.UBAfiuba
FACULTAD DE INGENIERÍA

NLP

Redes neuronales recurrentes (RNN)

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

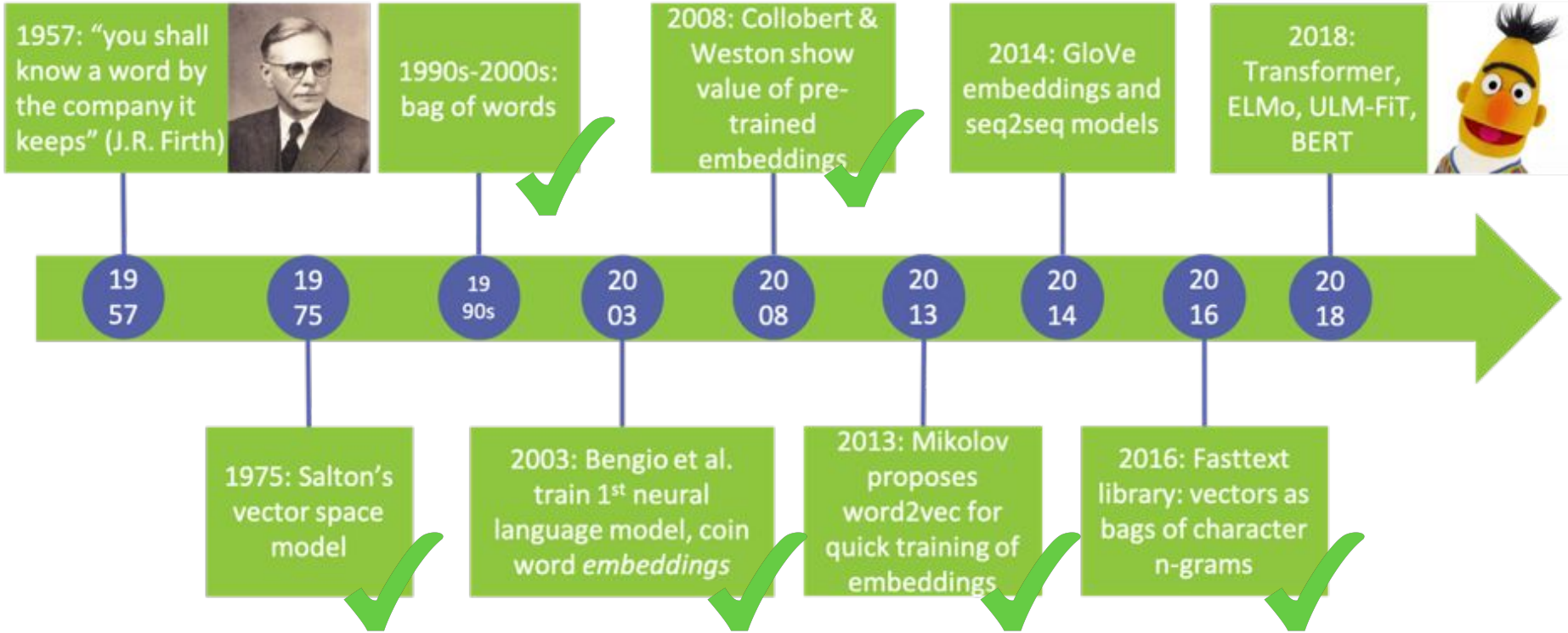
Esp. Ing. Hernán Contigiani
hernan4790@gmail.com

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.

Timeline


1957: "you shall know a word by the company it keeps" (J.R. Firth)
1990s-2000s: bag of words
2008: Collobert & Weston show value of pre-trained embeddings
2014: GloVe embeddings and seq2seq models
2018: Transformer, ELMo, ULM-FiT, BERT
19 57
19 75
19 90s
20 03
20 08
20 13
20 14
20 16
20 18
1975: Salton's vector space model
2003: Bengio et al. train 1st neural language model, coin word *embeddings*
2013: Mikolov proposes word2vec for quick training of embeddings
2016: Fasttext library: vectors as bags of character n-grams

Redes Neuronales Recurrentes (RNN)

"Se introduce este tipo de celda neuronal para lograr que información del pasado influya en los resultados futuros".

Se utiliza principalmente para resolver problemas de secuencia, en donde el valor anterior está relacionado con el valor futuro.

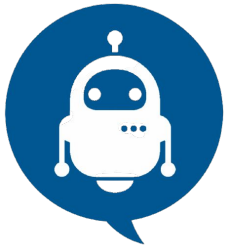
Se busca que el modelo aprenda a generalizar y compartir features entre palabras en diferentes posiciones.

Permite construir modelos cuyos vectores de entrada o salida no posean una dimensión fija.

$$\prod_{i=1}^{i=m} P(w_i | w_{i-(n-1)}, \ldots, w_{i-1})$$

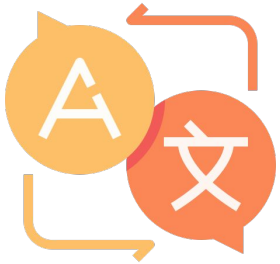
"Hoy el día está hermoso y despejado, se puede ver un hermoso cielo... azul"

Soluciones dónde la secuencia es importante



Bots Conversacionales

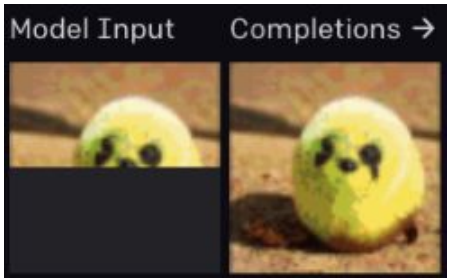
Name entity recognition



Traducción de idiomas

Speech to text

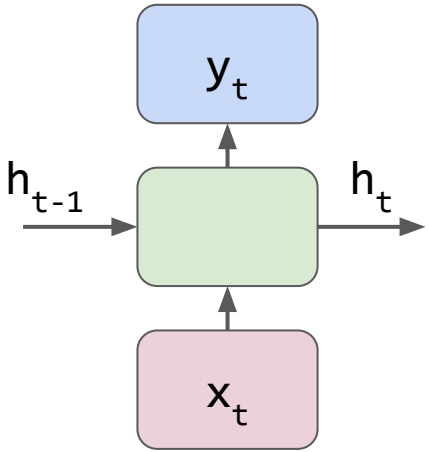
Generar música



Completar una imagen

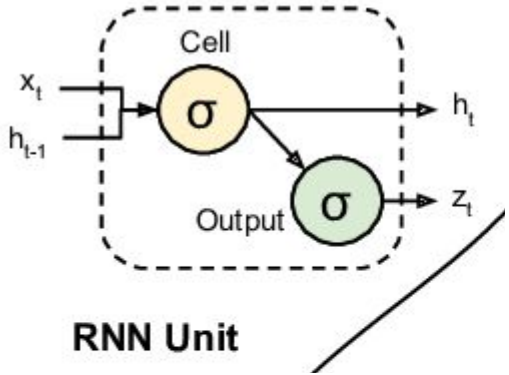
Celda RNN

LINK

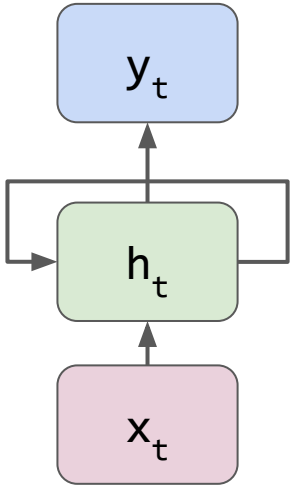


Unidad básica

$$h_t = \sigma(Whh * h_{t-1} + Whx * x)$$
$$y_t = softmax(U[h_t])$$

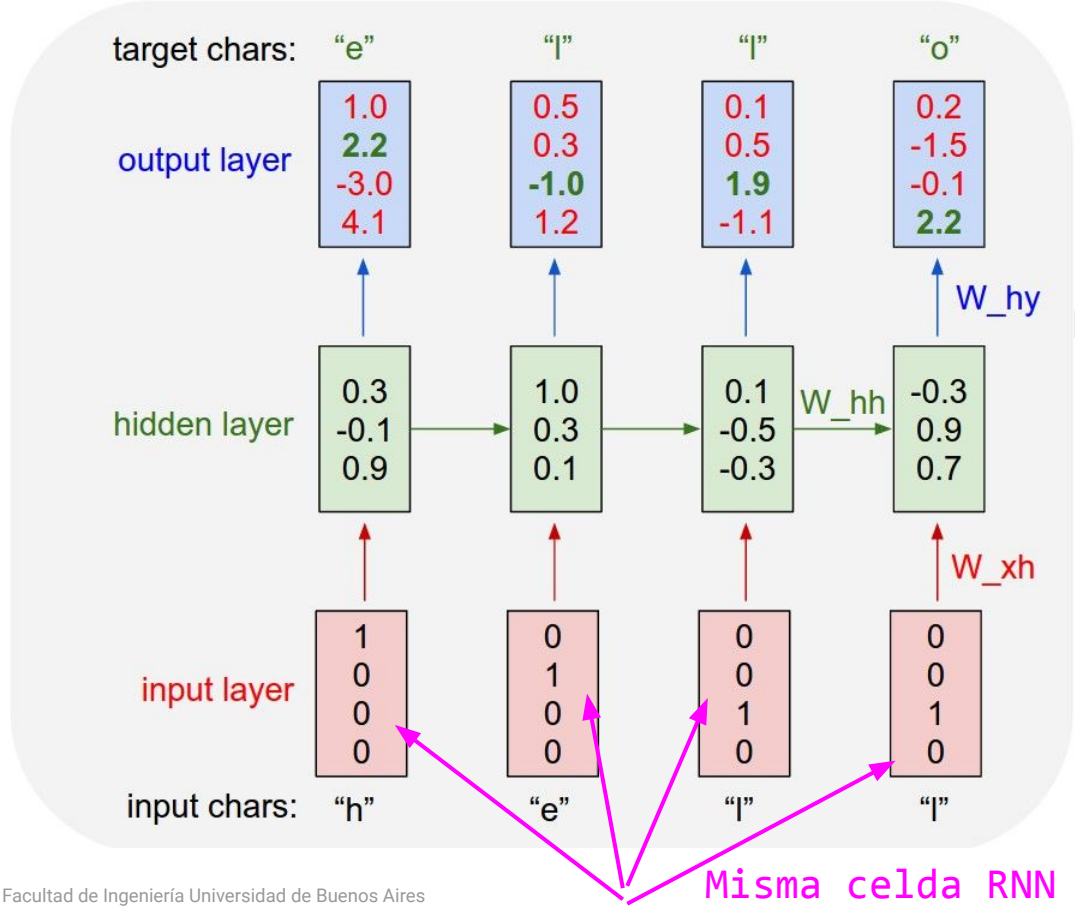


forward



Representación compacta

Propagación (ejemplo)



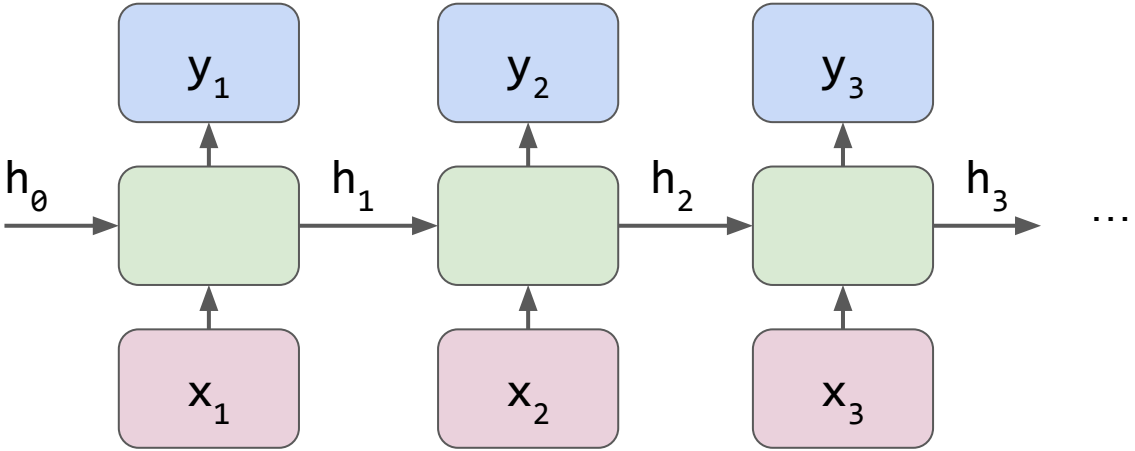
En este ejemplo entra una palabra/letra y sale otra

En estas redes de secuencia su grafo de cómputo es en serie, no es posible paralelizar, ya que el estado futuro depende del estado anterior.

Con cada salida se actualizan los pesos Whh, Wxh y Why para el próximo cómputo

Misma celda RNN en diferentes instantes

Implementación básica (una sola celda)



$$h_t = \sigma(W_{hh} * h_{t-1} + W_{hx} * x)$$
$$y_t = \text{softmax}(U[h_t])$$

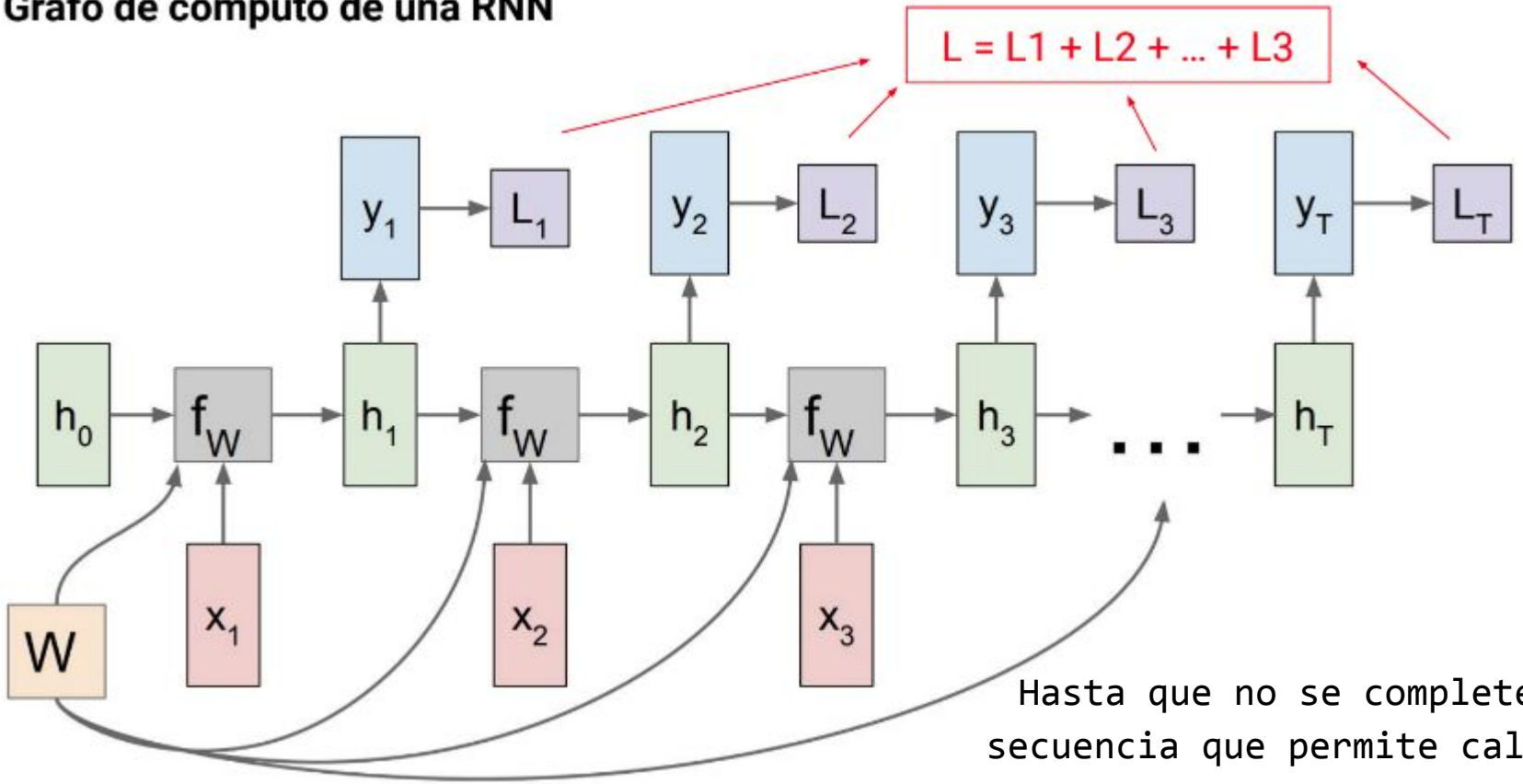
```
rnn = RNN()
y1 = rnn.step(X1)
y2 = rnn.step(X2)
y3 = rnn.step(X3)
```

h_0 inicia en cero o random

```
class RNN:
  # ...
  def step(self, x):
    # update the hidden state
    self.h = np.tanh(np.dot(self.W_hh, self.h) + np.dot(self.W_xh, x))
    # compute the output vector
    y = np.dot(self.W_hy, self.h)
    return y
```

LINK

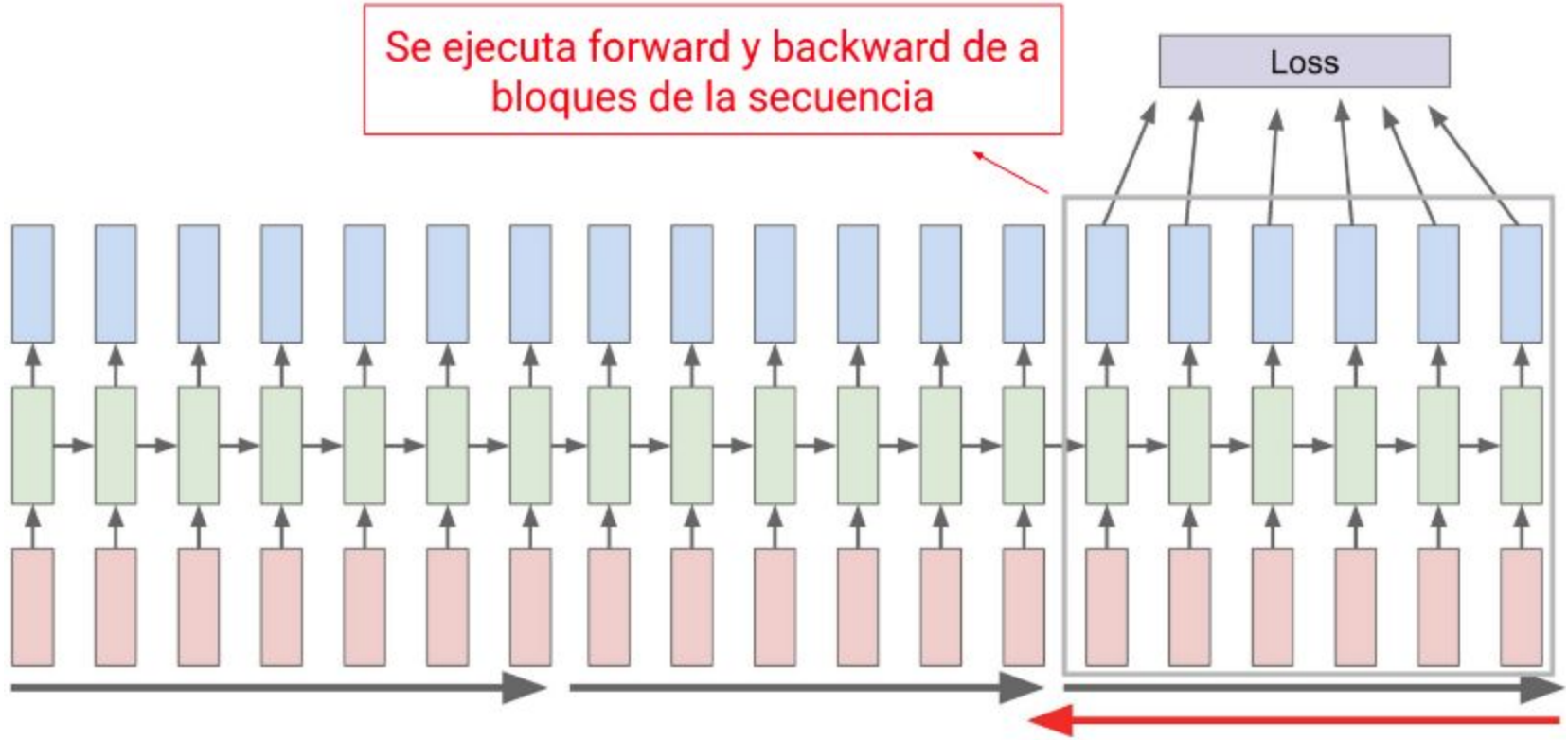
Grafo de cómputo de una RNN



Hasta que no se complete la secuencia que permite calcular el loss no se actualizan los pesos (W) de la/s celda/s

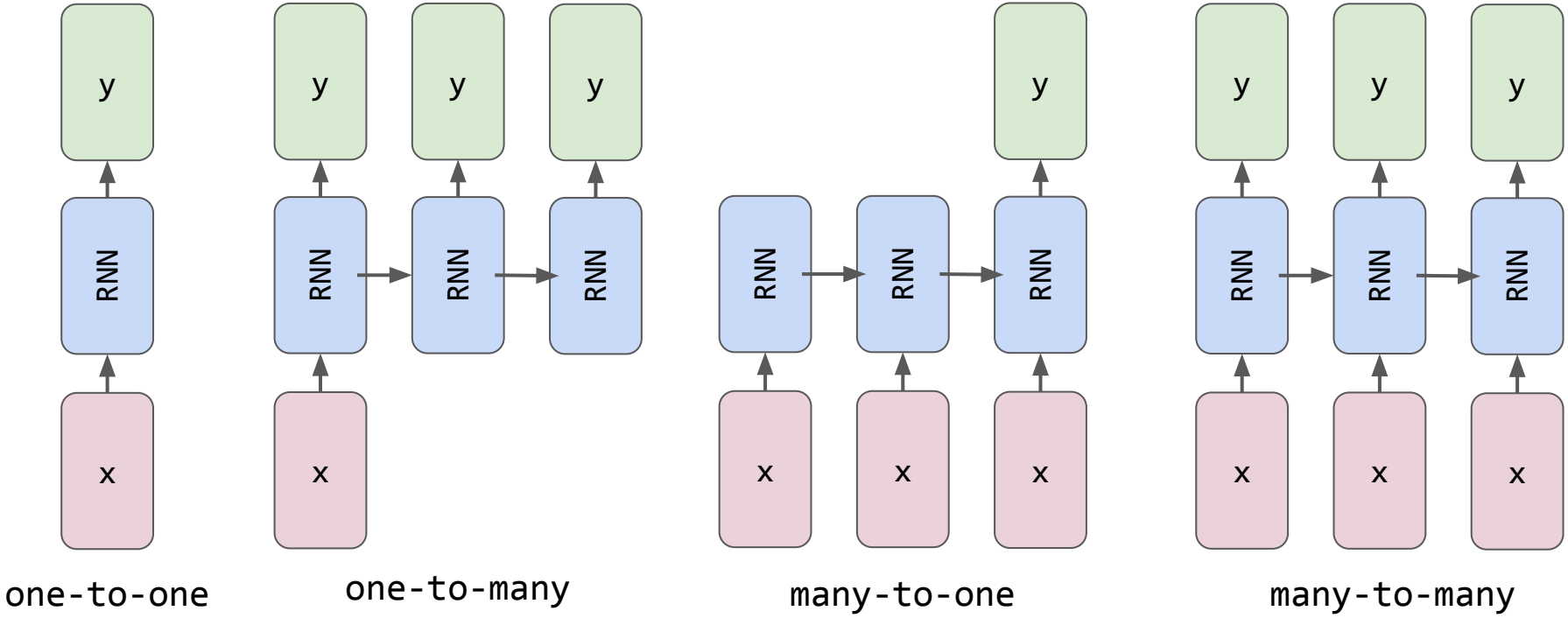
Forward & backward

LINK BACKPROPAGATION NUMPY



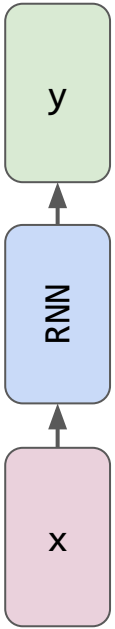
Arquitecturas

LINK



one-to-one

"Por cada entrada al sistema (word2vec) la celda arroja un resultado"

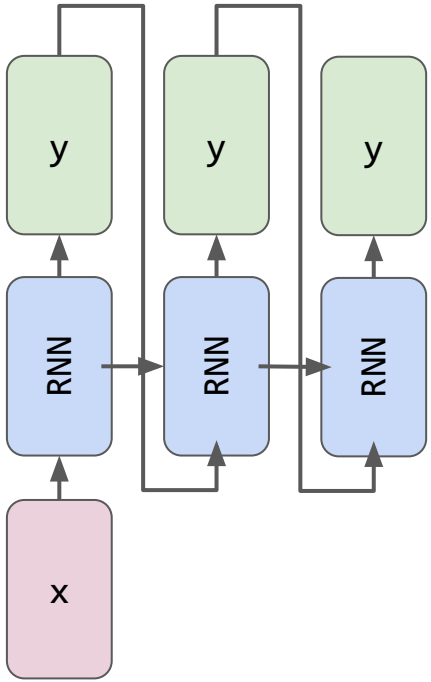


Name entity recognition

Se utiliza principalmente para reconocer las entidades principales en una oración o frase (encontrar el sujeto de la oración o palabras importantes).

one-to-many

"Dada una entrada de tamaño fijo el sistema arroja una sentencia o oración a partir de ella de longitud variable"

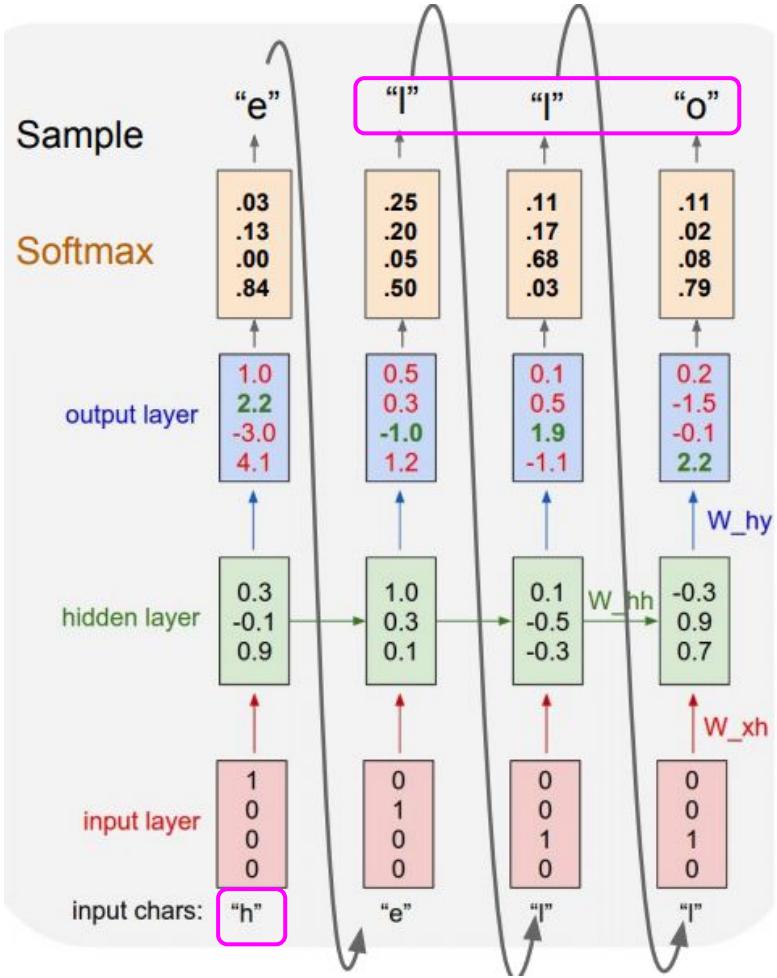


Este tipo de estructuras se utilizan para generar una secuencia a partir de un punto de partida. Se podría a partir de una sílaba completar una palabra o partir de una nota armar un ritmo de música.

Generar música

Autocompletar

one-to-many


Sample
Softmax
output layer
hidden layer
input layer
input chars:
"h"
"e"
"l"
"o"
"e"
"l"
"l"
.03 .13 .00 .84
.25 .20 .05 .50
.11 .17 .68 .03
.11 .02 .08 .79
1.0 2.2 -3.0 4.1
0.5 0.3 -1.0 1.2
0.1 0.5 1.9 -1.1
0.2 -1.5 -0.1 2.2
0.3 -0.1 0.9
1.0 0.3 0.1
0.1 -0.5 -0.3
-0.3 0.9 0.7
1 0 0 0
0 1 0 0
0 0 1 0
0 0 1 0
W_hy
W_hh
W_xh

one-to-one

Link al Colab

LINK

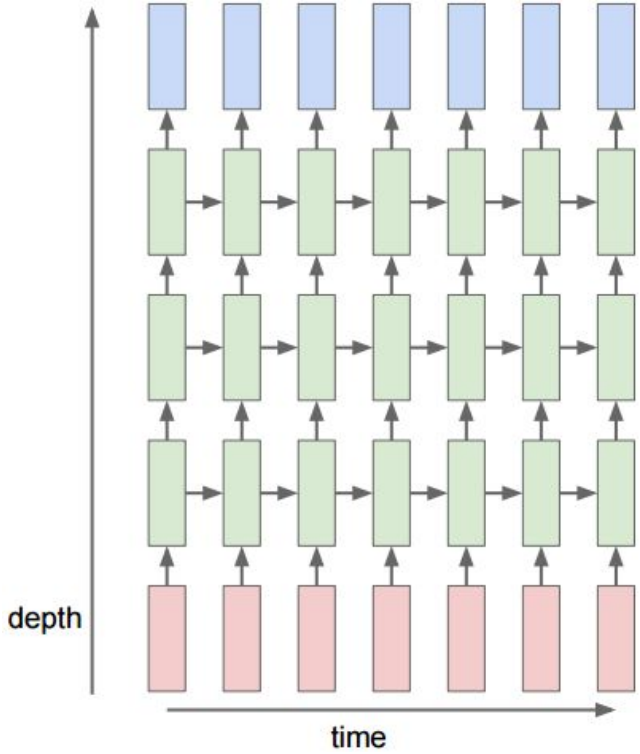
one-to-many

Link al Colab

LINK

Multi-layer RNN

Tal como se vio en los ejemplos se trata de apilar layers RNN en donde la salida de una se traslada a la entrada de la siguiente



Problema de una RNN tradicional

LINK

"Una RNN tradicional solo usa información del pasado y no de las futuras palabras para predecir"

Ejemplo: Data una sentencia determinar si existe una entidad que represente al nombre de una persona utilizando (name entity recognition)

Ejemplo 1:
"Hoy escuche que Victoria terminó su bot para NLP" → persona

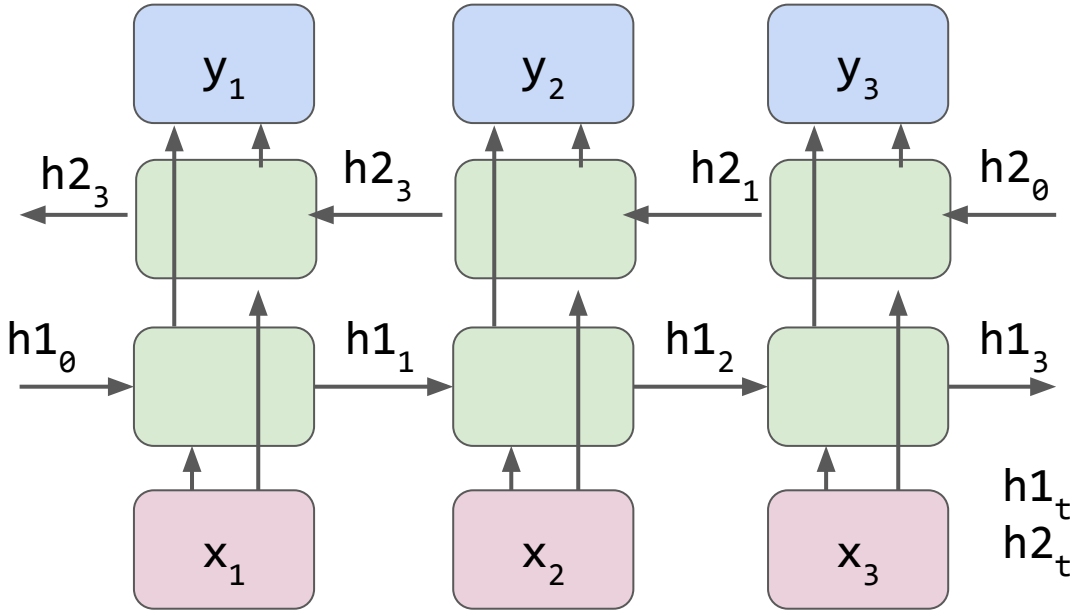
Ejemplo 2:
"Hoy escuche que Victoria cambió de intendente" → ciudad

La contextualización de la palabra es a futuro

Bidirectional RNN (BRNN)

BRNN PAPER

"La palabra anterior y la palabra futura tienen impacto en la presente predicción"

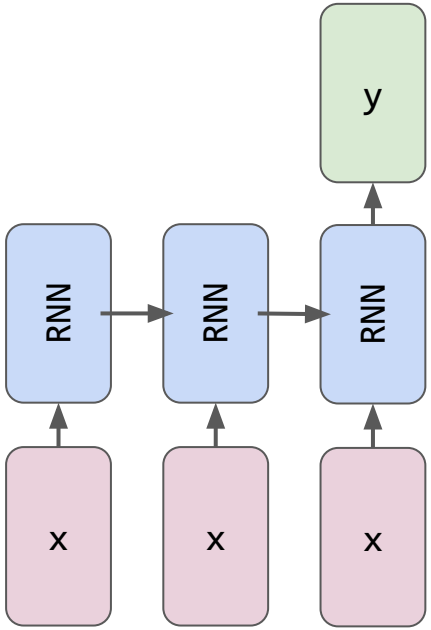


$$h1_t = \sigma(Whh1 * h_{t-1} + Whx1 * x)$$
$$h2_t = \sigma(Whh2 * h_{t+1} + Whx2 * x)$$

$$y_t = \text{softmax}(U[h1_t + h2_t])$$

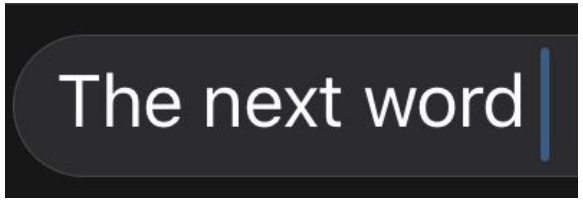
many-to-one

"Dada una sentencia o oración de entrada de tamaño fijo, el sistema arroja un único resultado que la representa".



many-to-one

Este tipo de estructuras se utilizan para determinar cuál es la siguiente palabra o elemento en la secuencia o para clasificación (sentiment analysis).



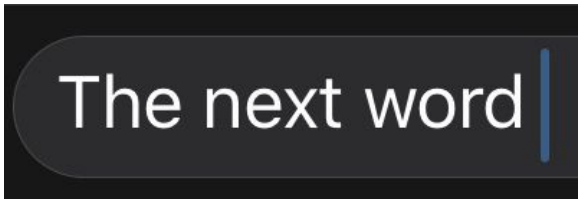
Predicción de próxima palabra

Análisis de sentimientos

many-to-one

Text prediction

Se utilizará many-to-one, por lo que hay que seleccionar la dimensión de la sentencia de entrada y dividir el texto en grupos:



Predicción de próxima palabra

Sentencia

```
'Yesterday, all my troubles seemed so far away'
```

Tokens

```
['yesterday', 'all', 'my', 'troubles', 'seemed', 'so', 'far', 'away']
```

Vectores de entrada de 4 tokens

```
[['yesterday', 'all', 'my', 'troubles'],
 ['all', 'my', 'troubles', 'seemed'],
 ['my', 'troubles', 'seemed', 'so'],
 ['troubles', 'seemed', 'so', 'far']]
```

Text prediction

Link al Colab

LINK

Desafio

Utilizar otro dataset y poner en práctica la predicción de próxima palabra

¡Muchas gracias!