



Tema 6.1 Modelos de secuencias y texto

Deep Learning

Máster Oficial en Ingeniería Informática

Universidad de Sevilla



Contenido



- Modelos de secuencias
- Modelos para texto







Dimensionality reduction

are part of the broader machine learning field of learning representations

• Los datos suelen tener naturaleza de secuencia

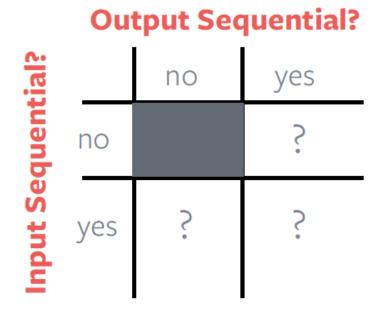


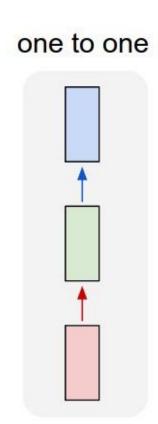






Escenarios





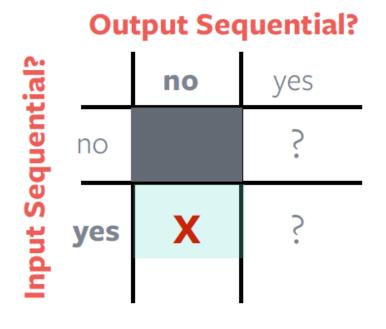
Ejemplos:

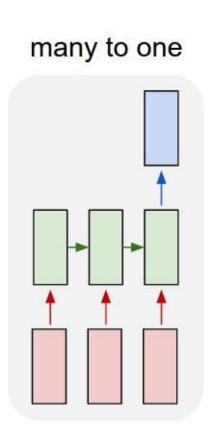
Clasificación de imágenes





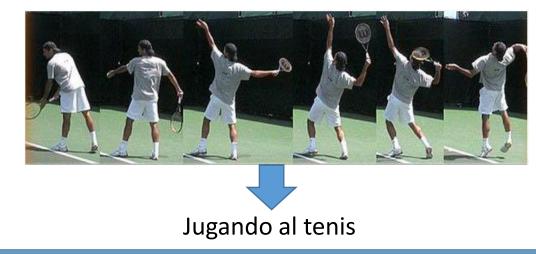
Escenarios





Ejemplos:

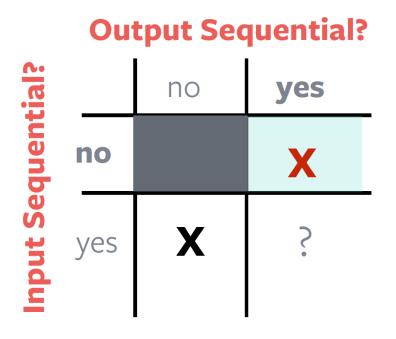
- Clasificación de texto
- Modelado de lenguaje
- Reconocimiento de acciones
- Clasificación de género de música

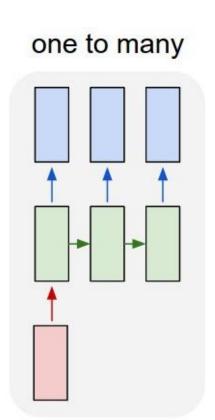






Escenarios





Ejemplos:

Image captioning





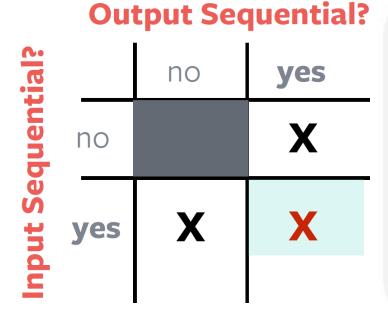
A square with a fountain and tall buildings in the background, with some trees and a few people hanging out.

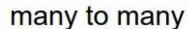


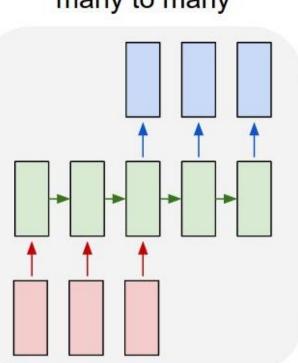




• Escenarios







Ejemplos:

- Traducción máquina
- Resúmenes
- Reconocimiento del habla
- OCR
- Predicción de fotogramas en video

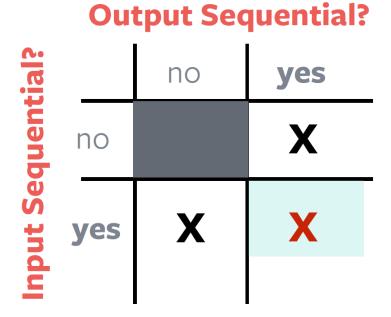


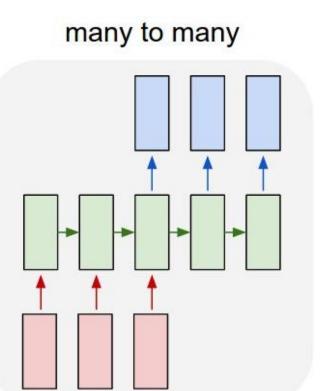


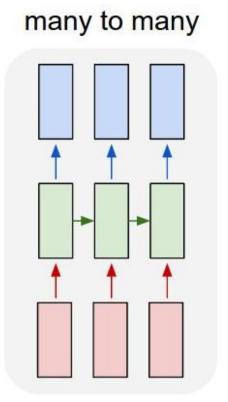




Escenarios









Máster Universitario en Ingeniería Informática

Modelos para texto

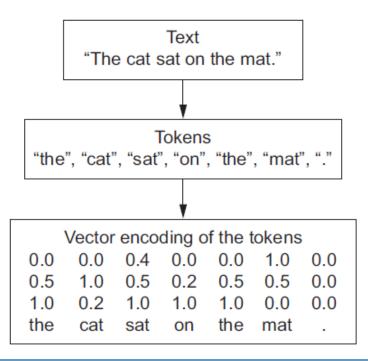
Texto: secuencia de caracteres o palabras (mejor palabras)

• Deep Learning no permite entender el texto, sino reconocer patrones

en las palabras, frases y párrafos

 Primer paso: introducir texto en una red neuronal (vectorización)

- Romper el texto en tokens (tokenization)
- Traducir cada token a un vector







- Un **token** puede ser:
 - Una palabra
 - Un carácter
 - Un N-grama (bag-of-words)
 - N-grama: grupo de n palabras o caracteres consecutivos en una frase que se pueden solapar (siendo n < N)
 - Ejemplo de 2-grama: "La asignatura me gusta mucho" → {"La", "La asignatura", "asignatura", "asignatura me", "me", "me gusta", "gusta", "gusta mucho", "mucho"}
 - El conjunto anterior de 2-gramas se denomina bag-of-2words.
 - Bag-of-words: es un conjunto de tokens, sin ordenación (el orden está dentro del token).
 - Usado en técnicas clásicas, pero no en Deep Learning





- Codificación de tokens en vectores:
 - One-hot encoding
 - Cada palabra corresponde a un índice en un vector de tamaño igual al vocabulario
 - One-hot hashing trick: usar una tabla hash en vez de un vector, para reducir tamaño
 - Desventajas:
 - Requiere mucha memoria
 - Demasiada dimensionalidad
 - No existe una función que calcule la distancia entre dos palabras
 - Mucho ruido en la red: palabras cercanas pueden tener representación lejana

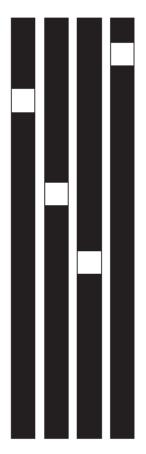
Hombre (5391)	Mujer (9853)	Rey (4914)	Reina (7157)	Manzana (456)	Naranja (6257)
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	•••	0
0	0		0	1	0
0	0	1	0		0
	0		0	0	0
1		0		0	•••
	1	0	1	0	1
0	•••	0	•••	0	•••
0	0	0	0	0	0





- Codificación de tokens en vectores:
 - Token embedding (Word-embedding para palabras, o inmersión de palabras)
 - Vectores de números reales (vs binario)
 - Menor dimensionalidad (256 vs 20.000)
 - Es posible calcular la distancia entre dos palabras.

Hombre (5391)	Mujer (9853)	Rey (4914)	Reina (7157)	Manzana (456)	Naranja (6257)
-1	1	-0,95	0,97	0,00	0,01
0,01	0,02	0,93	0,95	-0,01	0,00
0,03	0,01	0,7	0,69	0,03	-0,02
0,04	0,03	0,02	0,01	0,95	0,97
	-1 0,01 0,03	(5391) (9853) -1 1 0,01 0,02 0,03 0,01	(5391) (9853) (4914) -1 1 -0,95 0,01 0,02 0,93 0,03 0,01 0,7	(5391) (9853) (4914) (7157) -1 1 -0,95 0,97 0,01 0,02 0,93 0,95 0,03 0,01 0,7 0,69	(5391) (9853) (4914) (7157) (456) -1 1 -0,95 0,97 0,00 0,01 0,02 0,93 0,95 -0,01 0,03 0,01 0,7 0,69 0,03



One-hot word vectors:

- Sparse
- High-dimensional
- Hardcoded

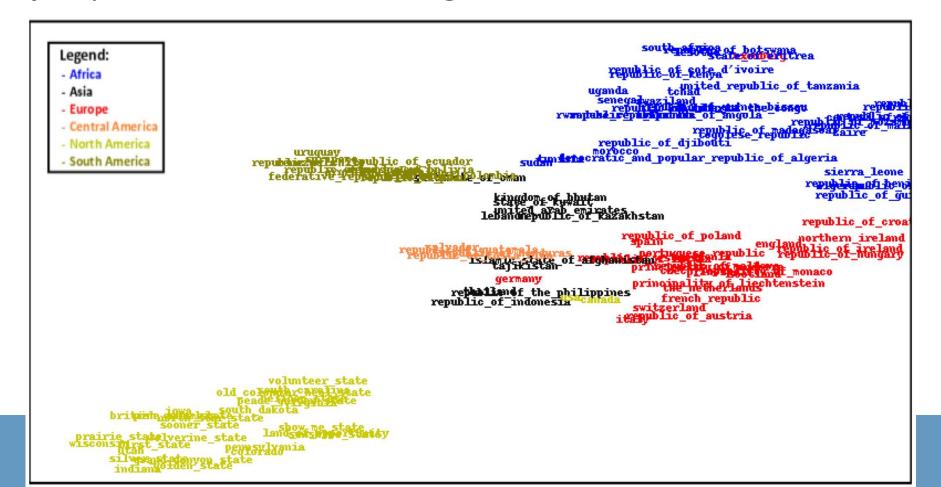
Word embeddings:

- Dense
- Lower-dimensional
- Learned from data





• Ejemplo de Word-embedding [Bordes et al 2011]





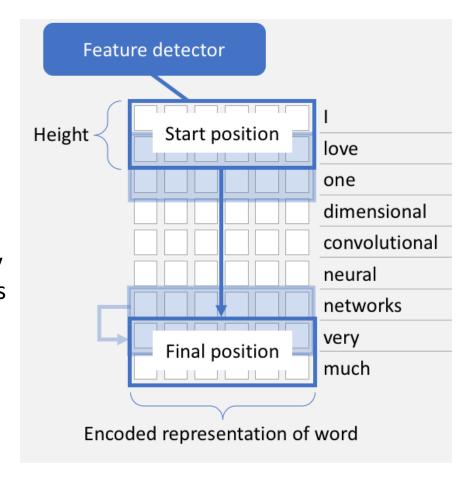


- Obtención del Word-embedding:
 - Entrenamiento sobre datos:
 - Uso de una capa especial (embedding layer)
 - Queremos que palabras cercanas tengan un embedding cercano
 - Un Word-embedding puede diferir según lenguaje (Inglés, Español), contexto (twitter, legal), etc.
 - Usar Word-embedding pre-entrenados (transfer learning):
 - Cuando hay pocos datos para poder entrenar un Word-embedding propio
 - Entrenados como pesos de una red
 - Word2vec (Mikolov et al 2013, Google), basado en bag-of-words
 - GloVe (Pennington et al 2014, Standford), basado en contexto global
 - FastText (Mikolov et al 2018, Google), basado en Word2Vec mejorando precisión





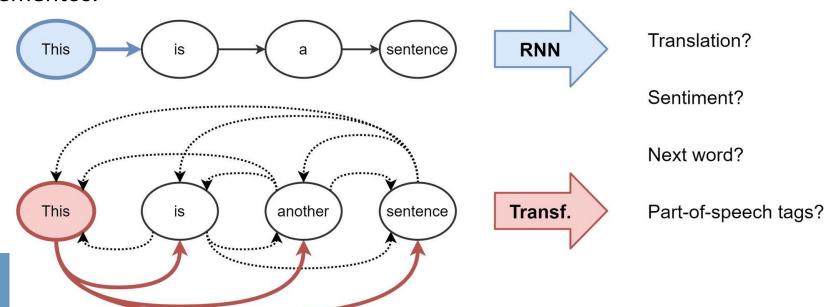
- En Deep Learning:
 - Convoluciones 1D: son efectivas cuando:
 - Derivar características de segmentos cortos y de longitud fija.
 - La localización de la característica dentro del segmento no es relevante.
 - En el ejemplo: height es el tamaño del kernel (en 1D), y cada palabra se codifica con un vector (cuya longitud es la profundidad del kernel).







- En Deep Learning:
 - Redes recurrentes neuronales (RNN):
 - Hay un estado que se propaga a lo largo de la secuencia
 - Redes con mecanismo de atención (Transformers):
 - Se miran toda la secuencia de una vez y se detectan las relaciones entre todos los elementos.





Máster Universitario en Ingeniería Informática

Recapitulando

- Modelos para trabajar con secuencias:
 - One-to-many, many-to-one, many-to-many
- Modelos para texto:
 - Vectorización de texto mediante técnicas de tokenization
 - One-hot-encoding vs Word-embedding
- Veremos tres modelos para trabajar con secuencias en DL:
 - Convoluciones 1D.
 - Las Redes Neuronales Recurrentes
 - Las Redes con Mecanismos de Atención (Transformers)