PLIN021 Sémantická analýza v praxi

OP VK Mezi bohemistikou a informatikou
www.projekt-inova.cz

Zuzana Nevěřilová
xpopelk@fi.muni.cz

Centrum zpracování přirozeného jazyka, B203
Fakulta informatiky, Masarykova univerzita

10. května 2012

Kontextové vektory [Schütze, 1998]

Významy jsou spojeny vztahy.

Zdá se, že některé významy jsou „víc spojeny“ než jiné. Např. „pták“ je víc spojený s „peří“ než se „strom“.

Problémem WSD je inventář významů, jeho kvalita, granularita a aktuálnost. Inventářům se můžeme vyhnout, pokud potřebujeme „pouze“ zjistit, která slova jsou použita ve stejném významu, aniž bychom věděli, jaký význam to je.

Algoritmus rozlišení kontextových skupin (context group discrimination)

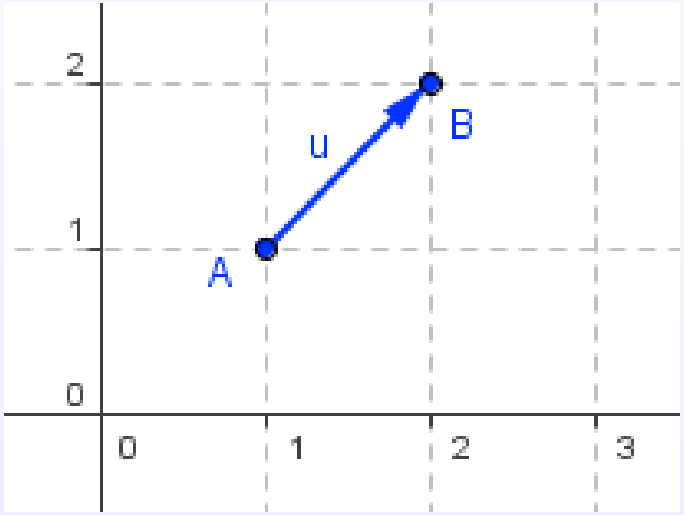
Výsledkem jsou výskyty víceznačného slova v různých shlucích. Každé slovo, kontext i shluk jsou reprezentovány vektorem v mnoharozměrném vektorovém prostoru.

Vektor, prostor, vzdálenost

vektor:

- velikost (stejně jako číslo)
- směr (na rozdíl od čísla)

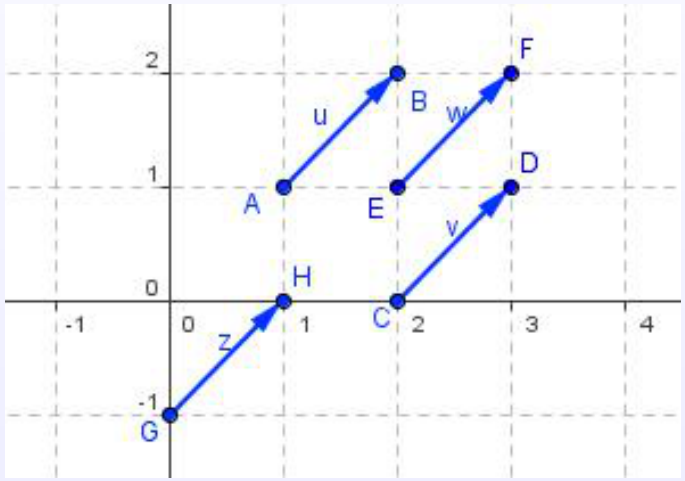
zobrazuje se jako šipka (o určité délce a určitým směrem)



Vektor, prostor, vzdálenost

vektor:

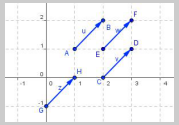
- u vektoru není definováno, kde začíná
- důležitý je skutečně jen směr a délka
- můžeme proto kreslit vektory začínající od nuly (přesněji z bodu 0)



Vektor, prostor, vzdálenost

vektor:

- u vektoru není definováno, kde začíná
- důležitý je skutečně jen směr a délka
- můžeme proto kreslit vektory začínající od nuly (přesněji z bodu 0)

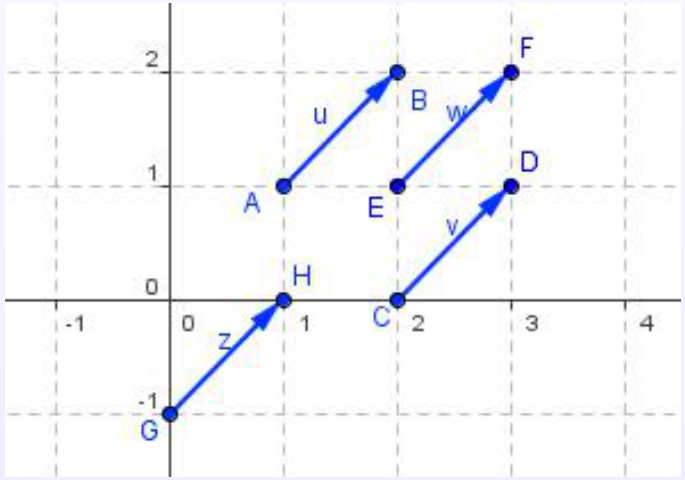


tzn. vektor je množina

Vektor, prostor, vzdálenost

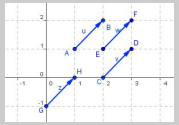
vektor:

- se označuje malým písmenem (typicky u nebo v)
- se zapisuje jako n-tice $v = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$
- $x_1, \ldots, x_n$ jsou souřadnice šipky (konce vektoru), kdyby začínal v bodě 0



vektor:

- se označuje malým písmenem (typicky u nebo v)
- se zapisuje jako n-tice $v = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$
- $x_1, \ldots, x_n$ jsou souřadnice šipky (konce vektoru), kdyby začínal v bodě 0



vektor na obrázku je $v = (1, 1)$

Vektor, prostor, vzdálenost

prostor:

- „místo“, kam umísťujeme vektory
- prostor má dimenzi
- dimenze je n z předchozího snímku

prostor:

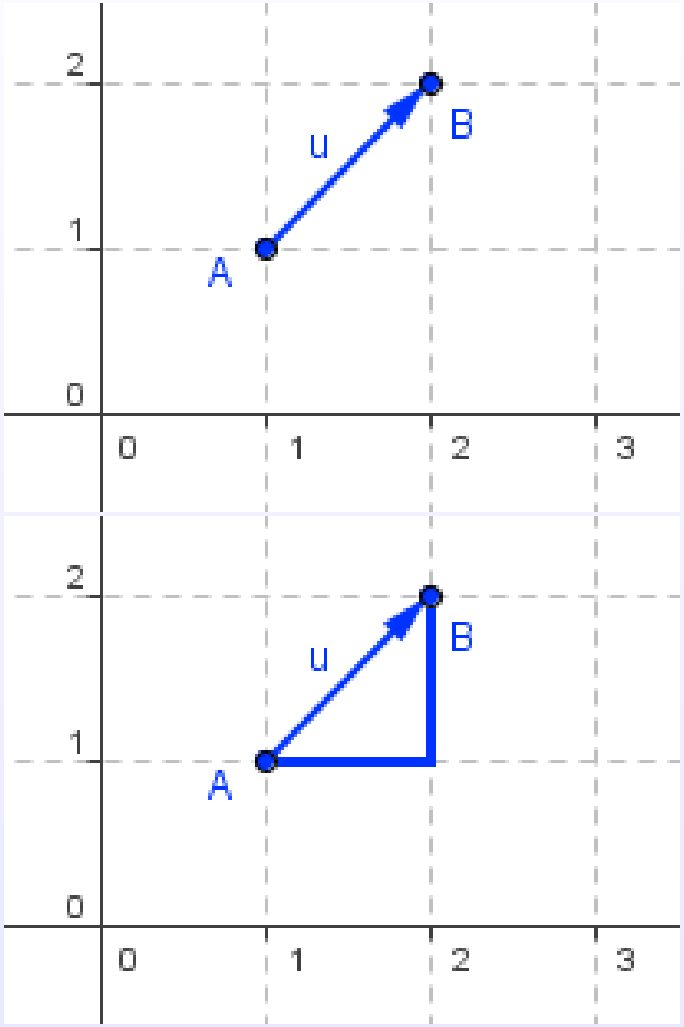
- „místo“, kam umísťujeme vektory
- prostor má dimenzi
- dimenze je n z předchozího snímku

Jednorozměrný prostor je např. škála na teploměru, dvourozměrný prostor je ten, který byl na obrázcích, trojrozměrný se ještě dá nakreslit pomocí perspektivy. Vícerozměrné prostory si nemůžeme představit, ale nevadí to, pokud rozumíme tomu, co je vektor - n-tice čísel vyjadřující směr a vzdálenost od bodu 0.

Vektor, prostor, vzdálenost

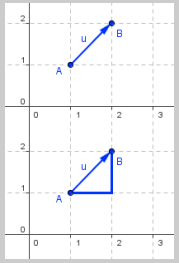
velikost vektoru:

- velikost vektoru v je vzdálenost mezi jeho začátkem a koncem
- vzdálenost můžeme počítat několika způsoby
- nejkratší spojnice v rovině se nazývá euklidovská vzdálenost (počítáme Pythagorovou větou)
- jiný způsob výpočtu vzdálenosti je např. Manhattanská vzdálenost



velikost vektoru:

- velikost vektoru v je vzdálenost mezi jeho začátkem a koncem
- vzdálenost můžeme počítat několika způsoby
- nejkratší spojnice v rovině se nazývá euklidovská vzdálenost (počítáme Pythagorovou větou)
- jiný způsob výpočtu vzdálenosti je např. Manhattanská vzdálenost



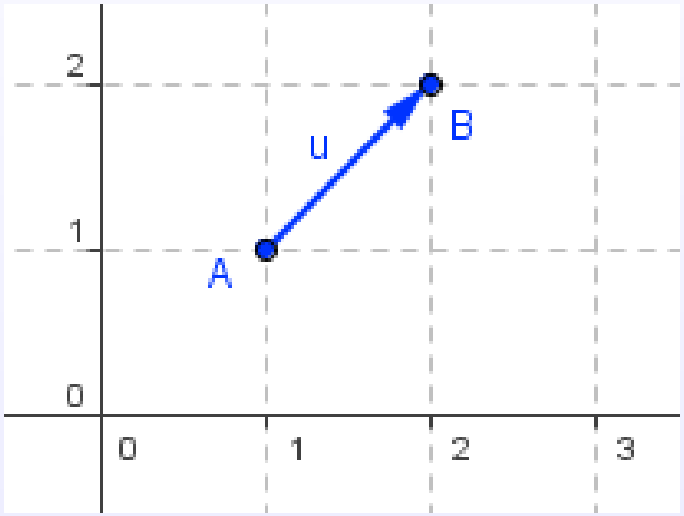
Manhattanská vzdálenost je dobrý příklad toho, že vzdálenost není vždy euklidovská (a že je to pro nás dokonce mnohdy přirozené). Představme si, že síť v souřadném systému (šedé čárkované čáry) je mapa Manhattanu. Čáry jsou ulice, bílé čtverce jsou bloky domů. Jaká ja nejkratší vzdálenost mezi křižovatkami A a B? Blokem domů samozřejmě procházet nemůžeme, je to tedy 2.

M. vzdálenost v našem případě neslouží pro nic jiného než pro ilustraci toho, že termín vzdálenost není tak jednoznačný, jak bychom si možná mysleli. Proto pro tu „naši“ vzdálenost používáme přesný termín euklidovská vzdálenost.

Vektor, prostor, vzdálenost

velikost vektoru
$v = (x_1, x_2)$ se značí $|v|$
Pythagorova věta: $a^2 + b^2 = c^2$
$|v| = \sqrt{(x_1)^2 + (x_2)^2}$

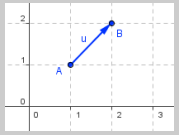
velikost vektoru $v = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$
v n-rozměrném prostoru
$|v| = \sqrt{(x_1)^2 + \cdots + (x_n)^2} =$
$\sqrt{\sum_{i=0}^{n} (x_i)^2}$



velikost u je odmocnina z 2

velikost vektoru
$v = (x_1, x_2)$ se značí $|v|$
Pythagorova věta: $a^2 + b^2 = c^2$
$|v| = \sqrt{(x_1)^2 + (x_2)^2}$

velikost vektoru $v = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$
v n-rozměrném prostoru
$|v| = \sqrt{(x_1)^2 + \cdots + (x_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=0}^{n} (x_i)^2}$

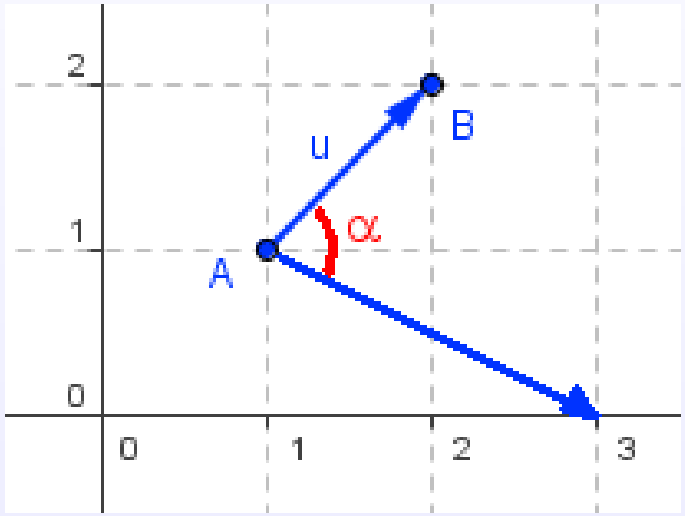


Vektor, prostor, vzdálenost

Dva vektory $u = (x_1, \ldots, x_n)$ a $v = (y_1, \ldots, y_n)$ svírají úhel α

$$\cos\alpha = \frac{u \cdot v}{|u| \cdot |v|},$$

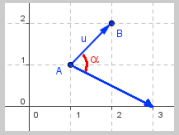
kde $u \cdot v = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n = \sum_{i=1}^{n} x_i y_i$



Dva vektory $u = (x_1, \ldots, x_n)$ a $v = (y_1, \ldots, y_n)$ svírají úhel α

$\cos\alpha = \frac{u \cdot v}{|u| \cdot |v|}$,

kde $u \cdot v = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n = \sum_{i=1}^{n} x_i y_i$



V dalším nás bude úhel zajímat mnohem víc než velikost.

Vektor jako reprezentant výskytu slova v doméně

Mějme n domén $d_i \in \mathcal{D} | i = 1, \ldots, n$ (např. zoologie, vaření, atmosféra, vojenské letectví).

Každé slovo w je reprezentováno vektorem $v = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$.

Vyskytuje-li se slovo w v textech z domény d_i, pak x_i přiřadíme četnost w v doméně d_i.

Četnost můžeme vyjádřit více způsoby (které už známe z WSD):

- počet výskytů w
- počet dokumentů, ve kterých se w vyskytuje
- 0 pokude se w v d_i nevyskytuje, jinak 1
- ...

Vektor jako reprezentant výskytu slova v doméně

Mějme 4 domény $d_i \in \mathcal{D} | i = 1, \ldots, 4$ (zoologie, vaření, atmosféra, vojenské letectví).

Každé slovo w je reprezentováno vektorem $v = (x_1, x_2, x_3, x_4)$.

Získáme potom vektory:

$v_1(\text{buňka}) = (10, 0, 0, 5)$ $\quad |v_1| = \sqrt{100 + 25} = 11,18$

$v_2(\text{tkáň}) = (9, 0, 0, 0)$ $\quad |v_2| = \sqrt{81} = 9$

$v_3(\text{let}) = (4, 0, 1, 10)$ $\quad |v_3| = \sqrt{16 + 1 + 100} = 10,81$

$v_4(\text{množství}) = (4, 5, 4, 5)$ $\quad |v_4| = \sqrt{16 + 25 + 16 + 25} = 9,06$

$v_5(\text{pára}) = (0, 6, 5, 1)$ $\quad |v_5| = \sqrt{36 + 25 + 1} = 7,87$

Vektor jako reprezentant výskytu slova v doméně

$v_1(\text{buňka}) = (10, 0, 0, 5)$ $\quad |v_1| = 11,18$
$v_2(\text{tkáň}) = (9, 0, 0, 0)$ $\quad |v_2| = 9$
$v_3(\text{let}) = (4, 0, 1, 10)$ $\quad |v_3| = 10,81$
$v_4(\text{množství}) = (4, 5, 4, 5)$ $\quad |v_4| = 9,06$
$v_5(\text{pára}) = (0, 6, 5, 1)$ $\quad |v_5| = 7,87$

$$\arccos(v_1, v_2) = \arccos \frac{v_1 \cdot v_2}{|v_1| \cdot |v_2|} = \arccos \frac{10 \cdot 9 + 0 \cdot 0 + 0 \cdot 0 + 5 \cdot 0}{11,18 \cdot 9} =$$
$$\arccos \frac{90}{100,62} = \arccos 0,89 = 27°$$

α	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5
v_1	0	$27°$	$42,2°$	$50°$	$86,6°$
v_2	$27°$	0	$68°$	$63,9°$	$90°$
v_3	$42,2°$	$68°$	0	$44,4°$	$80°$
v_4	$50°$	$63,9°$	$44,4°$	0	$40°$
v_5	$86,6°$	$90°$	$80°$	$40°$	0

Kontextové vektory [Schütze, 1998]

Algoritmus:

1. vytvoř matici spoluvýskytů
2. spočítej kontextový vektor pro každý kontext
3. sdruž kontextové vektory do shluků

[Král, 2006]

Kontextové vektory [Schütze, 1998]

Slova „matice“ se není třeba děsit. Pokud zapíšeme naše výše uvedené vektory

$v_1(\text{buňka}) = (10, 0, 0, 5)$
$v_2(\text{tkáň}) = (9, 0, 0, 0)$
$v_3(\text{let}) = (4, 0, 1, 10)$
$v_4(\text{množství}) = (4, 5, 4, 5)$
$v_5(\text{pára}) = (0, 6, 5, 1)$

do tabulky, získáme právě matici spoluvýskytů:

w	zoologie	vaření	atmosféra	vojenské letectví
buňka	10	0	0	5
tkáň	9	0	0	0
let	4	0	1	10
množství	4	5	4	5
pára	0	6	5	1

Matice je jednoduše řečeno tabulka, která vyjadřuje souvislost toho, co je na řádcích, s tím, co je ve sloupcích.

Kontextové vektory [Schütze, 1998]

Slova „matice“ se není třeba dësit. Pokud zapíšeme naše výše uvedené vektory

$v_1(\text{buňka}) = (10, 0, 0, 5)$
$v_2(\text{tkáň}) = (9, 0, 0, 0)$
$v_3(\text{let}) = (4, 0, 1, 10)$
$v_4(\text{množství}) = (4, 5, 4, 5)$
$v_5(\text{pára}) = (0, 6, 5, 1)$

do tabulky, získáme právě matici spoluvýskytů:

w	zoologie	vaření	atmosféra	vojenské letectví
buňka	10	0	0	5
tkáň	9	0	0	0
let	4	0	1	10
množství	4	5	4	5
pára	0	6	5	1

Kontextové vektory: matice spoluvýskytů

Matice spoluvýskytů je tabulka, kde řádky odpovídají znakům a sloupce dimenzím. Čísla v buňkách odpovídají počtu spoluvýskytu znaku a dimenze v tomtéž kontextu.

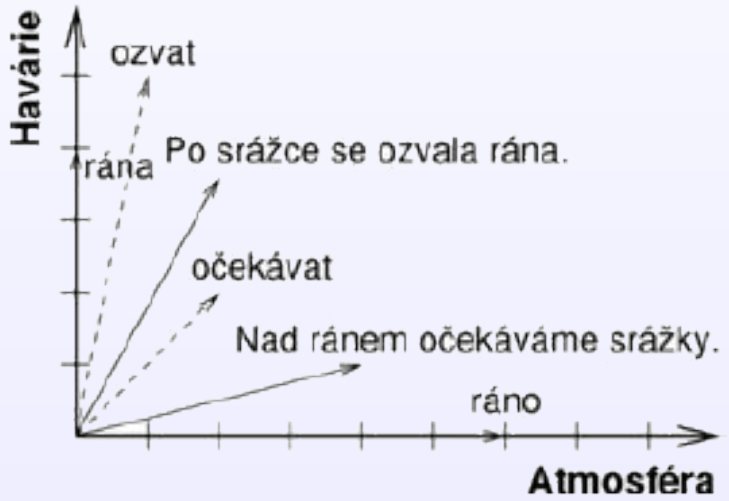
Jaká slova vybrat jako znaky? Ideálně všechna, většina z nich nebude mít žádný vliv (v buňkách budou nuly) a budeme je moci vypustit.

	Atmosféra *Atmosphere*	*Havárie* *Crash*
ráno/bang	0	4
ráno/morning	6	0
ozvat/resound	1	5
očekávat/expect	2	2

Kontextové vektory: výpočet

Kontextový vektor získáme jako průměrný vektor všech výskytů všech slov v daném kontextu.

	Atmosféra *Atmosphere*	*Havárie* *Crash*
rána/bang	0	4
ráno/morning	6	0
ozvat/resound	1	5
očekávat/expect	2	2



Po srážce se ozvala(1,5) rána $\frac{(0,4)+(6,0)}{2} = (3, 2)$.
$\frac{(1,5)+(3,2)}{2} = (2, 3\frac{1}{2})$

Nad ránem(6,0) očekáváme(2,2) srážky. $\frac{(6,0)+(2,2)}{2} = (4, 1)$

Kontextové vektory: shlukování (klastrování)

1. Vyber k centroidů (těžišť)
2. Každý kontextový vektor přiřaď k nejbližšímu centroidu
3. Centroid přepočítej podle přítomných vektorů
4. Opakuj kroky 2–3, dokud se shluky neustálí

Výsledek pro slovo *srážka*:

Cluster:	ozbrojený armed	daň tax	mzda wage	teplota temperature	oblačnost cloudiness	zahynout deaden	voják soldier	vlak train
1	0.07	0.01	0.01	0.01	0.00	0.02	0.04	0.01
2	0.01	0.16	0.20	0.01	0.00	0.01	0.01	0.00
3	0.02	0.01	0.01	0.12	0.08	0.01	0.01	0.00
4	0.03	0.01	0.01	0.01	0.00	0.08	0.02	0.04

Množina, n-tice, relace, zobrazení, funkce

Množina $A = \{x_1, \ldots, x_n\}$ soubor prvků. Množina je určena svými prvky. Množiny mohou být prvky jiných množin.

Součin $A \times B$ je množina (uspořádaných) dvojic.
$A \times B = \{(a, b) | a \in A, b \in B\}$

N-tice $(x_1, \ldots, x_n)$ je prvek součinu $A_1 \times \cdots \times A_n$, kde $x_i \in A_i$

Relace R je podmnožina součinu $A_1 \times \cdots \times A_n$

Funkce je relace $f \subset A \times B$, kde pro $x \in A$ existuje právě jedno $y \in B$ takové, že $(x, y) \in f$.

Zobrazení je obecnější než funkce. Funkce je zobrazení do množiny čísel.

Matematický model významu [Widdows, 2003]

přesné vymezení toho, co je kontext

prostory $\mathcal{W}$ (words), $\mathcal{L}$ (lexicon of meanings), $\mathcal{C}$ (contexts)

korespondence $(w, c) \rightarrow l$

kontextové skupiny: homonyma jsou v disjunktních kontextových skupinách, víceznačná slova jsou v překrývajících se k. skupinách

Disjunktní množiny – takové, které nesdílejí žádný prvek (průnik takových množin je prázdná množina). Překrývající se množiny – mají některé prvky společné (průnik takových množin je neprázdný).

Proč je řeč o „skupinách“ a ne „množinách“? Nevíme jistě, jestli významy tvoří množiny. Co je množina? Skupina prvků, které mají určité společné vlastnosti. Exaktní, obecně platná definice neexistuje, ale ono to nevadí.

Každý prvek buď v množině je, nebo v ní není. U významů by se nám lehce mohlo stát, že bychom se neshodli na příslušnosti nějakého významu do nějaké množiny kontextů. Proto mluvíme pro jistotu o kontextových skupinách.

Matematický model významu: motivace

Soutěže jako SENSEVAL ukázaly, že úspěch či neúspěch WSD záleží na tom, jak těžké víceznačnosti jsou. Co to ale znamená?

Někdy mají potíže s rozeznáním významu i lidé, jak to pak mají zvládnout počítače?

Problém je jednak granularita, jednak kontext. Ve většině přístupů je totiž kontext definován vágně.

Matematický model významu: prostory

$\mathcal{W}$ (words)	slova, části složených slov, víceslovné výrazy
$\mathcal{L}$ (lexicon of meanings)	tradiční slovníky, ontologie, taxonomie, významy z trénovacích dat
$\mathcal{C}$ (contexts)	věty, kolokace, domény

Matematický model významu: tradiční WSD

tradiční WSD: $(w, c) \in \mathcal{W} \times \mathcal{C}$

zobrazení: $\phi : (w, c) \rightarrow \mathcal{L}$

ověření oproti „zlatému standardu“ (tj. manuálním anotacím)

všechny významy slova: $S(w) = \{\phi(w, c) | \forall c \in \mathcal{C}\} \subset \mathcal{L}$

úkol WSD je extrapolace (zobecnění) ϕ
(známe hodnotu $\phi(w, c_1)$, odhadujeme $\phi(w, c_2)$)

Matematický model významu: synonymie

slova $w_1, w_2 \in \mathcal{W}$ jsou synonyma právě, když $\phi(w_1, c) = \phi(w_2, c)$

zobrazení z W do L není injektivní

úplná synonymie: $\phi(w_1, c) = \phi(w_2, c)$ pro všechna $c \in \mathcal{C}$

Matematický model významu: odposlouchávání

Odposlouchávání (eavesdropping) v neznámých datech: přiřazení významu nejen z kontextu $c \in \mathcal{C}$, ale z libovolné podmnožiny $\mathcal{C}$. Označme $\mathcal{C}_s$ kontexty, které jsou relevantní pro w. Pak přiřazení významu je zobrazení

$$\phi : (w, c, \mathcal{C}_s) \to \mathcal{L}$$

Jak zjistit $\mathcal{C}_s$? Pomocí podobností spočítaných na korpusu.

Matematický model významu: kontextové skupiny

Jak vlastně vypadá množina $\mathcal{C}$?

Podmnožina promluvy .....obsahující slovo w

Kolik kontextu potřebujeme pro určení významu w? Záleží případ od případu.

Tradiční přístup ke kontextu je $c = (w_1, \ldots, w_n)$, tj. zobrazení $\mathcal{W} \times \cdots \times \mathcal{W} = \mathcal{W}^n \to \mathcal{C}$

$\mathcal{W}$ je však širší, obsahuje „meta“ informace, obecně nepopsa(tel)né slovy, např.:

„v lékařském kontextu *operace* vždy znamená chirurgický zákrok, na rozdíl od vojenské nebo matematické operace“

Matematický model významu: kontextové skupiny

Vztah mezi významy a kontexty je monotónní, tj. jsou-li dva významy velmi různé, jsou velmi různé i kontexty, ve kterých se slovo objevuje.

Nabízí se tedy popsat vztah mezi významy a kontexty bez ohledu na to, jak *nějaký konkrétní kontext vypadá*.

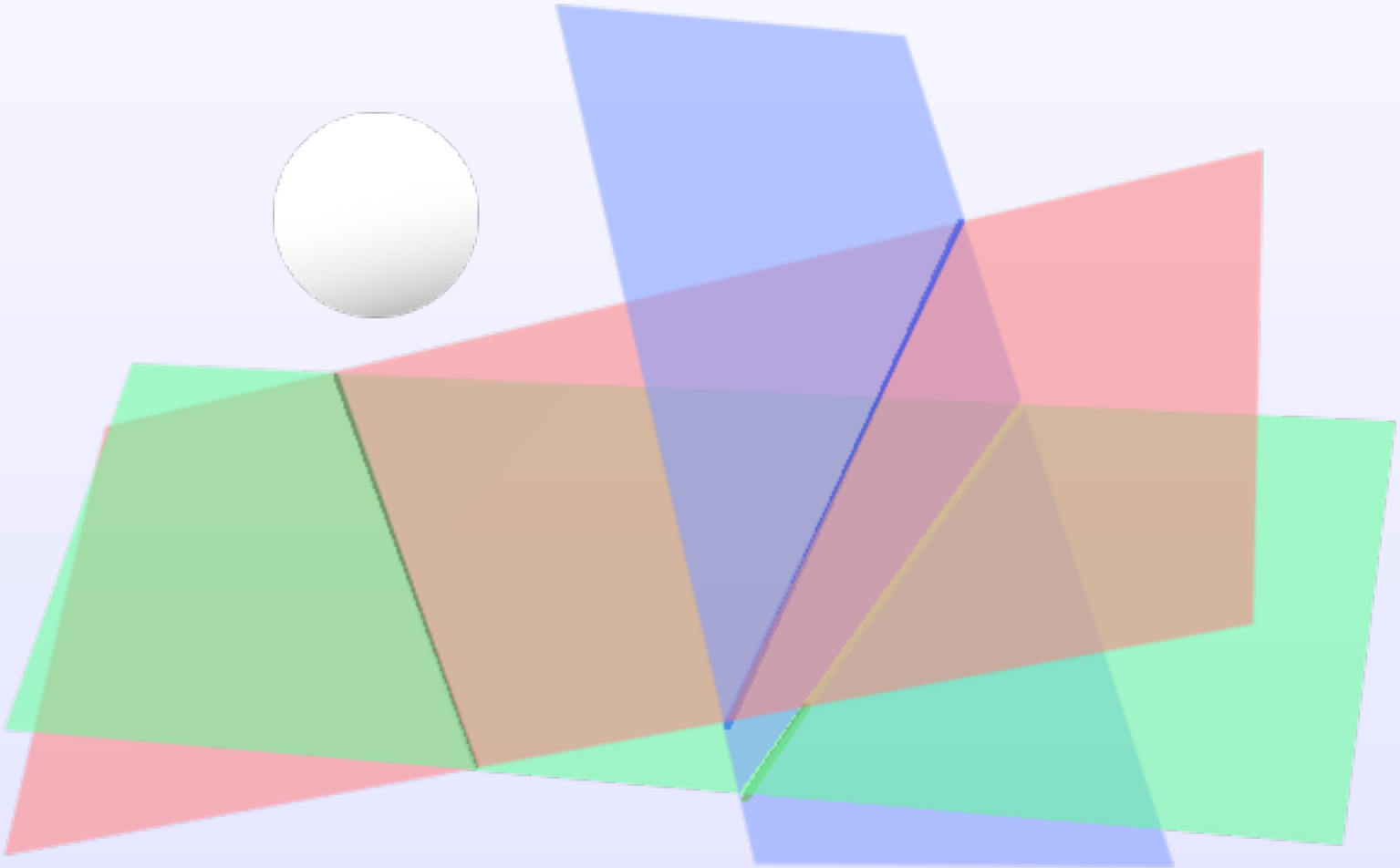
Kontextová skupina slova w s významem l obsahuje přesně ty jazykové situace, ve kterých má slovo w význam l.

$\mathcal{C}_h = \{c \in \mathcal{C} | \phi(\text{srážka}, c) = l\}$, kde l má význam „autonehoda“ a $\mathcal{C}_h$ je kontext „havárie“.

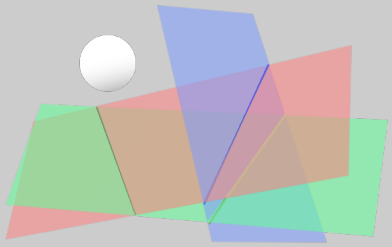
Kontext je inverzní zobrazení k přiřazení významu ϕ. Následkem toho, jsou v kontextu jen slova z okolí w, která lze použít k rozlišení významu.

Matematický model významu: kontextové skupiny

Umístit slovo do kontextu c_i je jako umístit kouli na nakloněnou rovinu:

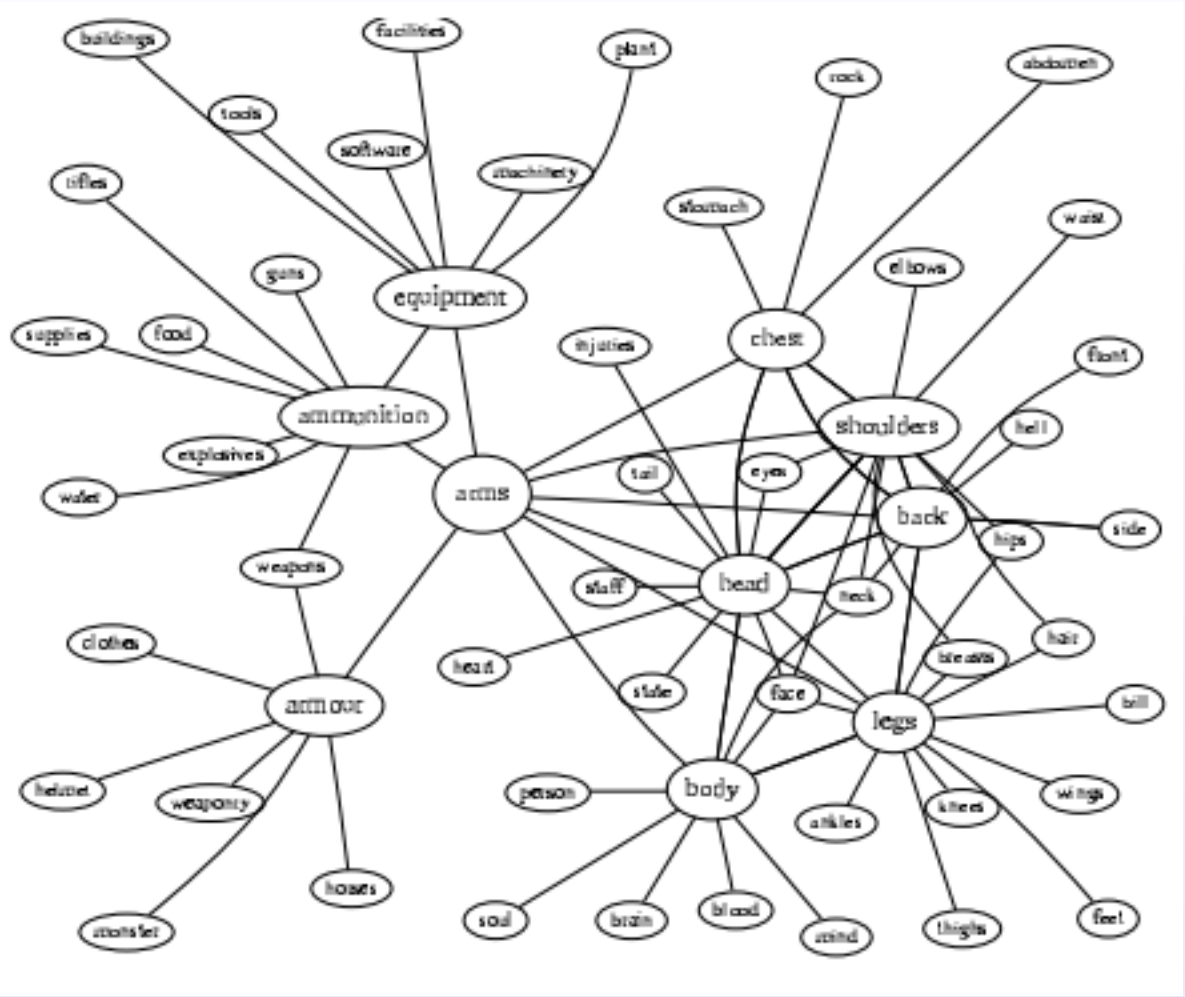


Umístit slovo do kontextu c_i je jako umístit kouli na nakloněnou rovinu:



Koule se skutálí po tom významu, na rovinu jehož kontextu dopadne. . .

Matematický model významu: výsledek



- vzdálenost uzlu hraje roli (čím dál od sledovaného, tím méně ovlivňuje význam)
- propojenost uzlu s ostatními hraje roli (čím více propojení, tím


Král, R. (2006).
Word sense discrimination for czech.
In Sojka, P., Kopecek, I., and Pala, K., editors, *Text, Speech and Dialogue*, volume 2448 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 155–158. Springer Berlin / Heidelberg.


Schütze, H. (1998).
Automatic word sense discrimination.
Comput. Linguist., 24:97–123.


Widdows, D. (2003).
A mathematical model for context and word-meaning.
In *Proceedings of the 4th international and interdisciplinary conference on Modeling and using context*, CONTEXT'03, page 369–382, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag.