9. Základní typy úloh strojového učení a rozdělení dat. Základy klasifikace, vyhodnocování výsledků, matice záměn.

# Základní typy úloh strojového učení a rozdělení dat

Učení s učitelem (Supervised Learning)

- Učení se z označkovaných dat
- Klasifikace
- Regrese

Učení bez učitele (Unsupervised Learning)

- Hledání skryté struktury neoznačkovaných dat
  - Shlukování

Zpětnovazební učení (Reinforcement learning)

- Nejsou k dispozici "učící se" dvojice vstup/výstup
- Systém se soustavně učí za provozu na základě důsledků jím provedených akcí

#### Klasifikace

- Klasifikace znamená doslova třídění respektive zařazování do různých tříd
- Klasifikační algoritmy se učí ve fázi trénování na základě dat, u kterých je známa jejich příslušnost k daným předem definovaným třídám
- Při nasazení naučeného klasifikátoru se pak určuje pro každý klasifikovaný objekt, do které třídy spadá

Celá řada typů klasifikátorů, nejčastější:

- Rozhodovací stromy (nebudeme se dále zabývat, příklad viz. dále)
- Vzdálenostní
- Pravděpodobnostní
- Logistická regrese
- Support Vector Machine (SVM)
- Neuronová síť typu vícevrstvý perceptron (Multi Layer Perceptron MLP)

### Regrese

- Umožňuje odhadovat hodnotu jedné náhodné veličiny (závislé proměnné) na základě znalosti jiných veličin (nezávislých proměnných)
- Regresní algoritmy se opět učí ve fázi trénování na základě dat, u kterých známe hodnoty závislé veličiny i nezávislých veličin
- Na základě těchto dat lze vytvořit příslušný regresní model
- Ve fázi nasazení systému je tento model využit pro predikci hodnot závislé proměnné pro jiné (další) hodnoty nezávislých proměnných

Lze měřit přesnost predikce – například jako kvadratickou odchylku predikované a skutečné hodnot

### Rozdělení dat

### Trénovací data

Slouží ke stanovení parametrů modelu

### Ověřovací (validační) data

- · Nalezení optimálních parametrů modelu (počet parametrů, struktura modelu, ...)
- Lze vyčlenit z trénovacích dat a provést tzv. cross-validaci

### Testovací data

- Nesmí být použita ke stejnému účelu jako trénovací nebo validační data
- Umožňují pouze vyhodnotit přetrénovaní nebo generalizační schopnosti modelu



## Základy klasifikace

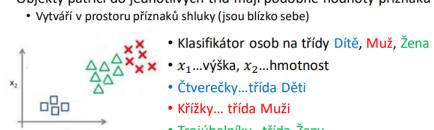
### Učení s učitelem

=Během učení se klasifikátoru jsou v příznakovém prostoru vymezeny diskriminační funkce (definují oblasti, v kterých všechny body (objekty) náleží k dané třídě)

- Klasifikovaný objekt lze reprezentovat jako vektor příznaků s rozměrem D
- Např. jak bude vypadat vektor příznaků pro černobílý obrázek a jaká bude
- Každý objekt respektive jeho vektorová reprezentace určuje v daném v D-dimenzionálním prostoru příznaků jeden bod
- Prostory o velkém počtu dimenzí nelze vykreslovat na 2D ploše  $\Lambda$
- Počet dimenzí si proto pro další výklad omezíme na dvě až tři

# Prostor příznaků – 2D příklad

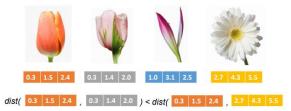
- Pro objekty, popsané jen 2 příznaky,  $x_1$  a  $x_2$ , je prostor příznaků 2D rovina
- Jednotlivé třídy se pak znázorňují různými symboly a/nebo barvami
- Objekty patřící do jednotlivých tříd mají podobné hodnoty příznaků
  - Vytváří v prostoru příznaků shluky (jsou blízko sebe)



- Trojúhelníky…třída Ženy

# Vzdáleností metody klasifikace

Jsou-li objekty  $x_1$  a  $x_2$  podobné, je i jejich reprezentace v příznakovém prostoru blízká a jejich vzdálenost malá.



### NN a KNN

# Metoda nejbližšího souseda

### Učení

- Uložení všech N trénovacích dat
- Známe hodnoty dat a příslušnost každého vzorku k nějaké třídě

# Klasifikace do celkem K tříd $c_1 \dots c_K$

- Pro klasifikovaný příznakový vektor x je nalezen vzorek  $(x_i,c_i)$ , který je mu nejblíže, a na základě jeho příslušnosti k jedné ze tříd je rozhodnuto o klasifikaci
- $x \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_j), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$   $x_i \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_j), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$   $x_i \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_i), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$   $x_i \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_i), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$   $x_i \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_i), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$   $x_i \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_i), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$   $x_i \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_i), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$   $x_i \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_i), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$   $x_i \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_i), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$   $x_i \in c_k \leftrightarrow dist(x,x_i) < dist(x,x_i), x_i \in c_k \qquad 1 \leq j \leq N$

Ethalon = reprezentant třídy

### Vzdálenostní funkce

Euklidovská vzdálenost (Euclidean dist.)

$$d(\mathbf{x},\mathbf{z}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{P} (x_i - z_i)^2}$$

Vzdálenost v městských blocích (Manhattan dist.)

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \sum_{i=1}^{P} |x_i - z_i|$$

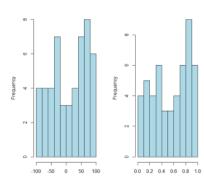
### Normalizace příznaků

# Normalizace příznaků – metoda Max-Min

Normalizovaná hodnota  $z_i = \frac{x_i - min(x)}{max(x) - min(x)}$ 

Hodnoty normalizovaných dat leží v intervalu <0,1>

Nejsou zachovány záporné hodnoty a hodnoty větší než 1



# Normalizace příznaků – standardizace (z-skóre)

Normalizovaná hodnota  $z_i = \frac{x_i - mean(x)}{\sigma(x)}$ 

Jsou zachován kladné i záporné hodnoty

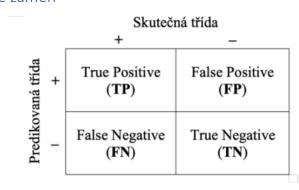
Normalizovaná data mají nulovou střední hodnotu a jednotkový rozptyl

• Používá se pro trénování neuronových sítí

# Klasifikace v prostoru obecně

- Obecně každý klasifikátor vymezuje v prostoru příznaků rozdělující podplochy, které určují hranice jednotlivých tříd • Obtížně znázornitelné na 2D ploše pro více dimenzí než 2 nebo 3
- Tyto hranice mezi jednotlivými třídami představují tzv. diskriminační funkce
- Podle typu diskriminační funkce lze klasifikátory dělit
- Základní dělení je na lineární (A) a nelineární (B)

### Matice záměn



Obrázek 4.2: Matice záměn binární klasifikace

# Vyhodnocování výsledků

Lze vyhodnotit následujícími parametry:

- Precision
- Recall
- F1 skore
- mAP (AP)
- ROC křivka