

Pokročilé metody analýzy dat v neurovědách



RNDr. Eva Koritáková, Ph.D.
doc. RNDr. Ladislav Dušek, Dr.

Blok 8

Klasifikace dat II

Osnova

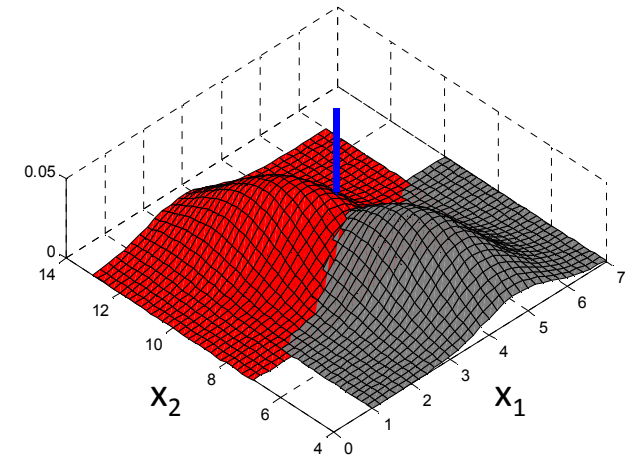
1. Klasifikace pomocí hranic – metoda podpůrných vektorů (SVM)
2. Další metody klasifikace
3. Hodnocení úspěšnosti klasifikace a srovnání klasifikátorů

Klasifikace pomocí hranic – metoda podpůrných vektorů (SVM)

Typy klasifikátorů – podle principu klasifikace

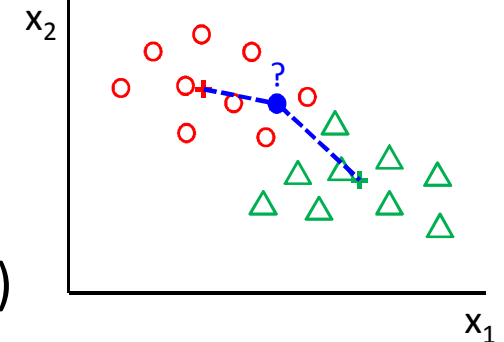
- **klasifikace pomocí diskriminačních funkcí:**

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



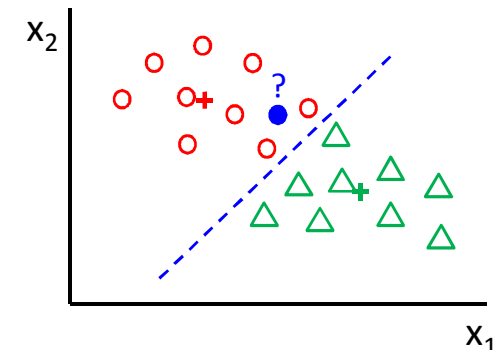
- **klasifikace pomocí min. vzdálenosti od etalonů klasif. tříd:**

- 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)



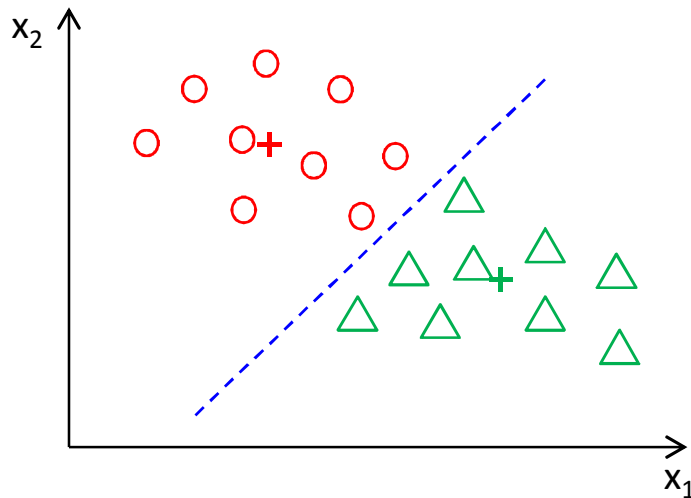
- **klasifikace pomocí hranic v obrazovém prostoru:**

- stanovení hranic (hraničních ploch) oddělujících klasifikační třídy

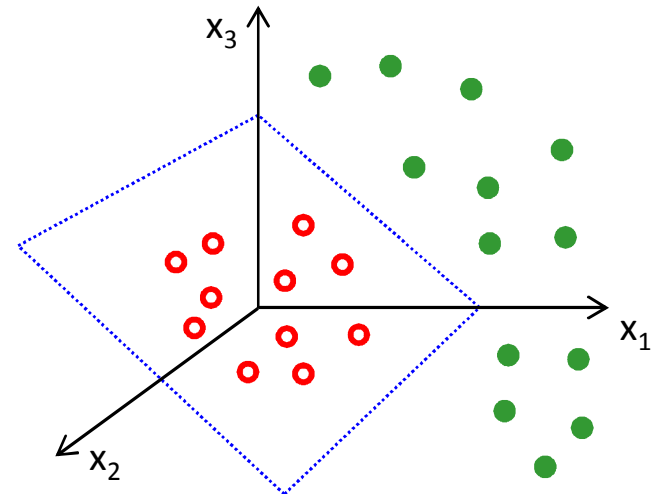


Motivace

2-rozměrný prostor



3-rozměrný prostor



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

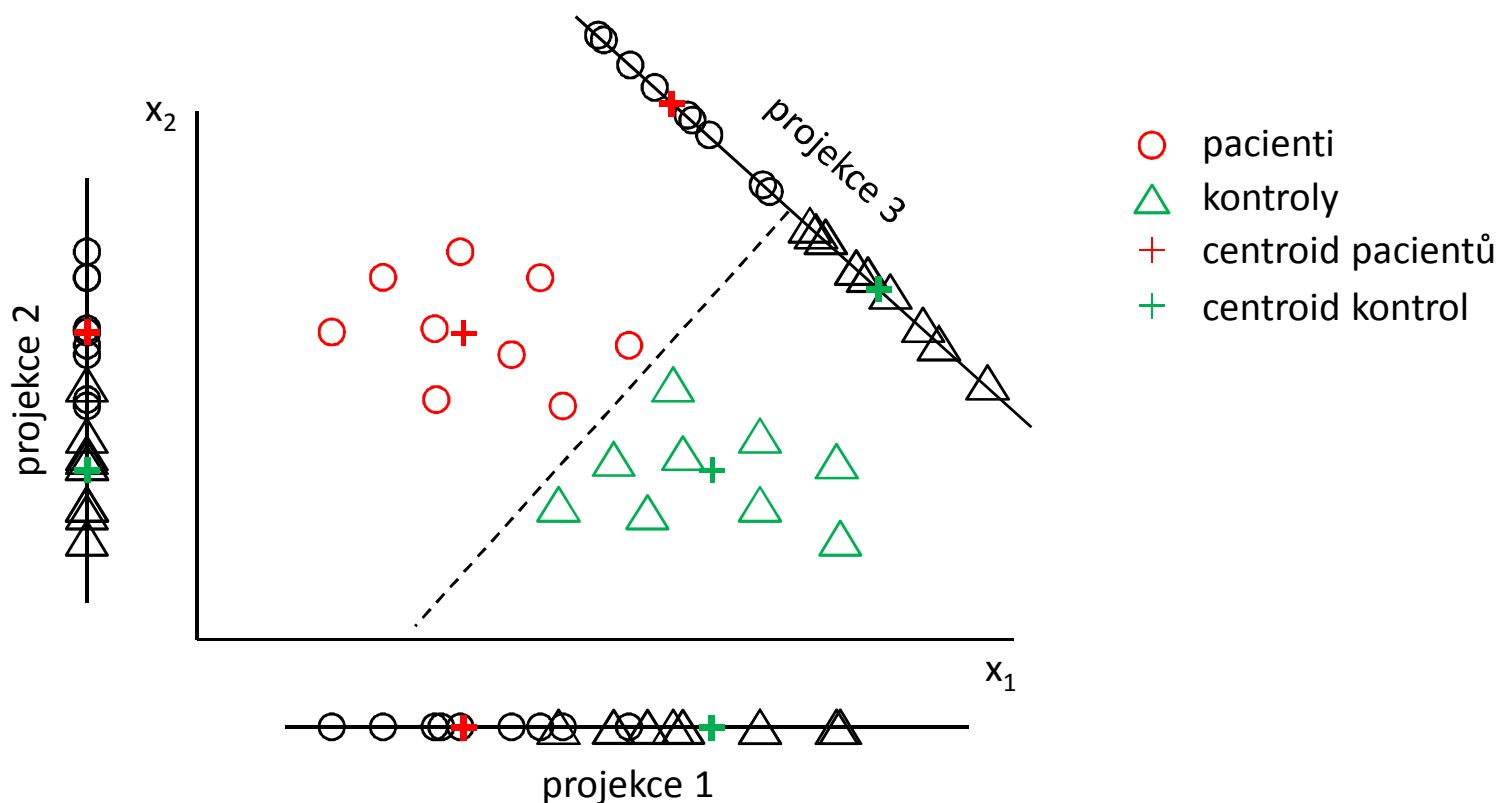
- ve 2-rozměrném prostoru je hranicí křivka (v lineárním případě přímka)
- v 3-rozměrném prostoru plocha (v lineárním případě rovina)

Hranice je tedy dána rovnicí: ()

Výpočet hranice různými metodami (např. Fisherova LDA, SVM apod. – viz dále)

Fisherova lineární diskriminace (FLDA)

- použití pro lineární klasifikaci
- princip: transformace do jednorozměrného prostoru tak, aby se třídy od sebe maximálně oddělily (maximalizace vzdálenosti skupin a minimalizace variability uvnitř skupin)

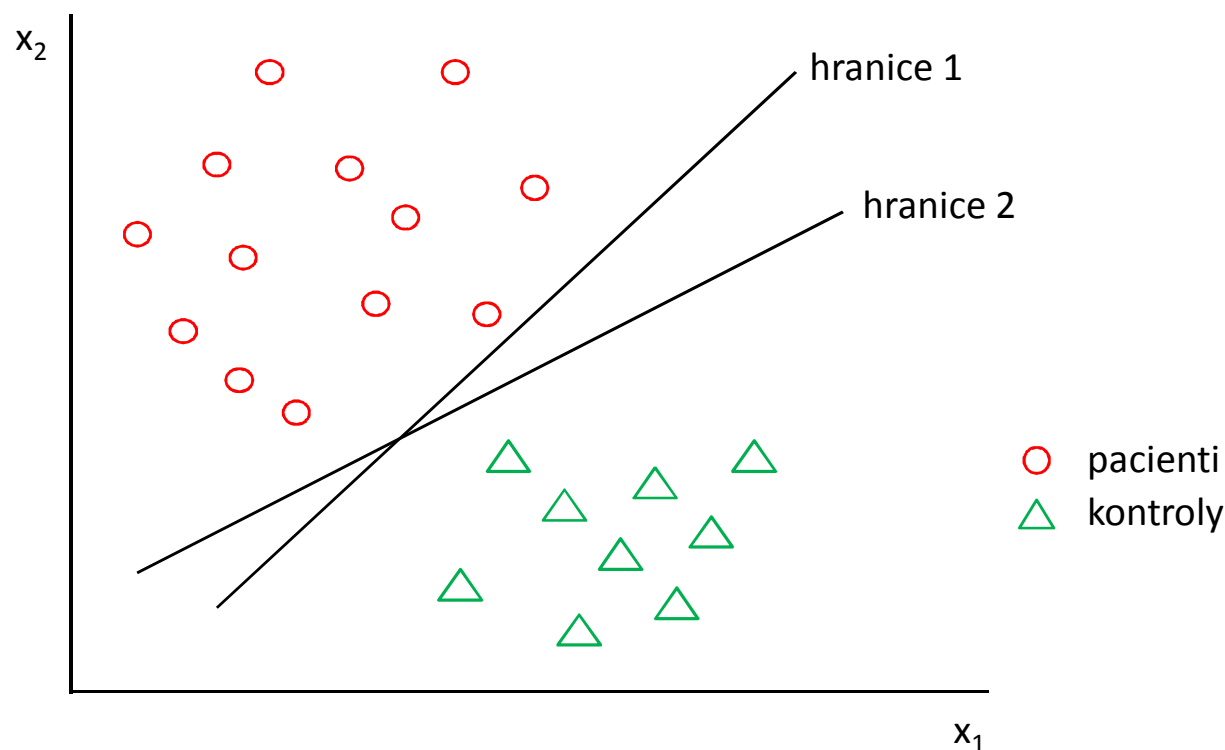


- předpoklad: vícerozměrné normální rozdělení u jednotlivých skupin

Metoda podpůrných vektorů (SVM)

Anglicky: Support Vector Machines

Princip: Proložení klasifikační hranice tak, aby byla v co největší vzdálenosti od subjektů z obou tříd.



Výhody:

- + nemá předpoklady o normálním rozdělení dat
- + lze využít pro lineární i pro nelineární klasifikaci

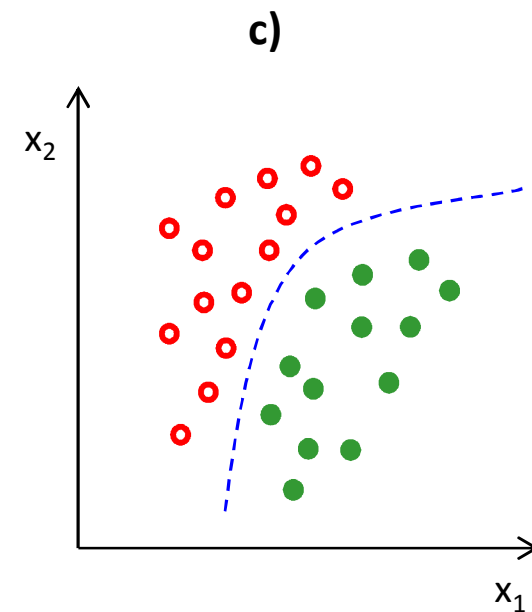
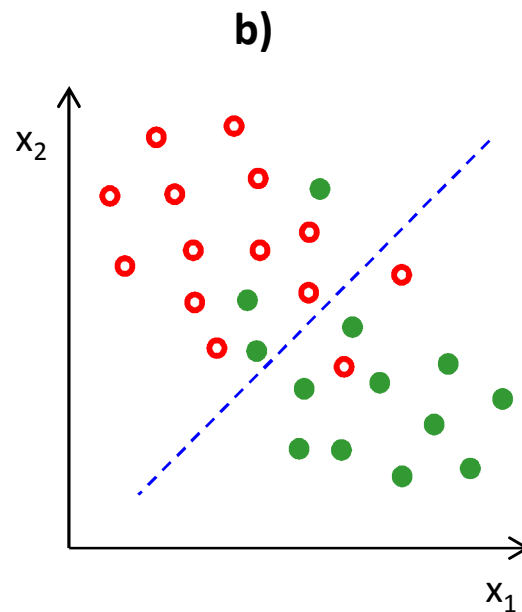
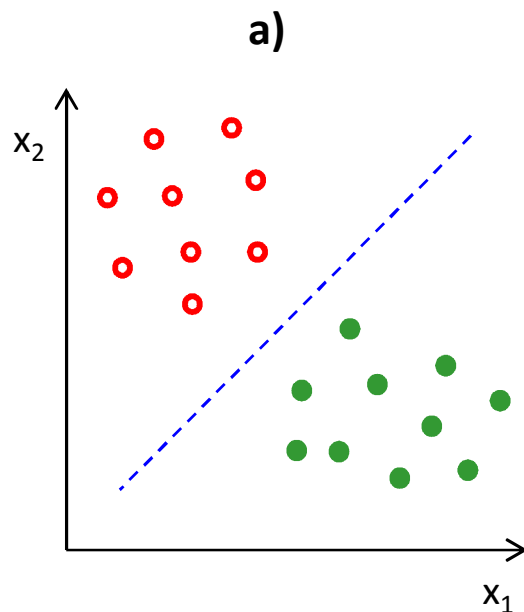
Nevýhody:

- vyžaduje stanovení parametrů (např. C) a případně i typu jádra

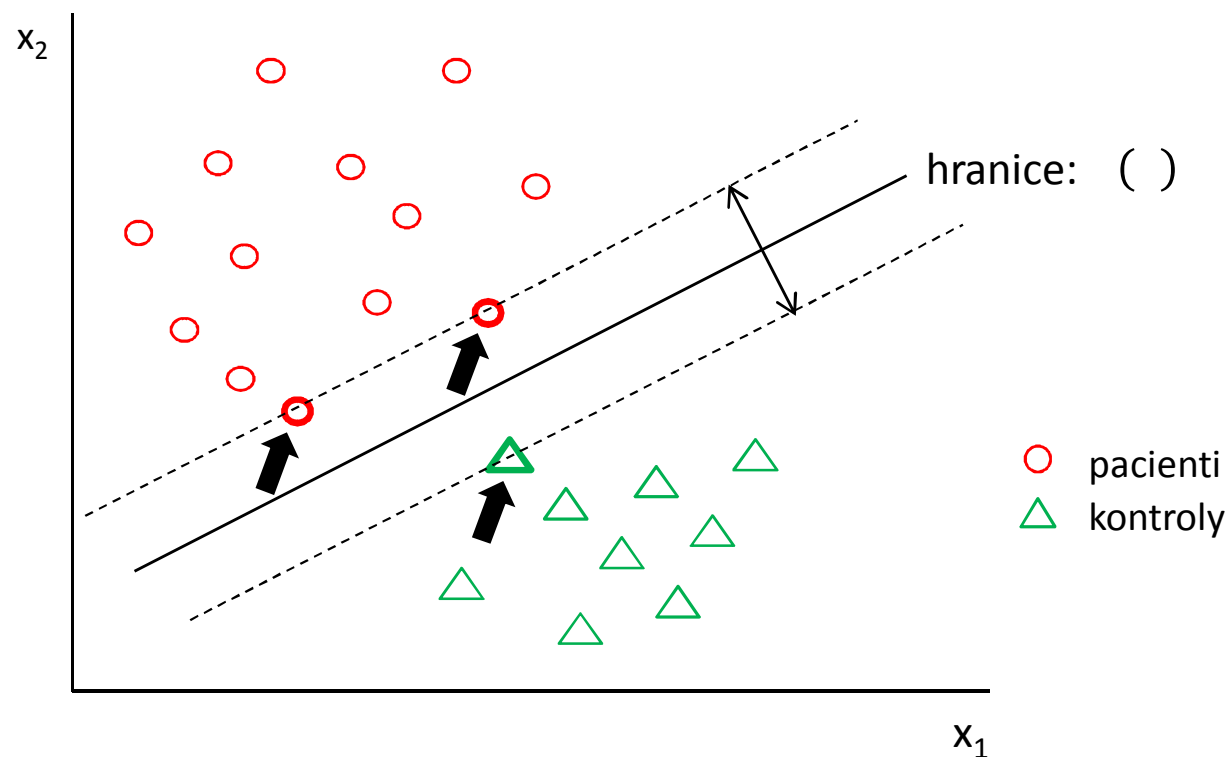
Metoda podpůrných vektorů (SVM) – varianty

Varianty SVM dle typu vstupních dat:

- lineární verze metody podpůrných vektorů pro lineárně separabilní třídy (anglicky *maximal margin classifier*)
- lineární verze metody podpůrných vektorů pro lineárně neseparabilní třídy (anglicky *support vector classifier*)
- nelineární verze metody podpůrných vektorů (anglicky *support vector machine*)



Metoda podpůrných vektorů (SVM) – princip



- proložení klasifikační hranice tak, aby byla v co největší vzdálenosti od subjektů z obou tříd → tzn. aby byl okolo hranice co nejširší pruh bez bodů (tzv. toleranční pásmo = margin)
- na popis hranice stačí pouze nejbližší body, kterých je obvykle málo a nazývají se **podpůrné vektory** (support vectors)

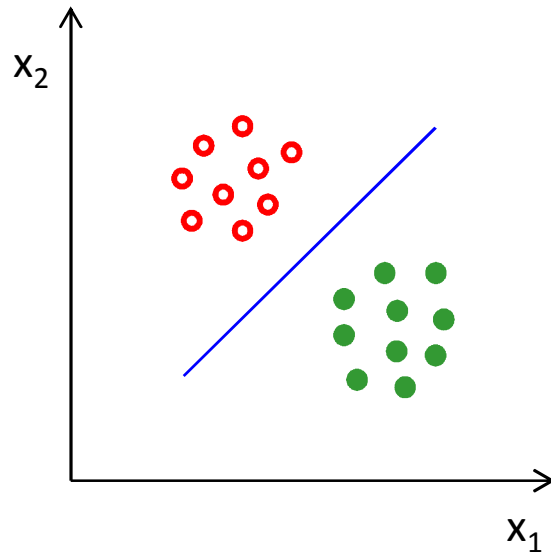
Lineární SVM – lineárně separabilní třídy

- Pro všechny body z trénovací množiny platí:
- což můžeme stručněji zapsat jako
$$\left(\begin{matrix} \text{ } \\ \text{ } \end{matrix} \right)$$
- kde $= 1$ pro ze třídy a $= -1$ pro ze třídy
- hledáme takové hodnoty a a b , aby byla celková šířka tolerančního pásma $\frac{1}{\|a\|} - \frac{1}{\|b\|}$ co největší
- hledat maximum funkce $\frac{1}{\|a\|}$ je to stejné, jako hledat minimum funkce $\|a\|$ a toto minimum se nezmění, když kladnou hodnotu v čitateli umocníme na druhou (což nám zjednoduší výpočty), takže dostáváme následující kritériální funkci, jejíž hodnotu se snažíme minimalizovat:

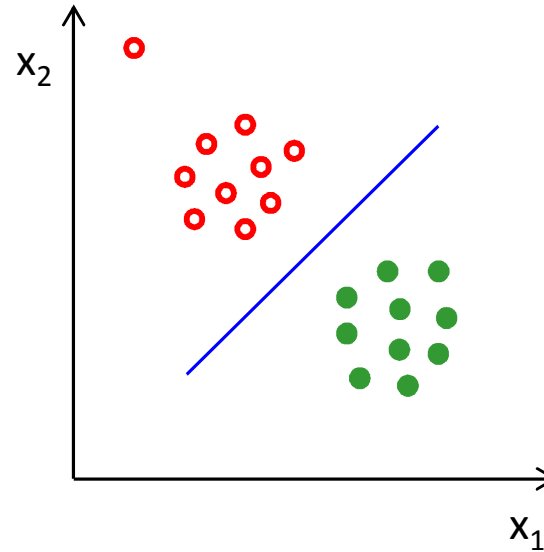
$$\left(\begin{matrix} \text{ } \\ \text{ } \end{matrix} \right) \frac{\|a\|^2}{\|b\|^2}$$

→ řešení pomocí metody Lagrangeova součinitele

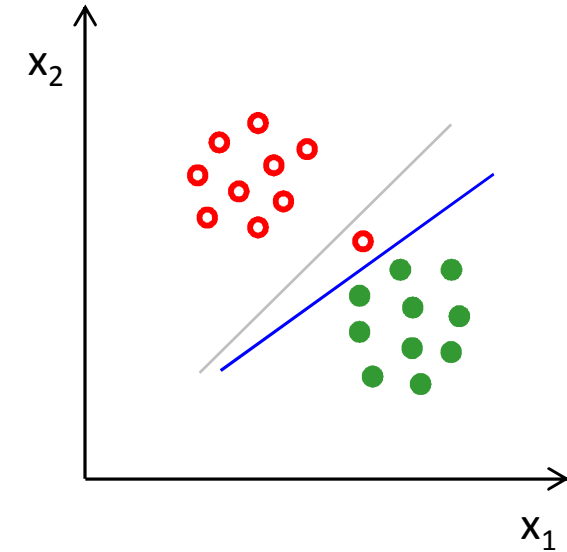
Lineární SVM – vliv odlehlých hodnot



klasifikace v případě dat neobsahujících odlehlé hodnoty



klasifikace v případě odlehlé hodnoty, která není podpurným vektorem (poloha klasifikační hranice se nezmění)



klasifikace v případě odlehlé hodnoty, která je podpurným vektorem (poloha hranice se změní)

→ lepší použít lineární SVM pro lineárně neseparabilní třídy, kterou tato odlehlá hodnota téměř neovlivní

Lineární SVM – lineárně neseparabilní třídy

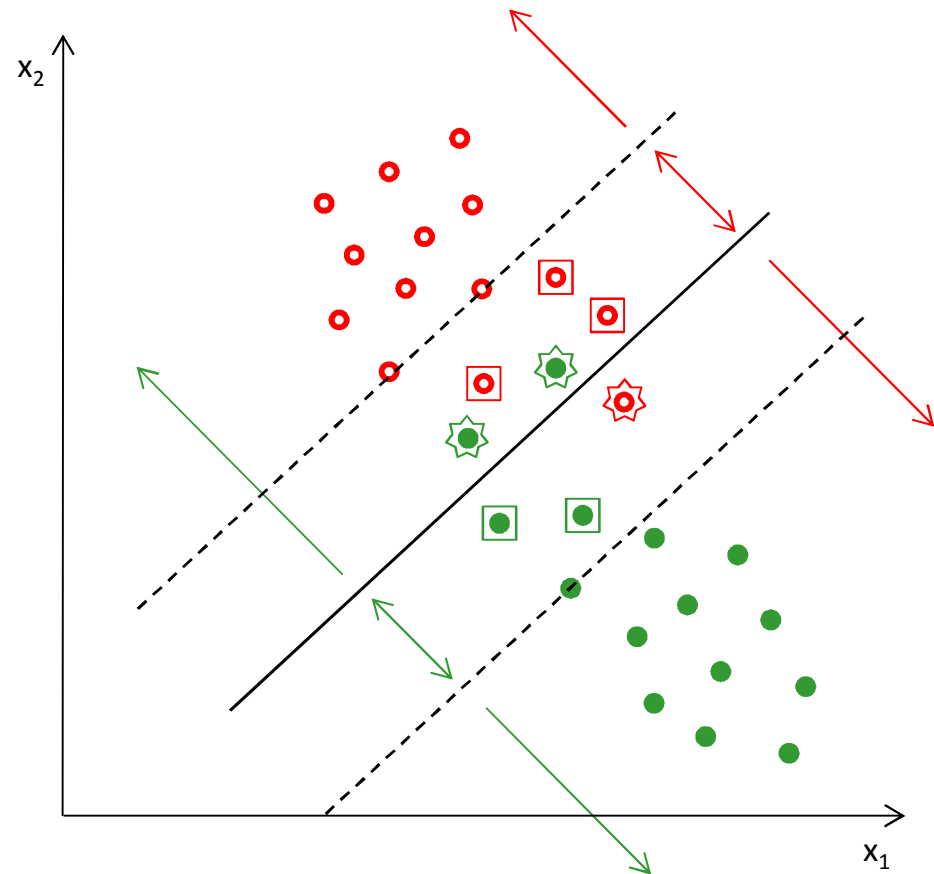
- zavedeme relaxační proměnné vyjadřující, jak moc každý bod porušuje podmínku ()

- 3 situace:

1. objekt leží **vně** pásma a je **správně** klasifikován:
2. objekt leží **uvnitř** pásma a je **správně** klasifikován (body s čtverečky):
3. objekt leží na **opačné straně** hranice a je **chybně** klasifikován (body s hvězdičkami):

- podmínky jsou pak ve tvaru:

$$\left(\quad \right)$$



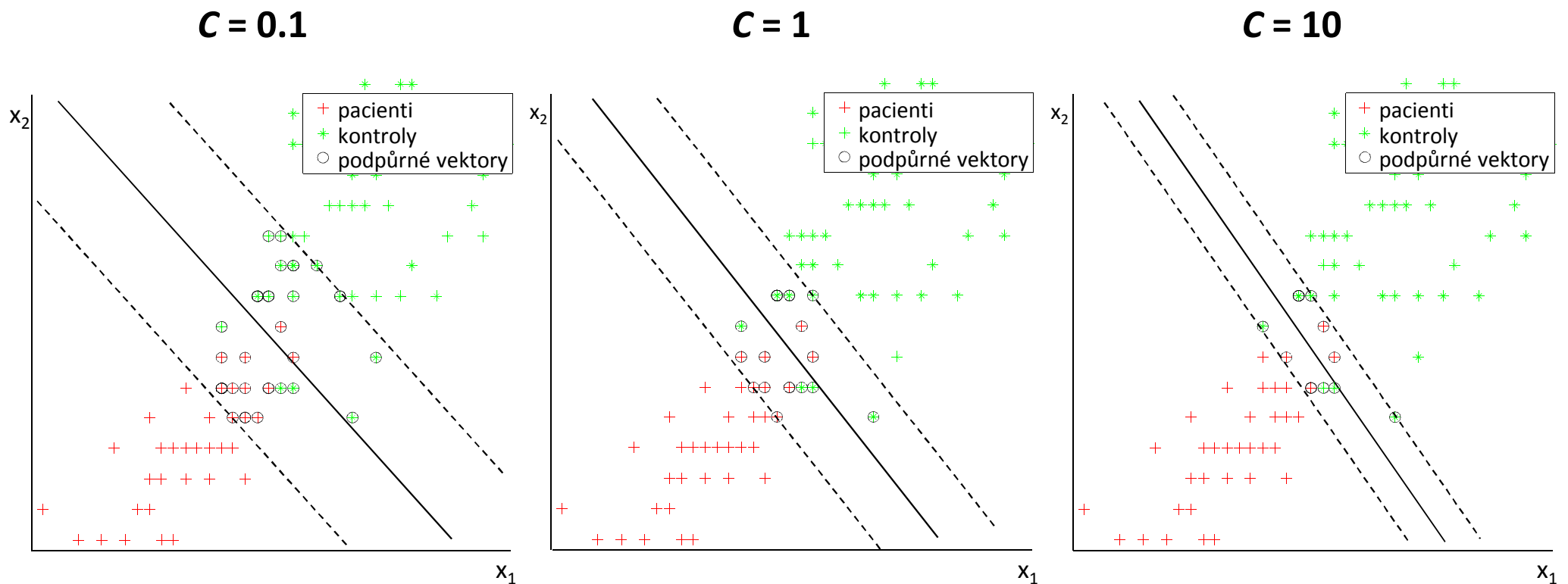
Lineární SVM – lineárně neseparabilní třídy

- když chceme najít hranici poskytující co nejrobustnější klasifikaci, musíme se snažit:
 - maximalizovat šířku tolerančního pásma
 - minimalizovat počet subjektů z trénovací množiny, které leží v tolerančním pásmu nebo jsou dokonce špatně klasifikovány (tj. těch, pro které $\xi_i > 0$)
- to můžeme vyjádřit jako minimalizaci kriteriální funkce:

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum \xi_i$$

- kde C vyjadřuje poměr vlivu obou členů kriteriální funkce:
 - **pro nízké hodnoty C** bude toleranční pásmo širší a počet trénovaných subjektů v tolerančním pásmu a počet chybně klasifikovaných trénovacích subjektů bude vyšší
 - **pro vysoké hodnoty C** bude toleranční pásmo užší, ale počet trénovaných subjektů v tolerančním pásmu a počet chybně klasifikovaných trénovacích subjektů bude nižší
- řešíme opět pomocí metody Lagrangeova součinitele

SVM – vliv parametru C („box constraint“)



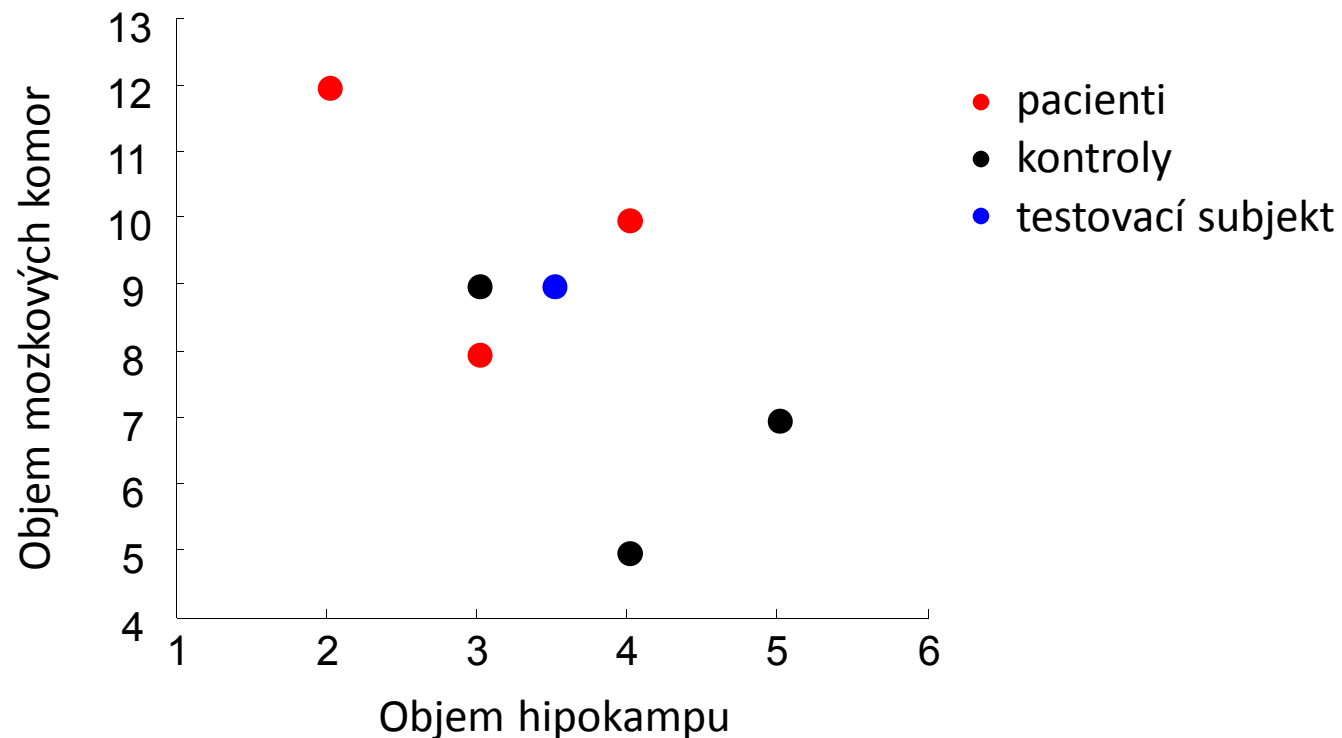
- **pro nízké hodnoty C** – toleranční pásmo širší, ale počet subjektů v tolerančním pásmu a počet chybně klasifikovaných trénovacích subjektů vyšší
- **pro vysoké hodnoty C** – toleranční pásmo užší, ale počet subjektů v tolerančním pásmu a počet chybně klasifikovaných trénovacích subjektů nižší
- zpravidla nevíme, jaká hodnota parametru C pro data nejvhodnější → klasifikace s několika hodnotami C a výběr toho výsledku, který je nejlepší (křížová validace)

Příklad

Příklad: Bylo provedeno měření objemu hipokampu a mozkových komor

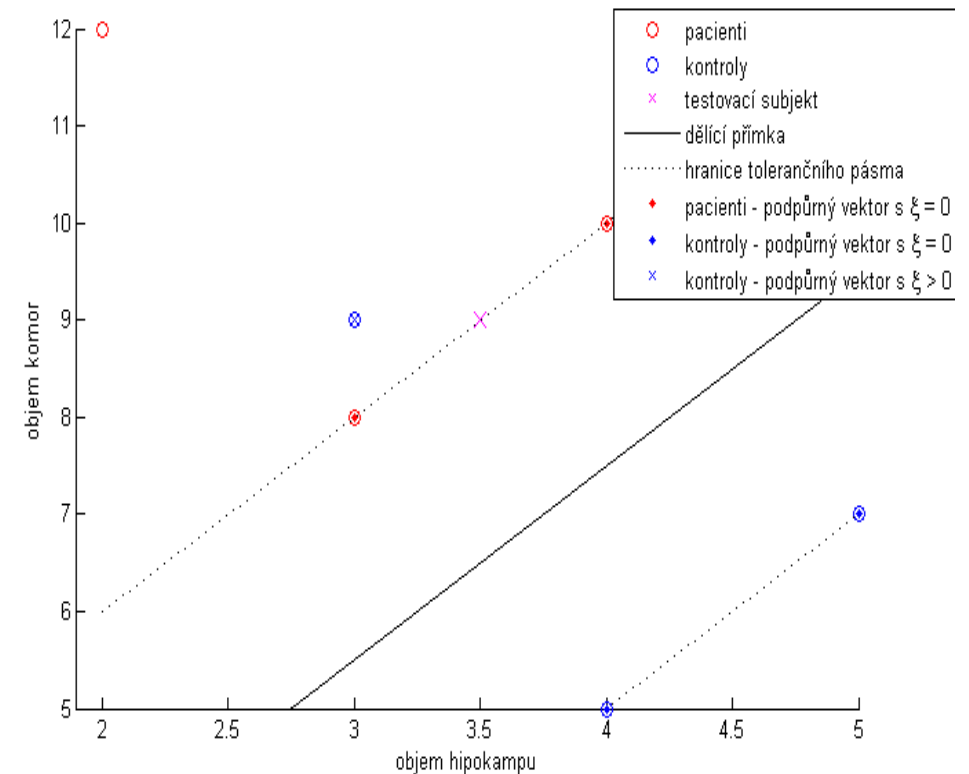
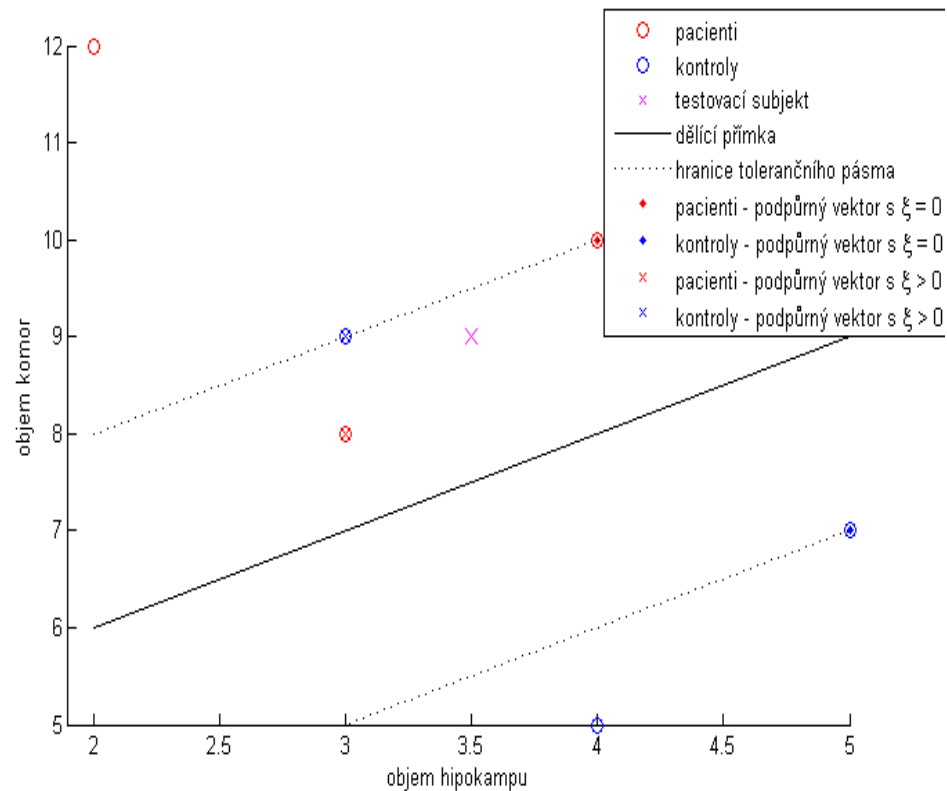
(v cm^3) u 3 pacientů se schizofrenií a 3 kontrol:

Určete, zda testovací subjekt [] patří do skupiny pacientů či kontrolních subjektů pomocí metody podpůrných vektorů.



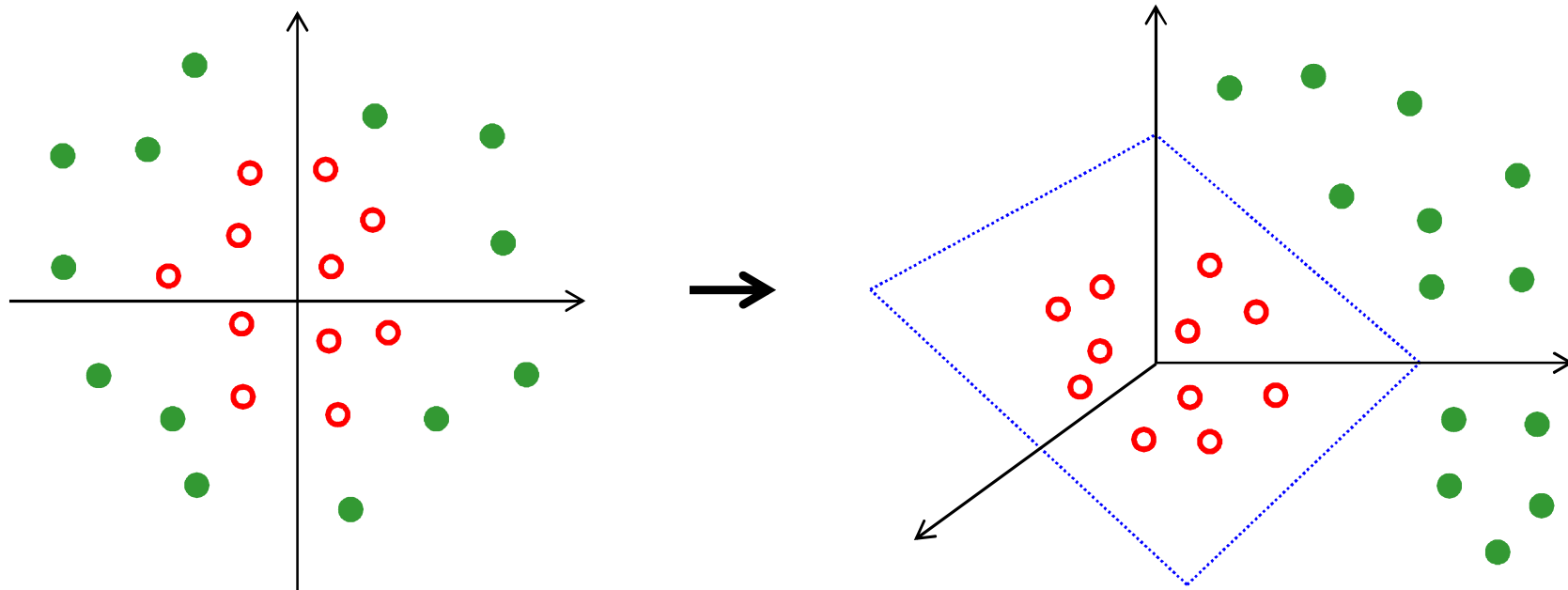
Příklad – srovnání výsledků pro

a

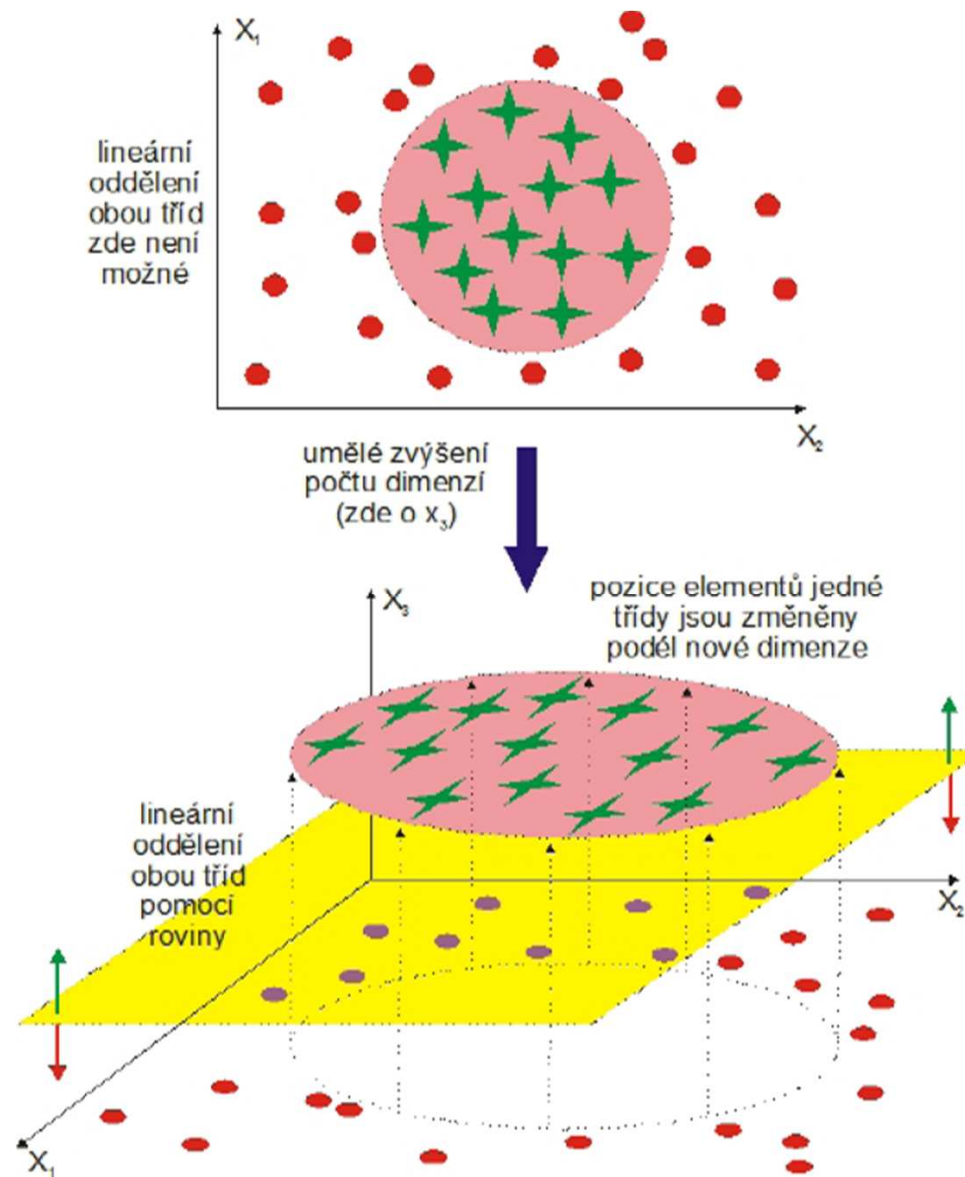


Nelineární SVM

- **princip:** zobrazíme původní p -rozměrný obrazový prostor nelineární transformací pomocí **jader** (např. polynomiální nebo radiální báze) do nového m -rozměrného prostoru tak, aby v novém prostoru byly klasifikační třídy lineárně separabilní

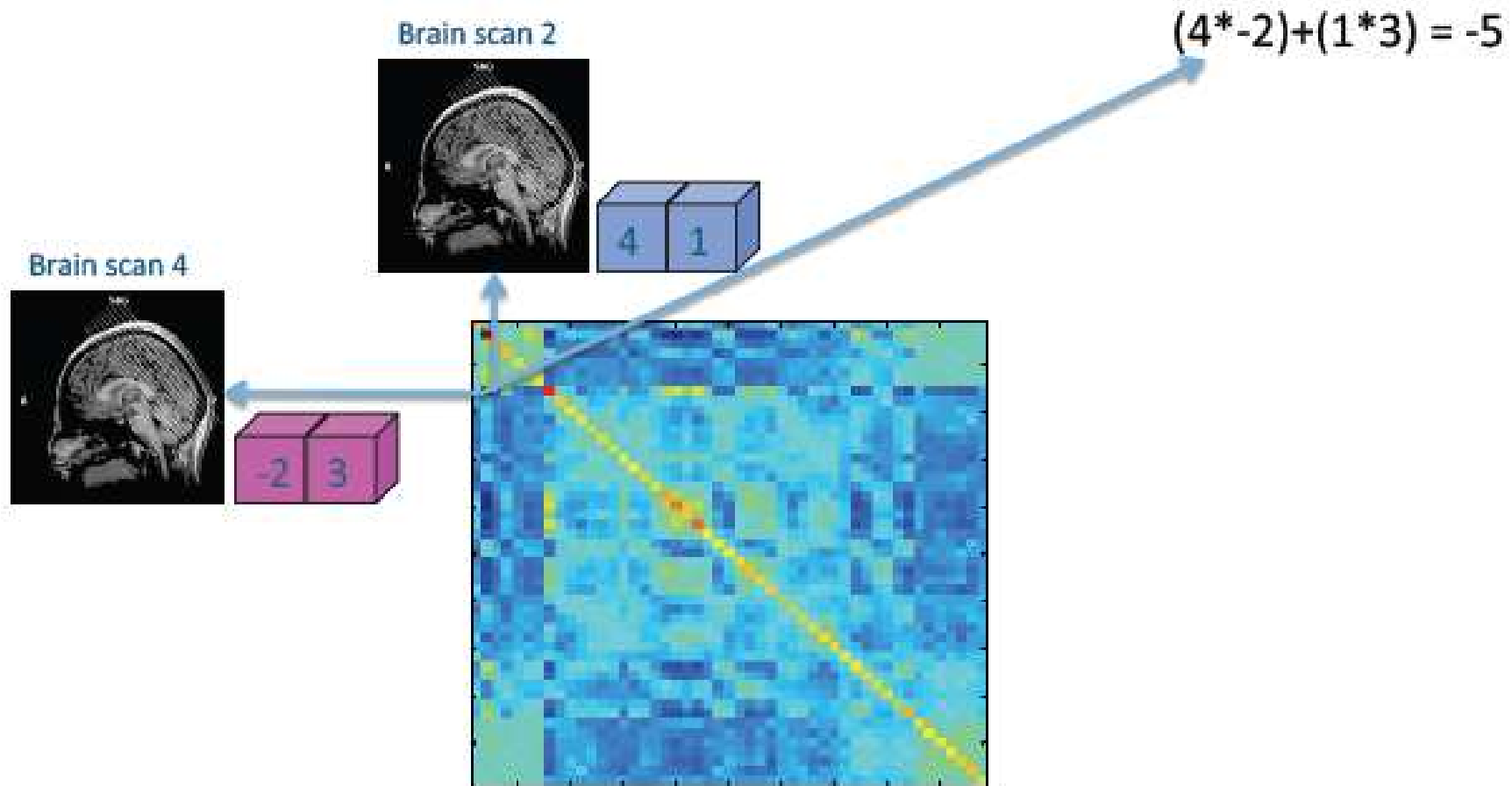


Nelineární SVM – ukázka



Nelineární SVM – jádro

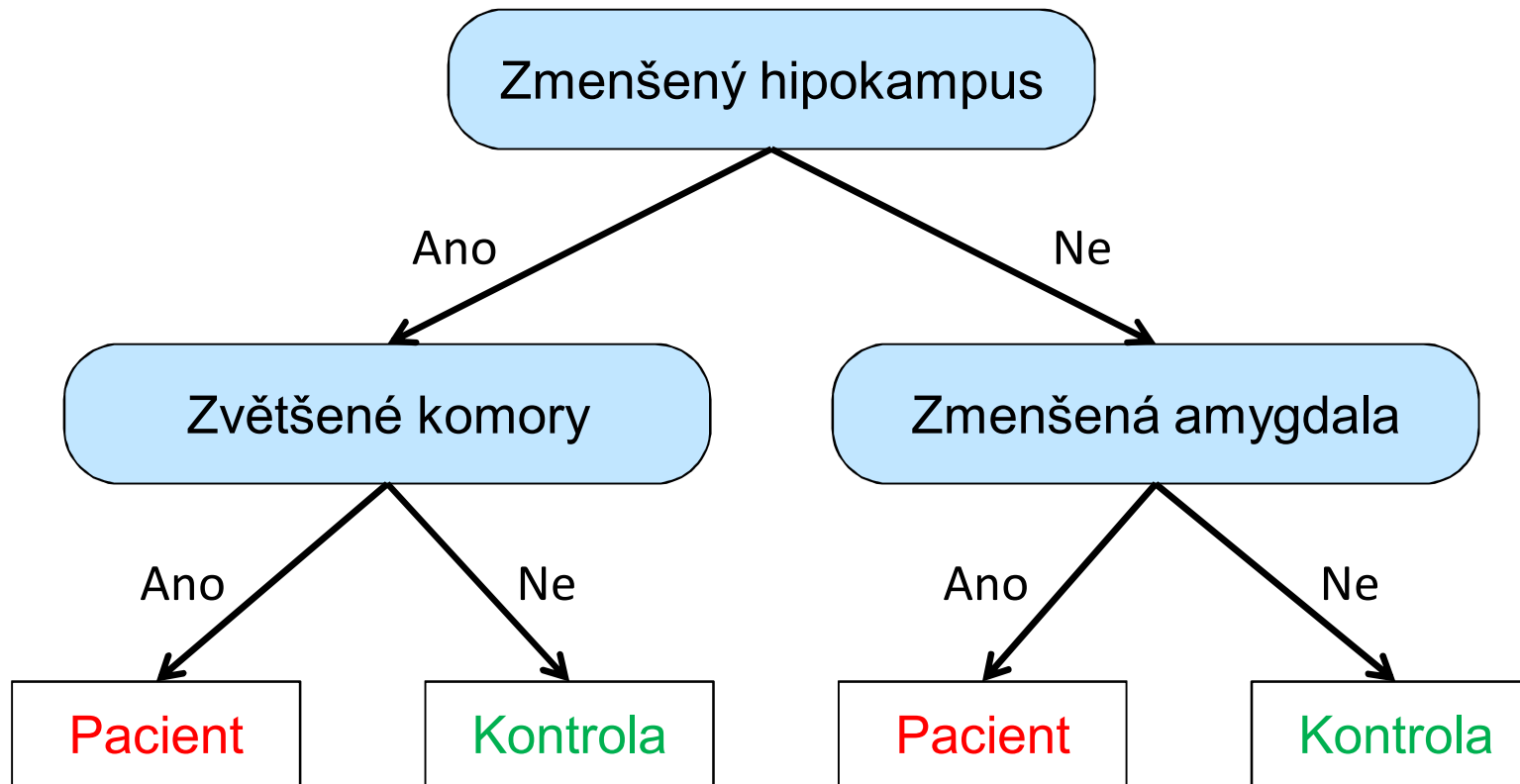
Anglicky: kernel



Další metody klasifikace

Klasifikační (rozhodovací) stromy a lesy

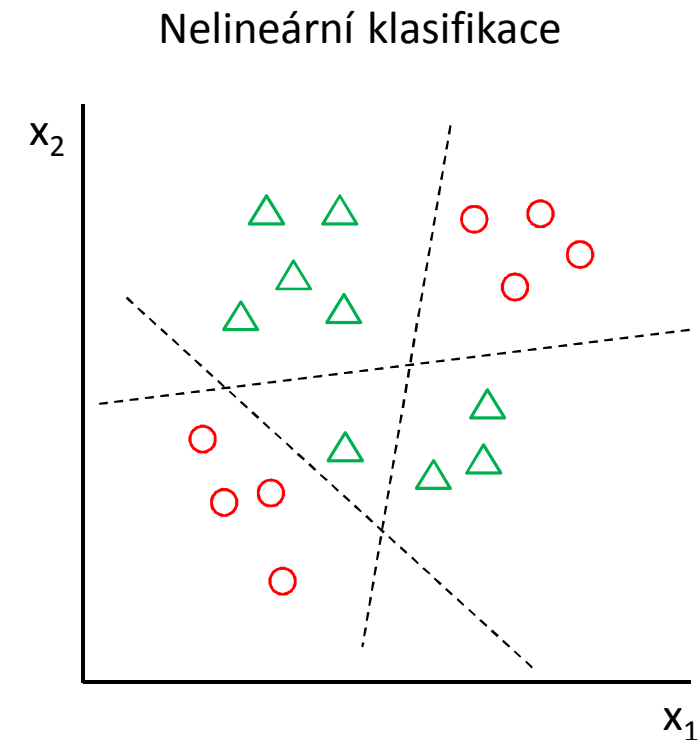
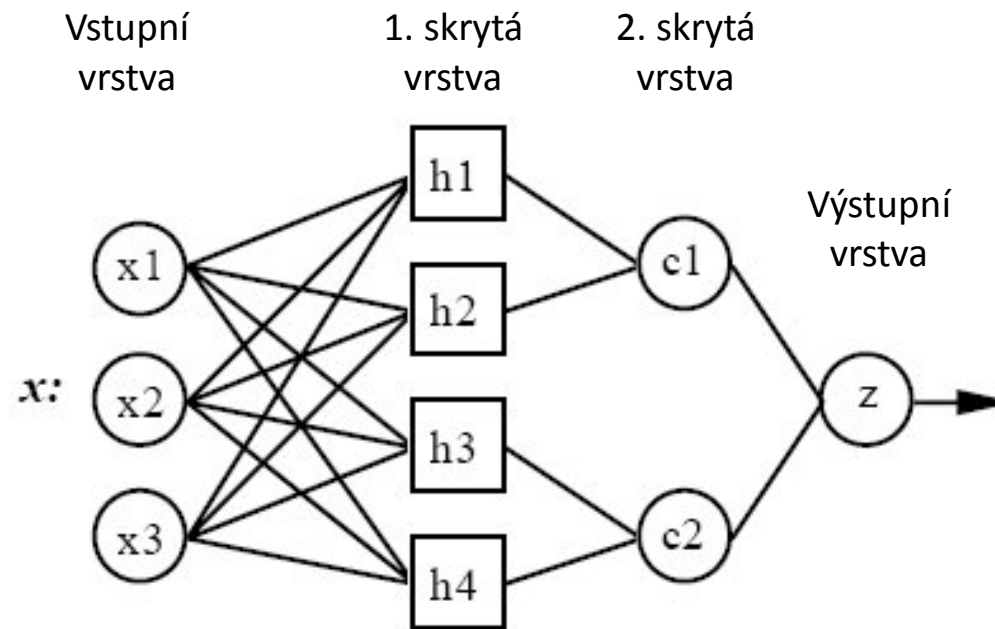
Princip: Postupné rozdělování datasetu do skupin podle hodnot jednotlivých proměnných.



Klasifikační lesy – použití více klasifikačních stromů ke klasifikaci, každý strom zpravidla používá jen část původních dat (část subjektů nebo část proměnných).

Neuronové sítě

Princip: Postupné učení neuronové sítě (tzn. postupné nastavování vah u jednotlivých neuronů), aby byla chyba klasifikace trénovací množiny minimální. Umožňuje nelineární klasifikaci.

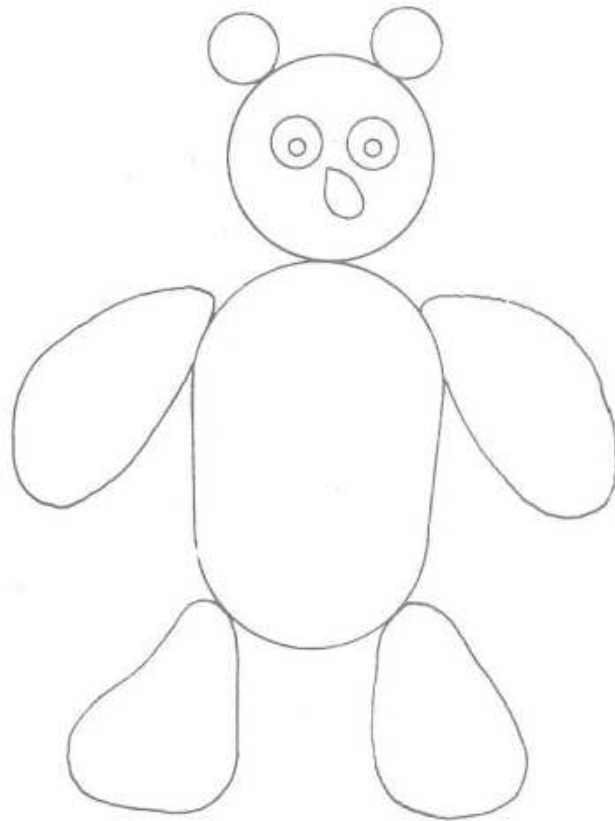


Více typů neuronových sítí – např.:

- Vícevrstvé neuronové sítě typu perceptron
- RBF (Radial Basis Function) sítě
- LVQ (Learning Vector Quantization) sítě

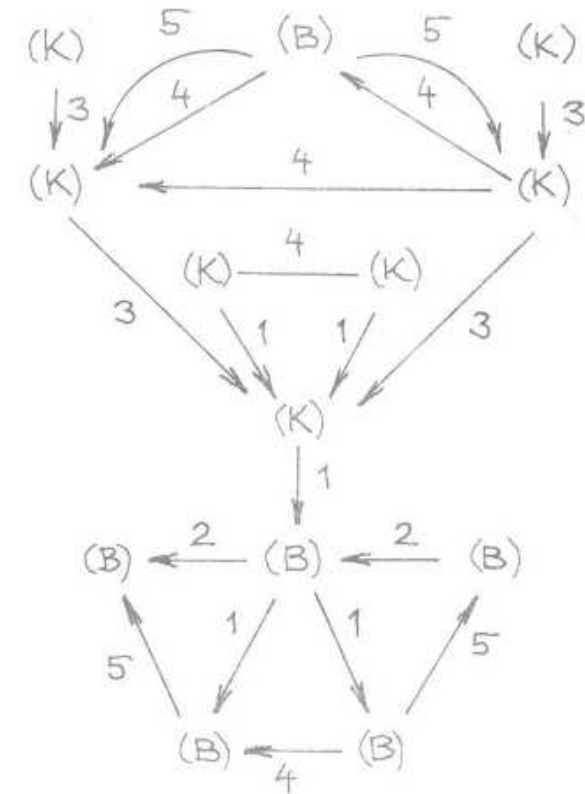
Strukturální (syntaktické) klasifikátory

Princip: 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



Lze vytvořit i **kombinované klasifikátory** – jednotlivá primitiva doplněna příznakovým popisem.

Poznámka

- Nelze dopředu říci, která klasifikační metoda bude pro daná data fungovat nejlépe → potřebné vyzkoušet více klasifikačních metod a zvolit nejvhodnější pro daná data.
- U velkých datových souborů je obtížné dopředu určit, zda je možné data oddělit lineárně nebo ne → potřebné vyzkoušet lineární i nelineární klasifikační metody.

Hodnocení úspěšnosti klasifikace a srovnání klasifikátorů

Hodnocení úspěšnosti klasifikace - úvod

Vstupní data

Subjekt	voxel 1	voxel 2	voxel 3	...	Skutečnost (správná třída)
1					pacient
2					pacient
3					pacient
4					kontrola
5					kontrola
6					kontrola

Výsledek
klasifikace

pacient
pacient
kontrola
kontrola
pacient
kontrola

Jak dobrá je klasifikační metoda, kterou jsme použili?

Hodnocení úspěšnosti klasifikace

Matice záměn (konfusní matice, confusion matrix):

		Skutečnost (správná třída)	
		Pacienti (+)	Kontroly (-)
Výsledek klasifikace	Pacienti (+)	TP	FP
	Kontroly (-)	FN	TN

TP („true positive“) – kolik výsledků bylo skutečně pozitivních (tzn. kolik pacientů bylo správně diagnostikováno jako pacienti).

FP („false positive“) – kolik výsledků bylo falešně pozitivních (tzn. kolik zdravých lidí bylo chybně diagnostikováno jako pacienti).

FN („false negative“) – kolik výsledků bylo falešně negativních (tzn. kolik pacientů bylo chybně diagnostikováno jako zdraví).

TN („true negative“) – kolik výsledků bylo skutečně negativních (tzn. kolik zdravých lidí bylo správně diagnostikováno jako zdraví).

Hodnocení úspěšnosti klasifikace

		Skutečnost (správná třída)	
		Pacienti (+)	Kontroly (-)
Výsledek klasifikace	Pacienti (+)	TP	FP
	Kontroly (-)	FN	TN

TP+FN



**Senzitivita
(sensitivity)**

$TP / (TP+FN)$

FP+TN



**Specifická
(specificity)**

$TN / (FP+TN)$

Celková správnost (accuracy): $(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)$

Chyba (error): $(FP+FN)/(TP+FP+FN+TN)$

Příklad – klasifikace pomocí FLDA

Subjekt	Skutečnost	Výsledek LDA
1	P	P
2	P	P
3	P	K
4	K	K
5	K	P
6	K	K

Výsledek klasifikace	Skutečnost (správná třída)	
	Pacienti (+)	Kontroly (-)
Pacienti (+)	TP=2	FP=1
Kontroly (-)	FN=1	TN=2

Senzitivita: $TP/(TP+FN)=2/(2+1)=0,67$

Specifická: $TN/(FP+TN)=2/(1+2)=0,67$

Správnost: $(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)=(2+2)/(2+1+1+2)=0,67$

Chyba: $(FP+FN)/(TP+FP+FN+TN)=(1+1)/(2+1+1+2)=0,33$

Intervaly spolehlivosti pro celkovou správnost

- celková správnost: _____
- z toho plyne: _____ (t _____)
- za splnění předpokladů, že _____, (_____) a _____, lze spočítat 95% interval spolehlivosti pro správnost pomocí aproximace na normální rozdělení:

$$\left[\hat{P}_A - 1,96 \cdot \sqrt{\frac{\hat{P}_A (1 - \hat{P}_A)}{N}}; \hat{P}_A + 1,96 \cdot \sqrt{\frac{\hat{P}_A (1 - \hat{P}_A)}{N}} \right]$$

Příklad – pokračování

Správnost: $(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN) = 0,67$

IS pro správnost:
$$\left[\hat{P}_A - 1,96 \cdot \sqrt{\frac{\hat{P}_A (1 - \hat{P}_A)}{N}}; \hat{P}_A + 1,96 \cdot \sqrt{\frac{\hat{P}_A (1 - \hat{P}_A)}{N}} \right]$$
$$\left[0,66 - 1,96 \cdot \sqrt{\frac{0,66 (1 - 0,66)}{6}}; 0,66 + 1,96 \cdot \sqrt{\frac{0,66 (1 - 0,66)}{6}} \right]$$
$$[0,29; 1,00]$$

Trénovací a testovací data

1. resubstituce
2. náhodný výběr s opakováním (bootstrap)
3. predikční testování externí validací (hold-out)
4. křížová validace (cross validation)
 - k -násobná (k -fold)
 - „odlož-jeden-mimo“ (leave-one-out, jackknife)

1. resubstituce

- stejná trénovací a testovací množina
- **výhody:**
 - + jednoduché
 - + rychlé
- **nevýhody:**
 - příliš optimistické výsledky!!!

2. náhodný výběr s opakováním (bootstrap)

- náhodně vybereme N subjektů s opakováním jako trénovací data (tzn. subjekty se v trénovací sadě mohou opakovat) a zbylé subjekty (ani jednou nevybrané) použijeme jako testovací data
- pro rozumně velká data se vybere zhruba 63,2% subjektů pro učení a 36,8% subjektů pro testování
- trénování a testování se provede jen jednou
- **výhody:**
 - + velká trénovací sada
 - + rychlé
- **nevýhody:**
 - data se v trénovací sadě opakují
 - výsledek vcelku závislý na výběru trénovacích dat

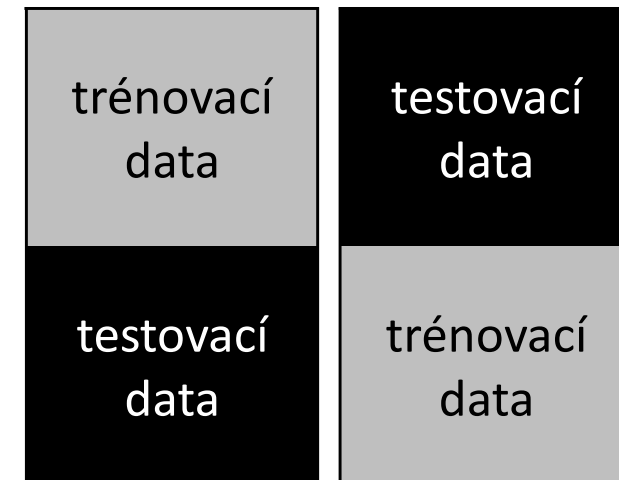
3. predikční testování externí validací (hold-out)

- použití části dat (většinou dvou třetin) na trénování a zbytku dat (třetiny) na testování
- **výhody:**
 - + nezávislá trénovací a testovací sada
- **nevýhody:**
 - méně dat pro trénování i testování
 - výsledek velmi závislý na výběru trénovacích dat



3. predikční testování externí validací (hold-out) – modifikace 1

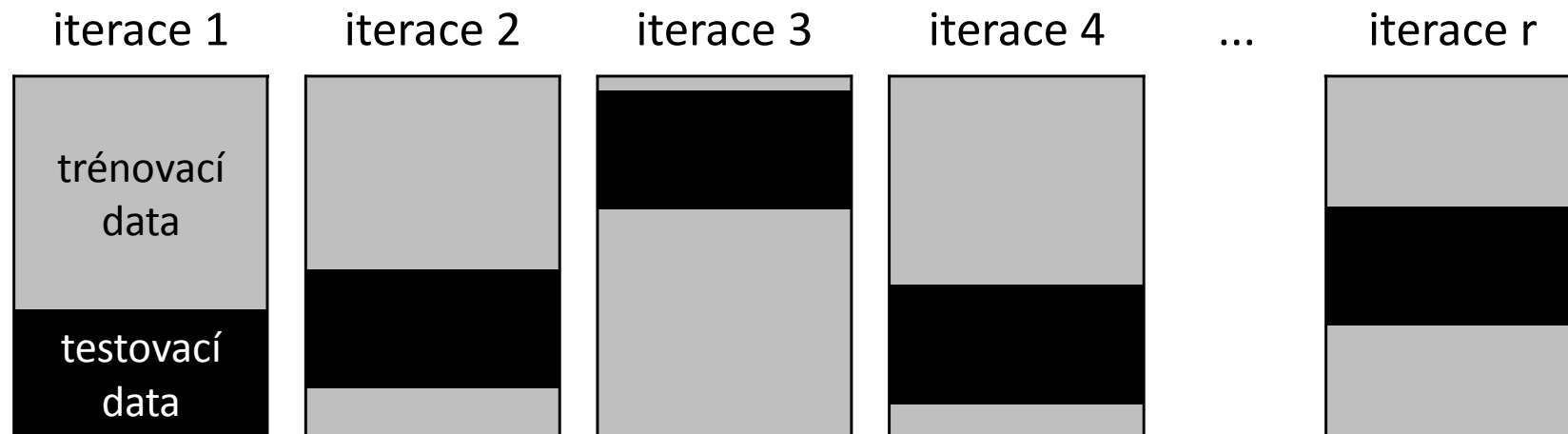
- použití části dat (obvykle poloviny) pro trénování a zbytku (poloviny) pro testování a následné přehození testovací a trénovací sady → zprůměrování 2 výsledků klasifikace



- **výhody:**
 - + nezávislá trénovací a testovací sada
- **nevýhody:**
 - při malých souborech může být polovina dat pro trénování příliš málo
 - výsledek velmi závislý na výběru trénovacích dat (i když trochu méně než předtím)

3. predikční testování externí validací (hold-out) – modifikace 2

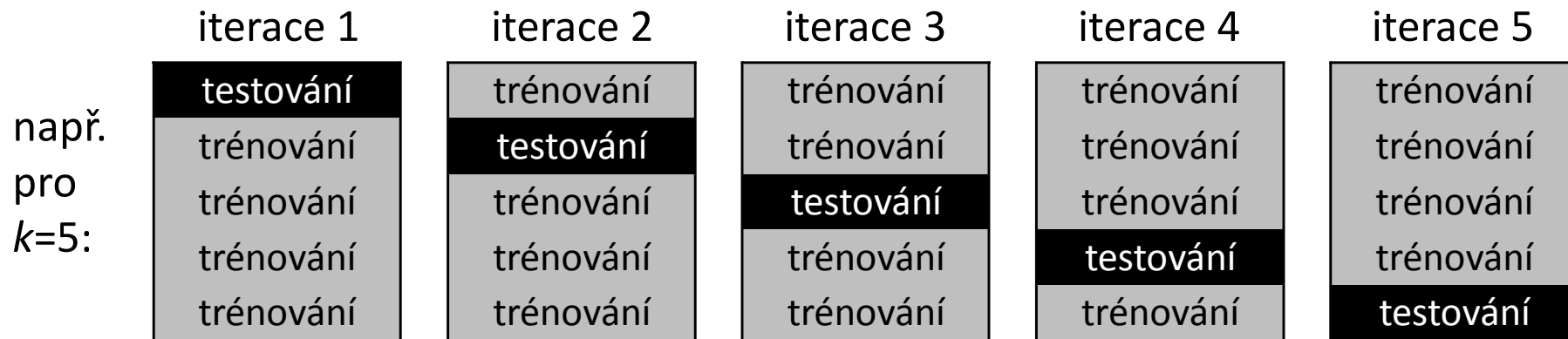
- r -krát náhodně rozdělíme soubor na trénovací a testovací data (většinou dvě třetiny pro trénování a třetinu pro testování) a r výsledků zprůměrujeme



- **výhody:**
 - + poměrně přesný odhad úspěšnosti klasifikace
- **nevýhody:**
 - trénovací i testovací sady se překrývají
 - časově náročné

4. k -násobná křížová validace (k -fold cross validation)

- používán též název příčná validace
- rozdělení souboru na k částí, 1 část použita na testování a zbylých $k-1$ částí na trénování → postup se opakuje (všechny části 1x použity pro testování)
- speciálním případem je „odlož-jeden-mimo“ (leave-one-out) CV (pro $k=N$)



- **výhody:**
 - + testovací sady se nepřekrývají
 - + poměrně přesný odhad úspěšnosti klasifikace
- **nevýhody:**
 - časově náročné

„odlož-jeden-mimo“ křížová validace

- anglický překlad: leave-one-out (nebo jackknife)
- pro $k=N$ (tzn. v každé z N iterací je jeden subjekt použit na testování a zbylých $N-1$ subjektů na trénování)
- platí výhody a nevýhody zmíněné u k -násobné křížové validace se čtyřmi komentáři:
 - časově nejnáročnější ze všech možných k
 - velmi vhodná pro malé soubory dat
 - na rozdíl od jakékoliv k -fold CV dostaneme vždy pouze jeden výsledek úspěšnosti (tzn. výsledek úspěšnosti nezávisí na tom, jak se jednotlivé subjekty „namíchají“ do jednotlivých skupin)
 - v některých člancích se uvádí, že lehce nadhodnocuje úspěšnost → doporučuje se 10-násobná křížová validace

Příklad - „odlož-jeden-mimo“ křížová validace

Iterace:

iter. 1

iter. 2

iter. 3

iter. 4

iter. 5

iter. 6

1
2
3
4
5
6

1
2
3
4
5
6

1
2
3
4
5
6

1
2
3
4
5
6

1
2
3
4
5
6

1
2
3
4
5
6

Skutečnost:

pacient

pacient

pacient

kontrola

kontrola

kontrola

Výsledek

klasifikace:

pacient

kontrola

kontrola

kontrola

pacient

kontrola

Výsledek klasifikace	Skutečnost	
	pac.	kont.
pacient	TP=1	FP=1
kontrola	FN=2	TN=2

Senzitivita: $1/(1+2)=0,33$

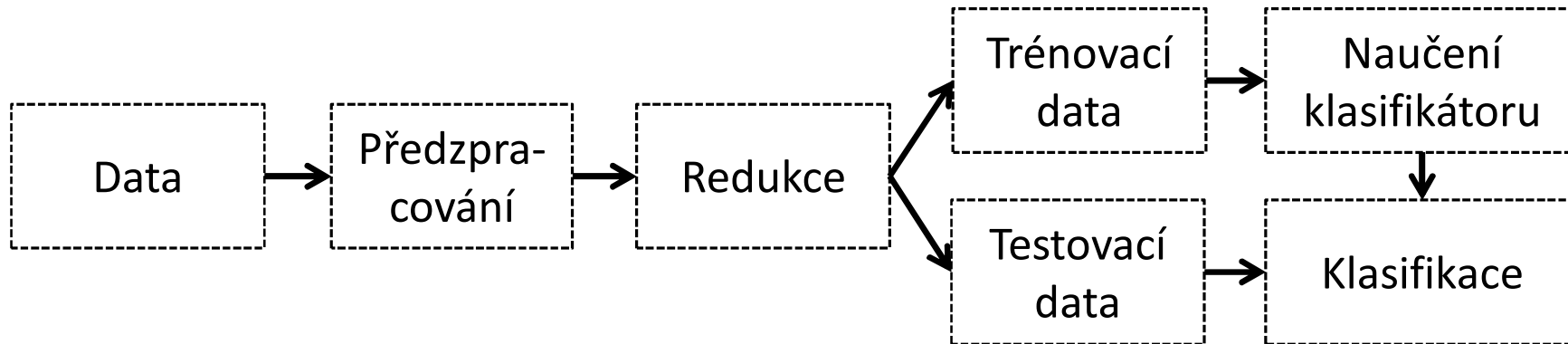
Specifická: $2/(1+2)=0,67$

Správnost: $(1+2)/(1+1+2+2)=0,50$

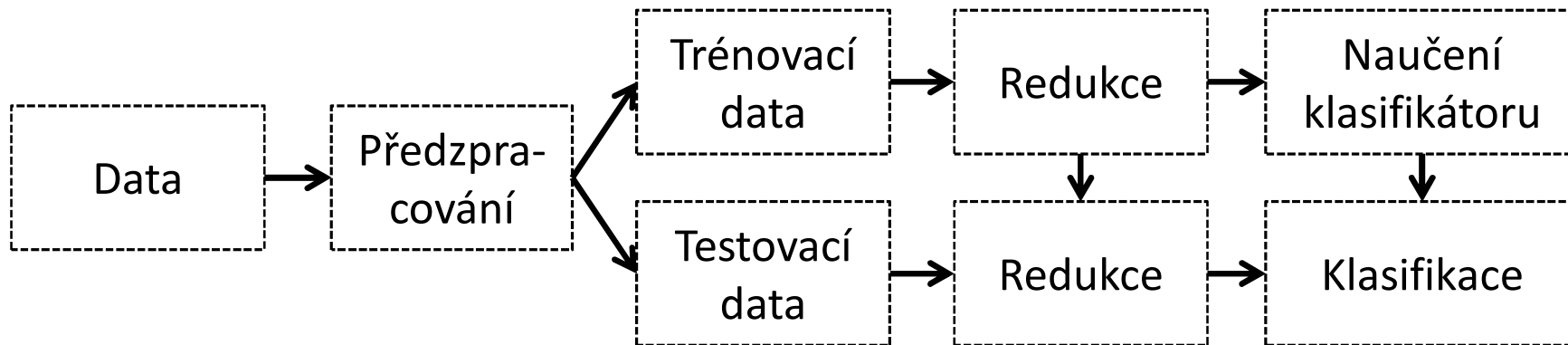
Chyba: $(1+2)/(1+1+2+2)=0,50$

Upozornění !!!

Postup 1:



Postup 2:



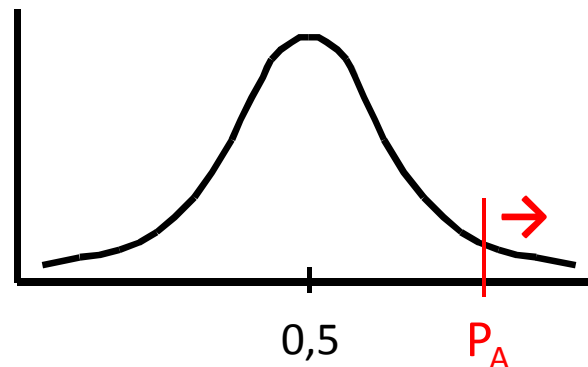
Postup 1 je nesprávný, je potřebné rozdělit soubor na trénovací a testovací ještě před redukcí dat, jinak dostaneme nadhodnocené výsledky!!!

Je klasifikace lepší než náhodná klasifikace?

- permutační testování
- jednovýběrový binomický test

Permutační testování

- r -krát náhodně přeházíme identifikátory příslušnosti do skupin u subjektů a provedeme klasifikaci (se stejným nastavením jako při použití originálních dat)
- p -hodnota se vypočte jako: $\frac{n}{r}$, kde n je počet iterací, v nichž byla úspěšnost klasifikace (např. celková správnost) vyšší nebo rovna úspěšnosti klasifikace originálních dat (P_A)
- pozn. pokud histogram z r celkových správností získaných permutacemi neleží kolem 0,5, máme v algoritmu zřejmě někde chybu!



Jednovýběrový binomický test

- testujeme, zda se liší celková správnost (což je podíl správně zařazených subjektů) od správnosti získané náhodnou klasifikací
- správnost u náhodné klasifikace: $\frac{1}{2}$, kde n je počet subjektů nejpočetnější skupiny
- $$\sqrt{\frac{1}{n} \left(\frac{1}{2} - p \right)^2}$$
- Pokud $|z| > 1,96$, zamítáme nulovou hypotézu o shodnosti správnosti naší klasifikace a správnosti náhodné klasifikace

Příklad – jednovýběrový binomický test

- uvažujme např. výsledek klasifikace pacientů a kontrol pomocí LDA (pomocí resubstituce):

- $$\frac{\sqrt{0,29(1-0,29)}}{\sqrt{0,5(1-0,5)}}$$

- protože $|z| = 1,96$, nezamítáme nulovou hypotézu o shodnosti správnosti naší klasifikace a správnosti náhodné klasifikace (tzn. neprokázali jsme, že by naše klasifikace byla lepší než náhodná klasifikace)
- nezamítnutí nulové hypotézy vyplývá už i z vypočteného intervalu spolehlivosti (0,29 – 1,00), protože tento interval spolehlivosti obsahuje hodnotu 0,5

Srovnání úspěšnosti klasifikace

- Srovnání 2 klasifikátorů
- Srovnání 3 a více klasifikátorů

Srovnání 2 klasifikátorů

Klasifikátor 1	Klasifikátor 2	
	Správně (1)	Chybně (0)
Správně (1)		
Chybně (0)		

Celkem:

McNemarův test:
$$\chi^2 = \frac{(|N_{01} - N_{10}| - 1)^2}{N_{01} + N_{10}}$$

Pokud $\chi^2 > 3.84$, zamítáme nulovou hypotézu H_0 o shodnosti celkové správnosti klasifikace pomocí dvou klasifikátorů

Dvouvýběrový binomický test:

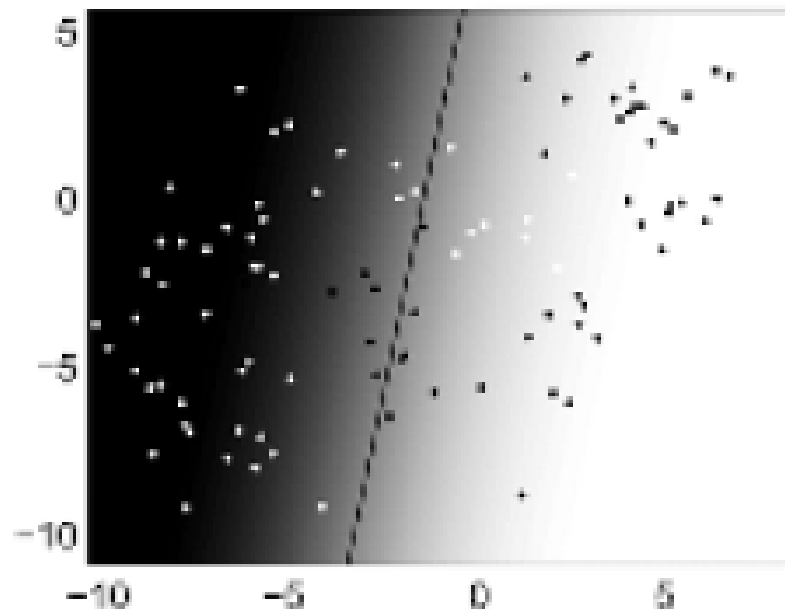
$$z = \frac{p_1 - p_2}{\sqrt{(2p(1-p))/(N_{ts})}} \quad p_1 = \frac{N_{11} + N_{10}}{N_{ts}}; \quad p_2 = \frac{N_{11} + N_{01}}{N_{ts}} \quad p = \frac{1}{2}(p_1 + p_2)$$

Pokud $|z| > 1.96$, zamítáme nulovou hypotézu H_0 o shodnosti podílu správně klasifikovaných subjektů dvou klasifikátorů

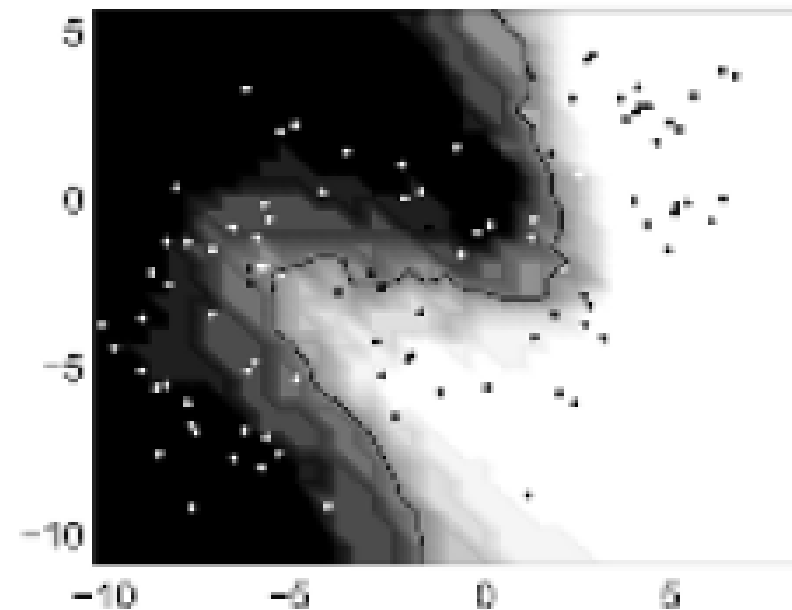
Dvouvýb. binomický test předpokládá nezávislost (tzn. že každý klasifikátor byl testován na jiném testovacím souboru) → raději používat McNemarův test

Příklad – srovnání 2 klasifikátorů

Lineární diskriminační
analýza (LDA)



Metoda 9 nejbližších
sousedů (9-nn)



Příklad – srovnání 2 klasifikátorů

Matice
záměn:

	LDA		9-nn	
	42	8	44	6
	8	42	2	48
	84% správnost		92% správnost	

Shody u
klasifikátorů:

Klasifikátor 1: LDA	Klasifikátor 2: 9-nn	
	Správně (1)	Chybně (0)
Správně (1)		
Chybně (0)		

McNemarův test:

$$x^2 = \frac{(|10 - 2| - 1)^2}{10 + 2} = \frac{49}{12} \approx 4.0833$$

Protože $4.0833 > 3.84$, zamítáme H_0 .

Dvouvýb. binomický test:

$$z = \frac{0.84 - 0.92}{\sqrt{(2 \times 0.88 \times 0.12)/(100)}} \approx -1.7408$$

Protože $|-1.7408| < 1.96$, nezamítáme H_0 .

Srovnání 3 a více klasifikátorů

Testuje se, zda jsou statisticky významně odlišné správnosti klasifikátorů měřené na stejných testovacích datech – tzn. G_i , kde je správnost L-tého klasifikátoru. Poté je možno srovnávat správnosti klasifikátorů vždy po dvou, aby se zjistilo, které klasifikátory se od sebe liší.

Cochranův Q test:

$$Q_C = (L - 1) \frac{L \sum_{i=1}^L G_i^2 - T^2}{LT - \sum_{j=1}^{N_{ts}} (L_j)^2}$$

Pokud $Q_C > \chi^2_{(L-1)}$, zamítáme H_0 .

F-test:

$$F_{\text{cal}} = \frac{MSA}{MSAB}$$

Pokud $F_{\text{cal}} > F_{(L-1, N_{ts}-L)}$, zamítáme H_0 .

Looney doporučuje F-test, protože je méně konzervativní.

S. W. Looney. A statistical technique for comparing the accuracies of several classifiers.
Pattern Recognition Letters, 8:5–9, 1988.

Příklad – srovnání 3 a více klasifikátorů

	LDA		9-nn		Parzen	
Matrice záměn:	42	8	44	6	47	3
	8	42	2	48	5	45
	84% správnost		92% správnost		92% správnost	

Cochranův Q test:

$$Q_c = 2 \times \frac{3 \times (84^2 + 92^2 + 92^2) - 268^2}{3 \times 268 - (80 \times 9 + 11 \times 4 + 6 \times 1)} \approx 3.7647$$

Protože () , nezamítáme H_0 .

F-test:

$$F_{\text{cal}} = \frac{0.2223}{0.0549} \approx 4.0492$$

Protože () , zamítáme H_0 .

Hodnocení úspěšnosti klasifikace a srovnání klasifikátorů - shrnutí

- výpočet úspěšnosti klasifikace (správnosti, chyby, senzitivity, specificity a přesnosti) pomocí matice záměn
- výpočet intervalu spolehlivosti pro správnost a chybu
- volba trénovacího a testovacího souboru:
 - resubstituce
 - náhodný výběr s opakováním (bootstrap)
 - predikční testování externí validací (hold-out)
 - křížová validace (cross validation): k-násobná, „odlož-jeden-mimo“
- srovnání úspěšnosti klasifikace s náhodnou klasifikací
 - permutační testování
 - jednovýběrový binomický test
- srovnání úspěšnosti klasifikace 2 klasifikátorů:
 - McNemarův test
 - dvouvýběrový binomický test
- srovnání úspěšnosti klasifikace 3 a více klasifikátorů:
 - Cochranův Q test
 - F-test

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“

