Vektorski model

Dragan Ivanović
dragan.ivanovic@uns.ac.rs

Katedra za informatiku, Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad

2015.

Vektorski model

- Težinski faktori vezani za pojedine termove u odnosu na dokumente i upite su pozitivne ali ne celobrojne vrednosti
- I upit ima težinske faktore
- Ima rangiranja
- Ima parcijalnog poklapanja upita i dokumenta
- I upit i dokument se predstavljaju kao n-dimenzionalni vektor (n je broj termova u rečniku)
- Ugao koji zaklapaju vektori je obrnuto srazmeran relevantnosti dokumenta za postavljeni upit

Rangiranje rezultata pretrage

- Do sada svi upiti su bili Bulovi

Rangiranje rezultata pretrage

- Do sada svi upiti su bili Bulovi
  - dokumenti ili odgovaraju upitu, ili ne odgovaraju - nema između

Rangiranje rezultata pretrage

- Do sada svi upiti su bili Bulovi
  - dokumenti ili odgovaraju upitu, ili ne odgovaraju - nema između
- Dobro za korisnike-eksperte sa preciznim razumevanjem svojih potreba i sadržaja kolekcije

Rangiranje rezultata pretrage

- Do sada svi upiti su bili Bulovi
  - dokumenti ili odgovaraju upitu, ili ne odgovaraju - nema između
- Dobro za korisnike-eksperte sa preciznim razumevanjem svojih potreba i sadržaja kolekcije
- Dobro za aplikacije - one lako mogu da obrade hiljade rezultata

Rangiranje rezultata pretrage

- Do sada svi upiti su bili Bulovi
  - dokumenti ili odgovaraju upitu, ili ne odgovaraju - nema između
- Dobro za korisnike-eksperte sa preciznim razumevanjem svojih potreba i sadržaja kolekcije
- Dobro za aplikacije - one lako mogu da obrade hiljade rezultata
- Nije dobro za većinu korisnika

Rangiranje rezultata pretrage

- Do sada svi upiti su bili Bulovi
  - dokumenti ili odgovaraju upitu, ili ne odgovaraju - nema između
- Dobro za korisnike-eksperte sa preciznim razumevanjem svojih potreba i sadržaja kolekcije
- Dobro za aplikacije - one lako mogu da obrade hiljade rezultata
- Nije dobro za većinu korisnika
- Većina korisnika nije u stanju da piše Bulove upite (ili jeste, ali ih mrzi)

Rangiranje rezultata pretrage

- Do sada svi upiti su bili Bulovi
  - dokumenti ili odgovaraju upitu, ili ne odgovaraju - nema između
- Dobro za korisnike-eksperte sa preciznim razumevanjem svojih potreba i sadržaja kolekcije
- Dobro za aplikacije - one lako mogu da obrade hiljade rezultata
- Nije dobro za većinu korisnika
- Većina korisnika nije u stanju da piše Bulove upite (ili jeste, ali ih mrzi)
- Većina korisnika ne želi da pregleda hiljade pogodaka

Rangiranje rezultata pretrage

- Do sada svi upiti su bili Bulovi
  - dokumenti ili odgovaraju upitu, ili ne odgovaraju - nema između
- Dobro za korisnike-eksperte sa preciznim razumevanjem svojih potreba i sadržaja kolekcije
- Dobro za aplikacije - one lako mogu da obrade hiljade rezultata
- Nije dobro za većinu korisnika
- Većina korisnika nije u stanju da piše Bulove upite (ili jeste, ali ih mrzi)
- Većina korisnika ne želi da pregleda hiljade pogodaka
- Ovo posebno važi za pretragu na webu

Problem Bulovih upita: sve ili ništa

- Bulovi upiti često rezultuju sa malo (=0) ili previše (1000+) pogodaka

Problem Bulovih upita: sve ili ništa

- Bulovi upiti često rezultuju sa malo (=0) ili previše (1000+) pogodaka
- Upit 1: “standard user dlink 650” $\rightarrow$ 200,000 hits

Problem Bulovih upita: sve ili ništa

- Bulovi upiti često rezultuju sa malo (=0) ili previše (1000+) pogodaka
- Upit 1: "standard user dlink 650" $\rightarrow$ 200,000 hits
- Upit 2: "standard user dlink 650 no card found": 0 hits

Problem Bulovih upita: sve ili ništa

- Bulovi upiti često rezultuju sa malo (=0) ili previše (1000+) pogodaka
- Upit 1: "standard user dlink 650" $\rightarrow$ 200,000 hits
- Upit 2: "standard user dlink 650 no card found": 0 hits
- Potrebna je veština da se napiše upit koji će vratiti razuman broj pogodaka

Problem Bulovih upita: sve ili ništa

- Bulovi upiti često rezultuju sa malo (=0) ili previše (1000+) pogodaka
- Upit 1: "standard user dlink 650" $\rightarrow$ 200,000 hits
- Upit 2: "standard user dlink 650 no card found": 0 hits
- Potrebna je veština da se napiše upit koji će vratiti razuman broj pogodaka
- Sa rangiranim skupom pogodaka nije važno koliko je velik rezultat

Ocenjivanje kao osnova rangiranja

- Želimo da nađemo dokumente koji su najkorisniji za korisnika (sortiran rezultat)

Ocenjivanje kao osnova rangiranja

- Želimo da nađemo dokumente koji su najkorisniji za korisnika (sortiran rezultat)
- Kako možemo da rangiramo dokumente u odnosu na upit?

Ocenjivanje kao osnova rangiranja

- Želimo da nađemo dokumente koji su najkorisniji za korisnika (sortiran rezultat)
- Kako možemo da rangiramo dokumente u odnosu na upit?
- Dodelimo ocenu (score) – recimo iz $[0, 1]$ – svakom dokumentu

Ocenjivanje kao osnova rangiranja

- Želimo da nađemo dokumente koji su najkorisniji za korisnika (sortiran rezultat)
- Kako možemo da rangiramo dokumente u odnosu na upit?
- Dodelimo ocenu (score) – recimo iz $[0, 1]$ – svakom dokumentu
- Ocena je mera koliko se dokument i upit „poklapaju“ (match)

Ocene poklapanja upita i dokumenta

- Treba nam način za dodelu ocene svakom paru upit/dokument

Ocene poklapanja upita i dokumenta

- Treba nam način za dodelu ocene svakom paru upit/dokument
- Počnimo od upita sa jednim termom

Ocene poklapanja upita i dokumenta

- Treba nam način za dodelu ocene svakom paru upit/dokument
- Počnimo od upita sa jednim termom
- Ako se term ne pojavljuje u dokumentu, ocena bi trebalo da bude 0

Ocene poklapanja upita i dokumenta

- Treba nam način za dodelu ocene svakom paru upit/dokument
- Počnimo od upita sa jednim termom
- Ako se term ne pojavljuje u dokumentu, ocena bi trebalo da bude 0
- Što češće se term pojavljuje u dokumentu, ocena je veća

Ocene poklapanja upita i dokumenta

- Treba nam način za dodelu ocene svakom paru upit/dokument
- Počnimo od upita sa jednim termom
- Ako se term ne pojavljuje u dokumentu, ocena bi trebalo da bude 0
- Što češće se term pojavljuje u dokumentu, ocena je veća
- Razmotrićemo neke varijante kako ovo uraditi

Prvi pokušaj: Jaccard-ov koeficijent

- Uobičajena mera preklapanja dva skupa

Prvi pokušaj: Jaccard-ov koeficijent

- Uobičajena mera preklapanja dva skupa
- Neka su A i B skupovi (bar jedan je neprazan)

Prvi pokušaj: Jaccard-ov koeficijent

- Uobičajena mera preklapanja dva skupa
- Neka su A i B skupovi (bar jedan je neprazan)
- Jaccard-ov koeficijent:

$$\text{jaccard}(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

Prvi pokušaj: Jaccard-ov koeficijent

- Uobičajena mera preklapanja dva skupa
- Neka su A i B skupovi (bar jedan je neprazan)
- Jaccard-ov koeficijent:

$$\text{jaccard}(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

- $\text{jaccard}(A, A) = 1$

Prvi pokušaj: Jaccard-ov koeficijent

- Uobičajena mera preklapanja dva skupa
- Neka su A i B skupovi (bar jedan je neprazan)
- Jaccard-ov koeficijent:

$$\text{jaccard}(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

- $\text{jaccard}(A, A) = 1$
- $\text{jaccard}(A, B) = 0$ if $A \cap B = 0$

Prvi pokušaj: Jaccard-ov koeficijent

- Uobičajena mera preklapanja dva skupa
- Neka su A i B skupovi (bar jedan je neprazan)
- Jaccard-ov koeficijent:

$$\text{jaccard}(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

- $\text{jaccard}(A, A) = 1$
- $\text{jaccard}(A, B) = 0$ if $A \cap B = 0$
- A i B ne moraju imati isti broj elemenata.

Prvi pokušaj: Jaccard-ov koeficijent

- Uobičajena mera preklapanja dva skupa
- Neka su A i B skupovi (bar jedan je neprazan)
- Jaccard-ov koeficijent:

$$\text{jaccard}(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

- $\text{jaccard}(A, A) = 1$
- $\text{jaccard}(A, B) = 0$ if $A \cap B = 0$
- A i B ne moraju imati isti broj elemenata.
- Uvek se dodeljuje broj između 0 i 1.

Jaccard-ov koeficijent: primer

- Koja je ocena upit/dokument dobijena pomoću Jaccard-ovog koeficijenta za:
  - Upit: “ides of March”
  - Dokument: “Caesar died in March”

Šta nije dobro kod Jaccard-ovog koeficijenta?

- Ne uzima u obzir frekvenciju terma (koliko puta se term pojavljuje)
- Retki termovi su informativniji od čestih; Jaccard ovo ne uzima u obzir
- Treba nam bolji način za normalizaciju dužine
- Kasnije ćemo koristiti $|A \cap B|/\sqrt{|A \cup B|}$ (cosine) ...
- ... umesto $|A \cap B|/|A \cup B|$ (Jaccard) za normalizaciju dužine

Podsećanje: binarna matrica incidencije

	Ivanović D.	Milosavljević B.	Gostojić S.	Zarić M.	...
digitalan	1	1	1	1	
lucene	1	1	1	1	
dokument	1	1	1	1	
obrazovanje	0	0	1	0	
pretraga	1	1	1	1	
multimedijalan	0	1	1	1	
evaluacija	0	0	0	0	
...					

Svaki dokument je prikazan pomoću binarnog vektora $\in \{0,1\}^{|V|}$.

Podsećanje: binarna matrica incidencije

	Ivanović D.	Milosavljević B.	Gostojić S.	Zarić M.	...
digitalan	1	1	1	1	
lucene	1	1	1	1	
dokument	1	1	1	1	
obrazovanje	0	0	1	0	
pretraga	1	1	1	1	
multimedijalan	0	1	1	1	
evaluacija	0	0	0	0	
...					

Svaki dokument je prikazan pomoću binarnog vektora $\in \{0,1\}^{|V|}$.

Od sada ćemo koristiti brojačku matricu

	Ivanović D.	Milosavljević B.	Gostojić S.	Zarić M.	...
digitalan	8	46	7	5	
lucene	11	68	3	2	
dokument	41	953	105	204	
obrazovanje	0	0	1	0	
pretraga	11	56	10	30	
multimedijalan	0	96	1	7	
evaluacija	0	0	0	0	
...					

Svaki dokument je prikazan pomoću vektora broja pojavljivanja $\in \mathbb{N}^{|V|}$.

Od sada ćemo koristiti brojačku matricu

	Ivanović D.	Milosavljević B.	Gostojić S.	Zarić M.	...
digitalan	8	46	7	5	
lucene	11	68	3	2	
dokument	41	953	105	204	
obrazovanje	0	0	1	0	
pretraga	11	56	10	30	
multimedijalan	0	96	1	7	
evaluacija	0	0	0	0	
...					

Svaki dokument je prikazan pomoću vektora broja pojavljivanja $\in \mathbb{N}^{|V|}$.

Model „vreće sa rečima“

- Ne uzimamo u obzir redosled reči u dokumentu

Model „vreće sa rečima“

- Ne uzimamo u obzir redosled reči u dokumentu
- *John is quicker than Mary* i *Mary is quicker than John* su prikazani na isti način

Model „vreće sa rečima“

- Ne uzimamo u obzir redosled reči u dokumentu
- *John is quicker than Mary* i *Mary is quicker than John* su prikazani na isti način
- Ovo se zove model „vreće sa rečima“ (bag of words)

Model „vreće sa rečima“

- Ne uzimamo u obzir redosled reči u dokumentu
- *John is quicker than Mary* i *Mary is quicker than John* su prikazani na isti način
- Ovo se zove model „vreće sa rečima“ (bag of words)
- Korak nazad: pozicioni indeks razlikuje ova dva dokumenta

Model „vreće sa rečima“

- Ne uzimamo u obzir redosled reči u dokumentu
- *John is quicker than Mary* i *Mary is quicker than John* su prikazani na isti način
- Ovo se zove model „vreće sa rečima“ (bag of words)
- Korak nazad: pozicioni indeks razlikuje ova dva dokumenta
- Čuvanje informacije o poziciji ćemo ostaviti za drugi put

Model „vreće sa rečima“

- Ne uzimamo u obzir redosled reči u dokumentu
- *John is quicker than Mary* i *Mary is quicker than John* su prikazani na isti način
- Ovo se zove model „vreće sa rečima“ (bag of words)
- Korak nazad: pozicioni indeks razlikuje ova dva dokumenta
- Čuvanje informacije o poziciji ćemo ostaviti za drugi put
- Za sada koristimo model „vreće sa rečima“

Frekvencija terma tf

- Frekvencija terma $\mathrm{tf}_{t,d}$ terma t u dokumentu d definiše se kao broj pojavljivanja t u d.

Frekvencija terma tf

- Frekvencija terma $\mathrm{tf}_{t,d}$ terma t u dokumentu d definiše se kao broj pojavljivanja t u d.
- Hoćemo da koristimo tf kada računamo upit/dokument ocene. Kako?

Frekvencija terma tf

- Frekvencija terma $\mathrm{tf}_{t,d}$ terma t u dokumentu d definiše se kao broj pojavljivanja t u d.
- Hoćemo da koristimo tf kada računamo upit/dokument ocene. Kako?
- Sirova frekvencija terma nije ono što nam treba

Frekvencija terma tf

- Frekvencija terma $\text{tf}_{t,d}$ terma t u dokumentu d definiše se kao broj pojavljivanja t u d.
- Hoćemo da koristimo tf kada računamo upit/dokument ocene. Kako?
- Sirova frekvencija terma nije ono što nam treba
- Dokument sa 10 pojava jednog terma je relevantniji od dokumenta sa jednom pojavom istog terma

Frekvencija terma tf

- Frekvencija terma $\text{tf}_{t,d}$ terma t u dokumentu d definiše se kao broj pojavljivanja t u d.
- Hoćemo da koristimo tf kada računamo upit/dokument ocene. Kako?
- Sirova frekvencija terma nije ono što nam treba
- Dokument sa 10 pojava jednog terma je relevantniji od dokumenta sa jednom pojavom istog terma
- Ali nije 10 puta relevantniji

Frekvencija terma tf

- Frekvencija terma $\text{tf}_{t,d}$ terma t u dokumentu d definiše se kao broj pojavljivanja t u d.
- Hoćemo da koristimo tf kada računamo upit/dokument ocene. Kako?
- Sirova frekvencija terma nije ono što nam treba
- Dokument sa 10 pojava jednog terma je relevantniji od dokumenta sa jednom pojavom istog terma
- Ali nije 10 puta relevantniji
- Relevantnost ne raste proporcionalno sa frekvencijom terma

Logaritmska težina frekvencije

- Logaritmska težina frekvencije terma t u d definiše se kao

$$w_{t,d} = \begin{cases} 1 + \log_{10} \mathrm{tf}_{t,d} & \text{if } \mathrm{tf}_{t,d} > 0 \\ 0 & \text{inače} \end{cases}$$

Logaritmska težina frekvencije

- Logaritmska težina frekvencije terma t u d definiše se kao

$$w_{t,d} = \begin{cases} 1 + \log_{10} \mathrm{tf}_{t,d} & \text{if } \mathrm{tf}_{t,d} > 0 \\ 0 & \text{inače} \end{cases}$$

- $0 \to 0$, $1 \to 1$, $2 \to 1.3$, $10 \to 2$, $1000 \to 4$, itd.

Logaritmska težina frekvencije

- Logaritmska težina frekvencije terma t u d definiše se kao

$$w_{t,d} = \begin{cases} 1 + \log_{10} \mathrm{tf}_{t,d} & \text{if } \mathrm{tf}_{t,d} > 0 \\ 0 & \text{inače} \end{cases}$$

- $0 \to 0$, $1 \to 1$, $2 \to 1.3$, $10 \to 2$, $1000 \to 4$, itd.
- Ocena za par upit/dokument: suma po termovima t za q i d: ocena $= \sum_{t \in q \cap d} (1 + \log \mathrm{tf}_{t,d})$

Logaritmska težina frekvencije

- Logaritmska težina frekvencije terma t u d definiše se kao

$$w_{t,d} = \begin{cases} 1 + \log_{10} \mathrm{tf}_{t,d} & \text{if } \mathrm{tf}_{t,d} > 0 \\ 0 & \text{inače} \end{cases}$$

- $0 \to 0$, $1 \to 1$, $2 \to 1.3$, $10 \to 2$, $1000 \to 4$, itd.
- Ocena za par upit/dokument: suma po termovima t za q i d: ocena $= \sum_{t \in q \cap d} (1 + \log \mathrm{tf}_{t,d})$
- Ocena je 0 akko nijedan term iz upita nije prisutan u dokumentu

Frekvencija dokumenta

- Retki termovi su infomativniji od čestih

Frekvencija dokumenta

- Retki termovi su infomativniji od čestih
- Razmotrimo term koji je redak u kolekciji (npr. digitalizacija)

Frekvencija dokumenta

- Retki termovi su infomativniji od čestih
- Razmotrimo term koji je redak u kolekciji (npr. digitalizacija)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantan

Frekvencija dokumenta

- Retki termovi su infomativniji od čestih
- Razmotrimo term koji je redak u kolekciji (npr. digitalizacija)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantan
  - $\rightarrow$ Želimo veliku težinu za retke termove kao što je digitalizacija

Frekvencija dokumenta

- Retki termovi su infomativniji od čestih
- Razmotrimo term koji je redak u kolekciji (npr. digitalizacija)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantan
  - $\rightarrow$ Želimo veliku težinu za retke termove kao što je digitalizacija
- Razmotrimo term koji je čest u kolekciji (npr. visoko, teško, analiza)

Frekvencija dokumenta

- Retki termovi su infomativniji od čestih
- Razmotrimo term koji je redak u kolekciji (npr. digitalizacija)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantan
  - $\rightarrow$ Želimo veliku težinu za retke termove kao što je digitalizacija
- Razmotrimo term koji je čest u kolekciji (npr. visoko, teško, analiza)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantniji od onog koji ga ne sadrži, ali to nije siguran indikator relevatnosti

Frekvencija dokumenta

- Retki termovi su infomativniji od čestih
- Razmotrimo term koji je redak u kolekciji (npr. digitalizacija)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantan
  - → Želimo veliku težinu za retke termove kao što je digitalizacija
- Razmotrimo term koji je čest u kolekciji (npr. visoko, teško, analiza)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantniji od onog koji ga ne sadrži, ali to nije siguran indikator relevatnosti
  - → Za česte termove želimo pozitivne težine za reči kao što su visoko, teško i analiza, ali manje težine nego za retke termove

Frekvencija dokumenta

- Retki termovi su infomativniji od čestih
- Razmotrimo term koji je redak u kolekciji (npr. digitalizacija)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantan
  - → Želimo veliku težinu za retke termove kao što je digitalizacija
- Razmotrimo term koji je čest u kolekciji (npr. visoko, teško, analiza)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantniji od onog koji ga ne sadrži, ali to nije siguran indikator relevatnosti
  - → Za česte termove želimo pozitivne težine za reči kao što su visoko, teško i analiza, ali manje težine nego za retke termove
- Koristićemo frekvenciju dokumenta da uzmemo to u obzir prilikom računanja ocene

Frekvencija dokumenta

- Retki termovi su infomativniji od čestih
- Razmotrimo term koji je redak u kolekciji (npr. digitalizacija)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantan
  - → Želimo veliku težinu za retke termove kao što je digitalizacija
- Razmotrimo term koji je čest u kolekciji (npr. visoko, teško, analiza)
  - Dokument koji sadrži ovaj term je verovatno relevantniji od onog koji ga ne sadrži, ali to nije siguran indikator relevatnosti
  - → Za česte termove želimo pozitivne težine za reči kao što su visoko, teško i analiza, ali manje težine nego za retke termove
- Koristićemo frekvenciju dokumenta da uzmemo to u obzir prilikom računanja ocene
- Frekvencija dokumenta je broj dokumenata u kolekciji u kojima se pojavljuje dati term

idf težina

- df_t je frekvencija dokumenta, odn. broj dokumenata u kojima se pojavljuje term t

idf težina

- df_t je frekvencija dokumenta, odn. broj dokumenata u kojima se pojavljuje term t
- df je inverzna mera informativnosti terma

idf težina

- df_t je frekvencija dokumenta, odn. broj dokumenata u kojima se pojavljuje term t
- df je inverzna mera informativnosti terma
- Definišemo idf težinu terma t kao:

$$\text{idf}_t = \log_{10} \frac{N}{\text{df}_t}$$

idf težina

- df_t je frekvencija dokumenta, odn. broj dokumenata u kojima se pojavljuje term t
- df je inverzna mera informativnosti terma
- Definišemo idf težinu terma t kao:

$$\text{idf}_t = \log_{10} \frac{N}{\text{df}_t}$$

- idf je mera informativnosti terma

idf težina

- df_t je frekvencija dokumenta, odn. broj dokumenata u kojima se pojavljuje term t
- df je inverzna mera informativnosti terma
- Definišemo idf težinu terma t kao:

$$\text{idf}_t = \log_{10} \frac{N}{\text{df}_t}$$

- idf je mera informativnosti terma
- Koristićemo $\log N/\text{df}_t$ umesto N/df_t da „ublažimo“ efekat idf-a

idf težina

- df_t je frekvencija dokumenta, odn. broj dokumenata u kojima se pojavljuje term t
- df je inverzna mera informativnosti terma
- Definišemo idf težinu terma t kao:

$$\text{idf}_t = \log_{10} \frac{N}{\text{df}_t}$$

- idf je mera informativnosti terma
- Koristićemo $\log N/\text{df}_t$ umesto N/df_t da „ublažimo“ efekat idf-a
- Koristimo logaritmovanje i za frekvenciju terma i za frekvenciju dokumenta

Primeri za idf

Izračunati idf_t koristeći formulu: $\text{idf}_t = \log_{10} \frac{1{,}000{,}000}{\text{df}_t}$

term	df_t	idf_t
XMIRS	1	6
digitalizacija	100	4
nedelja	1000	3
analiza	10.000	2
ispod	100.000	1
i	1.000.000	0

Uticaj idf-a na rangiranje

- idf utiče na rangiranje samo ako upit ima bar dva terma

Uticaj idf-a na rangiranje

- idf utiče na rangiranje samo ako upit ima bar dva terma
- Na primer, u upitu "digitalizacija dokumenata", idf težina povećava relativnu težinu za $\mathrm{digitalizacija}$ i smanjuje relativnu težinu za $\mathrm{dokumenata}$

Uticaj idf-a na rangiranje

- idf utiče na rangiranje samo ako upit ima bar dva terma
- Na primer, u upitu "digitalizacija dokumenata", idf težina povećava relativnu težinu za $\mathrm{digitalizacija}$ i smanjuje relativnu težinu za $\mathrm{dokumenata}$
- idf nema uticaja na rangiranje rezultata upita sa jednim termom

Frekvencija kolekcije vs. Frekvencija dokumenta

Reč	cf	df
osiguranje	10440	3997
pokušati	10422	8760

- Frekvencija kolekcije terma t je broj pojavljivanja t u kolekciji

Frekvencija kolekcije vs. Frekvencija dokumenta

Reč	cf	df
osiguranje	10440	3997
pokušati	10422	8760

- Frekvencija kolekcije terma t je broj pojavljivanja t u kolekciji
- Koja reč je bolji term za upit (i trebalo bi da dobije veću težinu?

Frekvencija kolekcije vs. Frekvencija dokumenta

Reč	cf	df
osiguranje	10440	3997
pokušati	10422	8760

- Frekvencija kolekcije terma t je broj pojavljivanja t u kolekciji
- Koja reč je bolji term za upit (i trebalo bi da dobije veću težinu?
- Ovaj primer sugeriše da je df bolji za težine nego cf:

Frekvencija kolekcije vs. Frekvencija dokumenta

Reč	cf	df
osiguranje	10440	3997
pokušati	10422	8760

- Frekvencija kolekcije terma t je broj pojavljivanja t u kolekciji
- Koja reč je bolji term za upit (i trebalo bi da dobije veću težinu?
- Ovaj primer sugeriše da je df bolji za težine nego cf:
- Želimo da manji broj dokumenata koji sadrži osiguranje dobije veći značaj u odnosu na gomilu dokumenata koji sadrže pokušati pri upitu koji sadrži ova dva terma

Frekvencije terma, kolekcije i dokumenta

Veličina	Simbol	Definicija
frekv. terma	$\mathrm{tf}_{t,d}$	broj pojavljivanja t u d
frekv. dokumenta	df_t	broj dokumenata u kolekciji koji sadrže t
frekv. kolekcije	cf_t	ukupan broj pojavljivanja t u kolekciji

Frekvencije terma, kolekcije i dokumenta

Veličina	Simbol	Definicija
frekv. terma	$\mathrm{tf}_{t,d}$	broj pojavljivanja t u d
frekv. dokumenta	df_t	broj dokumenata u kolekciji koji sadrže t
frekv. kolekcije	cf_t	ukupan broj pojavljivanja t u kolekciji

- Veza između df i cf?

Frekvencije terma, kolekcije i dokumenta

Veličina	Simbol	Definicija
frekv. terma	$\mathrm{tf}_{t,d}$	broj pojavljivanja t u d
frekv. dokumenta	df_t	broj dokumenata u kolekciji koji sadrže t
frekv. kolekcije	cf_t	ukupan broj pojavljivanja t u kolekciji

- Veza između tf i cf?

tf-idf težine

- tf-idf težina terma je proizvod njegove tf težine i njegove idf težine

tf-idf težine

- tf-idf težina terma je proizvod njegove tf težine i njegove idf težine
- $$w_{t,d} = (1 + \log \mathrm{tf}_{t,d}) \cdot \log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$$

tf-idf težine

- tf-idf težina terma je proizvod njegove tf težine i njegove idf težine
- $$w_{t,d} = (1 + \log \mathrm{tf}_{t,d}) \cdot \log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$$
- Najpoznatija težina u IR

tf-idf težine

- tf-idf težina terma je proizvod njegove tf težine i njegove idf težine
- $$w_{t,d} = (1 + \log \mathrm{tf}_{t,d}) \cdot \log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$$
- Najpoznatija težina u IR
- Poznata i kao: tf.idf, tf x idf

Rezime: tf-idf

- Dodeli tf-idf težinu svakom termu t za svaki dokument d: $w_{t,d} = (1 + \log \mathrm{tf}_{t,d}) \cdot \log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$

Rezime: tf-idf

- Dodeli tf-idf težinu svakom termu t za svaki dokument d: $w_{t,d} = (1 + \log \mathrm{tf}_{t,d}) \cdot \log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$
- N je ukupan broj dokumenata

Rezime: tf-idf

- Dodeli tf-idf težinu svakom termu t za svaki dokument d: $w_{t,d} = (1 + \log \mathrm{tf}_{t,d}) \cdot \log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$
- N je ukupan broj dokumenata
- Raste sa brojem pojavljivanja u dokumentu

Rezime: tf-idf

- Dodeli tf-idf težinu svakom termu t za svaki dokument d: $w_{t,d} = (1 + \log \mathrm{tf}_{t,d}) \cdot \log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$
- N je ukupan broj dokumenata
- Raste sa brojem pojavljivanja u dokumentu
- Raste sa retkošću terma u kolekciji

Binarna → brojačka → težinska matrica

	Ivanović D.	Milosavljević B.	Gostojić S.	Zarić M.	...
digitalan	0.25	1.51	0.12	0.05	
lucene	0.75	3.2	0.28	0.18	
dokument	0.12	2.3	0.51	0.83	
obrazovanje	0	0	0.5	0	
pretraga	0.25	1.8	0.24	0.26	
multimedijalan	0	8.25	0.12	0.23	
evaluacija	0	0	0	0	
...					

Svaki dokument je predstavljen vektorom realnih vrednosti tf-idf težina $\in \mathbb{R}^{|V|}$

Binarna → brojačka → težinska matrica

	Ivanović D.	Milosavljević B.	Gostojić S.	Zarić M.	...
digitalan	0.25	1.51	0.12	0.05	
lucene	0.75	3.2	0.28	0.18	
dokument	0.12	2.3	0.51	0.83	
obrazovanje	0	0	0.5	0	
pretraga	0.25	1.8	0.24	0.26	
multimedijalan	0	8.25	0.12	0.23	
evaluacija	0	0	0	0	
...					

Svaki dokument je predstavljen vektorom realnih vrednosti tf-idf težina $\in \mathbb{R}^{|V|}$

Dokumenti kao vektori

- Svaki dokument se reprezentuje kao vektor realnih brojeva sa tf-idf težinama $\in \mathbb{R}^{|V|}$

Dokumenti kao vektori

- Svaki dokument se reprezentuje kao vektor realnih brojeva sa tf-idf težinama $\in \mathbb{R}^{|V|}$
- Tako imamo $|V|$-dimenzionalni vektorski prostor

Dokumenti kao vektori

- Svaki dokument se reprezentuje kao vektor realnih brojeva sa tf-idf težinama $\in \mathbb{R}^{|V|}$
- Tako imamo $|V|$-dimenzionalni vektorski prostor
- Termovi su ose prostora

Dokumenti kao vektori

- Svaki dokument se reprezentuje kao vektor realnih brojeva sa tf-idf težinama $\in \mathbb{R}^{|V|}$
- Tako imamo $|V|$-dimenzionalni vektorski prostor
- Termovi su ose prostora
- Dokumenti su tačke ili vektori u ovom prostoru

Dokumenti kao vektori

- Svaki dokument se reprezentuje kao vektor realnih brojeva sa tf-idf težinama $\in \mathbb{R}^{|V|}$
- Tako imamo $|V|$-dimenzionalni vektorski prostor
- Termovi su ose prostora
- Dokumenti su tačke ili vektori u ovom prostoru
- Visoka dimenzionalnost: desetak miliona dimenzija kada se primeni na web pretraživač

Dokumenti kao vektori

- Svaki dokument se reprezentuje kao vektor realnih brojeva sa tf-idf težinama $\in \mathbb{R}^{|V|}$
- Tako imamo $|V|$-dimenzionalni vektorski prostor
- Termovi su ose prostora
- Dokumenti su tačke ili vektori u ovom prostoru
- Visoka dimenzionalnost: desetak miliona dimenzija kada se primeni na web pretraživač
- Vrlo retki vektori - većina vrednosti je 0

Upiti kao vektori

- Ideja 1: upite, kao i dokumente, predstaviti kao vektore u vektorskom prostoru

Upiti kao vektori

- Ideja 1: upite, kao i dokumente, predstaviti kao vektore u vektorskom prostoru
- Ideja 2: rangirati dokumente prema njihovoj blizini sa upitom

Upiti kao vektori

- Ideja 1: upite, kao i dokumente, predstaviti kao vektore u vektorskom prostoru
- Ideja 2: rangirati dokumente prema njihovoj blizini sa upitom
- blizina = sličnost

Upiti kao vektori

- Ideja 1: upite, kao i dokumente, predstaviti kao vektore u vektorskom prostoru
- Ideja 2: rangirati dokumente prema njihovoj blizini sa upitom
- blizina = sličnost
- blizina $\approx$ negativno rastojanje

Upiti kao vektori

- Ideja 1: upite, kao i dokumente, predstaviti kao vektore u vektorskom prostoru
- Ideja 2: rangirati dokumente prema njihovoj blizini sa upitom
- blizina = sličnost
- blizina $\approx$ negativno rastojanje
- Podsećanje: ovo radimo da prevaziđemo problem „ili jesi ili nisi“ Bulovog modela

Kako formalno opisati sličnost u vektorskom prostoru?

- Prvi pokušaj: rastojanje između dve tačke

Kako formalno opisati sličnost u vektorskom prostoru?

- Prvi pokušaj: rastojanje između dve tačke
- (= rastojanje između krajnjih tačaka dvaju vektora)

Kako formalno opisati sličnost u vektorskom prostoru?

- Prvi pokušaj: rastojanje između dve tačke
- (= rastojanje između krajnjih tačaka dvaju vektora)
- Euklidsko rastojanje?

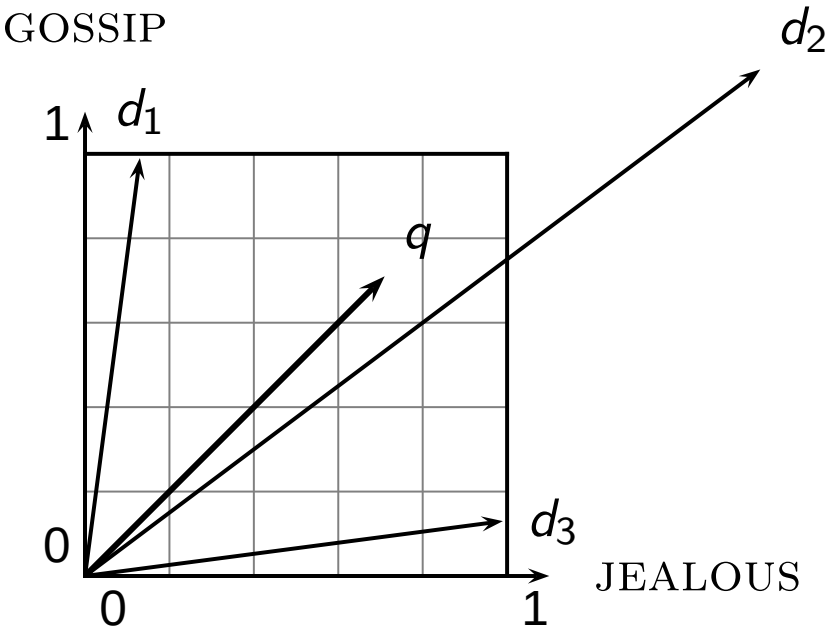
Kako formalno opisati sličnost u vektorskom prostoru?

- Prvi pokušaj: rastojanje između dve tačke
- (= rastojanje između krajnjih tačaka dvaju vektora)
- Euklidsko rastojanje?
- Euklidsko rastojanje je loša ideja . . .

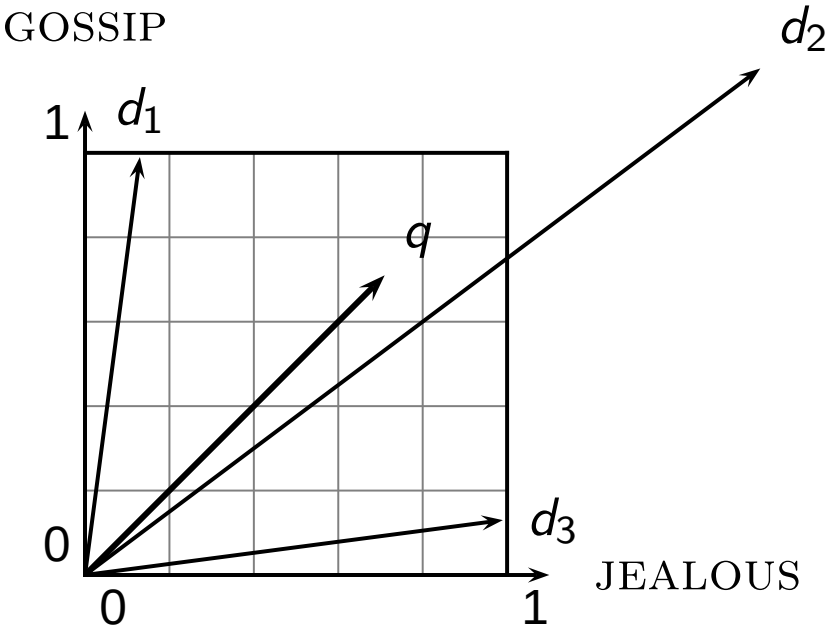
Kako formalno opisati sličnost u vektorskom prostoru?

- Prvi pokušaj: rastojanje između dve tačke
- (= rastojanje između krajnjih tačaka dvaju vektora)
- Euklidsko rastojanje?
- Euklidsko rastojanje je loša ideja . . .
- . . . jer je veliko za vektore različitih dužina.

Zašto je rastojanje loša ideja



Zašto je rastojanje loša ideja



Euklidsko $\vec{q}$ i $\vec{d}_2$ je veliko iako je distribucija termova u upitu q i dokumentu d_2 vrlo slična

Ugao umesto rastojanja

- Rangiraćemo dokumente prema uglu koji zaklapaju sa upitom

Ugao umesto rastojanja

- Rangiraćemo dokumente prema uglu koji zaklapaju sa upitom
- Eksperiment: uzmimo dokument d i dodajmo ga još jednom na njegov kraj; nazovimo to d'

Ugao umesto rastojanja

- Rangiraćemo dokumente prema uglu koji zaklapaju sa upitom
- Eksperiment: uzmimo dokument d i dodajmo ga još jednom na njegov kraj; nazovimo to d'
- „Semantički“ d i d' imaju isti sadržaj

Ugao umesto rastojanja

- Rangiraćemo dokumente prema uglu koji zaklapaju sa upitom
- Eksperiment: uzmimo dokument d i dodajmo ga još jednom na njegov kraj; nazovimo to d'
- „Semantički“ d i d' imaju isti sadržaj
- Ugao između dokumenata je 0, što odgovara maksimalnoj sličnosti

Ugao umesto rastojanja

- Rangiraćemo dokumente prema uglu koji zaklapaju sa upitom
- Eksperiment: uzmimo dokument d i dodajmo ga još jednom na njegov kraj; nazovimo to d'
- „Semantički“ d i d' imaju isti sadržaj
- Ugao između dokumenata je 0, što odgovara maksimalnoj sličnosti
- Euklidsko rastojanje između d i d' je veliko (u svakom slučaju > 0)

Kosinus umesto ugla

- Sledeće dve stvari su ekvivalentne

Kosinus umesto ugla

- Sledeće dve stvari su ekvivalentne
  - Rangiraj dokumente prema uglu između upita i dokumenta u rastućem redosledu

Kosinus umesto ugla

- Sledeće dve stvari su ekvivalentne
  - Rangiraj dokumente prema uglu između upita i dokumenta u rastućem redosledu
  - Rangiraj dokumente prema cos(query,document) u opadajućem redosledu

Kosinus umesto ugla

- Sledeće dve stvari su ekvivalentne
  - Rangiraj dokumente prema uglu između upita i dokumenta u rastućem redosledu
  - Rangiraj dokumente prema cos(query,document) u opadajućem redosledu
- Kosinus je monotono opadajuća funkcija ugla u intervalu $[0°, 180°]$

Normalizacija dužine

- Kako da izračunamo kosinus?

Normalizacija dužine

- Kako da izračunamo kosinus?
- Vektor se može normalizovati deljenjem svake komponente njegovom dužinom – ovde koristimo L_2 normu:
  $||x||_2 = \sqrt{\sum_i x_i^2}$

Normalizacija dužine

- Kako da izračunamo kosinus?
- Vektor se može normalizovati deljenjem svake komponente njegovom dužinom – ovde koristimo L_2 normu:
  $||x||_2 = \sqrt{\sum_i x_i^2}$
- Ovo premešta sve vektore u jediničnu sferu ...

Normalizacija dužine

- Kako da izračunamo kosinus?
- Vektor se može normalizovati deljenjem svake komponente njegovom dužinom – ovde koristimo L_2 normu:
  $||x||_2 = \sqrt{\sum_i x_i^2}$
- Ovo premešta sve vektore u jediničnu sferu ...
- ...jer je nakon normalizacije: $||x||_2 = \sqrt{\sum_i x_i^2} = 1.0$

Normalizacija dužine

- Kako da izračunamo kosinus?
- Vektor se može normalizovati deljenjem svake komponente njegovom dužinom – ovde koristimo L_2 normu:
  $||x||_2 = \sqrt{\sum_i x_i^2}$
- Ovo premešta sve vektore u jediničnu sferu ...
- ...jer je nakon normalizacije: $||x||_2 = \sqrt{\sum_i x_i^2} = 1.0$
- Kao rezultat, i kratki i dugački dokumenti imaju težine istog reda veličine

Normalizacija dužine

- Kako da izračunamo kosinus?
- Vektor se može normalizovati deljenjem svake komponente njegovom dužinom – ovde koristimo L_2 normu: $||x||_2 = \sqrt{\sum_i x_i^2}$
- Ovo premešta sve vektore u jediničnu sferu ...
- ...jer je nakon normalizacije: $||x||_2 = \sqrt{\sum_i x_i^2} = 1.0$
- Kao rezultat, i kratki i dugački dokumenti imaju težine istog reda veličine
- Efekat na dva dokumenta d i d' (d dodat na samog sebe) sa prethodnog primera: imaju identične vektore nakon normalizacije

Kosinusna sličnost upita i dokumenta

$$\cos(\vec{q},\vec{d}) = \text{sim}(\vec{q},\vec{d}) = \frac{\vec{q}\cdot\vec{d}}{|\vec{q}||\vec{d}|} = \frac{\sum_{i=1}^{|V|} q_i d_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} q_i^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} d_i^2}}$$

- q_i je tf-idf težina terma i u upitu

Kosinusna sličnost upita i dokumenta

$$\cos(\vec{q},\vec{d}) = \text{sim}(\vec{q},\vec{d}) = \frac{\vec{q}\cdot\vec{d}}{|\vec{q}||\vec{d}|} = \frac{\sum_{i=1}^{|V|} q_i d_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} q_i^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} d_i^2}}$$

- q_i je tf-idf težina terma i u upitu
- d_i je tf-idf težina terma i u dokumentu

Kosinusna sličnost upita i dokumenta

$$\cos(\vec{q},\vec{d}) = \text{sim}(\vec{q},\vec{d}) = \frac{\vec{q}\cdot\vec{d}}{|\vec{q}||\vec{d}|} = \frac{\sum_{i=1}^{|V|} q_i d_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} q_i^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} d_i^2}}$$

- q_i je tf-idf težina terma i u upitu
- d_i je tf-idf težina terma i u dokumentu
- $|\vec{q}|$ i $|\vec{d}|$ su dužine $\vec{q}$ i $\vec{d}$.

Kosinusna sličnost upita i dokumenta

$$\cos(\vec{q},\vec{d}) = \text{sim}(\vec{q},\vec{d}) = \frac{\vec{q}\cdot\vec{d}}{|\vec{q}||\vec{d}|} = \frac{\sum_{i=1}^{|V|} q_i d_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} q_i^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} d_i^2}}$$

- q_i je tf-idf težina terma i u upitu
- d_i je tf-idf težina terma i u dokumentu
- $|\vec{q}|$ i $|\vec{d}|$ su dužine $\vec{q}$ i $\vec{d}$.
- Ovo je kosinusna sličnost $\vec{q}$ i $\vec{d}$ . . . . . ili, ekvivalentno, kosinus ugla između $\vec{q}$ i $\vec{d}$.

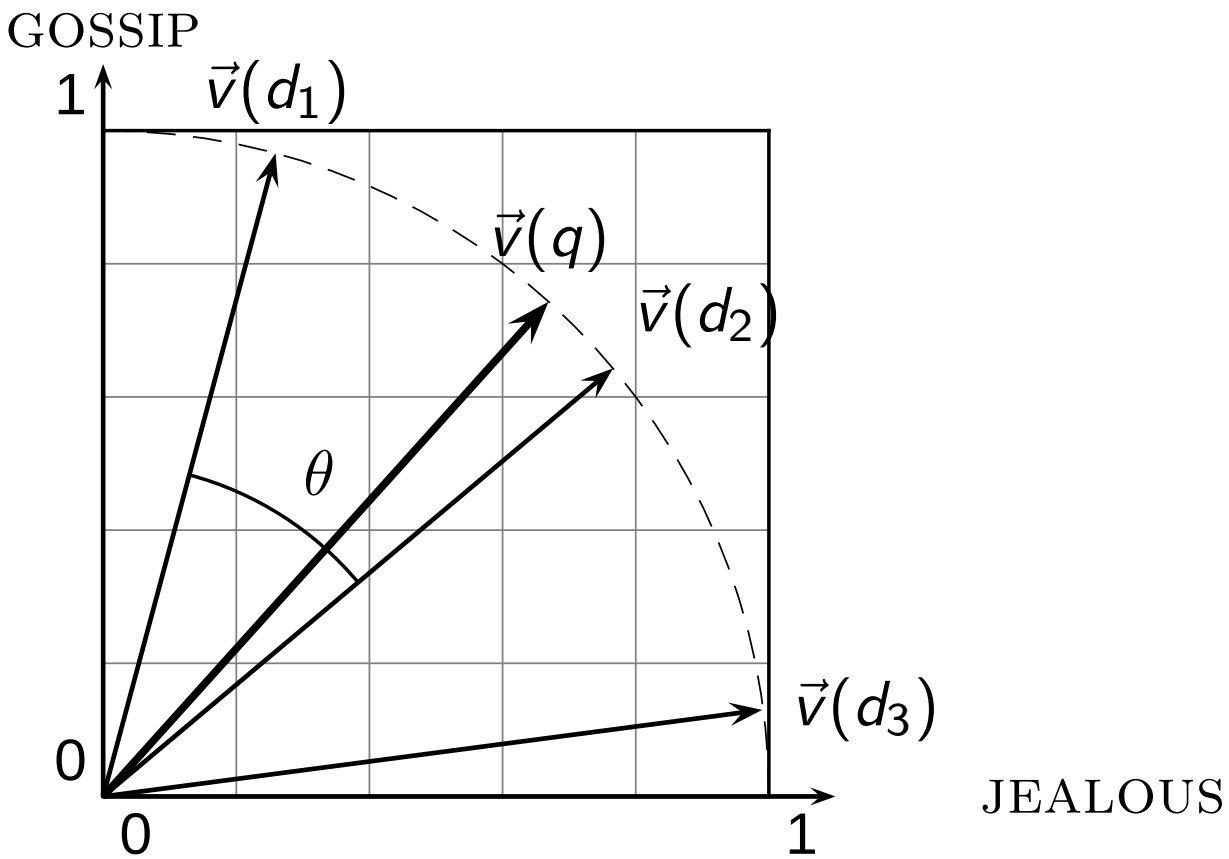
Kosinus za normalizovane vektore

- Za normalizovane vektore kosinus je jednak skalarnom proizvodu

Kosinus za normalizovane vektore

- Za normalizovane vektore kosinus je jednak skalarnom proizvodu
- $\cos(\vec{q}, \vec{d}) = \vec{q} \cdot \vec{d} = \sum_i q_i \cdot d_i$ (ako su $\vec{q}$ i $\vec{d}$ normalizovani)

Ilustracija kosinusne sličnosti



Kosinus: primer

Pretpostavimo da imamo tri disertacije u kolekciji:
ID: Ivanović D.
MB: Milosavljević B.
GS: Gostojić S.

Kosinus: primer

Pretpostavimo da imamo tri disertacije u kolekciji:
ID: Ivanović D.
MB: Milosavljević B.
GS: Gostojić S.

frekv. terma (broj)

term	ID	MB	GS
indeksiranje	5	58	0
dokument	41	953	105
obrazovanje	0	0	1
multimedijalan	0	96	1

Kosinus: primer

frekv. terma (broj)

term	ID	MB	GS
indeksiranje	5	58	0
dokument	41	953	105
obrazovanje	0	0	1
multimedijalan	0	96	1

Kosinus: primer

frekv. terma (broj)

term	ID	MB	GS
indeksiranje	5	58	0
dokument	41	953	105
obrazovanje	0	0	1
multimedijalan	0	96	1

log frekv.

term	ID	MB	GS
indeksiranje	1,7	2,76	0
dokument	2,61	3,98	3,02
obrazovanje	0	0	1
multimedijalan	0	2,98	1

Kosinus: primer

frekv. dok

term	idf
indeksiranje	0,176
dokument	0
obrazovanje	0,477
multimedijalan	0,176

Kosinus: primer

frekv. dok

term	idf
indeksiranje	0,176
dokument	0
obrazovanje	0,477
multimedijalan	0,176

$tf_i df$

term	ID	MB	GS
indeksiranje	0,29	0,49	0
dokument	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,48
multimedijalan	0	0,52	0,18

Kosinus: primer

$tf_i df$

term	ID	MB	GS
indeksiranje	0,29	0,49	0
dokument	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,48
multimedijalan	0	0,52	0,18

Kosinus: primer

$tf_i df$

term	ID	MB	GS
indeksiranje	0,29	0,49	0
dokument	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,48
multimedijalan	0	0,52	0,18

$tf_i df$ & normalizacija

term	ID	MB	GS
indeksiranje	1	0,69	0
dokument	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,94
multimedijalan	0	0,73	0,35

Kosinus: primer

tf$_i$*df*

term	ID	MB	GS
indeksiranje	0,29	0,49	0
dokument	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,48
multimedijalan	0	0,52	0,18

tf$_i$*df* & normalizacija

term	ID	MB	GS
indeksiranje	1	0,69	0
dokument	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,94
multimedijalan	0	0,73	0,35

- Razmotrimo kako bismo odgovorili na upit: . . . multimedijalnih . . . indeksiranje . . . multimedijalnog , pri čemu . . . predstavljaju delove upita koji će nakon pretprocesiranja upita biti izbačeni.

Kosinus: primer

$tf_i df$
& normalizacija

term	ID	MB	GS	upit
indeksiranje	1	0,69	0	0,62
dokument	0	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,94	0
multimedijalan	0	0,73	0,35	0,79

Kosinus: primer

$tf_i df$
& normalizacija

term	ID	MB	GS	upit
indeksiranje	1	0,69	0	0,62
dokument	0	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,94	0
multimedijalan	0	0,73	0,35	0,79

- $\cos(\text{ID,upit}) = 1 * 0,62 + 0 * 0 + 0 * 0 + 0 * 0,79 \approx 0,62$

Kosinus: primer

$tf_i df$ & normalizacija

term	ID	MB	GS	upit
indeksiranje	1	0,69	0	0,62
dokument	0	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,94	0
multimedijalan	0	0,73	0,35	0,79

- $\cos(\text{ID,upit}) = 1 * 0,62 + 0 * 0 + 0 * 0 + 0 * 0,79 \approx 0,62$
- $\cos(\text{MB,upit}) = 0,69 * 0,62 + 0 * 0 + 0 * 0 + 0,73 * 0,79 \approx 1$

Kosinus: primer

$tf_i df$
& normalizacija

term	ID	MB	GS	upit
indeksiranje	1	0,69	0	0,62
dokument	0	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,94	0
multimedijalan	0	0,73	0,35	0,79

- $\cos(\text{ID,upit}) = 1 * 0,62 + 0 * 0 + 0 * 0 + 0 * 0,79 \approx 0,62$
- $\cos(\text{MB,upit}) = 0,69 * 0,62 + 0 * 0 + 0 * 0 + 0,73 * 0,79 \approx 1$
- $\cos(\text{GS,upit}) = 0 * 0,62 + 0 * 0 + 0,94 * 0 + 0,35 * 0,79 \approx 0,28$

Kosinus: primer

$tf_i df$ & normalizacija

term	ID	MB	GS	upit
indeksiranje	1	0,69	0	0,62
dokument	0	0	0	0
obrazovanje	0	0	0,94	0
multimedijalan	0	0,73	0,35	0,79

- cos(ID,upit) $= 1 * 0,62 + 0 * 0 + 0 * 0 + 0 * 0,79 \approx 0,62$
- cos(MB,upit) $= 0,69 * 0,62 + 0 * 0 + 0 * 0 + 0,73 * 0,79 \approx 1$
- cos(GS,upit) $= 0 * 0,62 + 0 * 0 + 0,94 * 0 + 0,35 * 0,79 \approx 0,28$
- Koja disertacija najbolje odgovara upitu?

Izračunavanje kosinusne ocene

CosineScore(q)

```
1   float Scores[N] = 0
2   float Length[N]
3   for each query term t
4   do calculate w_{t,q} and fetch postings list for t
5       for each pair(d, tf_{t,d}) in postings list
6       do Scores[d]+ = w_{t,d} × w_{t,q}
7   Read the array Length
8   for each d
9   do Scores[d] = Scores[d]/Length[d]
10  return Top K components of Scores[]
```

Komponente tf-idf težina

Frekv. terma		Frekv. dokumenta		Normalizacija	
n (natural)	$\mathrm{tf}_{t,d}$	n (no)	1	n (none)	1
l (logarithm)	$1 + \log(\mathrm{tf}_{t,d})$	t (idf)	$\log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$	c (cosine)	$\frac{1}{\sqrt{w_1^2+w_2^2+...+w_M^2}}$
a (augmented)	$0.5 + \frac{0.5 \times \mathrm{tf}_{t,d}}{\max_t(\mathrm{tf}_{t,d})}$	p (prob idf)	$\max\{0, \log \frac{N-\mathrm{df}_t}{\mathrm{df}_t}\}$	u (pivoted unique)	$1/u$
b (boolean)	$\begin{cases} 1 & \text{if } \mathrm{tf}_{t,d} > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$			b (byte size)	$1/CharLength^{\alpha}$, $\alpha < 1$
L (log ave)	$\frac{1+\log(\mathrm{tf}_{t,d})}{1+\log(\mathrm{ave}_{t \in d}(\mathrm{tf}_{t,d}))}$				

Komponente tf-idf težina

Frekv. terma		Frekv. dokumenta		Normalizacija	
n (natural)	$\mathrm{tf}_{t,d}$	n (no)	1	n (none)	1
l (logarithm)	$1+\log(\mathrm{tf}_{t,d})$	t (idf)	$\log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$	c (cosine)	$\frac{1}{\sqrt{w_1^2+w_2^2+\ldots+w_M^2}}$
a (augmented)	$0.5+\frac{0.5\times\mathrm{tf}_{t,d}}{\max_t(\mathrm{tf}_{t,d})}$	p (prob idf)	$\max\{0,\log\frac{N-\mathrm{df}_t}{\mathrm{df}_t}\}$	u (pivoted unique)	$1/u$
b (boolean)	$\begin{cases}1 & \text{if } \mathrm{tf}_{t,d}>0\\ 0 & \text{otherwise}\end{cases}$			b (byte size)	$1/CharLength^{\alpha}$, $\alpha<1$
L (log ave)	$\frac{1+\log(\mathrm{tf}_{t,d})}{1+\log(\mathrm{ave}_{t\in d}(\mathrm{tf}_{t,d}))}$				

Najbolja poznata kombinacija komponenti težine

Komponente tf-idf težina

Frekv. terma		Frekv. dokumenta		Normalizacija	
n (natural)	$\mathrm{tf}_{t,d}$	n (no)	1	n (none)	1
l (logarithm)	$1 + \log(\mathrm{tf}_{t,d})$	t (idf)	$\log \frac{N}{\mathrm{df}_t}$	c (cosine)	$\frac{1}{\sqrt{w_1^2+w_2^2+\ldots+w_M^2}}$
a (augmented)	$0.5 + \frac{0.5 \times \mathrm{tf}_{t,d}}{\max_t(\mathrm{tf}_{t,d})}$	p (prob idf)	$\max\{0, \log \frac{N-\mathrm{df}_t}{\mathrm{df}_t}\}$	u (pivoted unique)	$1/u$
b (boolean)	$\begin{cases} 1 & \text{if } \mathrm{tf}_{t,d} > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$			b (byte size)	$1/CharLength^{\alpha}$, $\alpha < 1$
L (log ave)	$\frac{1+\log(\mathrm{tf}_{t,d})}{1+\log(\mathrm{ave}_{t \in d}(\mathrm{tf}_{t,d}))}$				

Default: bez težina

tf-idf primer

- Mogu da se koriste različite težine za upite i dokumente

tf-idf primer

- Mogu da se koriste različite težine za upite i dokumente
- Notacija: qqq.ddd

tf-idf primer

- Mogu da se koriste različite težine za upite i dokumente
- Notacija: qqq.ddd
- Primer: ltn.lnc

tf-idf primer

- Mogu da se koriste različite težine za upite i dokumente
- Notacija: qqq.ddd
- Primer: ltn.lnc
- upit: logaritamski tf, idf, bez normalizacije

tf-idf primer

- Mogu da se koriste različite težine za upite i dokumente
- Notacija: qqq.ddd
- Primer: ltn.lnc
- upit: logaritamski tf, idf, bez normalizacije
- dokument: logaritamski tf, bez idf, kosinusna normalizacija

Rezime: Rangiranje rezultata u vektorskom modelu

- Predstavi svaki dokument kao tf-idf vektor

Rezime: Rangiranje rezultata u vektorskom modelu

- Predstavi svaki dokument kao tf-idf vektor
- Predstavi upit kao ponderisani tf-idf vektor

Rezime: Rangiranje rezultata u vektorskom modelu

- Predstavi svaki dokument kao tf-idf vektor
- Predstavi upit kao ponderisani tf-idf vektor
- Izračunaj kosinusnu sličnost između upita i svakog dokumenta

Rezime: Rangiranje rezultata u vektorskom modelu

- Predstavi svaki dokument kao tf-idf vektor
- Predstavi upit kao ponderisani tf-idf vektor
- Izračunaj kosinusnu sličnost između upita i svakog dokumenta
- Rangiraj dokumente prema sličnosti

Rezime: Rangiranje rezultata u vektorskom modelu

- Predstavi svaki dokument kao tf-idf vektor
- Predstavi upit kao ponderisani tf-idf vektor
- Izračunaj kosinusnu sličnost između upita i svakog dokumenta
- Rangiraj dokumente prema sličnosti
- Prikaži najboljih K (npr. $K = 10$) dokumenata korisniku