

## Co bude v dnešní přednášce

- Představení klasifikace pomocí podmíněné pravděpodobnosti.
- Naivní Bayesův klasifikátor.
- Modely marginálních rozdělání v Naivním Bayesově klasifikátoru.
- Odhady parametrů těchto modelů včetně Baysovských odhadů.
- Představení rámce generativních  $\times$  diskriminativních modelů.
- Využití Baysova klasifikátoru ke klasifikaci textů.

*"An individual has been described by a neighbour as follows: 'Steve is very shy and withdrawn, invariably helpful but with little interest in people or in the world of reality. A meek and tidy soul, he has a need for order and structure, and a passion for detail.' Is Steve more likely to be a librarian or a farmer?"* Daniel Kahneman (2011). Thinking, fast and slow.

*"Steve je velmi plachý a uzavřený, vždy ochotný pomoci, ale má malý zájem o lidi nebo o svět reality. Je to tichá a spořádaná duše, má potřebu řádu a struktury a vášeň pro detaily. Bude Steve spíše knihovníkem, nebo farmářem?"* Daniel Kahneman (2011). Thinking, fast and slow.

## 1 Podmíněná pravděpodobnost v klasifikaci

### Klasifikace na základě podmíněné pravděpodobnosti

Uvažujme nejprve klasifikační úlohu, ve které máme  $p$  diskrétních příznaků a chceme predikovat diskrétní vysvětlovanou proměnnou.

Místo přímé konstrukce prediktoru vysvětlované proměnné, např. pomocí náhodných lesů, zkusme postupovat následujícím pravděpodobnostním přístupem.

- Příznaky reprezentujeme náhodným vektorem  $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_p)^T$  s hodnotami v  $\mathcal{X}$  a vysvětlovanou proměnnou diskrétní náhodnou veličinou  $Y$  s oborem hodnot  $\mathcal{Y}$ .
- Na základě trénovací množiny odhadneme pravděpodobnosti  $P(Y = y | \mathbf{X} = \mathbf{x})$  pro každé  $\mathbf{x} \in \mathcal{X}$  a  $y \in \mathcal{Y}$ .
- Tyto pravděpodobnosti můžeme využít k predikci  $Y$  při napozorovaných příznacích  $\mathbf{x}$  takto:

$$\hat{Y} = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} P(Y = y | \mathbf{X} = \mathbf{x}),$$

tj. jako hodnotu, která je při daném  $\mathbf{x}$  nejpravděpodobnější.

- Tato predikce se nazývá *MAP* odhad (z angl. *maximum a posteriori*).

## Využití Bayesovy věty

- Otázkou je, jak odhadnout  $P(Y = y | \mathbf{X} = \mathbf{x})$ .
- Mohli bychom se o to pokusit přímo na základě trénovacích dat. Tak se opravdu v mnoha případech postupuje (např. u neuronových sítí, logistické regrese, atd.).
- [Nyní na to ale pojďme oklikou.](#)
- Předpokládejme, že se nám podaří odhadnout  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y)$ .
- Využijeme-li Bayesovu větu z teorie pravděpodobnosti<sup>1</sup>, můžeme kýženou pravděpodobnost spočítat jako

$$P(Y = y | \mathbf{X} = \mathbf{x}) = \frac{P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y) P(Y = y)}{P(\mathbf{X} = \mathbf{x})},$$

kde

$$P(\mathbf{X} = \mathbf{x}) = \sum_{y \in \mathcal{Y}} P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y) P(Y = y).$$

- Poznamenejme, že potřebujeme také odhad  $P(Y = y)$ , který je ale triviální.

## Využití Bayesovy věty – predikce

- Zajímáme-li se o argument maxima tohoto výrazu vzhledem k  $y$ , můžeme zahodit jmenovatel  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x})$ , který bychom sice podle předchozího vztahu uměli spočítat, ale je pro všechny hodnoty  $y$  stejný.
- Tento fakt obvykle zapisujeme jako

$$P(Y = y | \mathbf{X} = \mathbf{x}) \propto P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y) P(Y = y),$$

kde symbolem  $\propto$  myslíme [rovnost, až na násobek konstantní vzhledem k  \$y\$ .](#)

- Pro predikci tak finálně dostáváme

$$\hat{Y} = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y) P(Y = y).$$

- Nyní už zbývá „pouze“ odhadnout  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y)$ .

## 2 Naivní Bayesův klasifikátor

### Naivní Bayes

Základem metody nazývané *naivní Bayes* nebo také *naivní Bayesův klasifikátor* (angl. *Naive Bayes*) je následující předpoklad:

[Za podmínky  \$Y = y\$  jsou všechny příznaky nezávislé.](#)

Tj. pro každé  $y \in \mathcal{Y}$  a  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_p)^T \in \mathcal{X}$  platí

$$P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y) = P(X_1 = x_1 | Y = y) \cdot \dots \cdot P(X_p = x_p | Y = y).$$

[Naivita](#) tedy znamená, že pro fixní hodnotu vysvětlované proměnné předpokládáme, že jsou příznaky nezávislé.

Výsledný [MAP odhad](#) naivního Bayesova klasifikátoru je tedy

$$\hat{Y} = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} \prod_{i=1}^p P(X_i = x_i | Y = y) P(Y = y).$$

Ačkoliv je předpoklad podmíněné nezávislosti značně hrubý a povětšinou i nesprávný, dává naivní Bayes v mnoha případech až překvapivě dobré výsledky.

---

<sup>1</sup>Znáte z BI-PST!

## Naivní Bayes – příklad (1/2)

Uvažujme tři binární příznaky  $X_1, X_2, X_3$  a binární vysvětlovanou proměnnou  $Y$  spolu s následující trénovací množinou:

$Y$	$X_1$	$X_2$	$X_3$
1	1	1	0
1	0	1	1
1	1	1	1
0	0	0	1
0	0	1	0
0	1	0	0

Nyní chceme provést predikci pro  $\mathbf{x} = (0, 1, 1)^T$ . Postupně dostáváme odhady<sup>2</sup>

$$\hat{p}(X_1 = 0|Y = 1) = \frac{1}{3}, \quad \hat{p}(X_2 = 1|Y = 1) = 1, \quad \hat{p}(X_3 = 1|Y = 1) = \frac{2}{3}.$$

Spolu s  $\hat{p}(Y = 1) = \frac{1}{2}$  tak máme

$$\prod_{i=1}^3 \hat{p}(X_i = x_i|Y = 1) \hat{p}(Y = 1) = \frac{1}{3} \cdot 1 \cdot \frac{2}{3} \cdot \frac{1}{2} = \frac{1}{9}.$$

Analogicky platí

$$\prod_{i=1}^3 \hat{p}(X_i = x_i|Y = 0) \hat{p}(Y = 0) = \frac{2}{3} \cdot \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{3} \cdot \frac{1}{2} = \frac{1}{27}.$$

Predikce je tedy  $\hat{Y} = 1$ , což je v tomto případě správně.

## Naivní Bayes – příklad (2/2)

Nyní si řekněme, že ve skutečnosti jsou  $X_1, X_2, X_3$  nezávislé veličiny se stejným rovnoměrným rozdělením,  $X_i \sim \text{Be}(1/2)$ , a  $Y = 1$  právě, když jsou alespoň dvě hodnoty příznaků rovny 1.

Na základě pravděpodobností odhadnutých na trénovacích datech spočítáme predikce pro všechny možné body.

$Y$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$\hat{Y}$
1	1	1	0	1
1	0	1	1	1
1	1	1	1	1
0	0	0	1	0
0	0	1	0	0
0	1	0	0	0
1	1	0	1	0
0	0	0	0	0

Vidíme, že jediný případ, který je detekován špatně je  $X_1 = 1, X_2 = 0, X_3 = 1$ . To je docela dobrý výsledek, když vezmeme v potaz, že podmíněná rozdělení ve skutečnosti nejsou nezávislá. Platí totiž například

$$P(X_1 = 0, X_2 = 0|Y = 1) = \frac{P(X_1 = 0, X_2 = 0, Y = 1)}{P(Y = 1)} = \frac{P(\emptyset)}{P(Y = 1)} = \frac{0}{1/2} = 0$$

$$P(X_1 = 0|Y = 1) = \frac{P(X_1 = 0, Y = 1)}{P(Y = 1)} = \frac{P(X_1 = 0, X_2 = 1, X_3 = 1)}{P(Y = 1)} = \frac{1/2 \cdot 1/2 \cdot 1/2}{1/2} = \frac{1}{4}$$

a tudíž  $P(X_1 = 0, X_2 = 0|Y = 1) = 0 \neq \frac{1}{16} = P(X_1 = 0|Y = 1) \cdot P(X_2 = 0|Y = 1)$ .

Výsledek je o to zajímavější, uvědomíme-li si, že jsme na základě trénovací množiny získali špatné odhady pravděpodobností podmíněných hodnot příznaků.

Tato chyba se nejvíc projevila u bodu  $\mathbf{x} = (1, 0, 1)^T$ , kde jsme dostali  $\hat{p}(X_2 = 0|Y = 1) = 0$ , což vedlo k nulovosti součinu odpovídajícího  $Y = 1$  a následně k špatné predikci  $\hat{Y} = 0$ .

## Diskuse vlastností naivního Bayese

- Navzdory faktu, že je předpoklad nezávislosti obvykle značně nepřesný, má naivní Bayesův klasifikátor několik dobrých vlastností.

<sup>2</sup>Odhady pravděpodobností  $P(\dots)$  označíme  $\hat{p}(\dots)$ .

- Především platí, že díky rozkladu sdružené podmíněné pravděpodobnosti  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x}|Y = y)$  na součin marginálních podmíněných pravděpodobností  $P(X_i = x_i|Y = y)$  jsou vlastně **příznaky separovány**.
- **Odhad** podmíněných pravděpodobností **každého příznaku** tak probíhá **nezávisle na ostatních**.
- Tento fakt významně pomáhá rezistenci proti problémům s dimenzionalitou (the curse of dimensionality)!
- Jde totiž o to, že k rozumnému odhadu podmíněné pravděpodobnosti  $P(X_i = x_i|Y = y)$  nám stačí poměrně malé množství dat, a tento potřebný počet nenarůstá s nárůstem počtu příznaků.

### Diskuse vlastností naivního Bayese – pokračování

- Dále platí, že vzhledem k nepřesnému předpokladu nezávislosti obvykle nedostáváme dobrý odhad sdružené podmíněné pravděpodobnosti  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x}|Y = y)$ .
- Naším cílem ale ve skutečnosti není tato pravděpodobnost jako taková, nýbrž MAP odhad, který z ní konstruujeme.
- Tento zůstane správný, pokud má skutečná hodnota  $y$  vyšší odhadnutou pravděpodobnost než ostatní hodnoty.
- Jak se ukazuje, v případě naivního Bayese je toto častá situace.
- Tento aspekt byl částečně patrný v předchozím příkladu, kde nezávislost neplatila a přesto byl kromě jediného případu výsledný odhad správný.

## 3 Modely naivního Bayese

### Modely podmíněných pravděpodobností – Bernoulliho rozdělení

- Zabýváme se nyní problematikou odhadu  $P(X = x|Y = y)$ , kde  $X$  je jeden z příznaků.
- Nejjednodušší situace nastává pokud veličina  $X$  nabývá hodnot 0, 1.
- V takovém případě je vhodným modelem pro podmíněné rozdělení  $X|Y = y$  *Bernoulliho rozdělení* s parametrem  $p_y$ , tj.  $P(X = 1|Y = y) = p_y$ . Značíme  $(X|Y = y) \sim \text{Be}(p_y)$ .
- Jako **odhad parametru**  $p_y$  se nejčastěji využívá

$$\hat{p}_y = \frac{N_{1,y}}{N_{1,y} + N_{0,y}},$$

kde  $N_{1,y}$  značí počet dat pro  $X = 1$  a  $Y = y$ , a  $N_{0,y}$  analogicky.

- Z pohledu matematické statistiky se jedná o **maximálně věrohodný odhad**<sup>3</sup> (MLE odhad) parametru Bernoulliho rozdělení.
- Tento odhad jsme použili v předchozím příkladu.

---

<sup>3</sup>Poznáte v BI-PST.

## Modely podmíněných pravděpodobností – Bernoulliho rozdělení

- Nevýhodou tohoto odhadu je, že pro hodně malé (nebo velké)  $p_y$  se může stát, že v trénovací množině pro  $Y = y$  nejsou zastoupeny obě hodnoty  $X_i$  a tedy  $N_{1,y} = 0$  nebo  $N_{0,y} = 0$ .
- V takovém případě dojde ke kolapsu  $\hat{p}_y = 0$  (nebo 1).
- Pokud se to stane, je odhad podmíněné pravděpodobnosti pro  $x_i$  rovné nevyskytující se hodnotě triviálně roven nule.
- MAP odhad  $\hat{Y}$  pak bez ohledu na hodnoty ostatních příznaků nikdy **nemůže predikovat příslušnou hodnotu  $y$** .
- Této situaci je možné se vyhnout Bayesovským přístupem s vhodným počátečním rozdělením.
- Pojdme si v krátkosti tento přístup představit.

### Vsuvka – Bayesovský přístup k odhadům

- Uvažujme problematiku odhadu parametru  $p$  Bernoulliho rozdělení na základě naměřených dat  $x_1, \dots, x_n$ .
- V klasickém **frekventistickém** přístupu statistiky konstruujeme odhad  $\hat{p}$  pouze na základě napozorovaných dat.
- Do tohoto odhadu se nikterak nepromítá naše případná expertní znalost situace.
- Např. pokud odhadujeme pravděpodobnost panny  $p$  pro případ házení nějakou konkrétní existující mincí a padne nám 3 krát orel, odhadneme  $\hat{p} = 0$ .
- Tímto způsobem ale nejsme schopni nikterak zohlednit expertní posouzení situace, které zde může např.:

Prostým pohledem a potězkáním dané mince, se zdá, že bude standardní, a naše očekávání tedy je, že by  $p$  mělo být blízké  $1/2$ .

- *Bayesovská statistika* se s tímto problémem vypořádá zavedením takzvaného *apriorního rozdělení* (angl. *prior distribution*) odhadovaného parametru, která odráží naši expertní znalost, kterou hodláme na základě napozorovaných dat zpřesňovat.

### Vsuvka – Bayesovský přístup k odhadům

- V našem příkladu tak předpokládáme, že parametr  $p$  má jako apriorní rozdělení spojité rozdělení na intervalu  $(0, 1)$  určené hustotou  $f_p(p)$ , jejíž tvar určuje naše počáteční očekávání.
- Na základě napozorovaných dat  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$  pak pomocí Bayesovy věty určíme takzvané *aposteriorní rozdělení* (angl. *posterior distribution*),

$$f_p(p|\mathbf{x}) = \frac{P(\mathbf{X} = \mathbf{x}|p)f_p(p)}{P(\mathbf{X} = \mathbf{x})},$$

kde  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x}|p)$  je pravděpodobnost, že napozorujeme  $\mathbf{X} = \mathbf{x}$  pokud  $p$  je ten správný parametr a

$$P(\mathbf{X} = \mathbf{x}) = \int_p P(\mathbf{X} = \mathbf{x}|p)f_p(p) dp$$

je vystředovaná pravděpodobnost, že napozorujeme  $\mathbf{X} = \mathbf{x}$ .

- Po využití pozorovaných dat tedy máme  $f_p(p|\mathbf{x})$  **aposteriorní rozdělení**, které **odpovídá změně našeho uvažování na základě pozorování**.

## Modely podmíněných pravděpodobností – Bernoulliho rozdělení

- Pokud na závěr potřebujeme získat bodový odhad parametru  $p$  (tj. jednu hodnotu), spočteme střední hodnotu aposteriorního rozdělení,

$$\hat{p} = \int_p p f_p(p|\mathbf{x}) dp.$$

- Chceme-li použít Bayesovský přístup v případně Bernoulliho rozdělení  $X|Y = y$ , musíme stanovit vhodné apriorní rozdělení.
- Obvykle se bere Beta rozdělení, jehož speciálním případem je rovnoměrné rozdělení (tj. apriorně předpokládáme, že všechny hodnoty  $p$  mohou být stejně pravděpodobné).
- Výsledný odhad z aposteriorního rozdělení je v tomto případě

$$\hat{p}_y = \frac{N_{1,y} + 1}{N_{1,y} + N_{0,y} + 2}.$$

- Tento odhad se nazývá *add-one smoothing* nebo také *Laplace's rule of succession* a jak je patrné, na kolaps  $\hat{p}_y = 0$  netrpí.
- Implementace Bernoulliho rozdělení příznaků v knihovně `scikit-learn` je dostupná v balíčku `BernoulliNB`.

## Modely podmíněných pravděpodobností – kategorické rozdělení

- Další možností je, když veličina  $X$  nabývá  $k$  různých hodnot  $c_1, \dots, c_k$ .
- Vhodným modelem podmíněného rozdělení  $X|Y = y$  je potom *kategorické rozdělení* (angl. také *multinoulli distribution*), které značíme  $\text{Cat}(\mathbf{p}_y)$ , kde  $\mathbf{p}_y = (p_{1,y}, \dots, p_{k,y})^T$  a  $p_{1,y}, \dots, p_{k,y}$  jsou podmíněné pravděpodobnosti hodnot  $c_1, \dots, c_k$ , tj.  $P(X = c_j|Y = y) = p_{j,y}$ .
- Jako **odhad  $k$ -rozměrného parametru**  $\mathbf{p}_y = (p_{1,y}, \dots, p_{k,y})^T$  se nejčastěji využívá

$$\hat{\mathbf{p}}_y = (\hat{p}_{1,y}, \dots, \hat{p}_{k,y})^T \quad \text{a} \quad \hat{p}_{j,y} = \frac{N_{j,y}}{N_{1,y} + \dots + N_{k,y}},$$

kde  $N_{j,y}$  značí počet dat pro  $X = c_j$  a  $Y = y$ .

- I zde se jedná o **maximálně věrohodný odhad**, opět náchylný ke kolapsu, pokud se některá hodnota  $c_j$  v příslušné části trénovací množiny nevyskytuje.
- Analogicky je možné využít Bayesovský přístup a získat **robustnější odhad**

$$\hat{p}_{j,y} = \frac{N_{j,y} + 1}{N_{1,y} + \dots + N_{k,y} + k}.$$

## Modely podmíněných pravděpodobností – spojité rozdělení

- Uvažujme situaci, kdy je daný příznak  $X$  spojitou náhodnou veličinou.
- V takovém případě je  $P(X = x|Y = y) = 0$  pro každé  $x$  a použití předchozích vzorečků je bez vhodné modifikace nemožné.
- Abychom situaci zachránili, místo podmíněné pravděpodobnosti se pro tento příznak vezme podmíněná hustota pravděpodobnosti  $f_{X|y}(x)$ , což je hustota pravděpodobnosti veličiny  $X$  podmíněné jevem  $Y = y$ .

- Je to tedy hustota, která odpovídá distribuční funkci

$$F_{X|y}(x) = P(X \leq x | Y = y).$$

- Predikci MAP odhadem provedeme s pomocí následujícího vztahu

$$\hat{Y} = \arg \max_{y \in \mathcal{Y}} \prod_{i=1}^{\ell} P(X_i = x_i | Y = y) \prod_{i=\ell+1}^p f_{X_i|y}(x_i) P(Y = y),$$

kde  $X_1, \dots, X_\ell$  jsou diskrétní příznaky a  $X_{\ell+1}, \dots, X_p$  jsou spojité příznaky.

### Modely podmíněných pravděpodobností – Gaussovo rozdělení

- Častým modelem podmíněného rozdělení  $X|Y = y$  je ve spojitém případě normální rozdělení  $N(\mu_y, \sigma_y^2)$  se střední hodnotou určenou parametrem  $\mu_y$  a rozptylem určeným parametrem  $\sigma_y^2$ .
- Podmíněná hustota je tedy pro každé  $x \in \mathbb{R}$  určena vztahem

$$f_{X|y}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma_y^2}(x-\mu_y)^2}.$$

- Zde obvykle používáme MLE odhady

$$\hat{\mu}_y = \frac{1}{N_y} \sum_i^{N_y} x_i \quad \text{a} \quad \hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{N_y} \sum_i^{N_y} (x_i - \hat{\mu}_y)^2,$$

kde  $x_1, \dots, x_{N_y}$  jsou hodnoty příznaku  $X$ , pro které  $Y = y$ .

- Implementace v knihovně `scikit-learn` je dostupná v balíčku `GaussianNB`.

## 4 Různé poznámky

### Generativní přístup k predikci

- Většinu přednášky (kromě prvního slajdu) jsme se zabývali situací, kdy konstruujeme nějaký model pro odhad podmíněné pravděpodobnosti  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y)$ .
- To nám spolu s odhadem  $P(Y = y)$  dává model pro sdruženou pravděpodobnost

$$P(\mathbf{X} = \mathbf{x}, Y = y) = P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y) P(Y = y).$$

- Tento přístup, kdy vytváříme model sdružené pravděpodobnosti  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x}, Y = y)$ , se obecně nazývá *generativní přístup* a výsledný model pak *generativní model*.
- Termín *generativní* znamená, že model sdružené pravděpodobnosti představuje úplnou informaci o rozdělení, ze kterého byla data „generována“.
- Generativní model tedy může být využit pro generování nových pozorování.
- Přeneseně se pak používá pojem *generativní klasifikátor* pro MAP odhad založený na  $P(\mathbf{X} = \mathbf{x}, Y = y)$ .

## Diskriminativní přístup k predikci

- Druhou možností je odhadovat na základě trénovacího datasetu podmíněnou pravděpodobnost  $P(Y = y | \mathbf{X} = \mathbf{x})$  napřímo, bez modelu pro sdruženou pravděpodobnost.
- Tomuto přístupu se říká *diskriminativní* a příslušný model podmíněné pravděpodobnosti  $P(Y = y | \mathbf{X} = \mathbf{x})$  se nazývá *diskriminativní model*.
- Analogicky se používá pojem **diskriminativní klasifikátor** pro výsledný MAP odhad založený na  $P(Y = y | \mathbf{X} = \mathbf{x})$ .
- Jak uvidíme v následujících přednáškách, diskriminativní přístup je poměrně častý a většina v současné době nejpoužívanějších metod je tohoto typu.
- Jako příklad uvedme logistickou regresi nebo neuronové sítě.
- Někdy je jako diskriminativní přístup dokonce nazýván jakýkoliv přístup přímé predikce hodnot  $Y$ , tj. bez odhadu pravděpodobností.
- Do takové rozšířené definice pak spadají například i rozhodovací stromy.

## Využití Bayesova klasifikátoru ke klasifikaci textů

- Jednou z reálných aplikací (naivního) Bayesova klasifikátoru je klasifikace textů na základě tzv. *bag-of-words* modelu.
- Při tomto přístupu je dokument reprezentován pomocí četností výskytů slov z nějakého slovníku  $\mathcal{D}$ .
- To znamená, že daný dokument má  $D \equiv |\mathcal{D}|$  příznaků  $X_1, \dots, X_D$ , kde  $X_j$  udává počet výskytů  $j$ -tého slova z  $\mathcal{D}$ .
- Nejjednodušší model pro podmíněnou pravděpodobnost je pak následující:

$$P(\mathbf{X} = \mathbf{x} | Y = y) = \frac{n!}{\prod_{j=1}^D x_j!} \prod_{j=1}^D p_{j,y}^{x_j},$$

kde  $p_{j,y}$  je pravděpodobnost, že náhodně vzaté slovo z dokumentu třídy  $y$  bude právě  $j$ -té slovo ze slovníku  $\mathcal{D}$ , a  $n = \sum_j x_j$  je počet slov daného dokumentu.

- Při konstantní hodnotě  $n$  se výše uvedené rozdělení nazývá *multinomické rozdělení* a s parametry  $n$  a  $p_{1,y}, \dots, p_{D,y}$ , kde  $\sum_j p_{j,y} = 1$ .

## Využití Bayesova klasifikátoru ke klasifikaci textů

- Nyní je třeba na základě trénovací množiny  $N$  klasifikovaných dokumentů odhadnout parametry  $p_{1,y}, \dots, p_{D,y}$ .
- Nejjednodušším odhadem je poměr počtu výskytů  $j$ -tého slova ve všech dokumentech dané kategorie dělený souhrnnou délkou všech dokumentů dané kategorie,

$$\hat{p}_{j,y} = \frac{N_{j,y}}{N_y},$$

kde  $N_{j,y} = \sum_{i=1}^N x_{i,j}$  přičemž  $x_{i,j}$  je počet výskytů  $j$ -tého slova v  $i$ -tém dokumentu, a  $N_y = \sum_{j=1}^D N_{j,y}$  je celkový počet slov ve všech dokumentech kategorie  $y$ .

- I zde je možné aplikovat Bayesovský přístup a získat **add-one smoothing** odhad

$$\hat{p}_{j,y} = \frac{N_{j,y} + 1}{N_y + D}.$$

- Implementace v knihovně `scikit-learn` je v balíčku `MultinomialNB`.



## ChangeLog

Verze	Datum	Autor	Log
1.0	15.09.2018	KK	Výchozí verze pro rok 2018/2019.
1.0	30.10.2019	DV	Úprava pro rok 2019/2020.
1.0	28.10.2020	DV	Úprava pro rok 2020/2021.
1.0	4.11.2021	DV	Úprava pro rok 2021/2022.