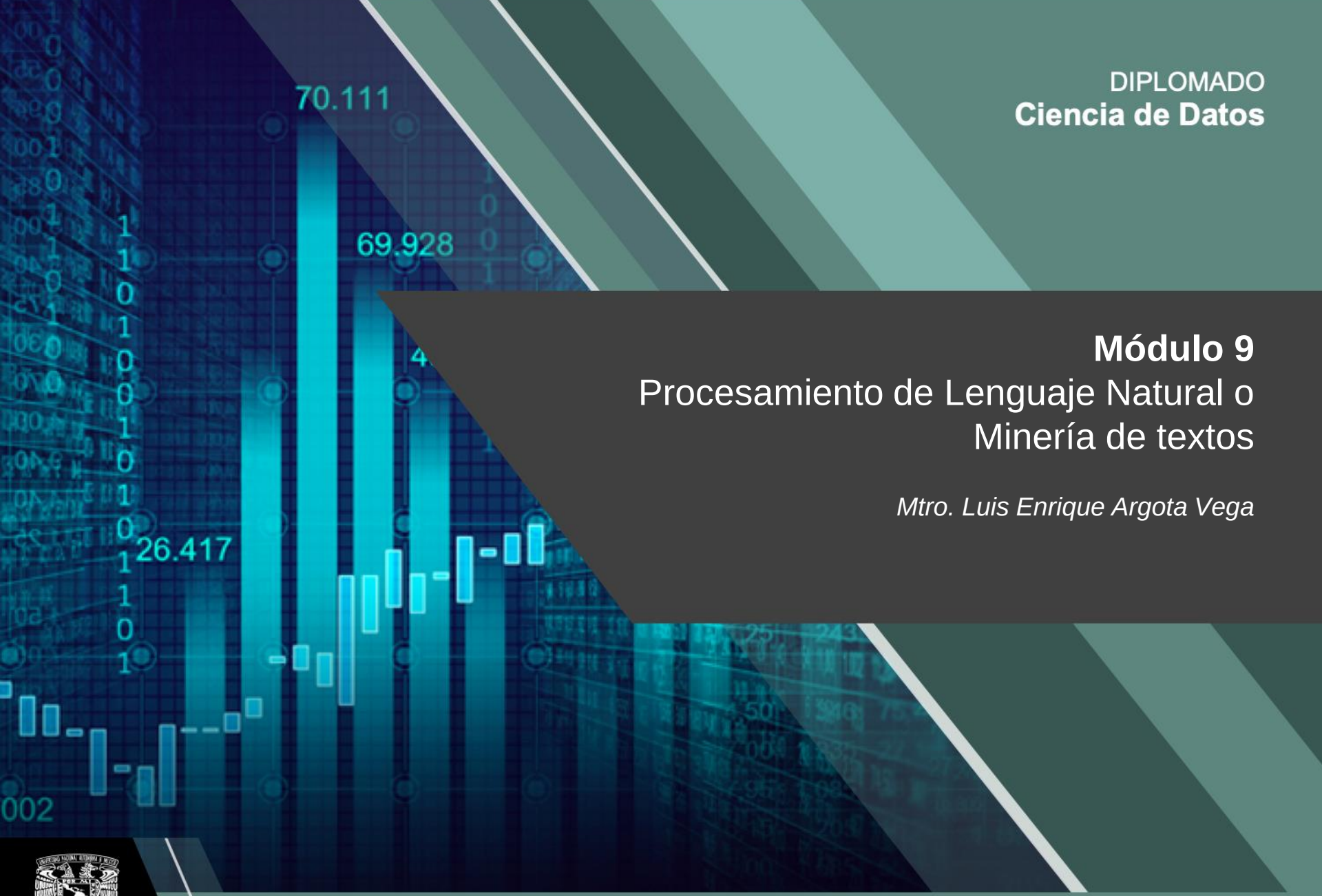


DIPLOMADO
Ciencia de Datos

Módulo 9
Procesamiento de Lenguaje Natural o Minería de textos

Mtro. Luis Enrique Argota Vega

DGTIC
Universidad Nacional Autónoma de México
Dirección General de Cómputo y de Tecnologías de Información y Comunicación

Tema 6: Aprendizaje no Supervisado para análisis de textos

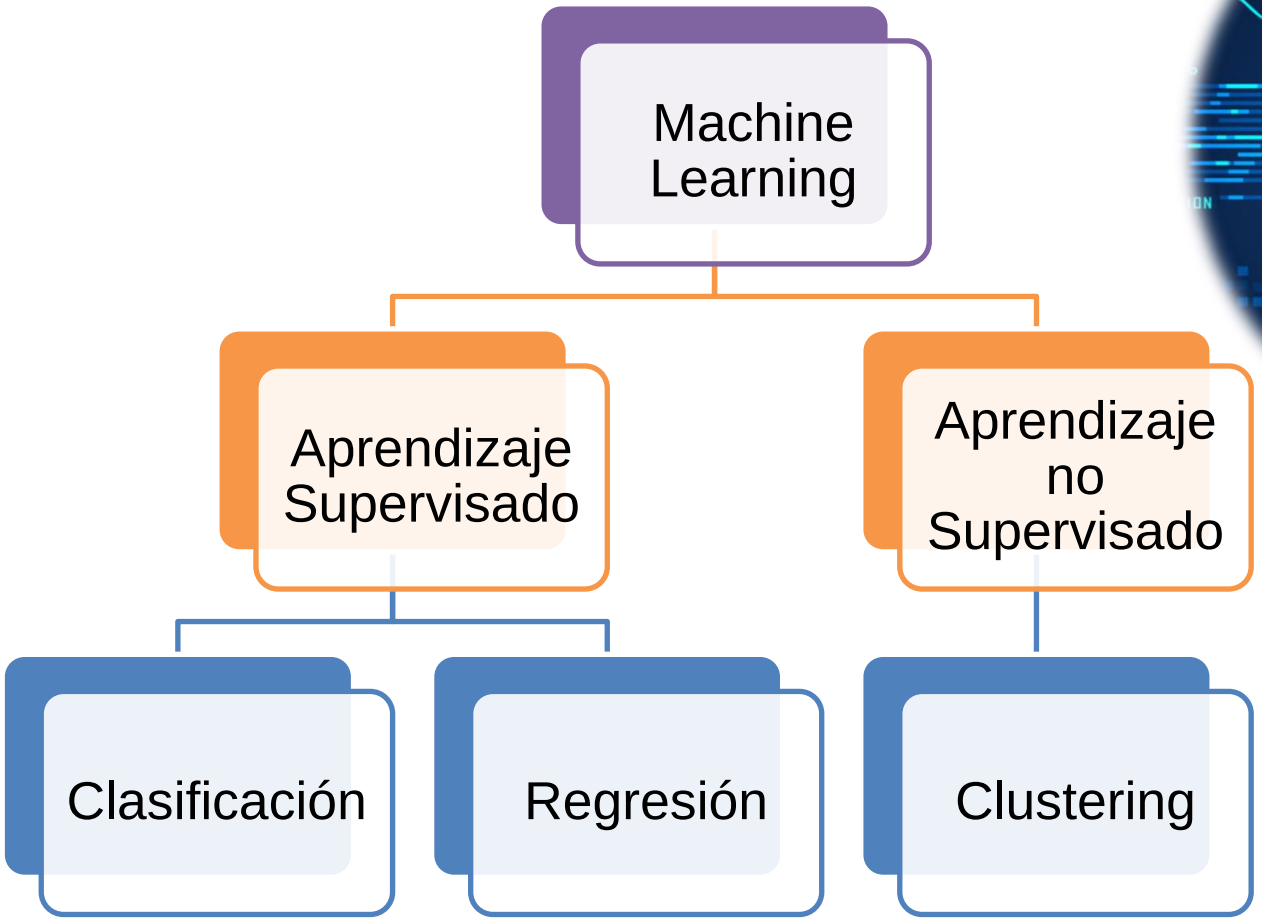
Objetivo

El participante identificará la técnica de modelado de tópicos para la identificación y análisis de temas en una colección de textos, apoyado en el enfoque de modelado Latent Dirichlet Allocation (LDA) y su implementación en Python.

Contenido

1. Modelado de tópicos: LDA
2. Agrupamiento de documentos

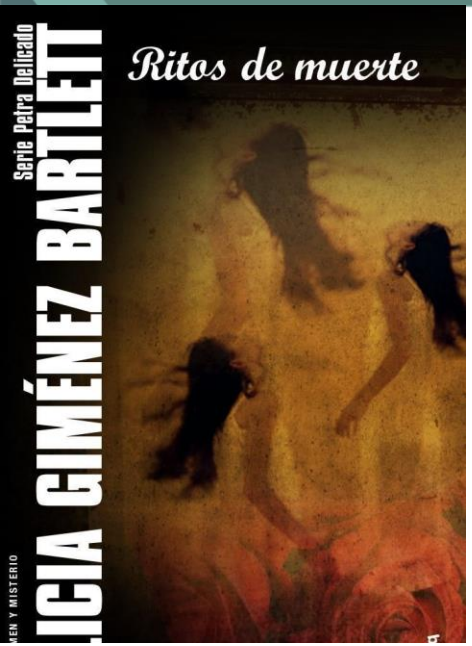
Introducción

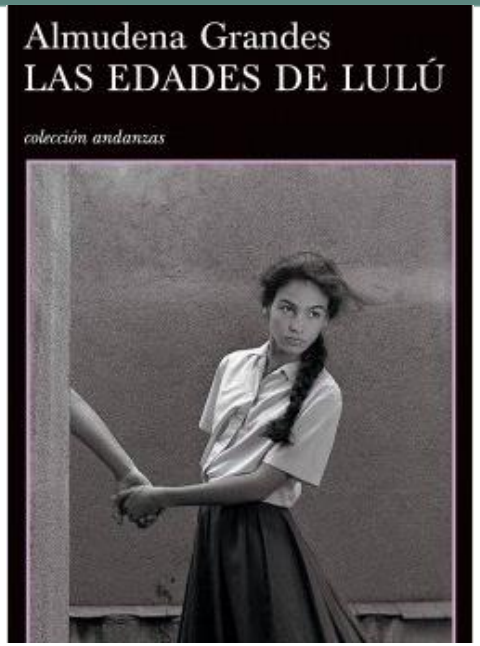


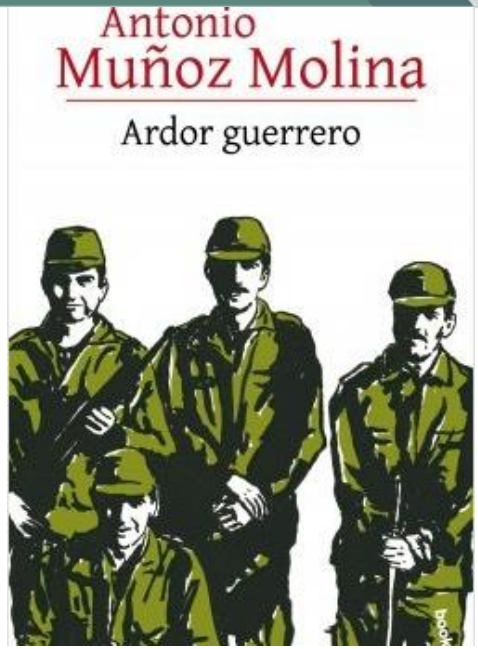
Introducción

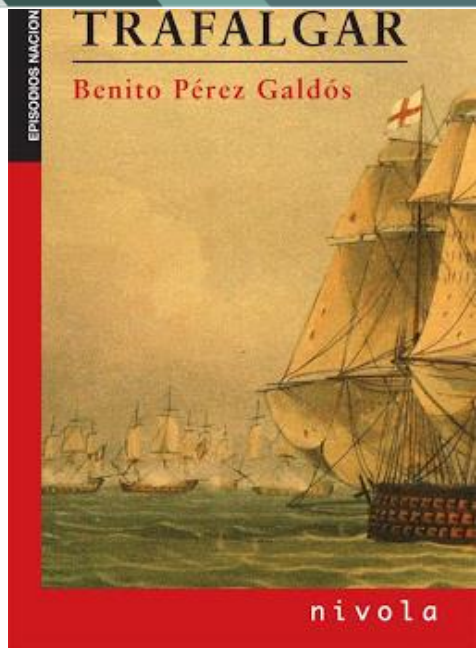
Fuente: http://www.aic.uva.es/cuentapalabras/topic-modeling.html#topic-modeling-1

Examine las nubes de palabras





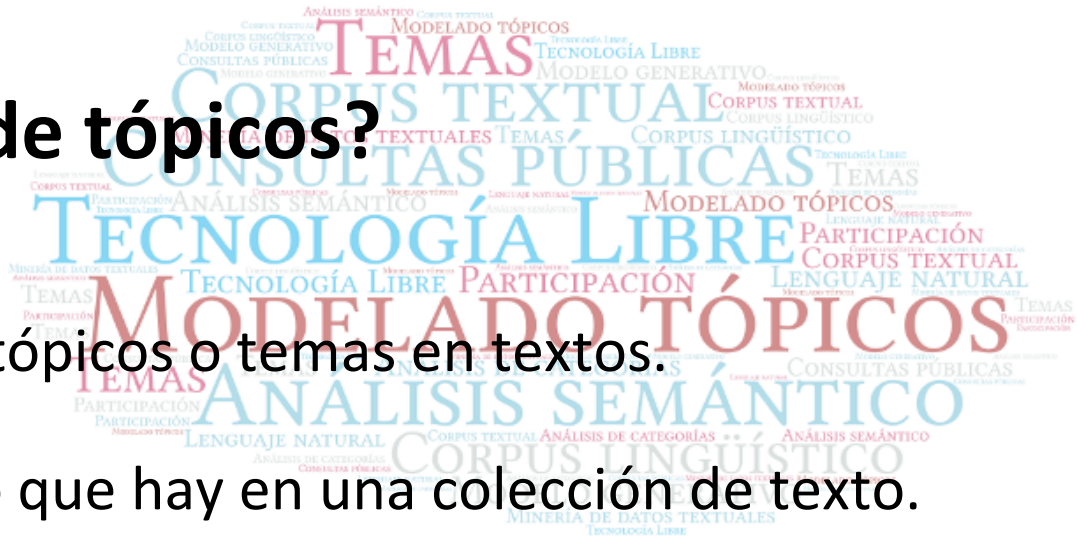




Las cuatro novelas procesadas y representadas en las cuatro nubes de palabras de la figura son:

1. Ritos de muerte, de Alicia Gimenez-Bartlet (1996),
2. Las edades de Lulú, de Almudena Grandes (1989),
3. Trafalgar, de Benito Pérez Galdós (1873) y
4. Ardor guerrero, de Antonio Muñoz Molina (1995).

¿Qué es modelado de tópicos?

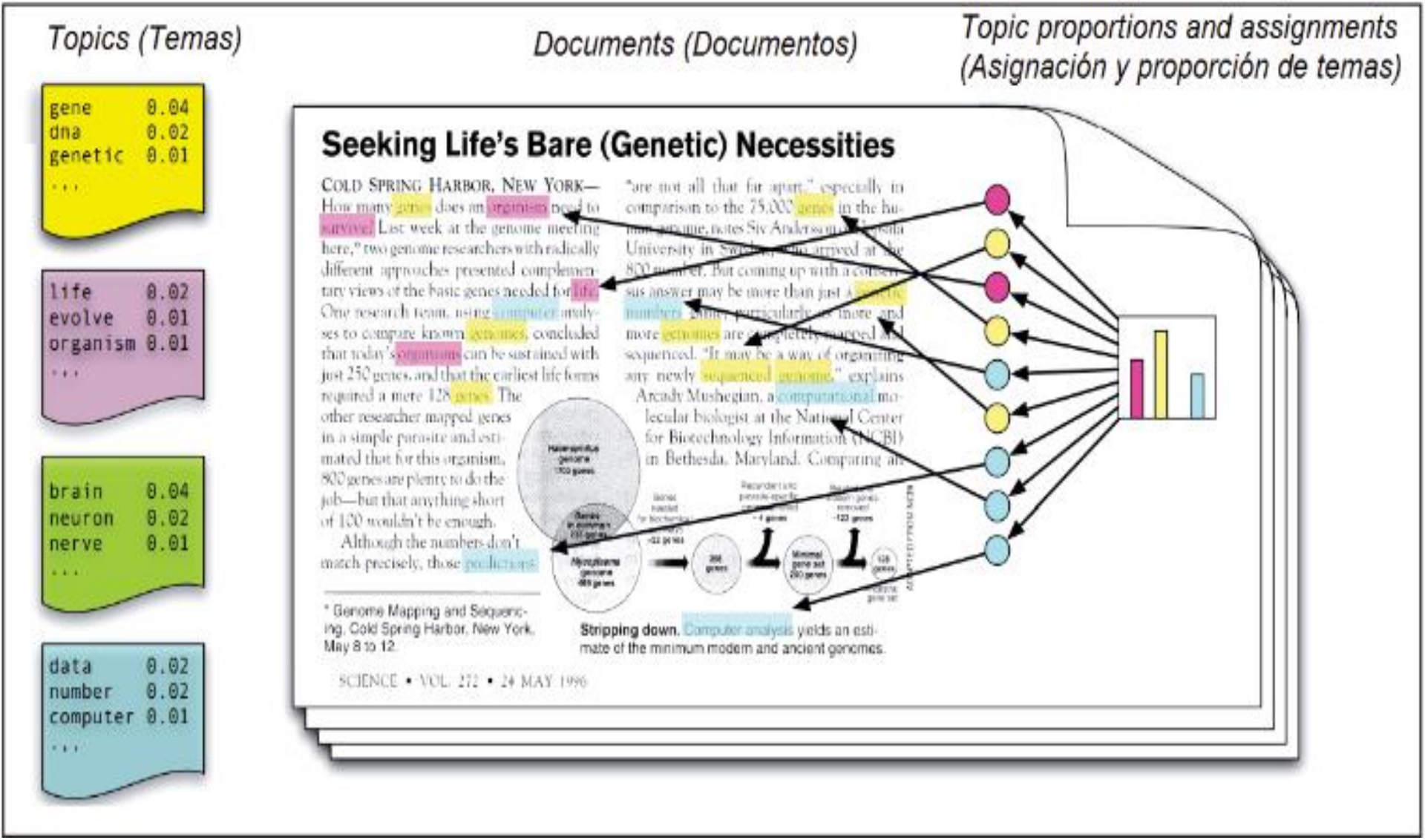


- ✓ Consiste en identificar tópicos o temas en textos.
- ✓ Realiza un análisis de lo que hay en una colección de texto.
- ✓ Se asume que un documento es una mezcla de temas y, por otra parte, los temas se representan como una distribución de palabras.
- ✓ Un tópico en el contexto de modelado de tópicos, es una distribución de probabilidades de palabras para un conjunto, e indica la probabilidad que una palabra aparezca en un documento sobre un tópico en particular.

Enfoques de modelado de temas

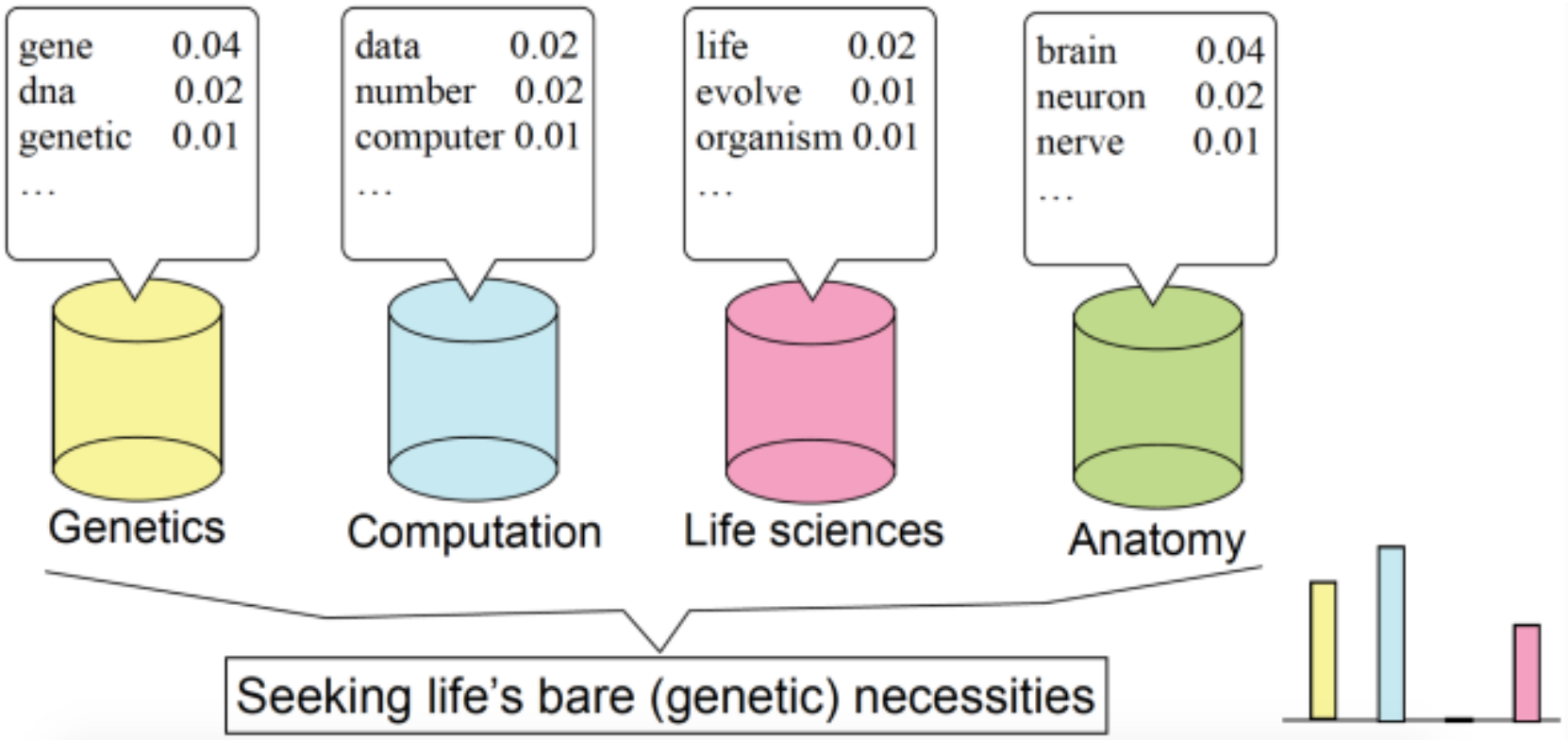
- ✓ Análisis semántico latente probabilístico (PLSA) [Hoffman ’99]
- ✓ **Latent Dirichlet Allocation (LDA) [Blei, Ng y Jordan, ’03]**
- ✓ Basada en aprendizaje profundo (LDA2VEC) [Moody, ‘16]

El modelado de Latent Dirichlet Allocation (LDA) asume que los documentos se producen a partir de una mezcla de temas. Esos temas luego generan palabras basadas en su distribución de probabilidad. Dado un conjunto de datos de documentos, LDA realiza un seguimiento e intenta averiguar qué temas crearían esos documentos en primer lugar.



Fuente: http://opac.pucv.cl/pucv_txt/txt-5000/UCD5100_01.pdf

Intuición: documentos como una mezcla de tópicos



LDA: Latent Dirichlet Allocation

	w_1	w_2	w_3	w_m
D_1	0	2	1	3
D_2	1	4	0	0
D_3	0	2	3	1
D_n	1	1	3	0

a. Matriz de Término Documento

	K_1	K_2	K_3	K_n
D_1	1	0	0	1
D_2	1	1	0	0
D_3	1	0	0	1
D_n	1	0	1	0

b. M1: Matriz de temas de documentos

	w_1	w_2	w_3	w_m
K_1	0	1	1	1
K_2	1	1	1	0
K_3	1	0	0	1
K_n	1	1	0	0

c. M2: Matriz de temas con dimensiones

Fig. Factorización matricial del LDA

- Convierte la Matriz de Término del Documento (figura a) en dos matrices de dimensiones inferiores: $M1$ y $M2$, utilizando técnicas de muestreo para mejorar estas matrices.
  - $M1$ es una matriz de temas de documentos de dimensión (N, K) (figura b)
  - $M2$ es una matriz de temas de dimensión (K, M) (figura c)

  donde N es el número de documentos, K es el número de temas y M es el tamaño del vocabulario.

LDA: Latent Dirichlet Allocation

- Itera a través de cada palabra "w" para cada documento "D" e intenta ajustar el tema actual. Se asigna un nuevo tema "K" a la palabra "w" con una probabilidad P que es producto de dos probabilidades p_1 y p_2. Para cada tema, se calculan dos probabilidades p_1 y p_2.
  - $p_1 = p\left(\frac{T}{D}\right)$: la proporción de palabras en el documento y que actualmente están asignadas al tema T.
  - $p_2 = p(\frac{w}{T})$: la proporción de asignaciones al tema t sobre todos los documentos que provienen de esta palabra w.

- Después de varias iteraciones, se logra un estado estable donde el tema del documento y las distribuciones de los términos del tema son bastante buenos.

Modelado de tópicos en la práctica

¿Cuántos temas?

- Encontrar o incluso adivinar la cantidad de temas es difícil

Interpretar tópicos

- Los temas son solo distribuciones de palabras.
- Dar sentido a las palabras/generar etiquetas es subjetivo

Modelado de tópicos en la práctica

¿Por qué es útil el modelado de tópicos?

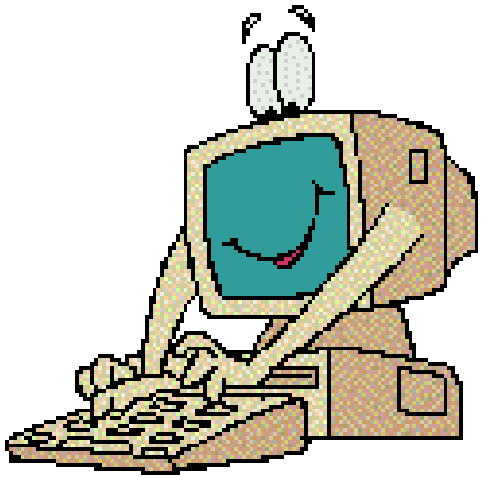
- Clasificación de texto
- Sistemas de recomendación
- Descubrir temas en textos

Trabajando con LDA en Python

- ✓ Muchos paquetes disponibles, como: gensim, sklearn
- ✓ Preprocesamiento de texto
  - Tokenizar, normalizar (minúsculas)
  - Eliminar palabras cerradas
  - Stemming / Lematizar
- ✓ Convertir documentos tokenizados a una matriz de termino–documento
- ✓ Construir modelos LDA en la matriz termino-documento

```
conda install -c anaconda gensim
conda install -c anaconda scikit-learn
conda install -c anaconda nltk
```

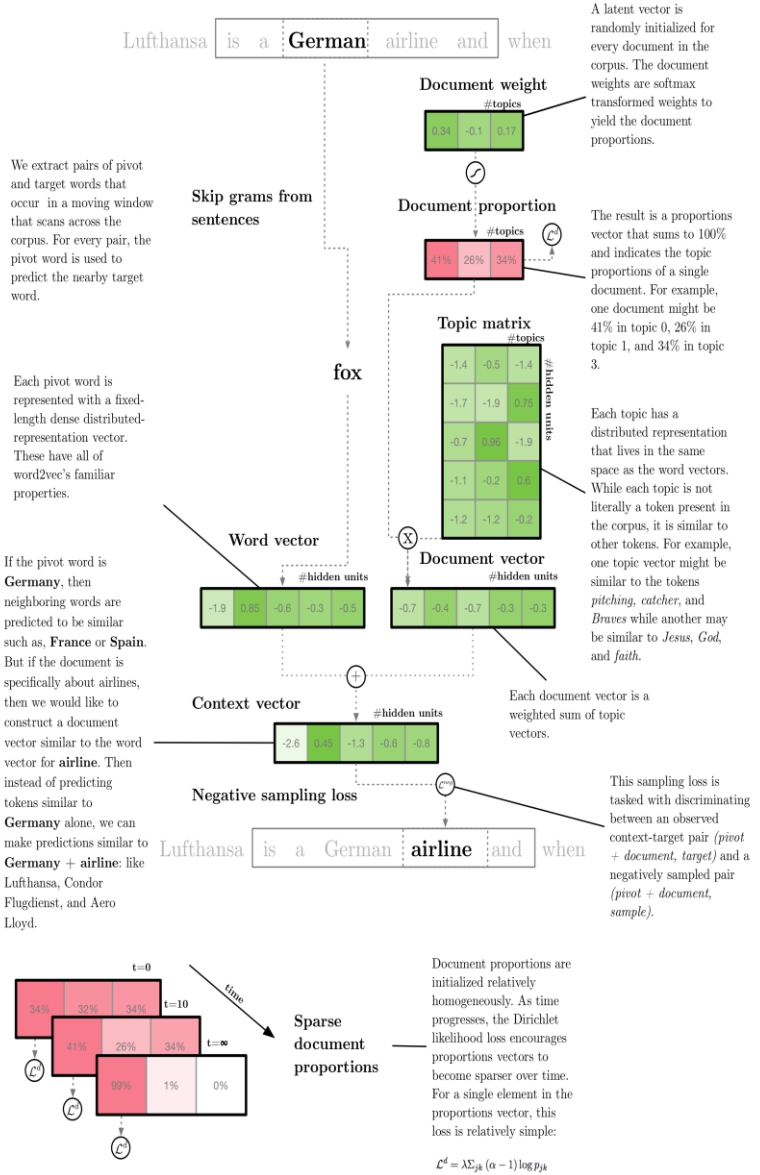
Práctica



Ejercicio6(es)-Aprendizaje no Supervisado.ipynb

Tendencias

LDA2VEC: Aprende simultáneamente representaciones de tópicos y representaciones de documentos también. El modelo lda2vec intenta mezclar las mejores partes de word2vec y LDA en un solo marco



https://arxiv.org/abs/1605.02019

Código de experimentos, software de investigación en Python: https://github.com/cemoody/lda2vec

Conclusiones

- El modelado de tópicos es una herramienta exploratoria, frecuentemente utilizada para extracción de textos.
- LDA es un modelo generativo, utilizado extensivamente para modelar grandes corpus de texto.
- LDA también se puede utilizar como una técnica de selección de características, para clasificación de textos y otras tareas.

Referencias

- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. the Journal of machine Learning research, 3, 993-1022.
- Ponweiser, M. (2012). Latent Dirichlet allocation in R. Obtenido de https://epub.wu.ac.at/3558/
- Priyantina, R., & Sarno, R. (2019). Sentiment Analysis of Hotel Reviews Using Latent Dirichlet Allocation, Semantic Similarity and LSTM. International Journal of Intelligent Engineering and Systems, 12(4), 142-155. Obtenido de http://www.inass.org/2019/2019083114.pdf

Contacto

Luis Enrique Argota Vega

Máster en Ciencia e Ingeniería de la Computación

luiso91@gmx.com

Tels: 5578050838

Redes sociales:

LinkedIn https://cutt.ly/ifPyTEH

Google Scholar https://cutt.ly/WfPtYZz