

# Tema 4: Arquitecturas y aplicaciones de las redes neuronales profundas

---



**Aprendizaje  
Profundo**

Grado en Ciencia e Ingeniería de Datos (Universidad de Oviedo)

---

Pablo González, Pablo Pérez  
{gonzalezgablo, pabloperez}@uniovi.es  
Centro de Inteligencia Artificial, Gijón

En la actualidad existen numerosas arquitecturas DNN creadas en función del problema que pretenden resolver.

Veremos en detalle las siguientes:

- Redes recurrentes
- Transformers
- Redes convolucionales
- Redes generativas adversarias
- Autoencoders
- Otras

# Redes neuronales recurrentes (RNN)

---

# Introducción

## ¿Qué son?

Redes neuronales profundas que incorporan capas con conexiones recurrentes.

Las conexiones recurrentes sirven para sacar partido de lo aprendido en instantes anteriores.



## ¿Para qué sirven?

Son útiles en el tratamiento de información secuencial (texto, audio, video,...).

Ejemplos:

- Reconocimiento del habla
- Análisis de sentimientos a partir de textos
- Traducción automática
- Reconocimiento de entidades
- Generación de música
- Análisis de secuencias de ADN
- etc.

## **Ejemplo: Predecir la palabra siguiente a partir del comienzo de una frase**

*Entrada:* Secuencia de palabras de longitud variable.

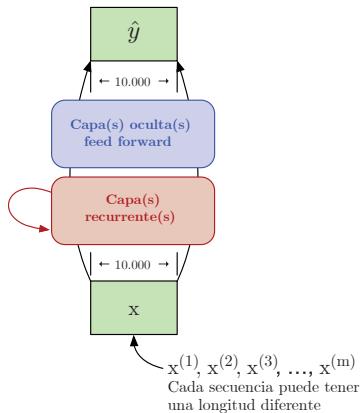
*Salida:* Palabra.

Otros datos:

- Cada palabra se codifica utilizando one-hot.
- Una frase es una secuencia con número variable de vectores one-hot.
- Supongamos:
  - Vocabulario de 10000 palabras.
  - Longitud máxima de frase de 50 palabras.

# Feed Forward vs RNN

Mismo problema, arquitecturas diferentes:



Matrices de pesos:

- **U**: Conexiones entre capa de entrada y recurrente.
- **V**: Conexiones de la capa recurrente con la siguiente capa.
- **W**: Conexiones de la capa recurrente con ella misma.
- **b<sub>h</sub>**, **b<sub>y</sub>**: Bias de la capa recurrente y de la de salida.

Funciones de activación:

- $g_1$ : Suele ser Tangente Hiperbólica o ReLU.
- $g_2$ : Sigmoide (generalmente).



# Notación

Dimensiones:

- $\mathbf{U}$ :  $3 \times 5$
- $\mathbf{V}$ :  $2 \times 3$
- $\mathbf{W}$ :  $3 \times 3$
- $\mathbf{b}_h$ :  $3 \times 1$
- $\mathbf{b}_y$ :  $2 \times 1$

Ecuaciones:

- $\mathbf{h}^{(t)} = g_1(\mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)} + \mathbf{b}_h)$
- $\hat{\mathbf{y}}^{(t)} = g_2(\mathbf{V}\mathbf{h}^{(t)} + \mathbf{b}_y)$



# Memoria en las RNN

Partiendo de:

- $\mathbf{h}^{(t)} = g_1(\mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)} + \mathbf{b}_h)$

Para simplificar, eliminamos activación y bias:

- $\mathbf{h}^{(t)} = \mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)}$

Notación:

- $\mathbf{x}^{(i)}$ : Vector del i-ésimo elemento de la secuencia de entrada.
- $\mathbf{h}^{(i)}$ : Salida de la capa recurrente debida a la entrada  $\mathbf{x}^{(i)}$ , es decir, en la etapa i-ésima.



# Memoria en las RNN

Partiendo de:

- $\mathbf{h}^{(t)} = g_1(\mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)} + \mathbf{b}_h)$

Para simplificar, eliminamos activación y bias:

- $\mathbf{h}^{(t)} = \mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)}$

Notación:

- $\mathbf{x}^{(i)}$ : Vector del i-ésimo elemento de la secuencia de entrada.
- $\mathbf{h}^{(i)}$ : Salida de la capa recurrente debida a la entrada  $\mathbf{x}^{(i)}$ , es decir, en la etapa i-ésima.



# Memoria en las RNN

Partiendo de:

- $\mathbf{h}^{(t)} = g_1(\mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)} + \mathbf{b}_h)$

Para simplificar, eliminamos activación y bias:

- $\mathbf{h}^{(t)} = \mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)}$

Notación:

- $\mathbf{x}^{(i)}$ : Vector del i-ésimo elemento de la secuencia de entrada.
- $\mathbf{h}^{(i)}$ : Salida de la capa recurrente debida a la entrada  $\mathbf{x}^{(i)}$ , es decir, en la etapa i-ésima.



# Memoria en las RNN

Partiendo de:

- $\mathbf{h}^{(t)} = g_1(\mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)} + \mathbf{b}_h)$

Para simplificar, eliminamos activación y bias:

- $\mathbf{h}^{(t)} = \mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)}$

Notación:

- $\mathbf{x}^{(i)}$ : Vector del i-ésimo elemento de la secuencia de entrada.
- $\mathbf{h}^{(i)}$ : Salida de la capa recurrente debida a la entrada  $\mathbf{x}^{(i)}$ , es decir, en la etapa i-ésima.



# Memoria en las RNN

$$\mathbf{h}^{(1)} = g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right)$$

$$\mathbf{h}^{(2)} = g_1 \left( \mathbf{W} \left( g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right) \right) + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(2)} + \mathbf{b}_h \right)$$

$$\mathbf{h}^{(3)} = g_1 \left( \mathbf{W} \left( g_1 \left( \mathbf{W} \left( g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right) \right) + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(2)} + \mathbf{b}_h \right) \right) + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(3)} + \mathbf{b}_h \right)$$

⋮

$$\mathbf{h}^{(t)} = g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)} + \mathbf{b}_h \right) \Leftarrow \text{Salida de la capa recurrente.}$$

$$\mathbf{y}^{(1)} = g_2 \left( \mathbf{V}\mathbf{h}^{(1)} + \mathbf{b}_y \right) = g_2 \left( \mathbf{V} \cdot g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right) + \mathbf{b}_y \right)$$

$$\mathbf{y}^{(2)} = g_2 \left( \mathbf{V} \cdot g_1 \left( \mathbf{W} \left( g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right) \right) + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(2)} + \mathbf{b}_h \right) + \mathbf{b}_y \right)$$

$$\mathbf{y}^{(3)} = g_2 \left( \mathbf{V} \cdot g_1 \left( \mathbf{W} \left( g_1 \left( \mathbf{W} \left( g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right) \right) + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(2)} + \mathbf{b}_h \right) \right) + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(3)} + \mathbf{b}_h \right) + \mathbf{b}_y \right)$$

⋮

$$\mathbf{y}^{(t)} = g_2 \left( \mathbf{V}\mathbf{h}^{(t)} + \mathbf{b}_y \right) \Leftarrow \text{Salida de la red.}$$



# Memoria en las RNN

$$\mathbf{h}^{(1)} = g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right)$$

$$\mathbf{h}^{(2)} = g_1 \left( \mathbf{W} \left( g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right) \right) + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(2)} + \mathbf{b}_h \right)$$

$\vdots$

$$\mathbf{h}^{(t)} = g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(t)} + \mathbf{b}_h \right)$$

$$\mathbf{M} = \left( \begin{array}{ccc|ccc} w_{1,1} & \cdots & w_{1,n_h} & u_{1,1} & \cdots & u_{1,n_i} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n_h,1} & \cdots & w_{n_h,n_h} & u_{n_h,1} & \cdots & u_{n_h,n_i} \end{array} \right)$$

$$\mathbf{h}^{(t)} = g_1 \left( \mathbf{M} \left[ \mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)} \right] + \mathbf{b}_h \right) \Leftarrow \text{Salida de la capa recurrente.}$$

$$\mathbf{y}^{(1)} = g_2 \left( \mathbf{V}\mathbf{h}^{(1)} + \mathbf{b}_y \right) = g_2 \left( \mathbf{V} \cdot g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right) + \mathbf{b}_y \right)$$

$$\mathbf{y}^{(2)} = g_2 \left( \mathbf{V} \cdot g_1 \left( \mathbf{W} \left( g_1 \left( \mathbf{W}\mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{b}_h \right) \right) + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(2)} + \mathbf{b}_h \right) + \mathbf{b}_y \right)$$

$\vdots$

$$\mathbf{y}^{(t)} = g_2 \left( \mathbf{V}\mathbf{h}^{(t)} + \mathbf{b}_y \right) \Leftarrow \text{Salida de la red.}$$

# Despliegue en una RNN

Las mismas matrices  $\mathbf{U}$ ,  $\mathbf{V}$  y  $\mathbf{W}$  se utilizan en distintas etapas de la secuencia de entrada:





# Entrenamiento de las RNN

## Backpropagation through time (BPTT):

- 1 Se presenta una secuencia de etapas con su correspondiente entrada y salida deseada a la red.
- 2 Se desarrolla la red y se aplica la propagación hacia delante (etapa a etapa), luego se calculan y acumulan los errores de cada etapa.
- 3 Se actualizan los pesos en el sentido contrario al desarrollo de la red (como si se enrollase la red de nuevo).



# Arquitecturas de ejemplo: 1 a N

**Generación automática de música:** A partir de una nota de partida se genera una pieza musical, es decir, una secuencia más o menos larga de notas.



# Arquitecturas de ejemplo: M a 1

**Análisis de sentimientos:** A partir de un texto, predecir si la opinión que refleja es favorable (positiva) o desfavorable (negativa) con respecto a un ítem que se está evaluando.



# Arquitecturas de ejemplo: M a N

**Traducción automática:** A partir de un texto en un idioma, generar la versión traducida a otro idioma.



# Exploding/Vanishing Gradients

En redes profundas, debido al gran número de productos encadenados, puede producirse los ya descritos:

- **Exploding gradients:** Crecimiento de gradientes tal que las oscilaciones durante el descenso de gradiente provocan que la red no converja.
- **Vanishing gradients:** Los gradientes se hacen tan pequeños que el descenso apenas es apreciable y la red no aprende.

¿Puede ser un problema en una red recurrente con una sola capa? → **SI**



# Vanishing Gradients

- En redes **feed forward** este efecto provoca variaciones mínimas en las primeras capas.
- En las **redes recurrentes** implica que la influencia de los elementos de la secuencia de entrada se concentrará en el final de la secuencia.
  - “La *bicicleta*, siendo la alternativa de transporte urbano más ecológica, *es* poco usada”
  - “Las *bicicletas*, siendo la alternativa de transporte urbano más ecológica, *son* poco usadas”

Sería bueno que la red ‘recordase’ que estamos hablando en **singular** o en **plural**.

Redes neuronales recurrentes (RNN)

---

## Gate Recurrent Unit (GRU)



# Gate Recurrent Unit (GRU)

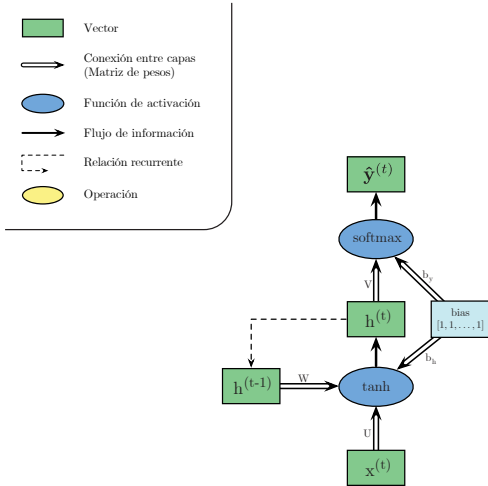
## Definición

Redes recurrentes con 'gates' (puertas) que regulan el flujo de información que pasa de una etapa a la siguiente.

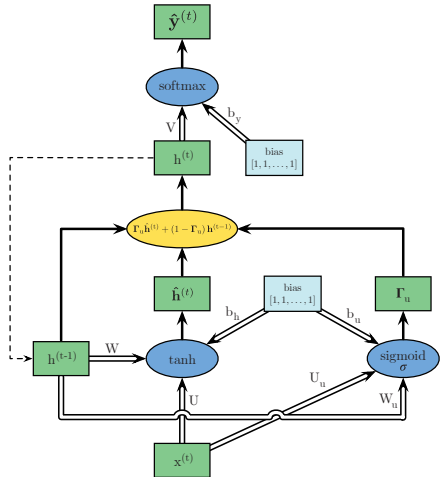
- **Regulación:** Transmitir desde cada neurona una salida ponderada entre su activación y la entrada recurrente.
  - El factor de ponderación se aprende y suele ser en muchos casos próximo a 0 o a 1.
- **Efecto memoria:** Puede ocurrir que entre la etapa  $j$  y la etapa  $k$  fluya la información de la etapa anterior, es decir,  $\mathbf{h}_i^{(j)} \simeq \mathbf{h}_i^{(j+1)} \simeq \dots \simeq \mathbf{h}_i^{(k-2)} \simeq \mathbf{h}_i^{(k-1)}$ . Esto provoca que la salida en la etapa  $k$  dependa en gran medida de la etapa  $j$ , que puede ser muy anterior.

Intuitivamente, una red GRU puede permitir que las neuronas se especialicen en determinadas propiedades de la secuencia que están tratando para mejorar la predicción.

# RNN vs GRU



## RNN simple



GRU

# GRU con relevancia



GRU



GRU con puerta de relevancia

# Notación



GRU con puerta de relevancia

$$\Gamma_u = \sigma(\mathbf{M}_u[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_u)$$

$$\Gamma_r = \sigma(\mathbf{M}_r[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_r)$$

$$\hat{\mathbf{h}}^{(t)} = \tanh(\mathbf{M}[\Gamma_r \odot \mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_h)$$

$$\mathbf{h}^{(t)} = \Gamma_r \odot \hat{\mathbf{h}}^{(t)} + (1 - \Gamma_u) \odot \mathbf{h}^{(t-1)}$$

donde:

$$\mathbf{M} = [\mathbf{W}, \mathbf{U}]$$

$$\mathbf{M}_r = [\mathbf{W}_r, \mathbf{U}_r]$$

$$\mathbf{M}_u = [\mathbf{W}_u, \mathbf{U}_u]$$

# Notación



GRU con puerta de relevancia



GRU con puerta de relevancia desplegado

Redes neuronales recurrentes (RNN)

---

## Long Short Term Memory (LSTM)

# Long Short Term Memory (LSTM)

## Descripción

Se presentaron antes que las GRU (Hochreiter y Schmidhuber, 1997). Más complejas y flexibles que las redes GRU ya que cuentan con varias 'gates'.

En las redes LSTM hay dos vectores de información que se pasan de una etapa a otra:

- $\hat{\mathbf{h}}^{(t)}$ : Salida de la capa LSTM.
- $\hat{\mathbf{c}}^{(t)}$ : *Estado* de la capa LSTM.



# Long Short Term Memory (LSTM)

## Descripción

Se presentaron antes que las GRU (Hochreiter y Schmidhuber, 1997). Más complejas y flexibles que las redes GRU ya que cuentan con varias 'gates'.

En las redes LSTM hay dos vectores de información que se pasan de una etapa a otra:

- $\hat{\mathbf{h}}^{(t)}$ : Salida de la capa LSTM.
- $\hat{\mathbf{c}}^{(t)}$ : *Estado* de la capa LSTM.





# Notación



$$\Gamma_u = \sigma(\mathbf{M}_u[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_u)$$

$$\Gamma_f = \sigma(\mathbf{M}_f[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_f)$$

$$\Gamma_o = \sigma(\mathbf{M}_o[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_o)$$

$$\hat{\mathbf{c}}^{(t)} = \tanh(\mathbf{M}_c[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_c)$$

$$\mathbf{c}^{(t)} = \Gamma_u \odot \hat{\mathbf{c}}^{(t)} + \Gamma_f \odot \mathbf{c}^{(t-1)}$$

$$\mathbf{h}^{(t)} = \Gamma_o \odot \tanh(\mathbf{c}^{(t)})$$

donde:

$$\mathbf{M}_u = [\mathbf{W}_u, \mathbf{U}_u] \quad \mathbf{M}_f = [\mathbf{W}_f, \mathbf{U}_f]$$

$$\mathbf{M}_o = [\mathbf{W}_o, \mathbf{U}_o] \quad \mathbf{M}_c = [\mathbf{W}_c, \mathbf{U}_c]$$



$$\Gamma_u = \sigma(\mathbf{M}_u[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_u)$$

$$\Gamma_f = \sigma(\mathbf{M}_f[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_f)$$

$$\Gamma_o = \sigma(\mathbf{M}_o[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_o)$$

$$\hat{\mathbf{c}}^{(t)} = \tanh(\mathbf{M}_c[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_c)$$

$$\mathbf{c}^{(t)} = \Gamma_u \odot \hat{\mathbf{c}}^{(t)} + \Gamma_f \odot \mathbf{c}^{(t-1)}$$

$$\mathbf{h}^{(t)} = \Gamma_o \odot \tanh(\mathbf{c}^{(t)})$$

donde:

$$\mathbf{M}_u = [\mathbf{W}_u, \mathbf{U}_u] \quad \mathbf{M}_f = [\mathbf{W}_f, \mathbf{U}_f]$$

$$\mathbf{M}_o = [\mathbf{W}_o, \mathbf{U}_o] \quad \mathbf{M}_c = [\mathbf{W}_c, \mathbf{U}_c]$$

## LSTM con peepholes:

- El cálculo de los valores de las gates también depende del estado de la capa recurrente,  $\mathbf{c}$ .
- Esta variante permite aprender con mayor precisión a partir de secuencias con diferencias temporales muy sutiles.

LSTM:

$$\Gamma_u = \sigma(\mathbf{M}_u[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_u)$$

$$\Gamma_f = \sigma(\mathbf{M}_f[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_f)$$

$$\Gamma_o = \sigma(\mathbf{M}_o[\mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_o)$$

LSTM con peepholes:

$$\Gamma_u = \sigma(\mathbf{M}_u[\mathbf{c}^{(t-1)}, \mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_u)$$

$$\Gamma_f = \sigma(\mathbf{M}_f[\mathbf{c}^{(t-1)}, \mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_f)$$

$$\Gamma_o = \sigma(\mathbf{M}_o[\mathbf{c}^{(t)}, \mathbf{h}^{(t-1)}, \mathbf{x}^{(t)}] + \mathbf{b}_o)$$

Redes neuronales recurrentes (RNN)

---

## Bidireccionales

## Descripción

Las redes bidireccionales (Schuster y Paliwal, 1997) tienen en cuenta el contexto **posterior** a un elemento en una secuencia.

El contexto puede ser relevante:

- “Deberías ver *Roma*, es una ciudad con gran cantidad de monumentos”
- “Deberías ver *Roma*, es una película de Alfonso Cuarón que te va a encantar”

En este caso es necesario utilizar elementos posteriores a la palabra Roma para determinar de que estamos hablando.

# RNN Bidireccional (BRNN)

Constituidas por:

- **Capa forward:** Celdas RNN que procesan la secuencia de inicio a fin.
- **Capa backward:** Celdas que la procesan en orden inverso.



# RNN Bidireccional (BRNN)

Capas forward y backward en detalle:



Redes neuronales recurrentes (RNN)

---

## Referencias



- 1 **Redes recurrentes (GRU, LSTM y Bidireccionales), Oscar Luaces**