Topic Modeling

KEEPCODING
Tech School

Introducción

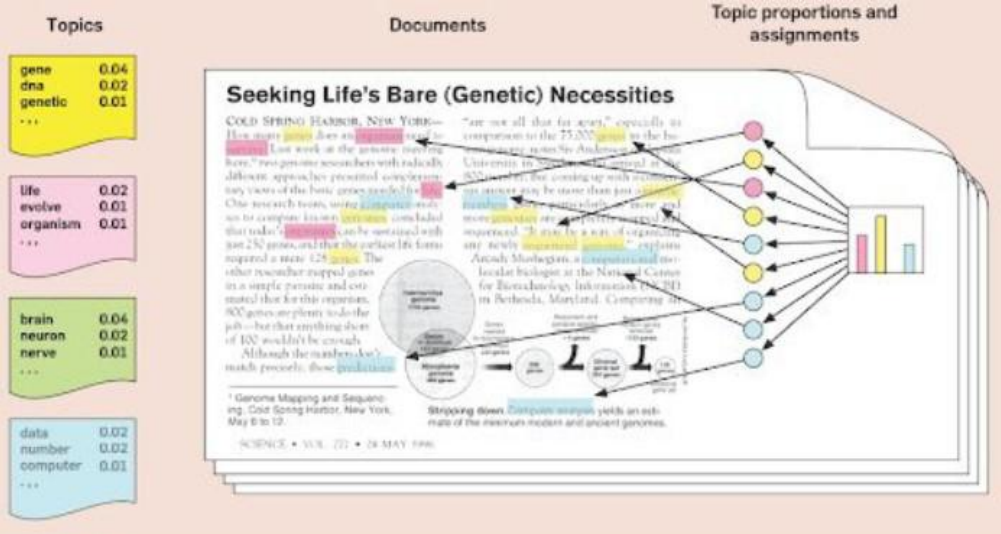
- Conjunto de técnicas para descubrir estructuras latentes semánticas comunes (topics / temas) en un conjunto de documentos

- Surge del problema: ¿cómo puedo sintetizar la información en una colección grande de documentos con información semi estructurada?

- Latent Dirichlet Allocation (LDA)

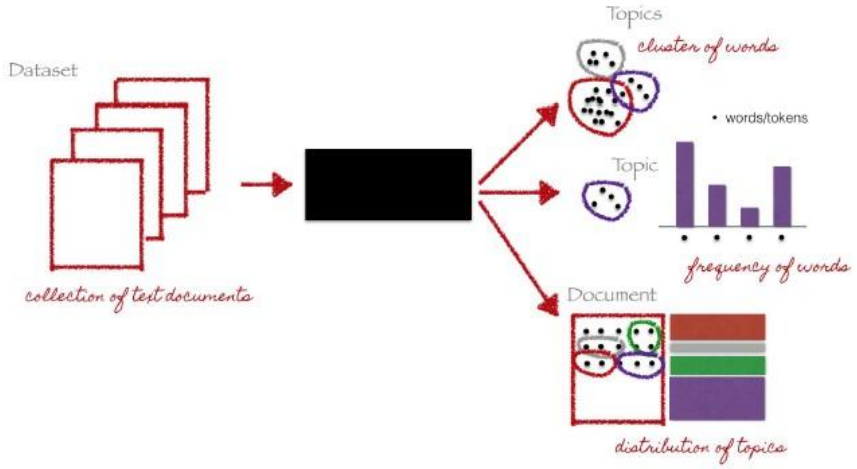
Introducción

Idea principal



Introducción

Idea principal



LDA (Latent Dirichlet Allocation)

- Modelo probabilístico probabilístico
- Aprendizaje no supervisado (no tenemos información a priori de los posibles topics que hay o, al menos, no están etiquetados)
- Asume que
  - Documentos con topics similares usarán palabras similares
  - Los documentos están compuestos por un conjunto de topics (que siguen una determinada distribución)
  - Los topics están compuestos por un conjunto de palabras (que siguen una determinada distribución)

LDA (Latent Dirichlet Allocation)

- Debe fijarse el vocabulario al inicio
- Conviene prepocesar. En este caso, eliminar stop words suele arrojar mejores resultados
- Representación de bag-of-words
- Debemos definir el número de topics que queremos que extraiga (similar al k-means)

LDA - Parámetros

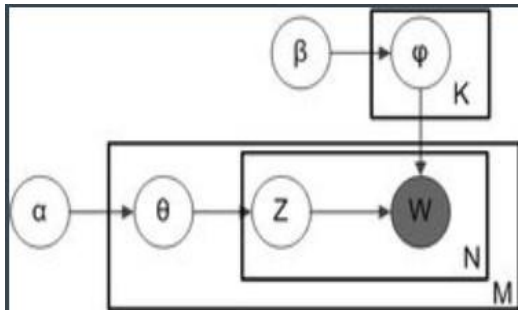
M - número de documentos

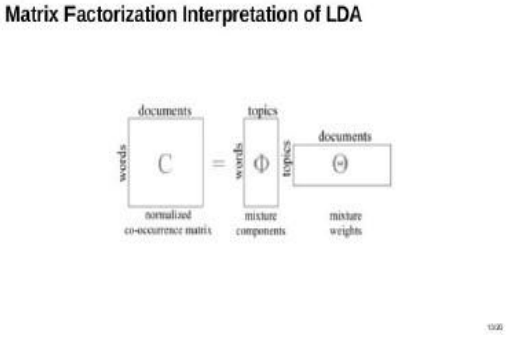
N - número de palabras en el documento M

alpha - factor de densidad de doc-topic

beta - factor de densidad de topic-word

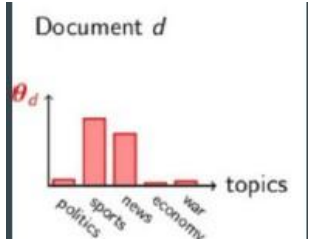
xxi—



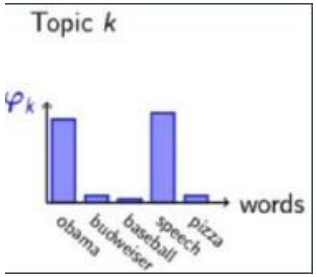


LDA - Distribuciones

- Los documentos estarán compuestos por un conjunto de topics (que siguen una determinada distribución)



- Los topics estarán compuestos por un conjunto de palabras (que siguen una determinada distribución)



KEEPCODING

Tech School

Madrid | Barcelona | Bogotá

Datos de contacto