LSI Vektorový model

Popis projektu

Cílem našeho projektu bylo vytvořit webovou aplikaci, která by implementovala LSI vektorový model k vyhledávání nad kolekcí textových dokumentů.

Vstupem do vyhledávacího formuláře je textový dotaz uživatele, podobně jako u klasických webových vyhledávačů, a hodnota přepínače, která určuje, zda bude vyhledáváno v kolekci sekvenčně, nebo optimalizovaně pomocí LSI vektorového modelu.

Výstupem aplikace je seřazený seznam náhledů dokumentů z kolekce, které nejpřesněji odpovídají zadanému dotazu. Daný náhled je možno rozkliknout a přečíst v plném rozsahu.

Způsob řešení

Data

Za zdroj textových dat jsme si vybrali dataset
20 newsgroups (http://qwone.com/~jason/20Newsgroups/).
Vstupem z tohoto datasetu je tedy kolekce cca. 20 tisíc textových dokumentů rozdělených téměř rovnoměrně do 20 kategorií. Tento dataset stahujeme přímo pomocí
knihovní funkce (https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.datasets.fetch_20newsgroups.html)
v scikit-learn.

Čištění dat

Textová data mohou obsahovat nežádoucí ruch, proto bylo potřeba je pročistit. S dokumenty postupně provádíme tyto úpravy:

1. všechna písmena převedeme na písmena malá
2. odstraníme e-mailové adresy
3. odstraníme non-alfabetické znaky
4. lematizujeme slova
5. odstraníme krátká slova

Vytvoření vyhledávacího modelu

Nejprve si vyrobíme term-by-document matici o rozměrech (<počet dokumentů>, <počet termů>).
Hodnoty v ní převážíme pomocí tf-idf schématu.

Tuto matici dekomponujeme pomocí singular-value-decomposition (SVD) na matice:

- **u**
    - rozměry: (<počet dokumentů>, <k = počet konceptů>)
    - concept-by-document matice
- **s**

    - rozměry: (<n = počet konceptů>,)
    - vektor konceptů

- **vt**

    - rozměry: (<k = počet konceptů>, <počet termů>)
    - koncept-by-term matice

Hledání optimálního počtu konceptů

Naším cílem bylo najití optimálního počtu k konceptů tak, aby k bylo co nejnižší (kvůli rychlosti vyhledávání) a zároveň výsledky co nejpřesnější.

Zobrazení dotazu do prostoru konceptů

Dále je zapotřebí zobrazit lematizovaný dotaz uživatele do prostoru konceptů jako vektor, následně změřit kosinovou vzdálenost v tohoto vektoru od ostatních vektorů dokumentů.

Implementace

Jazyk

K vývoji jsme použili programovací jazyk Python (https://www.python.org/)
a mikro webový framework Flask (https://flask.palletsprojects.com/en/1.1.x/).

Knihovny

- Pandas (https://pandas.pydata.org/) k analýze a zpracování dat
- Numpy (https://numpy.org/) a Scipy (https://www.scipy.org/) k práci s maticemi
- NLTK (https://www.nltk.org/) k analýze přirozeného jazyka
- scikit-learn (https://scikit-learn.org/stable/) k vytváření LSI modelu
- Kneed (https://kneed.readthedocs.io/en/stable/) k hledání zlomů v křivce optimálního počtu konceptů

Při testování našich nápadů jsme využili Jupyter notebook (../logic/logic.ipynb).

Celá aplikace je kontejnerizovaná v Dockeru (https://www.docker.com/).

Stavba aplikace

Veškerá logika aplikace se nachází v modulu
lsiModel (../lsiModel.py)
respektive ve třídě LSI uvnitř něj.

Důležité třídní metody:

- prepare

    - pokud není lokálně stažen dataset s dokumenty, stáhne je
    - pročistí dokumenty
    - vytvoří model pro vyhledávání (ten se vytvoří pouze jednou při inicializaci, poté už zůstává uvnitř třídy)

- svd_optimal_k

    - nalezne optimální počet konceptů

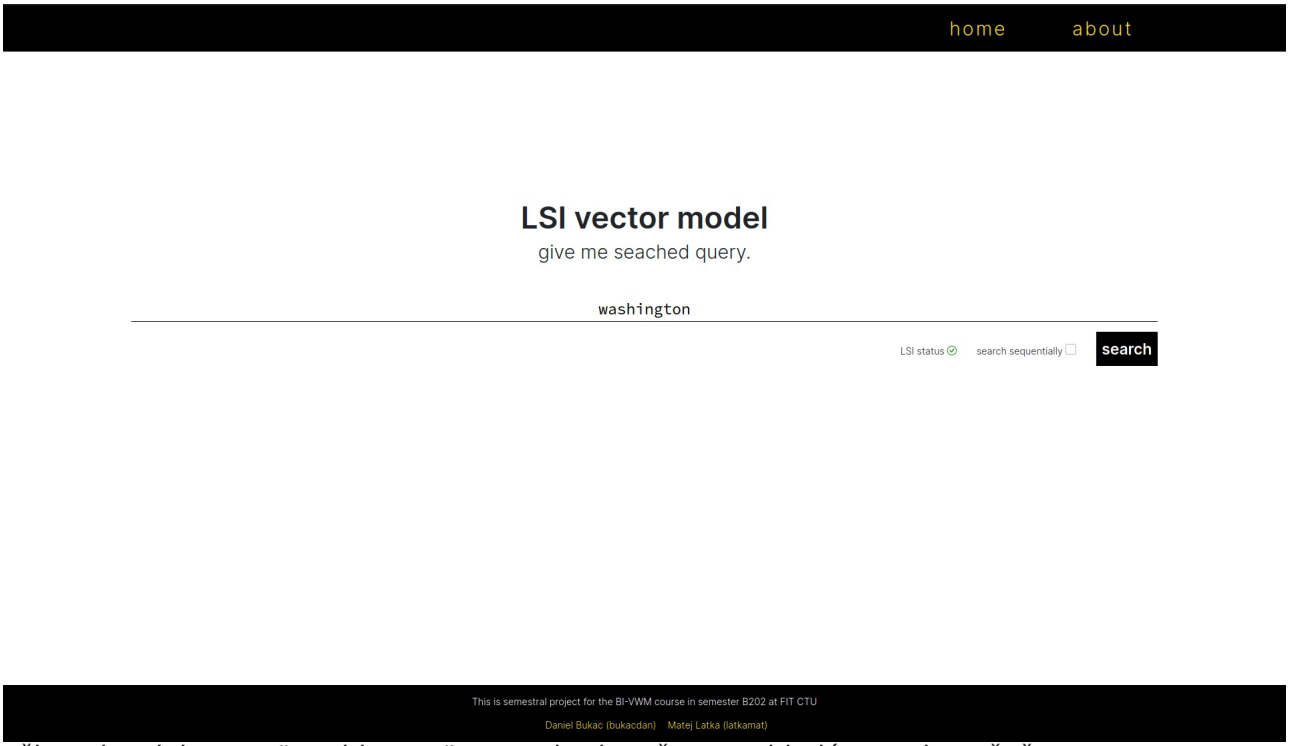
- process_query
    - zpracuje dotaz uživatele a promítne jej do prostoru konceptů
    - změří kosinovou podobnost mezi dotazem a dokumenty
    - lematizuje dotaz
    - vrátí list odpovídajících dokumentů k dotazu

- process_query_seq
    - rozdělí uživatelův dotaz na slova
    - pro každé slovo sekvenčně prochází term-document matici a vrací dokumenty, ve kterých se slovo nachází

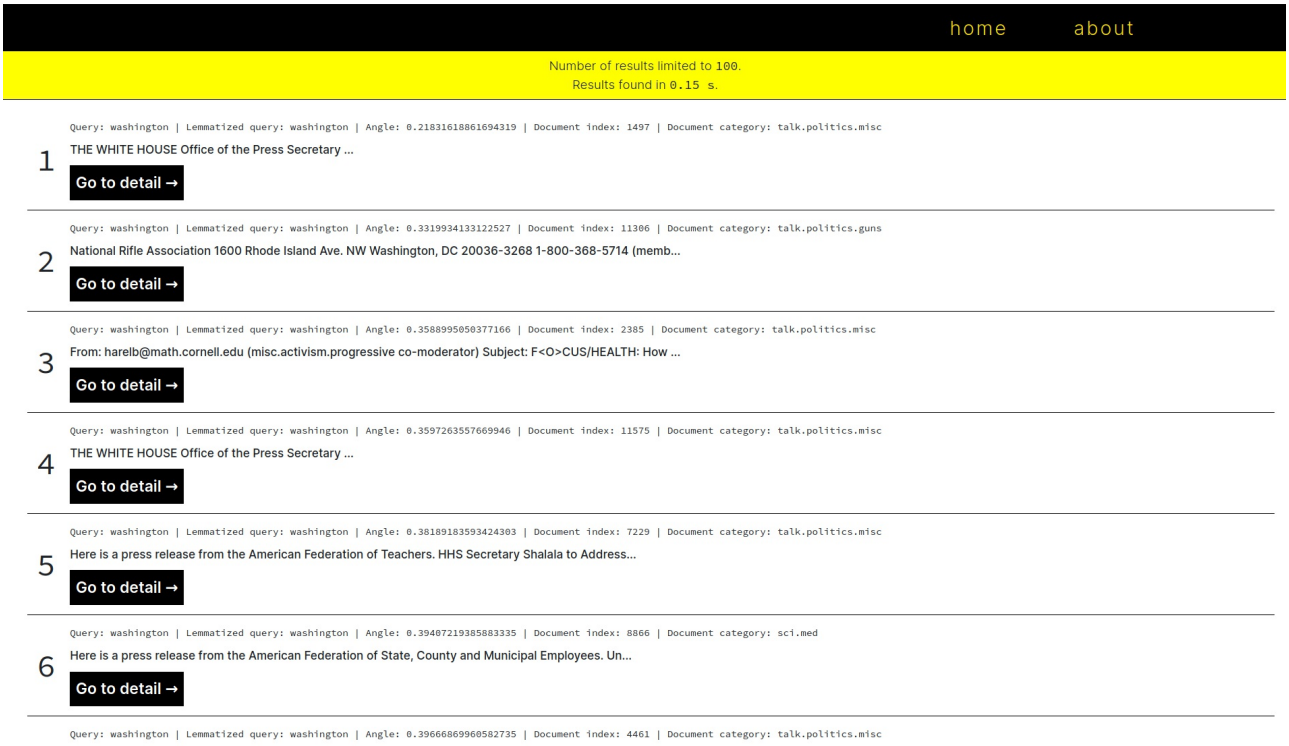
Třídu je při prvním spuštění třeba inicializovat. Tato operace může trvat 1-2 minuty. Po celou dobu aplikace do konzole vypisuje, co právě dělá.

Když uživatel potvrdí dotaz ve formuláři na hlavní stránce, je tento dotaz předán LSI třídě. Ta dotaz vyhodnotí a vrátí nazpět list výsledných dokumentů. Ty jsi zobrazeny v seznamu výsledků.

Ukázka vstupu



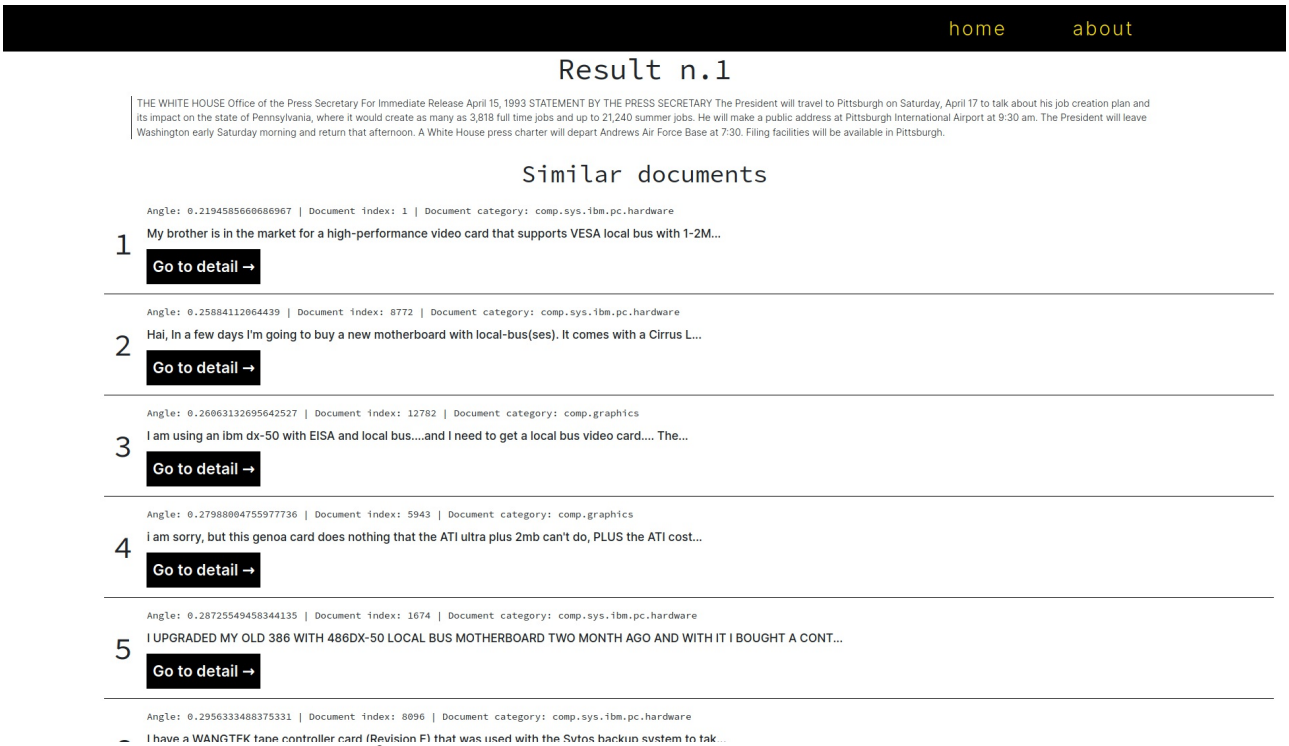
uživatel zadal vstup "washington" a nevybral možnost vyhledávat sekvenčně



Aplikace vrátila 100 výsledků za 0.15s.

Každý výsledek má nad sebou popsaný:

- původní dotaz
- lematizovaný dotaz
- úhlovou vzdálenost výslekdu
- index dokumentu
- kategorii dokumentu

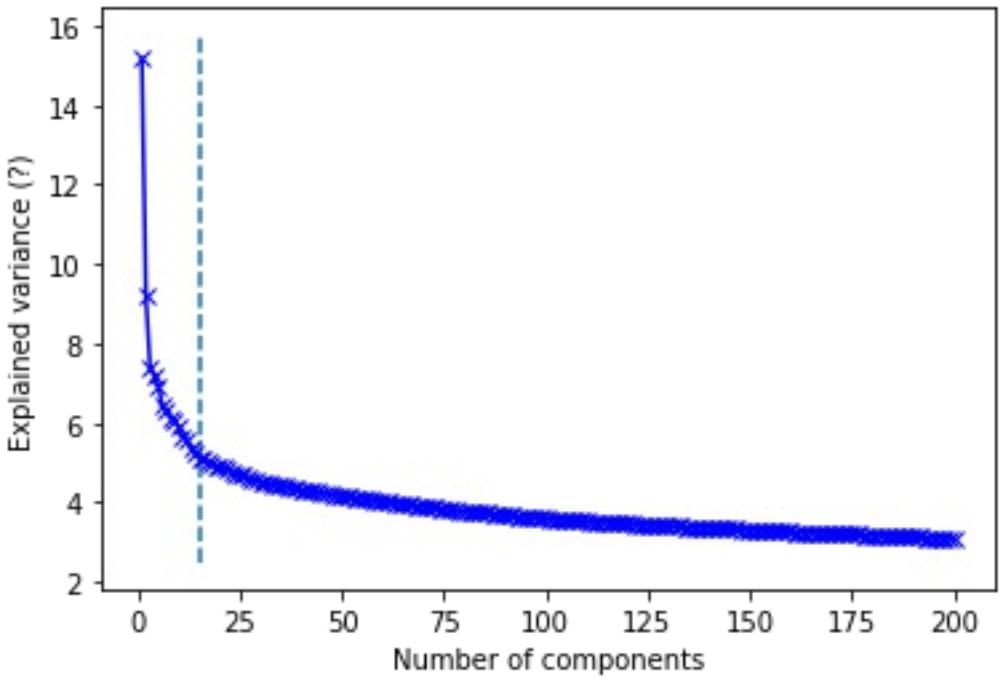


V horní části obrazovky je původní text (bez našich úprav) v plném rozsahu.

Pod ním jsou vylistované jemu podobné dokumenty.

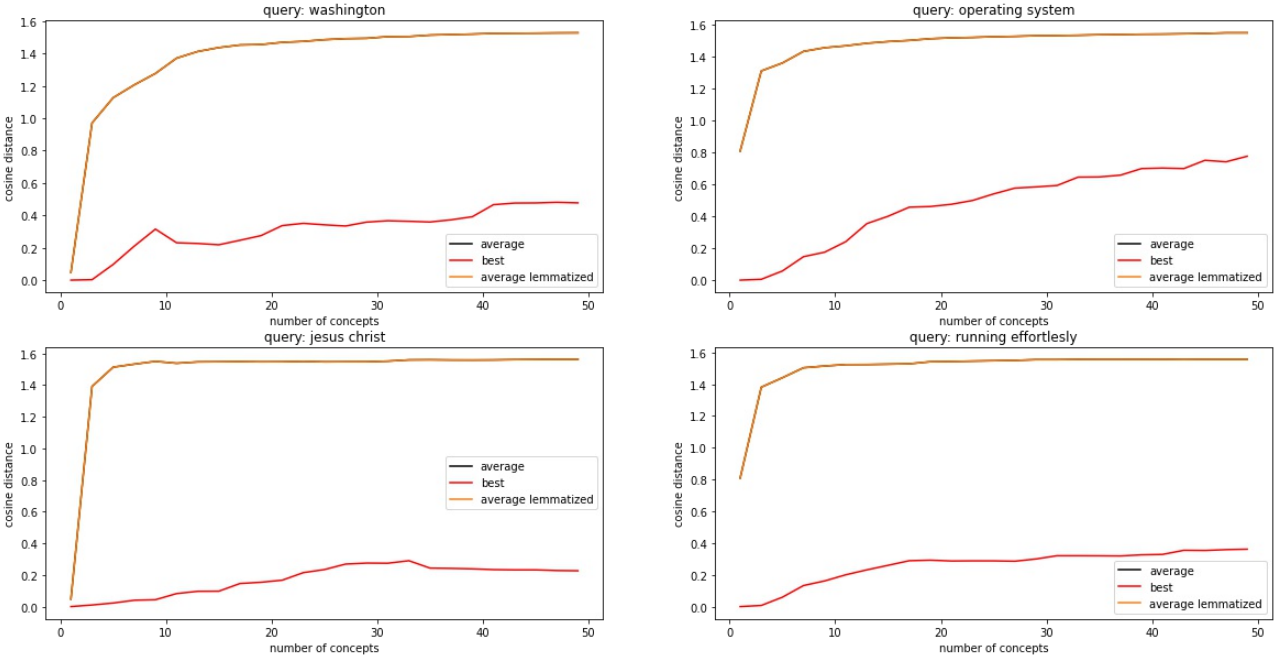
Experimentální sekce

Nejprve bylo potřeba určit optimální počet K konceptů. Vyzkoušeli jsme pro K hodnoty z intrevalu <1, 200> a pozorovali hodnoty v matici S při singular value decomposition.



Na ose x je vynešen počet konceptů, na ose y hodnoty singular values tedy "důležitost" konceptů. Křivka se lomí v bodě x=15

V dalším experimentu zkoušíme hodnoty pro K z intervalu <1, 50> a inkrementujeme o 2 (pro více hodnot trval výpočet příliš dlouho). Zároveň pro každou hodnotu K zkoušíme dotaz zpracovat s lemmatizací i bez. Výsledky zkoušíme na 4 různých dotazech.



V grafech je vidět, že pro nižší hodnoty K je kosinová vzdálenost menší, nicméně při prozkoumání výsledných dokumentů se ukázalo, že nejsou příliš relevantní pro dotaz. Rostoucí funkce průměrné kosinové vzdálenosti v závislosti na K se láme zhruba okolo bodu K=15, což odpovídá předchozímu experimentu.

Zároveň se ukázalo, že lemmatizace dotazu nemá žádný vliv na výsledky (křivka průměrné vzdálenosti s lemmatizací kopíruje křivku bez lemmatizace).

Diskuze

Největším problémem modelu je, že pokud je mu zadán dotaz, který se neobjevuje v žádném z dokumentů a ani v žádném z konceptů, tedy vektor tohoto dotazu je nulový, všechny dokumenty v kolekci jsou stejně dobré, tedy mají stejnou kosinovou vzdálenost. Model proto vrátí jako nejlepší výsledek první dokument v kolekci (shodou náhod o Pittsburg Penguins a Jaromíru Jágrovi).

Dalším nedostatkem je řešení sekvenčního prohledávání. V ideálním případě by mělo být realizováno pomocí nastavení počtu konceptů K na maximální hodnotu (v našem případě počet dokumentů).
Pro takto vysokou hodnotu (téměř 20000) nám však nestačila operační paměť a program zkolaboval.

Závěr

Podařilo se nám implementovat LSI vektorový model k information retrieval. Při zadání dotazu, který je možné v dokumentech najít, model vrací relevantní výsledky.

Při řešení jsme se potýkali s menšími problémy, nejzávažnější pro logiku modelu bylo správné zobrazování dottazu do prostoru konceptu. Samozřejmě nemohly chybět ani zádrhely s webovým GUI.

Projekt hodnotíme jako zajímavý a přínosný.