



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

geodetické transformace, granulometrie, rozpoznávání obr.

doc. Ing. Josef Chaloupka, Ph.D.







Vzdálenostní funkce a efektivní výpočet konečné eroze



- Morfologická rekonstrukce $\rho_A(B)$ množiny A z množiny B (B \subseteq A) >>> sjednocení souvislých částí množiny A s neprázdným průnikem s B, množina B >>> obvykle značky pro rekonstrukci původní množiny
- Výpočet konečné eroze >>>

$$Ult(X) = ((X \ominus nB) \setminus \rho_{X \ominus nB} (X \ominus (n+1)B))$$
 N ... množina přirozených čísel pro rostoucí poloměry kruhů

 Efektivní výpočet konečné eroze používá vzdálenostní funkci dist_X(p) >>> přiřazuje každému pixelu p z množiny X velikost první eroze množiny, která už neobsahuje pixel p

```
\forall p \in X, \operatorname{dist}_X(p) = \min \{ n \in N, p \operatorname{neni} v (X \ominus nB) \}
```

- Vzdálenostní funk. dist_X(p) >>> nejkratší vzdáleností mezi pixelem p a doplňkem množiny X^C
- Konečná eroze množiny X >>> sjednocení regionálních maxim vzdálenostní funk. množiny X





Skelet



- Skelet pomocí maximálních kruhů množiny X >>> množina lokálních maxim vzdálenostní funkce množiny X
- Skelet pomocí zón vlivu (skeleton by influence zones SKIZ) >>> množinou hranic zón vlivu {Z(X_i)}
- Zóna vlivu Z(X_i) obsahuje body, ležící k množině X_i blíže než k dalším souvislým částem X, X složena z n souvislých částí X_i, i = 1,...,n

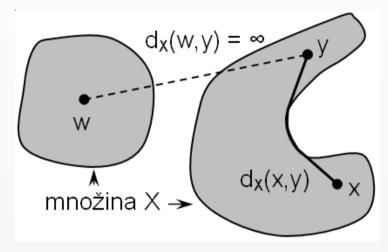
$$Z(X_i) = \{ p \in Z_2, \forall i \neq j, d(p, X_i) \leq d(p, X_i) \}$$







 Geodetické metody >>> morfologické operace, operující na části obrázku, př: rekonstrukce objektu ze značky (buněčného jádro) >>> zabránění růstu mimo buňku, strukturní element se může měnit v každém pixelu podle lokálních hodnot obrazové funkce



- Geodetická vzdálenost $d_X(x, y) >>> délka nejkratší cesty mezi dvěma body x, y, za podmínky, že leží uvnitř množiny X, pokud neexistuje <math>d_X(x,y) = +\infty$
- Geodetický kruh (koule, nadkoule pro vícedimenzionální prostor) >>> kruh omezený množinou X

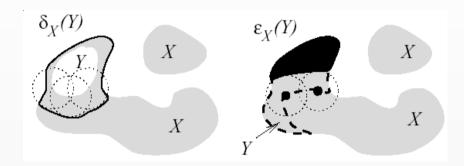
$$B_X(p, n) = \{ p' \in X, d_X(p,p') \le n \}$$
 p ... střed, n ... poloměr





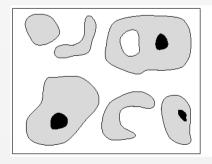


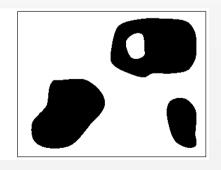
 Geodetické dilatace a eroze větší velikosti >>> postupné skládáním n-krát použité dilatace velikosti 1



geodetická dilatace a eroze (skripta Zpracování signálů a obrazů – Sedláček, Hlaváč, FEL ČVUT (SZSO))

Morfologická rekonstrukce >>> rekonstruovat jen označkované objekty >>>
ne všechny musí být označeny značkami





(SZSO)







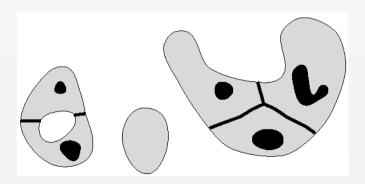
 Geodetické zóny vlivu >>> rekonstrukce souvislých částí X (označeny pomocí Y (značky)) >>> opakovaná geodetická dilatace množiny Y ⊂ X, při dilataci se značka nespojí s jinou souvislou složkou X, ve které nebyla značka z Y, po dosažení idempotence konec

$$\forall n > n_0, \, \delta_X^{(n)}(Y) = \delta_X^{(n_0)}(Y)$$

• Morfologická rekonstrukce $\rho_X(Y) >>>$

$$\rho_X(Y) = \lim_{n \to \infty} \delta_X^{(n)}(Y)$$

 Použití geodetické zóny vlivu souvislé části Y uvnitř množiny X >>> růst ze značek se ukončí, když by se oblasti měly spojit



(SZSO)





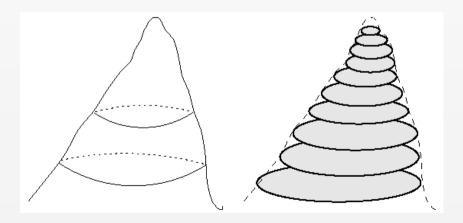


 Morfologické rekonstrukce pro šedotónové obrazy >>> každá rostoucí transformace Y definovaná pro binární obrazy je rozšiřitelná pro šedotónové obrazy

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

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

 $T_k(I) = \{p \in D_I, I(P) \ge k\}$ $D_I...$ 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



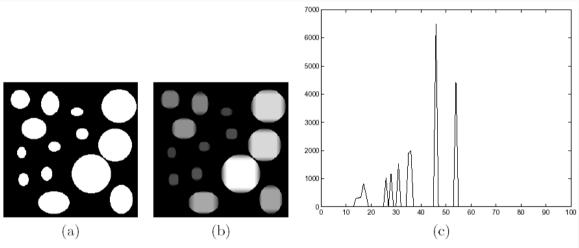


GRANULOMETRIE



- Granulometrické funkce G_Ψ(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

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



(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







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 ⊆ 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

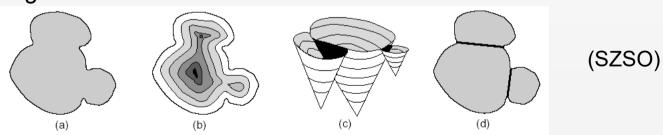
 Geodetické zóny vlivu (i pro segmentaci částic) >>> někdy nevede ke správným výsledkům:

(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:

 $\forall p \in X, \operatorname{dist}_{X}(p) = \min \{ n \in N, p \operatorname{neni} v (X \ominus nB) \}$

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



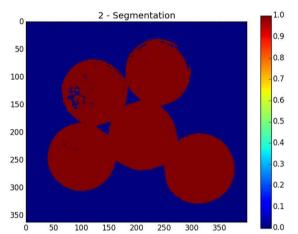
(a) obraz (b) šedotónový obraz pomocí vzdálenostní funkce (c) Topografický
 (3D) pohled na úmoří (d) správně segmentované částice jako rozvodí obrazu

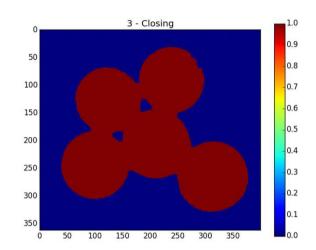


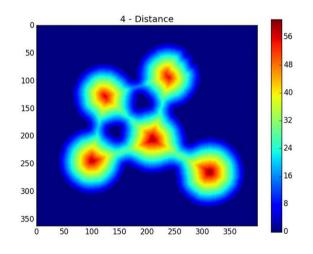
MORFOLOGICKÁ SEGMENTACE A ROZVODÍ

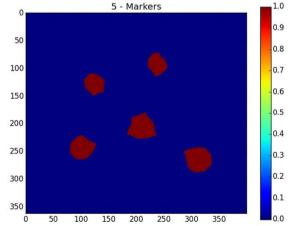


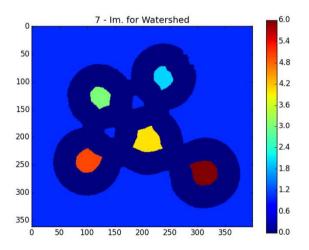










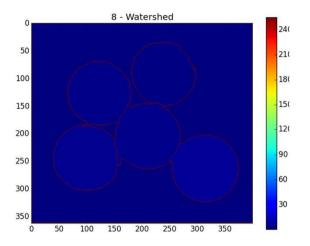


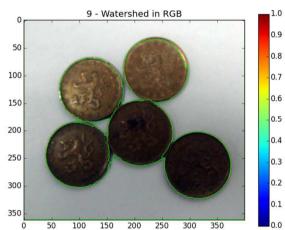


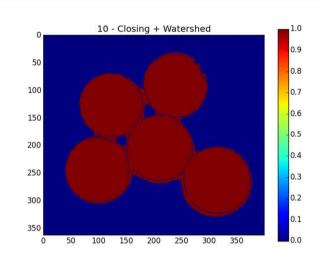


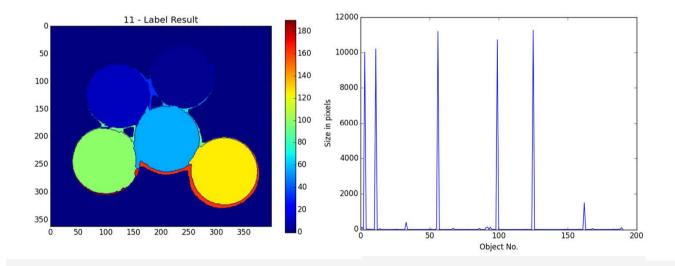
MORFOLOGICKÁ SEGMENTACE A ROZVODÍ

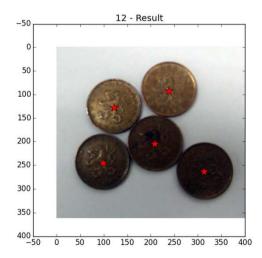














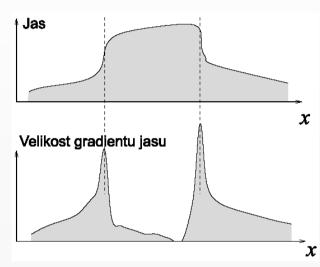


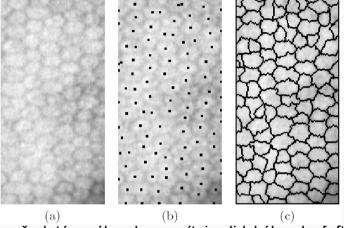
ŠEDOTÓNOVÁ SEGMENTACE A ROZVODÍ



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







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

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

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

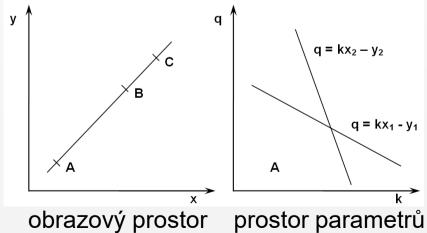




Houghova transformace



- 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



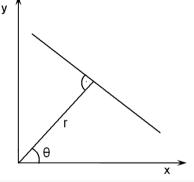




Houghova transformace



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



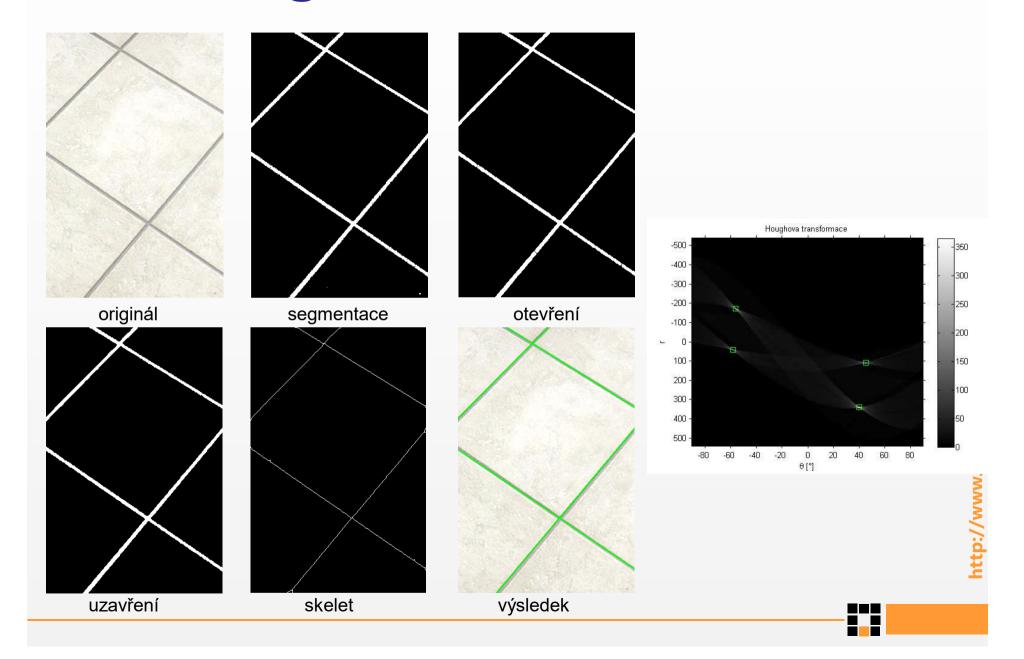
- θ nabývá hodnot 0 až 360° -> r je kladné; nebo 0 až 180° -> r může být i záporné
- Před provedením transformace se definuje akumulátor (zásobník) ve kterém jsou parametry popisující objekt(y), pro úsečku r = 0 a $\theta = 0$
- Vstupní binární obrázek se prochází po řádcích (a sloupcích), pokud je nalezena 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







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)

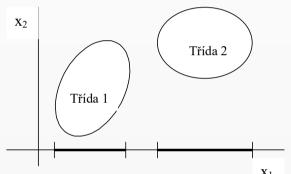




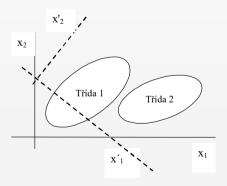


- **Cíl**: Z většího počtu příznaků vybrat pouze ty nejvýznamnější z hlediska rozpoznávání.
- Účel: Snížit zátěž (výpočetní, časovou) vlastního klasifikačního procesu.

Příklady:



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



• Lze transformovat obrazový prostor a v něm počet příznaků redukovat







- Principy redukce počtu příznaků:
- transformace a výběr nových příznaků extrakce příznaků
- výběr příznaků podle individuální či skupinové významnosti selekce příznaků



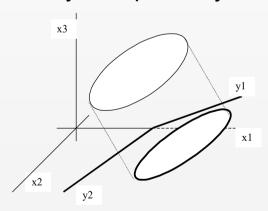




- Metody založené na transformaci obrazového prostoru
- vycházejí z Karhunen-Loevova rozvoje
- Idea:
- a) původní n-rozměrné příznakové vektory x převést na m-rozměrné vektory y pomocí vhodné lineární transformace T.

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





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

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

$$\lambda 1 \geq \lambda 2 \geq \dots \lambda n \geq 0$$







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 e' = Te

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:

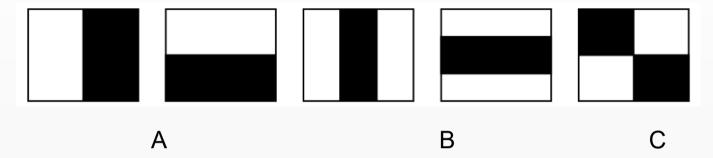
- 1) Existuje několik variant výše uvedené metody
- a) s využitím autokorelační matice (preferuje vliv umístění obrazů v prostoru)
- b) s využitím disperzní matice (preferuje vliv rozptylů)
- c) s nebo bez respektování rozložení jednotlivých tříd
- 2) Metoda je dobře teoreticky rozpracována, avšak často 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.



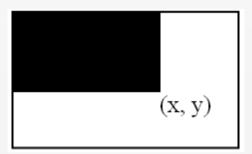




Viola-Jonesův detektor (VJD) obličeje využívá příznaky podobné
 Haarovým bázovým funkcím a klasifikátor založený na AdaBoost algoritmu



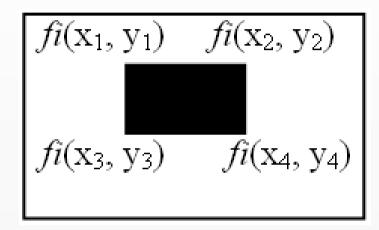
příznak - suma hodnot obrazových bodů nacházející se pod bílou oblastí 2D funkce mínus suma hodnot obrazových bodů pod černou oblastí funkce, zjednodušení: **Integrální obraz**











- suma byla spočítána ze čtyř hodnot na základě využití dvou operací sčítání a jedné operace odčítání: (fi(x1, y1) + fi(x4, y4)) (fi(x3, y3) + fi(x2, y2))
- Pro příznak typu A (obr. 2.8) by poté bylo potřeba použít 6 hodnot z integrálního obrazu, pro příznak B by to bylo 8 a 9 pro příznak typu C

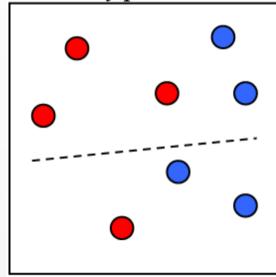


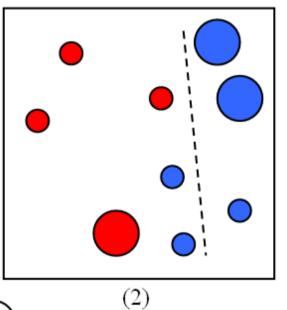


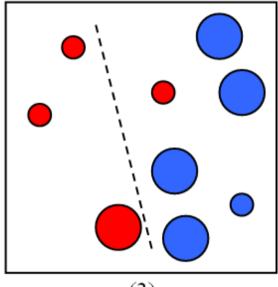


Algoritmus AdaBoost

Příznakový prostor







Krok:

Příznak 🔿

(1)

změna váhy

O kl

klasifikátor

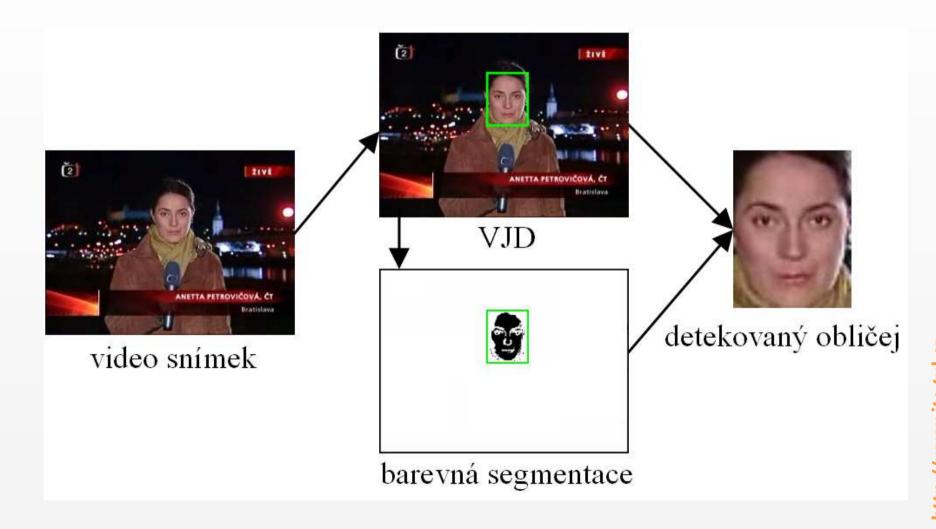
(3)

http://www.ite.tul.cz







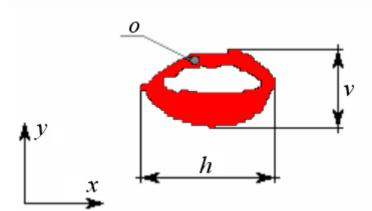






Využití dynamiky chování rozpoznaných objektů





horizontální rozšíření rtů *h*:

horizontální rozšíření rtů
$$h$$
: oblast rtů o :
$$h = \max_{y=0..N-1} \sum_{x=0}^{M-1} f(x,y) \qquad o = \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{M-1} f(x,y)$$

Vertikální rozšíření rtů v:

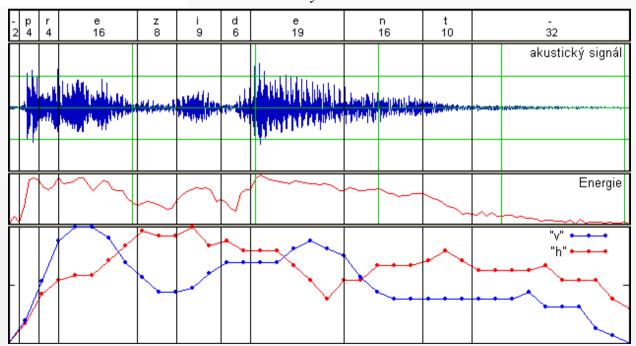
Vertikaini rozsireni
$$v = \max_{x=0..M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)$$

oblast rtů o:

$$o = \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{M-1} f(x, y)$$

zaokrouhlení rtů r.

$$r = \frac{v}{h}$$



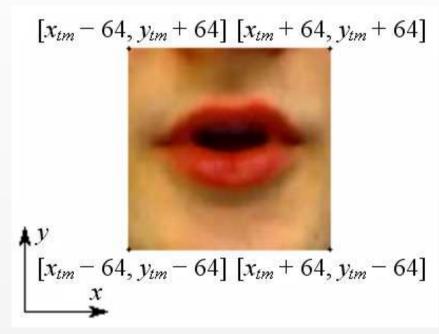


Volba, výběr a redukce příznaků



2D Diskrétní kosinová transformace:

$$F(u,v) = \frac{2c(u)c(v)}{N} \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m,n) \cos\left(\frac{2m+1}{2N}u\pi\right) \cos\left(\frac{2n+1}{2N}v\pi\right) \quad c(k) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & pro \ k = 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & pro \ k > 0 \end{cases}$$



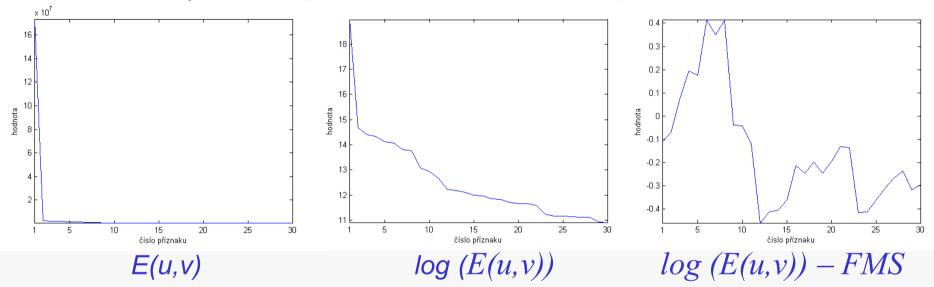
N nejvyšších hodnot energie: $E(u,v) = F(u,v)^2$







Normalizace příznakového vektoru:



Výpočet dynamických příznaků:

$$x'[n] = x[n] - x[n-1]$$
 <<< rychlost
 $x''[n] = x'[n] - x'[n-1]$ <<< zrychlení



