Textová data a dobývání znalostí

Nature Inspired Technologies Group

Obsah prezentace

- Co je to **dobývání znalostí z textových dat** (**TM**: *text data mining*) a proč je užitečné?
- Hlavní cíle a úlohy TM.
- Co je specifické pro práci s textovými daty?
- Textové dokumenty, jejich soubory a **volba vhodné reprezentace.**
- Postupy pro **provádění TM** v základních úlohách DM:
  - Klasifikace
  - Shlukování
  - ...
- Zajímavé aplikace TM

Co je to text mining (TM)?

"The objective of Text Mining is to exploit information contained in textual documents in various ways, including …discovery of patterns and trends in data, of associations among entities, of predictive rules, etc." (Grobelnik et al., 2001)

"Another way to view text data mining is as a process of exploratory data analysis that leads to heretofore unknown information, or to answers for questions for which the answer is not currently known." (Hearst, 1999)

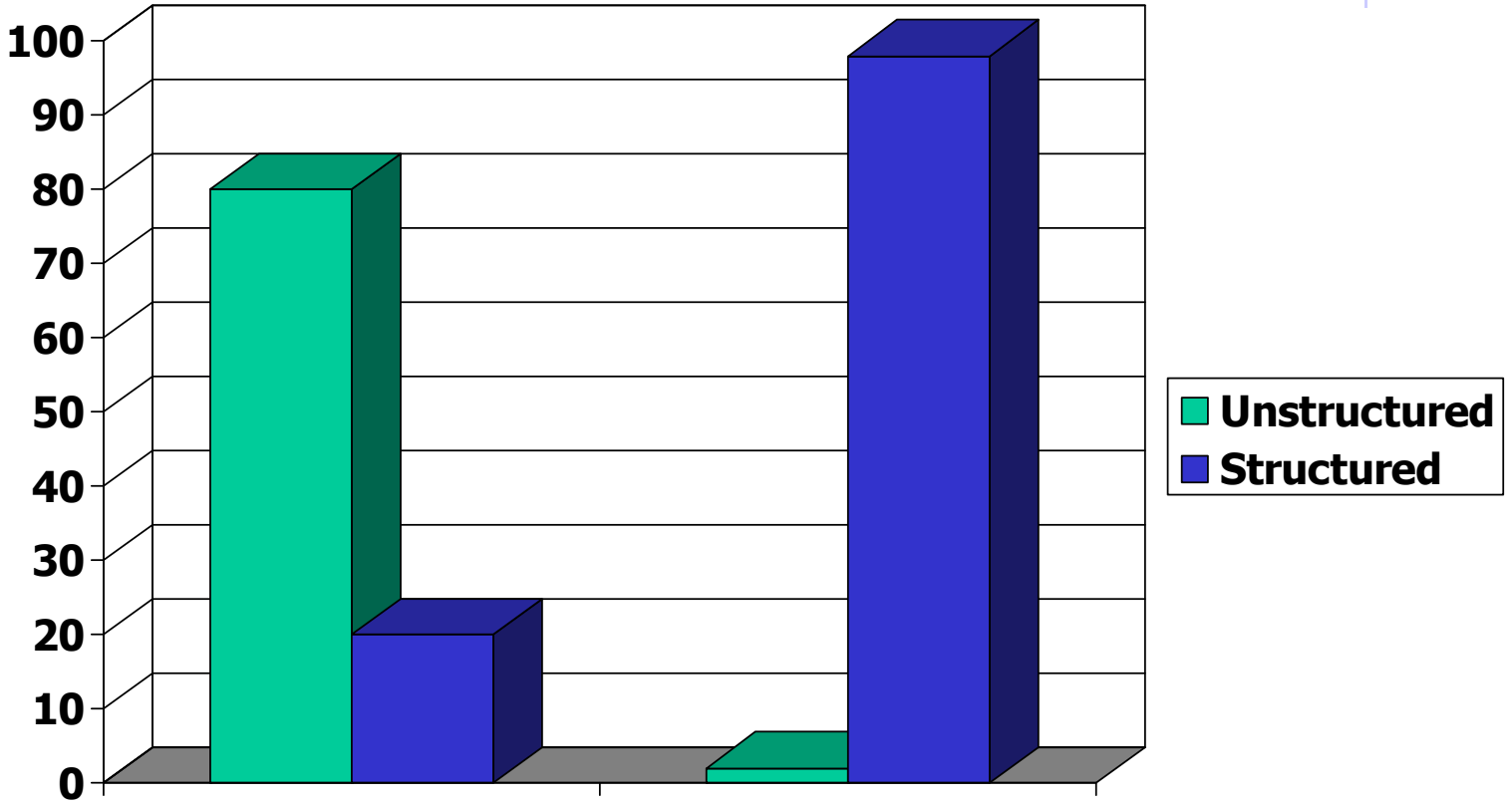
Kde je schováno „know-how" různých firem či institucí?

Nejčastěji právě v psaných textech a dalších zdrojích, které nejsou vhodné pro použití metod standardního DM

- e-mailová komunikace
- Žádosti o plnění při pojistných událostech
- Novinové články
- Webové stránky
- Patentové přihlášky
- Vědecké články
- Stížnosti zákazníků
- Smlouvy
- Technické dokumenty
- Přepisy telefon. rozhovorů se zákazníky
- …

Běžný psaný text představuje **nestrukturovaná data**.

Příležitost pro DM, kterou představuje TM…



Objemy (v %) potenciálních dat

Objemy (v %) realizovaných aplikací s těmito daty

Výzvy, které představuje TM

- Základní data mají formu "běžného textového souboru (*free text*)", což se velmi liší od tabulek, které jsou standardním vstupem pro základní algoritmy DM. **Problém nestrukturovaných dat**.
- Skutečný obsah je skryt kdesi uvnitř textových dokumentů: např. negace může být vyjádřena mnoha možnými způsoby. Při řešení řady úloh se neobejdeme bez **syntaktické analýzy**!
- V přirozeném jazyku se běžně setkáváme s **víceznačností** (*ambiguity*), kterou neřeší syntaktická analýza – nutné použít **sémantickou analýzu**. Příklady víceznačnosti na mnoha úrovních :
  - lexikální – víceznačnost slov (*diamond*, *Ford*, ..)
  - syntaktická – "*Read about the problem in newspapers* !"
  - referenční - "*The boy was passing a man with a dog. **He** stroked **him**.*" Koho pohladil - psa nebo pána? Anaphora.
  - …

Dobývání znalostí z textu (TM)

je problematika na pomezí více oborů:

- obecné dobývání znalostí z dat
- počítačová lingvistika
- vyhledávání informací

Obory řešící níže uvedené úlohy:

	Hledání častých vzorů nebo schémat	Hledání skrytých "pokladů"	
		Nových	Ne-nových
Netextová data	**DM obecně**	**Explorat. analýza dat**	**Databáze** dotazování
Textová data	**Počítačová lingvistika**		**Vyhled. informací**

Nature Inspired Technologies Group

Úlohy řešené TM a jejich příklady

- Exploratorní analýza dat
  - Použití medicínských článků jako zdroj inspirace při návrhu hypotéz o příčinách onemocnění (Swanson and Smalheiser, 1997).
- Extrakce informací
  - (Polo)automatická transformace textu do tvaru strukturované báze znalostí, na kterou už lze použít běžné nástroje DM.
    - Bootstrapping methods (Riloff and Jones, 1999).
- **Klasifikace textů**
  - Používá se jako užitečný mezikrok při extrakci informací
    - Bootstrapping method using Expectation Maximization (MacCallum, Nigam, 2000).

Problémy explorace dat

- Jak lze nalézt platné vazby, aniž bychom se utopili v množství přípustných variant? Kombinatorická exploze!
  - Potřebujeme zlepšit modely pro popis lexikálních vztahů a pro formalizaci sémantických omezujících podmínek (velmi náročný úkol)

- V jaké formě by měla být nalezená/používaná informace nabídnuta lidskému uživateli tak, aby se v ní mohl co nejsnáze orientovat?

Extrakce informací (IE)

Nalezení potřebné problémově závislé (*domain-specific*) informace z podkladů v přirozeném jazyce s využitím slovníku vzorů a sémantického slovníku

- **Slovník vzorů** pro extrakci významných údajů (např. "cestoval do <x>" nebo "předběhl <jméno_soupeře>"), kde výraz v lomených závorkách představuje hledanou informaci.

Způsoby konstrukce slovníku vzorů:

- Ručně
- automaticky s využitím metod strojového učení na ručně anotovaná data

- **Sémantický slovník** (slovník slov, kde u každého slova jsou uvedeny všechny jeho sémantické významy)
  - Konstrukován obvykle ručně!
  - Výhodné použití ontologií

Otevřené problémy extrakce informací

- Jak zjednodušit použití metod strojového učení, když tyto metody obvykle předpokládají, že pracují v režimu „s učitelem" (tj. potřebují klasifikované příklady)
- Jak nahradit ruční anotování textových dat, které je časově velmi náročné a drahé?
- Je třeba hledat a vyvíjet **nové algoritmy**
  - vhodné pro režim bez učitele,
  - kterým stačí menší soubor příkladů.

Klasifikace textů (TC)

- Zařaď dokument do jedné z několika tříd, jejichž výběr je předem dán (např. beletrie, novinový článek, odborný článek)
  - "*Toto nevede k odhalení nových informací…*" (Hearst, 1999).
  - Velmi užitečné v praktických úlohách:
    - Seskupení dokumentů podle oblastí, kterých se týkají
    - Identifikace žánrové preference čtenářů
    - Třídění mailů
    - …

Otevřené problémy při klasifikaci

- Úloha velmi příbuzná IE – v obou případech je třeba velké množství klasifikovaných příkladů
  - S použitím 1000 novinových článků z UseNetu, které byly ručně anotované, se systém naučil pravidla pro klasifikaci, která s úspěšností asi 50% nalézala články, které uživatel považoval za zajímavé.
  - Část práce se realizuje předem – nezdržuje reakci a dotaz uživatele.
- Hledání nových zdrojů informací, které umožní snížit podíl ruční práce při tvorbě klasifikovaných příkladů.

Dokumenty a jejich soubory (*collection*)

- **Soubor dokumentů =** skupina dokumentů v přirozeném jazyce, která má buď *statický* nebo *dynamický* charakter (vzhledem ke změnám v čase).
  - e.g. **PubMed** "on-line repository of abstracts for > 13 million papers (about 40.000 new abstracts are added each month)"
- **Dokument =** samostatná jednotka vyskytující se v souboru dokumentů.
  - e.g. a business report, research paper, news story, e-mail, ..
- Tentýž dokument se může vyskytovat v několika různých souborech (např. články o „e-health" jsou součásti jak souboru dokumentů se zdravotnickou tématikou, tak souboru věnovaném ICT)

Reprezentace dokumentů
a efektivní vyhledávání

- **Jak je možné nalézt konkrétní článek** v databázi PubMed? *Klíčová slova* nejsou dostatečně diskriminativní:
  - Dotaz „*protein* or *gene*" → nalezeno víc než 3 miliony dokumentů
  - I velmi specifický termín *epidermal growth factor receptor* →10.000 dok.!
- Jaké **příznaky** pro reprezentaci dokumentů je nejlépe použít, chceme-li pak efektivně použít metody DM ?
- V současné době se doporučuje pracovat s **příznaky, které odpovídají významu či obsahu textu!** Ovšem zpracování přirozeného jazyka (*natural language processing* NLP) a porozumění významu komplexního textu se stále považuje za jeden z nejnáročnějších cílů AI (Turingův test). V čem jsou problémy? Víceznačnost, negace, interpretace zájmen, …

Kandidáti na příznaky

❖ **Písmena.** Jednotlivé symboly umožňují **odpovídat na některé morfologické otázky** (např. pro predikci následujícího textu)

- bigramy (trigramy) reprezentují posloupnosti 2 (či 3) symbolů

❖ **Slova** - často se setkáváme s pojmem **tokeny na úrovni slov** *(word-level tokens)*

- Takové tokeny mohou být ještě i ohodnocené (např. údajem o své gramatické kategorii – podstané jméno, sloveso,..)
- reprez. pomocí **ranečku slov** (*bag-of-words*) ignoruje pořadí tokenů
- kmeny slov (word stem)

❖ **Termy** mohou reprezentovat samostatná slova nebo skupiny slov (ustálená slovní spojení), např. *"White house"*

❖ **Koncepty** representují větší celky potřebné pro řešení problémů se synonymy ...

- Např. podstatné jméno "***car***" může v textu odpovídat náledujícím výrazům: *automobile, truck, Lightning McQueen*

Problémy s vysokou dimenzí

- Uvedené typy příznaků umožňují reprezentovat každý dokument jako **vektor slov** (či termů)
  - Každá složka vektoru odpovídá nějakému "kvantitativnímu údaji", který se vztahuje na příslušné slovo nebo term.

- **Velmi užitečné zjednodušení, které má však řadu problémů:**
  - Použití slov či termů vede k zavedení **velkého množství příznaků**:
    - Small Reuters je soubor dokumentů, který obsahuje 15.000 článků. Vyskytuje se v něm 25.000 netrivialních příznaků (jedná se o **kmeny slov**)
    - Většina algoritmů nezvládá práci s daty o tak velkém množství příznaků → neobejdeme se bez použití technik na redukci příznaků!
  - **Řídké příznaky**: Každý samostatný dokument obsahuje jen velmi omezenou část ze všech zavedených příznaků.

Nejobvyklejší úlohy TM

- **Extrakce příznaků** (*feature extraction*) hledá v dokumentu vhodnou množinu slov, která mohou dokument co nejlépe reprezentovat.
- **Klasifikace dokumentů** (*categorization*) – např. oblast žánr, předmětná oblast, …
- **Vyhledávání informací** (*information retrieval*) - např. webové vyhledávače
- **Shlukování** či hledání vhodné organizace pro soubor dokumentů
- **Extrakce informací** (*information extraction*) – např. konkrétní data o aktuálních naměřených hodnotách v chorobopise psaném rukou
- **…**

Extrakce příznaků: úloha

počet slov v textu

While more and more textual information is available on-line, effective retrieval is difficult without good indexing of text content. 20

Vynechání „vazebních" slov

While-more-and-textual-information-available-online-effective-retrieval-difficult-without-good-indexing-text-content 15

Extrakce příznaků

Text-information-online-retrieval-index 5

2 1 1 1 1

Frekvence vybraných výrazů ve výchozím textu

Nature Inspired Technologies Group

Kroky používané při postupném zjednodušování reprezentace dokumentu

Vynechání nepodstatných slov

- Ne všechna slova jsou stejně důležitá, např. *the, is, and, to, he, she, it* nenesou obvykle nijak zásadní informaci (i když jsou situace, kdy mohou způsobit změnu interpretace)
- Můžeme vybrat různé úrovně filtrace, jak přísně budou vybírána slova k vynechání

obvykle postupuje takto

- Nejdřív jsou vynechána slova, která nenesou sama o sobě žádný význam a jsou označovaná jako **stop slova** (stopwords), např. spojky, spony (*je, ..*), …
- Zbylým slovům je **přiřazena váha** podle jejich *počtu výskytů* (Term Frequency - **TF**) a podle toho, jak moc jejich přítomnost *mění obsah* (význam) dokumentu. Pro **indexování** se vybírají slova s nejvyšší vahou.
- Důležitá slova by měla získat vyšší váhu, méně důležitá naopak nižší. Oblíbenou měrou pro toto hodnocení je **TF_IDF**. Tato míra kombinuje informaci o frekvenci výskytu slova s údajem **IDF** (Inverse Document Frequency) , viz další strana.

Extrakce příznaků (1): Indexování

Trénovací data-dokumenty

Identifikace všech vyskytujících se slov

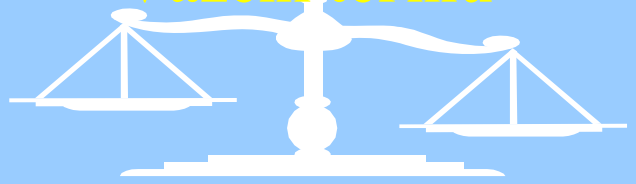
Odstranění **stop slov**

- příklady stop words
  - {*the,and,when,more, ..*}
  - {*aj,by,co,do,ho,je,ji, ..*}

Převod slov do základního tvaru

- Odstranění přípon a předpon
- seskupení slov vytahujících se k témuž tématu, např. {*walker,walking*} →*walk*

Vážení termů



Přiřazení váhy termům uvažovaného souboru dokumentů

Ext.příz.(2): Index. s **TF vážením slov**

- Reprezenatce dokumentu jako vektoru ve vektorovém prostoru

$$d=(w_1,w_2,\ldots w_t)\in\mathbf{R}^t$$

kde w_j je váha (počet výskytů) *j*- tého termu v dokumentu *d*.

- **míra tf** – vážení podle frekv. termů (*Term Freq. Weighting*)

  w_{ij} **= Freq**$_{ij}$

  Freq$_{ij}$ **:=** počet výskytů *j* tého termu v dokumentu d_i.

× **Nevýhody?** Hodnota TF nebere v úvahu důležitost slov a výsledkem je podobný obraz pro velmi rozlišné dokumenty:

D1	*ABRTSAQWA XAO*
D2	*RTABBAXA QSAK*

	A	*B*	*K*	*O*	*Q*	*R*	*S*	*T*	*W*	*X*
D1	4	1	0	1	1	1	1	1	1	1
D2	4	2	1	0	1	1	1	1	0	1

Ext.příznaků (3) s vážením podle IDF

tf *versus* idf : vážení podle Inverse Document Frequency

$$w_{ij} = Freq_{ij} * \log(N / DocFreq_j)$$

***N* := počet všech dokumentů v souboru použ. pro trénování.**

$DocFreq_j$:= počet dokumentů, kde se vyskytuje ***j-tý*** term.

✓Výhoda: Postup zohledňuje význam slova z hlediska možnosti rozlišit zpracovávané dokumenty. Váha ***A*** vyskytujícího se ve všech dokumentech?

Předpoklad: termy s nízkým ***DocFreq*** pro daný soubor (*K,O,W*) přispívají k rozlišení dokumentů v souboru daleko víc než termy velmi časté (tj. s vysokým ***DocFreq***)

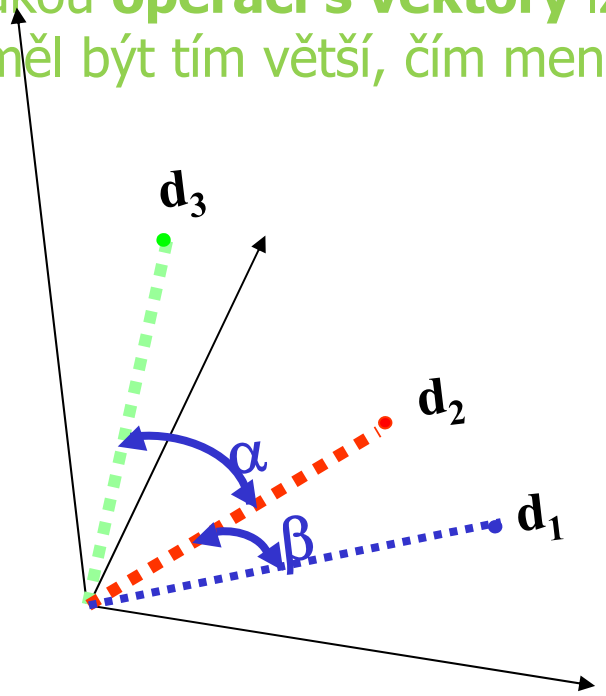
ABRTSAQWA
XAO

RTABBAXA
QSAK

	A	*B*	*K*	*O*	*Q*	*R*	*S*	*T*	*W*	*X*
D1	0	0	0	0.3	0	0	0	0	0.3	0
D2	0	0	0.3	0	0	0	0	0	0	0

Jak se definuje podobnost pro vektory dokumentů?

- docA "*Java Progdamming Language*" <0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0>
- docB "*Barcelona beats Real Madrid*" <1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0>
- docC "*Barcelona beats Slavia*" <1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1>
- Jakou **operaci s vektory** lze použít pro definici podobnosti? Výsledek by měl být tím větší, čím menší úhel oba vektory svírají: trigonom. fce?

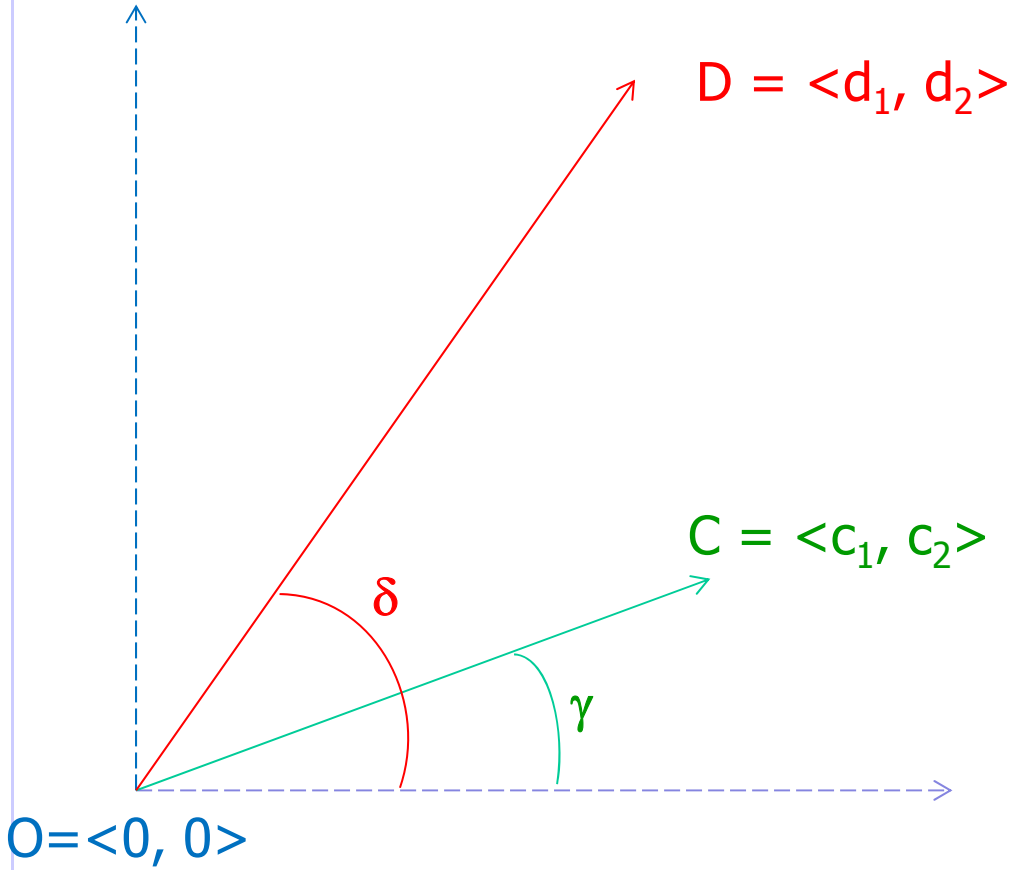


Pro $\alpha > \beta$ platí, že $\cos(\alpha) < \cos(\beta)$

Vektor d_2 je blíž k d_1 než k d_3

Podobnost definovaná kosinem (*cosine-based similarity model*) odpovídá uvedným požadavkům.

Jak lze vypočítat vzdálenost 2 vektorů v_1 a v_1 v rovině?



Jak se počítá **kosinová vzdálenost** $\cos(\delta - \gamma)$ pro 2 vektory **c** (= OC) a **d** (= OD) v rovině?

Nechť $|\mathbf{c}|$ je délka vektoru **c**:

$$|\mathbf{c}| = \sqrt{(c_1 * c_1 + c_1 * c_2)}$$

$$\cos(\delta - \gamma) = \cos\delta * \cos\gamma + \sin\delta * \sin\gamma$$

$$= c_1 * d_1 / |c| * |d| + c_2 * d_2 / |c| * |d|$$

$$= (c_1 * d_1 + c_2 * d_2) / |c| * |d|$$

=(skalární součin **c** a **d**)/$|\mathbf{c}| * |\mathbf{d}|$

Postupy používané pro klasifikaci dokumentů

Zadání problému

- Mějme **soubor dokumentů**, z nichž každý je ohodnocen jménem *label* nějaké třídy z pevně dané množiny $C=\{c_1,c_2,\ldots,c_j\}$ uvažovaných tříd.
- Dále mějme **klasifikátor**, který je naučen na těchto datech (trénovací množina).
- Pro libovolný nový, dosud nezpracovávaný dokument, by měl být klasifikátor schopný "predikovat" s vysokým stupněm přesnosti správné zařazení do třídy, kam patří

Jaké postupy lze použít?

- **Rozhovací stromy**: Výhodné pro vektory dokumentů. Problémy se složitostí u velkých souborů.
- **Support Vector Machine** vhodná v případě 2 tříd
- **Bayessovská klasifikace,** Neural Networks, **Case-based reasoning**

Klasifikace dokumentů podle centroidů

Vstup:

- **nový dokument** ***d*** $=(w_1, w_2,\ldots,w_n)$;
- Předem dané kategorie $C=\{c_1,c_2,\ldots.,c_l\}$, do nichž jsou zařazeny všechny dokumenty v trénovací množině

1. Centroid všech vektorů zařaz. do třídy ***i*** označ jako vektor c_i .

2. Použij jako model podobnosti kosinovou funkci

$$Simil\ (d_i, d_j) = \cos(d_i, d_j) = \frac{d_i \bullet d_j}{\|d_i\|_2 \times \|d_j\|_2} = \frac{\sum (w_{ik} \times w_{jk})}{\sqrt{\sum w^2_{ik}} \times \sqrt{\sum w^2_{jk}}}$$

a pro všechny c_i vypočti hodnotu

$$Simil\ (\vec{c}_i, d) = \cos(\vec{c}_i, d)$$

3.// Výstup: Dokument ***d*** zařaď do třídy ***max*** **tak, aby pro všechna** $i \leq l$ **platilo**

$$Simil\ (\vec{c}_i, d) \leq Simil\ (c_{\max}, d)$$

Nature Inspired Technologies Group

K čemu je TM užitečné?

- Shlukování dokumentů či termů
  - Najdi ve velkém souboru dokumentů ty, které jsou podobné.
- Klasifikace textů
  - Pro nový dokument zjisti, kterých tématům se věnuje
- Získávání informací
  - webové vyhledávače
- Extrakce Informací z textových dokumentů
  - Odpovídání na dotazy (*Question Answering*)

Vhodné dostupné nástroje, viz

http://www.predictiveanalyticstoday.com/top-free-software-for-text-analysis-text-mining-text-analytics/ (e.g. http://tm.r-forge.r-project.org/ Text Mining in R)

Aktualni typy aplikaci

- Business/Competitive Intelligence hledá ve vnějším prostoru takové nové informace, které manažerům umožní vytvářet učinnější strategii dalšího směřování firmy (udaje o konkurencnich produktech a firmach, o zakaznicich, novch technologiich, …)
- E-Discovery (analýza el.dokumentu pro právní analýzu, např. jako součást vyšetřování), národní bezpečnost
- Objevování ve vědě (především přírodní vědy)
- Sentiment analysis – napr. zjišťování politických nálad ve společnosti a na socialních sítích
- Monitorování sociálních sítí (identifikace akt. témat, ..)

TM na webu

- WWW lze chápat jako obrovský orinetovaný graf, ve kterém webové stránky jsou uzly a odkazy na další stránky (hyperlinks) odpovídají orinetovaným hranám
- Tato grafová struktura obsahuje vedle samotného textu mnoho informací o tom, jak „užitečné" jsou jednotlivé „uzly"
- Podobná situace nastává i ve společnosti
  - MUDr. A. a MUDr. K. mají stomatologickou ambulanci v téže ulici.
  - 10 náhodně vybraných chodců říká, že MUDr. A. je dobrý zubař
  - 5 uznávaných a vážených lékařů, z nichž někteří jsou stomatologové, považuje MUDr. K. za lepšího odborníka než je MUDr.A

Kterého zubaře byste si vybrali?

Některá témata, která jsme vynechali

- Využití nezávislých (externích) slovníků, např.**WordNet**
- Využití technik, které jsou specifické pro zpracování přirozeného jazyka. Typickým příkladem jsou nástroje komputační lingvistiky, např. využití gramatiky pro
  - pochopení smyslu dotazu v rámci scénáře pro the "získávání znalostí" (information retrieval) nebo
  - při implementaci systémů „odpovídajících na dotazy"
- Další zajímavá aplikace vyhledává články pro dané téma

http://core.kmi.open.ac.uk/search

- Někteří "puristé" nepovažují většinu současných aktivit v oblasti TM za skutečné dobývání znalostí z textů (real text mining) – směřují k něčemu opravdu inovativnímu!

Další poznámky o budoucích možnostech TM

- **PubMed** (http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/) je „veřejně přístupný" zdroj dat vytvořený a udržovaný Národním Centrem pro Biotechnologické Informace (NCBI) v US National Library of Medicine® (NLM).
- PubMed obsahuje víc než 21 milionů článků a citací pro biomedínské publikace z MEDLINE: zdroj obsahující časopisy o živé přírodě (life science journals) a elektronické knihy.

RaJoLink či **CrossBee (**crossbee.ijs.si**)** jsou SW aplikace využívající PubMed pro hledání zajímavých „rozumných" a velmi smělých hypotéz o tom, jak by bylo možné vysvětlit některé dosud ne dostatečně zdůvodněné fenomény pozorované v reálném životě. Významnou roli zde hrají „outliers".