Clasificación de documentos

Curso de procesamiento de lenguaje natural

Julio Waissman

Maestría en Tecnologías de la Información
Universidad Nacional de Misiones

9 de marzo de 2018

Problema de clasificación de documentos

- Una de las tareas más utilizadas de PLN
  - Análisis de polaridad
  - Determinación de tópicos
  - Detección de *spam*
  - Detección de autores
  - Identificación de idioma

- Se utilizan métodos de clasificación bien conocidos

- Transformación de la información:

$$\text{documento} \rightarrow (x_1, x_2, \ldots, x_{nd}) \rightarrow \mathbb{R}^M$$

donde M es el número de características que se extraen del documento

El método de la bolsa de palabras

Document 1

The quick brown fox jumped over the lazy dog's back.

Document 2

Now is the time for all good men to come to the aid of their party.

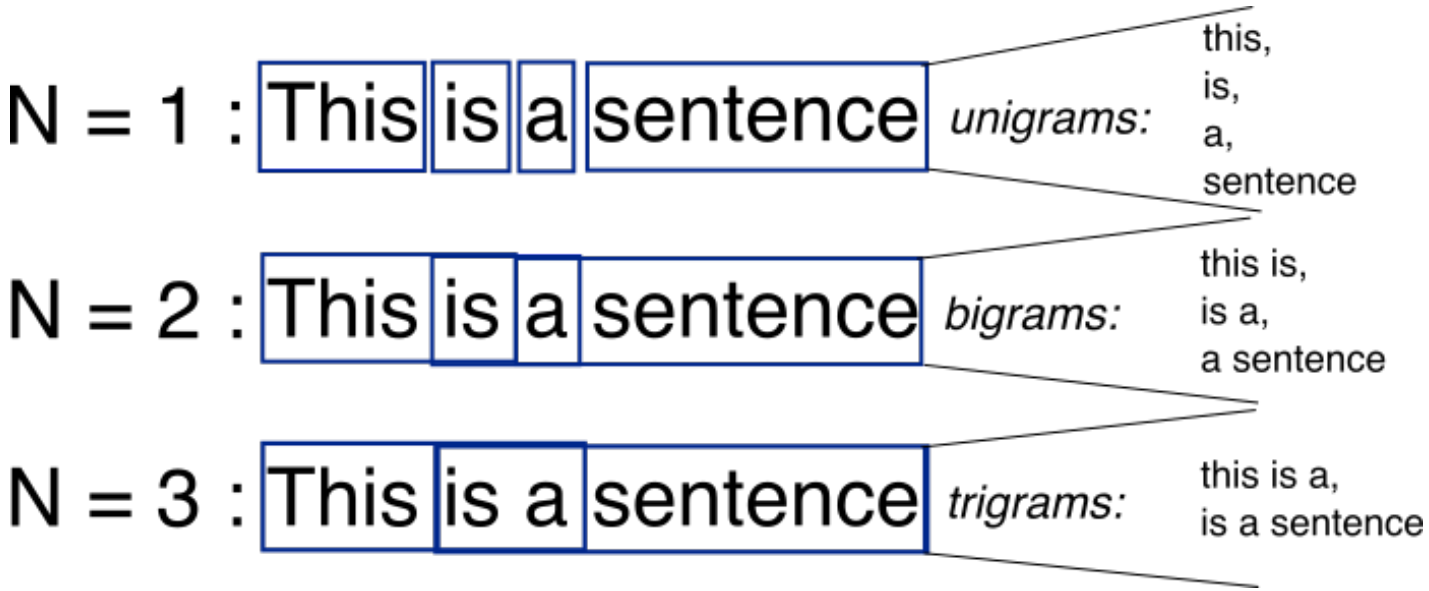
Term	Document 1	Document 2
aid	0	1
all	0	1
back	1	0
brown	1	0
come	0	1
dog	1	0
fox	1	0
good	0	1
jump	1	0
lazy	1	0
men	0	1
now	0	1
over	1	0
party	0	1
quick	1	0
their	0	1
time	0	1

Stopword List

for
is
of
the
to

Manteniendo algo del orden de las palabras

Se pueden agregar pares de tokens, tripletas, . . .



Explosión de la dimensión de las características

Explosión de características

- Si las características son muchas, entonces se pueden eliminar las que son muy frecuentes
- Tambien se pueden eliminar las que aparecen muy poco
- Si las características que quedan son las de mediana frecuencia, mientras más aparezca el token en el documento más importancia tiene para éste (*frecuencia del término en el documento*)
- Pero mientras la palabra aparezca en más documentos diferentes (*frecuencia de documentos con el término*), menos representativo es el token respecto a un caso específico.

TF-IDF

TF (Term frequency)

$$tf(t, d) = n_{t,d}$$

donde $n_{t,d}$ es la frecuencia que aparece el término t en el documento d

IDF (Inverse Document frequency)

$$idf(t, D) = \log\left(\frac{1 + n_D}{1 + df(D, t)}\right) + 1$$

donde n_D es el número de documentos y $df(D, t)$ es el número de documentos en los que aparece t

TF-IDF

$$tfidf(t, d, D) = tf(t, d) \cdot idf(t, D)$$

y se normalizan los valores para todos los documentos

Revisemos el ejemplo

Vamos a realizar la primera parte de la libreta

Clasificación de documentos

- Se tiene una serie de documentos conocidos asignados a una categoría

$$\{(d^1, y^1), (d^2, y^2), , (d^D, y^D)\}, \quad y \in \{C_1, \ldots, C_K\} = Y$$

- Cada documento se puede representar como un vector de características

$$\phi(d^i) = x^i = (x_1^i, x_2^i, \ldots, x_M^i), \quad x \in X$$

donde $\phi(\cdot)$ puede ser BOW, TF-IDF, ...

Objetivo de la clasificacion de documentos

Obtener una función $h : X \to Y$ parametrizada por $w = (w_0, \ldots w_P)$ tal que

$$\hat{y} = h(x; w)$$

de forma que $\hat{y}$ sea lo más plausible posible

Regresión logística

- Se basa en encontrar la probabilidad de una categoría, conociendo el texto, asumiendo una distribución de Beroulli

$$\Pr(y = C_k|x; w) = \sigma(x^T w) = \frac{1}{1 + \exp(-x^T w)}$$

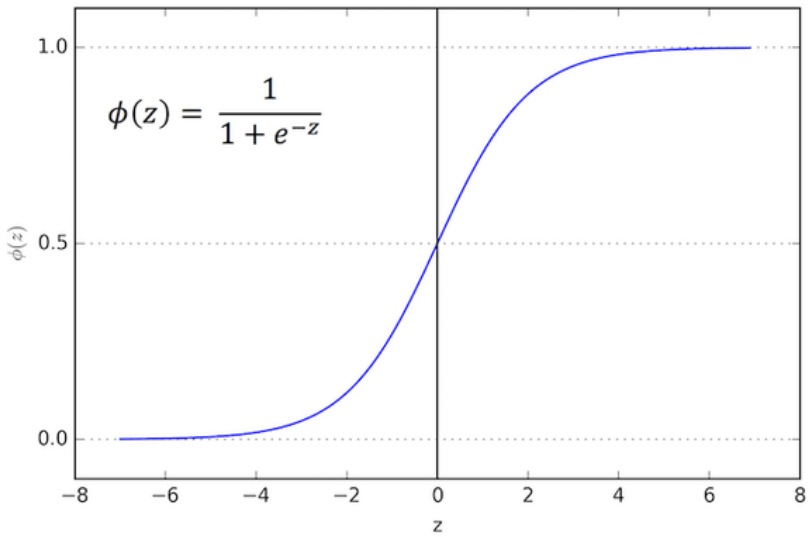
- Si solo hay dos categorías ($C = \{C_0, C_1\}$) se selecciona la categoría con más probabilidad

$$\hat{y} = h(x; w) = C_1 \text{ si } \sigma(x^T w) \geq 0{,}5 \text{ si no } C_0$$

- Si hay más de dos categorías se utiliza la estratégia *One vs Rest* donde se estima un vector de parámetros w^k por cada categoría C_k (¿Qué significa esto?). Se selecciona la categoría con mayor probabilidad

$$\hat{y} = h(x; w^1, \ldots, w^K) = C_{k^*} \text{ donde } k^* = \arg \max_{k \in \{1,\ldots,K\}} \sigma(x^T w^k)$$

Más sobre la regresión logística



El criterio de *optimización* es la máxima verosimilitud con regularización (¿Qué es esto?). Los vectores $w^1, \ldots, w^K$ los vamos a encontrar *minimizando* la función

$$\frac{1}{D}\sum_{i=1}^{D}\sum_{k=1}^{K} 1\{y^i = C_k\} \log\left(\sigma(x^T w^k)\right) + \frac{C}{K}\sum_{k=1}^{K} \|w^k\|$$

Completemos el ejemplo

Vamos a hacer clasificación de sentimientos y de tópicos con regresión lineal

¿Que hacer para mejorar?

- Modificar la normalización de texto basada en conocimiento experto
- Agregar y/o cambiar la forma de lematizar o hacer el *stemming*
- Probar con otros métodos de clasificación (i.e. SVM)
- Cambia el método por aprendizaje profundo (o métodos similares, como *FastText*