

7. Strojové učení

B0B37NSI – Návrh systémů IoT

Stanislav Vítek

Katedra radioelektroniky
Fakulta elektrotechnická
České vysoké učení v Praze

Předpovídání ze vzorků

- Většina souborů dat jsou vzorky z nekonečné množiny.
- Nejvíce nás zajímají modely takových množin, ale máme přístup pouze k jejich vzorkům.
- Pro soubory dat sestávající z (X, y)
 - příznaky X
 - třídy (class labels) y
- Model je předpověď $y = f(X)$
- Model trénovaný na vzorku D označíme jako $f_D(X)$
- Parametrický model
 - definujme black-box popsaný množinou parametrů Θ
 - na vstupu bude příznakový vektor, na výstupu odhad třídy
 - formálně $y = f_D(X, \Theta)$
 - učení je pak určení Θ s použitím trénovací množiny

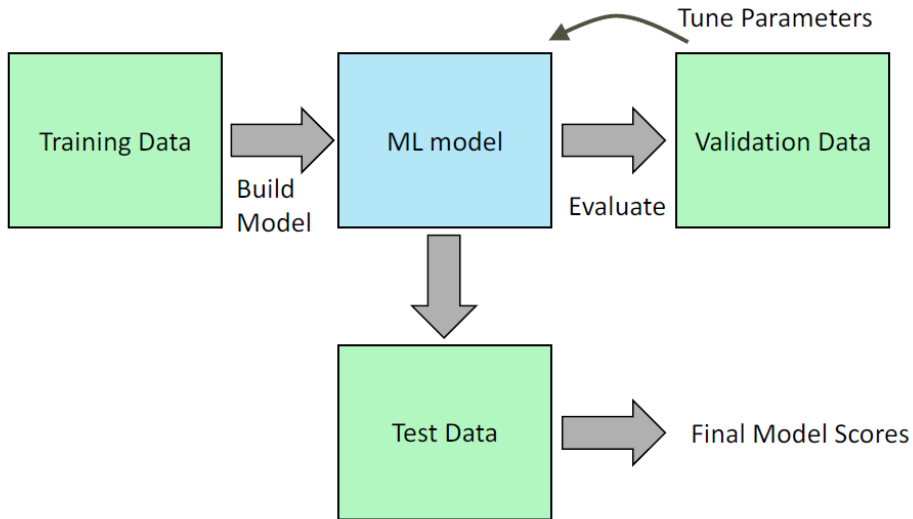
Train-Test-Validation množiny

- Při práci s ML algoritmy je třeba řešit různé problémy
- Ze vzorku dat modelujeme každý model, který se na něj hodí:
 - strukturu celé množiny
 - strukturu v konkrétním vzorku, která neplatí pro celou množinu

Příklad

- 25letý muž a 30letá žena
 - Věk dokonale předpovídá pohlaví. (věk < 27 let \Rightarrow muž, jinak žena)
 - Pohlaví dokonale předpovídá věk. (pohlaví == muž \Rightarrow 25 jinak 30)
 - Ani jeden z výsledků nelze zobecnit.
 - Tento stav nazýváme nadměrné přizpůsobení (over-fitting).

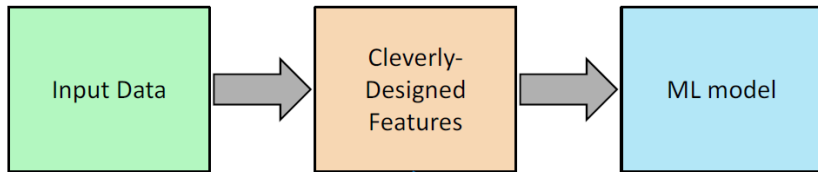
Vytváření a testování modelu



Strojovému učení

- Spousta dat, která jsou generována z mnoha zdrojů.
- Chceme
 - techniky, které minimalizují nároky na softwarové inženýrství
 - jednoduché algoritmy
 - naučit počítač učit se z dat
 - nestrávit čas psáním algoritmů nebo vysokoúrovňových funkcí
- Data bez jasných příznaků
 - data nemusí mít vždy formu tabulky, může se jednat o obrázky, videa, časové řady, dlouhé texty atp., ze kterých je těžké získat pro modely příznaky.
 - v takovém případě si musíte dát práci a nějaké příznaky z dat vydolovat (tzv. feature extraction).
 - nebo použijete algoritmy a metody, které si příznaky vytvářejí samy automaticky.
 - mezi takové metody patří umělé neuronové sítě (angl. artificial neural networks, ANN)

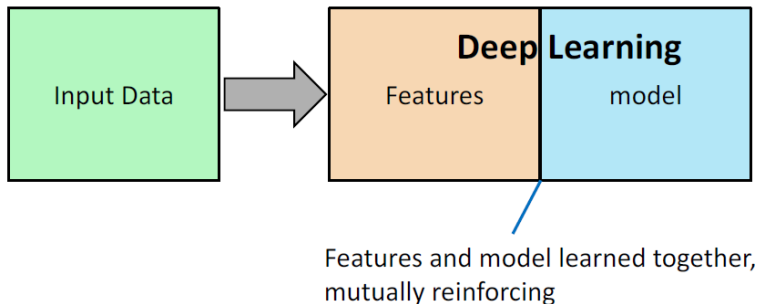
Stručná historie strojového učení – do roku 2012



Most of the “heavy lifting” in here.
Final performance only as good as the
feature set.

KRIZHEVSKY, Alex; SUTSKEVER, Ilya; HINTON, Geoffrey E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in neural information processing systems, 2012, 25. (> 106 tis. citací)

Stručná historie strojového učení – po roce 2012

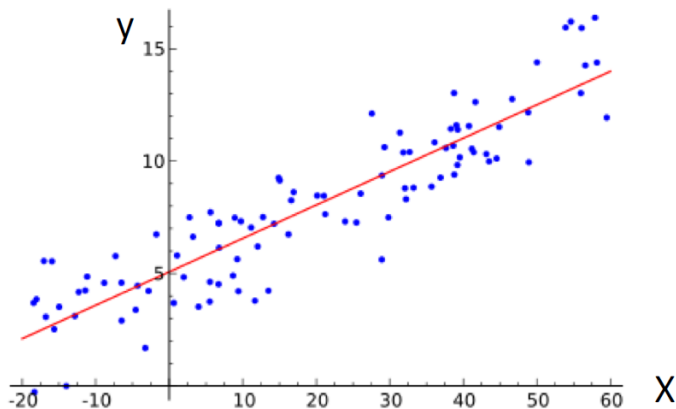


- Přístupy známé před r. 2012 se přesto stále používají
- Efektivního řešení je možné dosáhnout vhodnou volbou příznaků

Výběr správného modelu

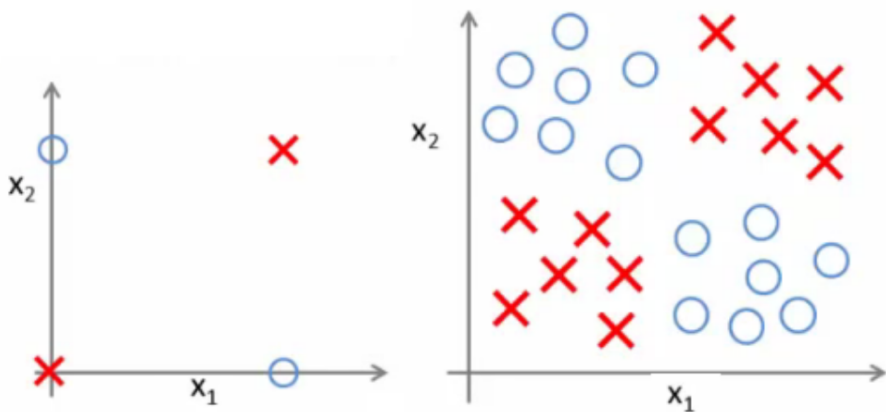
- Je třeba mít nějaké poznatky (představu) o tom, proč tento model dobře odpovídá datům nebo proč správně předpovídá třídu.
- Je třeba udržovat model jednoduchý (tj. ne příliš mnoho parametrů).
 - pak bude dostatek dat k trénování
 - trénování proběhne v rozumném čase

Predikce z dat – 1. příklad



- Lineární regrese: najdeme nejlepší přímku (lineární funkce) modelující data

Predikce z dat – 2. příklad



- Logistická regrese – nelineární popis (nebo později sofistikovanější metody)

Zkreslení a rozptyl

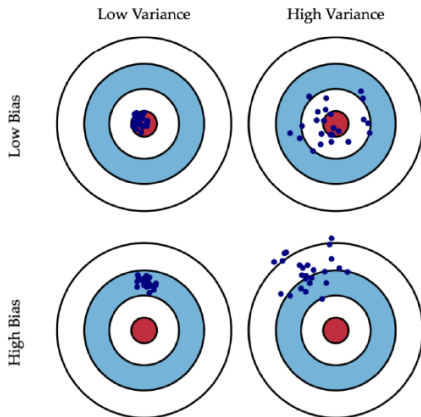
- Model generovaný z dat $f_D(X)$ je statistickým odhadem funkce $f(X)$
- Odhad je vždy zatížen zkreslením (bias) a rozptylem (variance)

- **Bias** – pokud natrénujeme model $f_D(X)$ na mnoha datasetech D , reprezentuje bias očekávanou odchylku mezi predikcí a skutečnou hodnotou

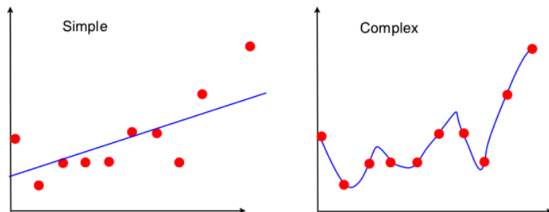
- $B = E[f_D(X) - y]$
- $E[\]$ se počítá přes všechny X a D

- **Rozptyl** – pokud natrénujeme model $f_D(X)$ na mnoha datasetech D , reprezentuje rozptyl V rozptyly jednotlivých odhadů

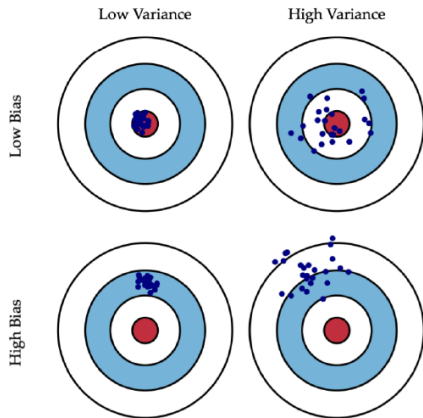
- $V = E[(f_D(X) - \bar{f}(X))^2]$
- kde $\bar{f}(X)$ je průměrná predikce X



- Obvykle dochází ke kompromisu mezi zkreslením a odchylkou, který je způsoben složitostí modelu.
 - Složité modely (mnoho parametrů) mají obvykle nižší zkreslení, ale vyšší rozptyl.
 - Jednoduché modely (málo parametrů) mají vyšší bias, ale nižší rozptyl.
- Příklad:
 - Lineární model může odpovídat pouze přímce, zatímco polynom vysokého stupně může odpovídat složité křivce.
 - Polynom může odpovídat spíše jednotlivým vzorkům než celé množině, jeho tvar se může lišit vzorek od vzorku, takže má vysoký rozptyl.



- Celková očekávaná chyba je $B^2 + V$
- Je třeba najít kompromis mezi příspěvků
- Pokud dominuje rozptyl, znamená to příliš velký rozptyl mezi modely
 - over-fitting
 - model má špatnou prediktivní schopnost. protože příliš reaguje na drobné výkyvy v tréninkovém modelu. dat
- Pokud dominuje odchylka, nemodeluje model data dost dobře
 - under-fitting
 - může nastat např. pokud použijeme lineární model na nelineární data



Rozdělení metod strojové učení

- **supervised learning** – učení na základě označeného příkladu, s učitelem
 - učitelem jsou známé hodnoty veličiny, kterou se snažíme na základě modelu predikovat, resp. pochopit, na čem závisí
 - např. detektor e-mailového spamu
 - úžasně efektivní, pokud máte k dispozici spoustu příkladů
- **unsupervised learning** – objevování vzorů, bez učitele
 - nemáme žádnou veličinu a snažíme se prostě v datech vyznat
 - např. shluková analýza
 - v praxi obtížné, ale užitečné, pokud vám chybí označené příklady.
- **reinforcement learning** – zpětná vazba správně/špatně, posilování modelu
 - Např. učení se hrát šachy na základě vítězství nebo prohry.
 - funguje dobře v některých oblastech, nabývá na významu

Strojové učení s učitelem

- Predikce ceny nemovitosti s ohledem na velikost
 - Cena je spojitou funkcí velikosti, takže se jedná o problém regrese
- Další příklady
 - Je na tomto obrázku kočka, pes, auto, dům?
 - Jak by tento uživatel ohodnotil tuto restauraci?
 - Je tento e-mail spam?
 - Je tato skvrna supernova?

Strojové učení bez učitele

- Rozdělte ručně psané číslice do 10 tříd.
- Vezměte kolekci 1000 esejí napsaných o ekonomice USA a najděte způsob, jak automaticky seskupit tyto eseje do malého počtu, které jsou si nějakým způsobem podobné nebo spolu souvisejí hodnotou proměnných, jako je četnost slov, délka vět, počet stran atd.
- Jakých 20 témat je právě teď na Twitteru nejčastějších?
- Vyhledání a seskupení odlišných přízvuků lidí v dané lokalitě
- Do nesupervizovaného učení také (obvykle) spadá i detekce anomálií (angl. anomaly detection) – např. banka se snaží najít podezřelé transakce (fraud detection, ochrana proti zneužití karty, atp.)
- Dalším příkladem problému řešeného pomocí zkoumání dat je tzv. doporučování (angl. recommendation) – vlastníte-li e-shop (příp. internetový časopis, iTunes, Netflix atp.), snažíte se na základě dat o zákaznících a zejména zákazníkovi, který právě prohlíží Vaše stránky, odhadnout, co by si tak mohl ještě chtít koupit (přečíst, podívat, poslechnout) a to mu ukázat.

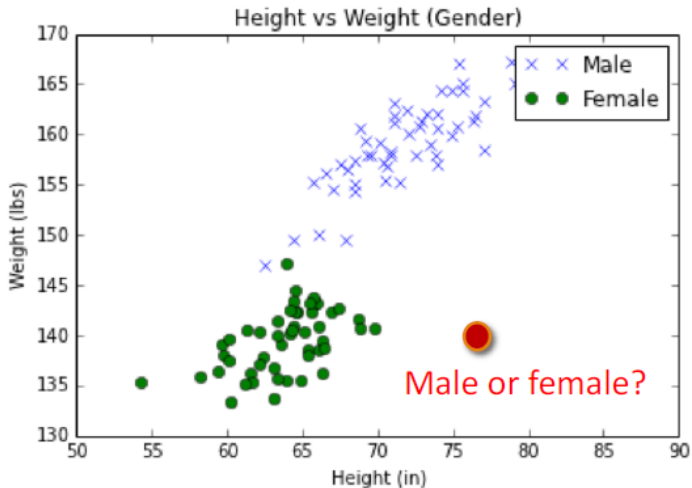
Klasifikace

- Supervizované učení: Snažíme se zjistit, jak vysvětlovanou proměnnou Y ovlivňují příznaky X_0, X_1, \dots, X_{p-1} , hledáme tedy nějaký funkční vztah tak, aby *co nejvíce platilo*

$$Y = f(X_0, X_1, \dots, X_{p-1})$$

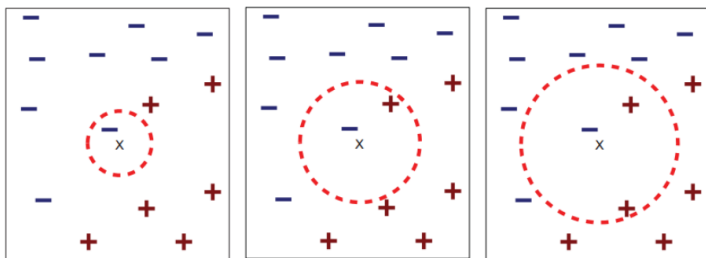
- Funkce f nemusí být nutně podobná funkcím, které znáte z analýzy
- Tvar hledané funkce často ovlivňuje to, jakých hodnot může nabývat vysvětlovaná proměnná Y
 - Může-li nabývat jen několik málo hodnot, mluvíme o problému **klasifikace** (angl. classification). Sem spadá např. určení, jestli pacient má/nemá nemoc, jaké písmeno je (ručně) napsáno na obrázku, atp.
 - Může-li nabývat tolika hodnot, že je rozumnější ji považovat za spojitou, mluvíme o problému **regrese** (angl. regression).
- Populární metody
 - Nearest neighbor
 - Decision tree
 - Support vector machine

Klasifikace



k-NN – k-nejbližších sousedů

- Ve fázi učení se předzpracuje trénovací množina tak, aby všechny příznaky měly střední hodnotu 0 a rozptyl 1 – toto umístí každý prvek trénovací množiny do některého místa v N-rozměrném prostoru.
- Ve fázi klasifikace umístím dotazovaný prvek do téhož prostoru a najdu k nejbližších sousedů. Objekt je pak klasifikován do té třídy, kam patří většina z těchto nejbližších sousedů.



(a) 1-nearest neighbor

(b) 2-nearest neighbor

(c) 3-nearest neighbor

k-NN metriky

- Euclidovská vzdálenost – nejjednodušší, jednoduchá na výpočet

$$d(x, y) = \|x - y\|$$

- Kosinové vzdálenost – obrázky, dokumenty, ...

$$d(x, y) = 1 - \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|}$$

- Jaccardova vzdálenost – množiny
- Hammingova vzdálenost – řetězce

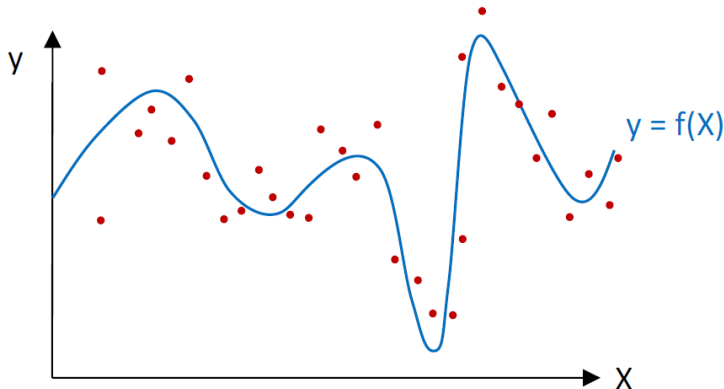
$$d(x, y) = \sum_{i=1}^N \mathbb{1}(x_i \neq y_i)$$

- Manhattan – souřadnice

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^N |x_i - y_i|$$

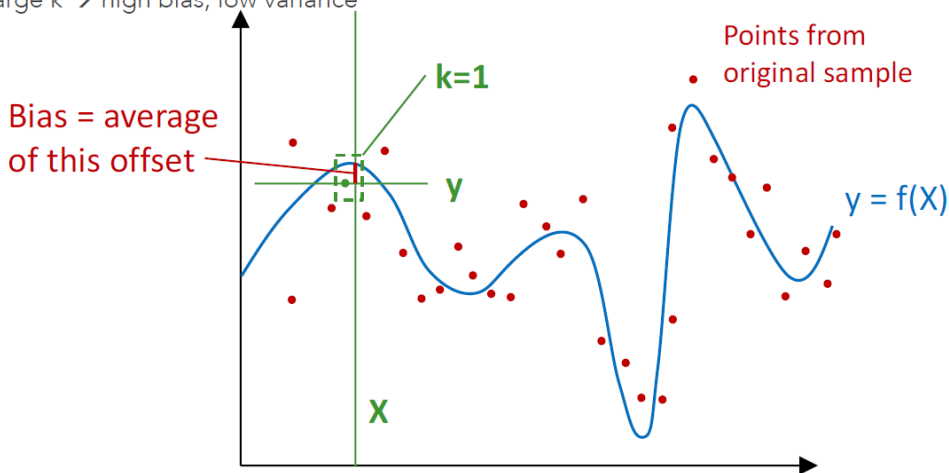
- Připomeňme, že chyby předpovědi lze rozdělit do dvou hlavních kategorií:
 - Chyby způsobené zkreslením – rozdíl mezi očekávanou (nebo průměrnou) předpovědí našeho modelu a správnou hodnotou, kterou se snažíme předpovědět
 - Chyby způsobené rozptylem – variabilita předpovědi pro daná vstupní data
- Existuje kompromis mezi schopností modelu minimalizovat zkreslení a rozptyl.
- V závislosti na hodnotě k existuje kompromis mezi zkreslením a rozptylem:
 - Malé $k \rightarrow$ nízké zkreslení, vysoký rozptyl
 - Velké $k \rightarrow$ vysoké zkreslení, nízký rozptyl

- Předpokládejme, reálná data jsou popsána modrou křivkou
- Systém je zatížen aditivním šumem s nulovou střední hodnotou
- Červené body představují vzorky signálu



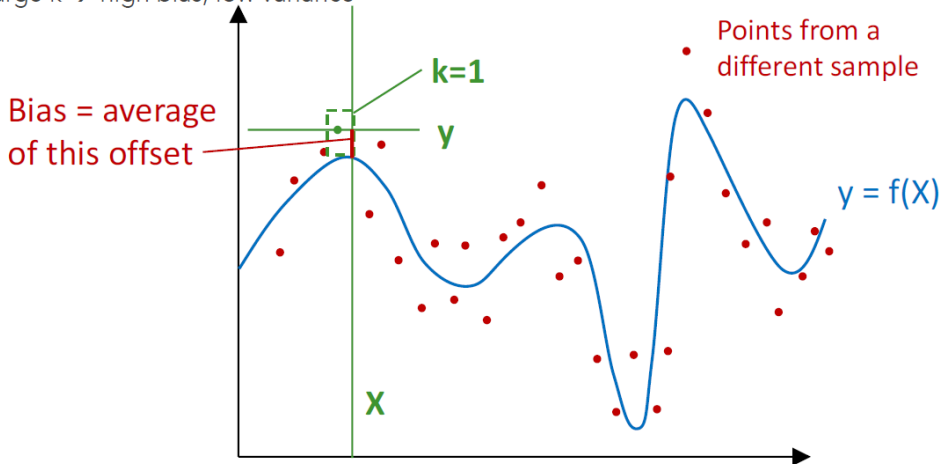
Small $k \rightarrow$ low bias, high variance

Large $k \rightarrow$ high bias, low variance



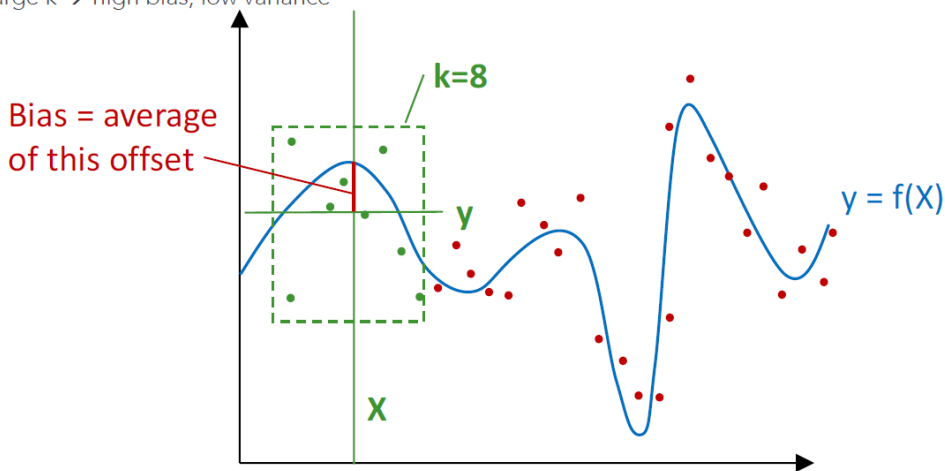
Small $k \rightarrow$ low bias, high variance

Large $k \rightarrow$ high bias, low variance



Small $k \rightarrow$ low bias, high variance

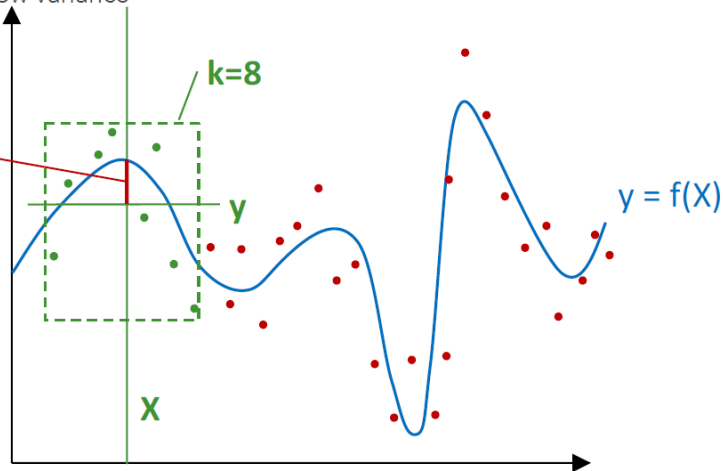
Large $k \rightarrow$ high bias, low variance



Small $k \rightarrow$ low bias, high variance

Large $k \rightarrow$ high bias, low variance

Bias = average
of this offset



Volba parametru k – praktické rady

- Použijte křížové ověrování
 - Rozdělte data na trénovací, validační a testovací podmnožiny, např. 60-20-20% náhodné rozdělení.
- Předpovídejte
 - Pro každý bod ve validační množině proveďte predikci pomocí k -nejbližších sousedů z trénovací množiny.
 - Změřte chybovost (klasifikace) nebo kvadratickou chybu (regrese).
- Vyladte
 - Vyzkoušejte různé hodnoty k a použijte tu, která dává minimální chybu na validační množině.
- Vyhodnoťte
 - Otestujte na testovací množině a změřte výkonnost

- Kdy vybrat metodu k -NN?
 - Hodně trénovacích dat
 - Malá množina příznaků (do 20)

- Dataset: informace o lidech, kteří nakoupili na základě reklamy
- <https://www.kaggle.com/datasets/rakeshrau/social-network-ads>

```
1 | import numpy as np
2 | import matplotlib.pyplot as plt
3 | import pandas as pd
4 | import sklearn
```

- Načtení dat

```
1 | dataset = pd.read_csv('Social_Network_Ads.csv')
2 | X = dataset.iloc[:, [1, 2, 3]].values
3 | y = dataset.iloc[:, -1].values
```

- Rozdělení dat na trénovací (80%) a testovací množinu

```
1 | from sklearn.model_selection import train_test_split
2 | X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size =
    | 0.20, random_state = 0)
```

- Škálování – práce s menšími čísly

```
1 | from sklearn.preprocessing import StandardScaler
2 | sc = StandardScaler()
3 | X_train = sc.fit_transform(X_train)
4 | X_test = sc.transform(X_test)
5 |
```

- Natrénování modelu

```
1 | from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
2 | classifier = KNeighborsClassifier(n_neighbors = 5, metric = '
   |     minkowski', p = 2)
3 | classifier.fit(X_train, y_train)
```

- Při vytváření modelu používáme 3 parametry. `n_neighbors` je nastaveno na 5, což znamená, že pro klasifikaci daného bodu je potřeba 5 bodů okolí.

- Je použita Minkowského metrika

$$\left(\sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^p \right)^{1/p}$$

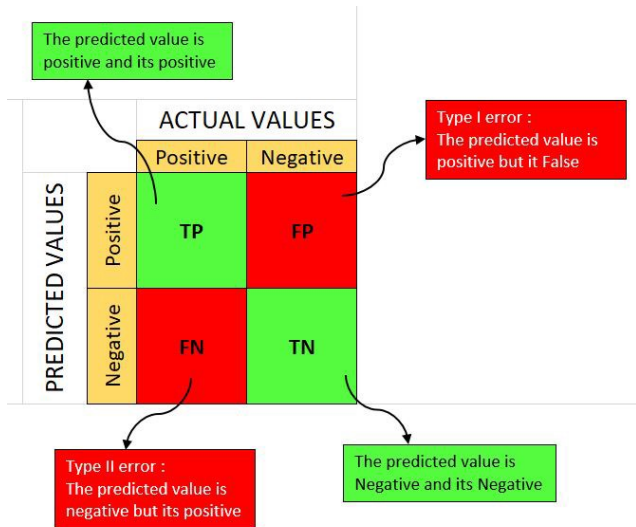
- Hodnota p
 - p = 1, Manhattan Distance
 - p = 2, Euclidean Distance (takže lze nastavit metric na euclidean)
 - p = infinity, Cheybchev Distance

```
1 | y_pred = classifier.predict(X_test)
```

- Vyhodnocení

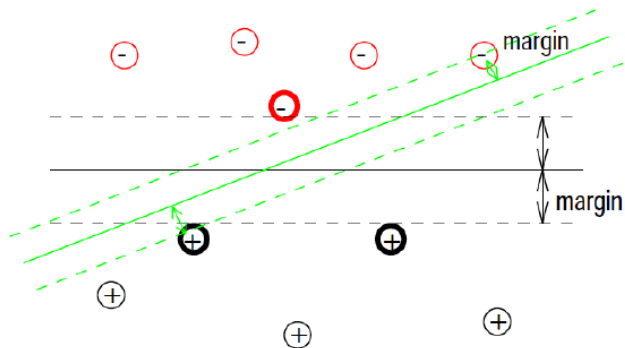
```
1 | from sklearn.metrics import confusion_matrix, accuracy_score  
2 | cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)  
3 | ac = accuracy_score(y_test, y_pred)
```

- Oba pojmy – precision i recall – jsou původně převzaty z informatiky a je možné je přeložit jako přesnost a výtěžnost pokrytí zkoumaných dat daným přístupem.
- Míra precision je definována jako procentuální poměr relevantních výsledků analýzy ke všem výsledkům analýzou získaným.
- Na rozdíl od precision je recall poměr relevantních výsledků analýzy ke všem relevantním výskytům ve zkoumaném vzorku bez ohledu na to, zda byly analýzou identifikovány.
- Celkový objem dat, s nimiž pracujeme při analýze, můžeme rozdělit do čtyř skupin:
 - případy, které nás zajímají a pomocí dané metody se nám skutečně podařilo je vyfiltrovat (relevantní výsledky; angl. tzv. true positives, TP - správná zařazení do výsledků)
 - případy, které nás sice nezajímají, ale naše metoda (jsouc nedokonalá) je vyfiltrovala taky (false positives, FP - nesprávná zařazení)
 - případy, které nás sice zajímají, ale naší metodě unikly (false negatives, FN)
 - případy, které nás nezajímají a metoda je z výsledků správně vyloučila (true negatives, TN)
- $\text{precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$, $\text{recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$



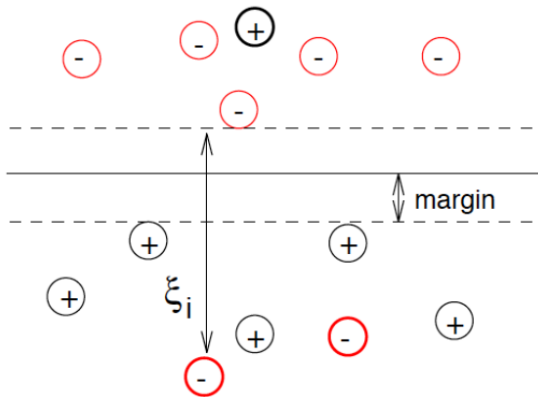
Support Vector Machine

- Nalezení lineární rozhodovací hranice (roviny), která má nejmenší chybu zobecnění
- Nejlepší rovina by měla mít největší rozpětí (margin)



Co když řada dat není lineárně separabilní?

- SVM zahrnuje penalizaci za nesprávnou klasifikaci



Regularization parameter to weight training error

$$\min ||w||^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i$$

1/Margin

Classification error in training set

- Použijeme dataset s 30 příznaky získaných analýzou snímku s nádorem prsu
- Nádor je buď zhoubný (malignant) nebo nezhoubný (benign)

```
1 | from sklearn import datasets
2 | cancer = datasets.load_breast_cancer()
4 | print("Features: ", cancer.feature_names)
5 | print("Labels: ", cancer.target_names)
```

- Rozdělení datasetu na trénovací (70%) a testovací množinu

```
1 | from sklearn.model_selection import train_test_split
2 | X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(cancer.data,
    | cancer.target, test_size=0.3, random_state=109)
```

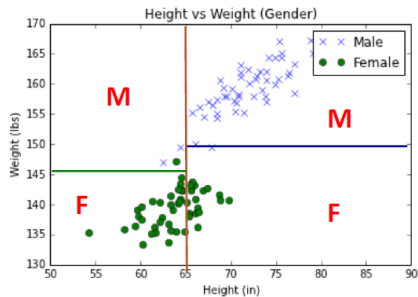
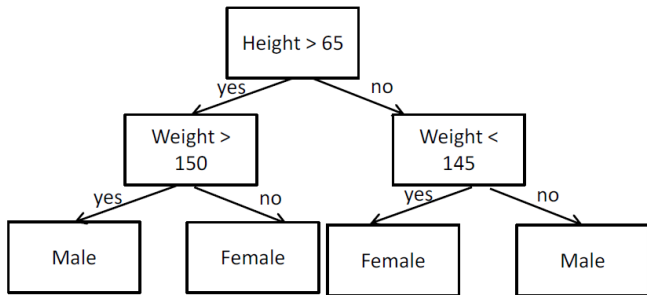
- Trénování modelu

```
1 | from sklearn import svm
3 | clf = svm.SVC(kernel='linear') # Linear Kernel
4 | clf.fit(X_train, y_train)
5 | y_pred = clf.predict(X_test)
```

- Evaluate modelu

```
1 | from sklearn import metrics
3 | # Accuracy: how often is the classifier correct?
4 | print("Accuracy:", metrics.accuracy_score(y_test, y_pred))
6 | # Precision: percentage of positive tuples are labeled as such?
7 | print("Precision:", metrics.precision_score(y_test, y_pred))
9 | # Recall: what percentage of positive tuples are labelled as such?
10 | print("Recall:", metrics.recall_score(y_test, y_pred))
```

- Motion tracking (Xbox Kinect)
- Stromová struktura, kde uzly jsou "otázky" a listy určují klasifikaci nebo označení (label)



- Obecně neparametrické, není třeba definovat hloubku nebo počet uzlů.
- Cílem učícího algoritmu je najít příznaky, které poskytují největší diskriminaci (rozdělení) na základě třídy.
- Například pro určení pohlaví poskytne dotaz na něčí výšku poměrně nízkou chybovost, kdežto něco jako barva očí poskytuje málo informací.
- Algoritmus:
 - Najdi příznak, který poskytuje nejlepší přesnost separace
 - Vytvoř uzel a odděl data podle této vlastnosti
 - Pokud je chyba nulová (v příkladu všechny vzorky s výškou > 72 jsou muži, vytvoř list – klasifikaci)
 - V opačném případě rekurze pro každou vytvořenou podmnožinu

- Výhody:
 - Model je velmi snadno prohledatelný, můžete se podívat na každý uzel a snadno pochopit jeho účel (tj. funkci a práh nebo hodnotu).
 - Dokáže pracovat s heterogenním daty (reálná čísla, kategorie, všechna dohromady)
 - Náklady na klasifikaci jsou $O(\log n)$, kde n hloubka stromu
- Nevýhody:
 - Optimalizace je s největší pravděpodobností plná lokálních optim a jedná se o NP-úplný problém (tj. přesný výpočet je příliš drahý).
 - Velká citlivost na rozložení trénovacích dat (časté přetrénování!).

Příklad rozhodovacího stromu

- Velmi často je klasifikační problém **binární**, kdy proměnná Y může mít jen dvě hodnoty.
- My si použití stromu ukážeme na (vymyšlených) datech a problému určování, jestli pacient má či nemá závažnou nemoc známou jako *rýmička*.
- Příznaky budou pro jednoduchost také binární: Pohlaví (žena/muž), horečka ($> 39^{\circ}\text{C}/\leq 39^{\circ}\text{C}$) a to, jestli daný člověk zvládl/nezvládl vstát z postele.
- Ukážeme si dva rozhodovací stromy a porovnáme si, jak je který z nich dobrým modelem následujících dat:

rýmička	pohlaví	$> 39^{\circ}\text{C}$	vstal(a)?
ano	muž	ne	ne
ne	žena	ano	ano
ne	muž	ne	ano
ano	žena	ano	ne

Logistická regrese

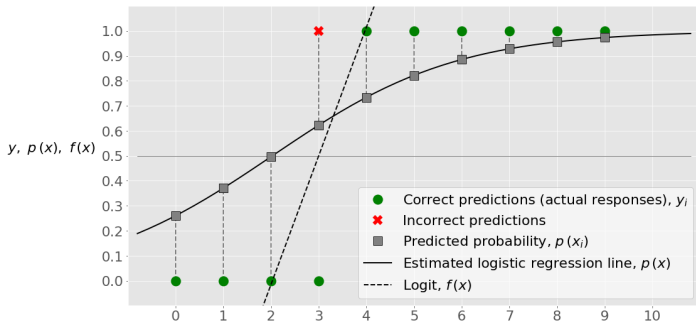
- Logistická regrese je pravděpodobně nejpoužívanějším klasifikátorem pro obecné účely.
- Je velmi dobře škálovatelný a jeho trénování je velmi rychlé.
- Používá se pro
 - filtrování nevyžádané pošty
 - klasifikace zpravodajských zpráv
 - klasifikace webových stránek
 - klasifikace produktů
 - většina klasifikačních problémů s velkými a řídkými soubory příznaků.
- Nevýhoda: přeučení v případě velmi řídkých dat → často se používá s regularizací
- Je to binární klasifikátor, popsáný logistickou funkcí

$$P(X) = \frac{1}{1 + \exp(-X\beta)}$$

- Výhody:
 - Rychlý (trénování i klasifikace) a jednoduchý model
 - Výsledek klasifikace má jednoduché vysvětlení

```
1 import matplotlib.pyplot as plt
2 import numpy as np
3 from sklearn.linear_model import LogisticRegression
4 from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
5
6 x = np.arange(10).reshape(-1, 1)      # vstupni data
7 y = np.array([0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1]) # vystupni data
8
9 # model
10 model=LogisticRegression(solver='liblinear',random_state=0).fit(x,y)
11 # solver: liblinear, newton-cg, lbfgs, sag, saga
12 # fine tuning: regularizace - C = 10.0
13 # tridy modelu:
14 print(model.classes_)
15 # vlastnosti reg. krivky:
16 print(model.intercept_)
17 print(model.coef_)
```

```
1 # pravděpodobnosti
2 model.predict_proba(x)
3 # predikovaný výstup
4 model.predict(x)
5 # počet správných
6 model.score(x, y)
```



```
1 cm = confusion_matrix(y, model.predict(x))
3 fig, ax = plt.subplots(figsize=(8, 8))
4 ax.imshow(cm)
5 ax.grid(False)
6 ax.xaxis.set(ticks=(0, 1), ticklabels=('Predicted 0s', 'Predicted 1s'
    ))
7 ax.yaxis.set(ticks=(0, 1), ticklabels=('Actual 0s', 'Actual 1s'))
8 ax.set_ylim(1.5, -0.5)
9 for i in range(2):
10     for j in range(2):
11         ax.text(j, i, cm[i, j], ha='center', va='center', color='red')
12 plt.show()
14 # report
15 print(classification_report(y, model.predict(x)))
```

Porovnání klasifikátorů

	Decision Tree	Logistic Regression	SVM
Model	Tree (horizontal/vertical separating plane)	Linear separating plane	Can also use non-linear separating plane
Simplicity	Very simple	Simple	Complicated
Interpretation of output	Clear, follow the questions asked	Probability	Unclear
Chances of over-fit	High	Less worry	Should be careful
Development time	Just plug data in	Just plug data in	Tuning tuning tuning
Off-the-shelf accuracy	Okay	Okay	Probably the highest
Use case	When features are clear	Often combined with neural networks	Often suggest RBF as a starting point if you have zero knowledge on data

Random Forests

- Zástupce skupiny **ensemble** method (další třeba AdaBoost)
 - namísto jednoho modelu (např. rozhodovacího stromu) použijeme více modelů a jejich predikce nějakým způsobem zkombinujeme do finálního rozhodnutí.
- Pro jednoduchost předpokládejme, že máme binární klasifikační problém, tj. rozhodujeme jestli $Y = 0$ nebo $Y = 1$
 1. Ze vstupního trénovacího datasetu D vytvoříme n datasetů D_1, \dots, D_n stejně velkých jako D pomocí metody **bootstrap**, neboli pomocí výběru s opakováním.
 2. Na každém datasetu D_i naučíme rozhodovací strom, označme tyto stromy T_1, \dots, T_n
 3. Každý datový bod (tj. řádek z tabulky s daty D) proženeme všemi stromy T_1, \dots, T_n a od každého z nich si uložíme rozhodnutí Y_1, \dots, Y_n
 4. Všechny tyto stromy T_1, \dots, T_n tvoří náhodný les a jeho finální rozhodnutí o hodnotě Y je dané většinovým rozhodnutím stromů, je-li např. v množině Y_1, \dots, Y_n více jedniček než nul, je predikce náhodného lesa $Y = 1$

Bootstrap

Ukážeme si, jak funguje bootstrap na jednoduchém příkladu a našem datasetu:

id	rýmička	pohlaví	> 39°C	vstal(a)?	věk
1	ano	muž	ne	ne	65
2	ne	žena	ano	ano	34
3	ne	muž	ne	ano	72
4	ano	žena	ano	ne	20
5	ano	muž	ne	ano	45

Chceme-li vytvořit "bootstrapem" dataset velikosti pět, pětkrát si náhodně vybereme řádek s tabulky s tím, že se řádky v našem výběru mohou opakovat. Vybereme-li např. řádky s id 1,4,3,3,1, dostaneme dataset

id	rýmička	pohlaví	> 39°C	vstal(a)?	věk
1	ano	muž	ne	ne	65
2	ne	žena	ano	ano	34
3	ne	muž	ne	ano	72
1	ano	muž	ne	ne	65
3	ne	muž	ne	ano	72

```
1 from sklearn import datasets
2 iris = datasets.load_iris()
3 # print the label species(setosa, versicolor,virginica)
4 print(iris.target_names)
5 # print the names of the four features
6 print(iris.feature_names)
7 # print the iris labels (0:setosa, 1:versicolor, 2:virginica)
8 print(iris.target)
9 # Creating a DataFrame of given iris dataset.
10 import pandas as pd
11 data=pd.DataFrame({
12     'sepal length':iris.data[:,0], 'sepal width':iris.data[:,1],
13     'petal length':iris.data[:,2], 'petal width':iris.data[:,3],
14     'species':iris.target
15 })
```



```
1  from sklearn.model_selection import train_test_split
3  # Features
4  X=data[['sepal length','sepal width','petal length','petal width']]
6  # Labels
7  y=data['species']
9  # Split dataset into training set (70%) and test (30%)set
10 X_train,X_test,y_train,y_test=train_test_split(X,y,test_size=0.3)
12 #Import Random Forest Model
13 from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
15 #Create a Gaussian Classifier
16 clf=RandomForestClassifier(n_estimators=100)
18 #Train the model using the training sets
19 clf.fit(X_train,y_train)
20 y_pred=clf.predict(X_test)
```

```
1 #Import scikit-learn metrics module for accuracy calculation
2 from sklearn import metrics
4 # Model Accuracy, how often is the classifier correct?
5 print("Accuracy:",metrics.accuracy_score(y_test, y_pred))
7 # Manual prediction
8 clf.predict([[3, 5, 4, 2]])
```