

NLP

Word Embeddings

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

Esp. Ing. Hernán Contigiani
hernan4790@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.

Problemas con word2vec/TF-IDF



"Las palabras toman determinado valor independientemente de su ubicación en la frase o el contexto"

Este verano vacacionamos en **Mar Azul**

Qué **azul** se ve el **mar**

"La dimensión de los vectores depende de la dimensión del vocabulario"

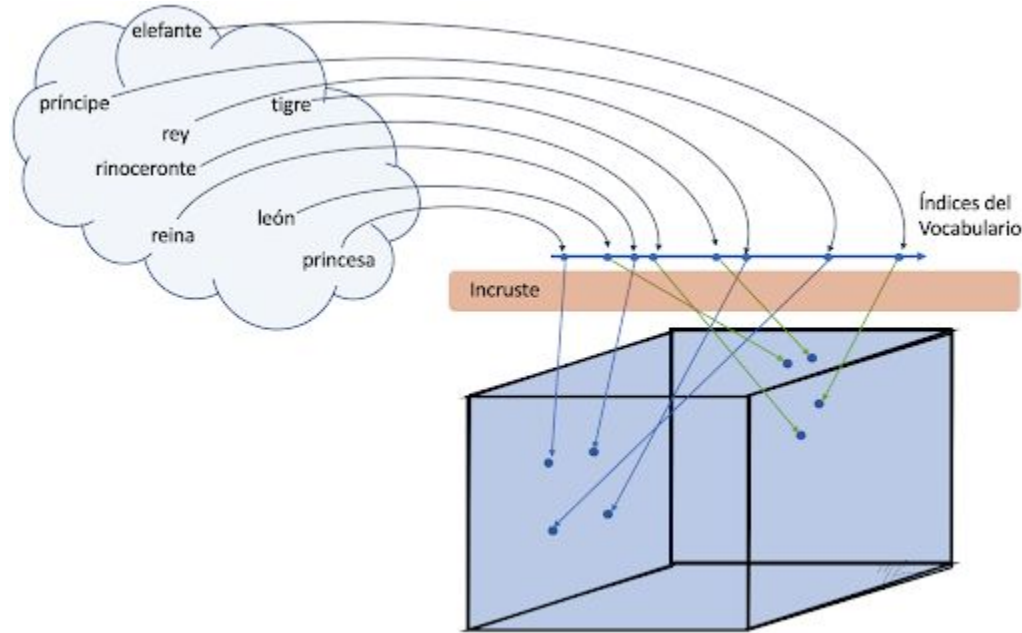
	cat	the	quick	brown	fox	jumped	over	dog	bird	flew	...	kangaroo	house
time ↓	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0	0
	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	...	0	0
	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	...	0	0
	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	...	0	0
	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	...	0	0
← Dictionary Size →													



Embeddings



"Un embedding es la representación o descripción numérica de un dato estructurado o no estructurado (mapear imagenes o palabras a números)"

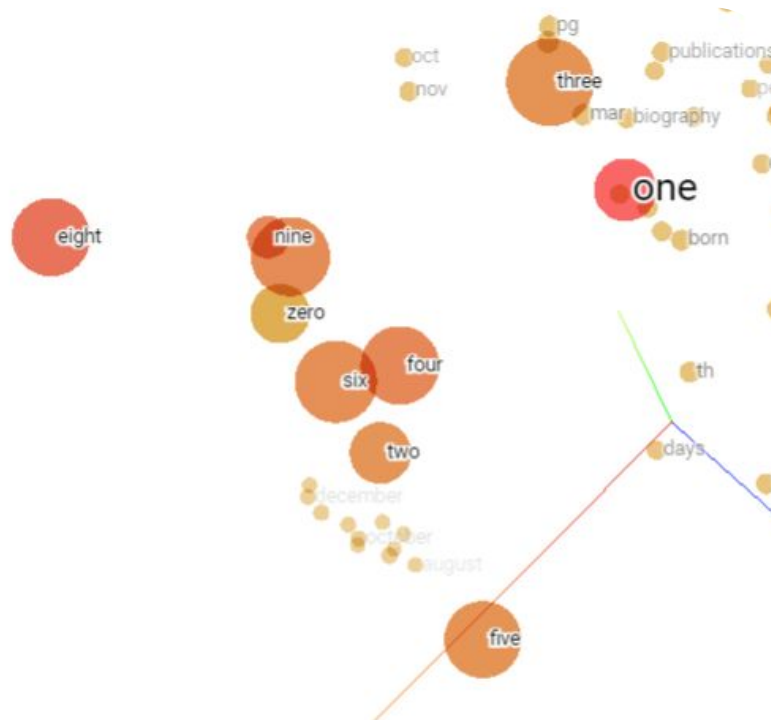


Word Embeddings



"Las palabras que tienen un significado similar tendrán una representación similar como embeddings"

<http://projector.tensorflow.org/>



Para qué podemos utilizar word Embeddings



Corrector



Preguntas y respuestas



Buscar palabras



Sinónimos



Traductor

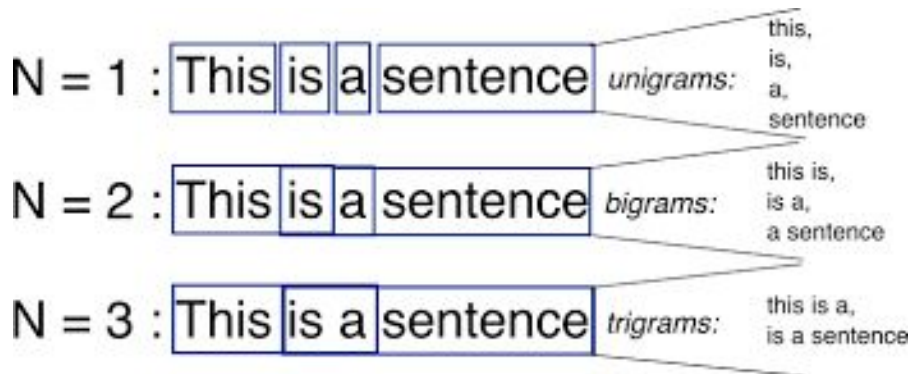


Análisis semántico



"Subsecuencia de N elementos de una secuencia dada"

Otra forma de agrupar las palabras distinto a word2vec (N=1, unigram) en donde se busca aumentar el poder de generalización y a su vez poder hacer más variado el vocabulario.



Character-level unigrams

<u>Text</u>	<u>Token Sequence</u>	<u>Token Value</u>
Dogs	1	D
Dogs	2	o
Dogs	3	g
Dogs	4	s

Character-level bigrams

<u>Text</u>	<u>Token Sequence</u>	<u>Token Value</u>
Dogs	1	Do
Dogs	2	og
Dogs	3	gs

Character-level trigrams

<u>Text</u>	<u>Token Sequence</u>	<u>Token Value</u>
Dogs	1	Dog
Dogs	2	ogs

GloVe y fastText



Embeddings pre-entrenados basados en diferentes topologías:

GloVe



Entrenado con textos de
Tweeter



Modelo basado en CBOW y
Skip-Gram



Basado en word2vec

fastText



Basado en N-GRAM de caracteres
en vez de palabras permitiendo
entender mejor los sufijos y prefijos



Permite crear mejores embeddings
para palabras “raras” (basado
CBOW o Skip-Gram)



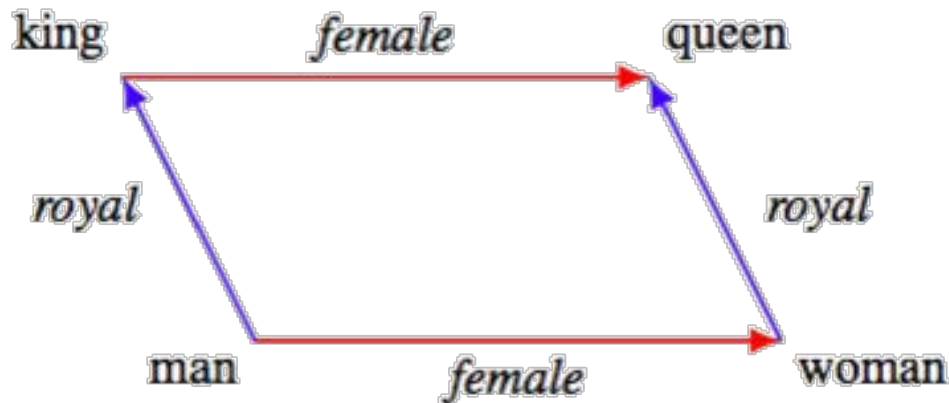
Puede crear un embedding de
una palabra que nunca vió

Operaciones con Embeddings



Si los embeddings son la representación numérica de las palabras, quiere decir que puedes realizar operaciones entre ellas para compararlas o obtener nuevos resultados

$$\vec{king} - \vec{man} + \vec{woman} \approx \vec{queen}$$



t-SNE (t-distributed stochastic neighbor embedding)



"Técnica de reducción de dimensionalidad especialmente para graficar en 2D embeddings (vectores de muchas dimensiones)"

[LINK](#)



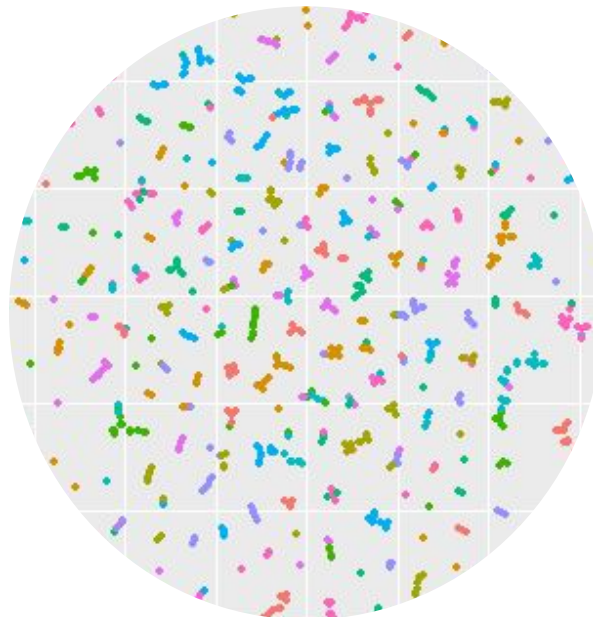
Balancea las características locales y globales de los datos (perplexity)



No produce siempre el mismo resultado



Modifica las distancias originales de los datos a fin de priorizar una mejor visualización o interpretación visual





Link al Colab

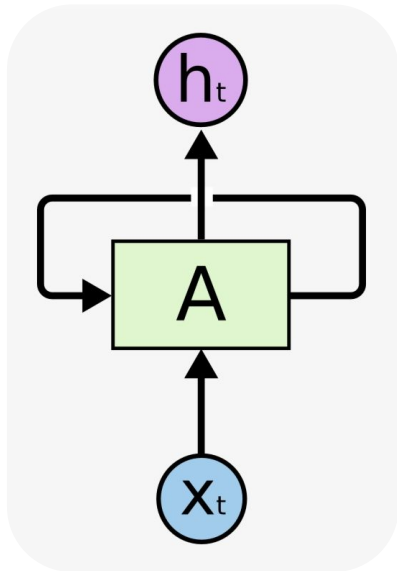


LINK

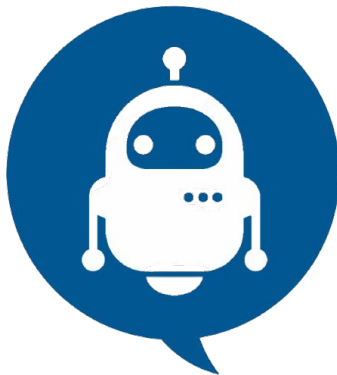
¿Dónde utilizaremos estos Embeddings?



Redes RNN



Seq2Seq



BERT

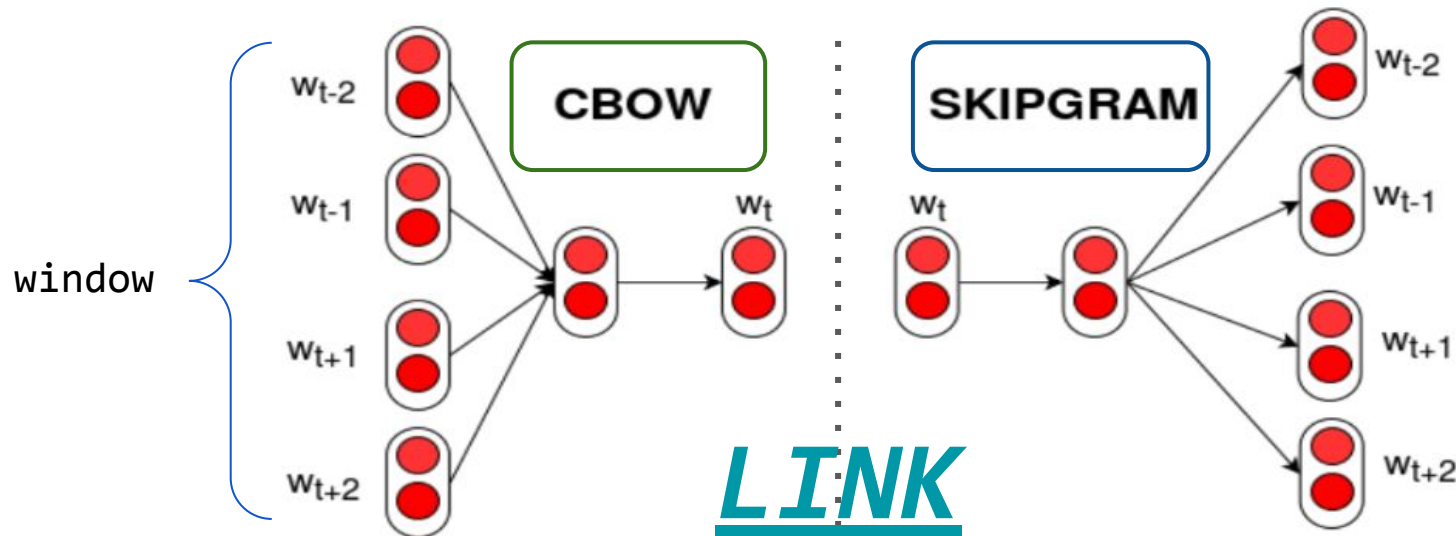


Serán los pilares de todo lo que construyamos en el resto del curso

¿Cómo podemos crear nuestros word Embeddings?



"Utilizando técnicas de **deep learning** que maximicen la relación entre las palabras vecinas y la palabra objetivo, contextualizándola".



Se utiliza
OneHotEncoding
como
representación
del texto a la
entrada del
modelo

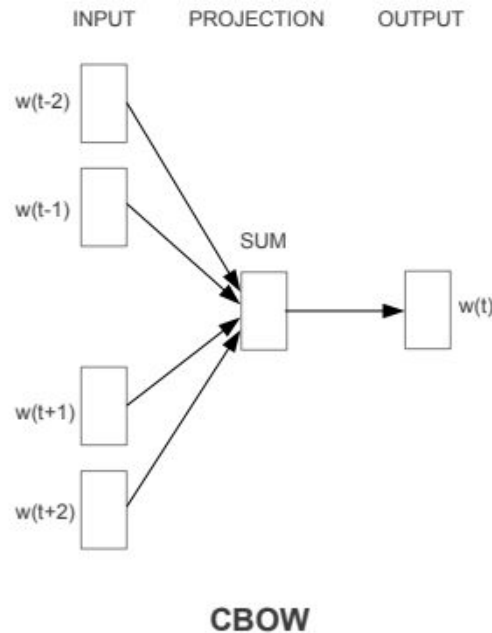
$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{-c \leq j \leq c, j \neq 0} \log p(w_t | w_{t+j})$$

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{-c \leq j \leq c, j \neq 0} \log p(w_{t+j} | w_t)$$

Continuous Bag of Words Model (CBOW)



Utiliza como entrada el contexto de la palabra objetivo (palabras a izquierda y derecha de ella). El tamaño de la ventana determina cuántas palabras se tomarán para contextualizar el embedding.



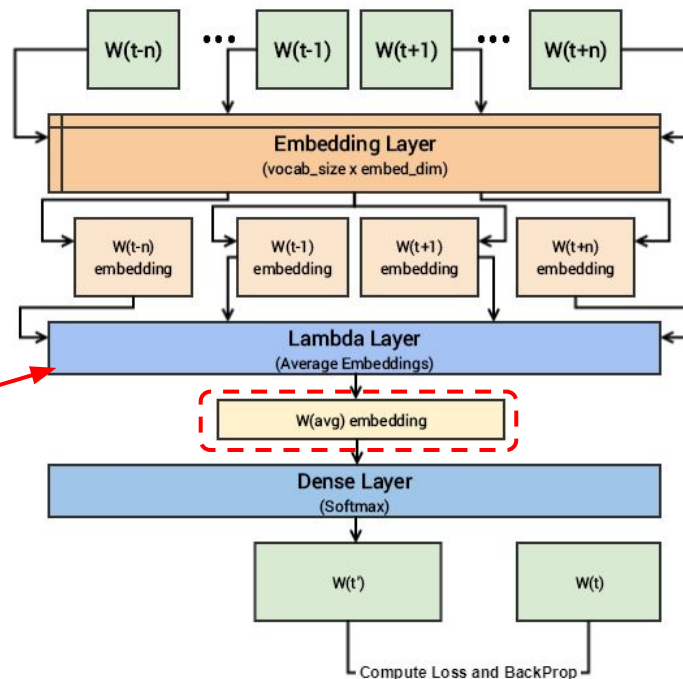
CBOW - Entrenamiento

[LINK](#)



Para entrenar necesitamos tener el vocabulario del corpus y las sentencias organizadas por el tamaño de la ventana de entrada.

Los embeddings de cada palabra son el embedding promedio de todas las veces que se utilizó en el corpus.



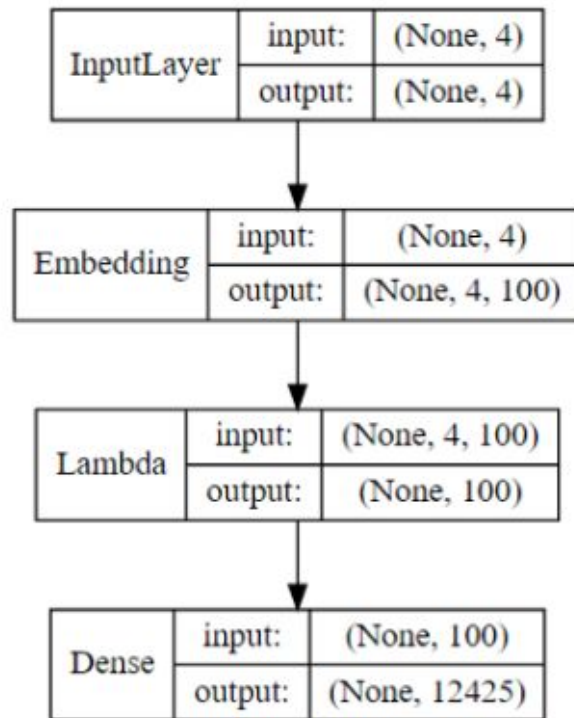
```
cbow = Sequential()
cbow.add(Embedding(input_dim=vocab_size, output_dim=embed_size, input_length=window_size*2))
cbow.add(Lambda(lambda x: K.mean(x, axis=1), output_shape=(embed_size,)))
cbow.add(Dense(vocab_size, activation='softmax'))
cbow.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='rmsprop')
```

CBOW - Entrenamiento



Con tan solo un corpus de 12425 palabras distintas y embedding de 100 dimensiones hay que entrenar **2.5 Millones de parámetros**

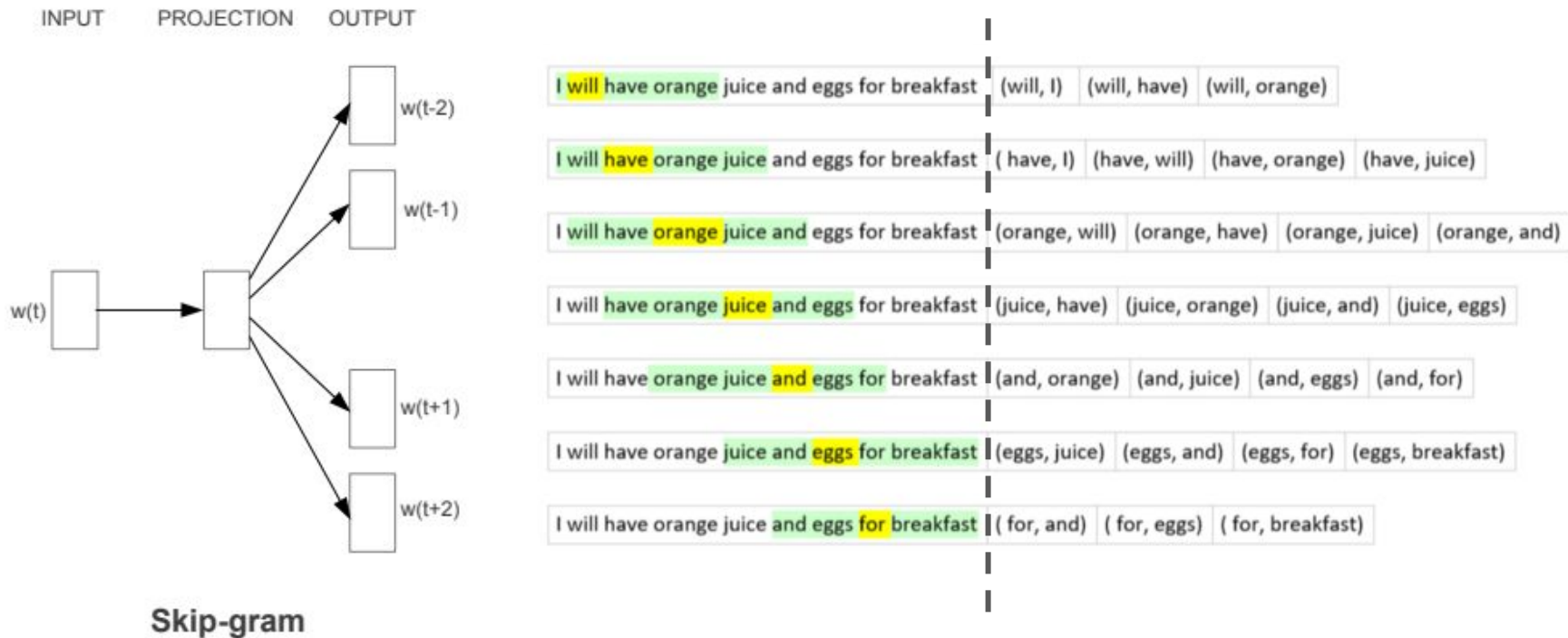
Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
embedding_1 (Embedding)	(None, 4, 100)	1242500
=====		
lambda_1 (Lambda)	(None, 100)	0
=====		
dense_1 (Dense)	(None, 12425)	1254925
=====		
Total params: 2,497,425		
Trainable params: 2,497,425		
Non-trainable params: 0		



Skip-Gram



Al contrario de CBOW, este modelo intenta predecir las palabras que rodean (contexto) a una palabra objetivo. Se divide el output como pares [target, context]



Skip-Gram - Entrenamiento

[LINK](#)

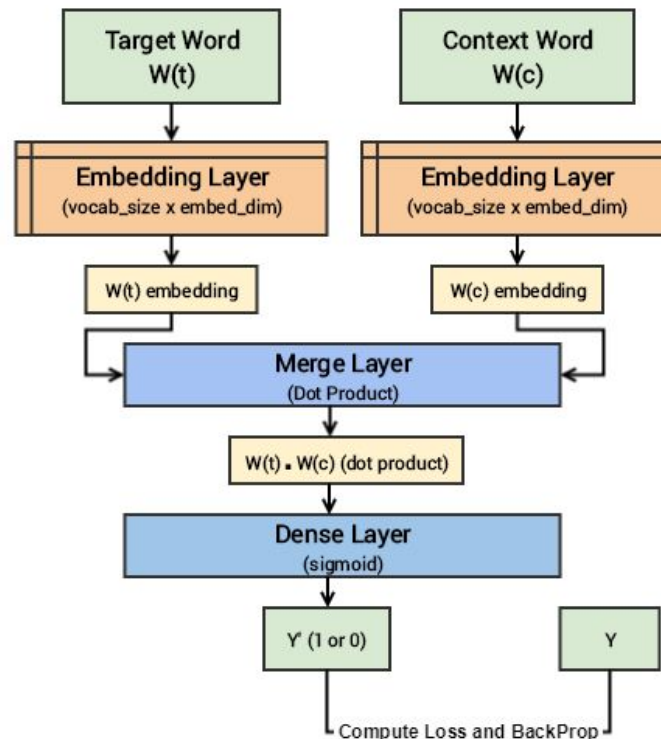


Por cada par [target, context] el sistema determina si las palabras tiene significado en contexto (1) o no lo tiene (0), buscando así acercar las palabras que tienen significado juntas (que se espera que estén juntas en el texto)

```
word_model = Sequential()
word_model.add(Embedding(vocab_size, embed_size,
                        embeddings_initializer="glorot_uniform",
                        input_length=1))
word_model.add(Reshape((embed_size, )))

context_model = Sequential()
context_model.add(Embedding(vocab_size, embed_size,
                           embeddings_initializer="glorot_uniform",
                           input_length=1))
context_model.add(Reshape((embed_size, )))

model = Sequential()
model.add(Merge([word_model, context_model], mode="dot"))
model.add(Dense(1, kernel_initializer="glorot_uniform", activation="sigmoid"))
model.compile(loss="mean_squared_error", optimizer="rmsprop")
```

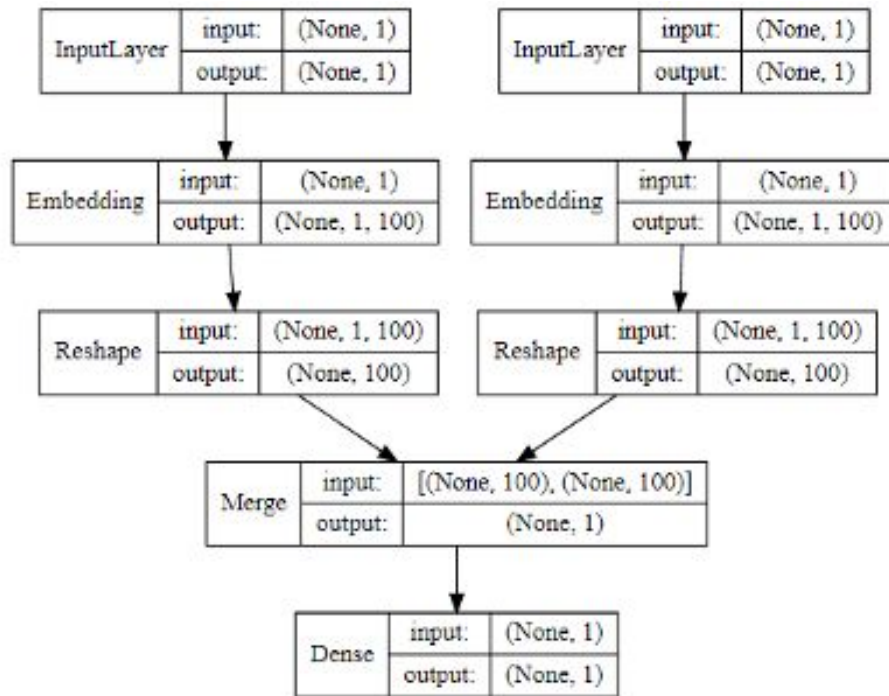


Skip-Gram - Entrenamiento



Skip-Gram requiere más datos para lograr un buen resultado pero obtiene más información sobre el contexto del corpus en sus embeddings.

Layer (type)	Output Shape	Param #
merge_2 (Merge)	(None, 1)	0
dense_3 (Dense)	(None, 1)	2
Total params: 2,485,002		
Trainable params: 2,485,002		
Non-trainable params: 0		



Negative sampling

[LINK](#)



En SkipGram/CBOW la cantidad de parámetros a entrenar en la softmax es enorme:

$\text{Parametros} = \text{vocab_size} * \text{embedding_size} \rightarrow \text{millones de parámetros}$

Vanilla
Skip-Gram

Diagram illustrating the Vanilla Skip-Gram update rule:

$$W_{\text{output}}(\text{old}) - \text{Learning R.} \times \text{grad_W_output} = W_{\text{output}}(\text{new})$$

Where:

- $W_{\text{output}}(\text{old})$ (11X3):

-0.560	0.340	0.160
-0.910	-0.440	1.560
-1.210	-0.130	-1.320
1.670	-0.150	-1.030
1.720	-1.460	0.730
0.000	1.390	-0.120
-0.060	1.520	-0.790
0.800	1.850	-1.670
-1.370	1.320	-0.480
0.670	1.990	-1.850
-1.520	-1.740	-1.860

- Learning R. = 0.05
- grad_W_output (11X3):

0.064	0.071	-0.014
0.098	0.015	0.063
0.069	0.089	0.045
0.014	0.085	0.079
-0.021	0.067	0.071
-0.098	-0.088	0.091
-0.072	-0.078	-0.089
0.046	-0.079	-0.053
-0.049	-0.087	0.025
-0.060	0.092	0.042
0.074	0.050	0.070

- $W_{\text{output}}(\text{new})$ (11X3):

-0.563	0.336	0.161
-0.915	-0.441	1.557
-1.213	-0.134	-1.322
1.669	-0.154	-1.034
1.721	-1.463	0.726
0.005	1.394	-0.125
-0.056	1.524	-0.786
0.798	1.854	-1.667
-1.368	1.324	-0.481
0.673	1.985	-1.852
-1.524	-1.743	-1.864

Negative
Sampling

Diagram illustrating the Negative Sampling update rule:

$$W_{\text{output}}(\text{old}) - \text{Learning R.} \times \text{grad_W_output} = W_{\text{output}}(\text{new})$$

Where:

- $W_{\text{output}}(\text{old})$ (11X3):

-0.560	0.340	0.160
-0.910	-0.440	1.560
-1.210	-0.130	-1.320
1.670	-0.150	-1.030
1.720	-1.460	0.730
0.000	1.390	-0.120
-0.060	1.520	-0.790
0.800	1.850	-1.670
-1.370	1.320	-0.480
0.670	1.990	-1.850
-1.520	-1.740	-1.860

- Learning R. = 0.05
- grad_W_output (11X3):

Not computed!		
---------------	--	--

- Positive sample, w_o: 0.031, 0.030, 0.041
- Negative sample, k=1: -0.090, 0.031, -0.065
- Negative sample, k=2: 0.056, 0.098, -0.061
- Negative sample, k=3: 0.069, 0.084, -0.044

- $W_{\text{output}}(\text{new})$ (11X3):

-0.560	0.340	0.160
-0.910	-0.440	1.560
-1.210	-0.130	-1.320
1.670	-0.150	-1.030
1.720	-1.460	0.730
0.000	1.390	-0.120
-0.060	1.520	-0.790
0.798	1.849	-1.672
-1.366	1.318	-0.477
0.667	1.985	-1.847
-1.523	-1.744	-1.858

En cada iteración se observa la palabras [target, contexto] y las "H" palabras más representativas del corpus

El objetivo es dejar de lado aquellas palabras muy frecuentes que NO aportan valor

Gensim - Doc2Vec paragraph embeddings

[LINK](#)



Utilizaremos esta librería que nos facilita generar embeddings tipo Skip-Gram o CBOW de nuestros corpus



- Librería de Python
- Existe desde 2009
- Muy popular y muy simple de utilizar



Link al Colab



[LINK](#)



Crear sus propios
vectores con Gensim
basado en lo visto
en clase con otro
dataset





¡Muchas gracias!