

Rozšířený booleovský model BI-VWM.21

Verze z 28. dubna 2024

Autoři:

Martin Efler (eflermar), Martin Eliáš (eliasma7)



Obsah

Pop	ois projektu	3
Způ	ůsob řešení	3
2.1	Invertovaný seznam	3
2.2	Zpracování dotazu	3
	2.2.2 OR	4
lmp	plementace	4
3.1	Dokumenty	4
	3.1.2 Lemmatizace	5
3.2	Invertovaný seznam a term-document matice	5
	·	
	3.2.2 Tvorba invertovaného seznamu a term-document matice	5
3.3	Parsování výrazu a výpočet relevance	5
Přík	klady vstupu a výstupu	6
Exp	perimentální sekce	7
5.1	Rychlost zpracování výrazu	7
5.2		
5.3	Rychlost zpracování výrazů v závislosti na počtu dokumentů	10
Disk	kuze	10
Záv	věr	11
	Zpt 2.1 2.2 Imp 3.1 3.2 3.3 Příl Exp 5.1 5.2 5.3 Dis	2.2.1 AND 2.2.2 OR 2.2.3 NOT 2.2.4 Složitější dotaz Implementace 3.1 Dokumenty 3.1.1 Získání raw textu 3.1.2 Lemmatizace 3.2 Invertovaný seznam a term-document matice 3.2.1 Výpočet tf-idf 3.2.2 Tvorba invertovaného seznamu a term-document matice 3.3 Parsování výrazu a výpočet relevance Příklady vstupu a výstupu Experimentální sekce 5.1 Rychlost zpracování výrazu 5.2 Rychlost tvorby term-dokument matice a invertovaného seznamu



1 Popis projektu

Cílem projektu je implementovat webovou aplikaci, která umožní vyhledávání v kolekci dokumentů s využitím rozšířeného booleovského modelu. Dotaz je tvořen booleovským výrazem, který se skládá z hledaných slov (termů), které jsou spojené logickými spojkami AND, OR a NOT. Aplikace na základě zadaného dotazu vytvoří seznam dokumentů, který je seřazen dle relevance vůči dotazu, a zobrazí ho. Ze seznamu poté lze konkrétní dokument vybrat a prohlížet.

2 Způsob řešení

2.1 Invertovaný seznam

Pro každý term si do slovníku uložíme jeho váhu v jednotlivých dokumentech pomocí následujícího vzorce.

$$tfidf = \frac{f_{t,d}}{max_t\{f_{t,d}\}} \cdot \log(\frac{\#d}{\#d_t})$$

kde $f_{t,d}$ je frekvence termu v daném dokumentu, $max_t\{f_{t,d}\}$ je nejvyšší frekvence daného termu skrze dokumenty, #d je počet dokumentů a $\#d_t$ je počet dokumentů obsahující term. Tato hodnota je následně ještě normalizována do intervalu <0,1> pomocí min-max normalizace

$$tfidf_{scaled} = \frac{tfidf - tfidf_{min}}{tfidf_{max} - tfidf_{min}}$$

Pro zjednodušení předpokládáme, že alespoň jeden term se neobjevuje ve všech dokumentech a tudíž bude minimum odpovídat nule. Tím se vzorec ještě zjednodušší a zůstane jen

$$tfidf_{scaled} = \frac{tfidf}{tfidf_{max}}$$

2.2 Zpracování dotazu

Při zpracování dotazu je potřeba spočítat relevanci pro všechny dokumenty a následně je dle ní seřadit. Pokud dotaz obsahuje pouze jeden term, odpovídá relevance jeho váze v daném dokumentu – $tfidf_{term}$. V dotazu lze termy buď řetězit pomocí AND a OR nebo negovat pomocí NOT.

2.2.1 AND

homer AND lisa AND santa

$$1 - \sqrt{\frac{(1 - homer)^2 + (1 - lisa)^2 + (1 - santa)^2}{3}}$$



2.2.2 OR

homer OR lisa OR santa

$$\sqrt{\frac{homer^2 + lisa^2 + santa^2}{3}}$$

2.2.3 NOT

NOT santa

1 - santa

Takto můžeme počítat negaci díky normalizaci do <0,1>.

2.2.4 Složitější dotaz

(homer AND lisa) OR NOT santa

$$\sqrt{\frac{1 - \sqrt{\frac{(1 - homer)^2 + (1 - lisa)^2}{2}}}{2} + (1 - santa)^2}$$

3 Implementace

Pro naši aplikaci jsme použili Python s hlavními knihovnami *nltk* - práce s textem, *flask* - práce s webovou aplikací, a pomocnými *zipfile, pysrt, matplotlib*.

3.1 Dokumenty

Naši databázi simulujeme hromadou lokálně uložených textových souborů. Vybrali jsme si titulky ze seriálu The Simpsons, jelikož se nejedná ani o zanedbatelně malou, ani zbytečně velkou kolekci dat. Navíc se v dokumentech budou často objevovat například jména postav, díky čemuž se model dobře testuje.

3.1.1 Získání raw textu

Při získávání samotných textových dokumentů, které by bylo možné dále použít, jsme o spoustu epizod přišli. Nejdříve je nutné soubory odzipovat, což se ne u všech povedlo, dále je potřeba převést původní srt soubor do čistě textové podoby. Tedy bez pořadí stopy, timestampů a podobných dat, které jsou u titulků potřeba, ale s obsahem nemají nic společného. Tam nastala další hromada problémů, takže nám nakonec zůstalo cca 350 použitelných souborů, což, při průměrně 2000 slov na soubor, bohatě stačí.



3.1.2 Lemmatizace

Ze souborů jsme nejdříve odstranili přebytečné mezery a apostrofy. Pomocí knihovny *nltk.word_tokenize* získáme z textu tokeny slov. Z nich odstraníme stopwords pomocí knihovny *nltk.corpus.stopwords*, slova kratší než 2 znaky a zkrácené tvary typu '*ll*, které knihovna nerozpozná jako *will*. O samotnou lemmatizaci se nám stará knihovna *nltk.WordNetLemmatizer*.

3.2 Invertovaný seznam a term-document matice

3.2.1 Výpočet tf-idf

Před tvorbou invertovaného seznamu a matice si nejdříve předpočítáme hodnoty potřebné k výpočtu tfidf. Postupně projdeme všechny lematizované dokumenty a ukládáme si počty všech nalezených výskytů termů přes všechny dokumenty, pro konkrétní dokument a maximalní výskyt termu v dokumentu (realizováno pomocí dvou dictionary). Následně se pro každou kombinaci termu a dokumentu vypočítá jeho hodnota tf-idf (podle výše zmíněného vzorce) a následně jsou tyto hodnoty normalizovány.

3.2.2 Tvorba invertovaného seznamu a term-document matice

Pro invertovaný seznam jsou tyto hodnoty uloženy v dictionary, kde klíč je term a hodnota další dictionary, kde klíč je id dokumentu a hodnota tf-idf pro zadanou kombinaci termu a dokumentu (pro každý term jsou v jeho vnitřním dictionary tf-idf hodnoty pouze pro dokumenty, ve kterých se term vyskytuje). Pro term-document matici jsou hodnoty uložené ve 2D poli, kde první index odpovídá dokumentům a druhý index odpovídá termům a hodnotou je opět tf-idf (pro každý dokument jsou zde uloženy tf-idf hodnoty pro všechny termy, nezávisle na tom, jestli se v nich term vyskytuje)

3.3 Parsování výrazu a výpočet relevance

Náš parser je rekurzivní funkce, která nejdříve rozdělí zadaný výraz na podvýrazy (těmi jsou buď samotné termy nebo další složené výrazy) a poté se sama zavolá na každý takto nalezený podvýraz. Pokud je podvýraz samotný term, naleznou se v invertovaném seznamu hodnoty tfidf pro všechny dokumenty a funkce vrátí list těchto hodnot. Tyto hodnoty jsou následně dosazeny do vzorců pro "and" nebo "or" (podle toho, který operátor se v podvýrazu vyskytuje) a znegovány, pokud podvýrazu předcházel operátor "not". Postupně se tak z funkce vrátí list výsledných hodnot relevance. List se už pak jen seřadí a zkrátí na požadovanou délku. Parser navíc kontroluje, jestli se nestřídají v jednom podvýrazu operátory, jestli nechybí operátor a jestli sedí počet závorek.



4 Příklady vstupu a výstupu



Obrázek 1: Příklad výstupu pro vstup "(bart and lisa) or not homer".



Obrázek 2: Zobrazení obsahu souboru "The Simpsons - 6x21 - The PTA Disbands.en.txt".



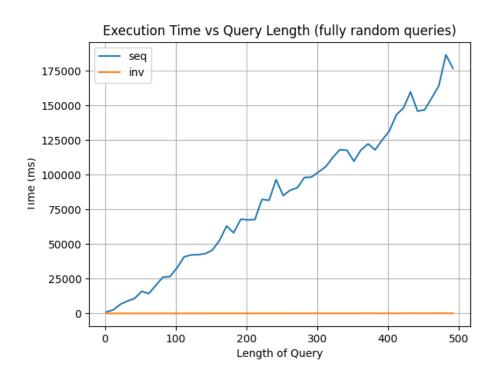


Obrázek 3: Chybová hláška pro špatně použité závorky.

5 Experimentální sekce

5.1 Rychlost zpracování výrazu

Pro experimentování s výrazy jsme naimplementovali jednoduchý generátor náhodných výrazů zadané délky. Výrazy jsou náhodně generovány pouze z termů ze slovníku a mohou obsahovat vnořené výrazy a zápory.



Obrázek 4: Graf rychlosti zpracování výrazu v závilosti na jeho délce (modrá sekvenční, oranžová invertovaný seznam)



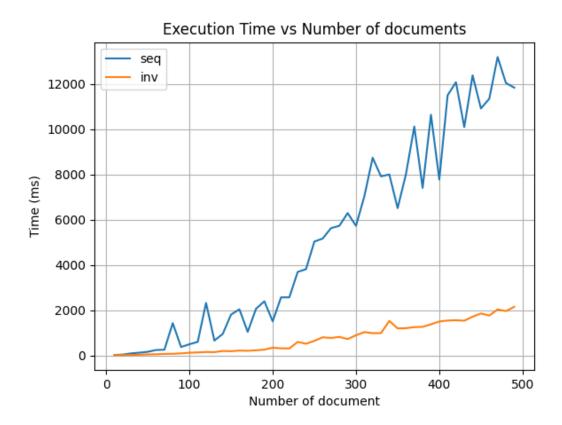
Execution Time vs Query Length (random queries without sub-queries) 120000 inν 100000 80000 lime (ms) 60000 40000 20000 0 100 200 300 400 500 0 Length of Query

Obrázek 5: Graf rychlosti zpracování výrazu v závilosti na jeho délce (modrá sekvenční, oranžová invertovaný seznam)

Z předchozích dvou grafů můžeme vidět, že je skutečně použití term by document matice výrazně pomalejší, než použití invertovaného indexu. Skoky v rychlosti jsou nejspíš způsobeny náhodností výrazů. V první verzi jsou použity výrazy s podvýrazy a ve druhém pouze nezanořené výrazy.



5.2 Rychlost tvorby term-dokument matice a invertovaného seznamu

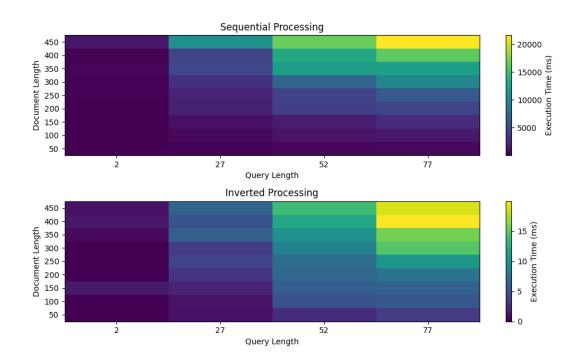


Obrázek 6: Graf rychlosti přípravy term-document matice a invertovaného seznamu v závilosti na počtu dokumentů (modrá matice, oranžová invertovaný seznam)

Zde opět můžeme vidět, že je použití invertovaného indexu výrazně efektivnější. Pokoušeli jsme se měřit i množství využité paměti, ale vnitřní implementace Pythonu nám nedokázala vrátit použitelná data (Python si ukládání zdánlivě náhodně optimalizuje a na různých zařízeních zabíral stejný slovník jinak velkou část paměti).



5.3 Rychlost zpracování výrazů v závislosti na počtu dokumentů



Obrázek 7: Heatmapa rychlosti zpracování výrazu v závisloti na délce výrazu a počtu dokumentů

Z heatmap jde vidět, že je opět řádově lepší invertovaný seznam. Tam je doba zpracování závislá hlavně na délce výrazu. U sekvenčního přístupu pak ovlivňují efektivitu oba faktory výrazněji.

6 Diskuze

Během implementace jsme narazili na několik problémů:

- Vzhledem k předchozí nezkušenosti s webovými aplikacemi se nám nakonec podařilo udělat jen velmi základní interface. Aplikace běží pouze lokálně a na reálné čtení nalezených dokumentů, je prakticky nepoužitelná, jelikož původní textové soubory nejsou nijak upravené.
- Trochu práce navíc by si rozhodně zasloužilo ošetření vstupu do parseru, to máme jen velmi základní.
- Nejspíš by se vyplatilo mít někde uložený invertovaný seznam (případně term-document matici), v naší implementaci se vždy počítá při spuštění aplikace. Přitom by stačilo ho přepočítávat jenom při změně dokumentů.



- Naše provedení experimentů způsobilo velké množství duplicitního kódu. Přitom by stačilo jen nějak parametrizovat původní třídu, ale vzhledem k tomu, že šlo jen o vytvoření grafů, tak nám to přišlo zbytečné.
- Na poslední chvíli jsme opravovali parser, ten se původně volal zvlášť pro každý dokument, přitom ho stačilo zavolat jednou a počítat všechny dokumenty naráz (což výrazně urychlilo výpočet).
- Naše reprezentace databáze není ideální. Pro větší množství souborů je náše lokální uložení prakticky nepoužitené a aplikace jako taková je nenasaditelná.

7 Závěr

Celkově si myslíme, že se nám podařilo splnit velkou část zadání projektu. Vylepšení by si rozhodně zasloužila experimentální část práce, protože jsme pouze porovnávali sekvenční a nesekvenční přístup. Projekt nás bavil a jsme rádi, že jsme se s danou problematikou blíže seznámili.