

Fiche RI

Charles Vin

2023

1 Généralité

- RI ad-hoc : c'est ce qu'on fait : trouver parmi un ensemble d'articles ceux qui concernent un sujet spécifique.
- Indexation = encodage des documents avec un modèle RI
- Deux types d'index
 - Index normal : Document : (terme, nombre)
 - Index inversé : Mot : (document, nombre)
- Stemming : ne garde que la racine des mots, un peu moche
- Lematization : retour vers un mot complet
- Strategie de recherche :
 - Problème : On a beaucoup de doc, on cherche les K premiers
 - Deux strat pour index inversé :
 - TAAT : traiter les terme un par un, fonctionne bien sur des petits corpus où il y a une grande différence de score
 - DAAT : traiter les doc un par un, plus efficace pour les grandes collections, plus

2 Métrique

Précision et rappel

- Recall : Pourcentage de documents pertinents renvoyés parmi tous ceux qui sont pertinents. Utilisé quand les faux négatifs sont couteux (exemple : le médical).

$$\frac{\|R \cap P\|}{\|P\|}.$$

Avec R l'ensemble des documents renvoyés et P les documents pertinents.

- Précision : Pourcentage de documents pertinents renvoyés parmi ceux renvoyés. Utilisé quand les faux positifs sont couteux (exemple : la RI).

$$\frac{\|R \cap P\|}{\|R\|}.$$

Avec R l'ensemble des documents renvoyés et P les documents pertinents.

- C'est un compromis, augmenter l'un fait baisser l'autre

3 Loi de Zipf

Stipule que la fréquence d'occurrence d'un mot est inversement proportionnelle à celle de son rang. Le 1er mot est environ 2 fois plus fréquent que le 2nd qui est 2 fois plus fréquent que le 3e etc..

$$\frac{\frac{1}{r^s}}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{n^s}} \approx \frac{1}{r^s}.$$

Avec r le rang, N la taille du corpus et s un paramètre spécifique au corpus

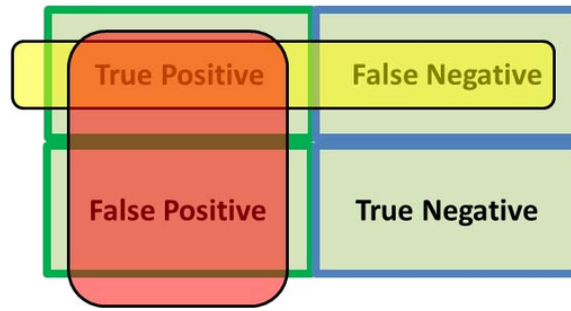


Figure 1 – En rouge la précision, en jaune le rappel

4 Loi de Heaps

Lien entre le nombre de mots distinct et le nombre de mots :

- les nouveaux mots apparaissent moins fréquemment quand le vocabulaire croît.
- La taille du vocabulaire n'a pas de borne supérieure (nom propres, erreur de typo)

$$V = Kn^\beta.$$

Avec V taille du vocabulaire, N taille du texte, K, β paramètre spécifique du texte.

5 TF-IDF

- Term Frequency : Une pondération locale, nombre occurrences du terme dans le document
- Inverse Document frequency : Une pondération globale, fréquence inverse décroît vers 0 si le terme apparaît dans tous les documents $\frac{N}{df(t_i)}$ avec df nombre de documents contenant le terme.
- TF-IDF : $tf * idf$, il existe plein de variance

6 Modèle booléen

7 Modèle vectoriel

8 Modèle probabiliste

Soit R une v.a.r binaire pour un document d est pertinent pour la question q .

- On cherche la proba $P(R|q, d)$ que le document soit pertinent pour la question et le document.
- Par bayes on tombe sur $P(d|R, q)P(R|q)$.
- Un document se décompose en terme **indépendant** de cette manière $d : (\bigwedge_{t \in d}) \wedge (\bigwedge_{t \notin d} t \notin d)$
- $\prod_{t \in d} P(t \in d|R, q) \prod_{t \notin d} P(t \notin d|R, q)P(R|q)$
- Et on peut estimer la proba qu'un terme apparaisse dans un document $p_t = P(t \in d|R, q), 1 - p_t = P(t \notin d|R, q)$.
- Finalement on peut développer un peu avec un tricks sur le produit et virer les constantes

$$\begin{aligned} P(R|d, q) &= P(R|q) \prod_{t \in d} p_t \prod_{t \notin d} 1 - p_t \\ &= P(R|q) \prod_{t \in d} p_t \frac{1}{1 - p_t} \prod_{t \in \mathcal{T}} 1 - p_t \\ &\propto \prod_{t \in d} p_t \frac{1}{1 - p_t} \end{aligned}$$

- De base le model pose $\frac{P(R|q, d)}{P(R|q, d)}$, même développement qu'au dessus, puis passage au log pour obtenir un score

$$s(q, d) = \sum_{t \in q \cap d} \log \frac{p_t(1 - p_t)}{u_t(1 - p_t)}.$$

- On estime les proba par max vraisemblance qui donne juste la fréquence des termes
- On peut intégrer un prior sur $P(d)$ mais je sais honnêtement pas à quelle étape : longueur du doc, longueur moyenne des mots, date, nombre de lien, pagerank

8.1 BM25/Okapi

Si $t \notin d \Leftrightarrow TF_t = 0$ puis avec une modélisation de poisson sur la valeur de ce terme, on retombe sur la formule du coef BM25. Woah qu'est ce que c'est que ce truc c'est le futur à estimer les param de la poisson

9 Modèle de langue

Basé sur l'idée que pour faire une recherche on imagine les mots que le documents pertinent vas contenir. Quel est la proba que le document soit généré par le même modèle de langue que le document.

$$p(t_1, \dots, t_n) = \sum_t tf(t) \log P(t|\theta_{Md}) = \sum_t tf(t) \log p_t.$$

Par max vraisemblance + langragien $p_t = \frac{tf(t)}{\sum_t tf(t)}$. C'est très très flou dans le diapo.

Dans le cas où un mot de la requête n'apparaît pas dans le document, score = 0 → Lissage des probas = modèle de mélange multinomial entre la distribution des termes dans le document et la distribution des termes dans la collection = Dirichlet ou Jelinek-Mercer

10 Reformulation de requete

10.1 Revelance feedback

Recalculer les poids des document en fonction du feedback des users et recalculer des nouveaux score. Modèle de Rocchio pour les modèles vectoriel

- Par le retour de l'utilisateur, deux ensembles de vecteur de document : les documents pertinent VS les non pertinents
- Vecteur moyen des documents pertinent → Correction de notre vecteur de question

Limite :

- Fiabilité des users sur les retours positif négatif
- Comment ils évalue la pertinence
- Mais on garde un effet de masse qui moyenne les erreurs

10.2 Pseudo revelance feedback

Sugestion d'une nouvelle requete en se basant sur les k premier document. Pour la trouver méthode de clustering, similarité des termes, ...

Limite :

- Couteux
- Query drift : si les top documents ne sont pas pertinents, la requete reformulée ne reflètera jamais le besoin de l'utilisateur (exemple : Apple et apple : on vas biaiser la requete vers un seul des deux sens)

11 Métrique

11.1 Métrique orientées rappel/précision

11.2 Métrique orientées rang