



Extrakce a selekce příznaků

Based on slides Martina Bachlera martin.bachler@igi.tugraz.at , Makoto Miwa

And paper Isabelle Guyon, André Elisseeff: An Introduction to variable and feature selection. *JMLR*, 3 (2003) 1157-1182

Osnova - plán přednášky



❖ Úvod/Motivace/PAC učení

Proč ?

❖ Základní definice, Terminologie

Co ?

❖ Metody hodnocení příznaků (Variable Ranking methods)

Jak?

❖ Výběr podmnožiny příznaků

Problém zaostřování pozornosti



- ❖ **Běžný a velmi častý problém inteligentních (učících se) agentů (subjektů).**
- ❖ Hledá se odpověď na otázku: Které aspekty řešeného problému jsou důležité/nezbytné pro vyřešení?
- ❖ **Je nutné rozlišit mezi relevantními a zbytnými částmi dostupné zkušenosti.**

Co je to **výběr (selekce) příznaků** ?



❖ **Cílem výběru příznaků**

je nalézt takovou podmnožinu příznaků, která je dostatečná pro očekávané rozhodnutí – učící se algoritmus může ostatní příznaky ignorovat (výsledkem je REDUCE DIMENSIONALITY)

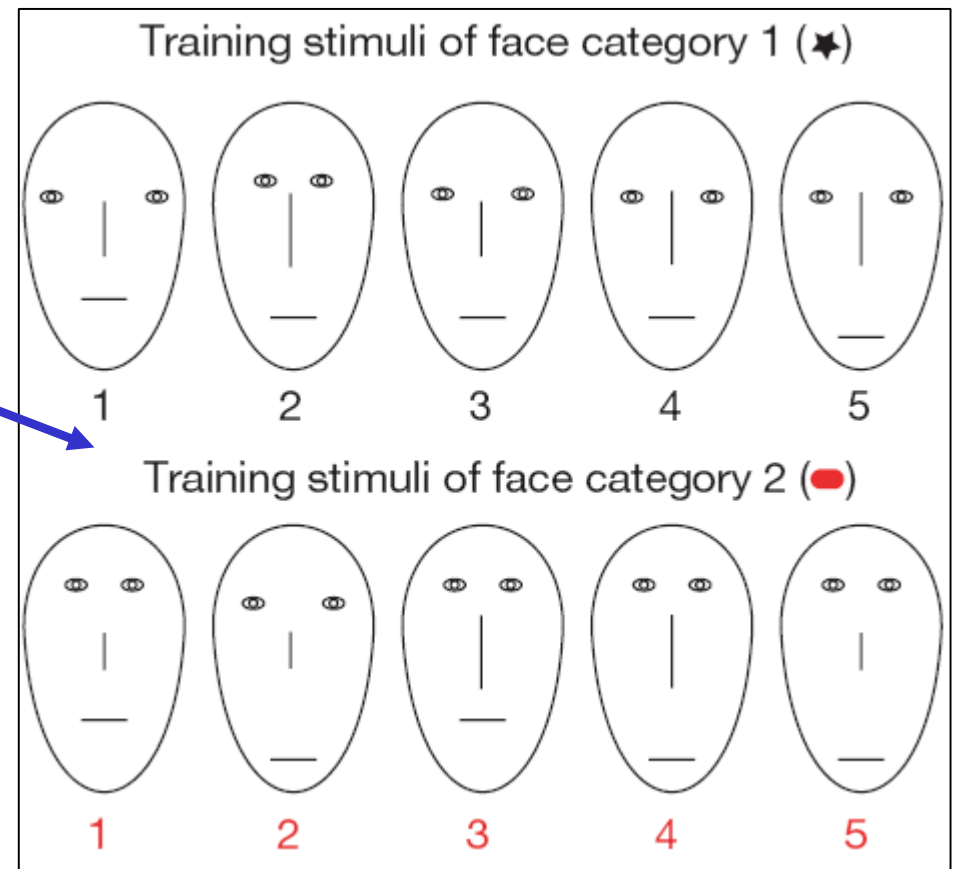
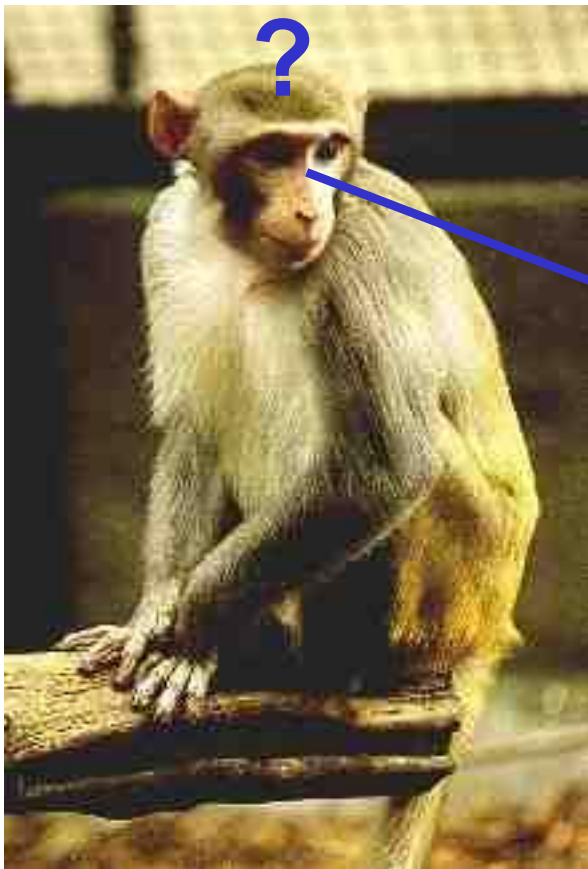
❖ **Živé organismy tento problém řeší stále a průběžně!**

Motivační příklad z biologie

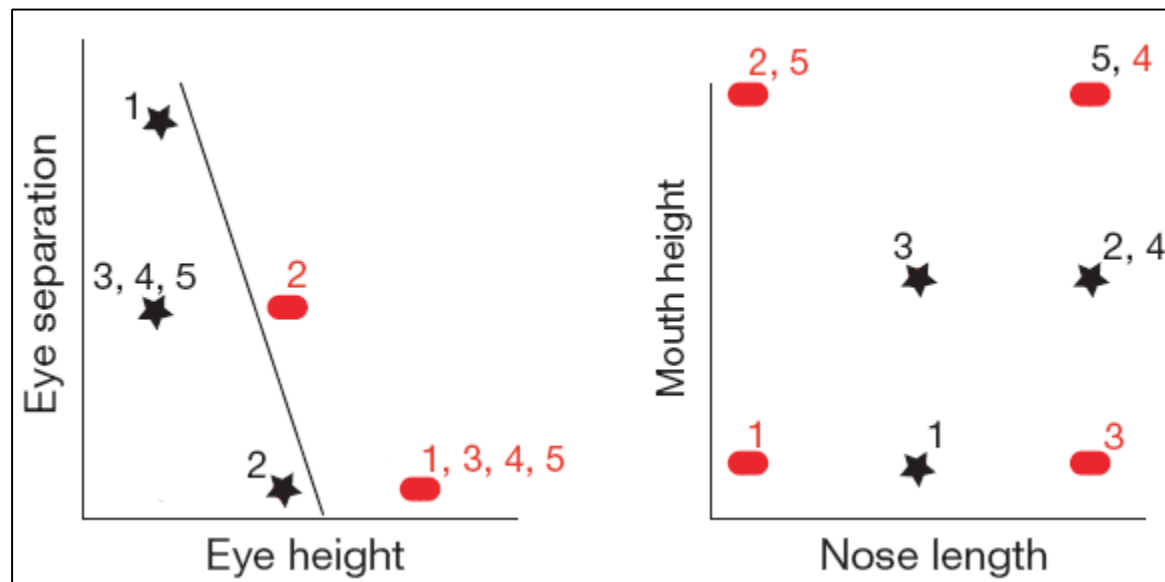
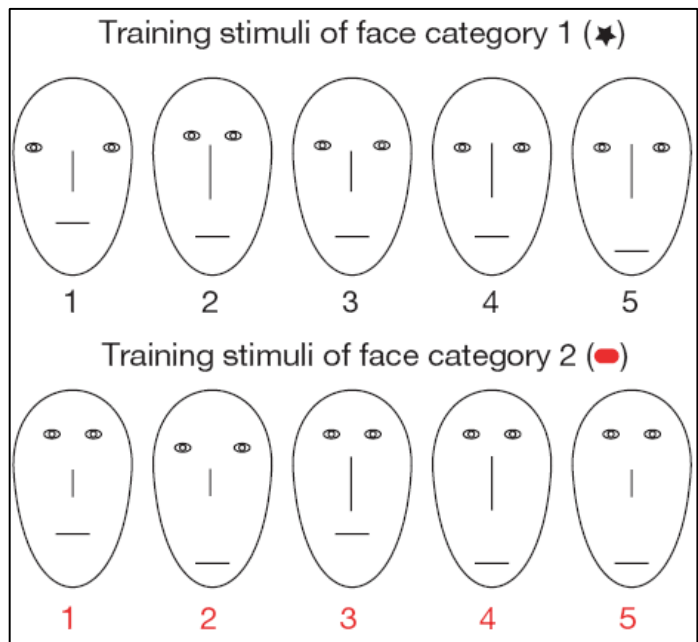


[1]

Opice, které se mají naučit rozlišovat mezi 2 třídami obličejů označenými jako ★ a ●



Motivační příklad z biologie



Všechny uvažované příznaky:

- Oči: výška umístění
- Oči: vzdálenost mezi nimi
- Nos: délka
- Ústa: výška umístění

Kolik lze vytvořit párů?

Diagnostické příznaky:

- Oči: výška umístění
- Oči: vzdálenost mezi nimi

Ne-diagnostické příznaky:

- Nos: délka
- Ústa: výška umístění

Motivační příklad z biologie



V průběhu sledovaného procesu učení u opic byla sledována aktivita 150 neuronů v příslušné části mozkové kůry (anterior inferior temporal cortex)

Výsledky:

- ◆ Na začátku pokusu bylo identifikováno 44 neuronů, jejichž chování se měnilo v souvislosti se výrazně měnilo v souvislosti se změnou alespoň jednoho pozorovaného příznaku
- ◆ Poté, co opice úlohy zvládly (naučily se rozpoznávat určené 2 třídy): **72% (32/44) neuronů reagovalo pouze v případě změny jednoho nebo obou diagnostických příznaků (a nikoliv v případě změny ne-diagnostických příznaků)**

Proč je výběr příznaků důležitý?



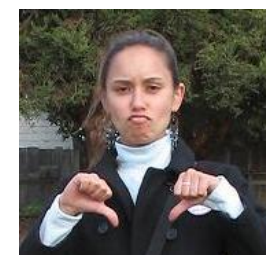
Vztah mezi výběrem příznaků a strojovým učení (ML) nebo dobýváním znalostí?

- Předpokládáme-li, že informace o cílové třídě je **implicitně zahrnuta v hodnotách příznaků**, pak

- Můžeme učinit **naivní závěr**, že mít více příznaků
- je výhodné, neboť tím získáváme
 - => víc informací
 - => větší rozlišovací schopnost.



- Praktická zkušenost upozorňuje, že **často tomu tak není!**



- **Další doplňkový argument:**
Optimalizace je (obvykle) výhodná. Proč se tedy nepokusit o optimalizaci kódování vstupu ?

Věta o PAC učení rozhodovacího stromu



Nechť objekty jsou charakterizovány pomocí n binárních atributů a necht' připouštíme jen hypotézy ve tvaru rozhodovacího stromu s maximální délkou větve k . Dále necht' δ , ε jsou malá pevně zvolená kladná čísla blízká 0. Pokud algoritmus strojového učení vygeneruje hypotézu φ , která je konzistentní se všemi m příklady trénovací množiny a platí

$$m \geq m_{k\text{-DT}}(n) \geq c (n^k + \ln(1/\delta)) / \varepsilon$$

pak φ je ε -skoro správná hypotéza s pravděpodobností větší než $(1-\delta)$, t.j. **chyba hypotézy φ na celém definičním oboru konceptu je menší než ε s pravděpodobností větší než $(1-\delta)$.**



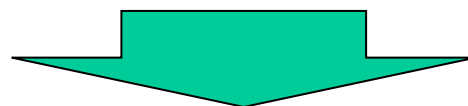
Podobný vztah jako ten popsáný větou o PAC učení rozhodovacímu stromu platí o všech ostatních metodách strojového učení!

❖ Příklady objemných dat o vysoké dimenzi

- ◆ Textové dokumenty, etc...
- ◆ Situace, kdy je třeba doplnit další informace jako apriorní znalosti (třeba 3D struktura molekuly DNA)

v úlohách typu

- ❖ Získávání informací
- ❖ Klasifikace
- ❖ etc...

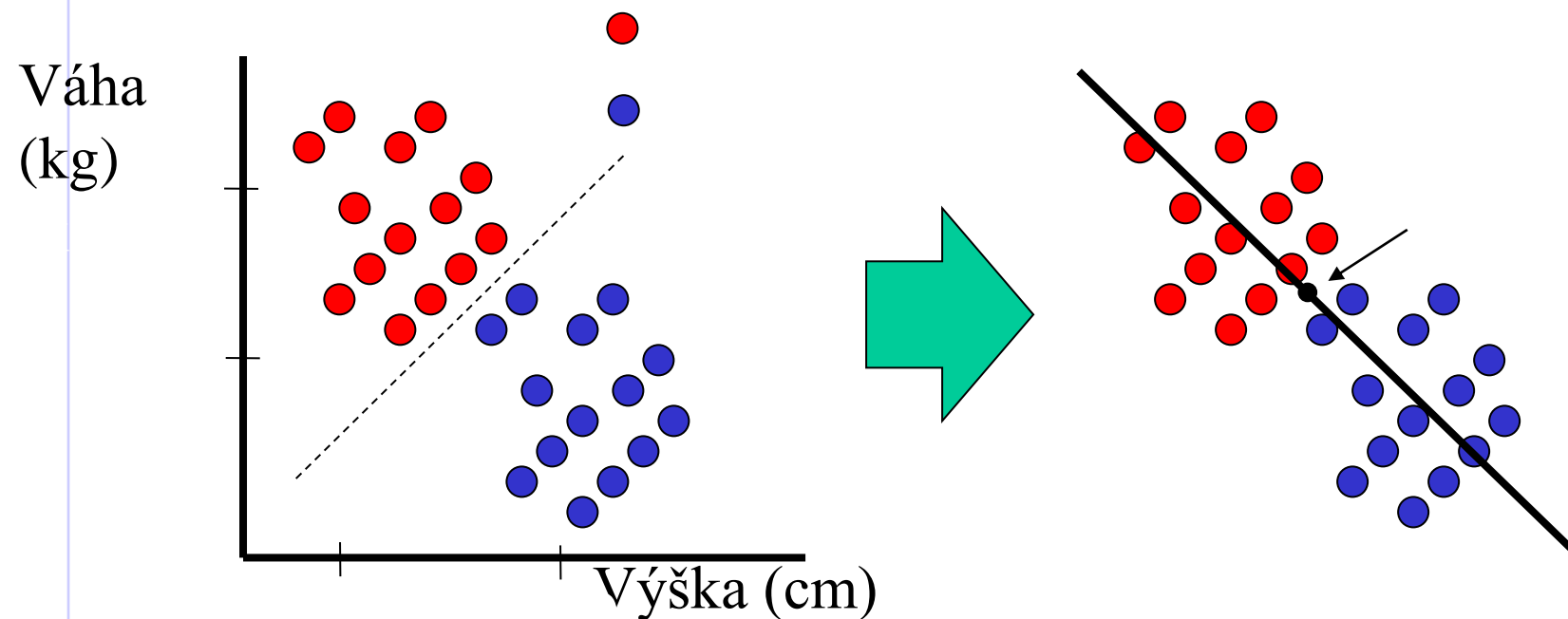


Redukce dimenze je
velmi důležitá

Příklad redukce dimenze



V případě klasifikace na lidi „štíhlé“ a „s nadváhou“ podle 2 atributů



Redukce dimenze pomocí přechodu na nový příznak

$$\text{váha}/(\text{výška} - 100)$$

- ◆ zachová informaci o klasifikaci na „štíhlé“ a „s nadváhou“
- ◆ zjednodušuje klasifikaci
- ◆ Redukuje velikost dat (2 příznaky \rightarrow 1 příznak)

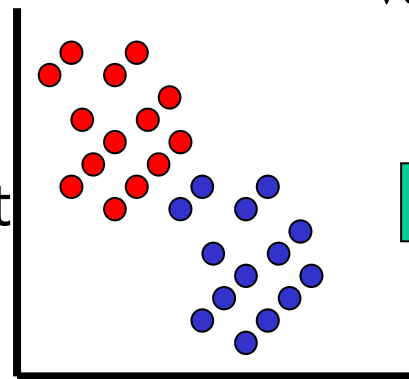
2 cesty k redukci dimenze



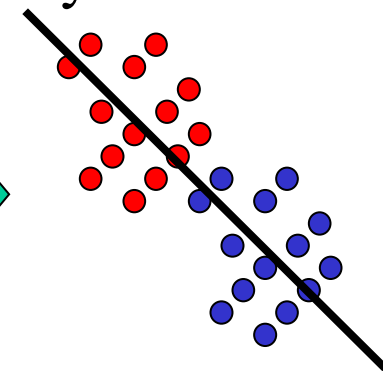
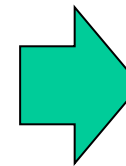
❖ Extrakce příznaků (*Feature Extraction*)

- ◆ Vytvoří nový příznak, který může skupinu jiných nahradit
- ◆ Např. **váha/výška**

váha(kg)



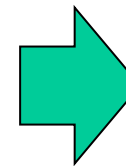
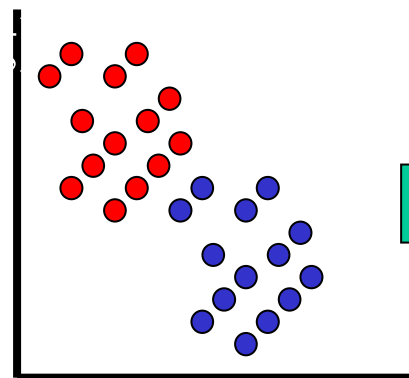
váha / výška



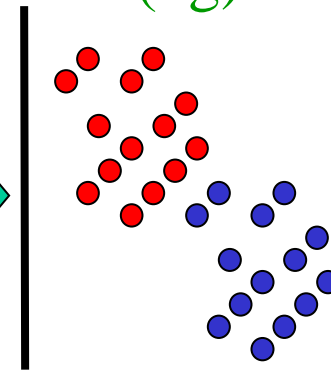
výška(cm)

❖ Výběr příznaků (*Feature Selection*)

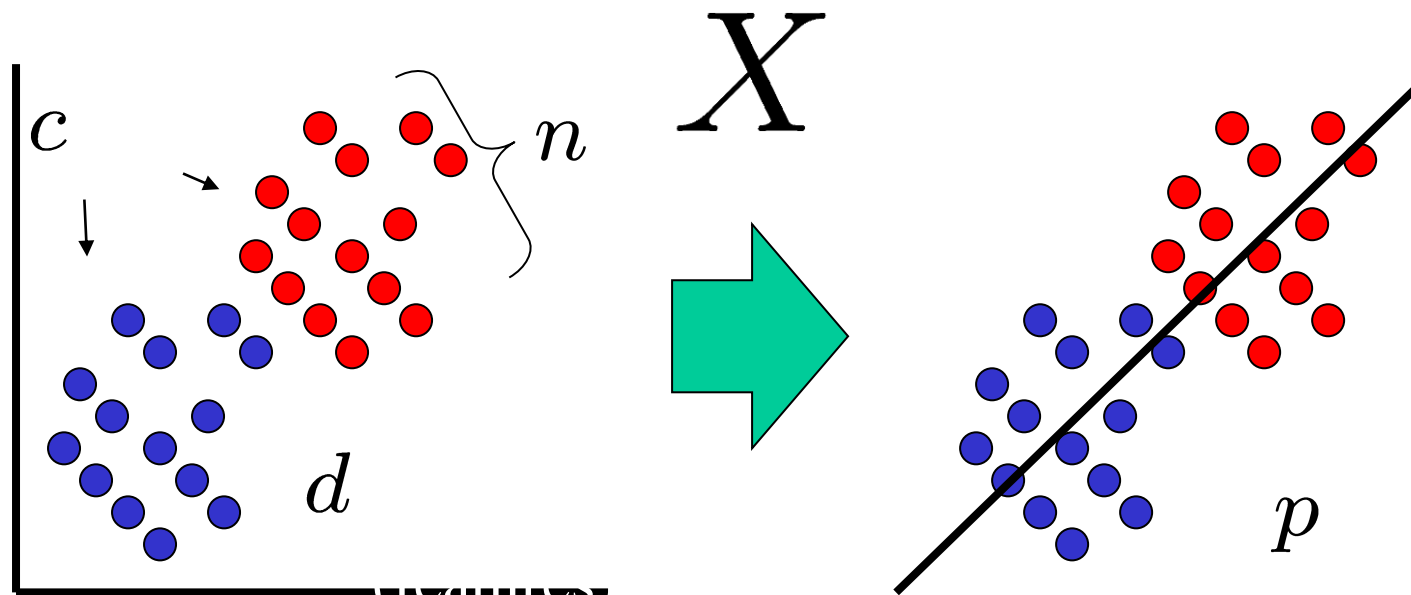
- ◆ Vybere 1 nebo více příznaků, na které se soustředí
- ◆ např. zachová p. **váha** (používá příslušný průmět)
- ◆ V tomto příkladě není klasifikace jednoznačná



váha(kg)



Východiska



- ❖ Necht' matice X reprezentuje trénovací data odpovídající n vzorkům, z nichž každý je popsán pomocí d vlastností (atributů)
- ❖ V případě učení s učitelem víme dále, že data patří do c tříd
- ❖ Cílem redukce dimenze je získat (výběrem či extrakcí) p atributů tak, aby se podařilo zachovat co nejvíc z původní informace vzhledem k nějakému kritériu. **Zhruba by mělo platit:**

$$1 < p \simeq c \ll d < n$$

Metody pro extrakci příznaků



- ❖ postupují tak, že provádějí projekci dat do prostoru o nižší dimenzi
 - ◆ Metody bez učitele
 - ❖ Principal Component Analysis (PCA)
 - ❖ Independent Component Analysis (ICA)
 - ◆ Metody s učitelem
 - ❖ Linear Discriminant Analysis (LDA)
 - ❖ Maximum Margin Criterion (MMC)
 - ❖ Orthogonal Centroid algorithm (OC)
- ❖ a hledají co nejlepší matici projekce W , která zvýší výkon při řešení zpracovávané úlohy

.11

Principal Component Analysis

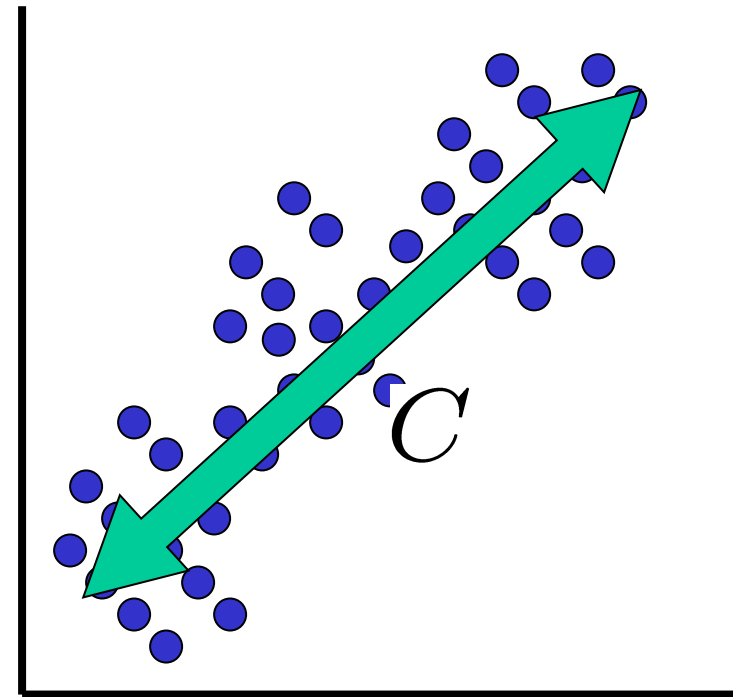


❖ PCA se snaží maximalizovat $J(W) = \text{trace}(W^T C W)$

❖ pro výpočet PCA je potřeba znát hodnotu **Singular Value Decomposition** (SVD), jejíž výpočet určuje složitost úlohy:

časová sl.: $O(n^2 d)$

prostorová sl.: $O(n \cdot d)$



C : kovarianční matice

trace představuje celkovou varianci studovaných dat (počítá se jako součet diagonál v variance-kovarianční matici)

Linear Discriminant Analysis



LDA (podobně jako PCA) hledá projekci (lineární kombinace původních atributů), která maximalizuje S_b a minimalizuje S_w

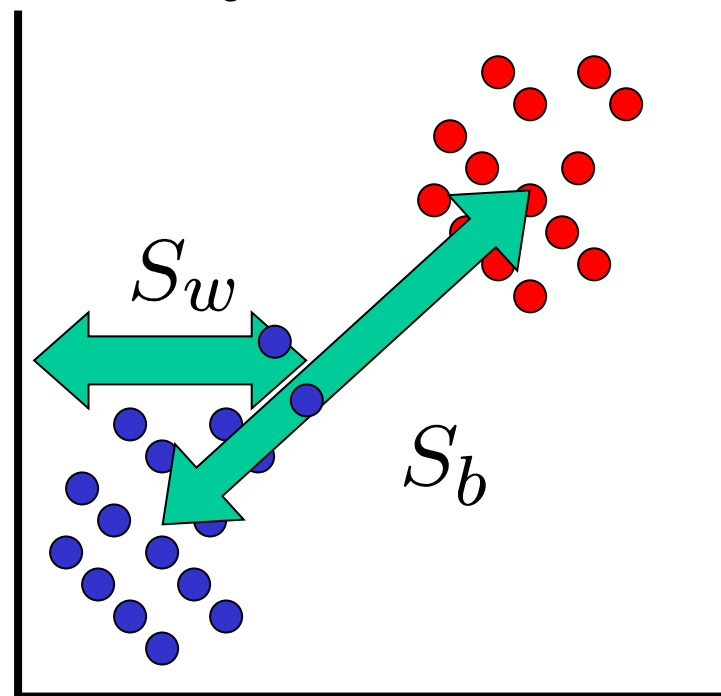
Časová složitost

$$O((n + c)^2 d)$$

Prostorová složitost

$$O(nd)$$

Metoda používaná pro učení s učitelem



S_b Interclass scatter matrix

S_w : Intraclass scatter matrix

Potřebujeme selekci příznaků?



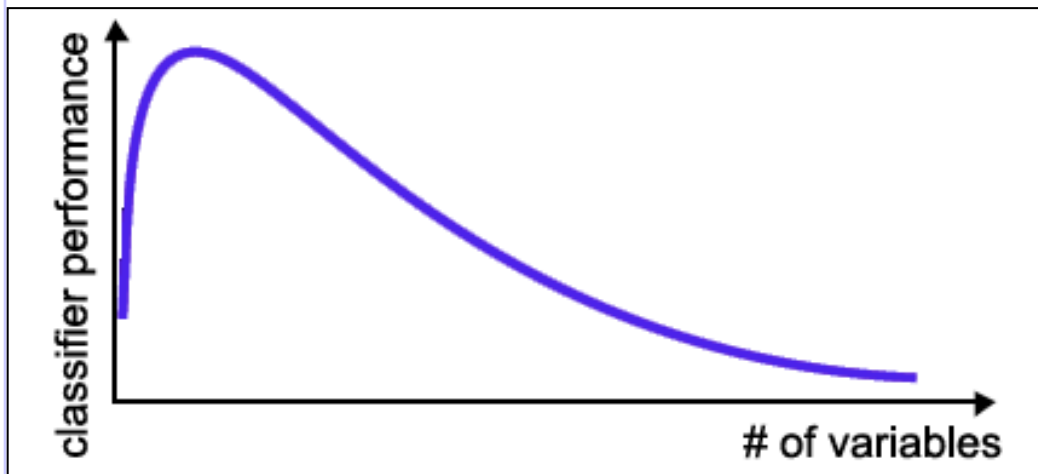
Nepochybně ano, protože

- Mnohdy pracujeme s daty charakterizovanými **stovkami** či dokonce **desítkami tisíc** atributů, z nichž mnohé jsou irelevantní nebo redundantní!
- Pro taková data je velmi obtížné zjistit (nebo odhadnout) jejich pravděpodobnostní distribuční funkci (např. kvůli vzájemné závislosti mezi některými atributy) !
- Informace od hodnotách irelevantních a redundantních atributů komplikují proces učení, neboť učící algoritmy „matou či zavádějí“ !
- Teorie PAC v souvislosti s omezeným počtem trénovacích dat!
- Omezené výpočetní prostředky!
- **Prokletí dimensionality!**

Prokletí dimensionality



- ❖ Počet trénovacích příkladů m potřebných proto, aby byla vytvořena hypotéza o dostatečné přesnosti roste **exponenciálně** s počtem atributů! PAC: $m > \text{Počet_prvků (Prostor_hypotéz)}$
- ❖ V praktických úlohách bývá maximální počet trénovacích příkladů pevně dán!
=> výkon klasifikátoru (classifier performance) výrazně klesá s rostoucím počtem atributů (# of variables)!



Velmi často lze docílit toho, že

- ztráta informace vzniklá vynecháním některých atributů

je vyvážena

- daleko lepšími výsledky klasifikace v prostoru o nižší dimenzi !

Typický mnohodomenzionální problém



Kategorizace textů

Každý dokument je reprezentován prostřednictvím vektoru tvořeného údaji o frekvenci výskytu jednotlivých slov uvažovaného slovníku. Tedy délka vektoru je dána velikostí slovníku.

Slovník obvykle obsahuje asi 15.000 slov (pracujeme tedy s 15.000 atributy)

- Typické úlohy:
 - Automatická kategorizace dokumentů (podle tématu)
 - Identifikace spamu v emailech



❖ Introduction/Motivation

❖ Základní definice, Terminologie

❖ Metody hodnocení příznaků (Variable Ranking methods)

❖ Výběr podmnožiny příznaků

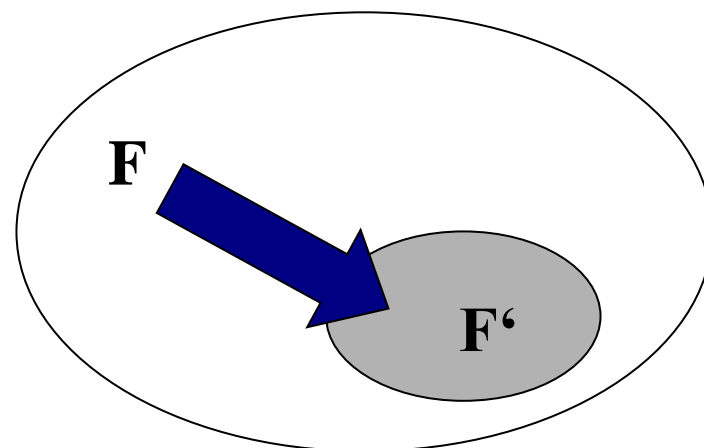


Selekce příznaků - definice

❖ Máme-li množinu příznaků $F = \{f_1, \dots, f_i, \dots, f_n\}$

pak cílem selekce příznaků je nalézt takovou podmnožinu $F' \subseteq F$

která "maximalizuje schopnost učicího algoritmu klasifikovat správně zpracovávaná data".



$$\{f_1, \dots, f_i, \dots, f_n\} \xrightarrow{f. \text{selection}} \{f_{i_1}, \dots, f_{i_j}, \dots, f_{i_m}\}$$

$$i_j \in \{1, \dots, n\}; j = 1, \dots, m$$

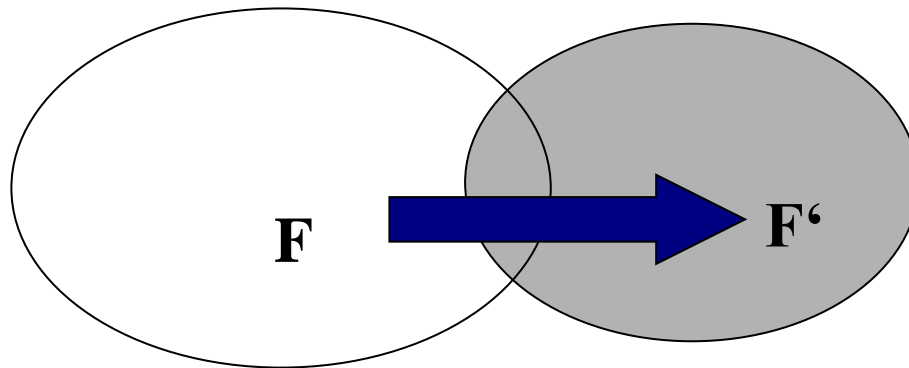
$$i_a = i_b \Rightarrow a = b; a, b \in \{1, \dots, m\}$$

Extrakce příznaků - definice



❖ Máme-li množinu příznaků $F = \{f_1, \dots, f_i, \dots, f_n\}$,

pak cílem extrakce (konstrukce) příznaků je nalézt takové zobrazení množiny F do množiny F' , které "maximalizuje schopnost učicího algoritmu klasifikovat správně zpracovávaná data".



$$\{f_1, \dots, f_i, \dots, f_n\} \xrightarrow{f.\text{extraction}} \{g_1(f_1, \dots, f_n), \dots, g_j(f_1, \dots, f_n), \dots, g_m(f_1, \dots, f_n)\}$$

Výběr optimální množiny příznaků ?



- ❖ Teoretický úkol zní „nalézt optimální podmnožinu příznaků (která maximalizuje zvolenou hodnotící funkci)
- ❖ V reálných aplikacích je nemožné tento úkol splnit, protože
 - ◆ Ve většině úloh je výpočetně nezvladatelné prohledat celý prostor všech možných podmnožin (exponenciální složitost)
- ❖ Hledají se proto vhodné aproximace pro optimální podmnožinu
 - ◆ Většina výzkumu v této oblasti spočívá v hledání efektivních heuristik.

Relevance příznaků



❖ Kdy je příznak relevantní?

◆ Je třeba rozlišit více možností:

- ❖ Relevantnost 1 příznaku,
- ❖ Relevantnost příznaku v kontextu jiných příznaků,
- ❖ Relevantnost pro pevně zvolený algoritmus strojového učení,
- ❖ ...

◆ Většina definic je problematická, neboť se pro ně dají nalézt takové příklady, kdy by žádný z použitých příznaků nebyl považován za relevantní, i když je možné z nich vycházet při rozhodování

◆ Rozlišují [2] se dva stupně relevantnosti: **slabě** a **silně relevantní příznak**.

◆ Příznak je **relevantní**, pokud je slabě či silně relevantní, jinak je **redundantní (irelevantní)**.



Definice relevantního příznaku

❖ **Silná relevance** příznaku f_i :

Necht' $S_i = \{f_1, \dots, f_{i-1}, f_{i+1}, \dots, f_n\}$ je množina příznaků, ve které byl vynechán příznak f_i .

Příznak f_i je **silně relevantní** právě tehdy, když jeho vynechání ve všech datech vede vždy ke snížení kvality klasifikace při použití optimálního Bayesova klasifikátoru.

❖ **Slabá relevance** příznaku f_i :

Příznak f_i je **slabě relevantní**, pokud není silně relevantní, ale existuje podmnožina S_i' množiny S_i , pro kterou platí, že výsledek použití optimálního Bayesova pro data s těmito příznaky je horší než při použití téhož klasifikátoru v případě práce se souborem příznaků S_i' rozšířeném o f_i .

Vlastnosti relevance příznaku



- ❖ Relevance \Leftrightarrow Optimalita množiny příznaků
- ❖ Klasifikátory vytvořené nad trénovacími daty bývají suboptimální (nemají k dispozici informaci o skutečné distribuci dat)
- ❖ Relevance příznaku ještě neznamena, že tento příznak musí být v optimální podmnožině příznaků
- ❖ Dokonce "irelevantní" příznaky mohou zlepšit výkon klasifikátoru
- ❖ Při definici relevance by měl být brán v úvahu použitý klasifikátor (a tedy o obor možných hypotéz).



- ❖ Introduction/Motivation
- ❖ Basic definitions, Terminology
- ❖ Metody hodnocení příznaků
- ❖ Výběr podmnožiny příznaků

Hodnocení příznaků



- ❖ Pro danou množinu příznaků F proces **hodnocení příznaků** probíhá tak, že se příznaky uspořádají podle nějaké hodnotící funkce $S: F \rightarrow \Omega$ (která vyjadřuje míru relevance jednotlivých příznaků „čím vyšší, tím relevantnější“)
- ❖ Výsledek: taková permutace F' původní množiny F , že:

$$F' = \{ f_{i_1}, \dots, f_{i_j}, \dots, f_{i_n} \}$$

$$S(f_{i_j}) \geq S(f_{i_{j+1}}); \quad j = 1, \dots, n-1;$$

Hodnoty $S(f_i)$ jsou vypočteny z trénovacích dat.

- ❖ Hodnotící funkce představuje vhodnou heuristiku – takto lze nalézt suboptimální řešení v rozumném čase

Vhodná hodnotící kritéria



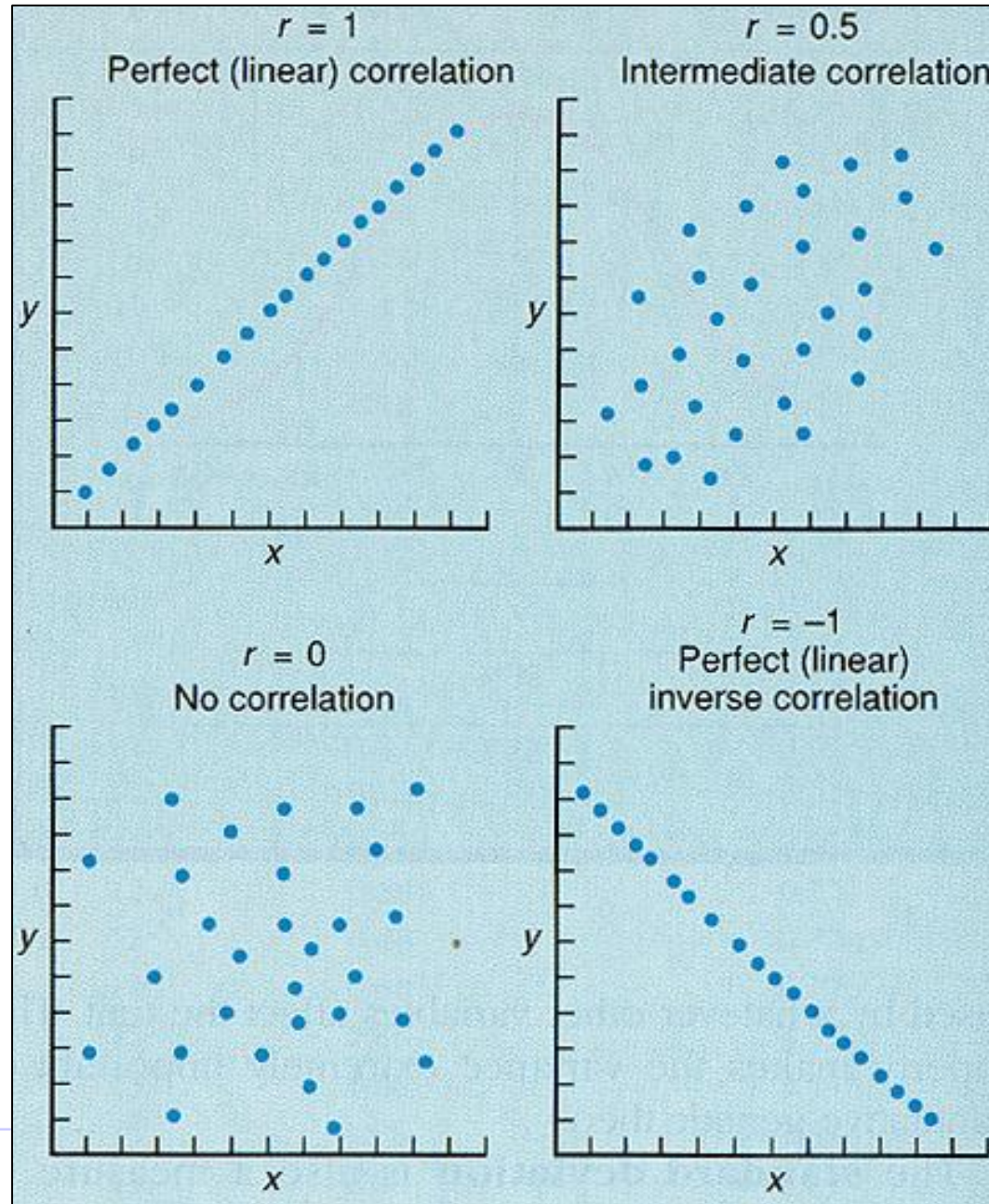
❖ Pearsonův korelační koeficient

$$R(f_i, y) = \frac{\text{cov}(f_i, y)}{\sqrt{\text{var}(f_i) \text{var}(y)}}$$

❖ Odhad pro m vzorků:

$$R(f_i, y) = \frac{\sum_{k=1}^m (f_{k,i} - \bar{f}_i)(y_k - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (f_{k,i} - \bar{f}_i)^2 \sum_{k=1}^m (y_k - \bar{y})^2}}$$

Hodnotící kritérium – korelace





- ❖ $R(X_i, Y) \in [-1, 1]$

nejčastěji se proto používá $R(x_i, y)^2$ nebo $|R(x_i, y)|$

- ❖ Korelace odpovídá míře lineární závislosti mezi příznakem x_i a klasifikací y :

- ◆ Může tedy odhalovat jen lineární vazby mezi příznakem a cílovou klasifikací .
- ◆ To není případ $y = XOR(x_1, x_2)$?

- ❖ **Otázky :**

- ◆ Je možné vždy vyloučit příznaky s nízkým hodnocením ?
- ◆ Může být skupina (alespoň 2) příznaků s nízkým hodnocením užitečná?

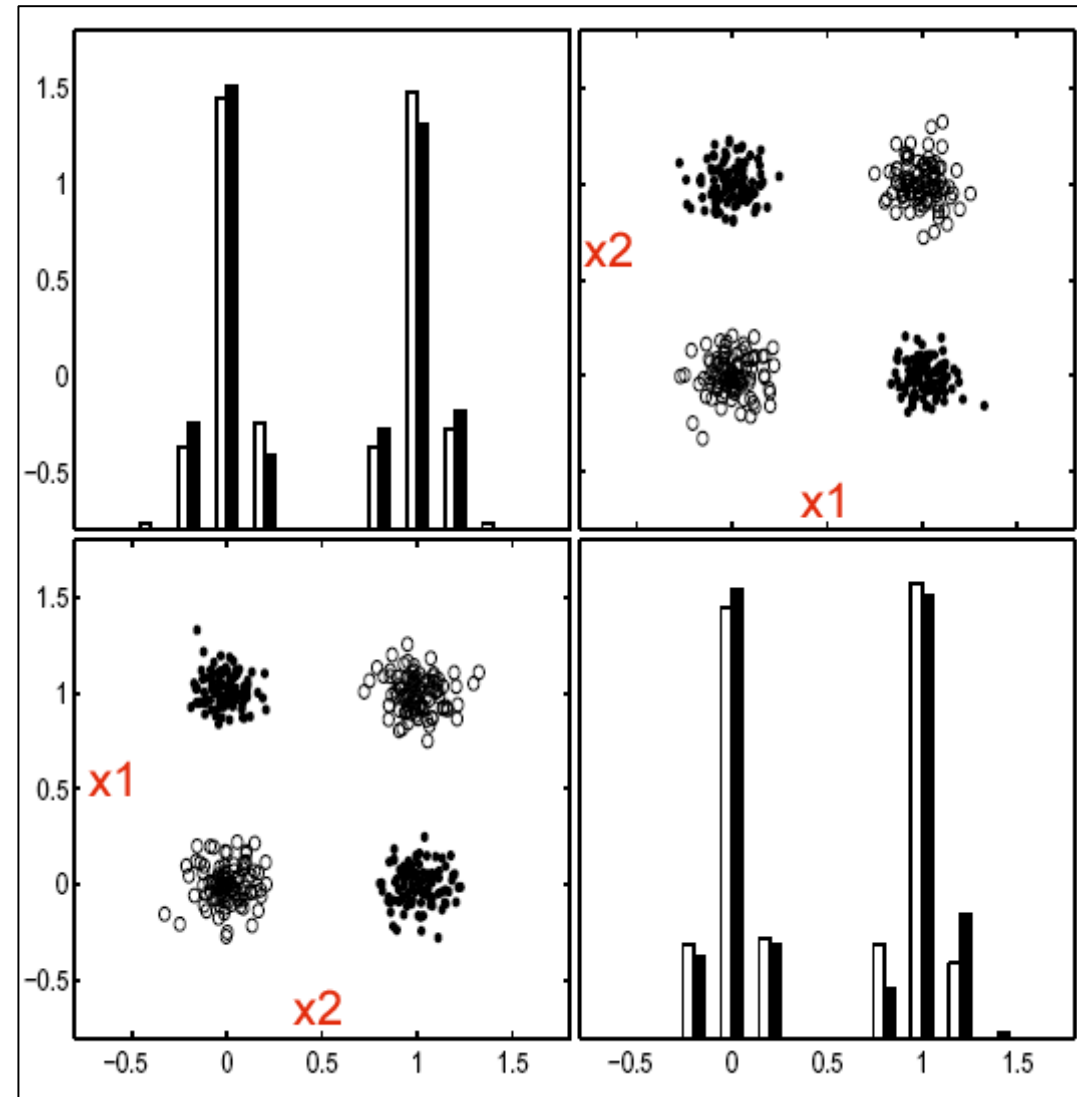
Ranking Criteria – Correlation



- Může být skupina (alespoň 2) příznaků s nízkým hodnocením užitečná?

ANO!

Je nutné hledat další kriteriia





Informaticko-teoretická kritéria

- ❖ Většina postupů používá (empirické odhady) **vzájemné informace** mezi příznakem a cílovým hodnocením:

$$I(x_i, y) = \int_{x_i} \int_y p(x_i, y) \log \frac{p(x_i, y)}{p(x_i)p(y)} dx dy$$

- ❖ Výpočet pro diskrétní příznaky:

$$I(x_i, y) = \sum_{x_i} \sum_y P(X = x_i, Y = y) \log \frac{P(X = x_i, Y = y)}{P(X = x_i)P(Y = y)}$$

(pravděpodobnost se odhaduje jako frekvence výskytu v trénovacích datech)



- ❖ Introduction/Motivation
- ❖ Basic definitions, Terminology
- ❖ Variable Ranking methods
- ❖ **Selekcce podmnožiny příznaků**

Výběr podmnožin příznaků



❖ Potřebujeme:

- ◆ Míru pro měření kvality vybrané podmnožiny příznaků (hodnotící funkci)
- ◆ Strategii prohledávání prostoru všech možných podmnožin
=> Good heuristics are needed!

❖ Používané metody:

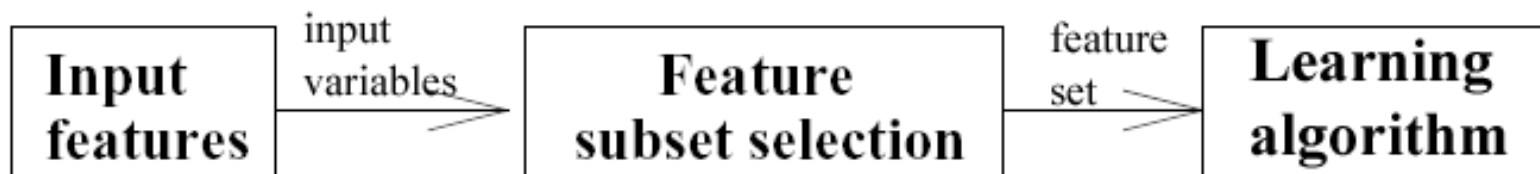
- ◆ **Filtrační metody**
- ◆ **Wrappers**
- ◆ **Vnořené metody** jsou zabudované do jednotlivých algoritmů strojového učení (např. uvnitř ID3)

Výběr podmnožiny příznaků



❖ Filtrační metody

- Vybírají podmnožinu příznaků obvykle v rámci předzpracování a **nezávisle na tom, jaký bude použit klasifikátor!!**



- Např. hodnocení jednotlivých příznaků je filtrační metoda
- **Výhody:** rychlé, universální (nezávisí na volbě následného použitého algoritmu)

Výběr podmnožiny příznaků

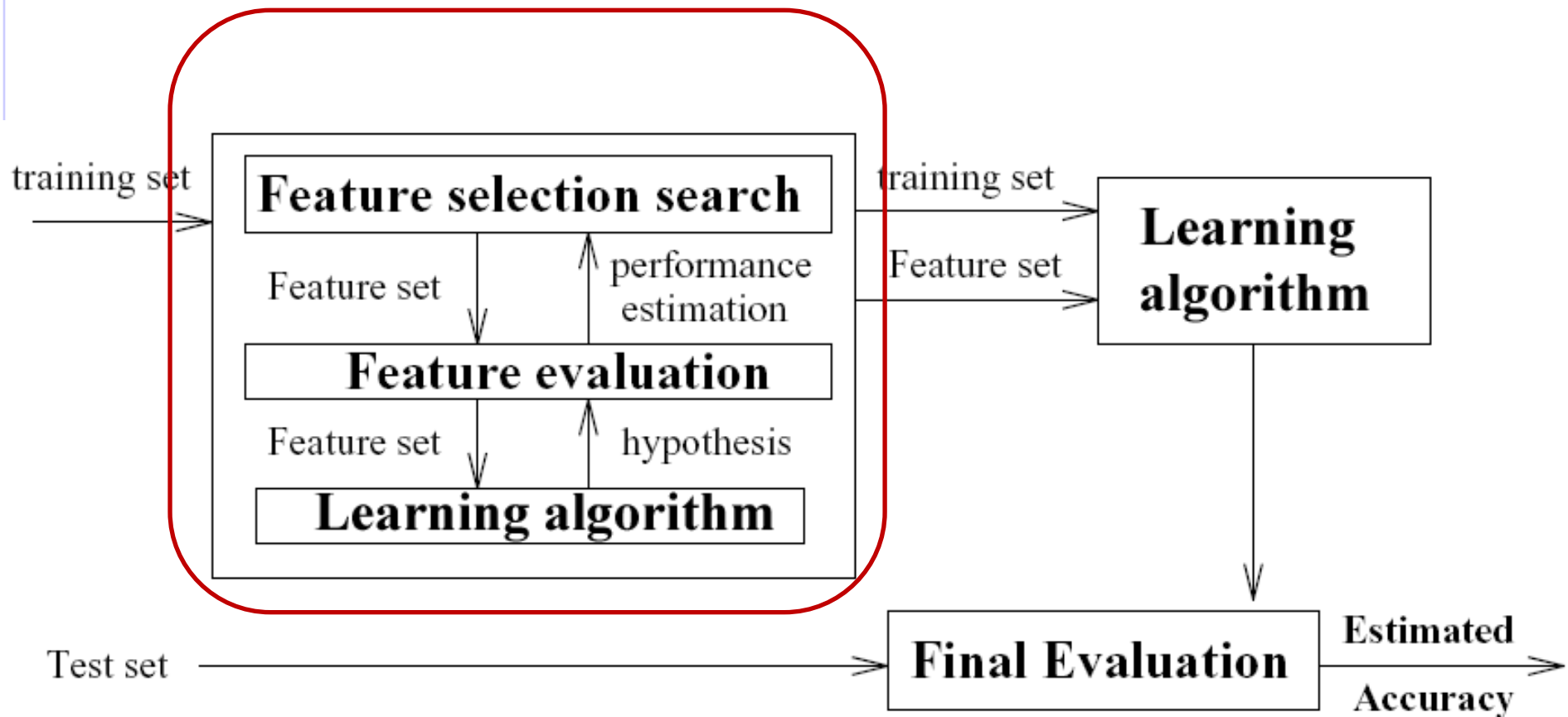


❖ Wrapper Methods

- Wrapper prohledává prostor všech možných podmnožin příznaků a každou zvažovanou podmnožinu hodnotí tak, že její kvalitu otestuje na trénovacích datech s použitím nějakého učicího algoritmu (chápe se jako „černá skříňka“)
- Výsledky se liší podle použitých metod strojového učení (učicích algoritmů)
- **Je nutné upřesnit** způsob :
 - prohledávání prostoru všech možných podmnožin (např. heuristické prohledávání dopředné nebo zpětné, hladové, ..)
 - Odhadu kvality výkonu dané množiny příznaků pro strojové učení (např. pomocí validační množiny, ...)

Výběr podmnožiny příznaků

Wrapper:



Závěrečné poznámky



- ❖ Výběr příznaků může významně zlepšit výkon při řešení problému strojového učení (přesnost i počítačová náročnost) – ale jedná se o náročnou úlohu!
- ❖ Je to cesta k řešení problémů s velmi mnoha atributy
- ❖ Pozor na vztah mezi relevancí a optimalitou (nelze automaticky ignorovat všechny příznaky s malým hodnocením – mohou mít význam v kombinaci).
- ❖ Prostor pro vylepšení:
 - ◆ Prohledávání prostoru podmnožin příznaků
 - ◆ Odhad kvality aktuální množiny příznaků
- ❖ Malé množiny příznaků lze najít i při použití metody „boosting“ (kombinace klasifikátorů) pro klasifikátory s jediným příznakem!