

# Pokročilé metody analýzy dat v neurovědách



RNDr. Eva Janoušová  
doc. RNDr. Ladislav Dušek, Dr.

Jaro 2016

# Blok 7

## Klasifikace dat I

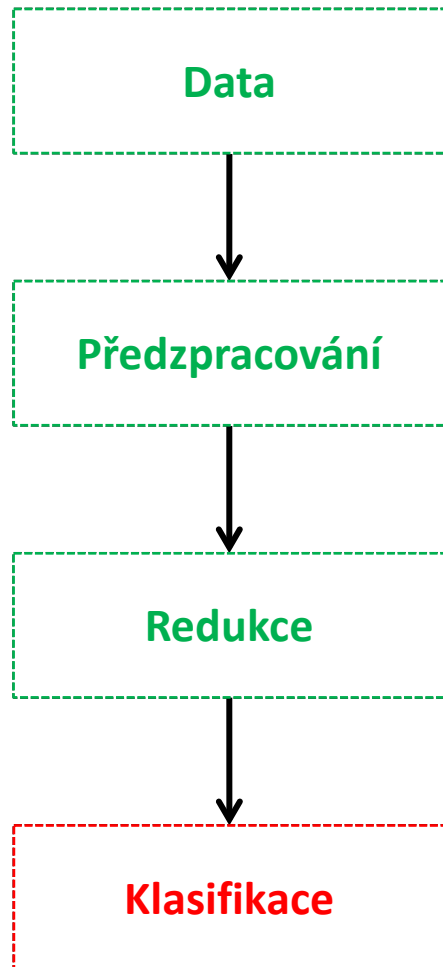
# Osnova

---

1. Úvod do klasifikace dat
2. Klasifikace pomocí diskriminačních funkcí:
  - lineární diskriminační funkce
  - Bayesův klasifikátor
3. Klasifikace pomocí minimální vzdálenosti
4. Klasifikace pomocí hranic:
  - Fisherova lineární diskriminační analýza

# Úvod do klasifikace dat

# Schéma analýzy a klasifikace dat



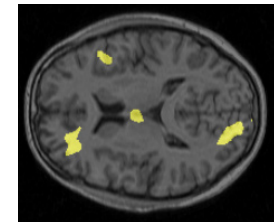
Ukázka - kognitivní data apod.

	A	B	C	D	E
1	id	vek	pohlavi	vyska	vaha
2	1	38	Z	164	45
3	2	36	M		90
4	3	26	Z	178	70

	A	B	C	D	E
1	id	vek	pohlavi	vyska	vaha
2	1	38	Z	164	45
3	2	36	M	167	90
4	3	26	Z	178	70

	A	B	C	D	E
1	id	vek	pohlavi	vyska	vaha
2	1	38	Z	164	45
3	2	36	M	167	90
4	3	26	Z	178	70

Ukázka - obrazová data



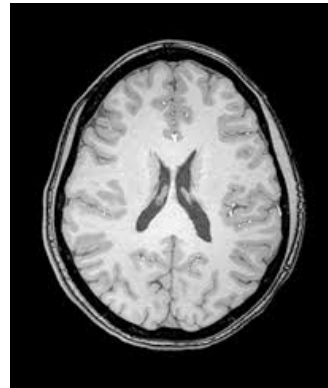
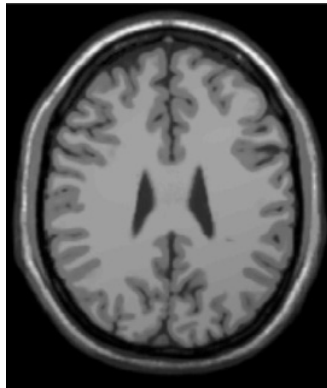
nebo



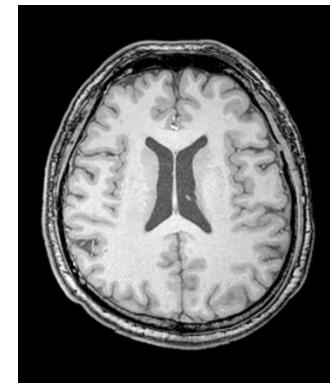
# Proč používat klasifikaci dat?

1. Podpora diagnostiky onemocnění mozku (Alzheimerova choroba, schizofrenie atd.):

Zdravé  
subjekty

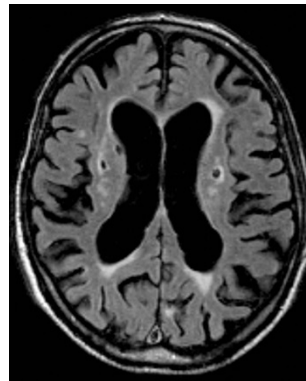
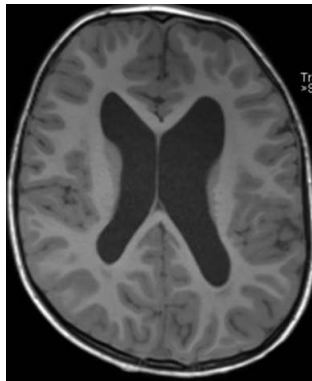


Nový subjekt



Pacient? x Zdravý?

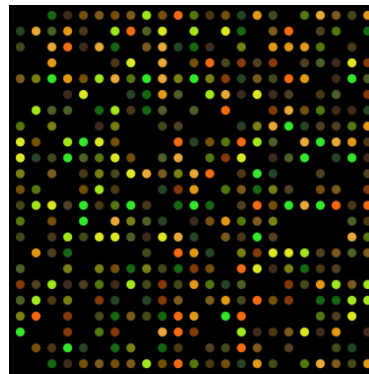
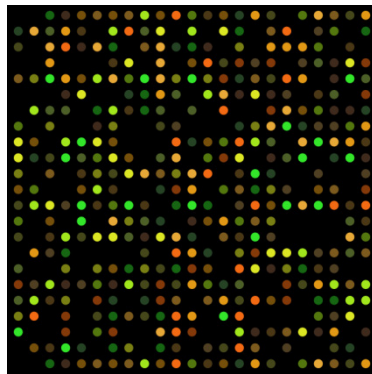
Pacienti



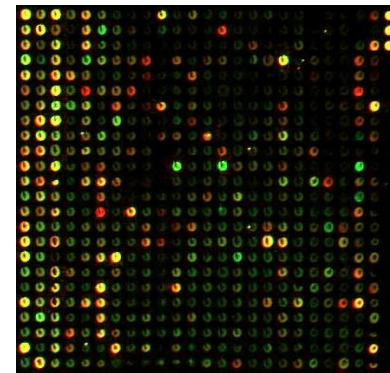
# Proč používat klasifikaci dat?

2. Odhalení genetického onemocnění na základě dat s microarray experimentů:

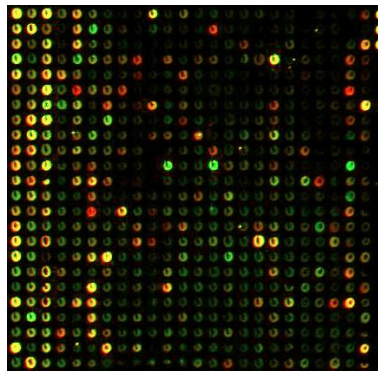
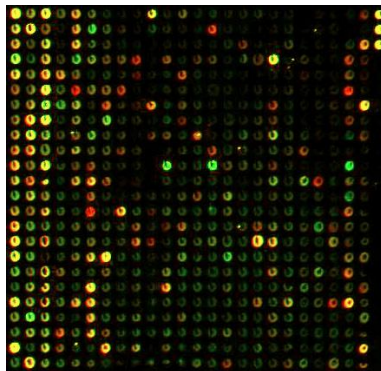
Zdravé  
subjekty



Nový subjekt



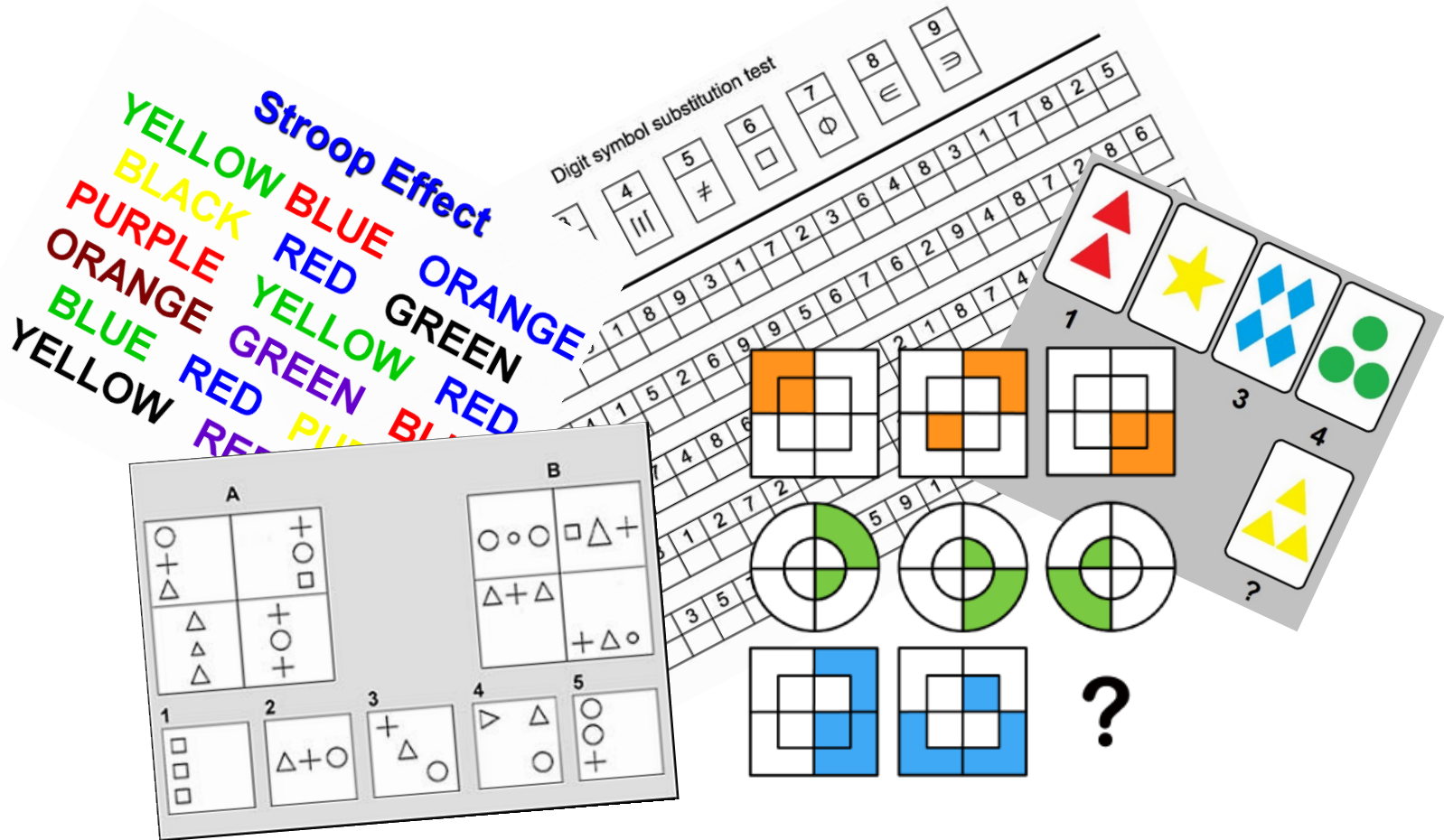
Pacienti



Pacient? x Zdravý?

# Proč používat klasifikaci dat?

3. Zjištění demence a dalších onemocnění na základě kognitivních testů:



Demence ano? x Demence ne?



# Proč používat klasifikaci dat?

## 4. Rozpoznání hmyzu:

Nejedovaté housenky



Jedovaté housenky



Jedovatá nebo nejedovatá  
housenka?

# Proč používat klasifikaci dat?

## 5. Rozpoznání vadných výrobků:

Matičky bez vady



Matičky s vnitřní prasklinou



?



Matička bez vady nebo s vnitřní prasklinou?

# Proč používat klasifikaci dat?

## 6. Rozpoznání tváře při vstupu do zabezpečené budovy:

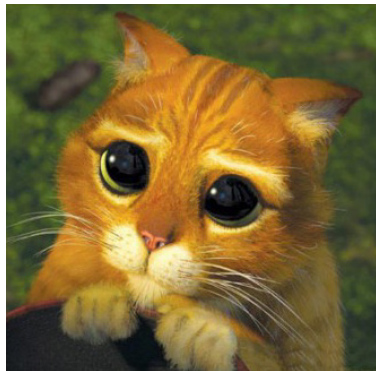
Nemá  
přístup do  
budovy



?



Má přístup  
do budovy



Dostane se do  
budovy: ano? x  
ne?

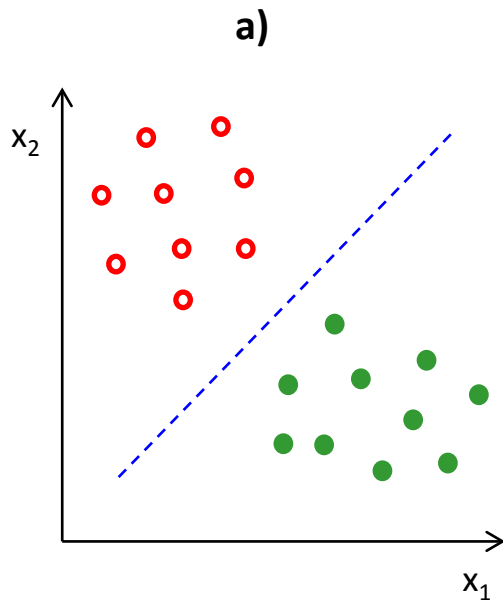
# Cíle klasifikace dat - shrnutí

- **rozhodnutí o typu či charakteru objektu** – např. že daný člověk může vstoupit do budovy či nikoliv, že zvíře je medvěd hnědý nebo medvěd lední apod. – **klasifikační**, resp. **rozpoznávací úloha**;
- **posouzení kvality stavu analyzovaného objektu** – např. zda je pacient v pořádku, nebo má infarkt myokardu, cirhózu jater, apod. – opět **klasifikační**, resp. **rozpoznávací úloha**;
- **rozhodnutí o budoucnosti objektu** – např. zda lze pacienta léčit a vyléčit, zda les po 20 letech odumře, jaké bude sociální složení obyvatelstva na daném území a v daném čase – **klasifikační**, resp. **predikční úloha**
- poznámka: v některých oblastech se pojem predikce a klasifikace rozlišuje:
  - pojem **klasifikace** je používán, použije-li se klasifikačního algoritmu pro známá data; pokud jsou data nová, pro která apriori neznáme klasifikační třídu, pak hovoříme o **predikci** klasifikační třídy
  - pojem **klasifikace** používáme, pokud vybíráme identifikátor klasifikační třídy z určitého diskrétního konečného počtu možných identifikátorů; pokud určujeme (predikujeme) spojitou hodnotu, např. pomocí regrese, pak hovoříme o **predikci**, i když tento pojem nemá časovou dimenzi

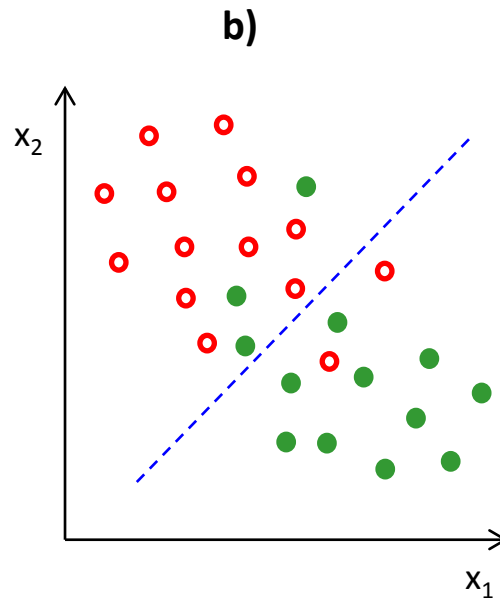
# Klasifikace versus diskriminační analýza

- **klasifikace** – rozdělení (konkrétní či teoretické) dané skupiny (množiny) objektů na konečný počet dílčích skupin (podmnožin), v nichž všechny objekty mají dostatečně podobné společné vlastnosti. Předměty (jevy), které mají podobné uvažované vlastnosti tvoří třídu (skupinu).
- **diskriminační analýza** – hledá vztah mezi kategoriální proměnnou a množinou vzájemně vázaných proměnných; je to podskupina klasifikačních metod
- poznámka: analýza a klasifikace dat občas nazývána souhrnně jako:
  - „rozpoznávání obrazů“ (*pattern recognition*) – obraz nejen ve smyslu obraz mozku či obraz sítnice oka, ale ve smyslu popis (tzn. „obraz“) reálného objektu
  - „dolování z dat“ (*data mining*)
  - „strojové učení“ (*machine learning*)

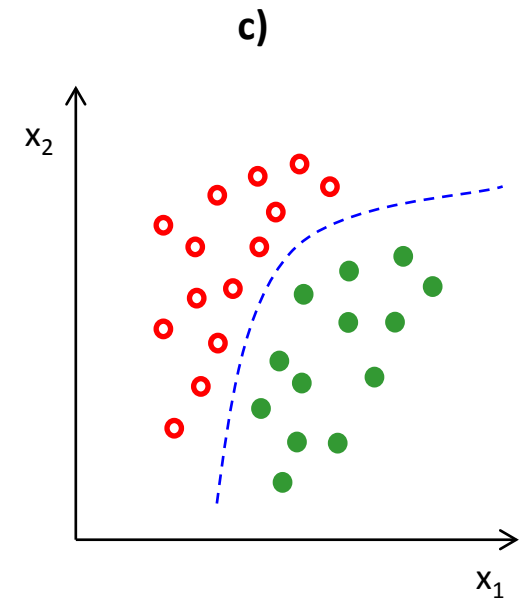
# Lineární separabilita



lineárně separabilní  
úloha



lineárně neseparabilní  
úloha  
lineárně separované  
klasifikační třídy

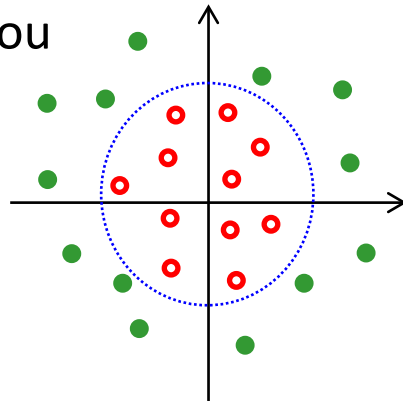


nelineárně  
separabilní úloha

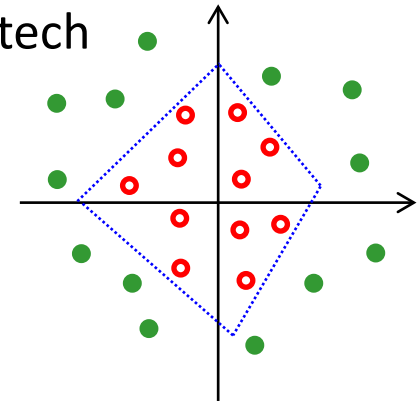
# Lineárně neseparabilní třídy – způsoby řešení

1. zachováme původní obrazový prostor a zvolíme nelineární hranici:

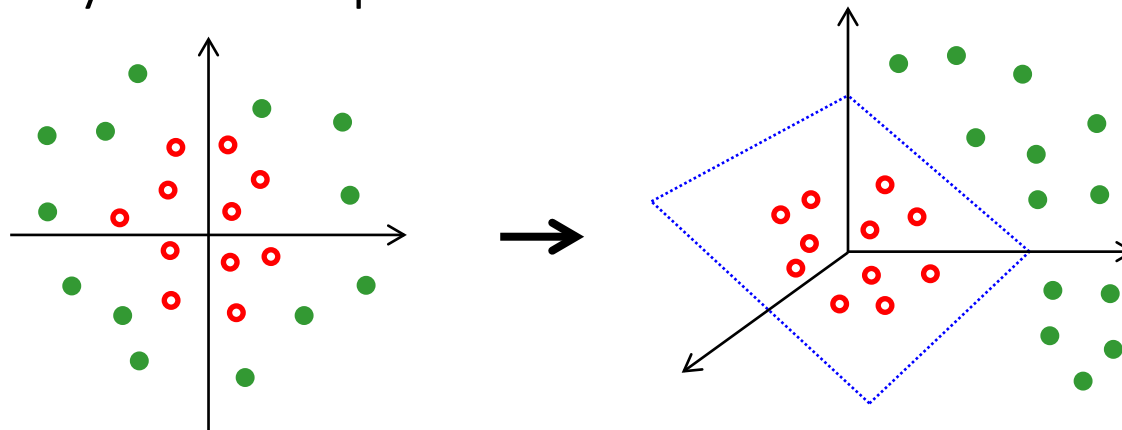
a) definovanou  
obecně



b) složenou po částech  
z lineárních úseků

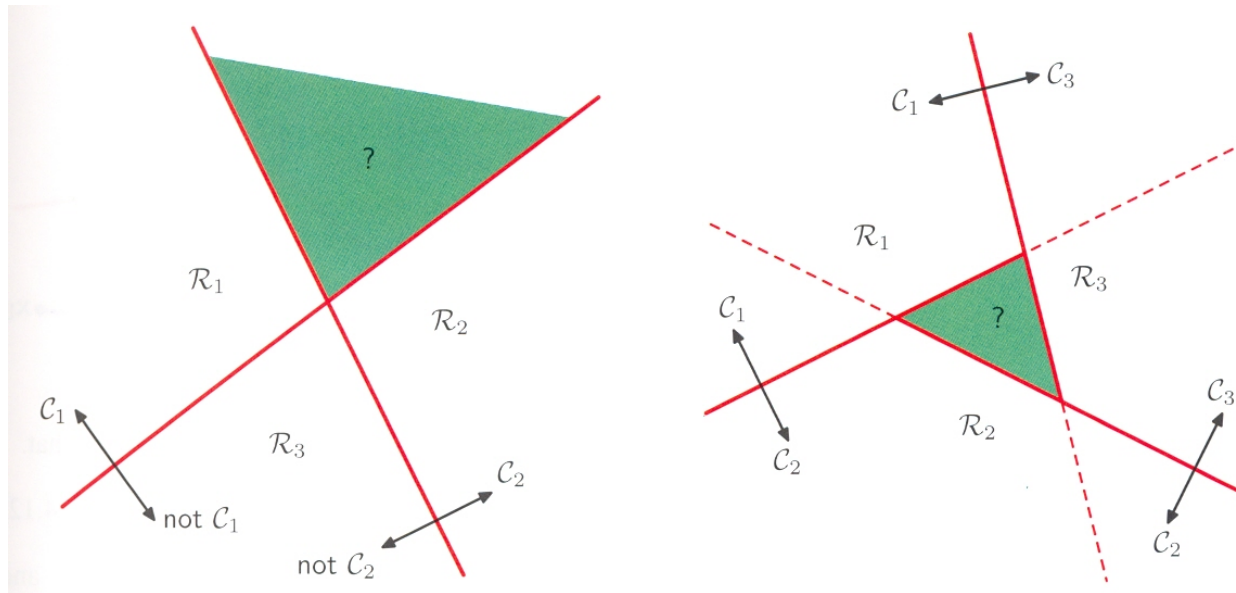


2. zobrazíme původní  $p$ -rozměrný obrazový prostor nelineární transformací do nového  $m$ -rozměrného prostoru tak, aby v novém prostoru byly klasifikační třídy lineárně separabilní



# Klasifikace s více třídami

1. klasifikace „jedna versus zbytek“  
R-1 hranice oddělí jednu klasifikační třídu od všech dalších
2. klasifikace „jedna versus jedna“  
 $R(R-1)/2$  binárních hranic mezi každými dvěma třídami



- problematickým úsekům se můžeme vyhnout použitím diskriminačních funkcí (do r-té třídy  $\omega_r$  zařadíme obraz  $x$  za předpokladu, že  $g_r(\mathbf{x}) > g_s(\mathbf{x})$  pro  $\forall r \neq s$ )  $\rightarrow$  klasifikační hranice je průmět průsečíku  $g_r(\mathbf{x}) = g_s(\mathbf{x})$  do obrazového prostoru – takto definovaný klasifikační prostor je vždy spojitý a konvexní



# Typy klasifikátorů – podle reprezentace vstupních dat

## 1. Podle reprezentace vstupních dat:

- příznakové klasifikátory: paralelní x sekvenční
- strukturální (syntaktické) klasifikátory
- kombinované klasifikátory

## 2. Podle jednoznačnosti zařazení do skupin:

- deterministické klasifikátory
- pravděpodobnostní klasifikátory

## 3. Podle typů klasifikačních a učících algoritmů:

- parametrické klasifikátory
- neparametrické klasifikátory

## 4. Podle způsobu učení:

- učení s učitelem: dokonalým x nedokonalým
- učení bez učitele

## 5. Podle principu klasifikace:

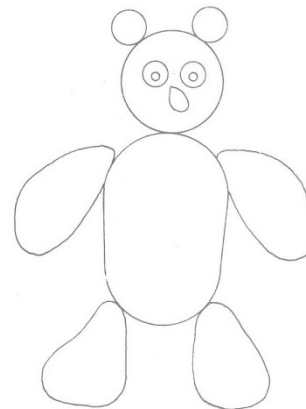
- klasifikace pomocí diskriminačních funkcí
- klasifikace pomocí vzdálenosti od etalonů klasifikačních tříd
- klasifikace pomocí hranic v obrazovém prostoru

# Typy klasifikátorů – podle reprezentace vstupních dat

- **příznakové** – vstupní data vyjádřena vektorem hodnot jednotlivých proměnných (příznaků):
  - **paralelní** – zpracování vektoru jako celku (např. Bayesův klasifikátor)
  - **sekvenční** – zpracování (občas i měření) proměnných postupně (např. klasifikační stromy)

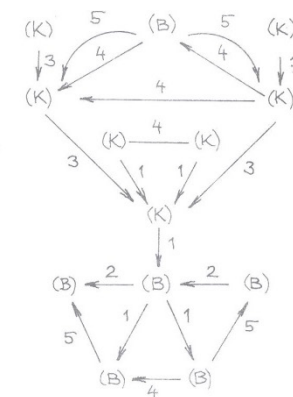
	A	B	C	D	E
1	id	vek	pohlaví	vyska	vaha
2	1	38	Z	164	45
3	2	36	M	167	90
4	3	26	Z	178	70

- **strukturální (syntaktické)** – vstupní data popsána relačními strukturami



PRIMITIVA:  
(K) – KOLEČKO  
(B) – BRAMBORA

RELACE:  
(1) – DOTÝKÁ SE SHORA  
(2) – DOTÝKÁ SE ZLEVA  
(3) – LEŽÍ UVNITŘ  
(4) – LEŽÍ VLEVO OD  
(5) – LEŽÍ POD



- **kombinované** – jednotlivá primitiva doplněna příznakovým popisem

# Typy klasifikátorů – dle jednoznačnosti zařazení do skupin

- **deterministické klasifikátory:**

- každý objekt musí patřit do nějaké třídy a nemůže být současně ve více třídách
- pozn. použití termínu „**deterministický klasifikátor**“ v případě, že klasifikátor daná data zpracuje vždy se stejným výsledkem (např. Bayesův klasifikátor) x „**nedeterministický klasifikátor**“, který může při opakovaném zpracování daných dat klasifikovat různě (např. neuronové sítě – záleží na tom, jaká bude inicializace)

- **pravděpodobnostní klasifikátory:**

- stanoví pravděpodobnost zařazení obrazů do daných klasifikačních tříd
- např. člověk má s pravděpodobností 0,6 infarkt, s pstí 0,3 má atrofii srdeční komory a s pstí 0,1 je zdravý

# Typy klasifikátorů – dle typů klasifikačních a učících algoritmů

- **parametrické klasifikátory:**

- potřeba nastavit či určit parametry
- např. prahová klasifikace (potřeba stanovit práh), metoda podpurných vektorů (potřeba stanovit parametr „C“) atd.

- **neparametrické klasifikátory:**

- není potřeba nastavovat žádné parametry
- např. klasifikace podle vzdáleností od reprezentativního objektu (tzv. „etalonu“) skupin

- pozn. z tohoto pohledu jsou klasifikační stromy parametrické klasifikátory, pokud to však hodnotíme ze statistického pohledu, jsou to neparametrické metody, protože nemají předpoklad normálního rozdělení

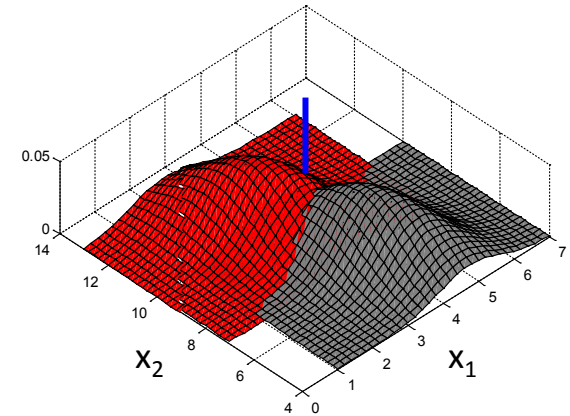
# Typy klasifikátorů – podle způsobu učení

- **učení s učitelem** – k dispozici trénovací množina, u níž známe zařazení každého objektu do jednotlivých klasifikačních tříd
  - **učení s dokonalým učitelem** – učitel se nemůže splést (tzn. předpokládáme, že všechny trénovací objekty jsou správně označené, že patří do dané třídy)
  - **učení s nedokonalým učitelem** – připouštíme, že v trénovací množině mohou být nesprávně označené subjekty (např. u některých duševních onemocnění se lékař může splést a označit pacienta za schizofrenika, i když trpí bipolární poruchou, což se však prokáže až za několik let, takže v naší trénovací množině je takto špatně zařazený subjekt)
- **učení bez učitele:**
  - trénovací množina není k dispozici a často ani předem neznáme, jaké třídy (skupiny) se v datech budou vyskytovat
  - typickým příkladem je shlukování

# Typy klasifikátorů – podle principu klasifikace

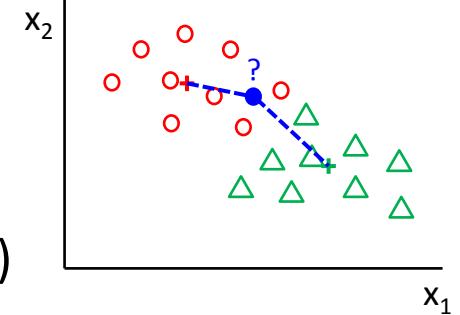
- **klasifikace pomocí diskriminačních funkcí:**

- diskriminační funkce určují míru příslušnosti k dané klasifikační třídě
- pro danou třídu má daná diskriminační funkce nejvyšší hodnotu



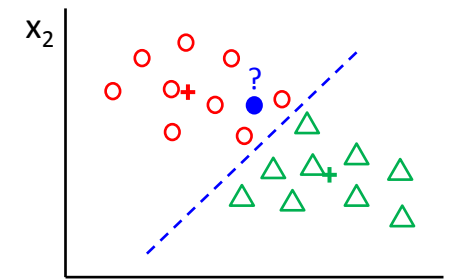
- **klasifikace pomocí min. vzdálenosti od etalonů klasif. tříd:**

- etalon = reprezentativní objekt(y) klasifikační třídy
- počet etalonů klasif. třídy různý – od jednoho vzorku (např. centroidu) po úplný výčet všech objektů dané třídy (např. u klasif. pomocí metody průměrné vazby)



- **klasifikace pomocí hranic v obrazovém prostoru:**

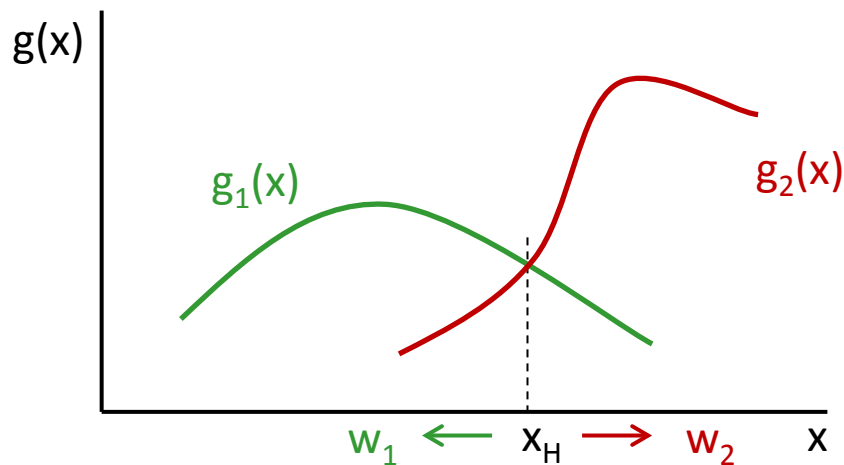
- stanovení hranic (hraničních ploch) oddělujících klasifikační třídy



# Klasifikace pomocí diskriminačních funkcí

# Klasifikace pomocí diskriminačních funkcí

- **diskriminační funkce  $g_i(\mathbf{x})$**  – vyjadřují míru příslušnosti objektu  $\mathbf{x}$  do jednotlivých klasifikačních tříd
- zařadíme  $\mathbf{x}$  do takové třídy  $\omega_i$ , pro kterou je  $g_i(\mathbf{x})$  maximální
- matematicky: pro objekt  $\mathbf{x}$  z třídy  $\omega_r$  platí, že  $g_r(\mathbf{x}) > g_s(\mathbf{x})$  pro  $s = 1, 2, \dots, R$  a  $r \neq s$

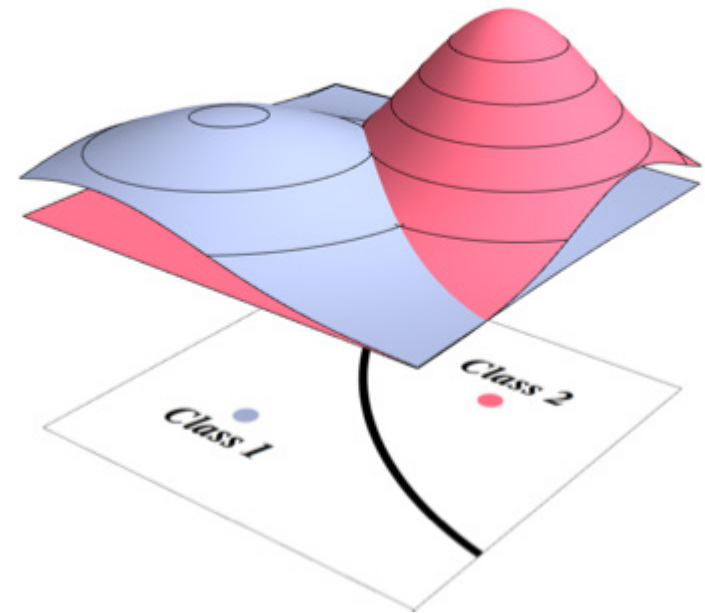
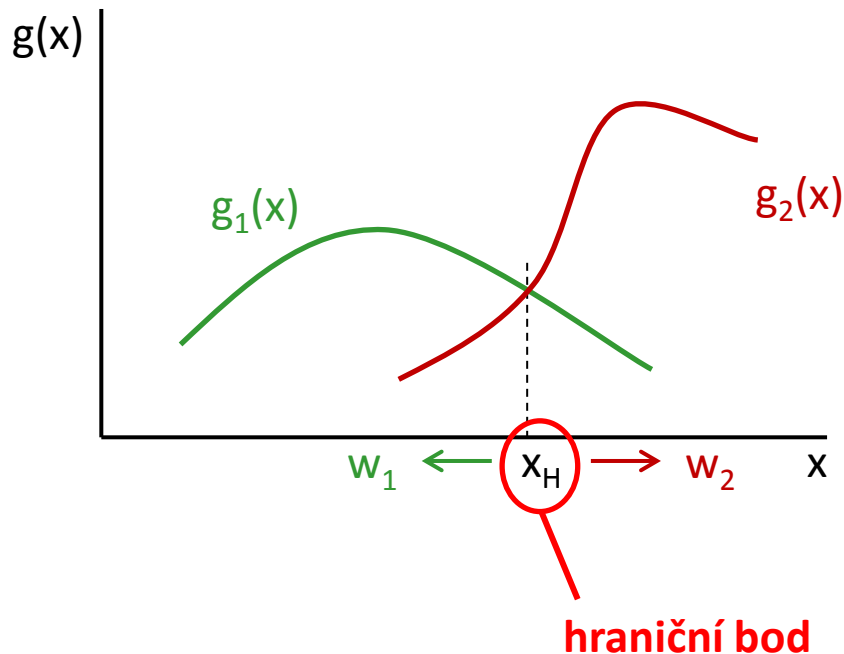


- pro klasifikaci do dvou tříd lze rozhodovací pravidlo klasifikátoru zapsat jako:  
$$\omega_k = d(\mathbf{x}) = \text{sign}(g_1(\mathbf{x}) - g_2(\mathbf{x}))$$
- pokud  $d(\mathbf{x}) \geq 0 \rightarrow$  zařazení  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_1$
- pokud  $d(\mathbf{x}) < 0 \rightarrow$  zařazení  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_2$



# Souvislost klasifikace pomocí diskriminačních funkcí s klasifikací pomocí hranic

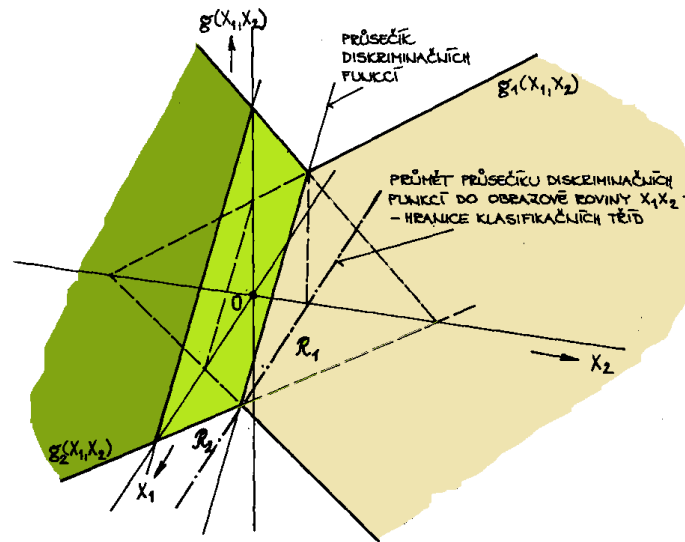
Hranice mezi dvěma sousedními třídami  $\omega_1$  a  $\omega_2$  je určena průmětem průsečíku funkcí  $g_r(\mathbf{x})$  a  $g_s(\mathbf{x})$ , definovaného rovnicí  $g_r(\mathbf{x}) = g_s(\mathbf{x})$ , do obrazového prostoru.



# Příklady diskriminačních funkcí

- nejjednodušším tvarem diskriminační funkce je lineární funkce:

$$g_r(\mathbf{x}) = a_{r0} + a_{r1}x_1 + a_{r2}x_2 + \dots + a_{rp}x_p$$



- diskriminační funkce na základě statistických vlastností množiny objektů:

$$g_r(\mathbf{x}) = P(\omega_r | \mathbf{x})$$

kde  $P(\omega_r | \mathbf{x})$  je pravděpodobnost zatřídění  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_r$

→ **Bayesův klasifikátor**

# Bayesův klasifikátor

- diskriminační funkce určeny na základě statistických vlastností množiny obrazů
- vyjdeme z **Bayesova vzorce**:  $P(\omega_k|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\omega_k) \cdot P(\omega_k)}{p(\mathbf{x})}$ , kde
  - $P(\omega_k|\mathbf{x})$  je aposteriorní podmíněná pravděpodobnost zatřídění obrazu  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_k$
  - $p(\mathbf{x}|\omega_k)$  je podmíněná hustota pravděpodobnosti výskytu obrazu  $\mathbf{x}$  ve třídě  $\omega_k$ ,  $k = 1, 2$
  - $P(\omega_k)$  je apriorní pravděpodobnost třídy  $\omega_k$
  - $p(\mathbf{x})$  je celková hustota pravděpodobnosti rozložení obrazu  $\mathbf{x}$  v celém obrazovém prostoru

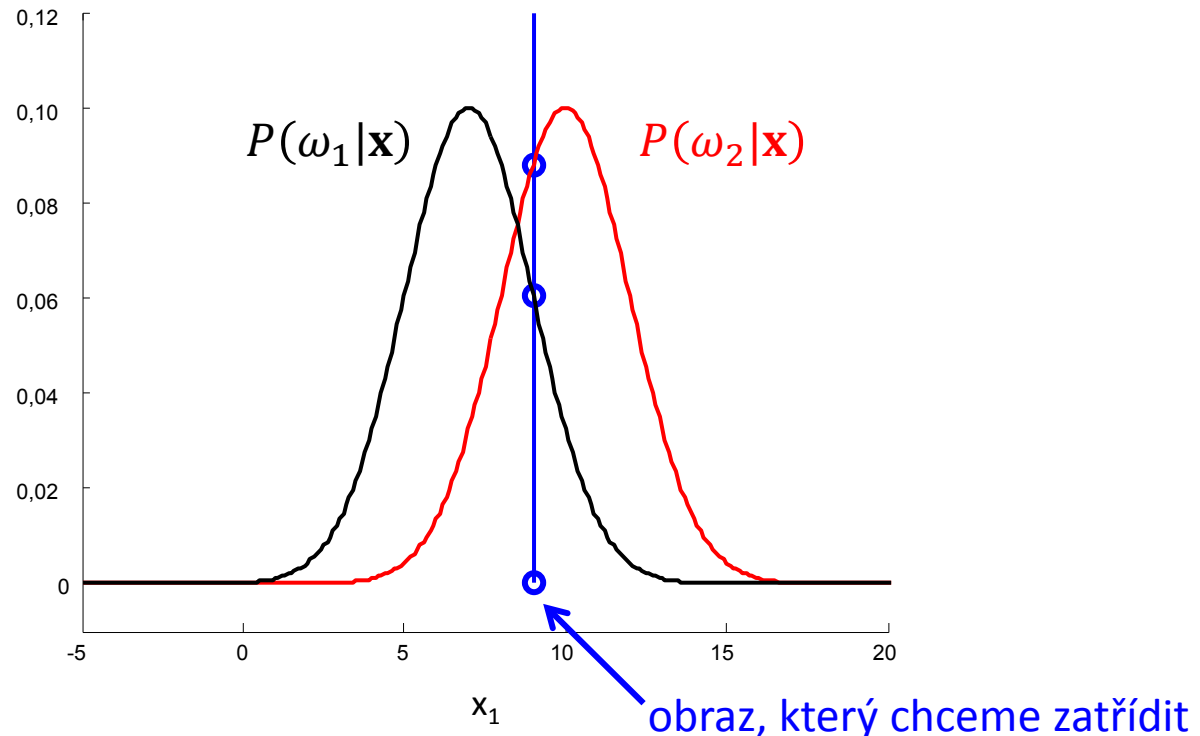
# Bayesův klasifikátor – kritéria

---

- Kritérium maximální a posteriori pravděpodobnosti
- Kritérium minimální střední ztráty
- kritérií existuje více, ale tyto dvě jsou základní a ostatní z nich lze zpravidla odvodit – např.:
  - kritérium minimální pravděpodobnosti chybného rozhodnutí
  - kritérium maximální pravděpodobnosti

# Bayesův kl. – kritérium maximální aposteriori psti

- zatřídění obrazu  $\mathbf{x}$  do třídy s větší aposteriori pravděpodobností, tedy:  
když  $P(\omega_1|\mathbf{x}) \geq P(\omega_2|\mathbf{x}) \rightarrow$  zařazení  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_1$   
když  $P(\omega_1|\mathbf{x}) < P(\omega_2|\mathbf{x}) \rightarrow$  zařazení  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_2$

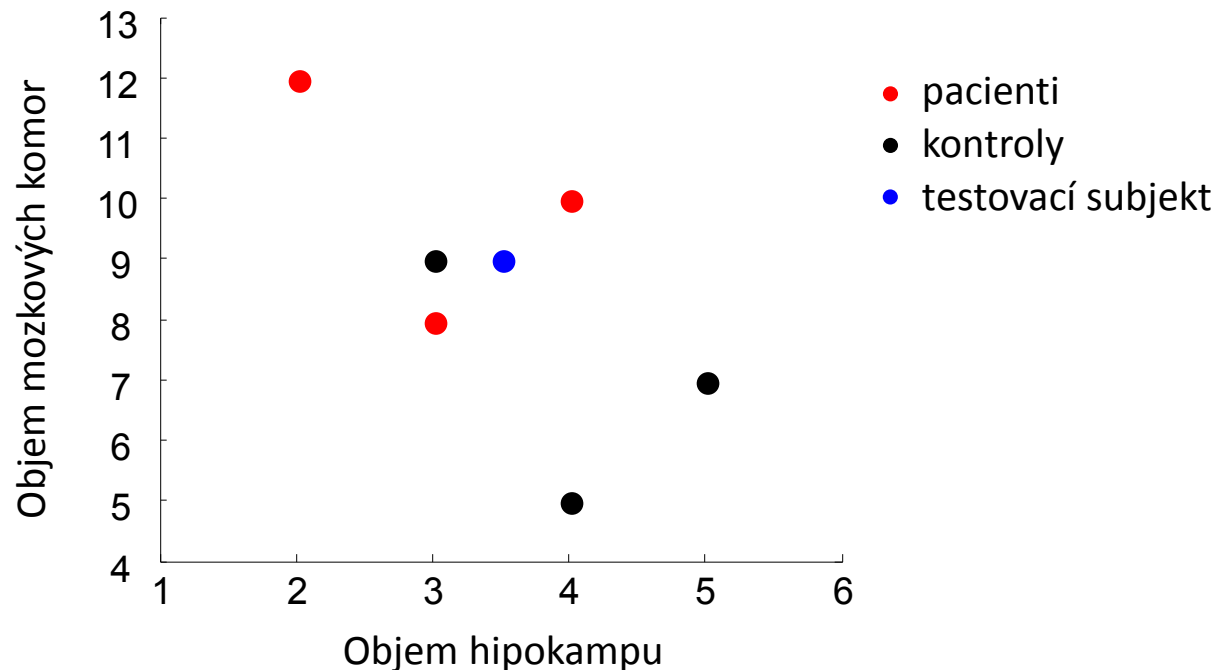


# Bayesův kl. – kritérium maximální aposteriorní psti

**Příklad:** Bylo provedeno měření objemu hipokampu a mozkových komor

(v cm<sup>3</sup>) u 3 pacientů se schizofrenií a 3 kontrol:  $\mathbf{X}_D = \begin{bmatrix} 2 & 12 \\ 4 & 10 \\ 3 & 8 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{X}_H = \begin{bmatrix} 5 & 7 \\ 3 & 9 \\ 4 & 5 \end{bmatrix}$ .

Určete, zda testovací subjekt  $\mathbf{x} = [3,5 \ 9]$  patří do skupiny pacientů či kontrolních subjektů pomocí Bayesova klasifikátoru.



# Bayesův kl. – kritérium maximální aposteriori psti

**Příklad:** Bylo provedeno měření objemu hipokampu a mozkových komor

(v cm<sup>3</sup>) u 3 pacientů se schizofrenií a 3 kontrol:  $\mathbf{X}_D = \begin{bmatrix} 2 & 12 \\ 4 & 10 \\ 3 & 8 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{X}_H = \begin{bmatrix} 5 & 7 \\ 3 & 9 \\ 4 & 5 \end{bmatrix}$ .

Určete, zda testovací subjekt  $\mathbf{x} = [3,5 \quad 9]$  patří do skupiny pacientů či kontrolních subjektů pomocí Bayesova klasifikátoru.

$$P(\omega_k|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\omega_k) \cdot P(\omega_k)}{p(\mathbf{x})}$$

**Označení a pomocné výpočty:**

$$n_D = 3; \quad n_H = 3; \quad n = 6$$

Apriorní psti:

$$P(\omega_D) = \frac{n_D}{n} = \frac{3}{6} = 0,5$$

$$P(\omega_H) = \frac{n_H}{n} = \frac{3}{6} = 0,5$$

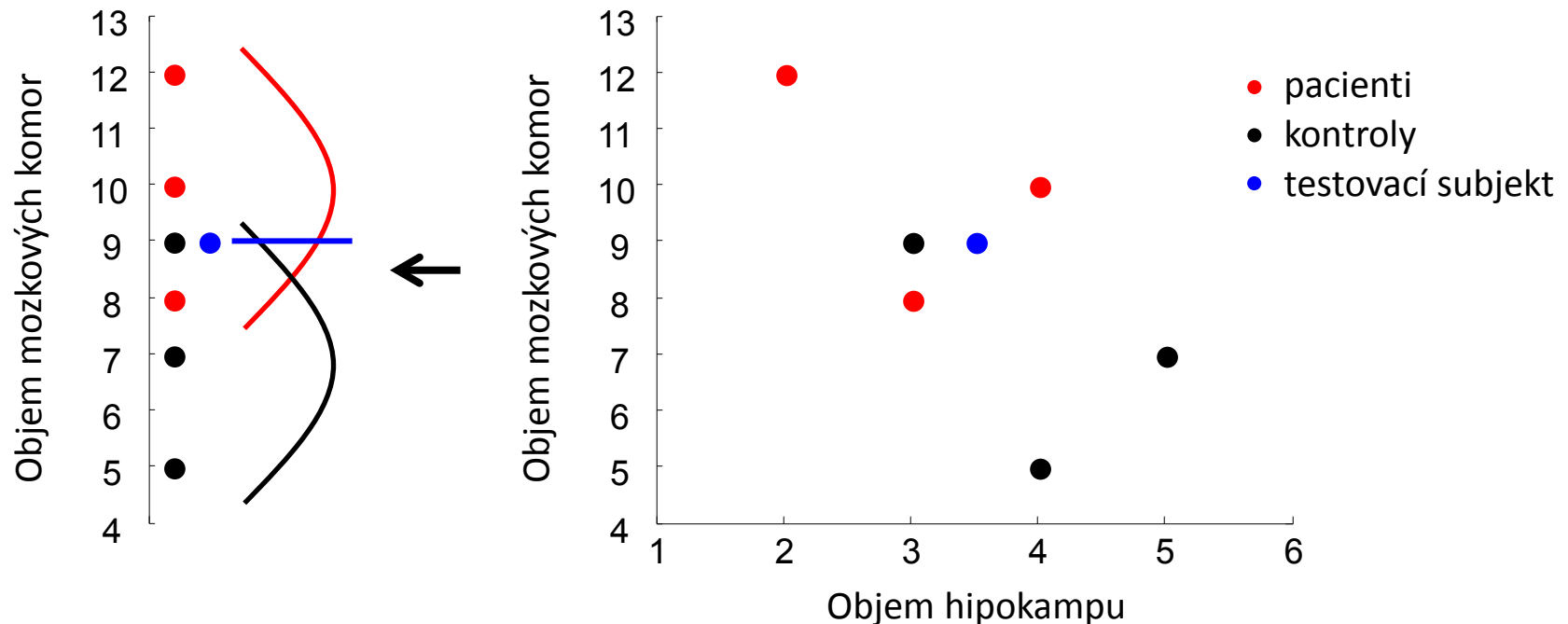
Podmíněné hustoty psti:

$$p(\mathbf{x}|\omega_k) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 |\mathbf{S}_k|}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}_k^{-1}(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})\right)$$

# Bayesův kl. – kritérium maximální aposteriorní psti

Příklad:

## 1. Klasifikace podle objemu mozkových komor:



$$P(\omega_D|x_2) = \frac{0,176 \cdot 0,5}{0,1485} = 0,593$$

$$P(\omega_H|x_2) = \frac{0,121 \cdot 0,5}{0,1485} = 0,407$$

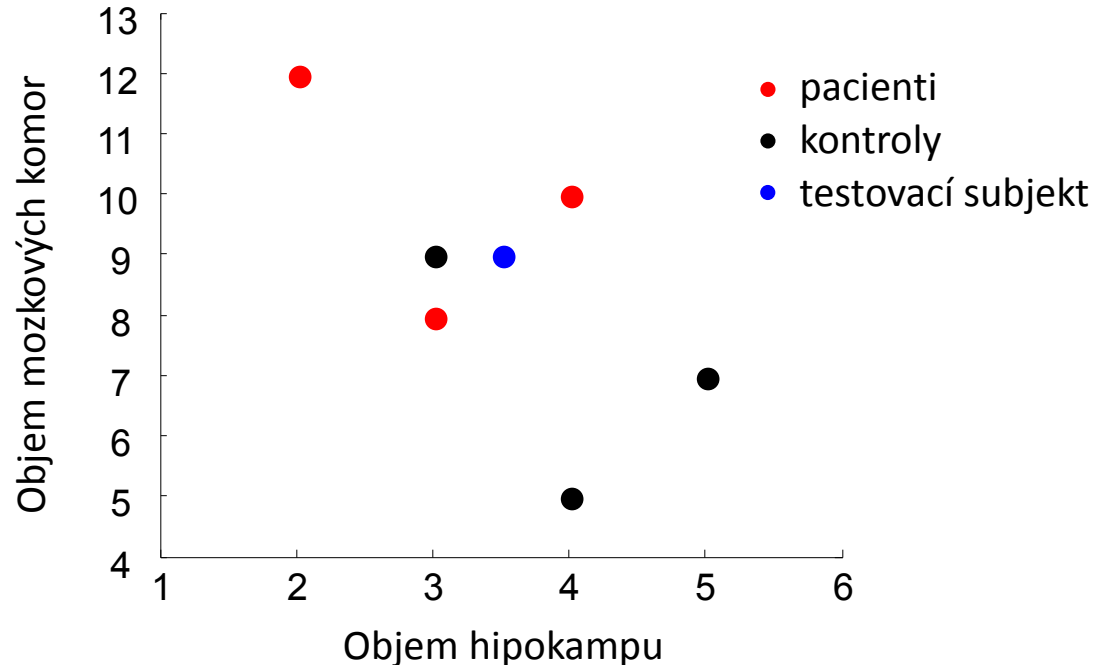
→ subjekt zařazen do třídy pacientů



# Bayesův kl. – kritérium maximální aposteriorní psti

Příklad:

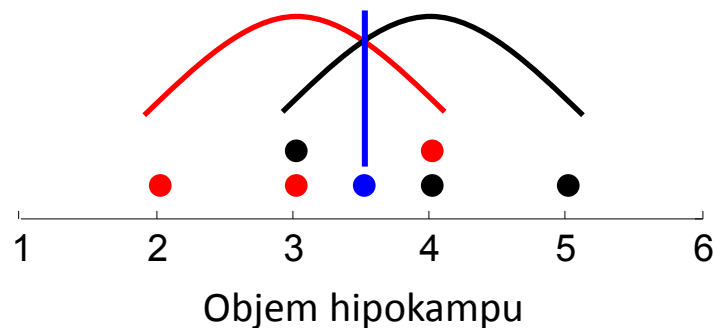
## 2. Klasifikace podle objemu hipokampu:



$$P(\omega_D|x_1) = \frac{0,352 \cdot 0,5}{0,352} = 0,5$$

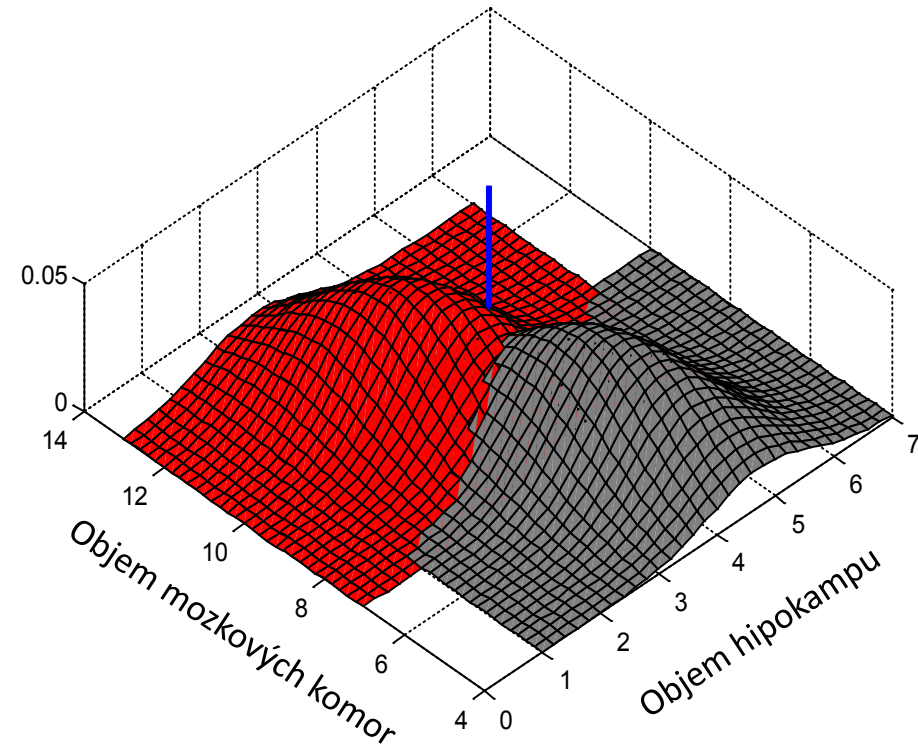
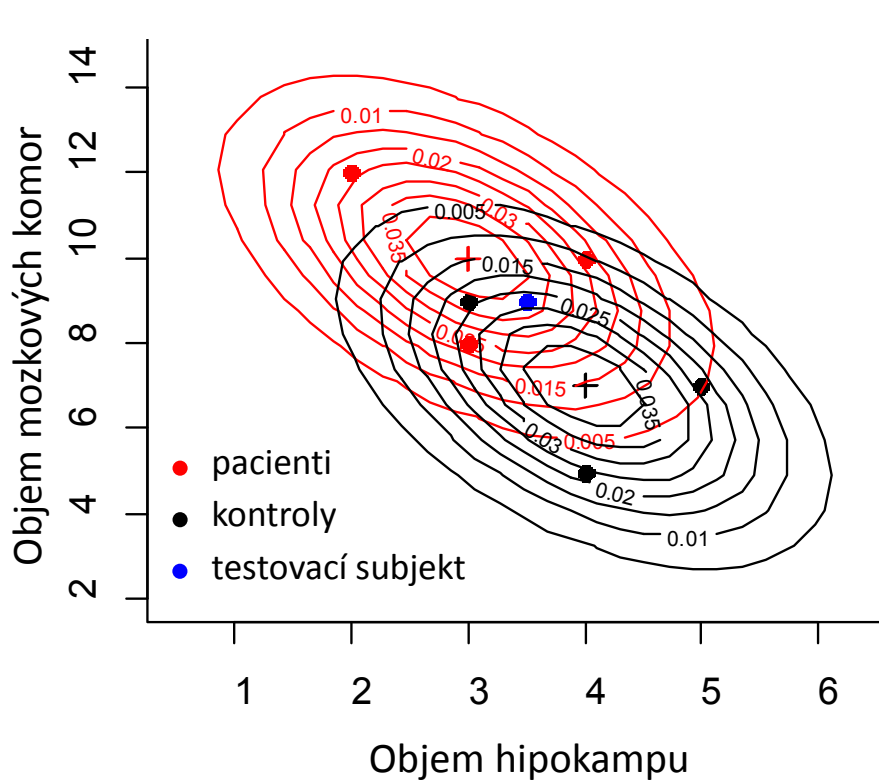
$$P(\omega_H|x_1) = \frac{0,352 \cdot 0,5}{0,352} = 0,5$$

→ nelze jednoznačně určit, kam subjekt zařadíme



# Bayesův kl. – kritérium maximální aposteriorní psti

Příklad – klasifikace podle obou proměnných:



$$P(\omega_D|\mathbf{x}) = \frac{0,078 \cdot 0,5}{0,067} = 0,582$$

$$P(\omega_H|\mathbf{x}) = \frac{0,056 \cdot 0,5}{0,067} = 0,418$$

→ subjekt zařazen do třídy pacientů

# Bayesův kl. – kritérium minimální střední ztráty

- pokud rozepíšeme  $P(\omega_1|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\omega_1) \cdot P(\omega_1)}{p(\mathbf{x})}$  a  $P(\omega_2|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\omega_2) \cdot P(\omega_2)}{p(\mathbf{x})}$ , pak kritérium maximální aposteriorní pravděpodobnosti:
  - když  $P(\omega_1|\mathbf{x}) \geq P(\omega_2|\mathbf{x}) \rightarrow$  zařazení  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_1$
  - když  $P(\omega_1|\mathbf{x}) < P(\omega_2|\mathbf{x}) \rightarrow$  zařazení  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_2$
- můžeme přepsat jako:
  - když  $p(\mathbf{x}|\omega_1) \cdot P(\omega_1) \geq p(\mathbf{x}|\omega_2) \cdot P(\omega_2) \rightarrow$  zařazení  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_1$
  - když  $p(\mathbf{x}|\omega_1) \cdot P(\omega_1) < p(\mathbf{x}|\omega_2) \cdot P(\omega_2) \rightarrow$  zařazení  $\mathbf{x}$  do třídy  $\omega_2$
- přičemž  $p(\mathbf{x})$  můžeme vypustit, protože je v obou zlomcích stejné
- pokud chceme do výpočtů zahrnout ztrátu při chybné klasifikaci obrazu ze třídy  $\omega_S$  do třídy  $\omega_r$  (ztráta definována pomocí **ztrátové funkce**  $\lambda(\omega_r|\omega_S)$ ), dostáváme:
  - když  $p(\mathbf{x}|\omega_1) \cdot P(\omega_1) \cdot (\lambda(\omega_2|\omega_1) - \lambda(\omega_1|\omega_1)) \geq p(\mathbf{x}|\omega_2) \cdot P(\omega_2) \cdot (\lambda(\omega_1|\omega_2) - \lambda(\omega_2|\omega_2)) \rightarrow$  zař.  $\mathbf{x}$  do  $\omega_1$
  - když  $p(\mathbf{x}|\omega_1) \cdot P(\omega_1) \cdot (\lambda(\omega_2|\omega_1) - \lambda(\omega_1|\omega_1)) < p(\mathbf{x}|\omega_2) \cdot P(\omega_2) \cdot (\lambda(\omega_1|\omega_2) - \lambda(\omega_2|\omega_2)) \rightarrow$  zař.  $\mathbf{x}$  do  $\omega_2$

# Bayesův kl. – kritérium minimální střední ztráty

- ztrátové funkce  $\lambda(\omega_r|\omega_s)$  se obvykle zapisují do **matice ztrátových funkcí**:

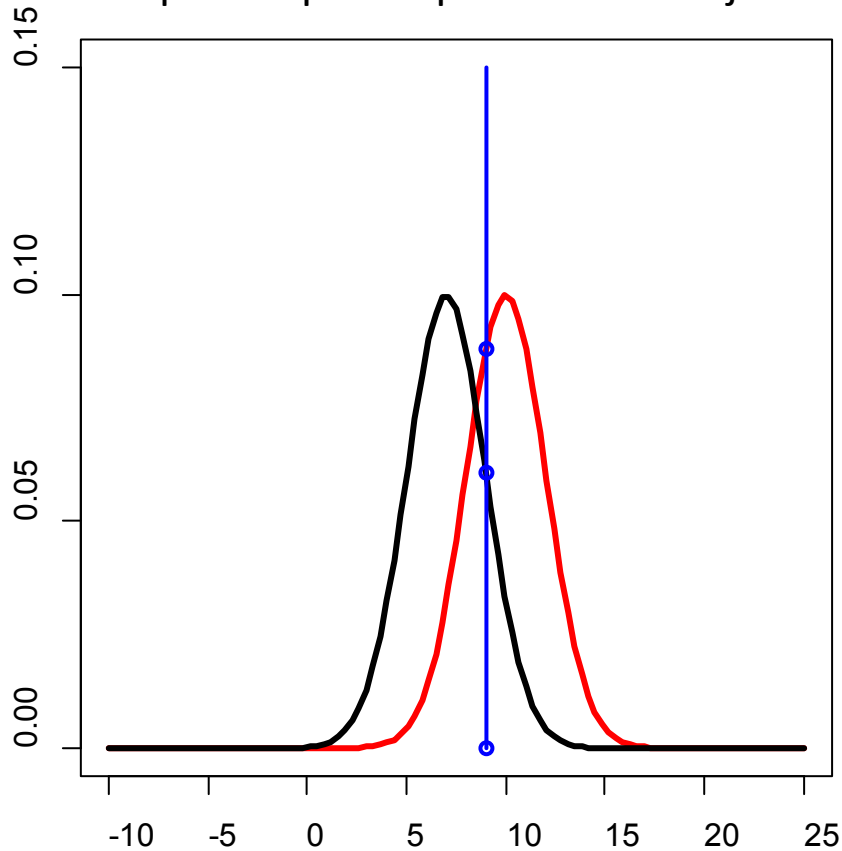
$$\mathbf{\lambda} = \begin{bmatrix} \lambda(\omega_1|\omega_1) & \lambda(\omega_1|\omega_2) & \cdots & \lambda(\omega_1|\omega_R) \\ \lambda(\omega_2|\omega_1) & \lambda(\omega_2|\omega_2) & \cdots & \lambda(\omega_2|\omega_R) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda(\omega_R|\omega_1) & \lambda(\omega_R|\omega_2) & \cdots & \lambda(\omega_R|\omega_R) \end{bmatrix}$$

- prvky na diagonále  $\lambda(\omega_1|\omega_1)$  bývají zpravidla nulové, protože při správném zařazení objektu ze třídy  $\omega_1$  do třídy  $\omega_1$  nevzniká žádná ztráta
- např.  $\lambda = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 2 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow$  víc penalizují, když je pacient nesprávně zařazen do třídy kontrolních subjektů ( $\omega_2$ ), než když je kontrolní subjekt nesprávně zařazen do třídy pacientů ( $\omega_1$ )
- např.  $\lambda = \begin{bmatrix} 0 & 2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow$  víc penalizují, když je kontrolní subjekt nesprávně zařazen do třídy pacientů ( $\omega_1$ ), než když je pacient nesprávně zařazen do třídy kontrolních subjektů ( $\omega_2$ )

# Bayesův klasifikátor – poznámka

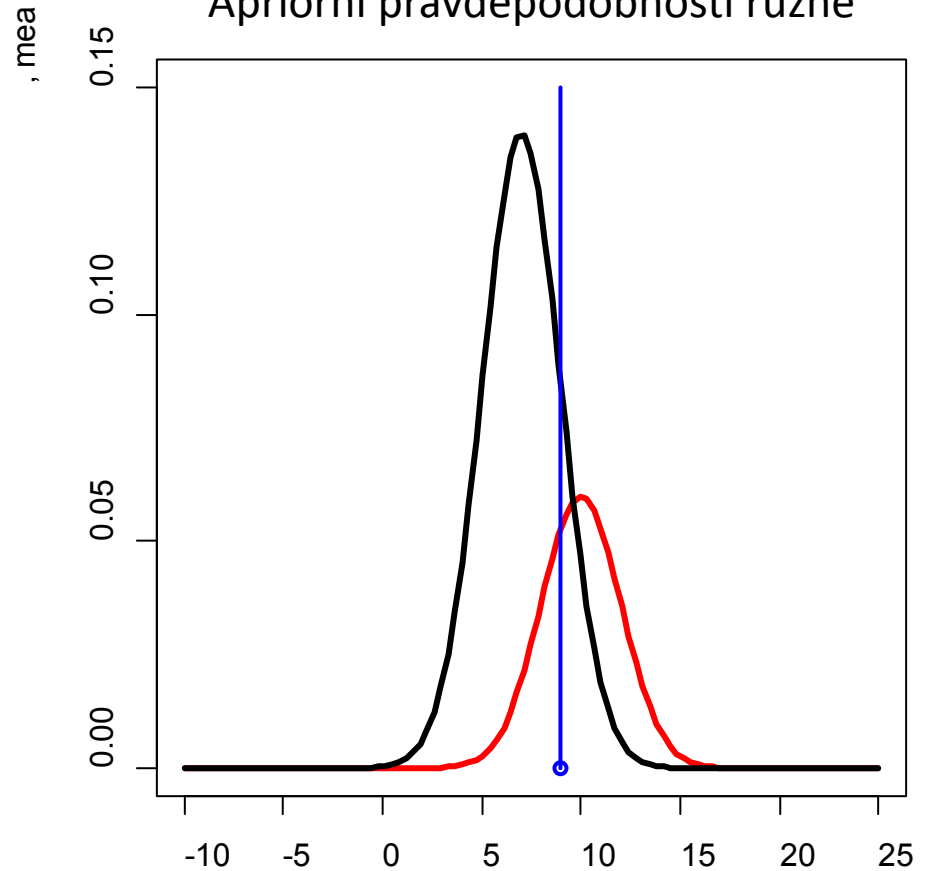
- kromě nastavování ztrát je možné nastavovat i apriorní pravděpodobnosti

Apriorní pravděpodobnosti stejné



→ zařazení objektu do červené třídy

Apriorní pravděpodobnosti různé



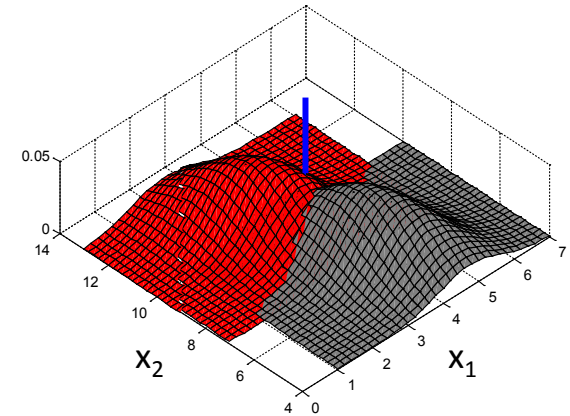
→ zařazení objektu do černé třídy

# Klasifikace pomocí minimální vzdálenosti

# Typy klasifikátorů – podle principu klasifikace

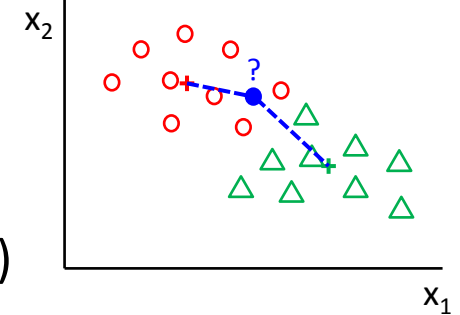
- **klasifikace pomocí diskriminačních funkcí:**

- diskriminační funkce určují míru příslušnosti k dané klasifikační třídě
- pro danou třídu má daná diskriminační funkce nejvyšší hodnotu



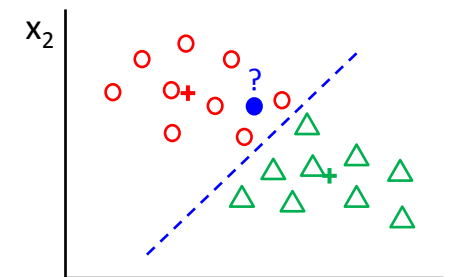
- **klasifikace pomocí min. vzdálenosti od etalonů klasif. tříd:**

- etalon = reprezentativní objekt(y) klasifikační třídy
- počet etalonů klasif. třídy různý – od jednoho vzorku (např. centroidu) po úplný výčet všech objektů dané třídy (např. u klasif. pomocí metody průměrné vazby)

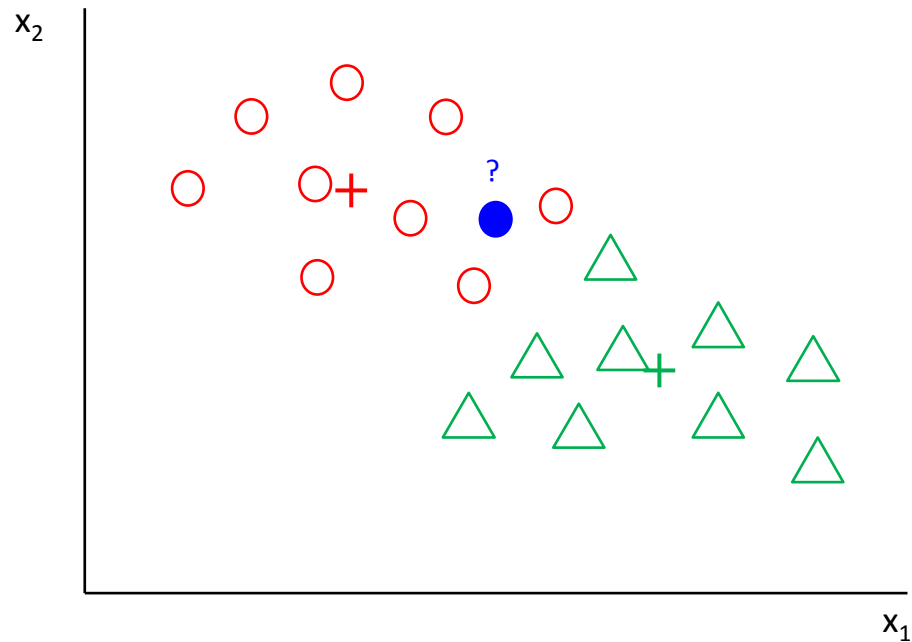


- **klasifikace pomocí hranic v obrazovém prostoru:**

- stanovení hranic (hraničních ploch) oddělujících klasifikační třídy



# Klasifikace pomocí minimální vzdálenosti



- nutno zvolit metriku vzdálenosti či podobnosti:
  1. mezi jednotlivými objekty
  2. mezi množinami objektů



# Typy metrik a konkrétní příklady – opakování

## MEZI DVĚMA OBJEKTY

### Metriky pro určení **vzdálenosti** mezi 2 objekty s **kvantitativními** proměnnými

Euklidova m., Hammingova (manhattanská) m., Minkovského m., Čebyševova m., Mahalanobisova m., Canberrská m.

### Metriky pro určení **podobnosti** 2 objektů s **kvantitativními** proměnnými

Skalární součin, m. kosinové podobnosti, Pearsonův korelační koeficient, Tanimotova m.

### Metriky pro určení **vzdálenosti** mezi 2 objekty s **kvalitativními** proměnnými

Hammingova m.

### Metriky pro určení **podobnosti** 2 objektů s **kvalitativními** proměnnými

Tanimotova m., Jaccardův-Tanimotův a.k., Russelův-Raovův a.k., Sokalův-Michenerův a.k., Dicův k., Rogersův-Tanimotův k., Hamanův k.

## MEZI DVĚMA MNOŽINAMI OBJEKTŮ

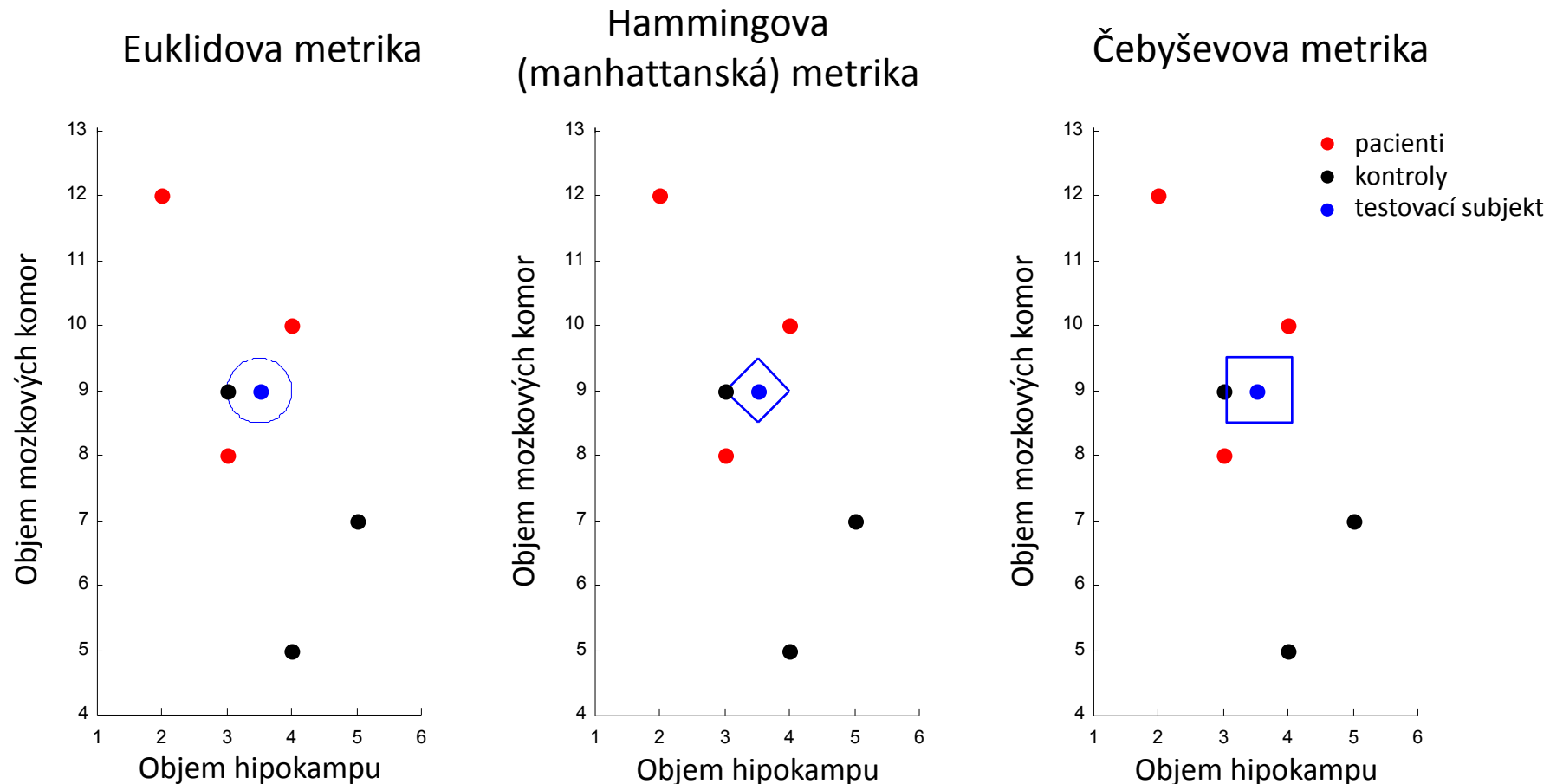
### Deterministické metriky pro určení vzdálenosti mezi 2 množinami objektů

Metoda nejbližšího souseda,  $k$  nejbližších sousedů, nejvzdálenějšího souseda, průměrné vazby, Wardova metoda

### Metriky pro určení vzdálenosti mezi 2 množinami objektů používající jejich pravděpodobnostní charakteristiky

Chernoffova m., Bhattacharyyova m. atd.

# Euklidova, Hammingova (manhattanská), Čebyševova metrika – opakování



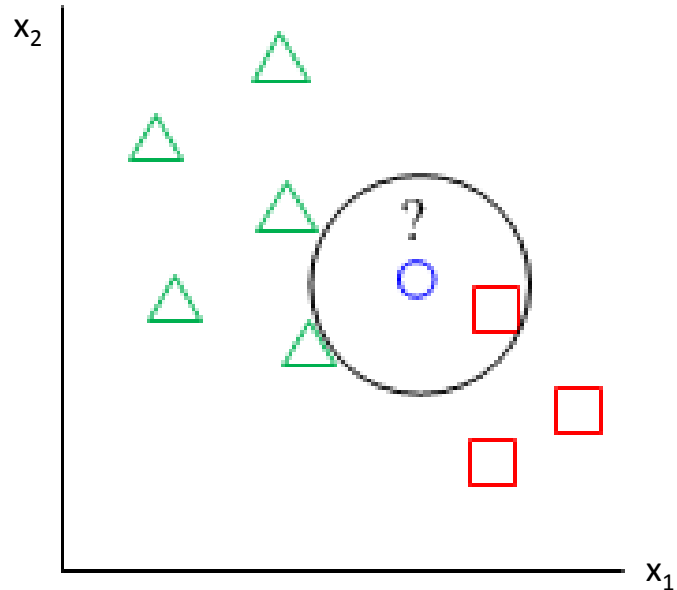
- zobecnění těchto 3 metrik: **Minkovského metrika**
- začleněním inverze kovarianční matice získáváme **Mahalanobisovu metriku**

# Nejpoužívanější metriky pro určení vzdálenosti mezi dvěma množinami obrazů – opakování

- Metoda nejbližšího souseda
- Metoda  $k$  nejbližších sousedů
- Metoda nejvzdálenějšího souseda – obtížně použitelná pro klasifikaci
- Centroidová metoda
- Metoda průměrné vazby
- Wardova metoda – zřídka používaná pro klasifikaci
  
- poznámka: podobnost (resp. vzdálenost) mezi třídami dána:
  - „podobností“ jednoho obrazu s jedním či více obrazy jedné třídy (skupin, shluků) – použitelné při klasifikaci
  - „podobností“ skupin obrazů či „podobností“ jednoho obrazu z každé skupiny – použitelné při shlukování

# Metoda nejbližšího souseda

- je-li  $d$  libovolná míra nepodobnosti (vzdálenosti) dvou objektů a  $\omega_i$  a  $\omega_j$  jsou libovolné skupiny objektů, potom metoda nejbližšího souseda definuje mezi skupinami  $\omega_i$  a  $\omega_j$  vzdálenost 
$$D_{NN}(\omega_i, \omega_j) = \min_{\substack{x_p \in \omega_i \\ x_q \in \omega_j}} d(x_p, x_q)$$



- pacienti
- △ kontroly
- testovací subjekt

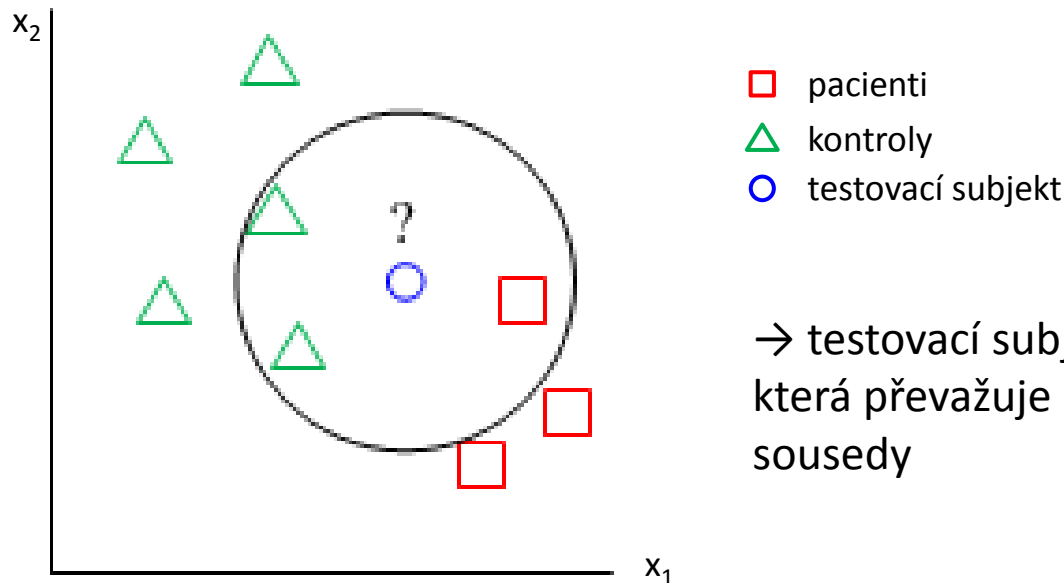
→ testovací subjekt zařadíme do třídy, ze které je jeho nejbližší sused

- výhody a nevýhody použití této metody pro klasifikaci:
  - + žádné předpoklady o rozložení
  - citlivé na odlehlé hodnoty
  - zpravidla nevhodné při nevyvážených počtech objektů ve skupinách

# Metoda $k$ nejbližších sousedů

- zobecněním metody nejbližšího souseda
- definována vztahem  $D_{NNk}(\omega_i, \omega_j) = \min_{\substack{x_p \in \omega_i \\ x_q \in \omega_j}} \sum_{k} d(x_p, x_q)$ , tzn. vzdálenost dvou

shluků je definována součtem nejkratších vzdáleností mezi objekty obou skupin

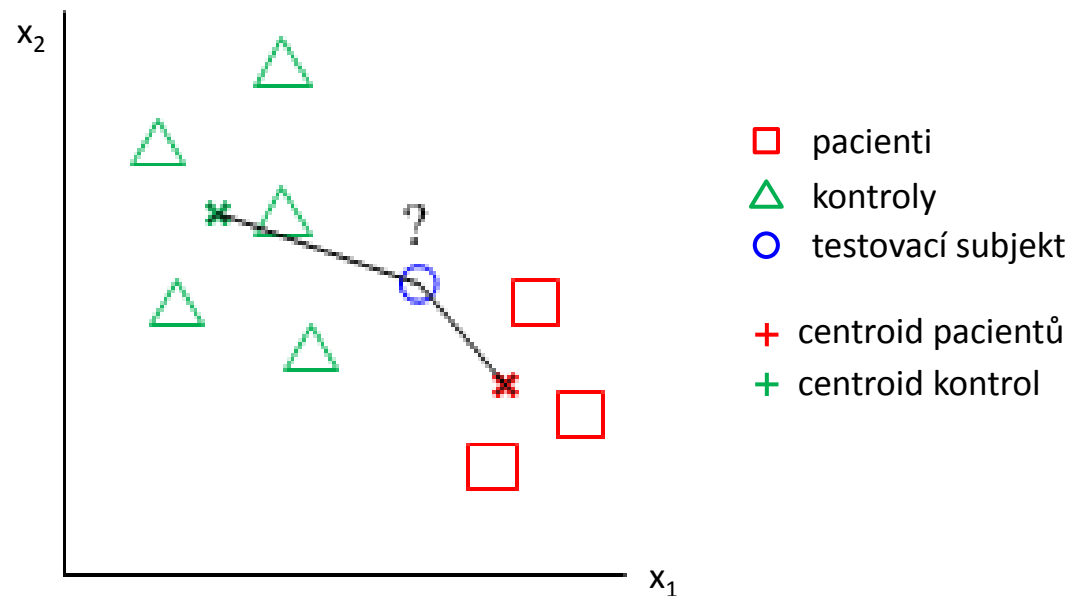


→ testovací subjekt zařadíme do třídy, která převažuje mezi jeho  $k$  nejbližšími sousedy

- výhody a nevýhody použití této metody pro klasifikaci:
  - + žádné předpoklady o rozložení
  - + méně citlivé na odlehlé hodnoty
  - zpravidla nevhodné při nevyvážených počtech objektů ve skupinách

# Centroidová metoda

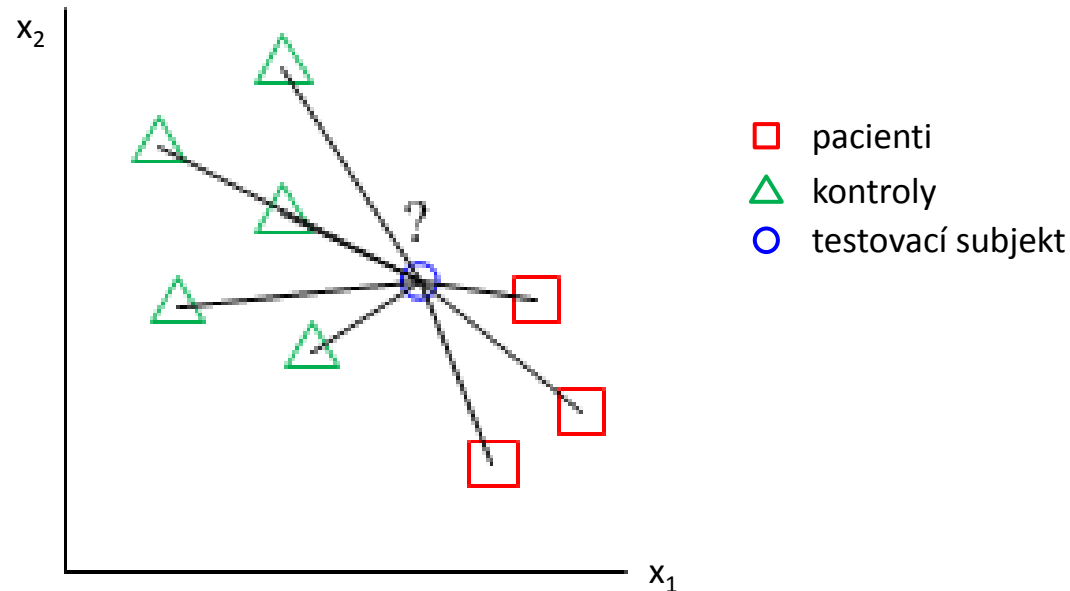
- vychází z výpočtu centroidů pro jednotlivé třídy  $\omega_i$  a  $\omega_j$
- při klasifikaci: zařazení subjektu do třídy s nejbližším centroidem



- výhody a nevýhody použití této metody pro klasifikaci:
  - + žádné předpoklady o rozložení
  - + méně citlivé na odlehlé hodnoty než metoda nejbližšího souseda
  - + nebývá problém při nevyvážených počtech objektů ve skupinách

# Metoda průměrné vazby

- vzdálenost dvou tříd je průměrná vzdálenost mezi všemi obrazy těchto tříd
- při klasifikaci: zařazení subjektu do skupiny s nejmenší průměrnou vzdáleností od všech obrazů dané skupiny



- výhody a nevýhody použití této metody pro klasifikaci:
  - + žádné předpoklady o rozložení
  - + méně citlivé na odlehlé hodnoty než metoda nejbližšího souseda
  - + nebývá problém při nevyvážených počtech objektů ve skupinách
  - časově náročnější než centroidová metoda při větším počtu objektů

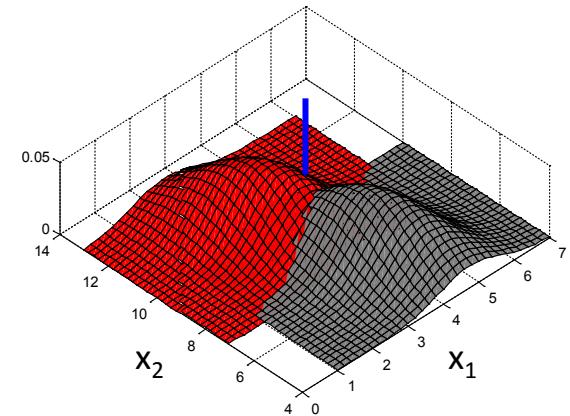
# Klasifikace pomocí hranic



# Typy klasifikátorů – podle principu klasifikace

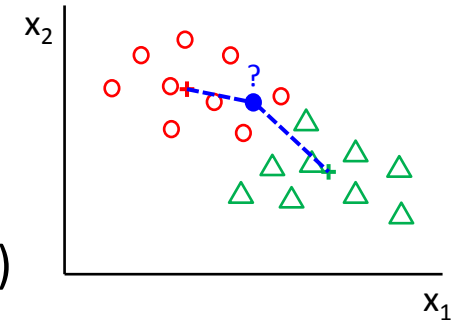
- **klasifikace pomocí diskriminačních funkcí:**

- diskriminační funkce určují míru příslušnosti k dané klasifikační třídě
- pro danou třídu má daná diskriminační funkce nejvyšší hodnotu



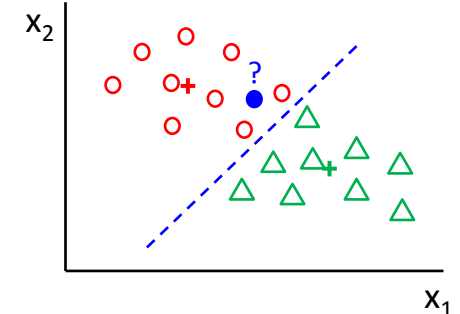
- **klasifikace pomocí min. vzdálenosti od etalonů klasif. tříd:**

- etalon = reprezentativní objekt(y) klasifikační třídy
- počet etalonů klasif. třídy různý – od jednoho vzorku (např. centroidu) po úplný výčet všech objektů dané třídy (např. u klasif. pomocí metody průměrné vazby)



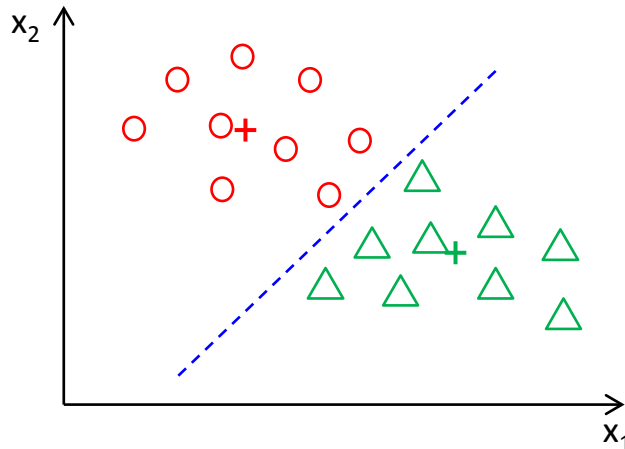
- **klasifikace pomocí hranic v obrazovém prostoru:**

- stanovení hranic (hraničních ploch) oddělujících klasifikační třídy

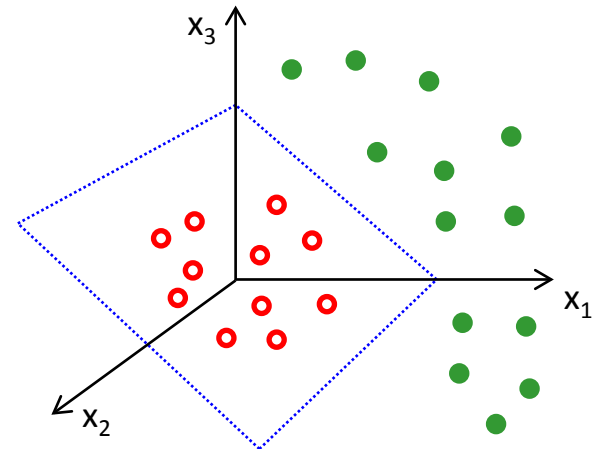


# Motivace

2-rozměrný prostor



3-rozměrný prostor



Hranice je nadplocha o rozměru o jedna menší než je rozměr prostoru

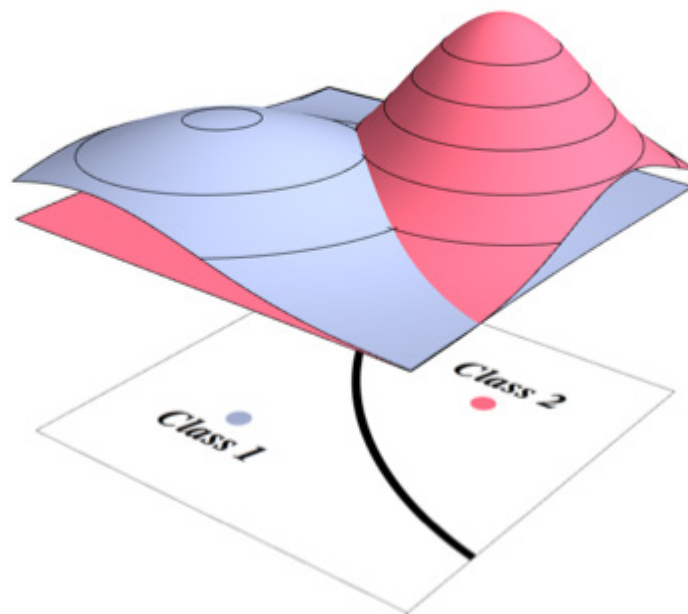
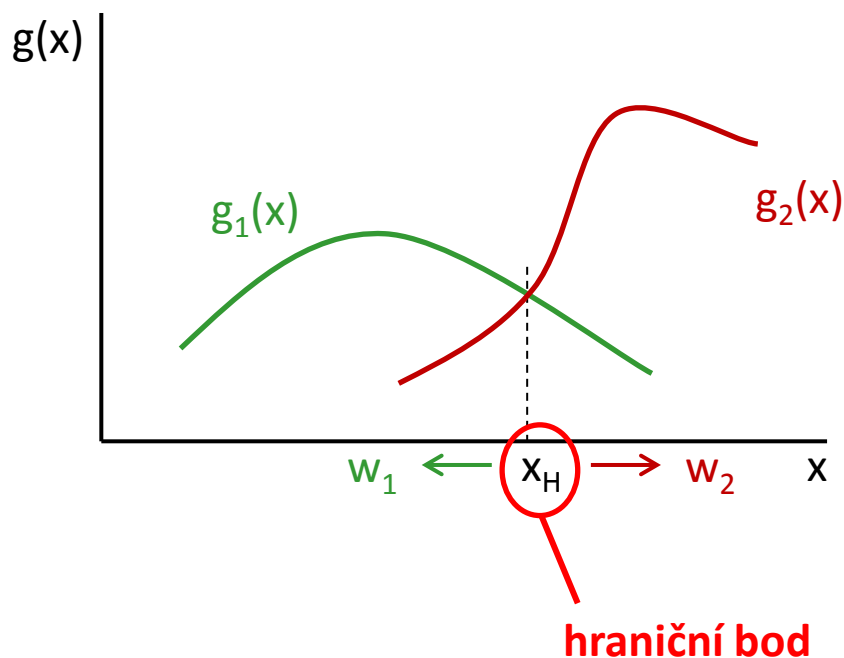
- ve 2-rozměrném prostoru je hranicí křivka (v lineárním případě přímka)
- v 3-rozměrném prostoru plocha (v lineárním případě rovina)

Hranice je tedy dána rovnicí:  $h(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 = 0$

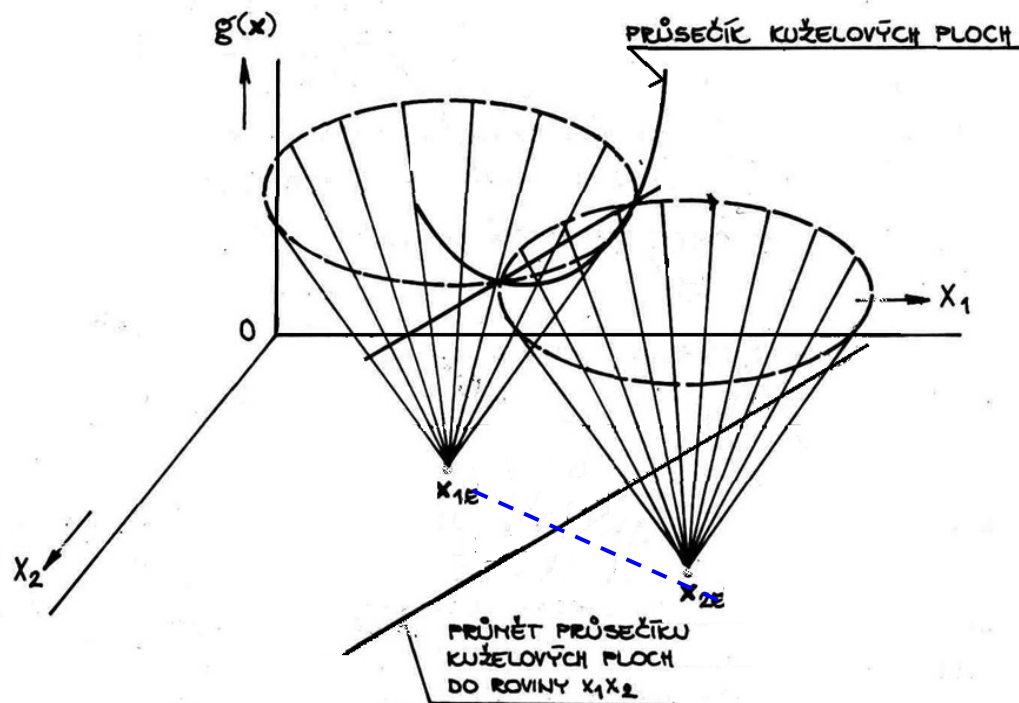
Výpočet hranice různými metodami (např. Fisherova LDA, SVM, perceptron, metoda nejmenších čtverců apod.)

# Souvislost klasifikace pomocí diskriminačních funkcí s klasifikací pomocí hranic

Hranice mezi dvěma sousedními třídami  $\omega_1$  a  $\omega_2$  je určena průmětem průsečíku funkcí  $g_r(\mathbf{x})$  a  $g_s(\mathbf{x})$ , definovaného rovnicí  $g_r(\mathbf{x}) = g_s(\mathbf{x})$ , do obrazového prostoru, tzn.  $h(\mathbf{x}) = g_1(\mathbf{x}) - g_2(\mathbf{x}) = 0$



# Souvislost klasifikace podle minimální vzdálenosti s klasifikací pomocí hranic



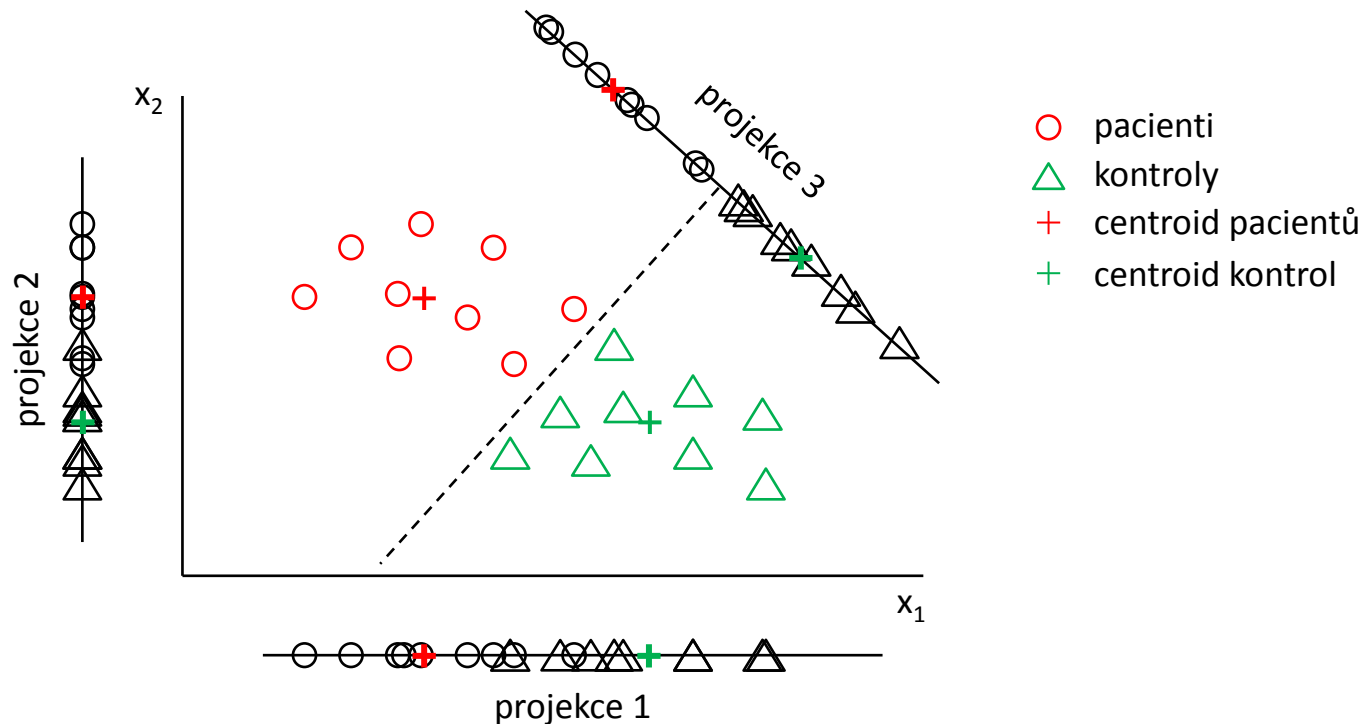
- body se stejnou vzdáleností od etalonů leží na kuželových plochách, které se protínají v parabole, jejíž průmět do obrazové roviny je přímka
- tato hraniční přímka mezi klasifikačními třídami je vždy **kolmá** na spojnici obou etalonů a tuto spojnici **půlí**

# Souvislost jednotlivých principů klasifikace - shrnutí

- Hranice mezi klasifikačními třídami jsou dány průmětem diskriminačních funkcí do obrazového prostoru.
- Klasifikace podle minimální vzdálenosti definuje hranici, která je kolmá na spojnici etalonů klasifikačních tříd a půlí ji.
- Princip klasifikace dle minimální vzdálenosti vede buď přímo, nebo prostřednictvím využití metrik podobnosti k definici diskriminačních funkcí a ty dle prvního ze zde uvedených pravidel k určení hranic mezi klasifikačními třídami.

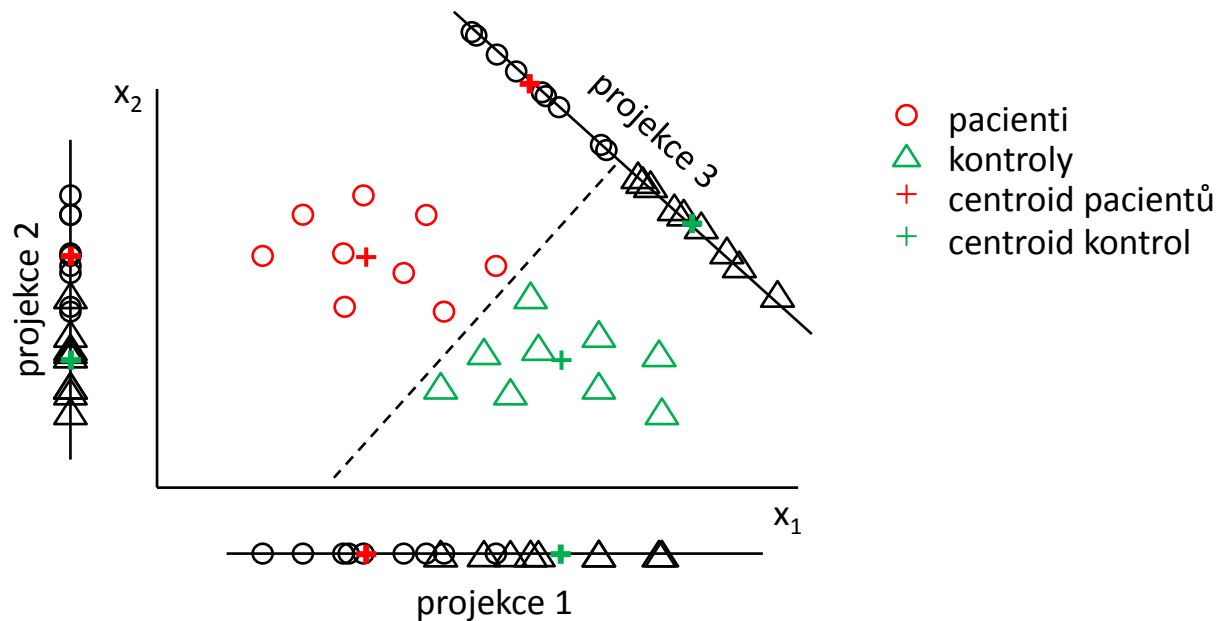
# Fisherova lineární diskriminace

- jiný název: Fisherova lineární diskriminační analýza (FLDA)
- použití pro lineární klasifikaci
- princip: transformace do jednorozměrného prostoru tak, aby se třídy od sebe maximálně oddělily



- předpoklad: vícerozměrné normální rozdělení u jednotlivých skupin

# Fisherova lineární diskriminace – princip



- podstatou FLDA tedy projekce do 1-D prostoru tak, že chceme:

- maximalizovat vzdálenost skupin
- minimalizovat variabilitu uvnitř skupin

- Fisherovo diskriminační kritérium je tedy ve tvaru:  $J(\mathbf{w}) = \frac{(\bar{y}_D - \bar{y}_H)^2}{s_D^2 + s_H^2}$

kde  $s_D^2$  a  $s_H^2$  jsou rozptyly uvnitř třídy pacientů resp. kontrol po projekci do 1-D prostoru a  $\bar{y}_D$  a  $\bar{y}_H$  jsou projekce centroidu třídy pacientů resp. kontrol

# Fisherovo diskriminační kritérium – úpravy, výpočet

- Fisherovo diskriminační kritérium:  $J(\mathbf{w}) = \frac{(\bar{y}_D - \bar{y}_H)^2}{s_D^2 + s_H^2}$
- Fisher. disk. kritérium lze rovněž vyjádřit jako:  $J(\mathbf{w}) = \frac{(\bar{y}_D - \bar{y}_H)^2}{s_D^2 + s_H^2} = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W \mathbf{w}}$ , kde:
  - $\mathbf{S}_B$  je suma čtverců variability mezi skupinami
  - $\mathbf{S}_W$  je suma čtverců variability uvnitř skupin
  - $\mathbf{w}$  je váhový vektor udávající směr 1-D prostoru, do něhož promítáme
- z čehož po úpravách vypočteme váhový vektor  $\mathbf{w}$  jako:  $\mathbf{w} \sim \mathbf{S}_W^{-1} (\bar{\mathbf{x}}_D - \bar{\mathbf{x}}_H)$
- hranice je pak dána:  $\mathbf{w}^T \mathbf{x} - \tilde{y} = 0$ , kde  $\tilde{y}$  je průmět hraničního bodu v 1-D prostoru a lze ho vypočítat jako:  $\tilde{y} = \frac{\bar{y}_D + \bar{y}_H}{2}$
- pokud chceme zařadit nový subjekt  $\mathbf{x}_0$  do jedné z daných tříd, jeho průmět do 1-D prostoru ( $y_0 = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_0$ ) srovnáme s průmětem hraničního bodu  $\tilde{y}$ :
  - Pokud  $y_0 < \tilde{y}$  (příčemž  $\bar{y}_H < \tilde{y}$ ), subjekt zařadíme do skupiny kontrolních subjektů
  - Pokud  $y_0 > \tilde{y}$  (příčemž  $\bar{y}_H < \tilde{y}$ ), subjekt zařadíme do skupiny pacientů



# Souvislost lineární diskriminační analýzy s logistickou regresí

- stejně jako lineární diskriminační analýzu lze i logistickou regresí použít pro zařazení objektů/subjektů do hodnocených skupin
- hlavním cílem logistické regrese je ale identifikace vztahů mezi spojitými či binárními prediktory a binárním endpointem (výskyt onemocnění, úmrtí, komplikace atd.) a jejich popis pomocí poměru šancí (odds ratio)
- logistická regrese patří do skupiny zobecněných lineárních modelů
- výstupy logistické regrese:

**Model Summary**

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	64,211 <sup>a</sup>	,525	,700

a. Estimation terminated at iteration number 7 because parameter estimates changed by less than .001.

**Hosmer and Lemeshow Test**

Step	Chi-square	df	Sig.
1	6,832	8	,555

**Classification Table<sup>a</sup>**

		Predicted			
		VERSICOL		Percentage Correct	
Observed	,00000000	1,00000000			
Step 1	VERSICOL	,00000000	45	5	90,0
		1,00000000	6	44	88,0
	Overall Percentage				89,0

a. The cut value is .500

# Poděkování

Příprava výukových materiálů předmětu „DSAN02 Pokročilé metody analýzy dat v neurovědách“ byla finančně podporována prostředky projektu FRMU č. MUNI/FR/0260/2014 „Pokročilé metody analýzy dat v neurovědách jako nový předmět na LF MU“

