Lesson 02

Ing. Marek Hrúz Ph.D.

Univ. of West Bohemia, Faculty of Applied Sciences, Dept. of Cybernetics

30. září 2016

DEPARTMENT OF
CYBERNETICS

Mean-shift

Úvod

Definice

Modely

Optimalizace

Příklad - segmentace obrazu

Kriteriální funkce

Princip konstrukce a řezu grafu

Implementace

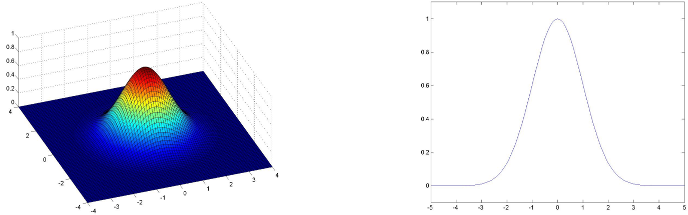
Aplikace metody graph-cut

- a method for non-parametric probability density estimation
- a single parameter - size and shape of the kernel

$$K(x) = ck(\|x\|^2) \tag{1}$$

- symmetrical kernels are used
- normal kernel

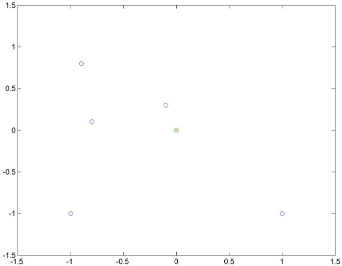
$$K_N(x) = c\exp(-\frac{1}{2}\|x\|^2) \tag{2}$$



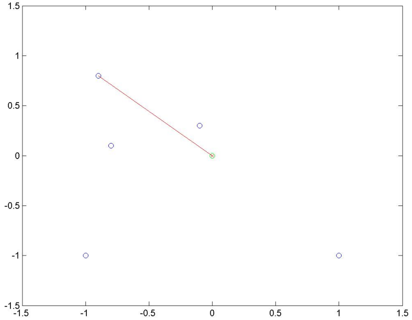
Obrázek: Normal kernel and its profile (without normalization)

- we have n vectors x_i in d-dimensional space $\mathcal{R}^d$
- the multidimensional estimator of kernel density is defined as

$$\tilde{f}_{h,K}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right), \tag{3}$$

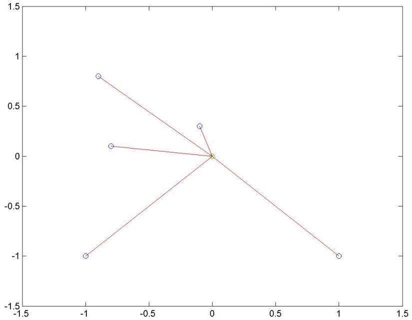


Obrázek: Set of points from a distribution



Obrázek: First point to compute

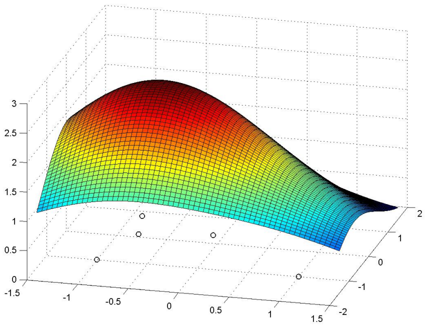
$$\tilde{f}^1_{h,K}(x) = \frac{c}{nh^d} \exp\left(-\frac{1}{2}\left\|\frac{x - x_1}{h}\right\|^2\right), \qquad (4)$$



Obrázek: The rest of the points to compute

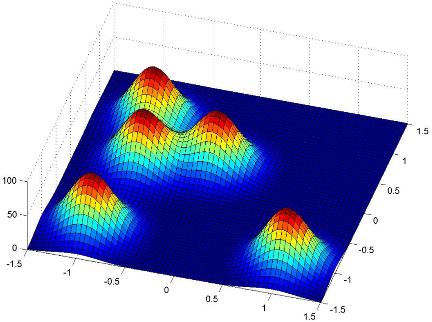
$$\tilde{f}_{h,K}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right), \tag{5}$$

- for all the xs we obtain



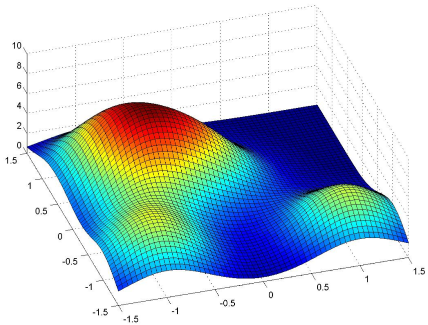
Obrázek: Estimated density for h = 1

- for all the xs we obtain



Obrázek: Estimated density for h = 0.05

- for all the xs we obtain



Obrázek: Estimated density for h = 0.3

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

- we want to estimate the modes (peaks) of the distribution
- those are local extrema
- points x where $\nabla\tilde{f}_{h,K}(x) = 0$

$$\nabla\tilde{f}_{h,K}(x) = \frac{1}{nh^d}\sum_{i=1}^{n}\nabla K\left(\frac{x - x_i}{h}\right), \qquad (6)$$

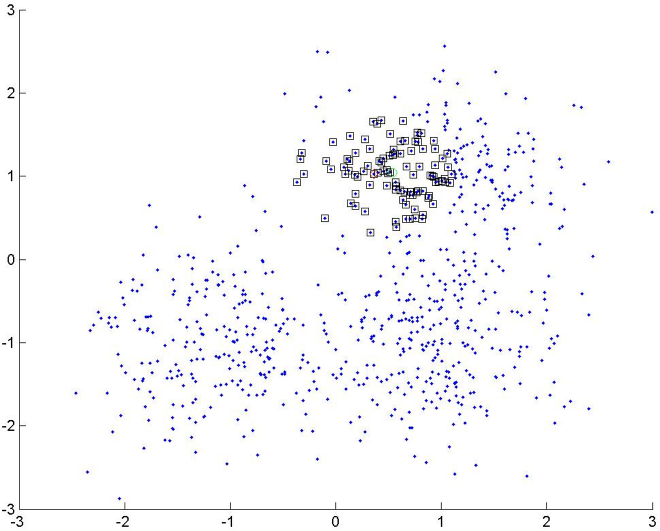
- this will enable clustering of unknown points
- we need to compute ∇K
- $K = c\exp(-\frac{1}{2}\|x\|^2)$
- profile $k = \exp(-\frac{1}{2}x)$

$$\nabla K = G = -x\exp\left(-\frac{1}{2}x^2\right) \qquad (7)$$

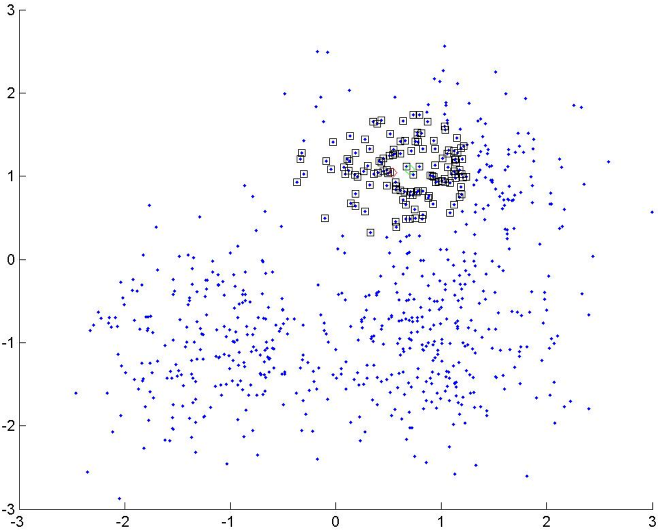
$$
\begin{aligned}
\nabla \tilde{f}_{h,K}(x) &= \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^{n} \left[ck \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \right]' \\
&= \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^{n} \frac{2c}{h^2} (x - x_i) k' \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \\
&= \frac{2c}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^{n} (x - x_i) k' \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \\
&= \frac{2c}{nh^{d+2}} \left(\sum_{i=1}^{n} k_i \right) \left(\frac{\sum_{i=1}^{n} x_i k_i}{\sum_{i=1}^{n} k_i} - x \right),
\end{aligned} \tag{8}
$$

- $k_i = -k'$
- this estimator estimates the gradient of the density function
- where it equals zero, there is a peak
- we will utilize this for clustering
- $\tilde{f}_{h,K'}(x) = \frac{2c}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^{n} k_i \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right)$ is estimator
- $m_{h,K'}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i k_i}{\sum_{i=1}^{n} k_i} - x$ is mean-shift

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

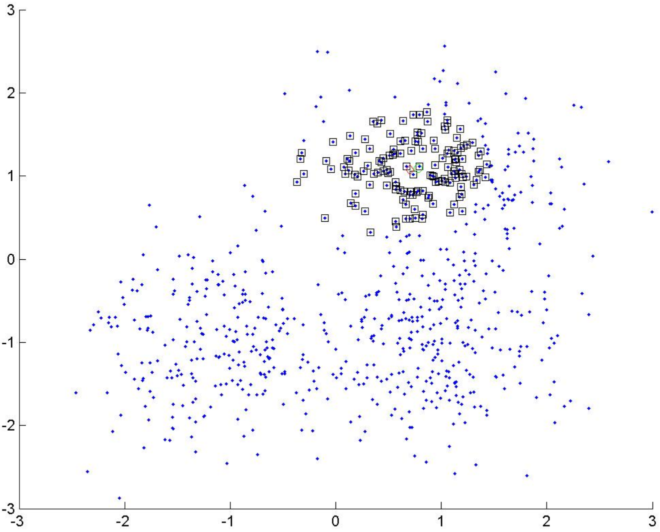


Obrázek: Mean shift iteration



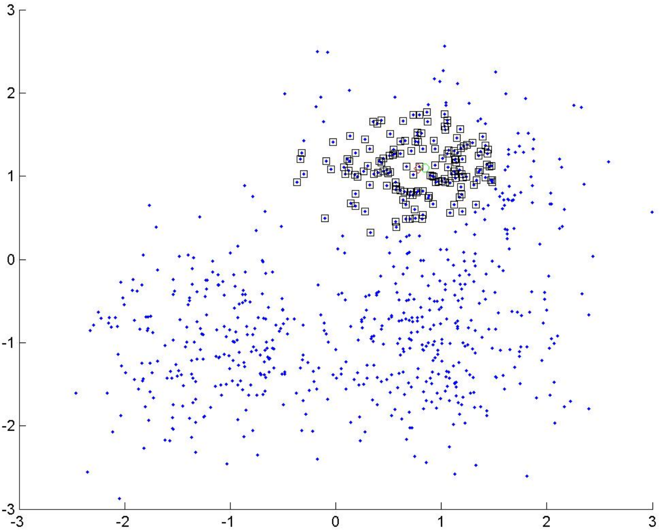
Obrázek: Mean shift iteration

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

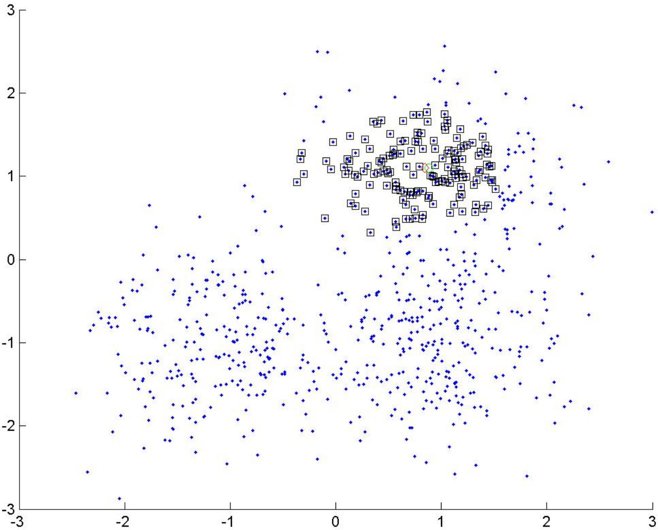


Obrázek: Mean shift iteration

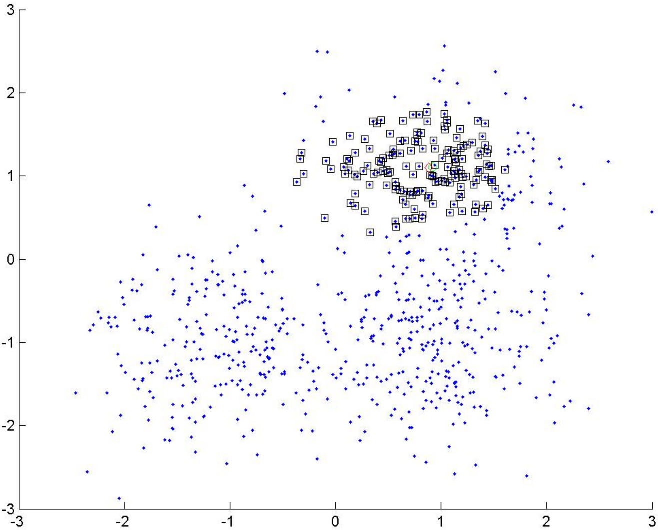
DEPARTMENT OF CYBERNETICS



Obrázek: Mean shift iteration

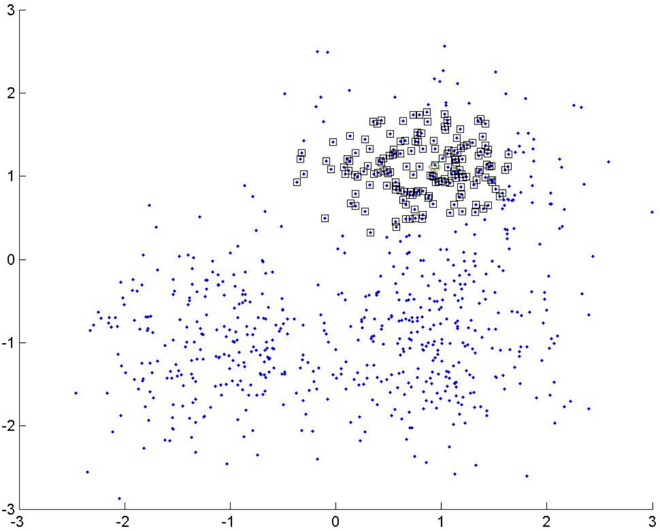


Obrázek: Mean shift iteration

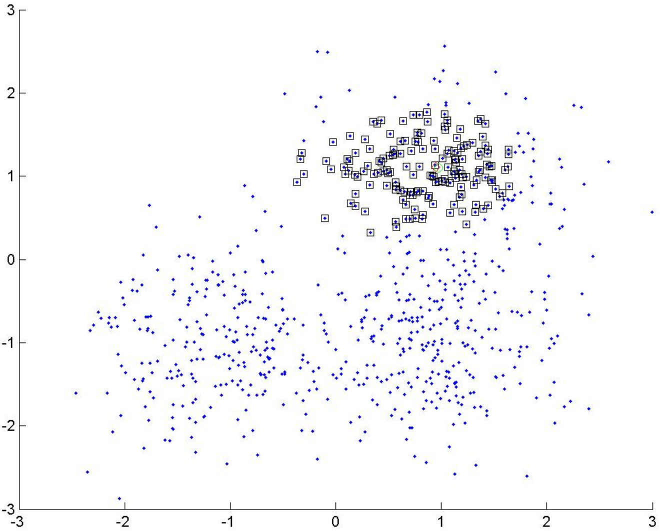


Obrázek: Mean shift iteration

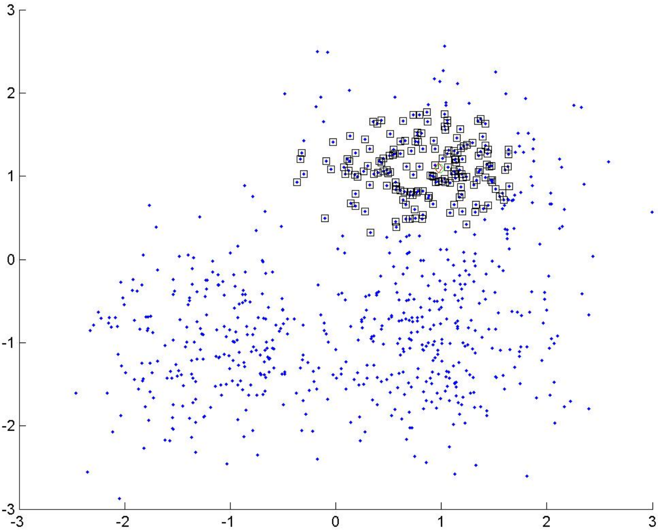
DEPARTMENT OF CYBERNETICS



Obrázek: Mean shift iteration

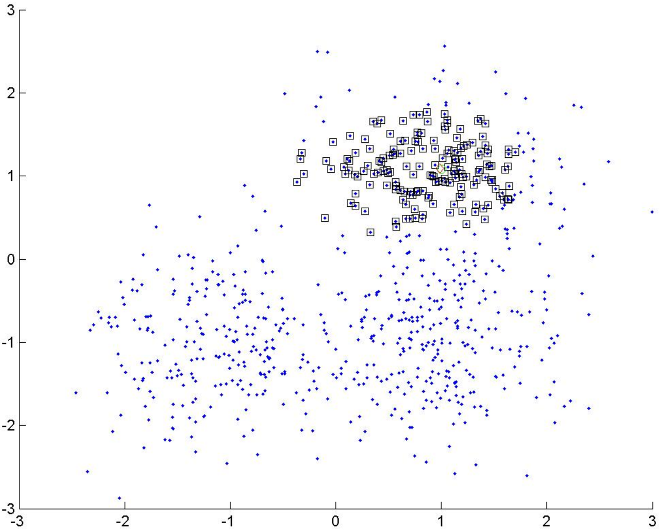


Obrázek: Mean shift iteration

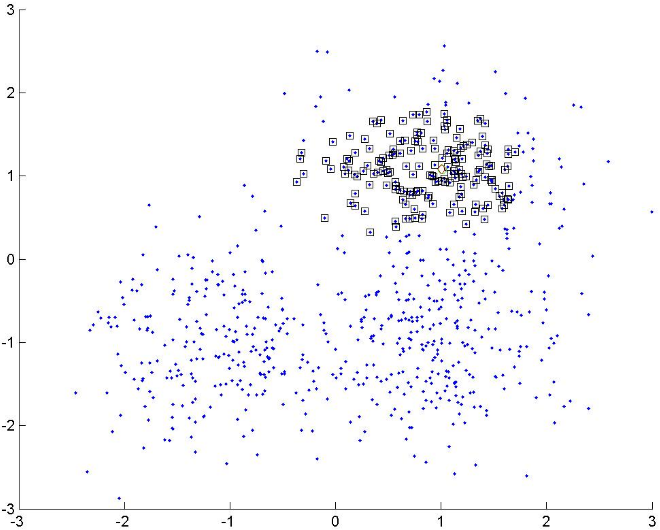


Obrázek: Mean shift iteration

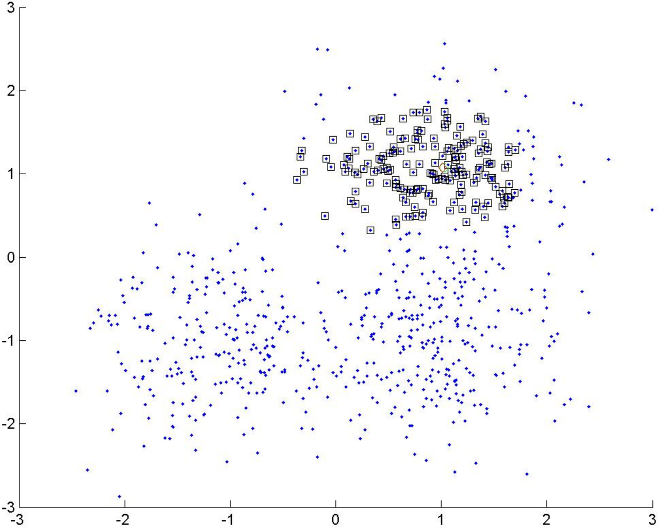
DEPARTMENT OF CYBERNETICS



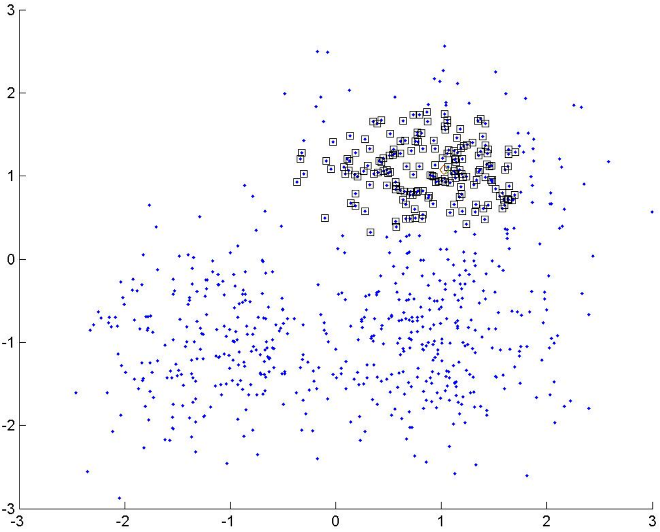
Obrázek: Mean shift iteration



Obrázek: Mean shift iteration

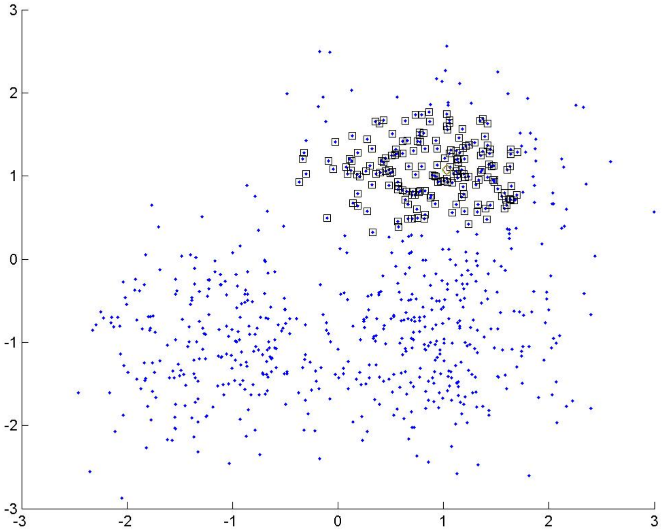


Obrázek: Mean shift iteration

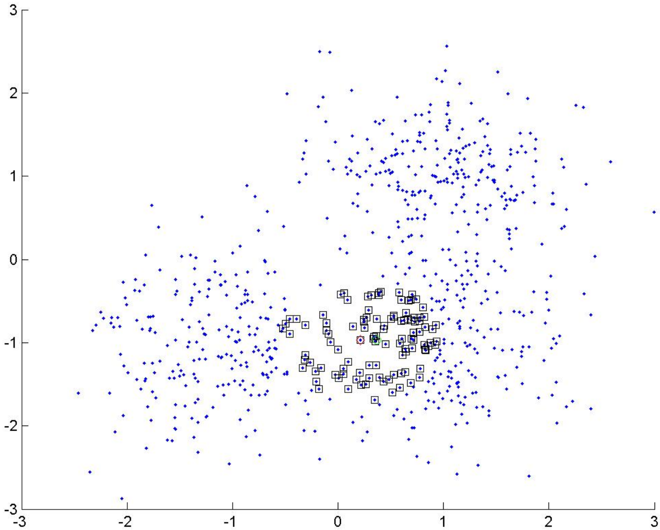


Obrázek: Mean shift iteration

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

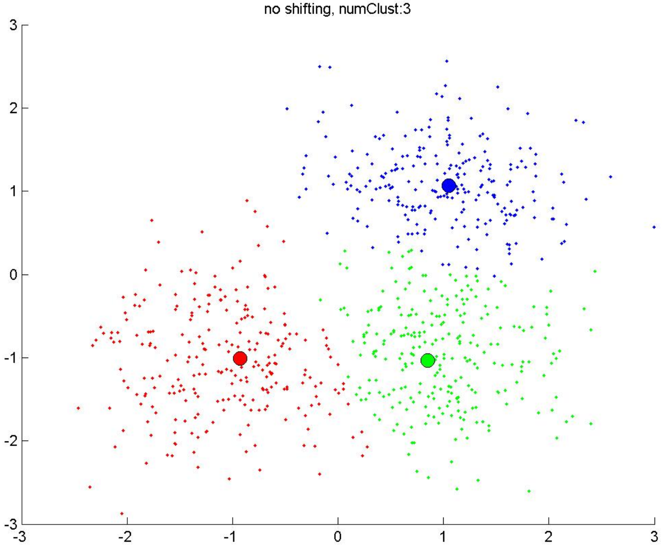


Obrázek: Mean shift iteration



Obrázek: Mean shift iteration

DEPARTMENT OF CYBERNETICS



Obrázek: Mean shift iteration

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

MRF - motivace

- svět kolem nás je „hladký“ - změny většinou nepříchází naráz ale pozvolna
  - změny počasí
  - změny terénu
- příklad z oblasti zpracování obrazu:
  - pokud určitý pixel patří jednomu objektu, je pravděpodobné, že sousední pixely budou patřit témuž objektu
  - pokud se objekt v jednom framu videa vyskytuje na pozici (x, y), bude se i v následujícím framu vyskytovat blízko této pozice
- **kontext** $=$ souvislost sousedních bodů, tj. význam bodu je závislý na významech bodů sousedních
- využití kontextu je velmi cenné pro analýzu obrazu
- nástroj pro využití kontextu - **podmíněné pravděpodobnosti**

MRF - intro

Problém přiřazení labelů

- extrakce příznaků z obrazu
  - každý pixel p je definován příznakovým vektorem $\overrightarrow{f}_p$
  - množina všech příznakových vektorů $\ldots f = \{\overrightarrow{f}_p : p \in \mathcal{I}\}$
- množina labelů $\mathcal{L}$
  - label určitým způsobem klasifikuje pixel, kterému je přidělen
    - např.
      $\mathcal{L} = \{$hrana, „nehrana“$\}$ $\vee$ $\{$obj, bgd$\}$ $\vee$ $\langle$disparita pixelů$\rangle$
      ...
  - z hlediska Markovských modelů představuje label „skrytou“ proměnnou
  - každému pixelu p je přiřazen jeden label ω_p
  - **konfigurace pole** $\ldots \omega = \{\omega_p : p \in \mathcal{I}\}$
- obrázek o rozměrech NxM $\rightarrow |\mathcal{L}|^{NM} = |\Omega|$ možných výsledků
- jak vybrat ten správný?

Pravděpodobnostní přístup

- dána pozorovaná data f (obrázek, stereo snímky, ...)
- definovat pravděpodobnostní míru (pravděpodobnost olabelování)
  - pravděpodobnost konfigurace ω je určena jako $P(\omega|f)$
- určit nejpravděpodobnější olabelování
  - chceme najít ω^* maximalizující $P(\omega|f)$

Odhad maximální aposteriorní pravděpodobnosti (MAP):

- $\omega^{*\mathrm{MAP}} = \arg\max_{\omega \in \Omega} P(\omega|f)$
- Bayesovo pravidlo: $P(\omega|f) = \frac{P(f|\omega)P(\omega)}{P(f)}$
- pro neměnná data f je $P(f)$ konstanta $\Rightarrow$ $P(\omega|f) \propto P(f|\omega)P(\omega)$
- určení $P(\omega)$ a $P(f|\omega) \rightarrow$ **MRF**

MRF - definice

- náhodné pole může být definováno jako graf $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$:
  - $\mathcal{E}$ je množina hran mezi uzly: $(p, q) \in \mathcal{E} \iff q \in \mathcal{N}_p$
  - $\mathcal{V} = \{1, 2, \dots, N\}$ ... množina uzlů
  - každému uzlu odpovídá jedna náhodná proměnná Ω_p, která může nabývat hodnoty $\omega_p \in \mathcal{L}$
- MRF musí splňovat dvě nutné podmínky:
  1. pozitivita ... $P(\omega) > 0, \forall \omega \in \Omega$ (Ω je prostor všech možných konfigurací)
  2. Markovianita
     ... $P(\omega_p | \{\omega_q\}_{q \in \mathcal{V} \setminus p}) = P(\omega_p | \{\omega_q\}_{q \in \mathcal{N}_p}) = P(\omega_p | \omega_{\mathcal{N}_p})$

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

- Markovianita popisuje tzv. **knock-on efekt**: pomocí explicitních závislostí blízkých uzlů jsou implicitně popsány závislosti vzdálených uzlů $\longrightarrow$ obrovská motivace pro používáni MRF
- Markovianita popisuje kontextuální informaci - výsledek jednoho uzlu je závislý na sousedních uzlech
- určení sdružené ppsti $P(\omega)$ je problém - naštěstí existuje Hammersley-Cliffordův teorém

Hammersley-Cliffordův teorém

- definuje ekvivalenci mezi MRF a Gibbsovým rozložením
- Gibbsovo rozložení ppsti poskytuje matematické nástroje pro určení sdružené ppsti $P(\omega)$
  - $P(\omega) = \frac{1}{Z} \times e^{-\frac{1}{T}E(\omega)}$
  - $Z = \sum_{\omega \in \Omega} e^{-\frac{1}{T}E(\omega)}$ ... normalizační koeficient
  - T ... teplota = parametr určující špičatost rozložení
- důvodem použití Gibbsova rozložení je možnost vyjádřit energii konfigurace pole $E(\omega)$ pomocí potenciálů klik v grafu:
  - $E(\omega) = \sum_{c \in \mathcal{C}} V_c(\omega)$
  - $\mathcal{C}$ ... množina všech klik[1] v grafu
- maximalizace $P(\omega) \iff$ minimalizace energie $E(\omega)$
- klasický optimalizační problém, jehož cílem je najít konfiguraci pole s minimální energií

[1] pojem klika vysvětlen na následujícím slidu

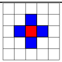
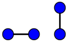
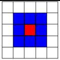
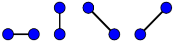
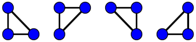
DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Graf a jeho vlastnosti

- mějme graf $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{E})$
- uzel $p \in \mathcal{V}$ může reprezentovat pixel, voxel, superpixel, objekt
- Mějme množinu $c \subset \mathcal{V}$. Pokud každý uzel této množiny je sousedem zbylých uzlů této množiny, pak je tato množina nazývána **klika** grafu.
- matematicky: $c \subset \mathcal{V}$ je **klika** grafu $\mathcal{G} \iff \forall p, q \in c, p \neq q : p \in \mathcal{N}_q$
- podle počtu uzlů se kliky dělí na singletony, doubletony
- systém sousednosti je definován explicitně pomocí množiny hran $\mathcal{E}$

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Systémy sousedství a příslušné kliky:

okolí	singletony	doubletony	tripletony	quadrupletony
				
				

Energie MRF

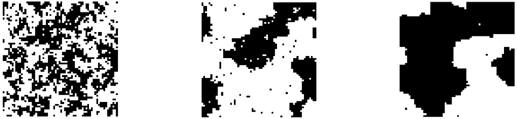
- Gibbsovo rozložení je dáno vztahem $P(\omega) = \frac{1}{Z} \times e^{-\frac{1}{T}E(\omega)}$
- energie MRF je možné vyjádřit pomocí klik grafu:
  $$E(\omega) = \sum_{c \in \mathcal{C}} V_c(\omega) =$$
  $$= \sum_{\{p\} \in \mathcal{C}_1} V_1(\omega_p) + \sum_{\{p,q\} \in \mathcal{C}_2} V_2(\omega_p, \omega_q) + \ldots + \sum_{\{p,q\ldots\} \in \mathcal{C}_n} V_n(\omega_p, \omega_q \ldots)$$
- omezením se na čtyřokolí[2] jsou uvažovány pouze singletony a horizontální a vertikální doubletony:
  $$E(\omega) = \sum_{\{p\} \in \mathcal{C}_1} V_1(\omega_p) + \sum_{\{p,q\} \in \mathcal{C}_2} V_2(\omega_p, \omega_q) =$$
  $$E_{\text{data}}(\omega) + E_{\text{smoothness}}(\omega)$$
  - $E_{\text{data}}(\omega)$ …shoda konfigurace a dat
  - $E_{\text{smoothness}}(\omega)$ …zastupuje spojitost reálného světa, tzn. preferuje homogenní oblasti

[2] často používané kvůli efektivnosti výpočtu

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Isingův model

- jedná se o binární model vzhledem k počtu labelů, tzn. $\mathcal{L} = \{0, 1\}$
- $E(\omega) = \sum_{\{p\} \in \mathcal{C}_1} V_1(\omega_p) + \sum_{\{p,q\} \in \mathcal{C}_2} V_2(\omega_p, \omega_q)$
- interakční člen $V_2(\omega_p, \omega_q)$ modeluje diskontinuity v olabelování:
  - $V_2(\omega_p, \omega_q) = \beta|\omega_p - \omega_q| = \beta\delta(\omega_p, \omega_q)$
  - $\delta(f_p, f_q) = \begin{cases} 1 & \text{if } \omega_p \neq \omega_q \\ 0 & \text{if } \omega_p = \omega_q \end{cases}$ . . . Kroneckerova delta
  - parametr β definuje míru penalizace za diskontinuitu, tzn. větší β preferuje kompaktní objekty



(a) $\beta = 0.7$ (b) $\beta = 1.1$ (c) $\beta = 2$

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Pottsův model

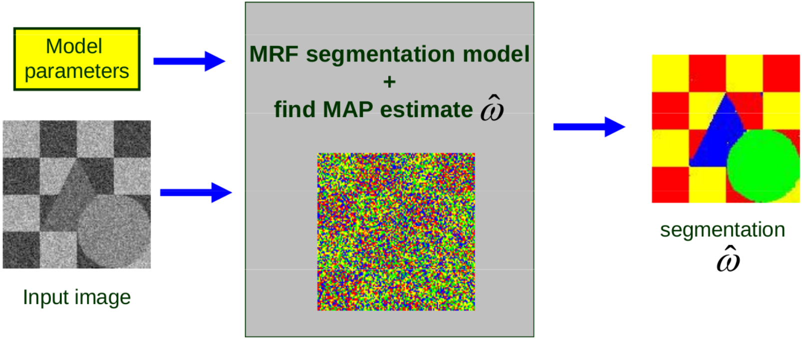
- Isingův model je velmi používaný, velkým omezením je jeho binárnost
- v úlohách s větším počtem labelů se používá Pottsův model
- množina labelů $\mathcal{L} = \{1, 2, \ldots, M\}$
- $E(\omega) = \sum_{\{p\} \in \mathcal{C}_1} V_1(\omega_p) + \sum_{\{p,q\} \in \mathcal{C}_2} V_2(\omega_p, \omega_q)$
- interakční člen $V_2(\omega_p, \omega_q)$ definován následovně:
  - $V_{p,q}(\omega_p, \omega_q) = \begin{cases} \beta & \text{if } \omega_p \neq \omega_q \\ -\beta & \text{if } \omega_p = \omega_q \end{cases}$
  - parametr β má stejný význam jako u Isingova modelul $=$ definuje míru penalizace za diskontinuitu

Optimalizace

- jakmile máme vybraný model a definované všechny hrany uzlu, resp. $E(\omega)_{smoothness}$ a $E(\omega)_{data}$, je třeba vybrat optimální konfiguraci pole
- celá řada optimalizačních metod:
  - gradientní metody
  - simulované žíhání
  - genetické algoritmy
  - **graph cut** - state of the art metoda, bude popsána
- některé metody jsou pouze lokálního charakteru, tzn. nutno ošetřit problém uváznutí v lokálním extrému - např. vícenásobná inicializace
- metody hledající globální extrém jsou výpočetně mnohem náročnější
- metoda graph cut[3] garantuje nalezení extrému, který je nejhůře *c-krát* horší, než globální extrém, přičemž *c* je předem známo

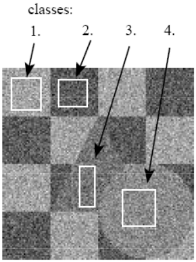
[3] resp. varianty využívající tzv. *large moves*: α *expansion* a $\alpha - \beta$ *swap*

Segmentace 1/3



- neznáme: MRF segmentační model, parametry modelu

1. Určení MRF modelu
   - třídy určeny pomocí Gaussova rozdělení:
     $P(f_s|\omega_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\omega_s}} \exp\left(-\frac{(f_s-\mu_{\omega_s})^2}{2\sigma^2_{\omega_s}}\right)$
   - potenciály klik:
     - singleton: $-\log(P(f|\omega))$
     - doubleton: upřednostňují stejné labely u sousedů; $V_{C_2}(j,i) = \beta\delta(\omega_i,\omega_j) = \begin{cases} -\beta, & \omega_i = \omega_j \\ \beta, & \omega_i \neq \omega_j \end{cases}$
2. Určení parametrů modelu
   - interakční potenciál β - a priori
   - počet tříd $|\mathcal{L}|$ - poskytne uživatel
   - každá třída λ reprezentována Gaussem $N(\mu_\lambda, \sigma_\lambda)$



Segmentace 3/3

- pravděpodobnost konfigurace ω:
  $P(\omega) = \frac{1}{Z}\exp(-E(\omega)) = \frac{1}{Z}\exp(-\sum\limits_{c \in C} V_c(\omega))$
- definice energie:
  $E(\omega) = \sum\limits_{s}\left(\log(\sqrt{2\pi}\sigma_{\omega_s}) + \frac{(f_s - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma^2_{\omega_s}}\right) + \sum\limits_{s,r}\beta\delta(\omega_s, \omega_r)$
- $\omega^{*\mathrm{MAP}} = \arg\max\limits_{\omega \in \Omega} P(\omega|f) = \arg\min\limits_{\omega \in \Omega} E(\omega)$
- následuje optimalizace např. metodou graph cut

Kriteriální funkce

$$C(\mathbf{L}) = \lambda \cdot R(\mathbf{L}) + B(\mathbf{L})$$

- $R(\mathbf{L})$ váží oblast (region)
- $B(\mathbf{L})$ váží okraje segmentace(boundary), penalizuje samostatné pixely
- λ váží vliv oblasti a okraje na výsledné kritérium

$$R(\mathbf{L}) = \sum_{p \in P} R_p(\mathbf{L}_p)$$

$$B(\mathbf{L}) = \sum_{\{p,q\} \in N} B_{\{p,q\}} \cdot \delta(\mathbf{L}_p, \mathbf{L}_q)$$

$$\delta(\mathbf{L}_p, \mathbf{L}_q) = \begin{cases} 1 & \text{pokud } \mathbf{L}_p \neq \mathbf{L}_q \\ 0 & \text{jinak} \end{cases}$$

Možný návrh kriteriální funkce

$$C(\mathbf{L}) = R(\mathbf{L}) + B(\mathbf{L})$$

$R(\mathbf{L})$ je míra vzdálenosti každého pixelu k barevnému prototypu dané třídy $c(k)$

$$R(\mathbf{L}) = \sum_{[m,n]\in Image} (\underbrace{f(m,n) - c(k)}_{D_c})^2$$

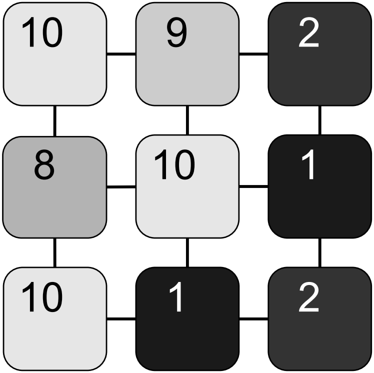
$B(\mathbf{L})$ je ohodnocení sousedství třídy i a j

$$B(\mathbf{L}) = \sum S_c(i,j)$$

$$S_c(i,j) = \begin{cases} 0, & i = j \\ \gamma, & i \neq j \end{cases} \qquad S_c = \begin{bmatrix} 0 & \gamma \\ \gamma & 0 \end{bmatrix}$$

Matice D_c

Ukázky výpočtu kritéria



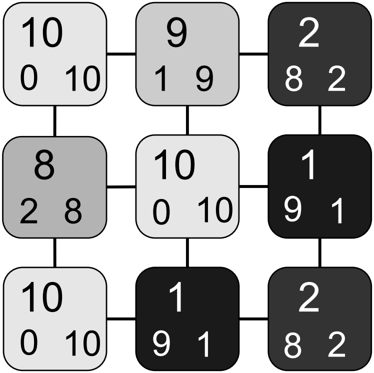
$$\lambda = 1$$

$$S_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{size}\left(D_c\right) = 3 \times 3 \times 2$$

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Ukázky výpočtu kritéria



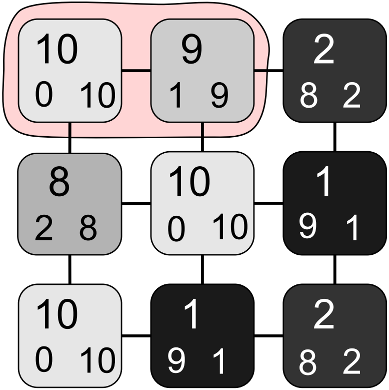
$$\lambda = 1$$

$$S_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{size}\left(D_c\right) = 3 \times 3 \times 2$$

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Ukázky výpočtu kritéria



$$E(A) = \lambda R(A) + B(A)$$

$$\lambda = 1, S_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

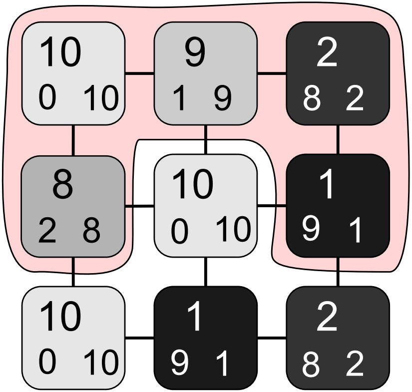
$$R(A) = \sum \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 8 & 10 & 1 \\ 10 & 1 & 2 \end{bmatrix} = 35$$

$$B(A) = 3$$

$$E(A) = 35 + 3 = 38$$

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Ukázky výpočtu kritéria



$$E(A) = \lambda R(A) + B(A)$$

$$\lambda = 1, S_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

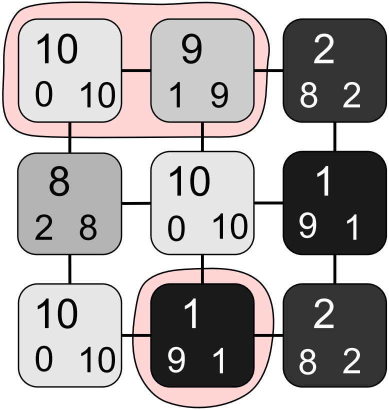
$$R(A) = \sum \begin{bmatrix} 0 & 1 & 8 \\ 2 & 10 & 9 \\ 10 & 1 & 2 \end{bmatrix} = 43$$

$$B(A) = 5$$

$$E(A) = 43 + 5 = 48$$

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Ukázky výpočtu kritéria



$$E(A) = \lambda R(A) + B(A)$$

$$\lambda = 1, S_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

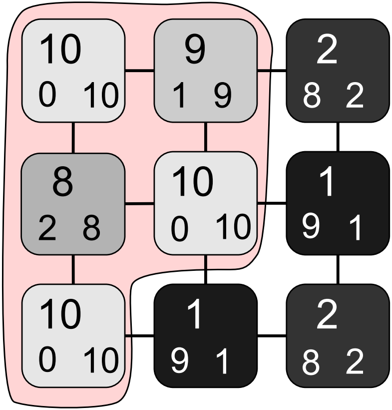
$$R(A) = \sum \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 8 & 10 & 1 \\ 10 & 9 & 2 \end{bmatrix} = 43$$

$$B(A) = 6$$

$$E(A) = 43 + 6 = 49$$

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Ukázky výpočtu kritéria



$$E(A) = \lambda R(A) + B(A)$$

$$\lambda = 1, S_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

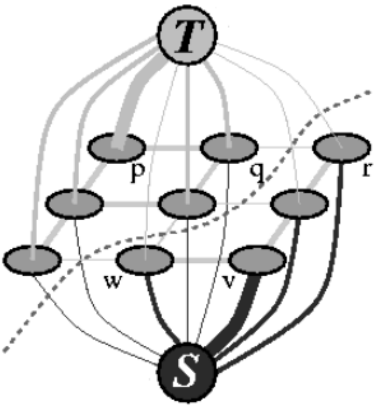
$$R(A) = \sum \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 2 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} = 8$$

$$B(A) = 4$$

$$E(A) = 8 + 4 = 12$$

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Konstrukce grafu



T-linky spojují (p, t) a určují oblastní část kritéria $R(\mathbf{L})$

N-linky spojují (p, q) a určují hranovou část kritéria $B(\mathbf{L})$

Interaktivita

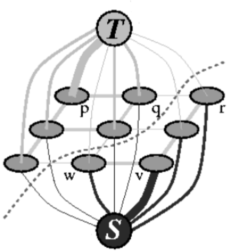
- Neinteraktivní podoba
  - Pixely o kterých nic nevíme
- Interaktivní podoba
  - Pixely o kterých nic nevíme
  - Pixely popředí
  - Pixely pozadí

Volba vah v grafu

$$K = 1 + \max_{p \in I} \sum_{q:(p,q)\in N} B_{(p,q)}$$

Hrana	Váha	
(p, q)	$B_{(p,q)}$	pro $(p, q) \in N$
(s, p)	$\lambda R_p(bgd)$	pro $p \in I, P \notin (O \cup B)$
	K	pro $p \in O$
	0	pro $p \in B$
(p, t)	$\lambda R_p(obj)$	pro $p \in I, P \notin (O \cup B)$
	0	pro $p \in O$
	K	pro $p \in B$

Tabulka: Váhy jednotlivých typů hran při konstrukci grafu pro segmentaci pomocí Grap-Cut



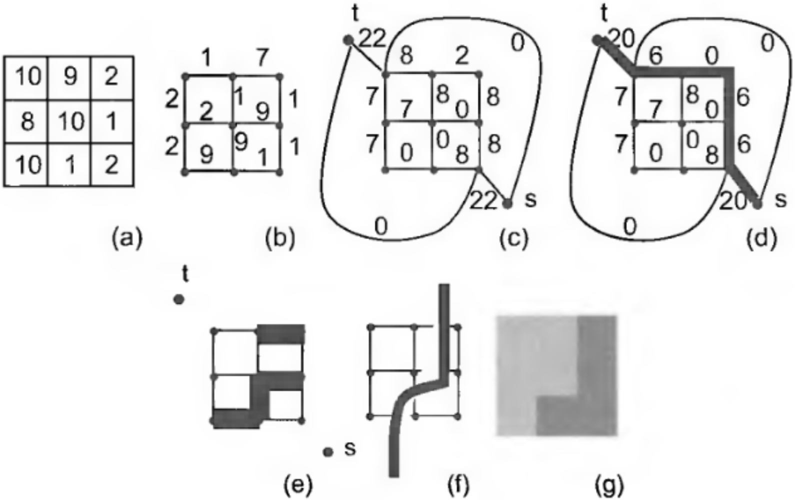
Hledání minimálního řezu - Graph Cut

- Grow stage
- Augment stage
- Adopt stage

Details in: Yuri Boykov and Vladimir Kolmogorov: "An Experimental Comparison of Min-Cut/Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision"
`http://www.csd.uwo.ca/~yuri/Papers/pami04.pdf`

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Hledání minimálního řezu - alternativa



Pravděpodobnostní model

$$R_p(obj) = -\ln P(I_p|O)$$
$$R_p(bgd) = -\ln P(I_p|B)$$
$$B(p,q) = \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right)\frac{1}{\|p,q\|}$$

Kde $P(I|O)$ a $P(I|B)$ reprezentují míru věrohodnosti, že pixel náleží objektu, nebo pozadí. Výraz $\|p,q\|$ znamená vzdálenost mezi pixely a σ^2 představuje očekávaný rozptyl jasových hodnot.

Segmentace pomocí Graph-Cut v Matlabu

```
img = [10  9  2
8 10  1
10  1  2];
lambda = 1;
Dc(:,:,1) = lambda * (img);
Dc(:,:,2) = lambda * (10 - img);
Sc = [0 1
1 0];
[gch] = GraphCut('open', Dc,Sc);
[gch L] = GraphCut('expand', gch);
[gch] = GraphCut('close',gch);
```

DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Výpočet hodnoty kritéria v Matlabu

```
img = [10   9   2
8  10   1
10   1   2];
lambda = 1;
Dc(:,:,1) = lambda * (img);
Dc(:,:,2) = lambda * (10 - img);
Sc = [0  1
1  0];
labels = [1  1  0
0  0  0
0  0  0];
[gch] = GraphCut('open', Dc,Sc);
[gch] = GraphCut('set', gch, labels)
[gch se de] = GraphCut('energy', gch);
[gch] = GraphCut('close',gch);
```

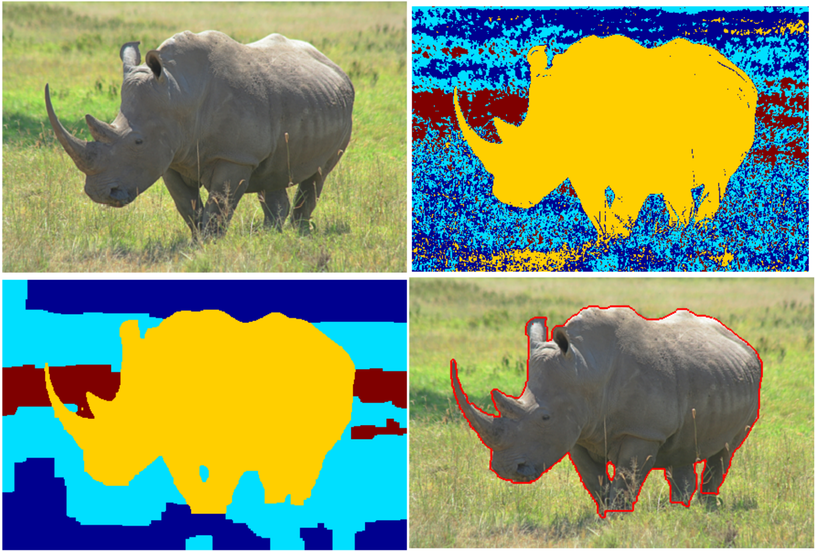
DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Úlohy řesené pomocí Graph-Cut

- Segmentace
- Restaurace
- Syntéza
- Stereovidění

Segmentace - Jednoduchá

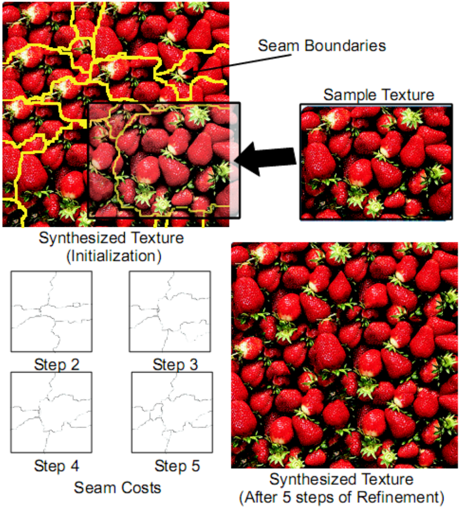
Segmentace



Restaurace

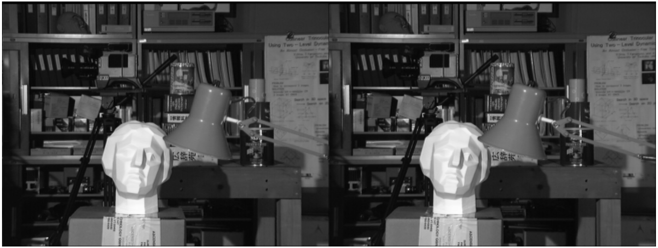
DEPARTMENT OF CYBERNETICS

Syntéza



Seam Boundaries
Sample Texture
Synthesized Texture
(Initialization)
Step 2
Step 3
Step 4
Step 5
Seam Costs
Synthesized Texture
(After 5 steps of Refinement)

Stereovidění



Pro detaily viz [?]

Interaktivní segmentace

- Interaktivní segmentace tumoru
- Interaktivní segmentace jater
- Interaktivní 3D segmentace

DEPARTMENT OF CYBERNETICS