>> diskrétní funkce (granulometrické spektrum (křivka)) >>> velikost děr v sítu (nezávisle proměnná), počet kamenů příslušné velikosti (závisle proměnná), binární mat. morfologie >>> prosívání = opakované otevřením strukturním elementem s rostoucí velikostí

- Analogie - frekvenční spektrum >>> jak přispívají jednotlivé harmonické signály

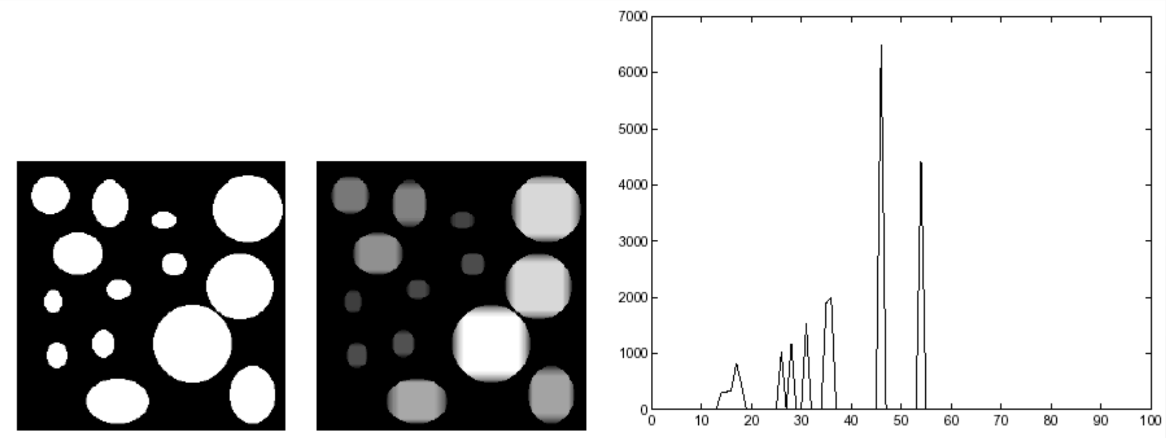
GRANULOMETRIE

- **Granulometrické funkce** $G_{\Psi}(X)$ binárního obrazu X

$$x \in X, G_{\Psi}(X)(x) = \min \{n > 0,\ x \notin \psi_n(X)\}$$

- **Granulometrické spektrum** PS_{Ψ} binárního obrazu X

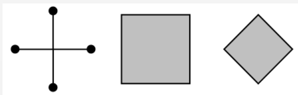
$\forall n > 0,\ PS_{\Psi}(X)(n) = \mathrm{card}\{p,\ G_{\Psi}(X)(p) = n\}$ card ... kardinalita množiny



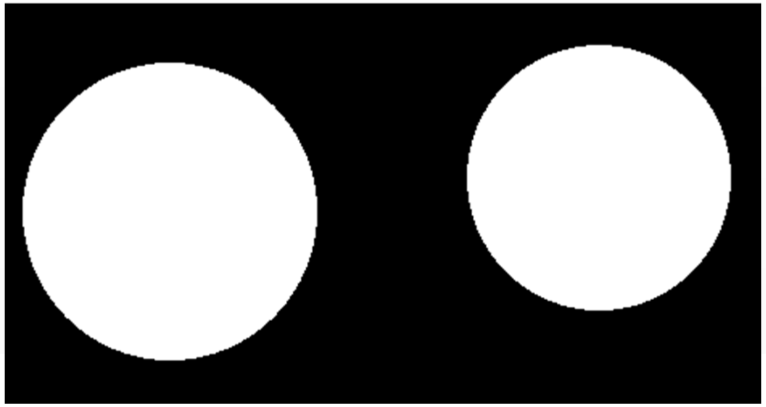
(a) (b) (c)

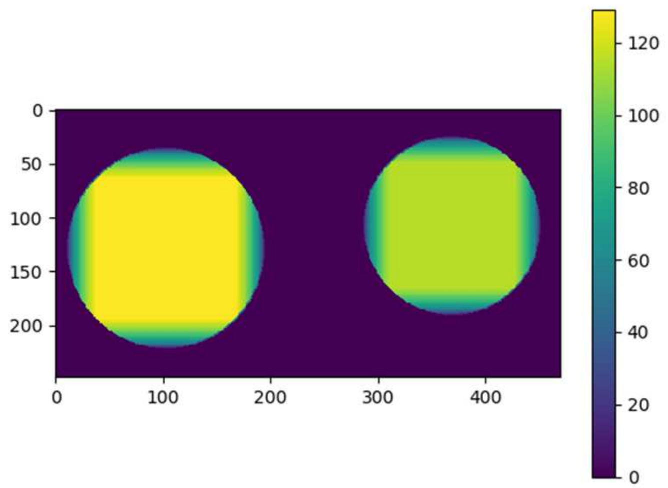
(P. Kodl, Výzkumné centrum Rockwell Automation, Praha) (SZSO) otevření čtvercovým strukturním elementem (od 2 x 2), granulometrické spektrum - tři významnější špičky >>> tři převládající velikosti objektů, signály v levé části spektra >>> artefakty způsobené diskretizací (euklidovské kruhy >>> diskrétními objekty – čtverce)

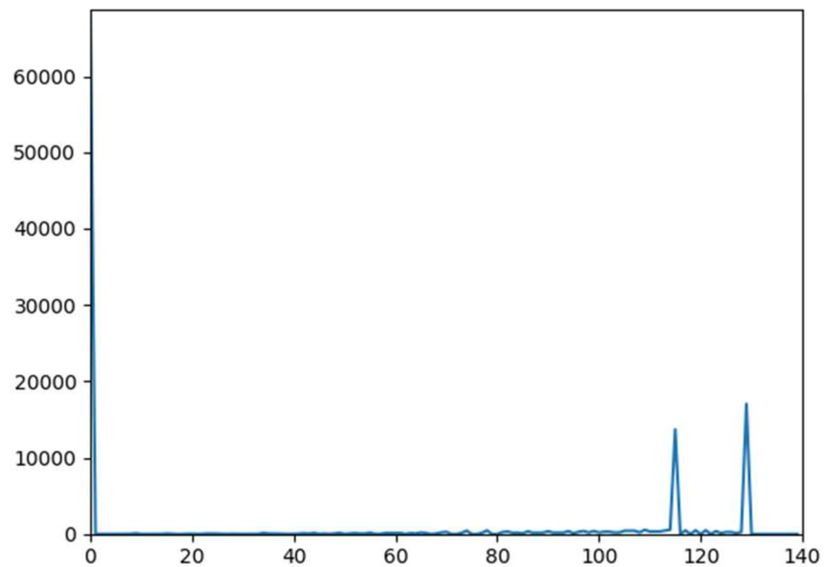
- Velká výpočetní náročnost urychlení >>> použití podlouhlých strukturních elementů a složitějších 2D, které jsou z nich odvozeny >>> čtvercový strukturní element >>> Minkowského součet horizontálního a vertikálního čárového elementu



GRANULOMETRIE

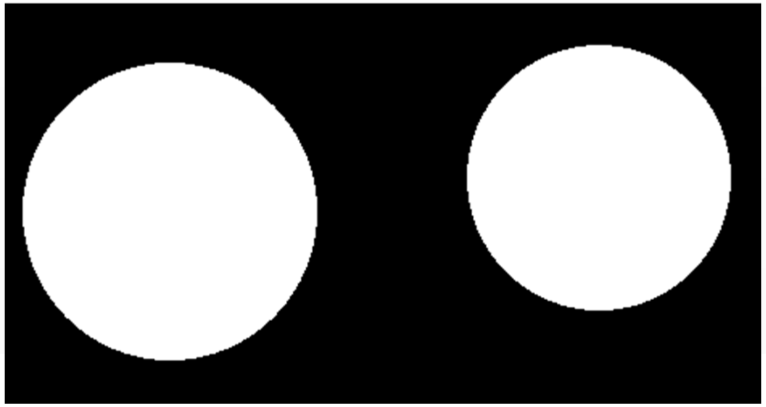


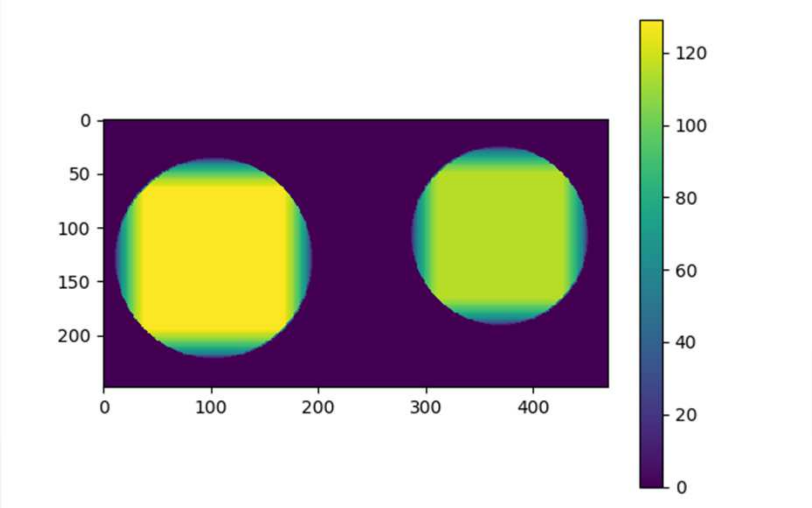


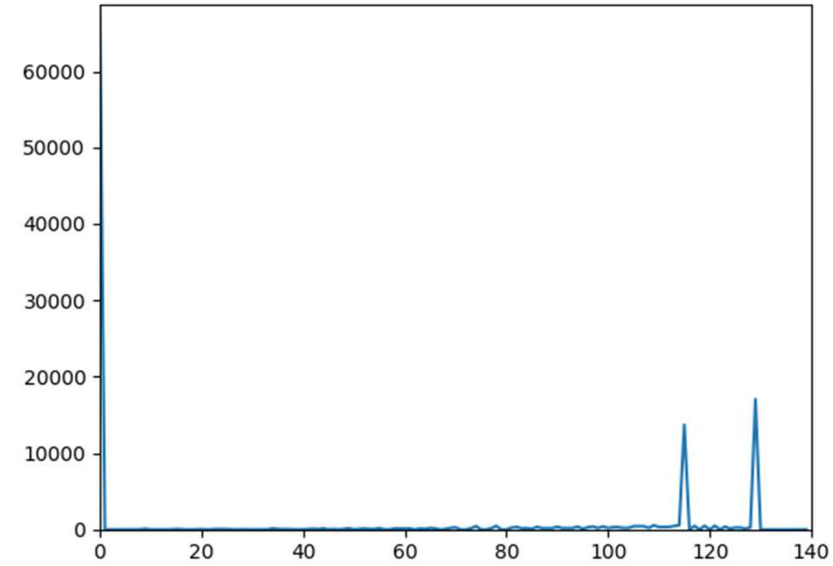


X: 117 x 117 – Y: 14157, res = 1,034
X: 129 x 129 – Y:17028, res = 1,023

GRANULOMETRIE







X: 117 x 117 – Y: 14157, res = 1,034

X: 129 x 129 – Y:17028, res = 1,023

MORFOLOGICKÁ SEGMENTACE A ROZVODÍ

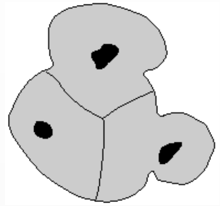
- Segmentace >>> nalezení zajímavých objektů v obraze se známou interpretací
-
- Segmentace obrazů částic >>> metody matematické morfologie
- Segmentace binárních obrazů >>> oddělování překrývajících se částí
- Segmentace šedotónových obrazů >>> najít hranici objektů
- Morfologická segmentace částic >>> 1) nalezení značky identifikující částici, 2) transformace rozvodí rekonstruuje částici ze značky
- Značkování >>> označení bodu objektu a nestanovení jeho hranice, značka objektu nebo množiny X je množina M $\subseteq$ X, značky M zachovávají homotopii množiny X (obvykle v prostřední části objektu (částice))kombinace morfologického a nemorfologický přístup >>> ruční a semiautomatické značkování
- Označkováné objekty, nalezení oblastí >>> narůstáním ze značek pomocí transformace rozvodí

MORFOLOGICKÁ SEGMENTACE BINÁRNÍCH OBRAZŮ

- Transformace vrchní část klobouku >>> nalezení objektů lišící se jasem od pozadí s proměnlivým jasem, najde jasová převýšení (špičky), kterými se obraz odlišuje od lokálního pozadí, jasový průběh obrazové funkce nemá žádný vliv, závisí jen na tvaru definičního oboru strukturního elementu, transformace rozvodí bere v úvahu i vliv jas. průběhu obrazové funkce
- **Morfologická segmentace binárních obrazů** >>> nalézá oblasti, které odpovídají jednotlivým překrývajícím se objektům (např. částicím)
- Označkování >>> konečná eroze nebo ručně
- Narůstání ze značek >>> narostlá oblast nemá přesáhnout výchozí množiny a oblasti se nemají spojit
- Starší postup >>> podmíněná dilatace, výsledek dodatečně omezen >>> zůstat uvnitř původních množin a nespojit částice
- Geodetická rekonstrukce (rychlejší než podmíněná dilatace) >>> strukturní element se přizpůsobuje podle hodnot v okolí zpracovávaného bodu

MORFOLOGICKÁ SEGMENTACE BINÁRNÍCH OBRAZŮ

- Geodetické zóny vlivu (i pro segmentaci částic) >>> někdy nevede ke správným výsledkům:

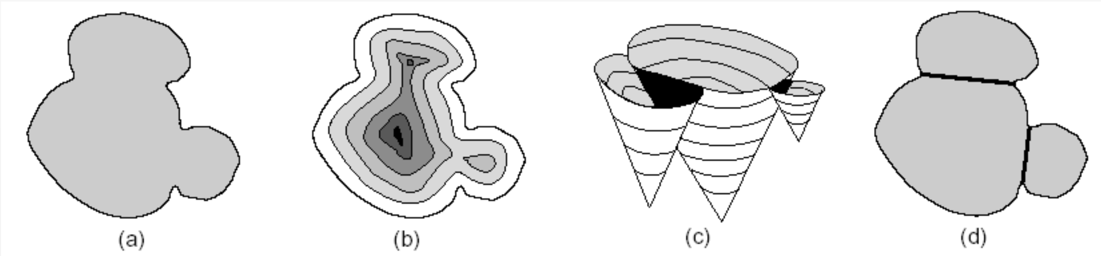


(SZSO)

- Transformace rozvodí (nejlepším řešením) >>> Výchozí binární obraz se převede na šedotónový pomocí záporně vzaté vzdálenostní transformace – dist, (přiřazuje každému pixelu p z množiny X velikost první eroze množiny, která už neobsahuje pixel p:

$$\forall p \in X,\ \mathrm{dist}_X(p) = \min\ \{n \in N,\ p \text{ není v } (X \ominus nB)\}$$

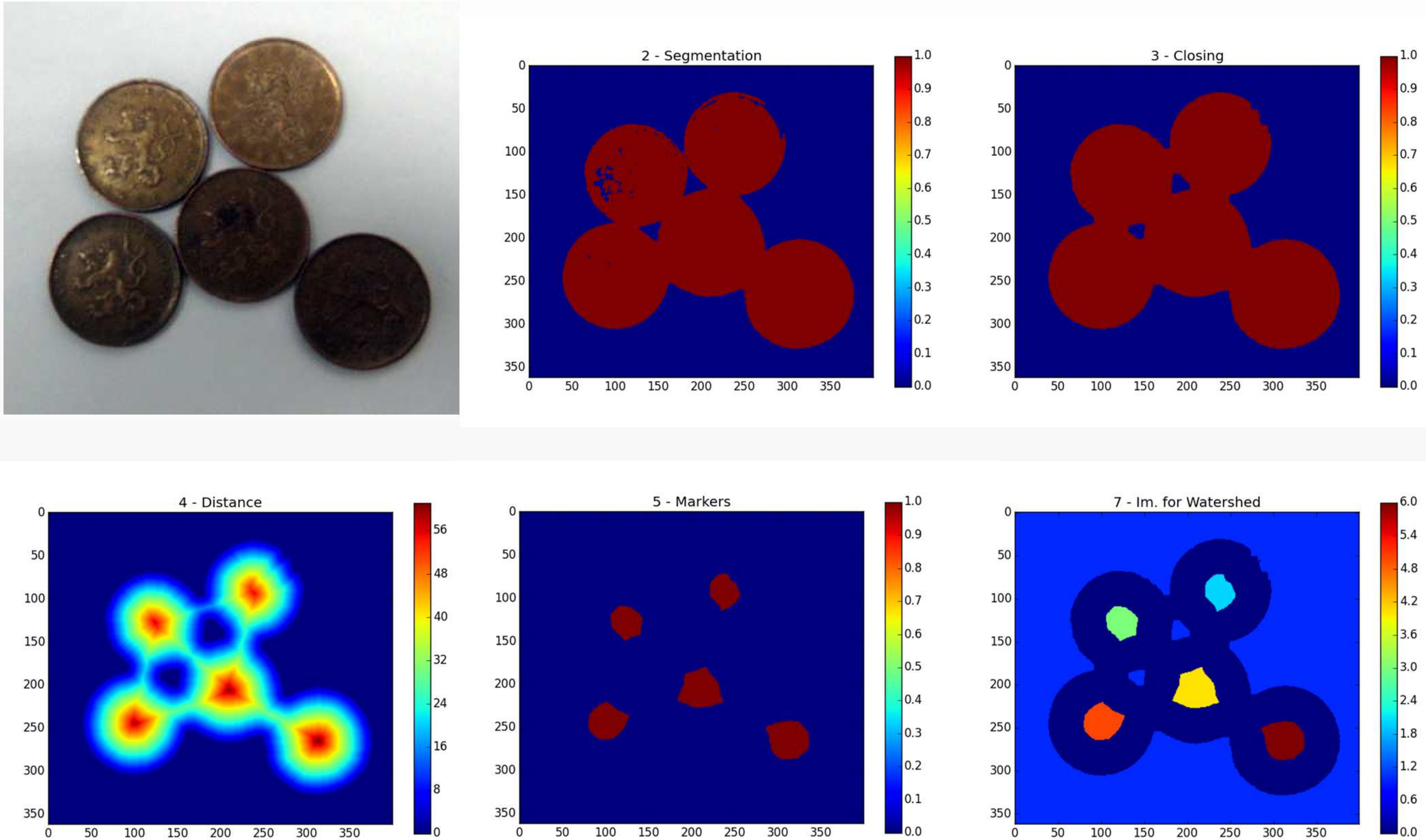
- spadne –li kapka deště na topograficky chápaný obraz - dist, odteče největším spádem do regionálního minima



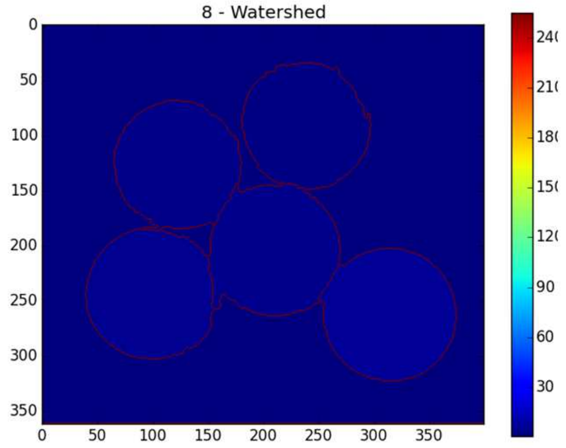
(SZSO)

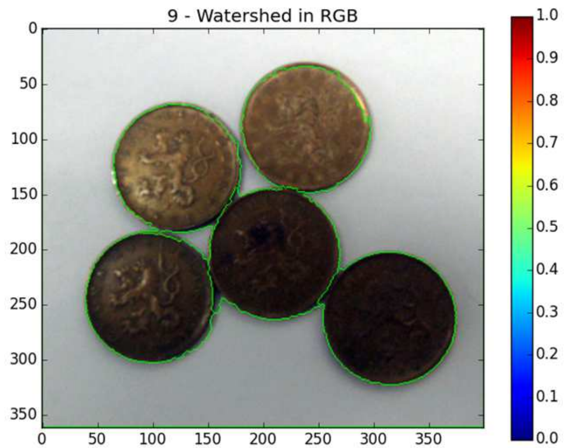
- (a) obraz (b) šedotónový obraz pomocí vzdálenostní funkce (c) Topografický (3D) pohled na úmoří (d) správně segmentované částice jako rozvodí obrazu

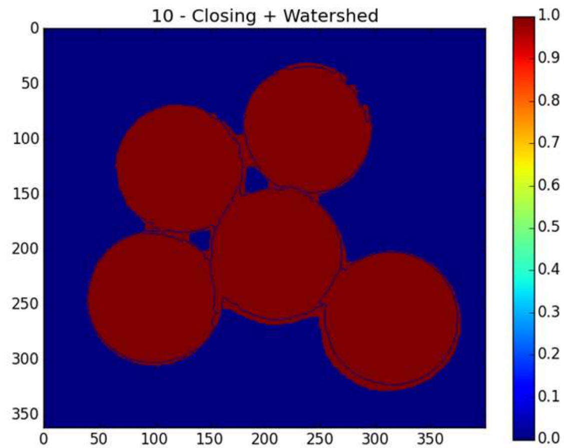
MORFOLOGICKÁ SEGMENTACE A ROZVODÍ

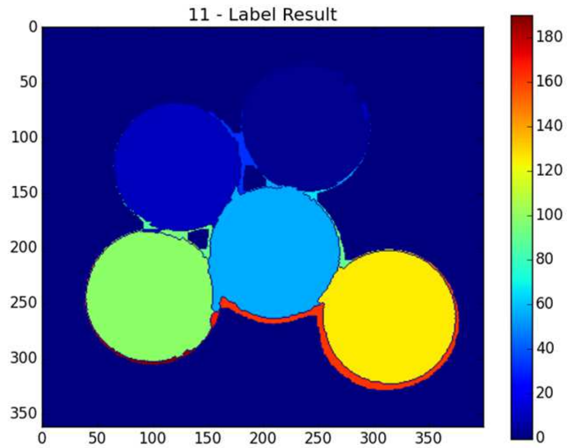


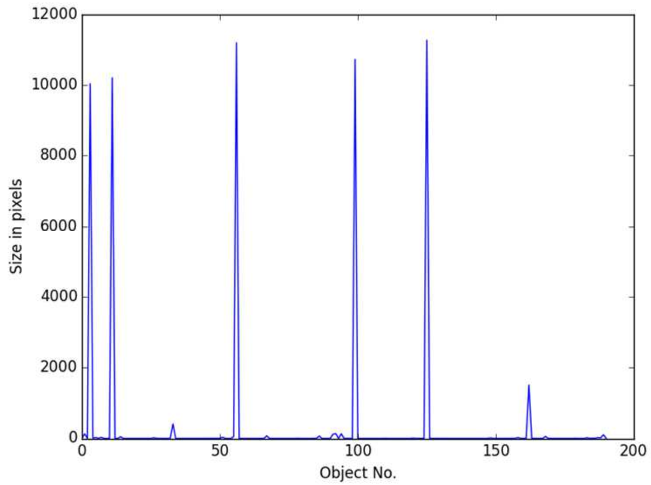
MORFOLOGICKÁ SEGMENTACE A ROZVODÍ

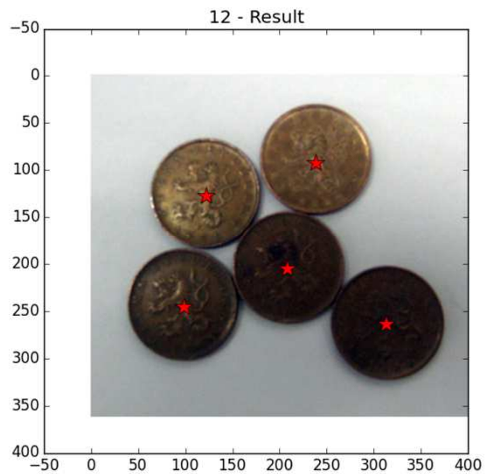






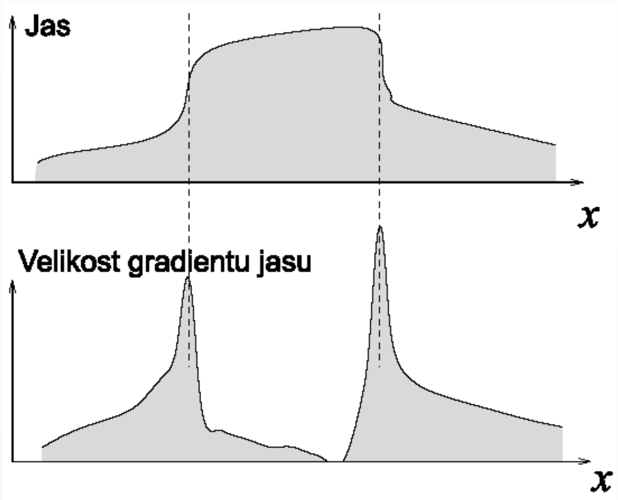


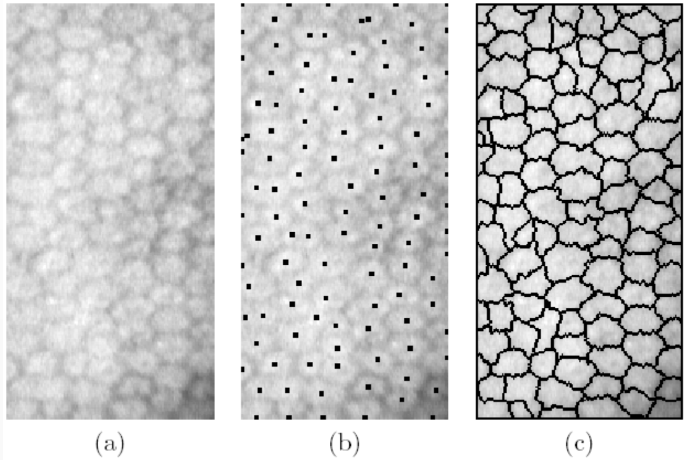




ŠEDOTÓNOVÁ SEGMENTACE A ROZVODÍ

- Hledání hranic objektů (nejrychlejší změny velikosti obrazové funkce) v šedotónových obrazech >>> transformace rozvodí se použije na gradientní obraz vstupního obrazu:





segmentace šedotónového obrazu sítnice lidského oka [oftalmologie]
a - šedotónový obraz, b - body (značky), c - hranice buněk nalezené jako rozvodí ze značek (R. Šára, FEL ČVUT Praha, segmentace P. Kodl, Výzkumné centrum Rockwell Automation Praha)

- **Beucherův gradient** >>> výpočetně jednoduchá aproximace gradientu obrazu >>> množinový rozdíl mezi dilatací vstupního obrazu X jednotkovým kruhem a erozí X jednotkovým kruhem

$$grad(X) = (X \oplus B) - (X \ominus B)$$

- **(-)** metody segmentace počítané přes gradient obrazové funkce trpí přesegmentováním >>> obraz je rozdělen do příliš mnoha oblastí, použití jiných morfologických postupů

Houghova transformace

- Pokud jsou v obraze >>> tvar a velikost jsou známy, lze je parametricky popsat

- Původní metoda pro detekci přímek, dnes detekce oblastí, musí být známy rovnice jejich hraničních křivek

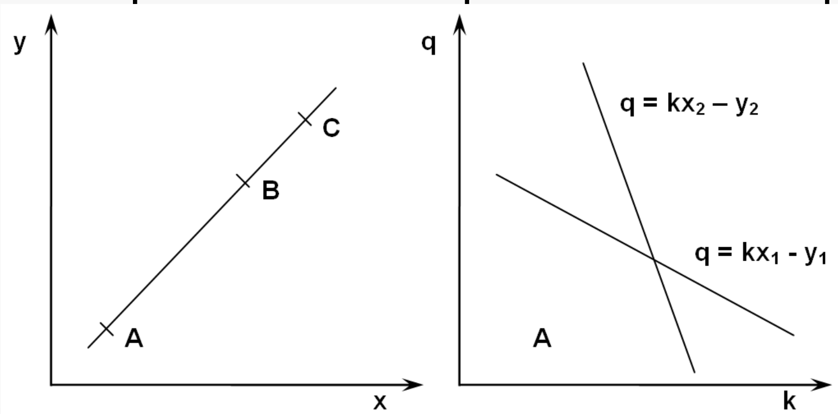
- Data mohou být nedokonalá, necitlivost metody na šum v obraze

- Přímka dána dvěma body $A = (x_1, y_1)$, $B = (x_2, y_2)$

bodem A prochází přímky $y_1 = kx_1 + q$ a bodem B: $y_2 = kx_2 + q$

v prostoru parametrů mají oba body (tvořící jednu přímku) stejné parametry k, q

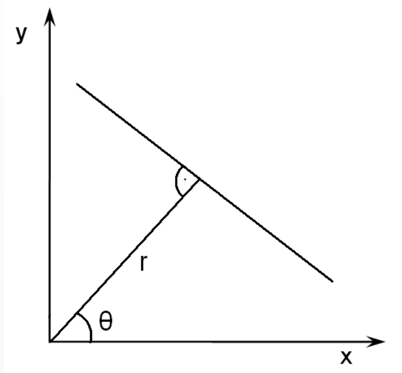
libovolný bod C ležící na přímce AB >>> přímka bude mít parametry k, q jako u AB



obrazový prostor prostor parametrů

Houghova transformace

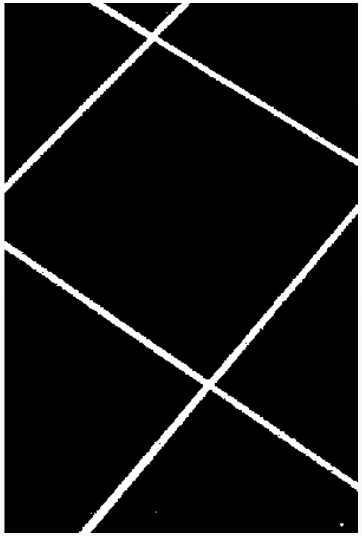
- Rovnice přímky $y = kx + q$; k – směrnice přímky -> celá množina reálných čísel -> transformaci nelze prakticky realizovat
- Používá se $r = x.\cos(\theta) + y.\sin(\theta)$



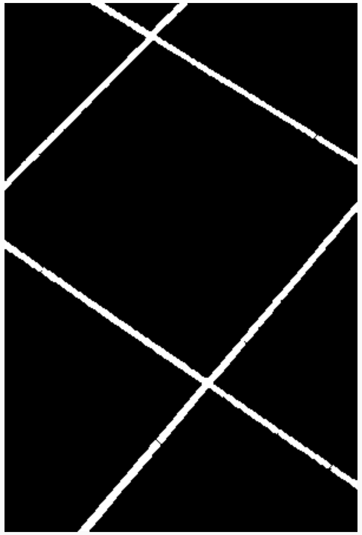
- θ nabývá hodnot 0 až 360° -> r je kladné; nebo 0 až 180° -> r může být i záporné
- Před provedením transformace se definuje akumulátor (zásobník) ve kterém jsou parametry popisující objekt(y), pro úsečku $r = 0$ a $\theta = 0$
- Vstupní binární obrázek se prochází po řádcích (a sloupcích), pokud je nalezena hodnota 1 tak se za proměnou θ dosazují všechny hodnoty (0 až 360) a dopočítává se r, na vypočtené pozice r, θ se přičte do akumulátoru 1
- Parametry se vyberou z lokálních maxim akumulátoru

Houghova transformace

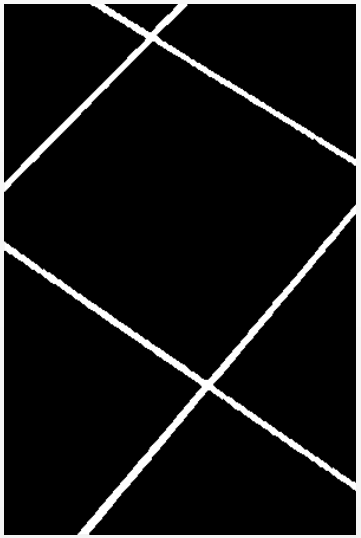
originál



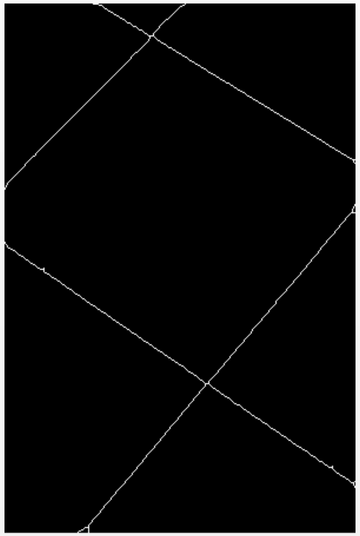
segmentace



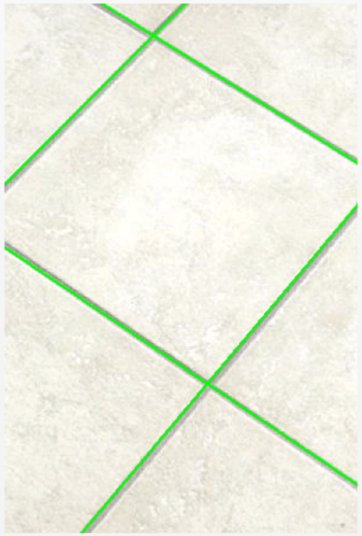
otevření



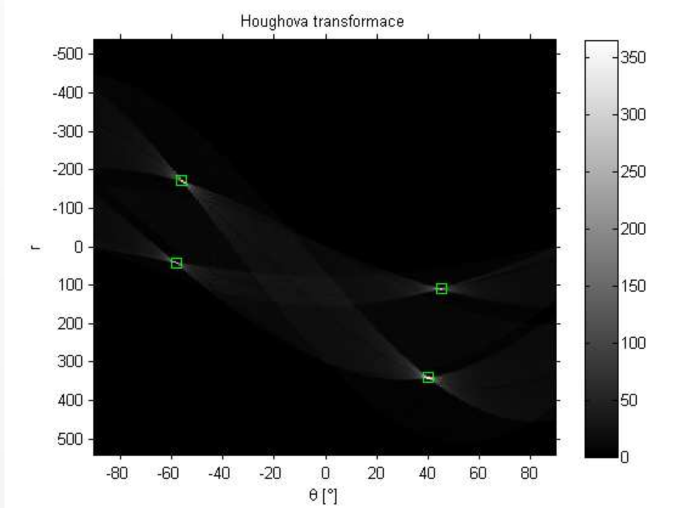
uzavření



skelet

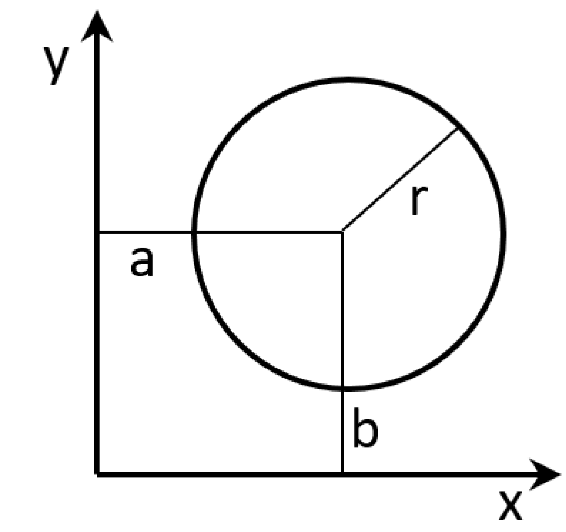


výsledek

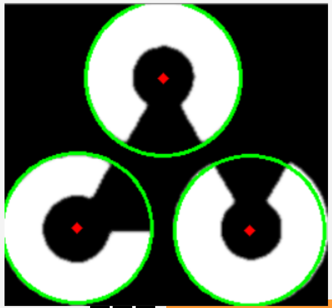


Houghova transformace

- Detekce kružnice $(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2$
- Prostor parametrů r, a , b
- r větší než jsou rozměry obrázku, střed mimo
- omezení r – maximální a minimální velikost
- Maxima jsou neostré




```
import cv2
import numpy as np
img = cv2.imread('opencv_logo.png',0)
img = cv2.medianBlur(img,5)
cimg = cv2.cvtColor(img,cv2.COLOR_GRAY2BGR)
circles = cv2.HoughCircles(img,cv2.HOUGH_GRADIENT,1,20,
                            param1=50,param2=30,minRadius=0,maxRadius=0)
circles = np.uint16(np.around(circles))
for i in circles[0,:]:
    # draw the outer circle
    cv2.circle(cimg,(i[0],i[1]),i[2],(0,255,0),2)
    # draw the center of the circle
    cv2.circle(cimg,(i[0],i[1]),2,(0,0,255),3)
cv2.imshow('detected circles',cimg)
```



*https://opencv-python-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py_tutorials/py_imgproc/py_houghcircles/py_houghcircles.html

Volba, výběr a redukce příznaků

Praktické zkušenosti ukazují, že:

- „kvalita“ příznaků významně ovlivňuje úspěšnost rozpoznávání
- „za určitých podmínek“ lze s více příznaky dosáhnout lepších výsledků
- větší počet příznaků ovšem přináší více výpočtů, delší časy

Jak najít vhodné příznaky?

- obecná a exaktní odpověď neexistuje,
- vychází se většinou z intuice a z dostupnosti různých měřicích metod
- často se raději volí větší počet příznaků (a z nich se pak případně analyticky vybírají ty nejdůležitější)

Volba, výběr a redukce příznaků

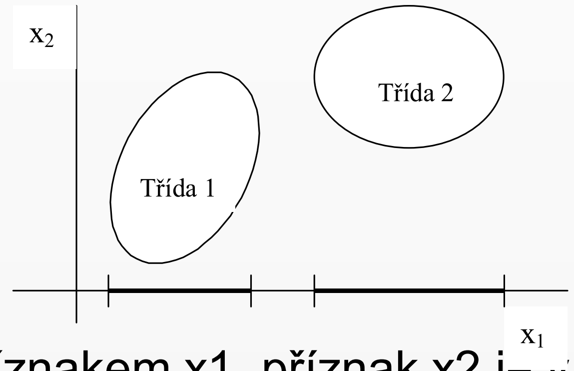
Požadavky na příznaky:

- *praktičnost* - dostupnost a použitelnost při klasifikaci
- *reprezentativnost* - příznaky musí dobře reprezentovat objekty jednotlivých tříd
- *diskriminativnost* – musí umožnit co nejlepší rozlišení mezi třídami
- *nekorelovanost* – příznaky by mezi sebou měly mít co nejmenší vazbu
- Příklad: rozměr, objem, hmotnost – mohou být u některých předmětů značně korelované příznaky (přičemž každý další již nenese žádnou novou informaci)

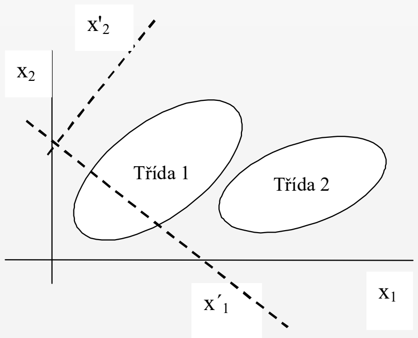
Redukce počtu příznaků

- **Cíl:** Z většího počtu příznaků vybrat pouze ty nejvýznamnější z hlediska rozpoznávání.

- **Účel:** Snížit zátěž (výpočetní, časovou) vlastního klasifikačního procesu.
- **Příklady:**



- Lze vystačit pouze s příznakem x1, příznak x2 je v této úloze redundantní



- Lze transformovat obrazový prostor a v něm počet příznaků redukovat

Redukce počtu příznaků

- **Principy redukce počtu příznaků:**

- transformace a výběr nových příznaků – **extrakce příznaků**
- výběr příznaků podle individuální či skupinové významnosti – **selekce příznaků**

Redukce počtu příznaků

- **Metody založené na transformaci obrazového prostoru**

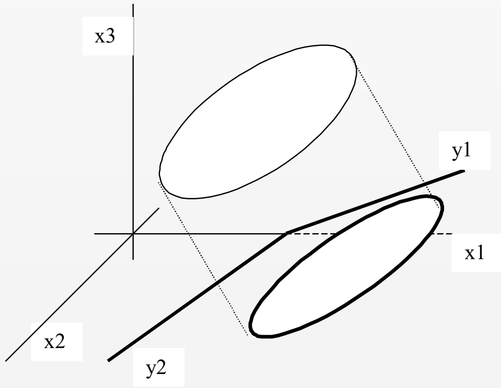
- vycházejí z Karhunen-Loevova rozvoje

- **Idea:**

a) původní n-rozměrné příznakové vektory x převést na m-rozměrné vektory y pomocí vhodné lineární transformace T.

y=Tx $$\begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_{11} & \cdots & T_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ T_{m1} & \cdots & T_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$ T je matice n x m

- interpretace: původní vektory x se promítají na y v prostoru s nižší dimenzí



- b) T se hledá tak, aby vzdálenost |y - x| (měřená na všech obrazech trénovací množiny) byla minimální – Karhunen-Loevův rozvoj

Redukce počtu příznaků

Metody založené na transformaci obrazového prostoru

1) Pro trénovací množinu se určí matice A

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

a to v jedné z následujících forem

a) autokorelační matice

$$a_{ij} = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} x_i x_j$$

K .... počet obrazů v trénovací množině

b) kovarianční (disperzní) matice

$$a_{ij} = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} (x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j)$$

$\bar{\mathbf{x}}$ ... vektor střední hodnoty (určený na trénovací mn.)

2) Najdou se vlastní čísla a vlastní vektory matice A
   tj. řešení rovnice $Ax = \lambda x$
   řešením jsou vlastní čísla λ 1, ….. λ n
   vlastní vektory v1, ……vn

3) Vlastní čísla se uspořádají podle velikosti:
   $\lambda 1 \geq \lambda 2 \geq \; ….. \; \lambda n \geq 0$

Redukce počtu příznaků

Metody založené na transformaci obrazového prostoru

4) Matice T se vytvoří z m vlastních vektorů odpovídajících prvním m vlastním číslům.

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{v}_m \end{bmatrix}$$

5) Při rozpoznávání se:

Etalony tříd transformují na nové etalony $\mathbf{e}' = \mathbf{T}\mathbf{e}$

Obrazy klasifikovaných předmětů se transformují stejným způsobem, tj. $\mathbf{x}' = \mathbf{T}\mathbf{x}$

Rozpoznávání probíhá obvyklým způsobem,
a to měřením vzdáleností mezi $\mathbf{x}'$ a $\mathbf{e}'$

Volba, výběr a redukce příznaků

Metody založené na transformaci obrazového prostoru

Poznámky:

1) Existuje několik variant výše uvedené metody
  a) s využitím autokorelační matice (preferuje vliv umístění obrazů v prostoru)
  b) s využitím disperzní matice (preferuje vliv rozptylů)
  c) s nebo bez respektování rozložení jednotlivých tříd

2) Metoda je dobře teoreticky rozpracována, avšak často jen pro speciální případy

3) Metoda je výpočetně náročná, a to jak ve fázi trénování (výpočet transformace), tak i při vlastním rozpoznávání (přepočítávání příznakových vektorů).

4) Nové příznaky jsou jen těžko interpretovatelné.

5) Při snižování počtu příznaků se nebere v úvahu vlastní proces rozpoznávání.