



EVROPSKÁ UNIE
Evropské strukturální a investiční fondy
Operační program Výzkum, vývoj a vzdělávání



MINISTERSTVO ŠKOLSTVÍ,
MLÁDEŽE A TĚLOVÝCHOVY

Název projektu	Rozvoj vzdělávání na Slezské univerzitě v Opavě
Registrační číslo projektu	CZ.02.2.69/0.0./0.0/16_015/0002400

Dolování dat

Vyhodnocení výsledků – 2. část

Jan Górecki

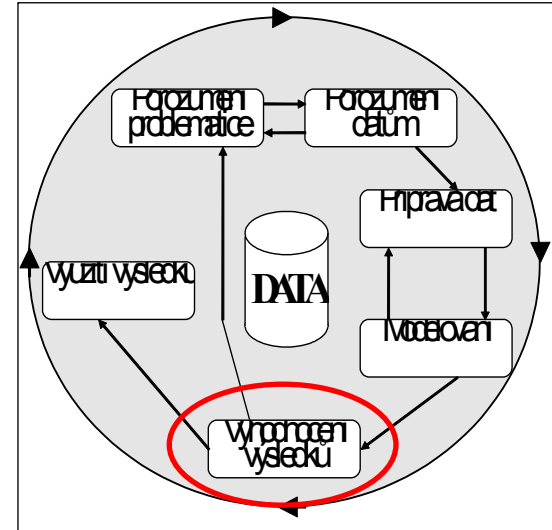


**SLEZSKÁ
UNIVERZITA**
OBCHODNĚ PODNIKATELSKÁ
FAKULTA V KARVINĚ

Obsah přednášky



- Klasifikační úlohy
- Hodnocení v podobě grafů
- Regresní úlohy
- Vizualizace
- Volba nejvhodnějšího algoritmu



- kritériem úspěšnost klasifikace (predikce) na datech

Testování modelů

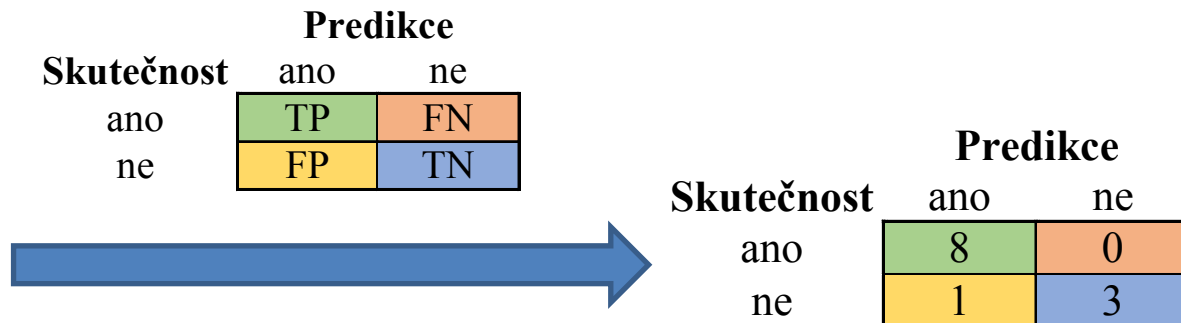
- testování na celých trénovacích datech
- náhodné rozdělení na část trénovací a testovací
- křížová validace (cross-validation)
- leave-one-out
- bootstrap (náhodný výběr s opakováním pro učení)
- testování na testovacích datech

Cílem je zjistit v kolika případech došlo ke **shodě** resp. **neshodě** modelu (systému) s informací od učitele

Matice záměn (Confusion matrix)



Naivní Bayes	
Skutečnost	Predikce
ano	ano
ano	ano
ne	ano
ano	ano
ano	ano
ne	ne
ano	ano
ano	ano
ne	ne
ano	ano
ne	ne
ano	ano



$$\text{Acc} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} = \frac{8 + 3}{8 + 3 + 1 + 0} = \frac{11}{12} = 0,917$$

Celková správnost (Acc) **nebere** v potaz:

1. Různé ceny chyb FP a FN (lze řešit maticí cen)
2. Míru přesvědčení klasifikátoru o správnosti klasifikace

Hodnocení v podobě grafů



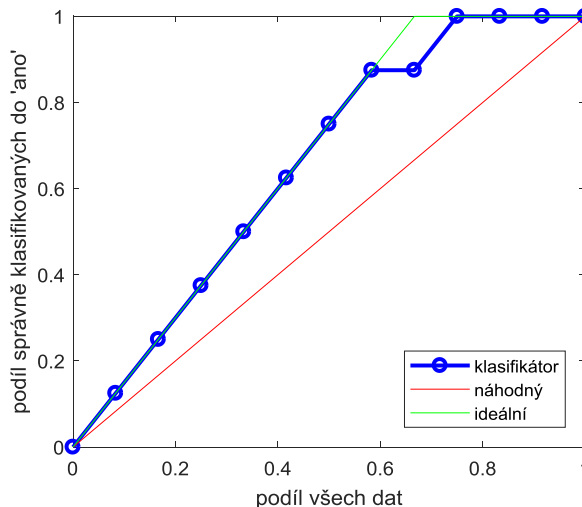
- Většina klasifikačních metod dává k dispozici, kromě samotné klasifikace, i tzv. **skóre** (score) klasifikace, tz. jak moc je model „přesvědčen“ o tom, že daný objekt patří do dané třídy => lze taktéž využít pro další hodnocení modelů

	Naivní Bayes		
Skutečnost	Predikce	Skóre(ano)	Skóre(ne)
ano	ano	0,98	0,02
ano	ano	0,98	0,02
ne	ano	0,52	0,48
ano	ano	0,65	0,35
ano	ano	0,65	0,35
ne	ne	0,27	0,73
ano	ano	0,89	0,11
ano	ano	0,73	0,27
ne	ne	0,27	0,73
ano	ano	0,89	0,11
ne	ne	0,27	0,73
ano	ano	0,52	0,48

Skutečné zařazení našich 12ti bankovních klientů do třídy,
klasifikace dle Naivního Bayese a skóre klasifikace pro jednotlivé třídy

- Křivka navýšení (lift curve)

Skutečnost	Naivní Bayes		
	Predikce	Skóre(ano)	Skóre(ne)
ano	ano	0,98	0,02
ano	ano	0,98	0,02
ano	ano	0,89	0,11
ano	ano	0,89	0,11
ano	ano	0,73	0,27
ano	ano	0,65	0,35
ano	ano	0,65	0,35
ne	ano	0,52	0,48
ano	ano	0,52	0,48
ne	ne	0,27	0,73
ne	ne	0,27	0,73
ne	ne	0,27	0,73

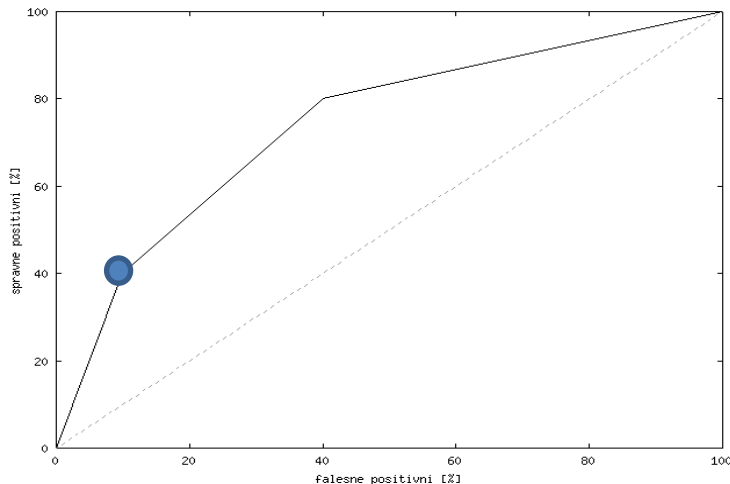


Tečkovaná čára – výkon „modelu“, když pošleme dopisy náhodně
Plná čára – výkon modelu, když pošleme dopisy adresátům s nejvyšším skóre (dle modelu)

Tvorba křivky se **neřídí** predikovanou třídou!
Řídí se pouze podle **skóre** a skutečné třídy!

Vztah mezi počtem úspěšných klasifikací a váhou klasifikace

• Křivka ROC



Vztah mezi TP a FP pro různá nastavení klasifikátoru

Interpretace: Každý bod křivky říká, kolik falešně pozitivních objektů budu mít, pokud budu chtít mít určité procento skutečně pozitivních objektů (modrý bod - 10% falešných při 40% skutečných)

$TP_{\%} = \text{Senzitivita (Úplnost)}$,
 $1 - FP_{\%} = \text{Specifická}$

$$TP_{\%} = \frac{TP}{TP + FN} \quad FP_{\%} = \frac{FP}{FP + TN}$$

Predikce

Skutečnost	ano	ne
ano	TP	FN
ne	FP	TN

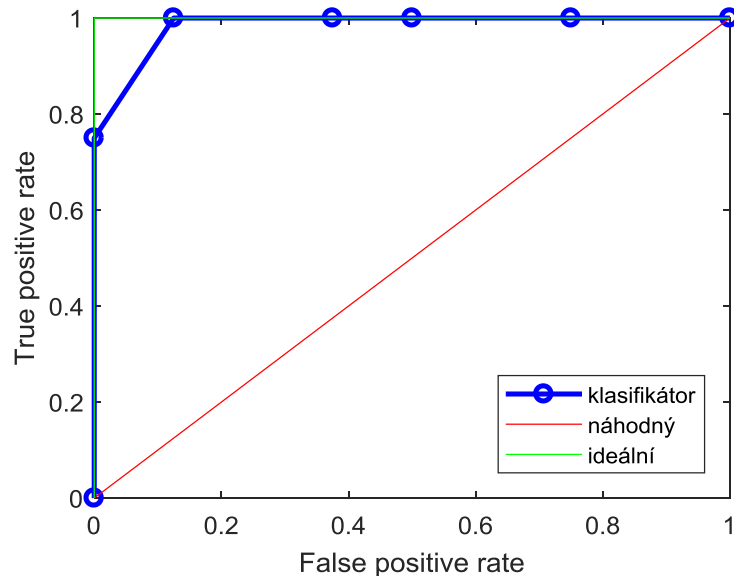
Tvorba křivky se **neřídí**
predikovanou třídou!
Řídí se pouze podle **skóre** a
skutečné třídy!

Vytvoření ROC křivky



SLEZSKÁ
UNIVERZITA
OBCHODNĚ PODNIKATELSKÁ
FAKULTA V KARVINĚ

Skutečnost	Naivní Bayes		
	Predikce	Skóre(ano)	Skóre(ne)
ne	ne	0,27	0,73
ne	ne	0,27	0,73
ne	ne	0,27	0,73
ne	ano	0,52	0,48
ano	ano	0,52	0,48
ano	ano	0,65	0,35
ano	ano	0,65	0,35
ano	ano	0,73	0,27
ano	ano	0,89	0,11
ano	ano	0,89	0,11
ano	ano	0,98	0,02
ano	ano	0,98	0,02



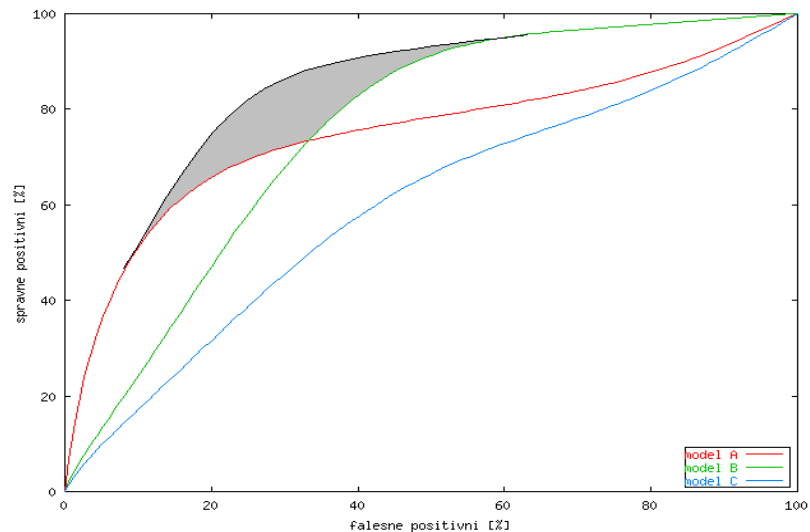
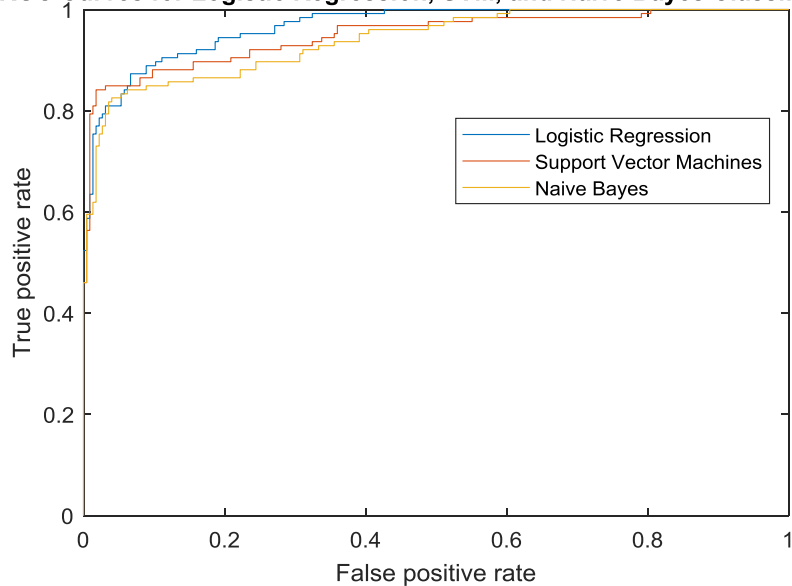
Tvorba křivky se **neřídí**
predikovanou třídou!
Řídí se pouze podle **skóre** a
skutečné třídy!

AUC = 0.9844
AUC = Area Under Curve (obsah plochy pod křivkou)

ROC křivky pro více modelů



ROC Curves for Logistic Regression, SVM, and Naive Bayes Classification



Do „šedé zóny“ se lze dostat **kombinací modelů**, např. *bagging* nebo *boosting*

Numerické predikce



SLEZSKÁ
UNIVERZITA
OBCHODNĚ PODNIKATELSKÁ
FAKULTA V KARLOVĚ

$$\text{MSE} = \frac{(p_1 - s_1)^2 + \dots + (p_n - s_n)^2}{n}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{(p_1 - s_1)^2 + \dots + (p_n - s_n)^2}{n}}$$

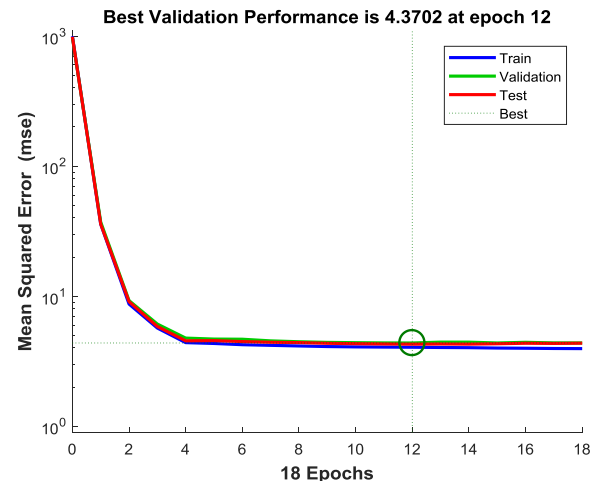
$$\text{MAE} = \frac{|p_1 - s_1| + \dots + |p_n - s_n|}{n}$$

$$\text{RSE} = \frac{(p_1 - s_1)^2 + \dots + (p_n - s_n)^2}{(s_1 - \bar{s})^2 + \dots + (s_n - \bar{s})^2}, \quad \text{kde } \bar{s} = \frac{1}{n} \sum_i s_i$$

$$\rho = \frac{S_{ps}}{\sqrt{S_p^2 S_s^2}}, \quad \text{kde } S_{ps} = \frac{\sum_i (p_i - \bar{p})(s_i - \bar{s})}{n-1}, \quad S_p^2 = \frac{\sum_i (p_i - \bar{p})^2}{n-1}, \quad S_s^2 = \frac{\sum_i (s_i - \bar{s})^2}{n-1}$$

- p_i predikovaná hodnota
- s_i skutečná hodnota

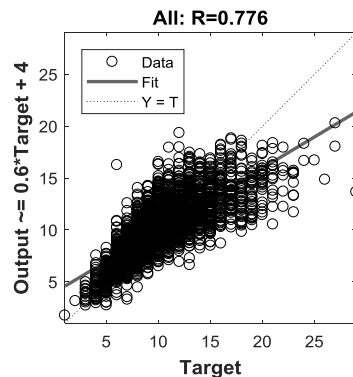
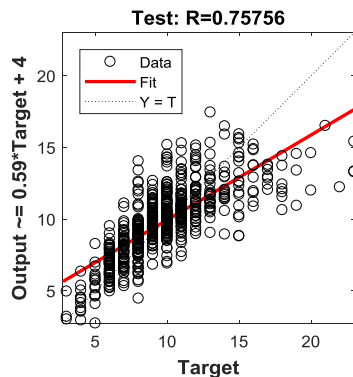
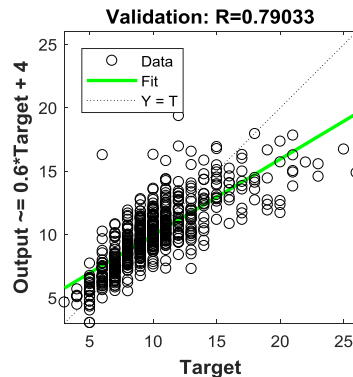
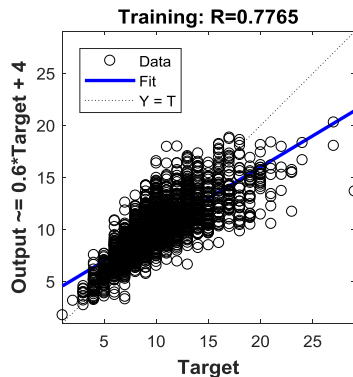
Obě pro i -tý příklad ze soubor n příkladů tvořících trénovací data



Hodnocení pro numerický výstup – regresi



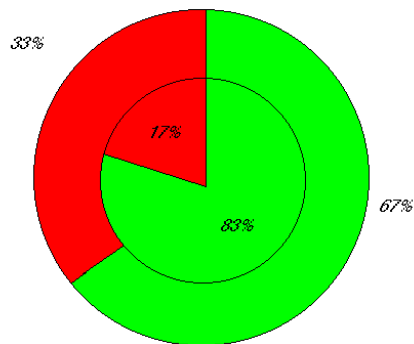
**SLEZSKÁ
UNIVERZITA**
OBCHODNĚ PODNIKATELSKÁ
FAKULTA V KARVÍNĚ



Analogie k
matici záměn.

IF nezamestnany(ne) THEN uver(ano)

	uver(ano)	uver(ne)	
nezamestnany(ne)	5	1	6
nezamestnany (ano)	3	3	6
			12

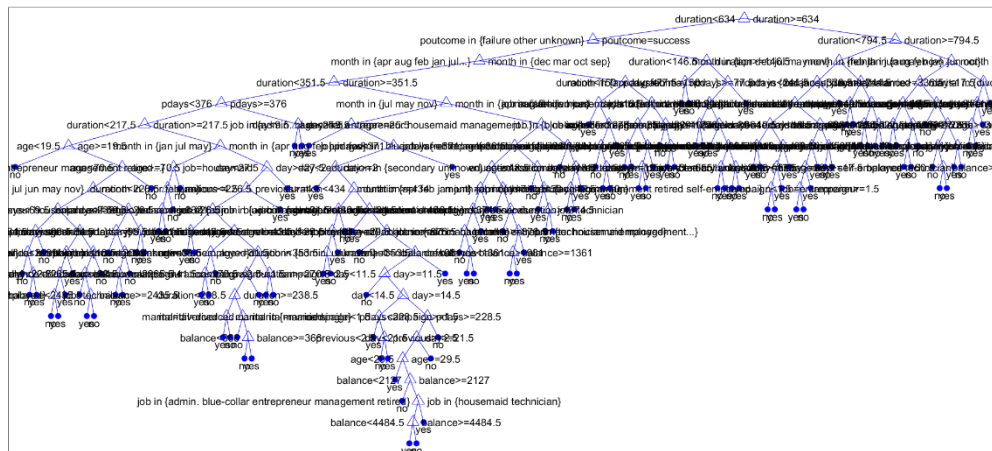


Uvedený graf názorněji ukazuje, že platnost pravidla 5/6 je větší než relativní četnost třídy *úvěr(ano)* v datech (ta je rovna 8/12), a že tedy toto pravidlo dobře charakterizuje bonitní klienty.

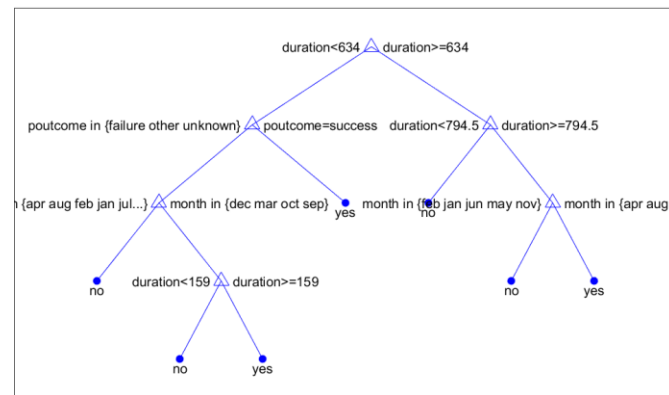
Vizualizace – Rozhodovací stromy



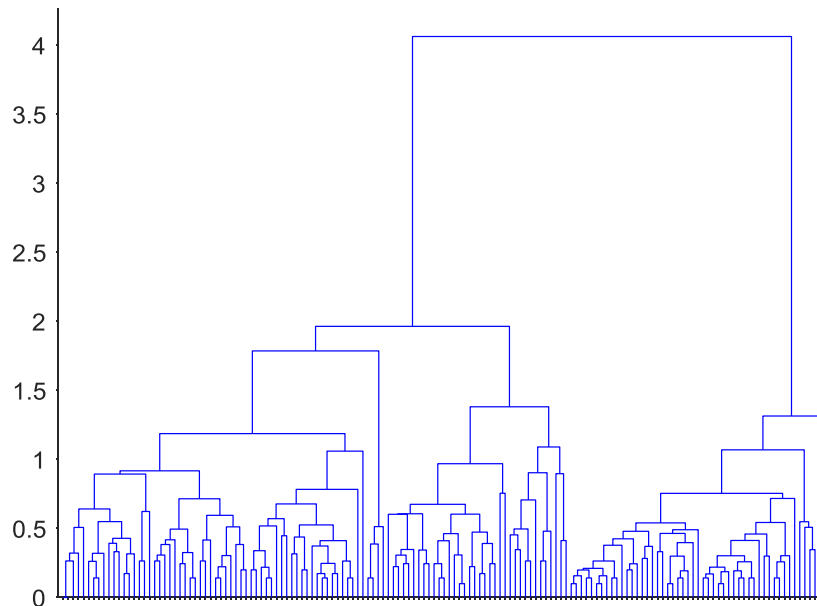
**SLEZSKÁ
UNIVERZITA**
OBCHODNĚ PODNIKATELSKÁ
FAKULTA V KARVINĚ



Přetrénovaný klasifikační strom

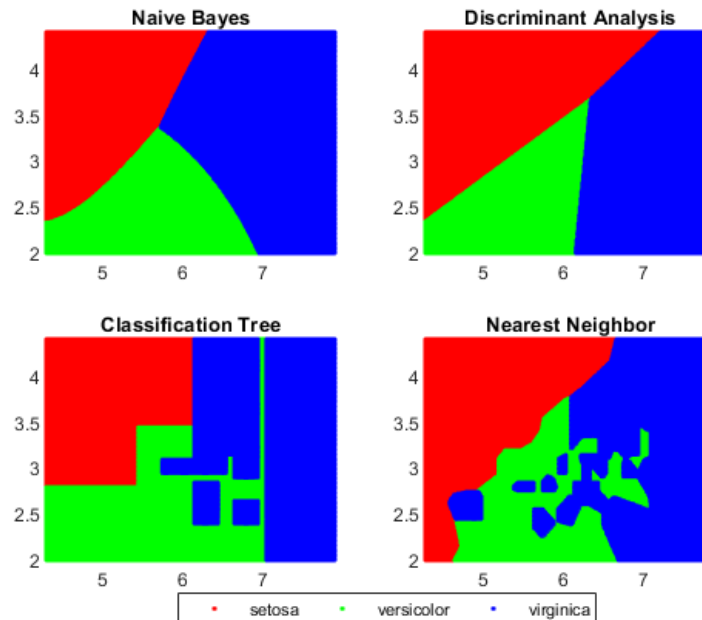
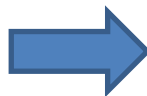
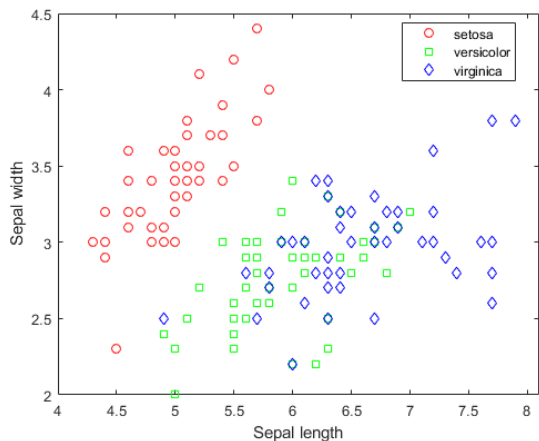


Optimalizovaný klasifikační strom



Dendrogram pro Fisher Iris data

Vizualizace – Rozhodovací povrchy

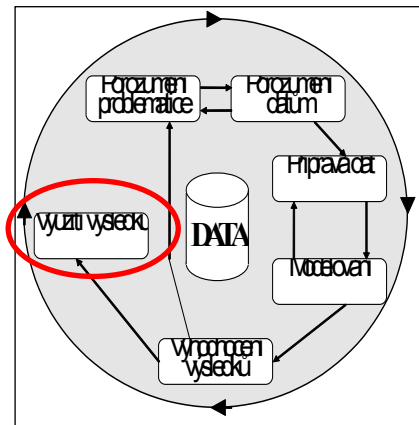


Jen pro dvou- či maximálně
tří-rozměrná numerická data!

No Free Lunch Theorem:

„Neexistuje metoda, která by byla nejlepší na libovolných datech“

- charakteristiky algoritmů vs. charakteristiky dat
 - vyjadřovací síla,
 - schopnost práce s numerickými atributy,
 - schopnost práce se zašuměnými a chybějícími daty,
 - schopnost práce s maticí cen,
 - předpoklad nezávislosti mezi atributy,
 - ostrá vs. neostrá klasifikace
-



Děkuji za pozornost

Některé snímky převzaty od:

prof. Ing. Petr Berka, CSc. berka@vse.cz