

NLP

Vectorización de documentos

Dr. Rodrigo Cardenas Szigety
rodrigo.cardenas.sz@gmail.com

Programa de la materia



Clase 1: Introducción a NLP, Vectorización de documentos.

Clase 2: Preprocesamiento de texto, librerías de NLP y Rule-Based Bots.

Clase 3: Word Embeddings, CBOW y SkipGRAM, representación de oraciones.

Clase 4: Redes recurrentes (RNN), problemas de secuencia y estimación de próxima palabra.

Clase 5: Redes LSTM, análisis de sentimientos.

Clase 6: Modelos Seq2Seq, traductores y bots conversacionales.

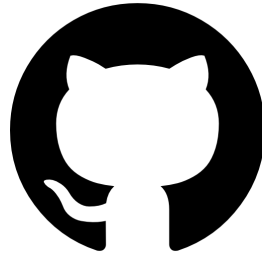
Clase 7: Celdas con Attention. Transformers, BERT & ELMo, fine tuning.

Clase 8: Cierre del curso, NLP hoy y futuro, deploy.

*Unidades con desafíos a presentar al finalizar el curso.

*Último desafío y cierre del contenido práctico del curso.

Link Github de la materia



https://github.com/FIUBA-Posgrado-Inteligencia-Artificial/procesamiento_lenguaje_natural

En el Github van a encontrar...

[LINK](#)



Los ejemplos de clase y de tarea están propuestos
tanto en Tensorflow como en Pytorch
Pueden usar el framework que más cómodo les resulte

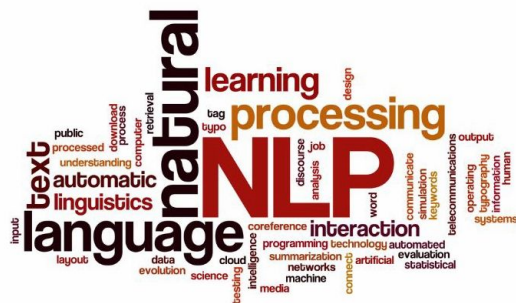


- Creado por Google
- Utilizado principalmente en la industria y en el despliegue.
- Los bloques del framework son bastante cerrados.
- Posee muchas librerías y tools que de ayudan.
- Muchas tools para despliegue y debugging

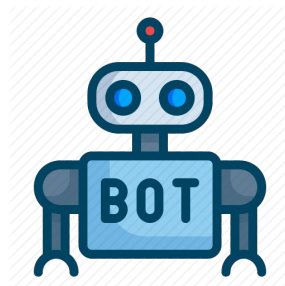


- Creado por Facebook
- Utilizado principalmente en el campo académico e investigación.
- Los bloques del framework son totalmente abiertos.
- Posee pocas librerías o tools, hay que desarrollar mucho uno mismo.
- Los nuevos modelos de NLP salen antes en Pytorch que en Tensorflow

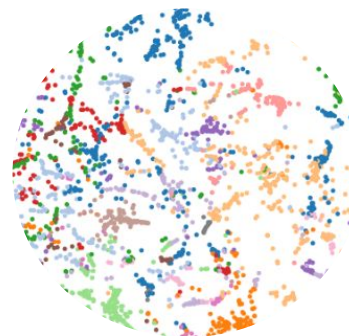
Desafíos semanales



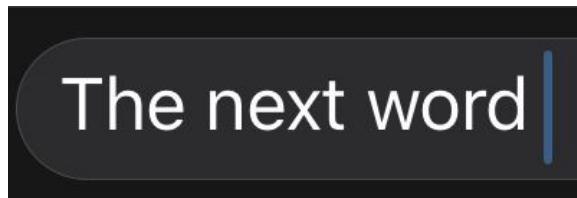
Vectorización de texto



Bot "simple"



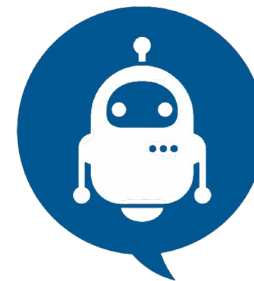
Word Embedding



Predicción de próxima palabra

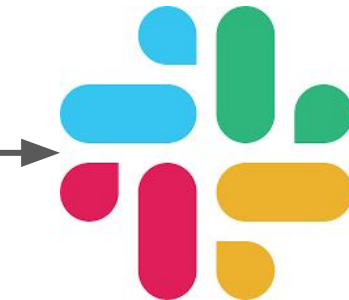
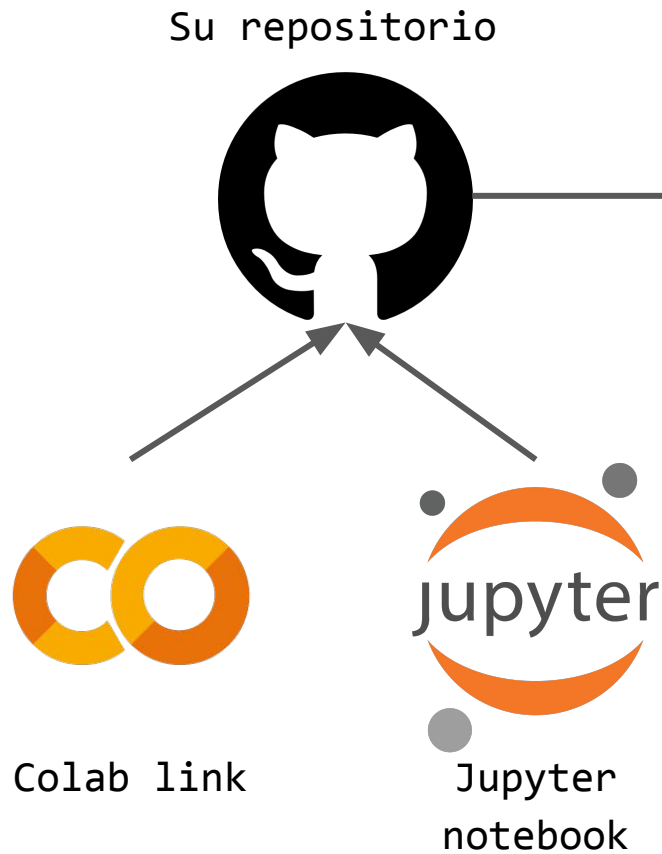


Análisis de sentimientos



Bot
conversacional

¿Cómo me acercaran sus soluciones?



(mensaje directo)

Envían el link (por DM) del repositorio notificando que ya puedo observar su trabajo N°XX

Para comunicaciones generales usamos el channel de Slack #nlp del workspace de CEIA

¿Cómo se evaluarán los desafíos?



| | Clases | | | | | | | | Recu |
|-----------|--------|------|------|------|------|------|------|-----|------|
| | 1~2 | 2~3 | 3~4 | 4~5 | 5~6 | 6~7 | 7~8 | 8 | |
| Desafío 1 | 9-10 | 9-10 | 8-9 | 8-9 | 7-8 | 7-8 | 6-7 | 6-7 | 4-6 |
| Desafío 2 | | 9-10 | 9-10 | 8-9 | 8-9 | 7-8 | 7-8 | 6-7 | 4-6 |
| Desafío 3 | | | 9-10 | 9-10 | 8-9 | 7-8 | 7-8 | 6-7 | 4-6 |
| Desafío 4 | | | | 9-10 | 9-10 | 8-9 | 7-8 | 6-7 | 4-6 |
| Desafío 5 | | | | | 9-10 | 9-10 | 8-9 | 7-8 | 4-6 |
| Desafío 6 | | | | | | 9-10 | 8-9 | 7-8 | 4-6 |
| Desafío 7 | | | | | | | 9-10 | 8-9 | 4-6 |

*La instancia de recuperación comienza 1 semana después de haberse dictado la última clase. La instancia de recuperación tiene una duración de una semana límite para **terminar de entregar los desafíos**

¿Qué es NLP?



El procesamiento de lenguaje natural (PLN o NLP) es un campo de la

Inteligencia artificial + Lingüística



Traductor



Detector fraude



Detector de SPAM



Pred. dolencias



Corrector



Respuesta Autom.

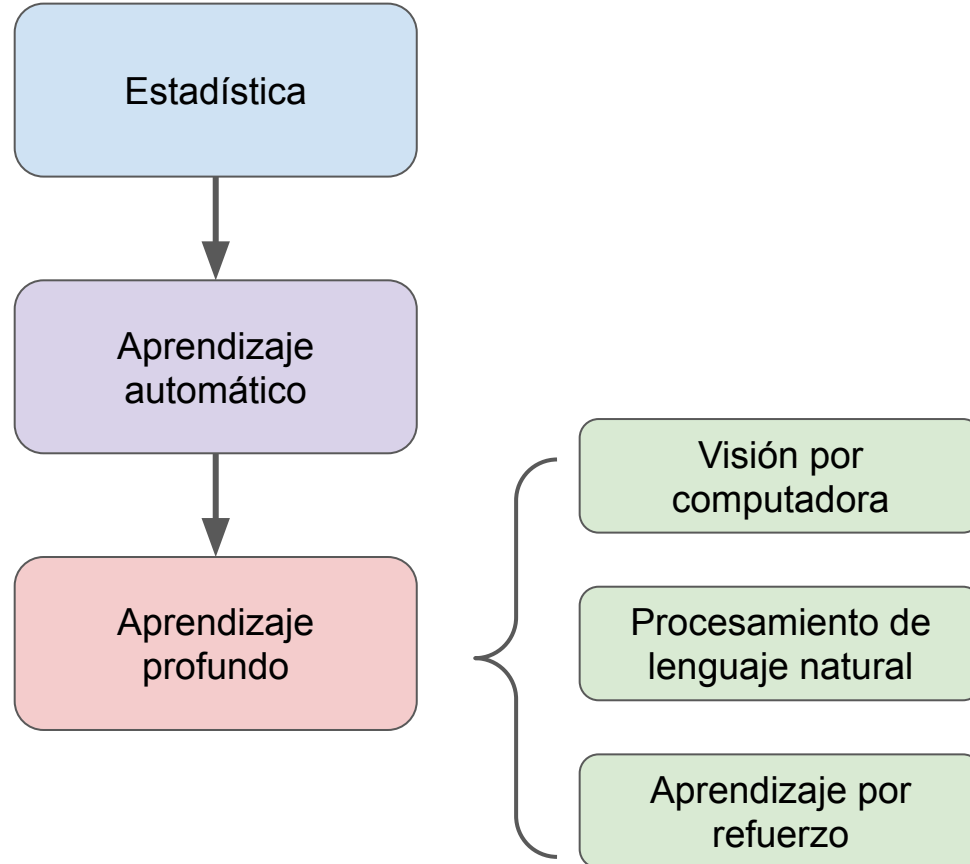


Análisis de sent.

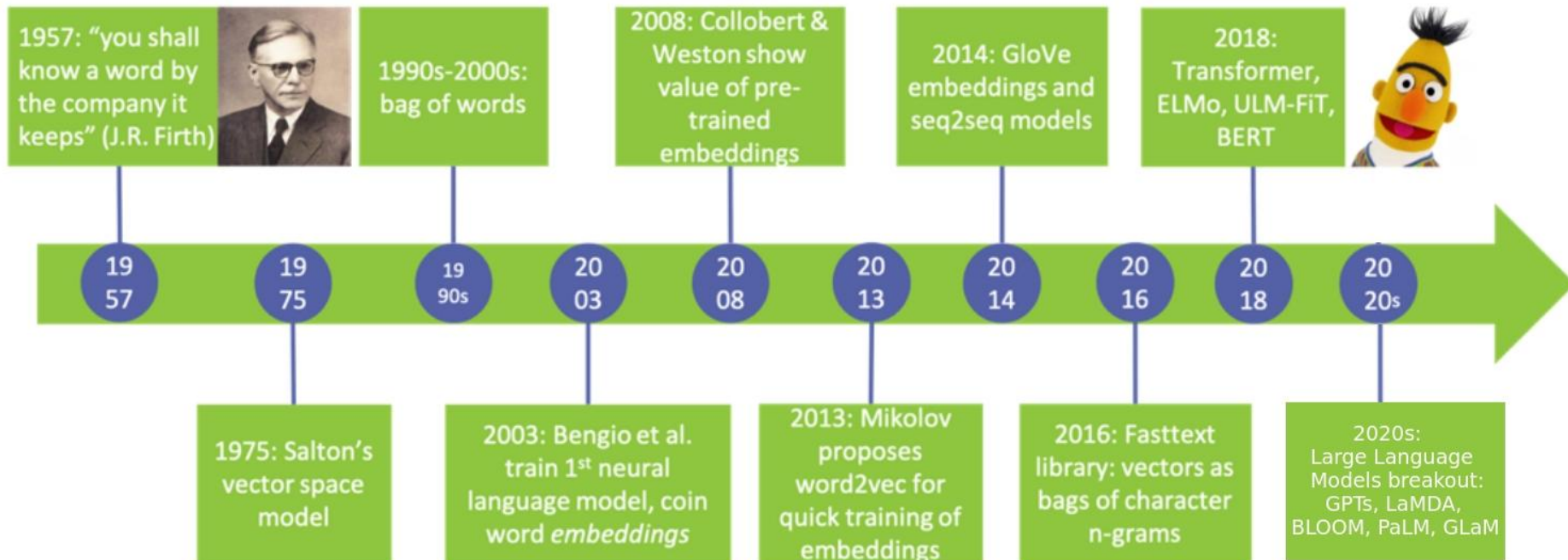


Asistente por voz

Campos de aplicación del data science



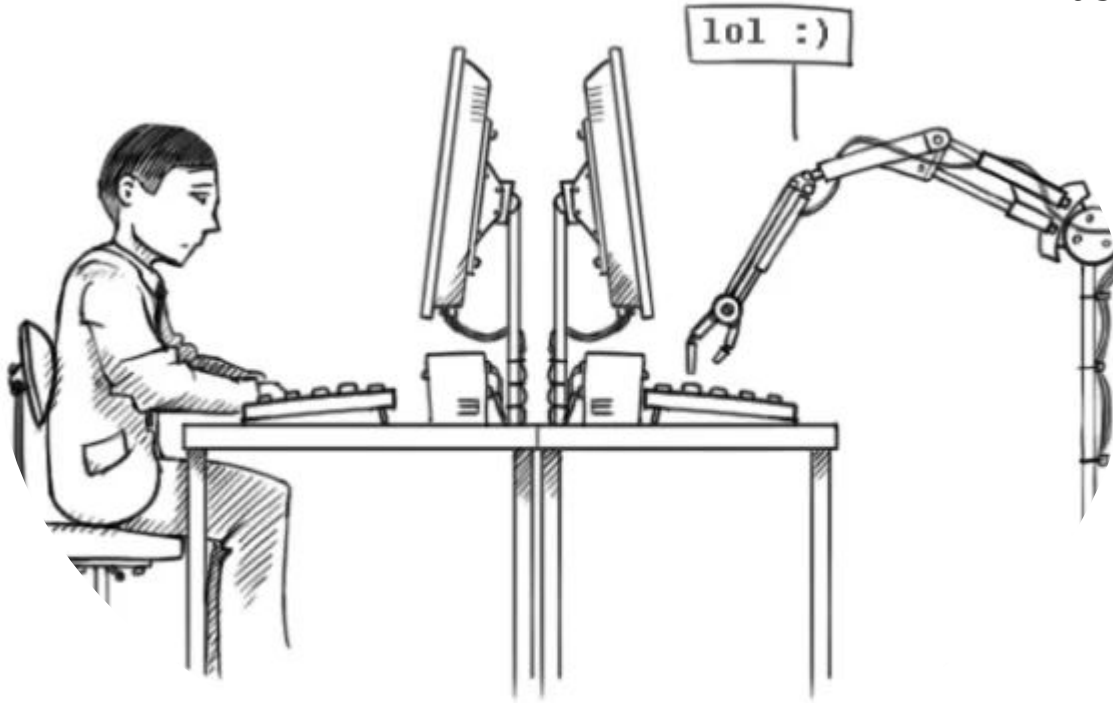
Timeline



Test de turing (1950)



¿Puede una máquina
hablar como si fuera
un humano?



¿Superado?
(LaMDA, ChatGPT)

Eliza (1964) - Primer bot NLP



Welcome to

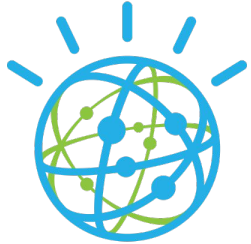
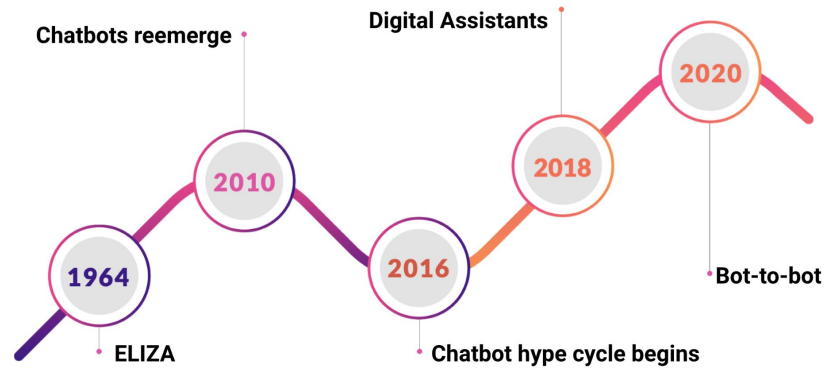
```
EEEEEE LL      IIII ZZZZZZZZ  AAAAA
EE      LL      II       ZZ  AA  AA
EEEEEE LL      II       ZZZ  AAAAAA
EE      LL      II       ZZ  AA  AA
EEEEEE LLLLLL IIII ZZZZZZZZ AA  AA
```

Eliza is a mock Rogerian psychotherapist.
The original program was described by Joseph Weizenbaum in 1966.
This implementation by Norbert Landsteiner 2005.

```
ELIZA: Please tell me what's been bothering you.
YOU:   I don't really know
ELIZA: Do you wish to be able to really know ?
YOU:   Hmm.. well, I guess yes
ELIZA: Do you say you guess yes for some special reason ?
YOU:   I don't really know
ELIZA: Does that trouble you ?
YOU:   What do you think?
ELIZA: What are your feelings now ?
YOU:   Sad
ELIZA: Does talking about this bother you ?
YOU:   █
```

Se basaba en encontrar las palabras claves del texto y utilizarlas para formular una pregunta

Los chatbots y asistentes virtuales...



IBM Watson
2006



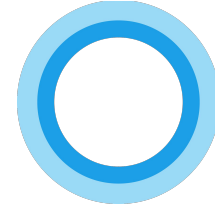
Apple Siri
2010



Google Now
2012



Amazon
alexa
2015

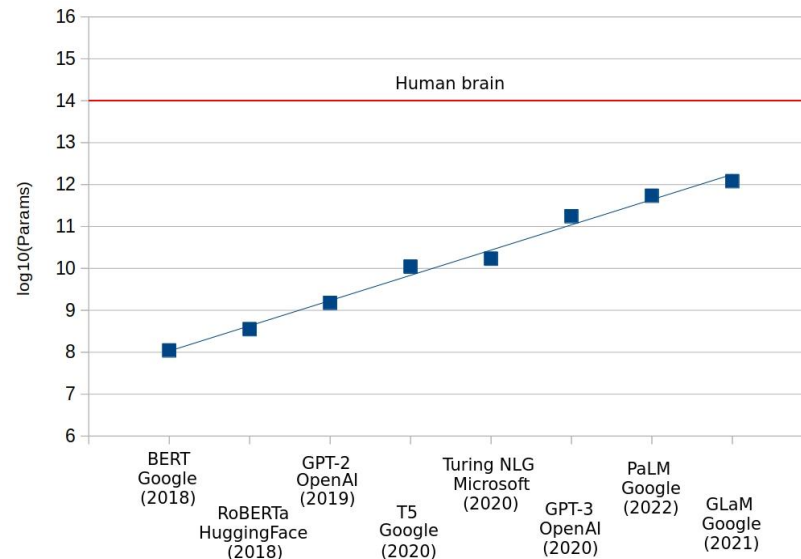
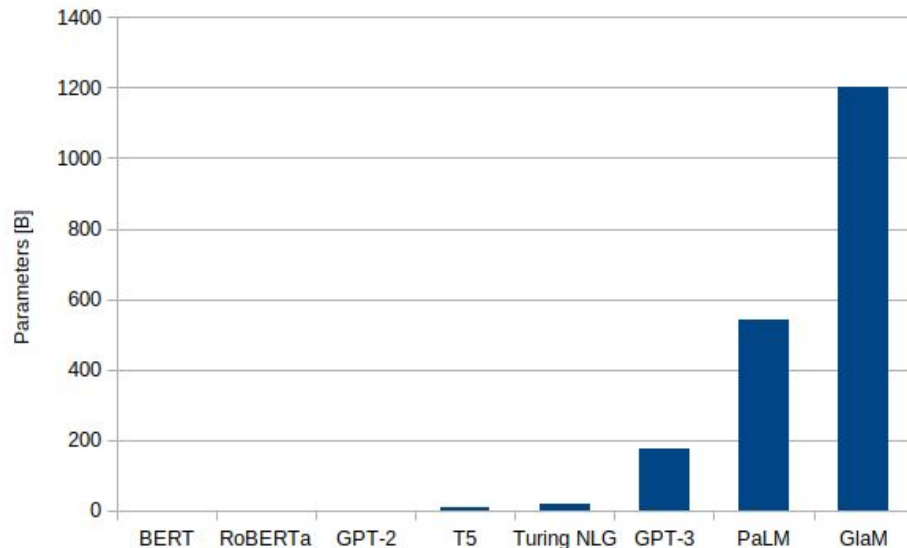


Microsoft
Cortana
2015



Huawei
Celia
2020

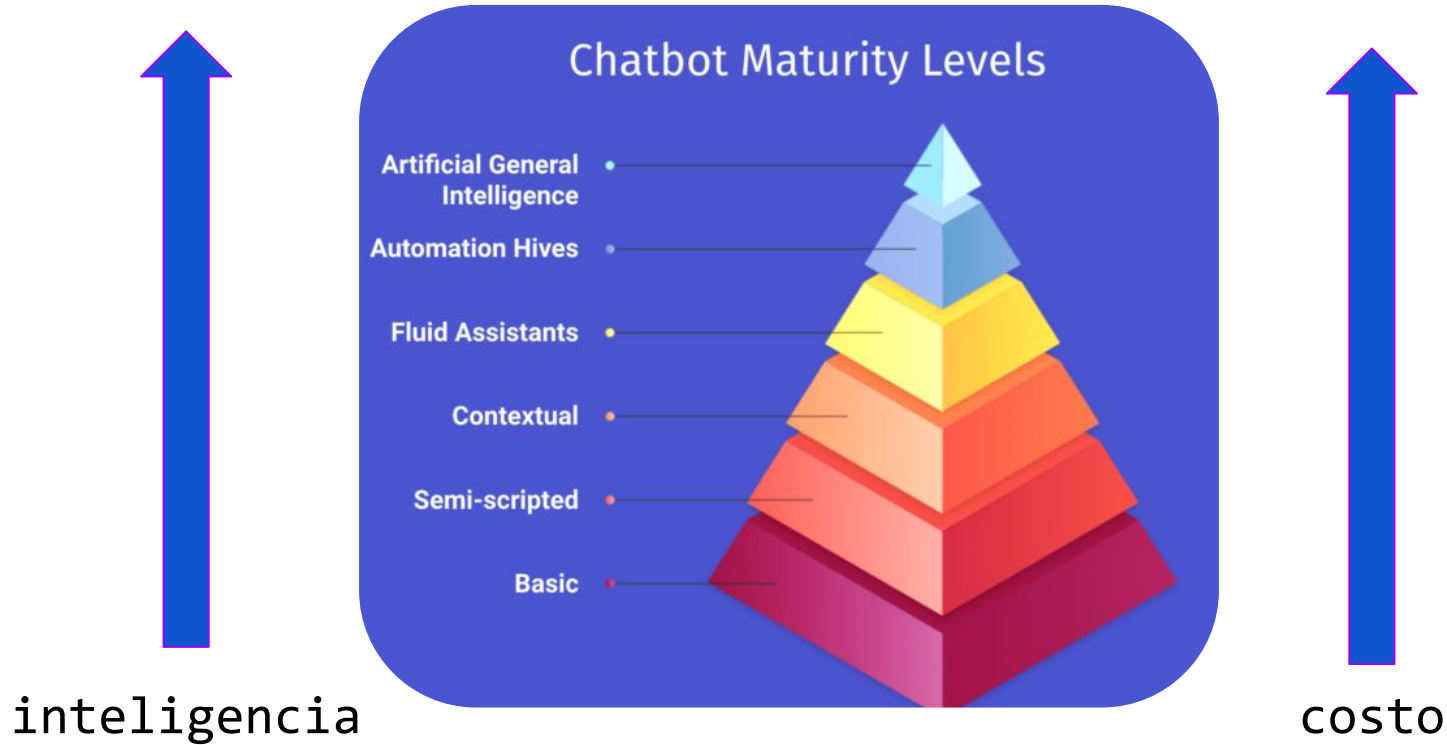
Los modelos que transformaron NLP



`model.fit()` de GPT-3 se estima en 12M U\$S

800 GB

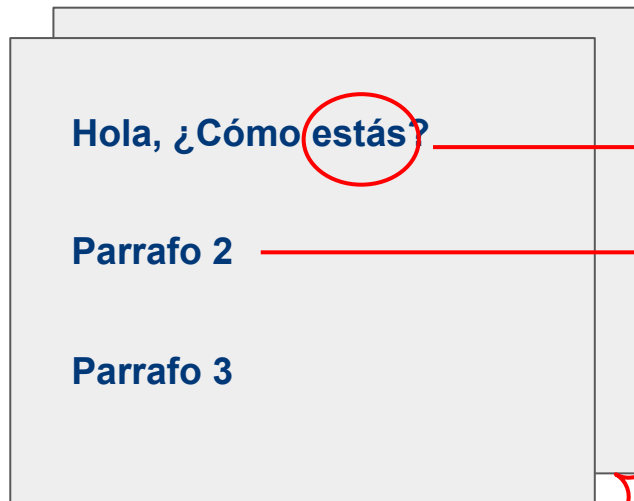
Elegir la herramienta que más se ajusta a sus problemas



Vectorización de texto



[LINK GLOSARIO](#)



Término t : palabra/símbolo "t" del documento

Document: su largo es variable, normalmente una sentencia/oración/párrafo.

Corpus: conjunto de documentos, forman todo el vocabulario.

No podemos ingresar texto
a una red
¿Cómo transformamos
palabras a números?

vectorización

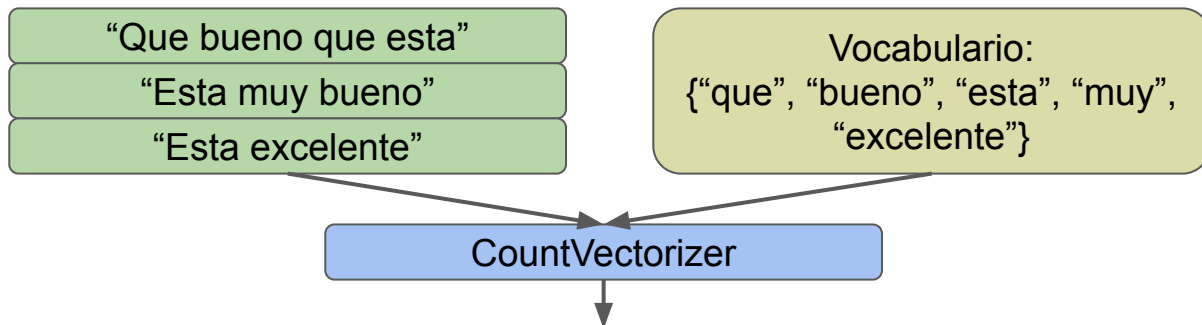


Vectores de
palabras/documentos

Vectores de frecuencia

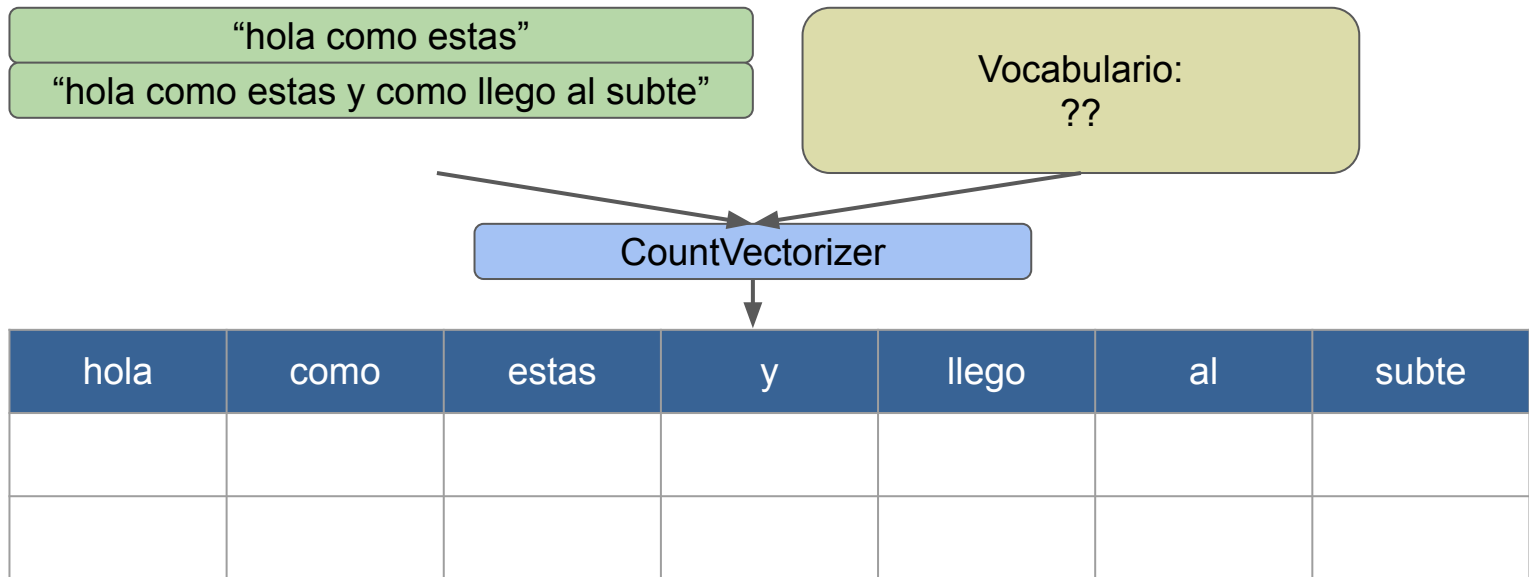


"Por cada documento en el corpus se calcula un vector que representa cuántas veces cada palabra del vocabulario aparece en ese documento"

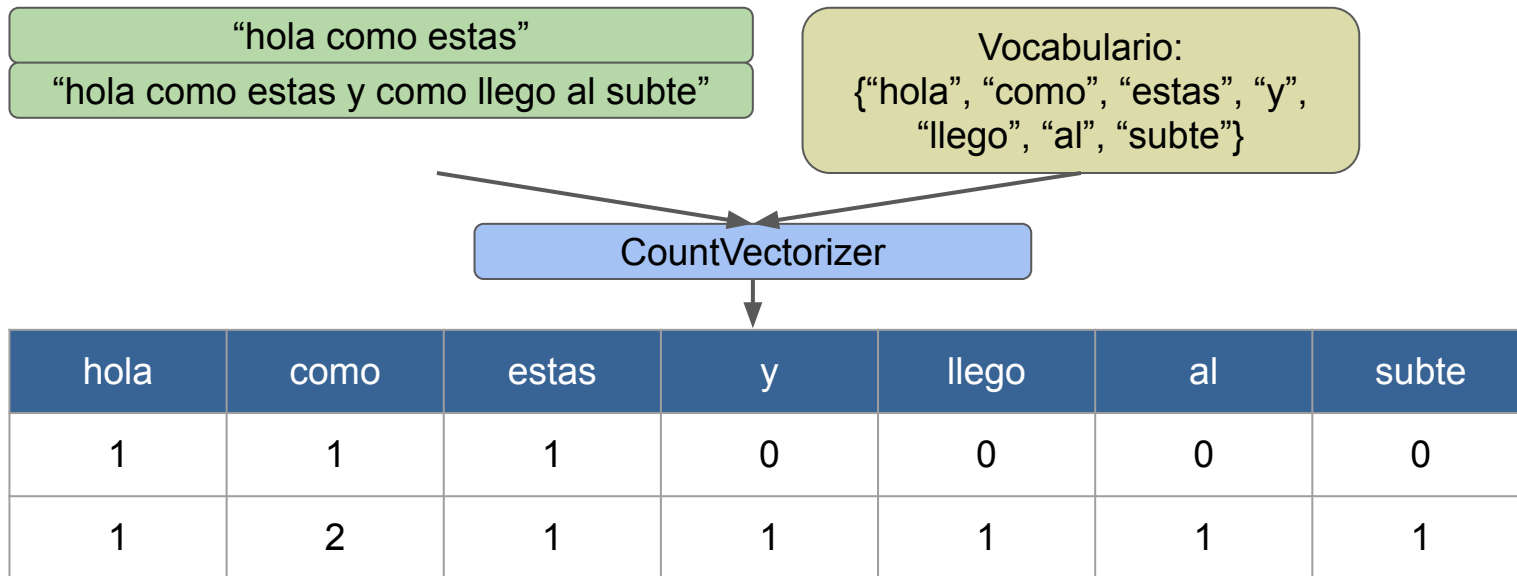


| que | bueno | esta | muy | excelente |
|-----|-------|------|-----|-----------|
| 2 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 0 | 1 |

Vectores de frecuencia (ejemplo)



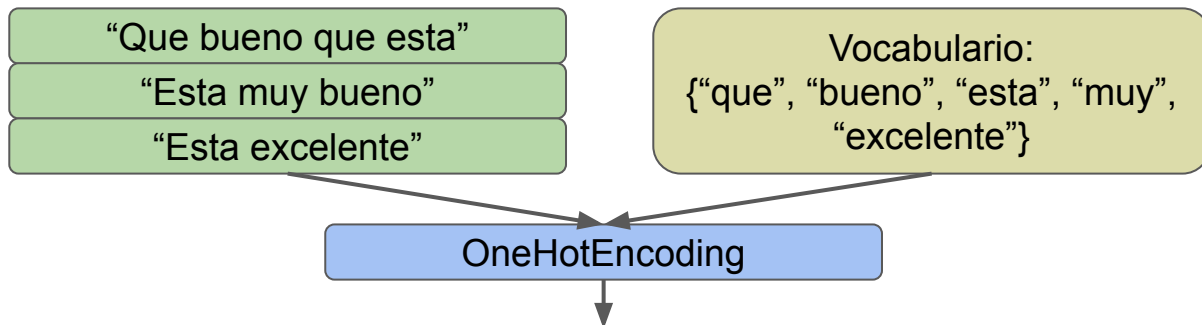
Vectores de frecuencia (ejemplo resuelto)



One-hot encoding

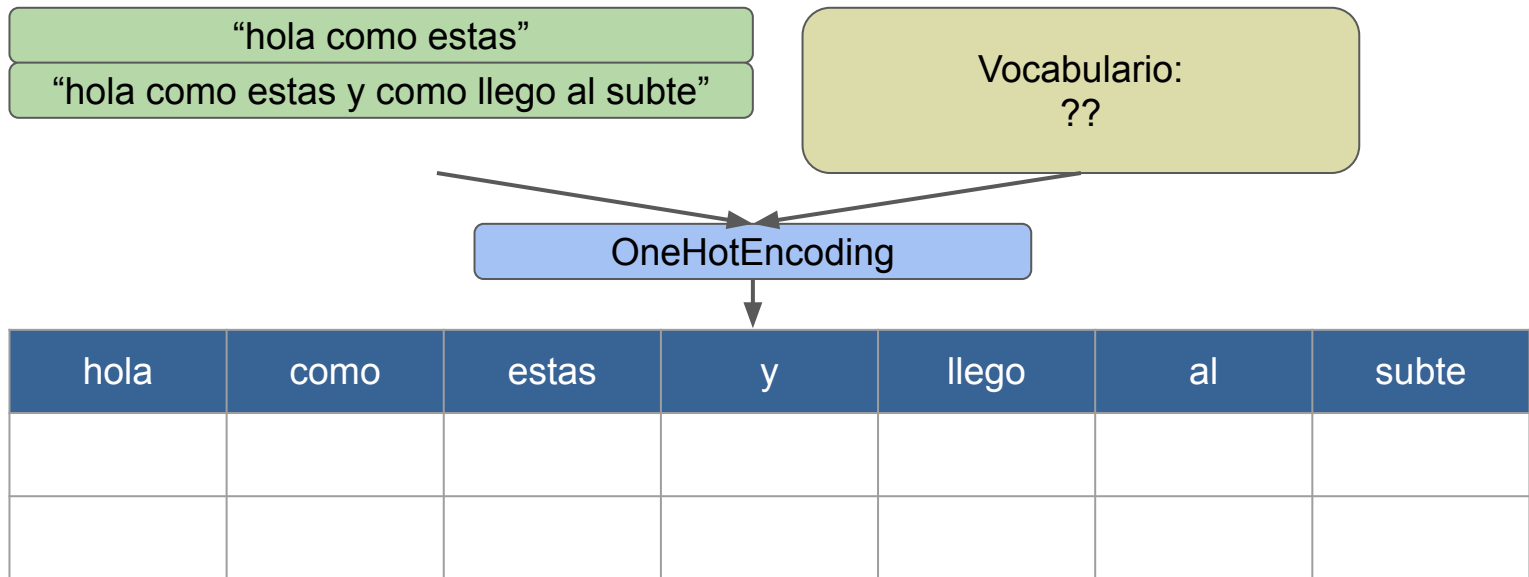


"Por cada documento en el corpus se calcula un vector que representa si cada palabra del vocabulario aparece o no en ese documento"

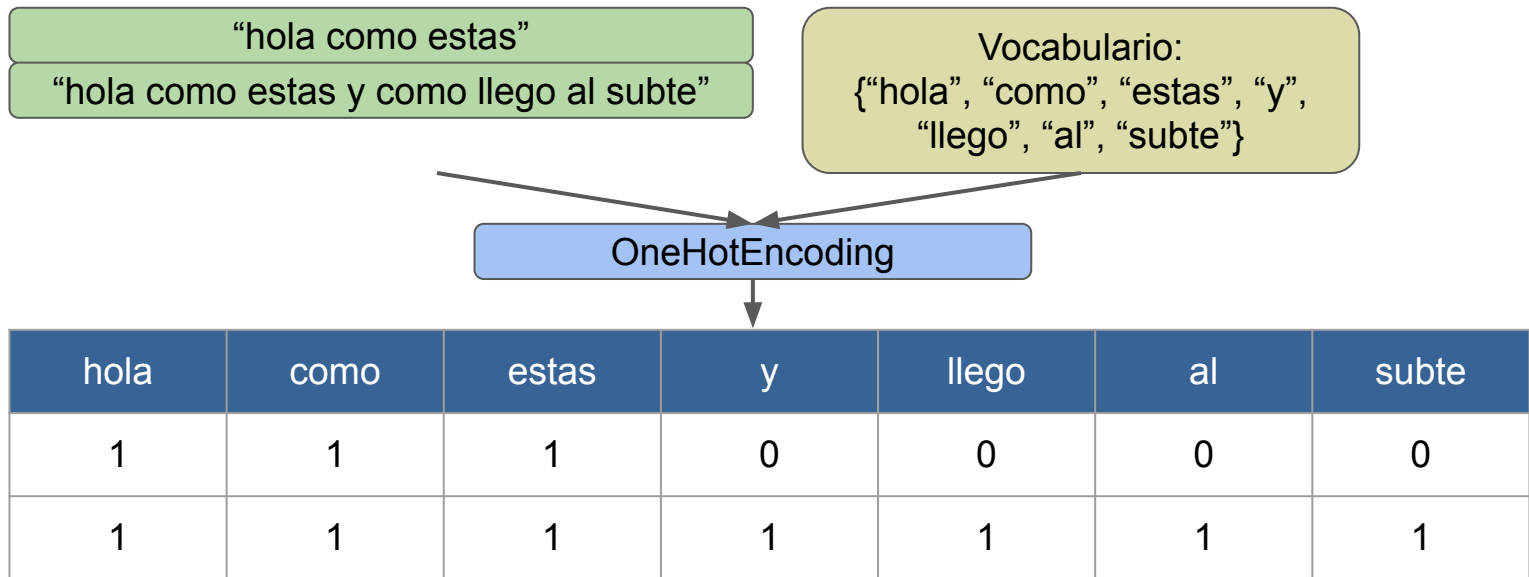


| que | bueno | esta | muy | excelente |
|-----|-------|------|-----|-----------|
| 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 0 | 1 |

One-hot encoding (ejemplo)



One-hot encoding (ejemplo resuelto)



Los vectores tienen el largo del vocabulario

One-hot encoding



One-Hot Encoding

The quick brown fox jumped over the brown dog

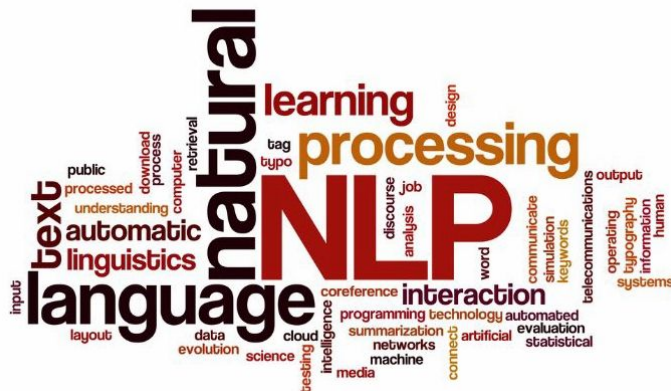


| time | cat | the | quick | brown | fox | jumped | over | dog | bird | flew | ... | kangaroo | house |
|-----------------|-----|-----|-------|-------|-----|--------|------|-----|------|------|-----|----------|-------|
| | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 |
| | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 |
| | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 |
| | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 |
| | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 |
| | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 |
| | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 |
| | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 |
| | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | ... | 0 | 0 |
| Dictionary Size | | | | | | | | | | | | | |

¡El idioma inglés tiene
más de 180.000 palabras
en su vocabulario en uso!



Bolsa de palabras "Bag of words" (BOW)



Representar a las palabras por su presencia o ausencia en el texto (y a veces la cantidad). Previo a la existencia de los embeddings y no tiene en consideración el contexto. La gramática y el orden no importan.

El problema es que los vectores de frecuencia o One-Hot encoding son muy “sparse”

“Necesito mucho espacio para guardar información que no aporta valor”

TF-IDF (Term frequency-Inverse term frequency)



"Se utiliza como indicador de cuán importante es una palabra (término) en un documento"

$$\text{TF-IDF}_{(n,d)} = \text{TF}_{(n,d)} \times \text{IDF}_{(n)}$$

Peso de un término (n) en un documento (d)

Frecuencia de aparición de un término (n) en un documento (d)

Factor IDF de un término (n)

El motor tan utilizado “Elasticsearch” se basa en este mecanismo

Factor IDF (Inverse Document Frequency)



"Proporción de documentos en el corpus que poseen el término"

También suele utilizarse el logaritmo en base 2, su función es conseguir un coeficiente bajo, fácil de manejar

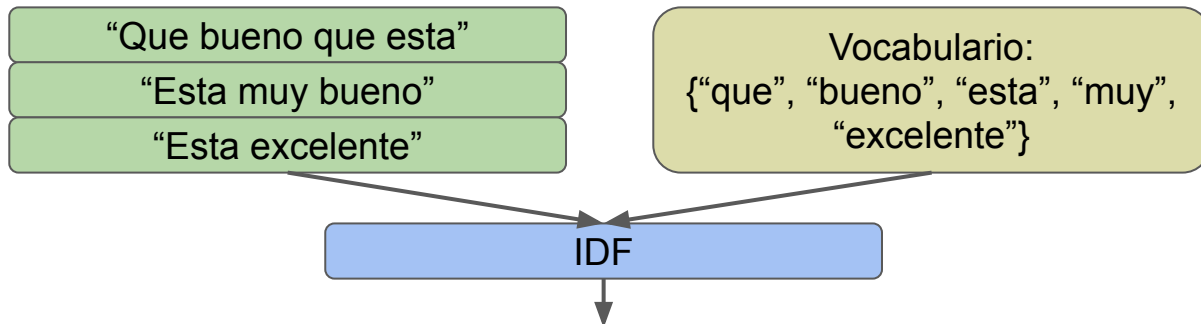
$$IDF_{(n)} = \log_{10} \frac{N}{DF_{(n)}}$$

N es el número total de documentos de la colección.

DF (Document Frequency) es el número documentos en los que aparece el término (n) a lo largo de toda la colección

Si el término aparece en todos los documentos el IDF será cero (es popular y por lo tanto aporta poco valor)

Factor IDF



| que | bueno | esta | muy | excelente |
|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| $\log(3/1)$ | $\log(3/2)$ | $\log(3/3)$ | $\log(3/1)$ | $\log(3/1)$ |
| 0.477 | 0.176 | 0 | 0.477 | 0.477 |

Se obtiene como la división de la cantidad de documentos sobre la suma en axis=0 (vertical) del OneHotEncoding.

Factor TF (Term frequency)



"Frecuencia de aparición de un término a lo largo de un documento"

$$tf(n) = \sum_{D1} (n)$$

La frecuencia de aparición de un término (n) en un documento (D1) es la suma de las ocurrencias de dicho término

Se obtiene igual que el vector de frecuencia

Factor TF-IDF



“Que bueno que esta”

“Esta muy bueno”

“Esta excelente”

Vocabulario:
{“que”, “bueno”, “esta”, “muy”,
“excelente”}

IDF

| que | bueno | esta | muy | excelente |
|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| $\log(3/1)$ | $\log(3/2)$ | $\log(3/3)$ | $\log(3/1)$ | $\log(3/1)$ |

TF-IDF

| que | bueno | esta | muy | excelente |
|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| $2 * \log(3/1)$ | $1 * \log(3/2)$ | $1 * \log(3/3)$ | $0 * \log(3/1)$ | $0 * \log(3/1)$ |
| $0 * \log(3/1)$ | $1 * \log(3/2)$ | $1 * \log(3/3)$ | $1 * \log(3/1)$ | $0 * \log(3/1)$ |
| $0 * \log(3/1)$ | $0 * \log(3/2)$ | $1 * \log(3/3)$ | $0 * \log(3/1)$ | $1 * \log(3/1)$ |

TF-IDF (ejemplo)



“hola como estas”

“hola como estas y como llego al subte”

Vocabulario:
??

TF

| hola | como | estas | y | llego | al | subte |
|------|------|-------|---|-------|----|-------|
| | | | | | | |
| | | | | | | |

IDF

| hola | como | estas | y | llego | al | subte |
|------|------|-------|---|-------|----|-------|
| | | | | | | |

TF-IDF

| hola | como | estas | y | llego | al | subte |
|------|------|-------|---|-------|----|-------|
| | | | | | | |
| | | | | | | |



TF-IDF (ejemplo resuelto)

“hola como estas”

“hola como estas y como llego al subte”

Vocabulario:
{“que”, “bueno”, “esta”, “muy”,
“excelente”}

TF

| hola | como | estas | y | llego | al | subte |
|------|------|-------|---|-------|----|-------|
| 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |

IDF

| hola | como | estas | y | llego | al | subte |
|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| $\log(2/2)$ | $\log(2/2)$ | $\log(2/2)$ | $\log(2/1)$ | $\log(2/1)$ | $\log(2/1)$ | $\log(2/1)$ |

TF-IDF

| hola | como | estas | y | llego | al | subte |
|------|------|-------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | $\log(2/1)$ | $\log(2/1)$ | $\log(2/1)$ | $\log(2/1)$ |

Similitud coseno



"Se utiliza para evaluar la dirección de dos vectores"

$$\cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$

Similitud coseno = 1 \rightarrow los vectores tienen la misma dirección.

Similitud coseno = 0 \rightarrow los vectores son ortogonales.

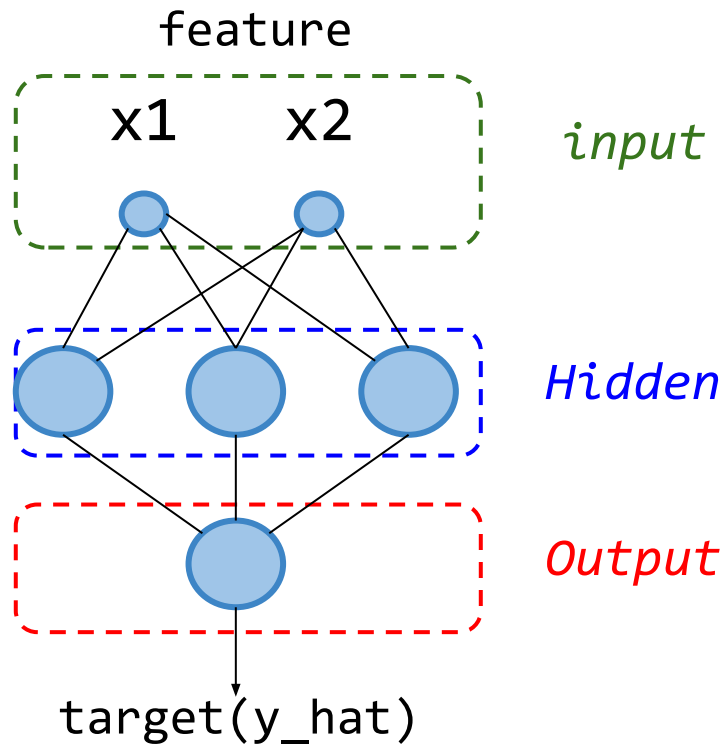
Similitud coseno = -1 \rightarrow los vectores apuntan en sentido contrario.



Link al Colab



LINK



```
# Crear un modelo secuencial
model = Sequential()

# Crear la capa de entrada y la capa oculta (hidden):
# --> tantas entradas (input_shape) como columnas de entrada
# --> tantas neuronas (units) como deseemos
# --> utilizamos "sigmoid" como capa de activación
model.add(Dense(units=3, activation='relu', input_shape=(2,)))

# Crear la output, tendrá tantas neuronas como salidas deseadas
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))
```



Link al Colab



[LINK](#)



Write the following script in Python:

the input is a list with text as strings and the output should be a new list where each element has a list of each word string from the text

Sure! Here's an implementation in Python that takes a list of strings as input and returns a new list where each element is a list of the words in the original string:

```
python Copy code

def split_strings_to_words(input_list):
    result_list = []
    for string in input_list:
        words = string.split()
        result_list.append(words)
    return result_list
```

This function takes an input list and initializes an empty list `result_list` to store the output. It then loops over each string in the input list and uses the built-in `split()` function to split the string into a list of words. It appends this list to the `result_list`. Finally, it returns the `result_list`.

You can call this function with your input list as follows:

```
python Copy code

input_list = ["hello world", "this is a test", "python is awesome"]
output_list = split_strings_to_words(input_list)
print(output_list)
```

This will output:

```
css Copy code

[['hello', 'world'], ['this', 'is', 'a', 'test'], ['python', 'is', 'awesome']]
```



¡Muchas gracias!