Úvod do rozpoznávání, obrazové příznaky

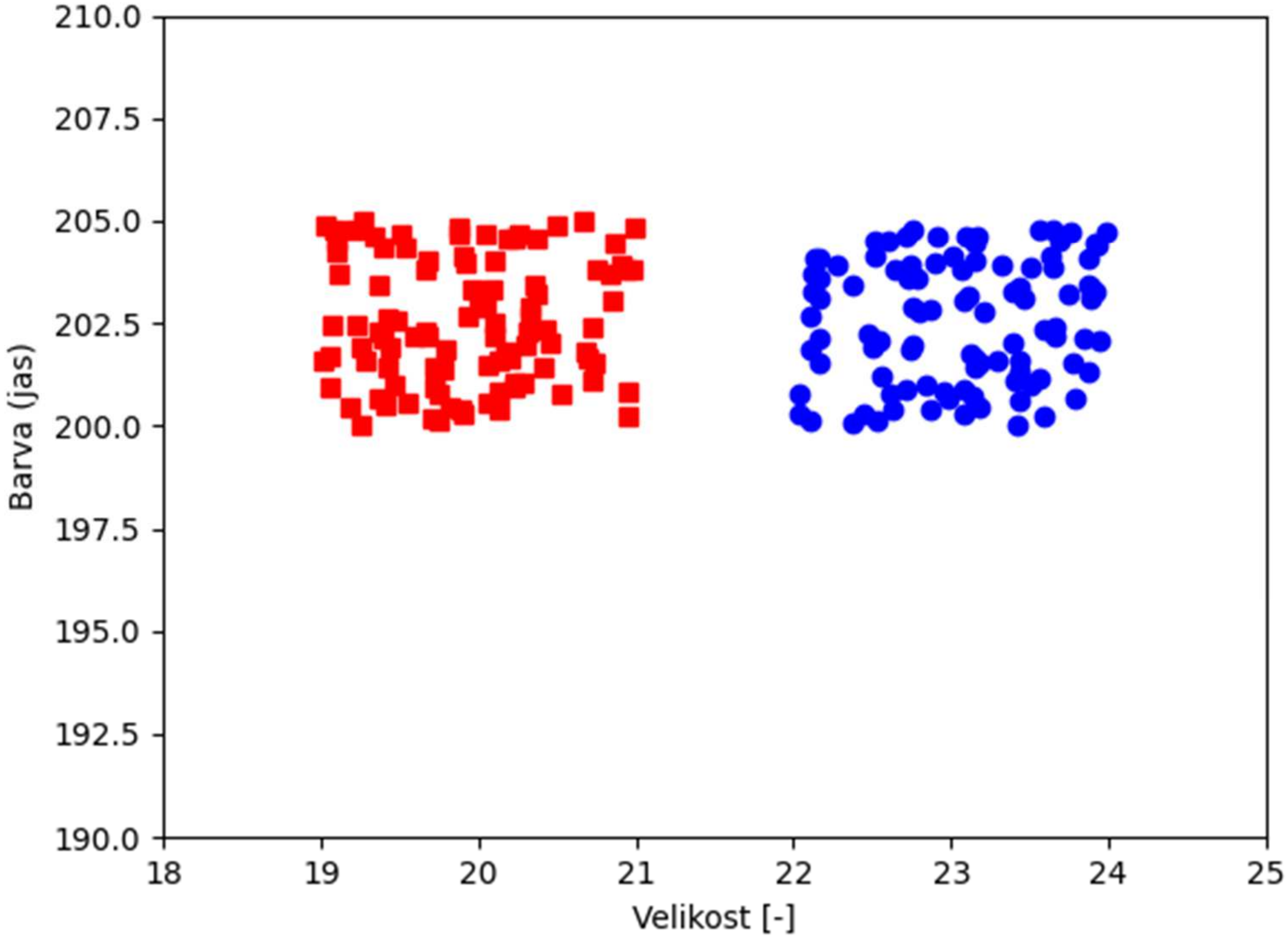
doc. Ing. Josef Chaloupka, Ph.D.

Volba, výběr a redukce příznaků

Jaké příznaky?

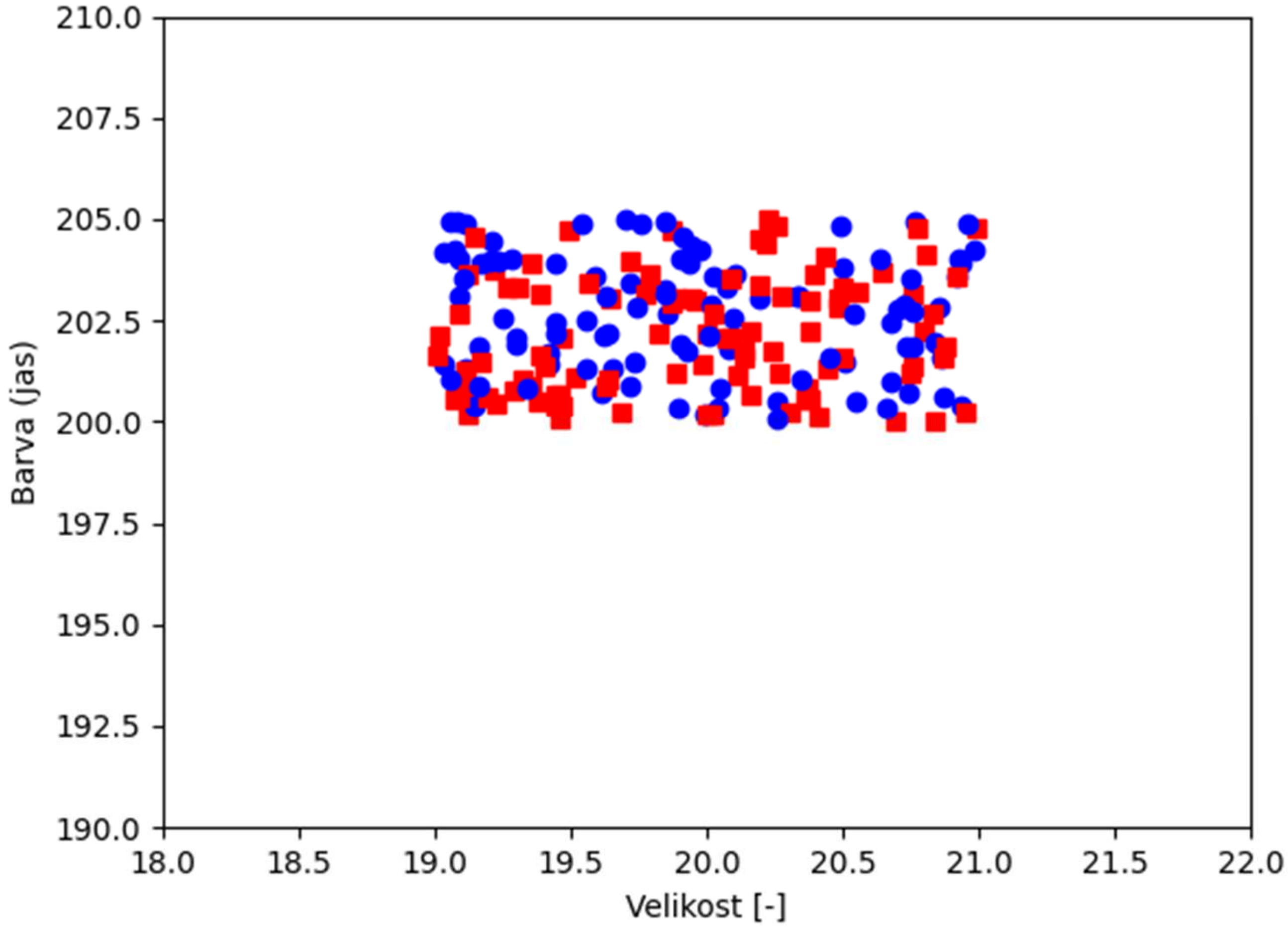
Volba, výběr a redukce příznaků

Koruna, dvojkoruna (třídy pro rozpoznávání (psy, kočky, králíci…))



Jaké příznaky?

Volba, výběr a redukce příznaků



Jaké příznaky?

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 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)

Jednoduché příznaky pro rozpoznávání obrazů

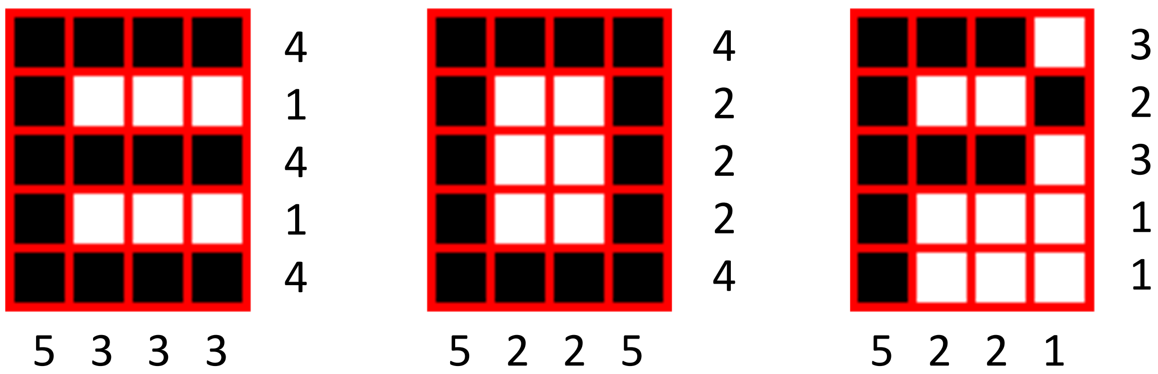
- **Velikost**: počet obrazových elementů (pixelů), které oblast obsahuje, skutečná velikost objektu >>> pokud je znám převod pixel na m

- **Eulerovo číslo (genus): z** počtu souvislých oblasti *S* a počtu děr *N*, nemění se při použití geometrických transformací obrazu

  E = *S* - *N*

- **Projekce:**

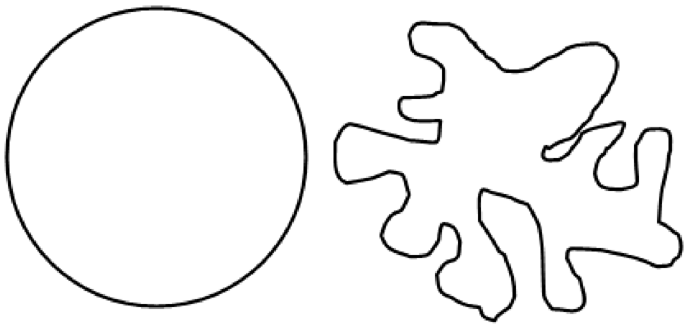
horizontální: $p(x) = \sum_{x=0}^{M-1} f(x,y)$ vertikální: $p(y) = \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)$



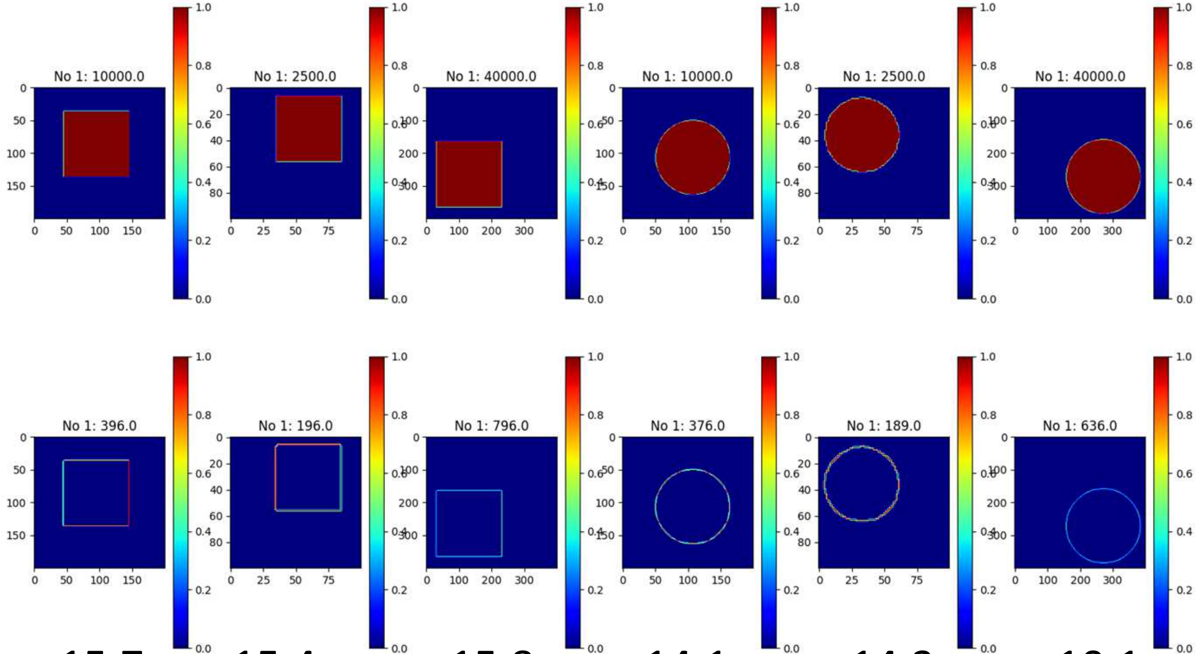
Jednoduché příznaky pro rozpoznávání obrazů

- **Nekompaktnost:**

$$\text{nekompaktnost} = \frac{(\text{délka hranice oblasti})^2}{\text{velikost}}$$



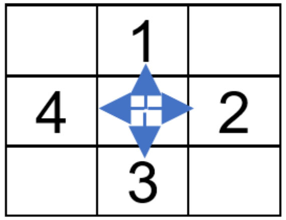
kompaktní objekt nekompaktní objekt

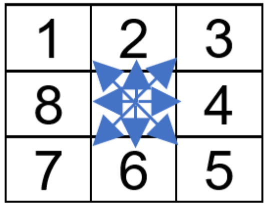


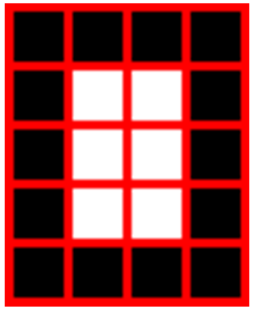
Nekompaktnost >>> 15,7 15,4 15,8 14,1 14,3 10,1

Jednoduché příznaky pro rozpoznávání obrazů

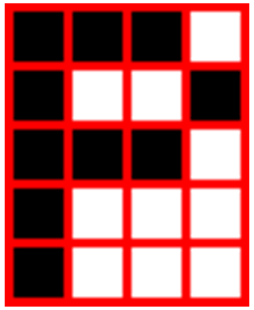
- **Řetězové kódy**



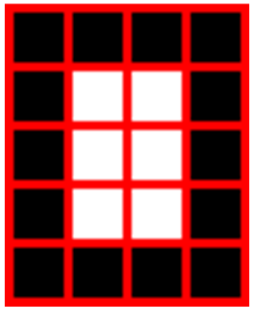




4, 4, 4, 6, 6, 6, 6, 8, 8, 8, 2, 2, 2, 2



4, 4, 5, 7, 8, 7, 6, 2, 2, 2, 2



4, 6, 8, 2

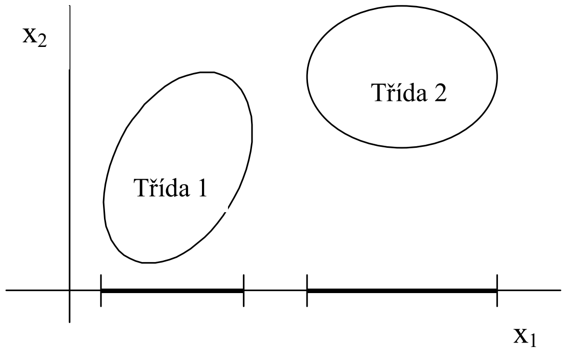
4, 6, 8, 2

Redukce počtu příznaků

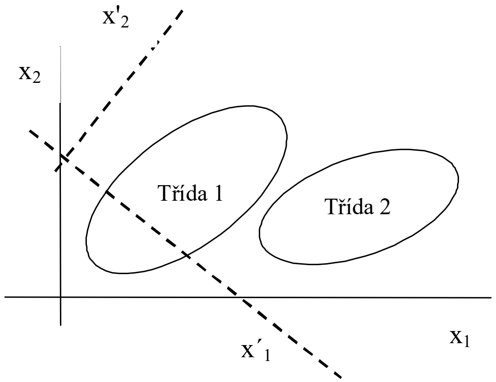
Cíl: Z většího počtu příznaků vybrat pouze ty nejvýznamnější z hlediska rozpoznávání.

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

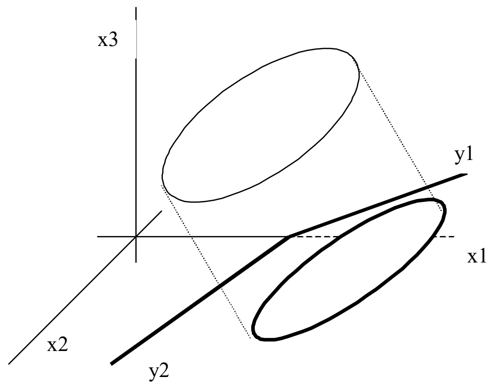
- vycházejí z Karhunen-Loevova rozvoje

Idea:

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

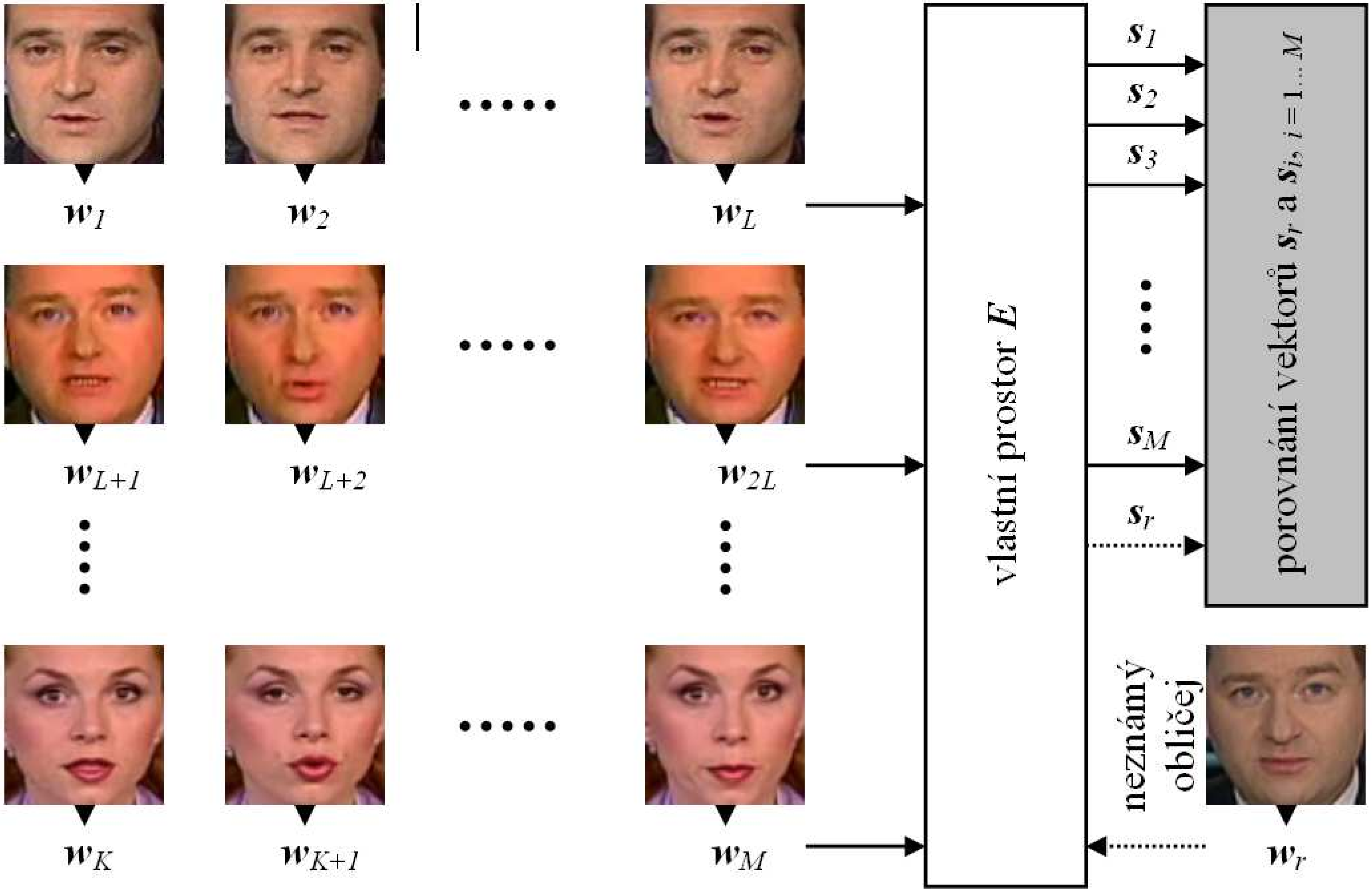
y=Tx $$\begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_{11} & \cdots & T_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ T_{m1} & \cdots & T_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$ T je matice *n* x *m*

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 - PCA



Redukce počtu příznaků - PCA

Př. 9 známých obrázků o velikosti 64 x 64 pixelů, 1 neznámý, postup:

Trénovací část

1) Obrázky převedeny na šedotónové, z obrázku vytvořen vektor o délce 4096 – seřazení sloupců (nebo řádků) matice obrazu za sebe
2) Ze známých obrázků (vektorů) vytvořena matice Wp – velikost 4096 x 9
3) Z řádků matice Wp spočítán průměrný vektor wp – délka 4096
4) Vytvoření matice W – od sloupců Wp odečten wp
5) Vytvoření kovarianční matice $C = W^T * W$ – velikost 9 x 9
6) Z matice C spočítány vlastní čísla a jím náležející vlastní vektory
7) Z vlastních vektorů vytvořena matice Ep – vlastní vektory seřazeny podle velikosti (od největšího k nejmenšímu) vlastního čísla – velikost 9 x 9
8) Vytvoření matice (vlastní prostor – EigenSpace) $E = W * Ep$ – velikost 4096 x 9
9) Projekce známých vektorů do vlastního prostoru $PI = E^T * W$

Testovací část

1) Převedení neznámého obrázku do stupně šedi a vytvoření vektoru wpu
2) Vektor wu = wpu – wp
3) Projekce neznámého vektoru $PT = E^T * wu$
4) Porovnání známých příznakových vektorů PI(i) a neznámého PT – např. dle minimální vzdálenosti

Redukce počtu 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

Rozpoznávání objektů – minimální vzdálenost

V městských blocích

$$d_B(\boldsymbol{s}_r, \boldsymbol{s}_i) = \sum_{m=1}^{M} \left| \boldsymbol{s}_r(m) - \boldsymbol{s}_i(m) \right|$$

Euklidova vzdálenost

$$d_E(\boldsymbol{s}_r, \boldsymbol{s}_i) = \sqrt{\sum_{m=1}^{M} \left(\boldsymbol{s}_r(m) - \boldsymbol{s}_i(m) \right)^2}$$

Kosinová vzdálenost

$$d_C(\boldsymbol{s}_r, \boldsymbol{s}_i) = \frac{\sum_{m=1}^{M} \boldsymbol{s}_r(m) \boldsymbol{s}_i(m)}{\sqrt{\sum_{m=1}^{M} \boldsymbol{s}_r(m)^2 \sum_{m=1}^{M} \boldsymbol{s}_i(m)^2}}$$

Mahalanobisova vzdálenost

$$d_M(\boldsymbol{s}_r, \boldsymbol{s}_i) = -\sum_{m=1}^{M} \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \boldsymbol{s}_r(m) \boldsymbol{s}_i(m)$$

Rozpoznávání objektů – minimální vzdálenost

Pravidlo nejbližšího souseda - NN (Nearest Neighbour)
neznámý vzorek se zařadí do té třídy, k jejímuž představiteli má nejmenší vzdálenost

Pravidlo k nejbližších sousedů - kNN (k Nearest Neighbours)
neznámý vzorek se zařadí do té třídy, jejíž představitelé jsou nejvíce zastoupeny v uspořádané k-tici nejbližších sousedů

Reprezentace pomocí etalonů:

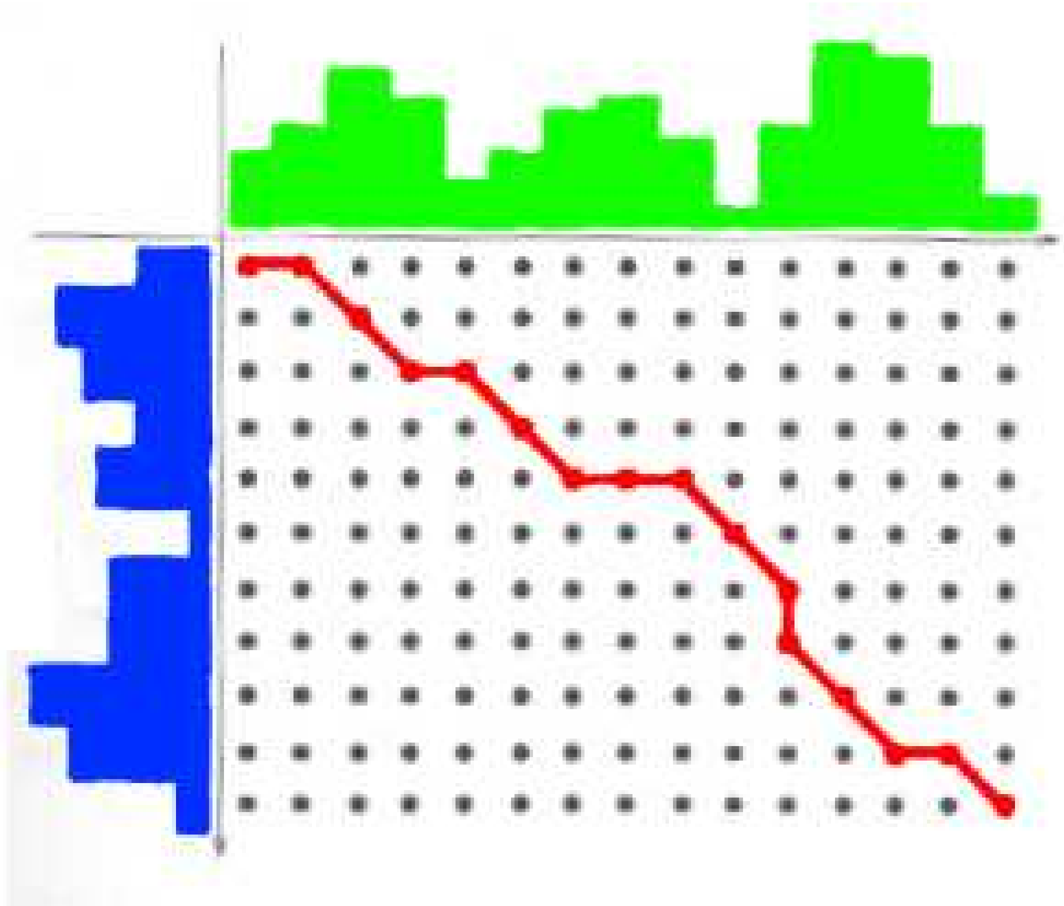
Každá třída je reprezentována **etalonem** - vzorkem třídy, který ji nejlépe reprezentuje ve smyslu minimální vzdálenosti.

Etalon je buď skutečným prvkem třídy, nebo může vzniknout výpočtem, např. průměrováním, z příznakových vektorů třídy.

Při klasifikaci se měří vzdálenosti $|\mathbf{x} - \mathbf{e_r}|$ a vybere se T_r , aby $|\mathbf{x} - \mathbf{e_r}| = \min_{s=1,2..R} |\mathbf{x} - \mathbf{e}_s|$

Rozpoznávání objektů – minimální vzdálenost

Dynamické borcení času: DTW - Dynamic time warping

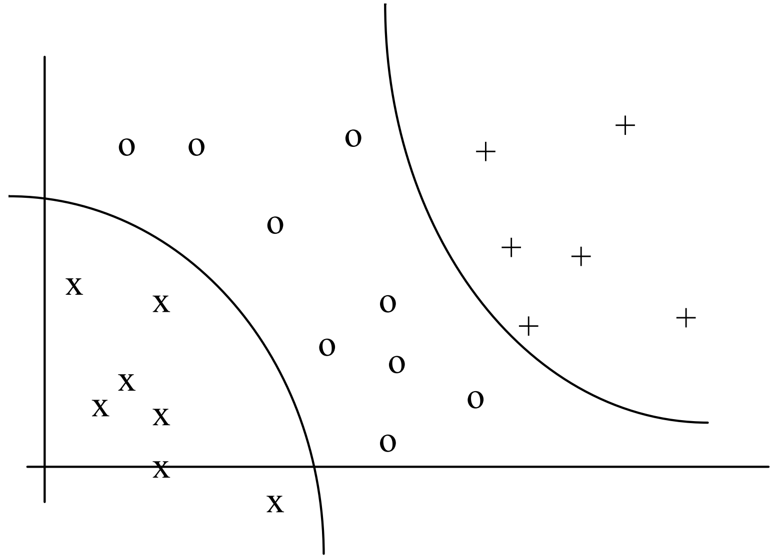


Rozpoznávání objektů – Metoda diskriminačních funkcí

vychází z předpokladu, že obrazový prostor lze rozdělit na disjunktní části pomocí rozdělujících nadploch:

v E2 ..... rozdělující křivky

v E3 ..... rozdělující plochy



Rozdělující nadplochy lze určit pomocí **diskriminačních funkcí** g_1, ... g_R,

přičemž g_r je vybrána tak, aby pro všechna platilo $g_r(x) > g_s(x) \quad s = 1,\dots R, \quad s \neq r$

Rozdělující plocha mezi třídami T_r a T_s je dána rovnicí: $g_r(x) - g_s(x) = 0$

Rozpoznávání objektů – metoda max. pravděpodo.

(též nazývaná metoda minimální chyby)

Princip: každá třída je reprezentována

a) ***apriorní*** pravděpodobností třídy
pravděpodobností výskytu prvků této třídy $P(T_r)$

musí platit $\sum_{r=1}^{R} P(T_r) = 1$

b) podmíněnou hustotou pravděpodobností $p(\mathbf{x} \mid T_r)$
udává rozložení pravděpodobnosti vektoru příznaků x pro třídu T_r

Trénování: pro každou třídu se na trénovací množině určí (odhadnou) výše uvedené pravděpodobnosti

Rozpoznávání: **aplikace Bayesova pravidla**

$$P(T_r \mid \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} \mid T_r) P(T_r)}{p(\mathbf{x})}$$

$P(T_r \mid \mathbf{x})$ **...** ***aposteriorní*** pravděpodobnost, že **x** patří do třídy T_r

$p(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{R} p(\mathbf{x} \mid T_i) P(T_i)$ **....** absolutní pravd. hustota rozložení vektoru příznaků (nezávisle na třídě)

Rozpoznávání objektů – metoda max. pravděpodo.

c) Metoda maximální pravděpodobnosti – příklad

V útulku se nachází 70% psů a 30% koček.
20% koček a 10% psů je černých.
Z dálky kamerou snímáme černé zvíře – jaká je pravděpodobnost, že to je pes?

- ***apriorní*** pravděpodobnost:

  třída - psy $P(T_1)$ = 70%, kočky $P(T_2)$ = 30% $\sum_{r=1}^{R} P(T_r) = 1$

- ***podmíněnou hustotou pravděpodobností***

  náhodně vybraný pes je černý $p(\mathbf{x} \mid T_1)$ = 10%
  náhodně vybraná kočka je černá $p(\mathbf{x} \mid T_2)$ = 20%

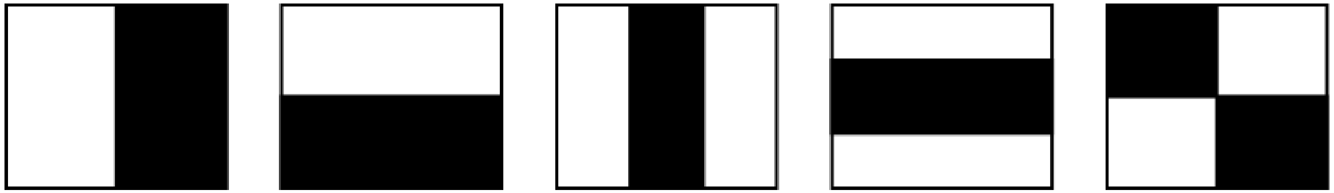
náhodně vybrané zvíře je černé $p(\mathbf{x}) = 0,7 \times 0,1 + 0,3 \times 0,2 = 0,13$

pozorované černé zvíře je pes $p(T_1 \mid \mathbf{x}) = (0,1 \times 0,7) / 0,13 = 54\%$

pozorované černé zvíře je kočka $p(T_2 \mid \mathbf{x}) = (0,2 \times 0,3) / 0,13 = 46\%$

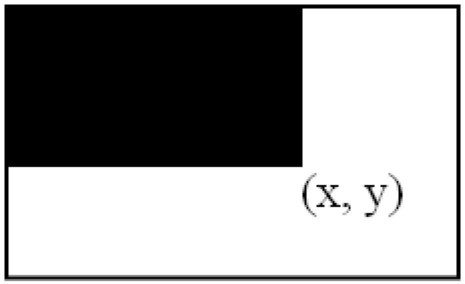
AdaBoost a “Haar-like” příznaky

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

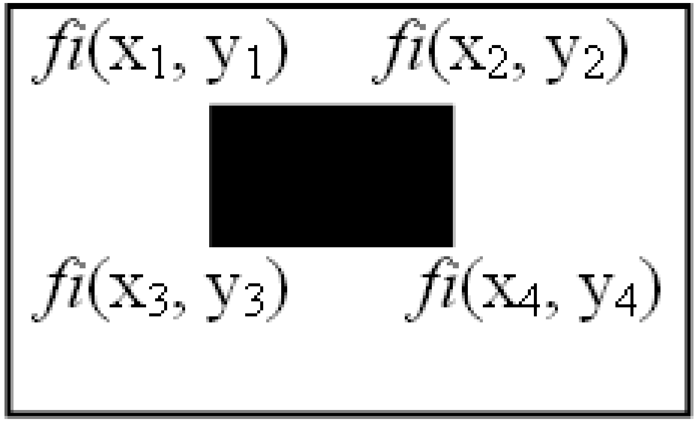


A B C

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



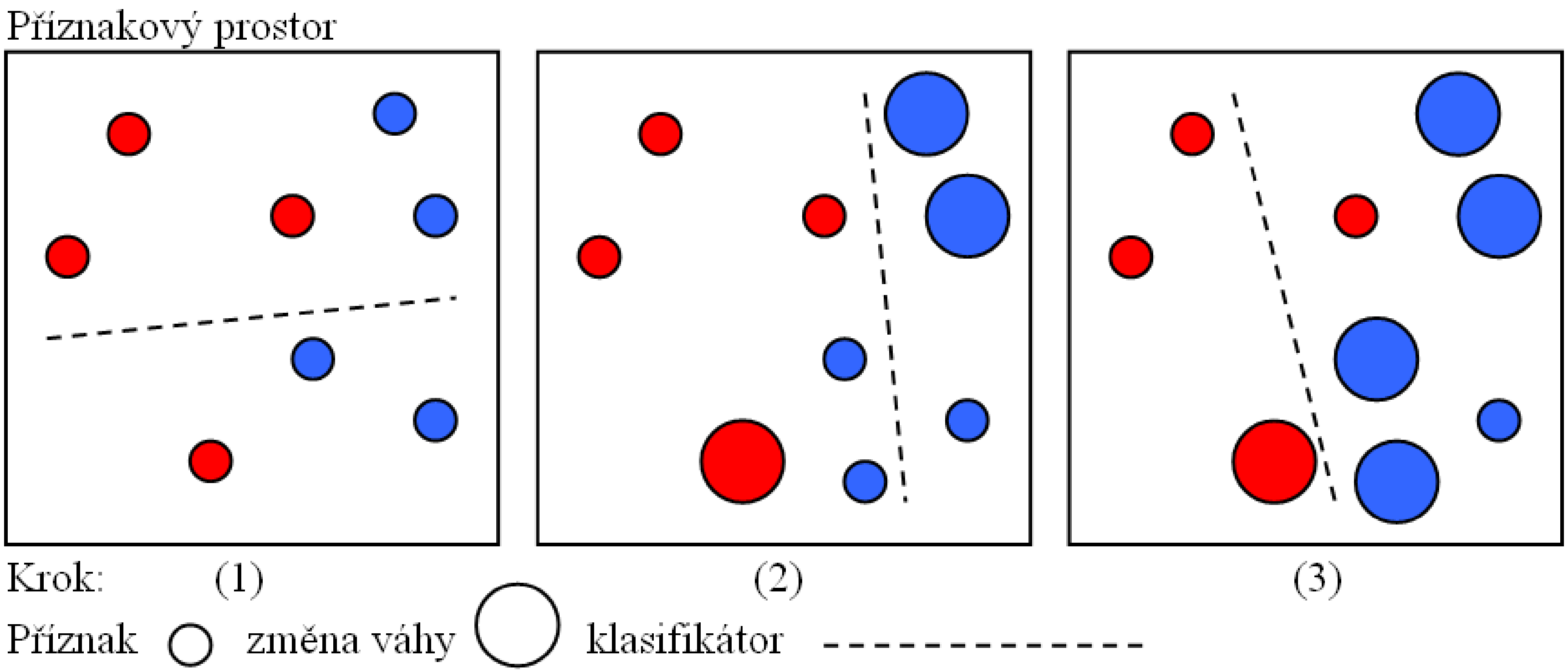
AdaBoost a “Haar-like” příznaky



- suma byla spočítána ze čtyř hodnot na základě využití dvou operací sčítání a jedné operace odčítání: (*fi*(x1, y1) + f*i*(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

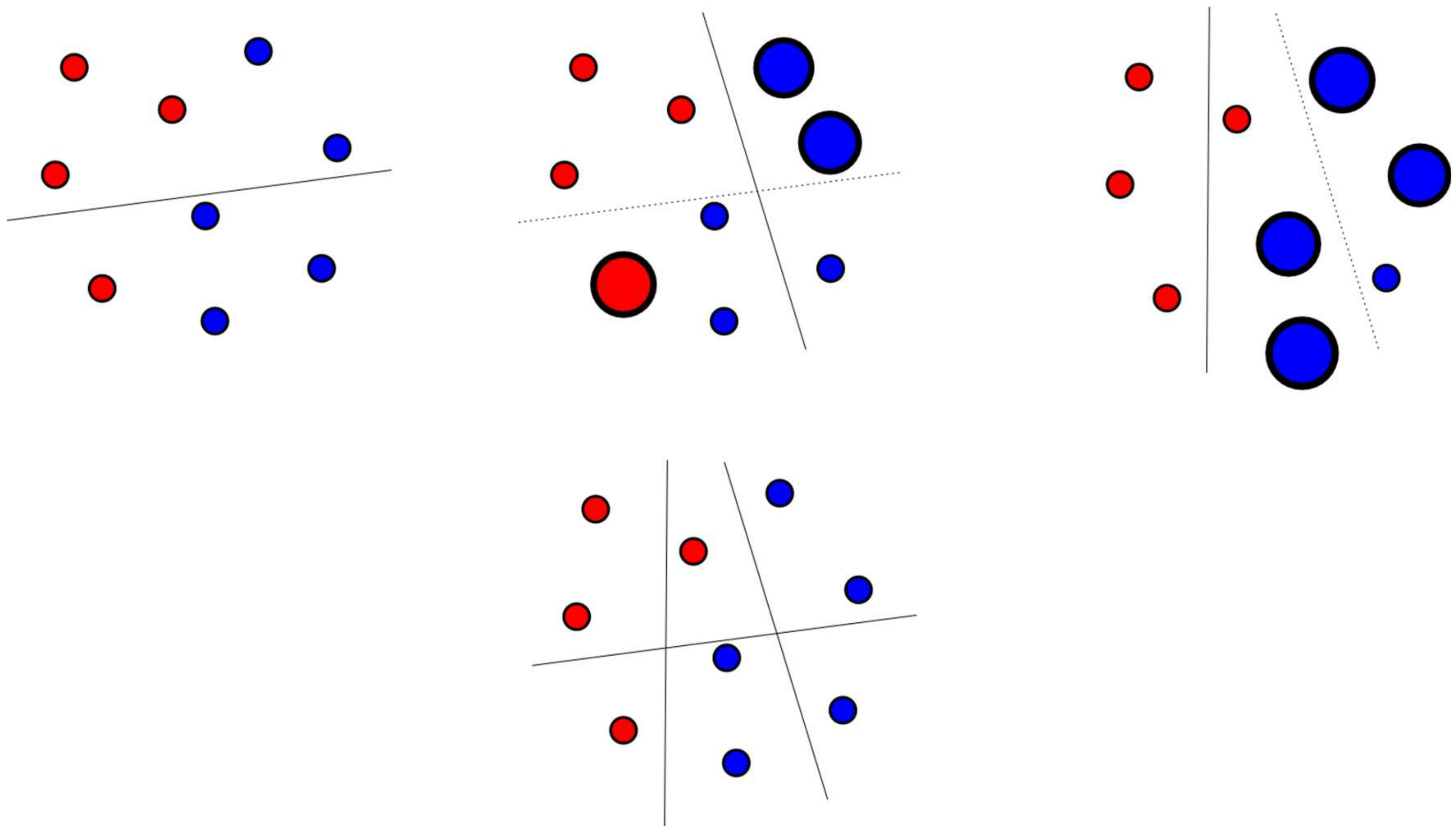
AdaBoost a “Haar-like” příznaky

- Algoritmus AdaBoost



AdaBoost a “Haar-like” příznaky

- Algoritmus AdaBoost

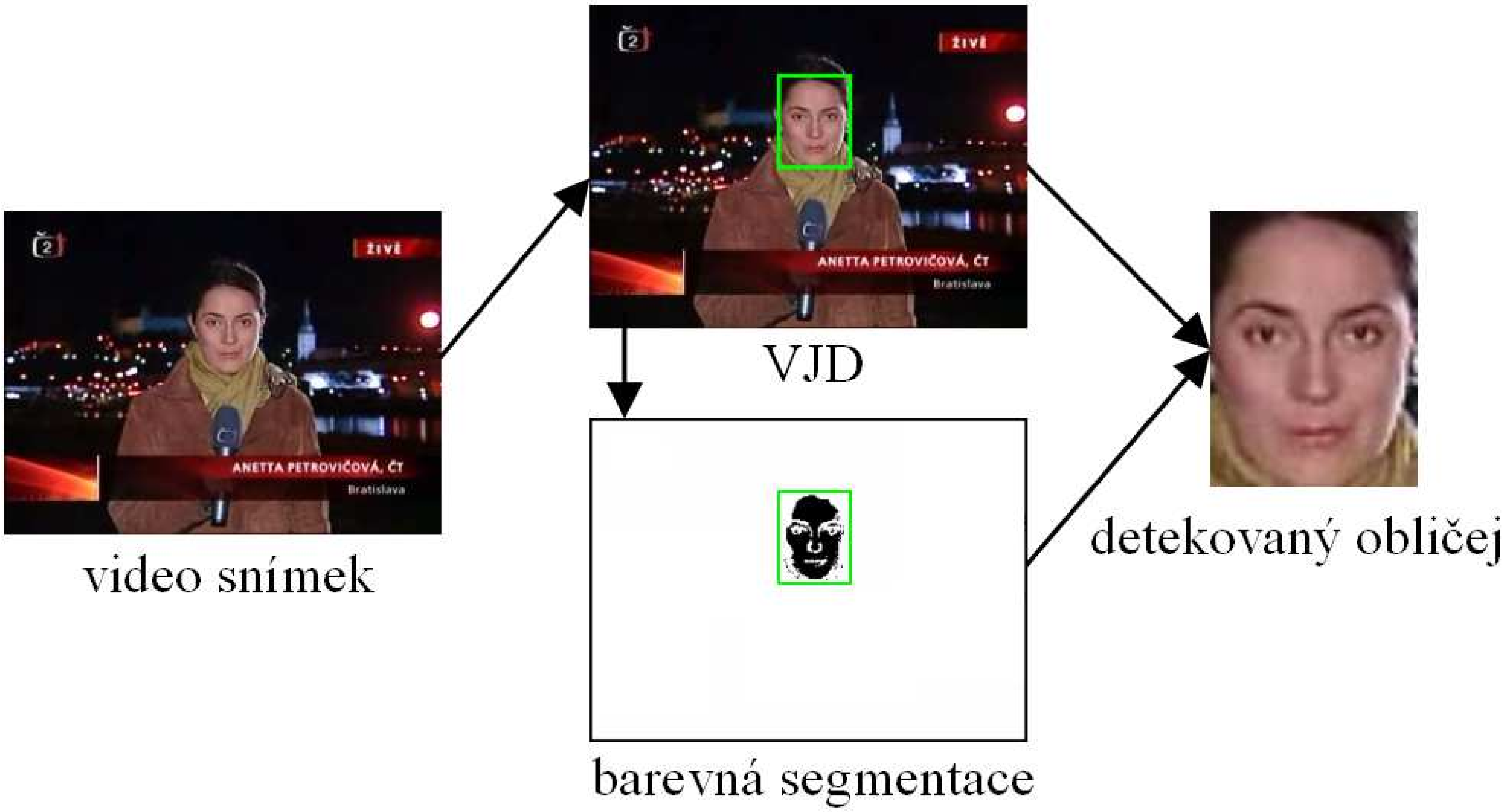


AdaBoost a “Haar-like” příznaky

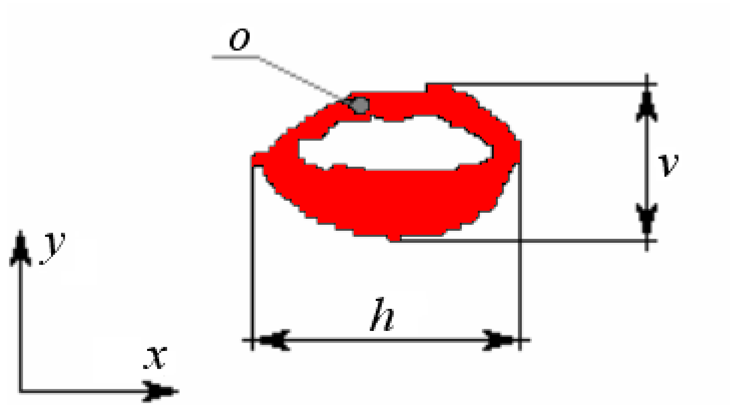
- Trénovací data:
- 5000 obličejů o rozměrech 24x24
- Trénování je výpočetně náročné
- V detekční fázi velmi rychlé, >200 FPS pro 640x480.

[Viola, Jones (2001): Robust Real-time Object Detection]

AdaBoost a “Haar-like” příznaky



Využití dynamiky chování rozpoznaných objektů



horizontální rozšíření rtů *h*:

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

Vertikální rozšíření rtů *v*:

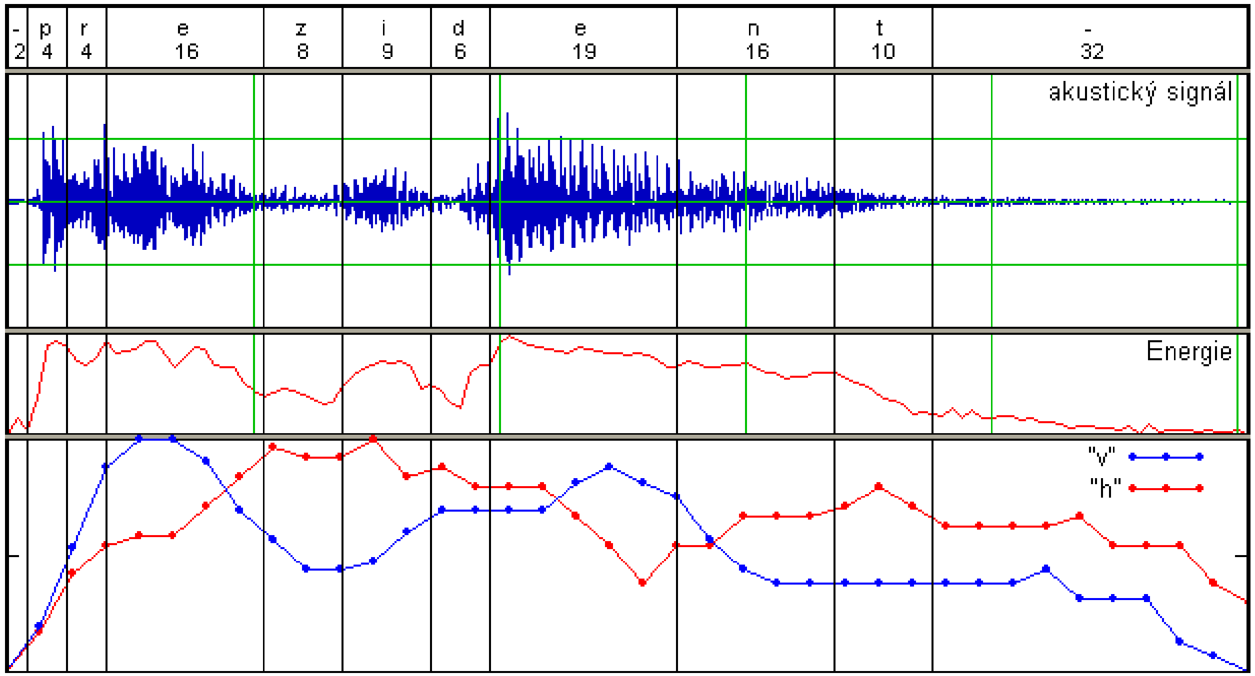
$$v = \max_{x=0..M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)$$

oblast rtů *o*:

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

zaokrouhlení rtů *r*:

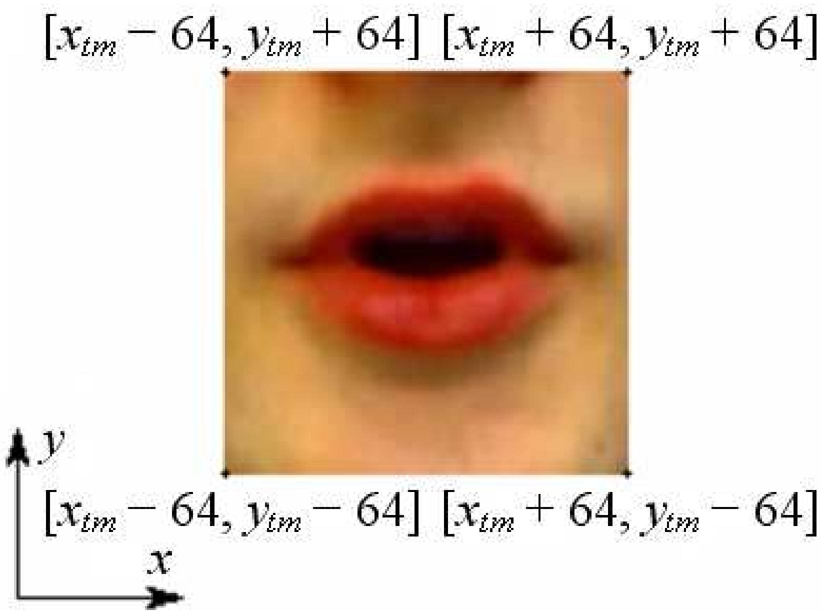
$$r = \frac{v}{h}$$



Využití dynamiky chování rozpoznaných objektů

2D Diskrétní kosinová transformace:

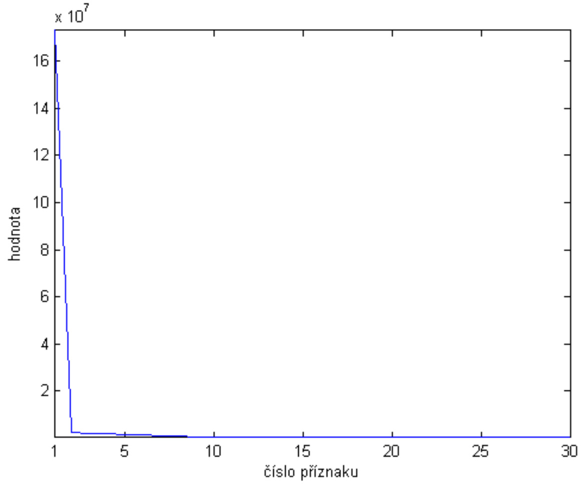
$$F(u,v)=\frac{2c(u)c(v)}{N}\sum_{m=0}^{N-1}\sum_{n=0}^{N-1}f(m,n)\cos\left(\frac{2m+1}{2N}u\pi\right)\cos\left(\frac{2n+1}{2N}v\pi\right)\quad c(k)=\begin{cases}\frac{1}{\sqrt{2}} & pro\ k=0\ \frac{1}{\sqrt{2}}\\ 1 & pro\ k>0\ \ 1\end{cases}$$



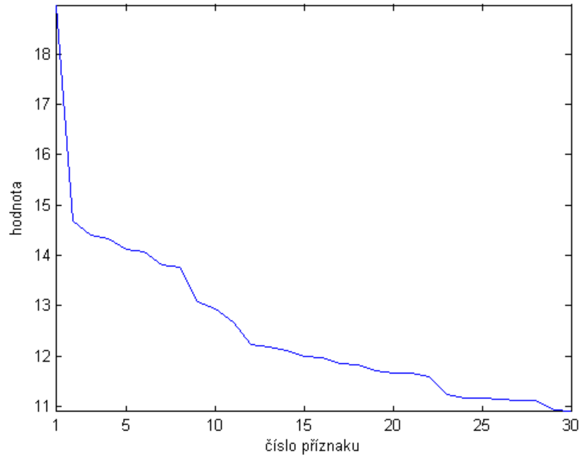
N nejvyšších hodnot energie: $E(u,v)=F(u,v)^2$

Využití dynamiky chování rozpoznaných objektů

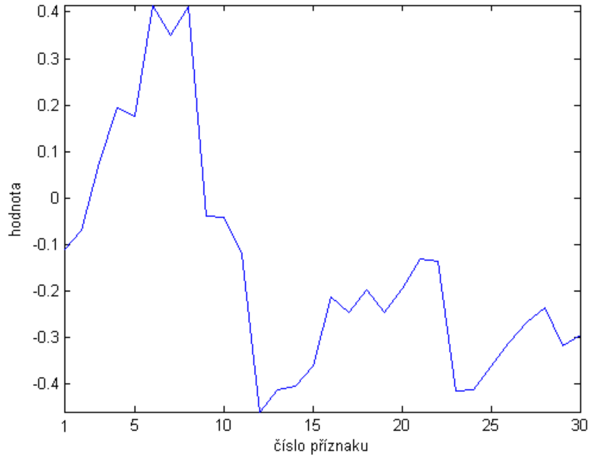
Normalizace příznakového vektoru:



$E(u,v)$



$\log\left(E(u,v)\right)$



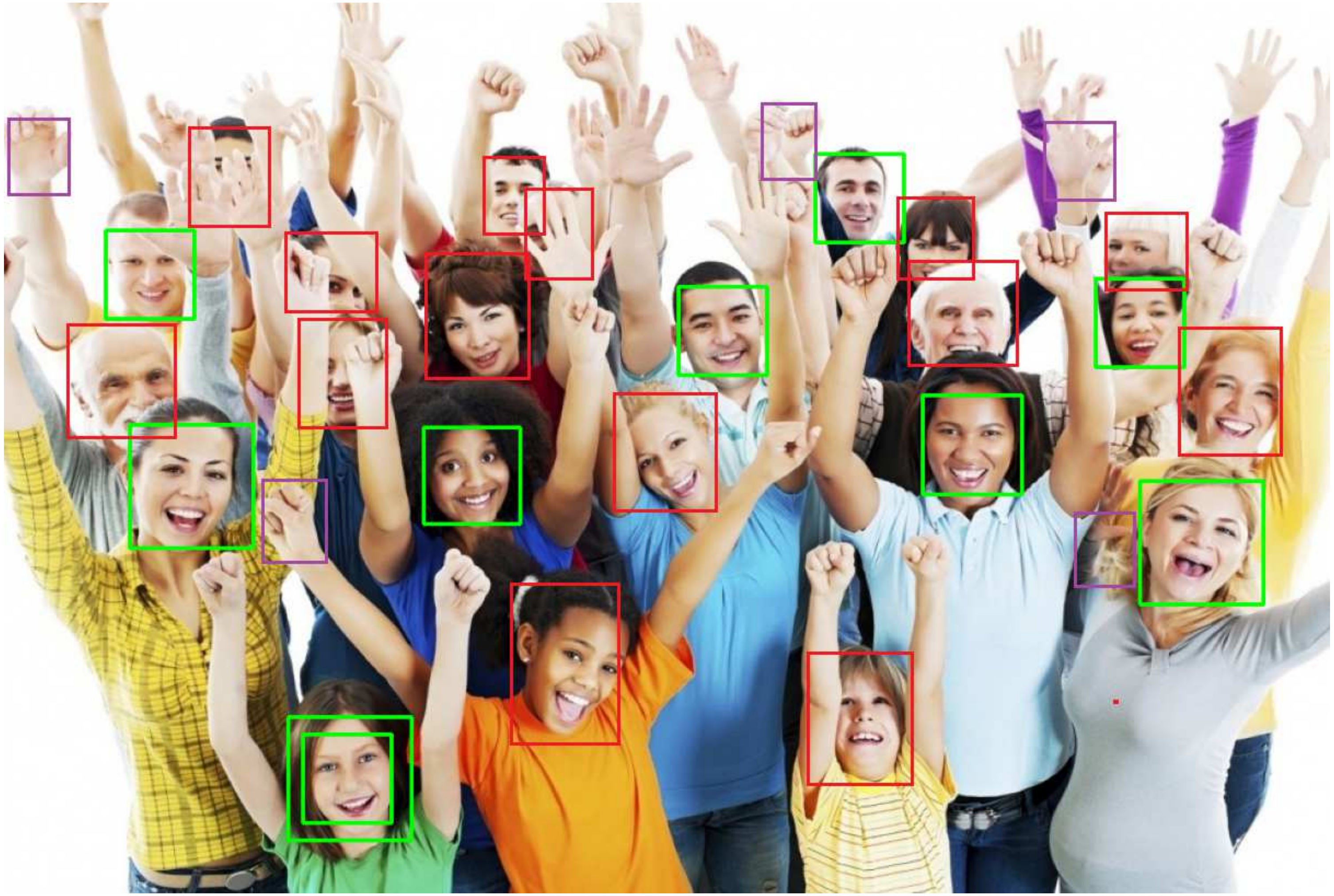
$\log\left(E(u,v)\right) - FMS$

Výpočet dynamických příznaků:

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

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

Vyhodnocení výsledků rozpoznávání



N = 23; YES = 9; NO = 14; MULTIPLE = 1; ADD = 4

ACC = YES / N = (9 / 23) * 100 = 39%?

Vyhodnocení výsledků rozpoznávání

Accuracy, Precision, Recall, F1

		Klasifikátor	
		Positive	Negative
Realita	Positive	True P.	False P.
	Negative	False N.	True N.

		Klasifikátor	
		jablko	hruška
Realita	jablko		
	hruška		

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP+TN+FP+FN} = 8 / 20 = 0{,}4$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} = 4 / 5 = 0{,}8$$

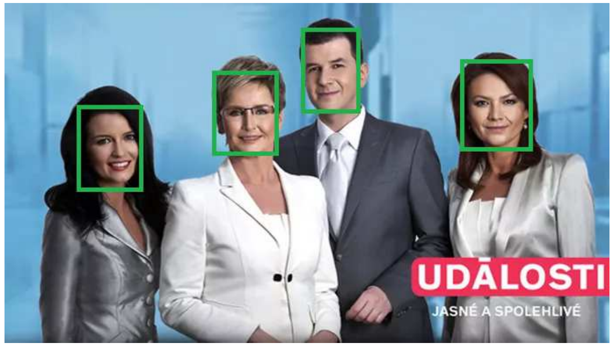
$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} = 4 / 6 = 0{,}67$$

$$F1 = \frac{2 \,.\, \text{Precision} \,.\, \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 2.0{,}8.0{,}67 / (0{,}8+0{,}67) = 0{,}73$$

Accuracy - Kolik klasifikací bylo pravdivých
Precision - Kolik pozitivních klasifikací bylo pravdivých
Recall - Jak dobře klasifikátor dokáže najít všechny pozitivní předpovědi.
F1 – Jak je klasifikátor efektivní. Precision nebo Recall >>> 0, F1 >>> 0

Vyhodnocení výsledků rozpoznávání

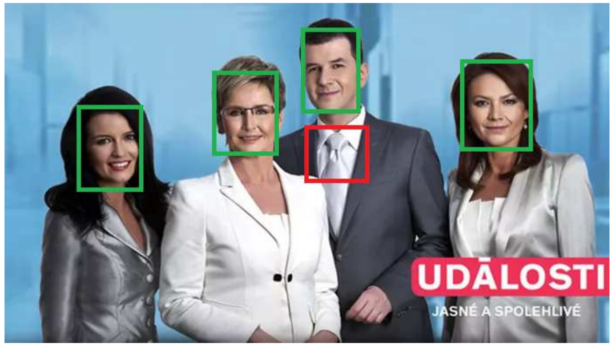
Accuracy, Precision, Recall, F1



TP = 4; TN = 0; FP = 0; FN = 0
Acc = 1; P = 1; R = 1; F1 = 1

		Klasifikátor	
		Positive	Negative
Realita	Positive	True P.	False P.
	Negative	False N.	True N.

		Klasifikátor	
		Obličej	No
Realita	Obličej	True P.	False P.
	No	False N.	True N.



TP = 4; TN = 0; FP = 0; FN = 1
Acc = 0,8; P = 1; R = 0,8; F1 = 0,89

TP = 0; TN = 0; FP = 4; FN = 0
Acc = 0; P = 0; R = 0; F1 = 0

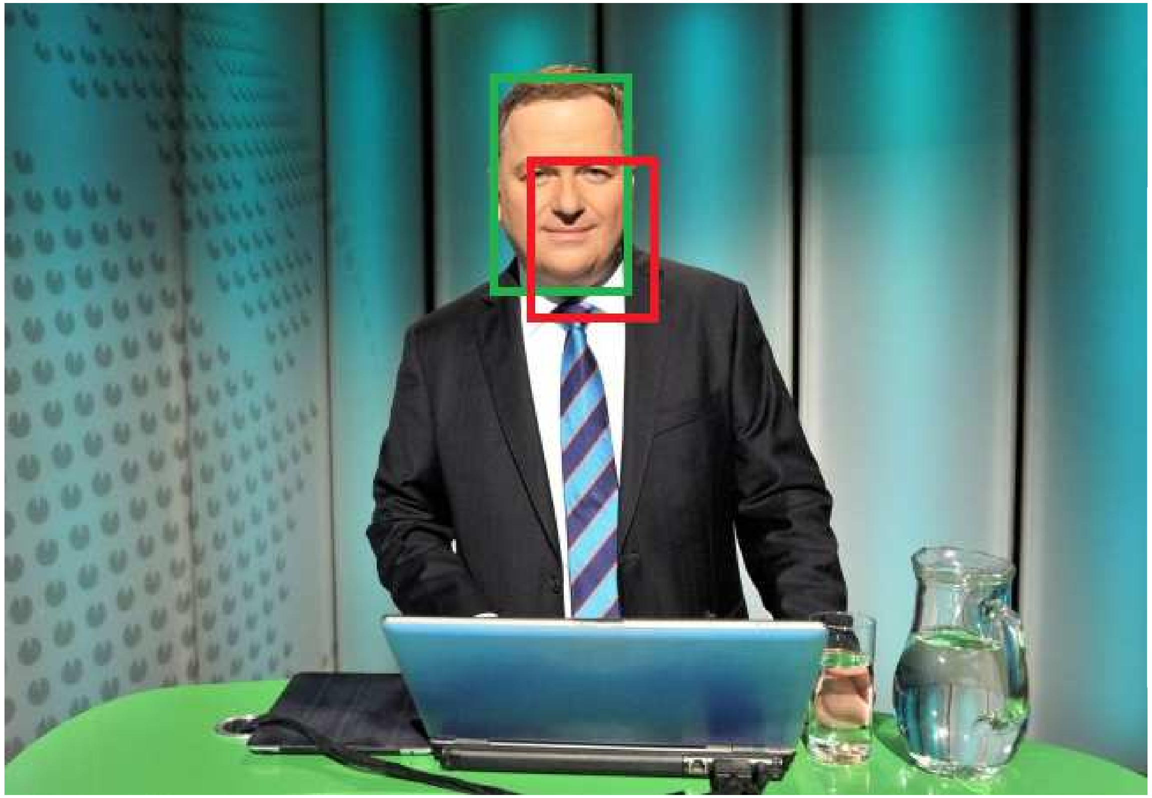
TP = 0; TN = 1; FP = 0; FN = 0
Acc = 1; P = 0; R = 0; F1 = 0

Vyhodnocení výsledků rozpoznávání

OK!

???

Vyhodnocení výsledků rozpoznávání



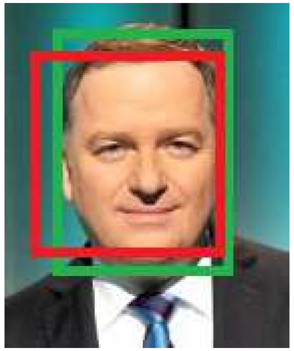
Intersection over Union (IoU)

$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}}$$

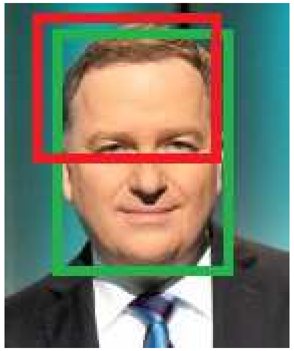
Vyhodnocení výsledků rozpoznávání

mean Average Precision (mAP)

Average Precision např. pro IoU 0,5 se vypočítá jako plocha pod křivkou Precision –Recall, kde měníme práh spolehlivosti (související s IoU) od 0 do 1



IoU = 0,8



IoU = 0,4

T = 0,5 IF IoU < T >>> FP
ELSE >>> TP
mAP@IoU=0,5

Precision = TP / (TP + FP)
Recall = TP /(TP + FN)
mean je průměr přes jednotlivé AP pro různé T u IoU
COCO challenge: 10x IoU 0.5:0.05:0.95

$$\mathrm{mAP} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\mathrm{AP}_i$$

Precision - Recall curve