Topic Modeling

•••

KeepCoding - Bootcamp de Big Data & Machine Learning

Introducción

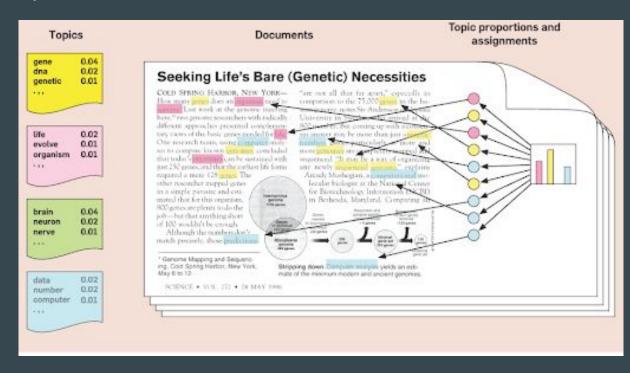
- Conjunto de técnicas para descubrir estructuras latentes semánticas comunes (topics / temas) en un conjunto de documentos

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

Latent Dirichlet Allocation (LDA)

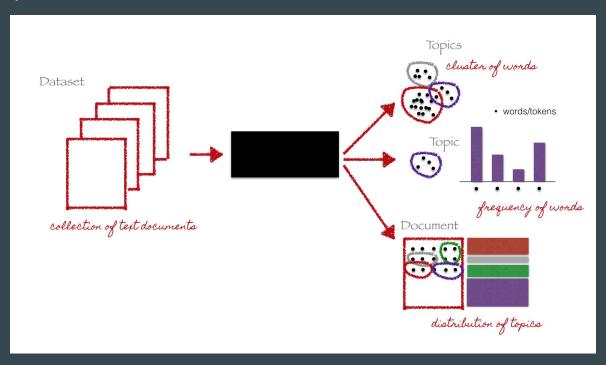
Introducción

Idea principal



Introducción

Idea principal



LDA (Latent Dirichlet Allocation)

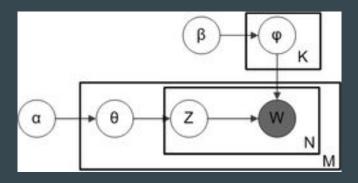
- Modelo probabilístico probabilístico
- Aprendizaje no supervisado (no tenemos información a priori de los posibles topics que hay o, al menos, no están etiquetados)
- Asume que
 - Documentos con topics similares usarán palabras similares
 - Los documentos están compuestos por un conjunto de topics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

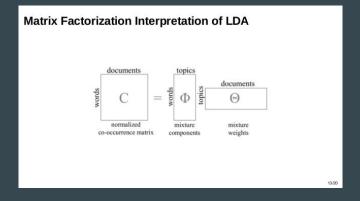
LDA (Latent Dirichlet Allocation)

- Debe fijarse el vocabulario al inicio
- Conviene preprocesar. 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

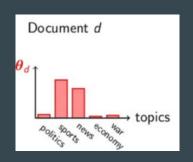
- M número de documentos.
- N número de palabras en el documento M
- o α Factor de densidad de doc-topic
- β Factor de densidad de topic-word
- θ_i Distribución de topics en el documento M
- ο φκ Distribución de palabras en el topic K
- o Z_{ij} Topic para la palabra j en el documento i
- wij Palabra (variable observable)



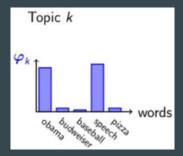


LDA - Distribuciones

 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)



¡Vamos al lío!