## TF-IDF

陸裕豪

November 17, 2020

## 文件矩陣

假設現在有 D 篇文件 (document),而所有文件中總共使用了 T 個詞彙 (term),我們就可以將文章轉換成以下類型的矩陣

某一個給定的詞語在該文件中出現的頻率,第 t 個詞出現在 第 d 篇文件的頻率記做 tf<sub>t,d</sub>。

Table: 文件矩陣

詞彙	文件 1	文件 2	• • •	文件 D
詞 1	10	1		2
詞 2	15	6		97
詞 3	28	54		77
詞 5	14	77		2

## 文件矩陣

第一欄第一列的「10」代表的是「 文件 1」中出現了 10 個「 詞 1」。這樣就可以用  $[10,15,28,\cdots,14]$  這個向量來代表「 文件 1」,同理「 文件 D」也可以用  $[2,97,77,\cdots,2]$  來表示。

- 問題1:
  每篇文章的總字數不一樣,例如詞2在文件2中出現6次, 在文件D中卻只出現97次,這樣是否代表詞2對文件D比較重要,對文件2比較不重要呢?
- 問題 2: 時常重複出現的慣用詞彙對一個文件的影響很大。比如說, 上圖中的詞 3 在每個文件中都出現好多次,可能是'the' 之類 的常用詞,如此一來文件 D 的向量就會被'the' 這個字所主 導,但'the' 這個詞其實沒什麼特別的意義。

### TF-IDF

#### TF-IDF 演算法包含了兩個部分

- 詞頻 (term frequency, TF)
- 逆向文件頻率 (inverse document frequency, IDF)



# 詞頻 (term frequency,TF)

TF 是處理每一個「文件」中所有「詞」的問題。

- 某一個給定的詞語在該文件中出現的頻率,第 t 個詞出現在 第 d 篇文件的頻率記做 tf<sub>t,d</sub>。
  - $tf_{t,d} = \frac{n_{t,d}}{\sum_{k=1}^{T} n_{k,d}}$
- 例如: 文件 1 總共有 100 個詞,而第 1 個詞在文件 1 出現的 次數是 10 次,因此  $tf_{1,1} = 10/100$ 。
- 第一個問題得到修正:以頻率看待文字的重要性,而非次數,使文章與文章之間更具可比較性。

# 逆向文件頻率 (inverse document frequency, IDF)

IDF 是處理每一個「詞」在所有「文件」中的問題。

• 假設「詞 t」在總共在  $d_t$  篇文章中出現過,「詞 t」的 IDF 定義為

$$idf_{t,d} = \log \frac{D}{d_t}$$

 假設 D 是'所有文件的總數'(但也可能為'所有詞的總數'), 由公式可以得知'詞'在越多文件中出現代表,相對應的 idf 會比較小,也就是這個'詞'可能不重要或沒太大意義,比如 說'is、with、the' 這類型的詞。

### TF-IDF

TF-IDF 就是透過 TF 和 IDF 算每一個「詞」對每一篇「文件」的分數 (score), 定義為

$$score_{t,d} = tf_{t,d} \times idf_t$$

4□ b 4 ₫ b 4 ₫ b 4 ₫ b 4 ₫ b 9 Q (3