Iskanje po zbirski dokumentov - Latentno semantično indeksiranje

Matematično modeliranje, projektna naloga

Nedžad Beus, Gašper Spagnolo, Tilen Ožbot

Junij 2022

1 Opis naloge

Naloga je izdelati program, ki bo v zbirki dokumentov za dane ključne besede poiskal najbolj relevantne dokumente, s pomočjo metode *latentnega semantičnega indeksiranja* (LSI).

LSI je metoda za indeksiranje in iskanje, ki uporablja dekompozicijo singularnih vrednosti (SVD) za prepoznavanje vzorcev v odnosih med izrazi in pojmi v nestrukturirani zbirki besedil. Metoda temelji na načelu, da imajo besede, ki se uporabljajo v istem kontekstu, podoben pomen. Ključna značilnost LSI je, da lahko izlušči konceptualno vsebino besedila z vzpostavljanjem povezav med izrazi, ki se pojavljajo v podobnih kontekstih.

2 Resitev

Nalogo razdelimo na več korakov:

2.1 Izdelava začetne matrike

Iz zbirke dokumentov zgradimo matriko A povezav med besedami in dokumenti. Vsakemu dokumentu v zbirki ustreza stolpec v matriki, vsaki besedi v zbirki pa vrstica. Element a_{ij} naj v začetku predstavlja frekvenco i-te besede v j-tem dokumentu.

Enostaven primer:
Imejmo tri dokumente:

- $d1$: Jogurt je v vrecki.
- $d2$: V vrecki imam jogurt.
- $d3$: Zunaj piha veter.

Najprej prestejemo pojavitve besed v vseh dokumentih.

beseda	d1	d2	d3
"jogurt"	1	1	0
"je"	1	0	0
"v"	1	1	0
"vrecki"	1	1	0
"imam"	1	0	0
"zunaj"	0	0	1
"piha"	0	0	1
"veter"	0	0	1

Nato lahko zgradimo matriko A:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Metodo in s tem rezultate lahko izboljšamo, če elemente matrike a_{ij} izračunamo z bolj kompleksnimi merami kot so npr. entropija. Element matrike a_{ij} lahko zapisemo kot

$$a_{ij} = l_{ij} \cdot g_i,$$

kjer je L_{ij} lokalna mera za pomembnost besede v dokumentu, G_i pa globalna mera pomembnosti besede.

$$L_{ij} = log(f_{ij} + 1)$$

$$G_i = 1 - \sum_j \frac{p_{ij} log(p_{ij})}{logn}$$

$$p_{ij} = \frac{f_{ij}}{gf_i},$$

kjer je f_{ij} frekvenca i-te besede v j-tem dokumentu, gf_i pa globalna frekvenca i-te besede v bazi dokumentov.

Primer matrike A z uporabo entropije:

$$A = \begin{bmatrix} 1.6309 & 1.6309 & 0 \\ 1.0000 & 0 & 0 \\ 1.6309 & 1.6309 & 0 \\ 1.6309 & 1.6309 & 0 \\ 0 & 1.0000 & 0 \\ 0 & 0 & 1.0000 \\ 0 & 0 & 1.0000 \\ 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

2.2 Razcep matrike

Matriko A razcepimo z odrezanim SVD razcepom A = $U_k S_k V_k^T$, ki obdrži le k največjih singularnih vrednosti. Stolpci matrike U_k nam predstavljo t.i. vektorje izrazov, stolpci matrike V_k pa t.i. vektorje dokumentov. S odstranjitvijo najmanjših singularnih vrednosti skušamo aproksimirati originalno matriko A in s tem zmanjšati šum. Število k je odvisno od velikosti baze podatkov (npr. pri 1000+ dokumentih je k=100 dobra aproksimacija).

Primer razcepa matrike A z uporabo entropije:

$$A = \begin{bmatrix} 0.5601 & 0 & -0.0000 \\ 0.1717 & 0.0000 & 0.7071 \\ 0.5601 & 0 & -0.0000 \\ 0.5601 & 0 & -0.0000 \\ 0.1717 & -0.0000 & -0.7071 \\ -0.0000 & 0.5774 & 0.0000 \\ -0.0000 & 0.5774 & 0.0000 \\ -0.0000 & 0.5774 & 0.0000 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4.1182 & 0 & 0 \\ 0 & 1.7321 & 0 \\ 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 7.0711e^{-01} & 7.8505e^{-17} & 7.0711e^{01} \\ 7.0711e^{-01} & 1.9626e^{-16} & -7.0711e^{01} \\ -2.3551e^{-16} & 1.0000 & -7.8505e^{-17} \end{bmatrix}$$

2.3 Vektor poizvedbe

Besede po katerih želimo iskati oz. iskalni niz lahko zapišemo z vektorjem q, ki je enake dolžine kot število vrstic v matriki A. Iskalni niz tretiramo kot dokument. Iz iskalnega niza generiramo vektor v prostoru dokumentov po naslednji formuli:

$$\hat{q} = q^T U_k S_k^{-1},$$

ki jo izpeljemo iz naslednjih formul:

$$A = USV^T,$$

$$A^T = (USV^T)^T = VSU^T$$

$$A^T US^{-1} = VSU^T US^{-1},$$

$$V = A^T US^{-1},$$

$$\hat{q} = q^T US^{-1}.$$

Dobljeni vektor $\hat{q}$ je v enakem prostoru kot stolpci v matriki V_k. Dokumenti oz. stolpci matrike V_k, ki najbolj ustrezajo poizvedbi so tisti, ki so dovolj blizu vektorju $\hat{q}$. Za razdaljo uporabimo kosinus kota med vektorjem.

$$cos(\alpha) = \frac{\hat{q} \cdot \vec{v_i}}{\|\hat{q}\| \cdot \|\vec{v_i}\|}$$

3 Rezultati

Za bazo podatkov smo se odločili za recepte jedi. Testirali smo nad 260 dokumenti in dobili presenetljive rezultate. Metoda je bila zelo uspesna in nasla pravilne rezultate. Med testiranjem smo tudi opazovali kako se spreminjajo iskalni rezultati, v primeru, da spremenimo stevilo uporabljenih lastnih vrednosti. Izkazalo se je da smo ze pri 50 lastnih vrednosti dobili dovolj natancne rezultate.

3.1 Primerjava glede na stevilo uporabljenih lastnih vrednosti

4 Dodajanje dokumentov in besed

Predpostavimo, da je začetna matrika že zgrajena in SVD te matrike izračunan. Če želimo dodati nove dokumente oz. nove besede, obstajata dve možnosti za dodajanje:

1. ponovno generiranje začetne matrike in izračunavanje SVD,
2. metoda *folding-in* ali zgibanje, ki je hitrejša.

4.1 Ponovno izračunavanje SVD

Za to možnost se odločimo, ko dodamo veliko število dokumentov oz. besed. Ponovno zgradimo začetno matriko in SVD razcep. Ponovni izračun SVD-ja omogoča, da nove besede in dokumenti neposredno vplivajo na latentno semantično strukturo, saj se ustvari nova začetna matrika in s tem drugačen SVD razcep. Slabost je, da ponovno izračunavanje SVD velike matrike zahteva veliko časa in pomnilnika.

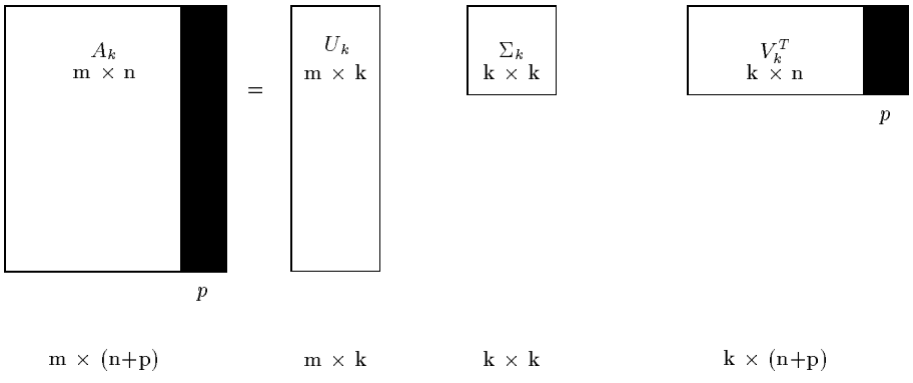
4.2 Metoda folding-in ali zgibanje

Metoda zgibanja temelji na obstoječi latentni semantični strukturi, trenutni matriki, zato nove besede in dokumenti ne vplivajo na prestavitev ze obstoječih izrazov in dokumentov. Ta metoda zahteva manj časa in pomnilnika, vendar lahko poslabša prestavitev novih izrazov in dokumentov.

Postopek je enak postopku za vektor poizvedbe. Vsak nov dokument je predstavljen kot utežena vsota njegovih sestavnih vektorjev izrazov.

$$\hat{d} = d^T U_k S_k^{-1}$$

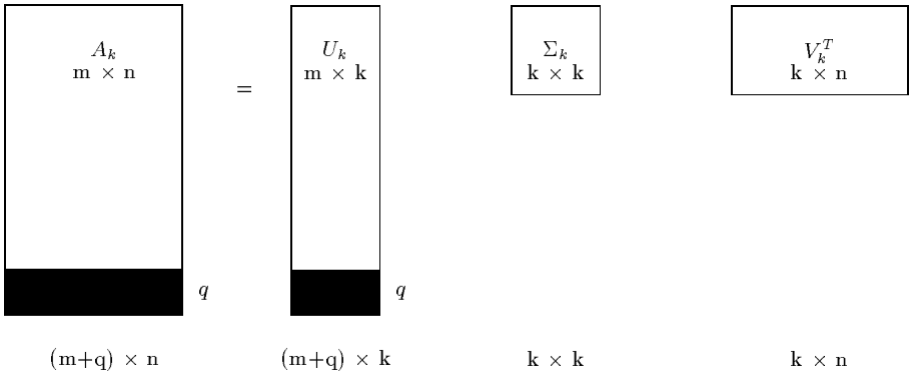
Izračunan vektor je dodan naboru obstoječih vektorjev dokumentov ali stolpcev v matriki V_k.



Podobno lahko nove besede izrazimo kot uteženo vsoto vektorjev dokumentov, v katerih se pojavljajo.

$$\hat{t} = tV_k S_k^{-1}$$

Izračunani vektor je dodan naboru obstoječih vektorjev besed ali stolpcev v matriki U_k.



5 Viri in literatura

1. M. W. Berry, S.T. Dumais, G.W. O'Brien, Michael W. Berry, Susan T. Dumais, and Gavin. Using linear algebra for intelligent information retrieval. SIAM Review, 37:573–595, 1995.

2. Susan T. Dumais. Improving the retrieval of information from external sources. Behavior Research Methods, Instruments, & Computers, 23(2):229– 236, 1991.