

Inteligencia Artificial

Oscar Bedoya

oscar.bedoya@correounivalle.edu.co

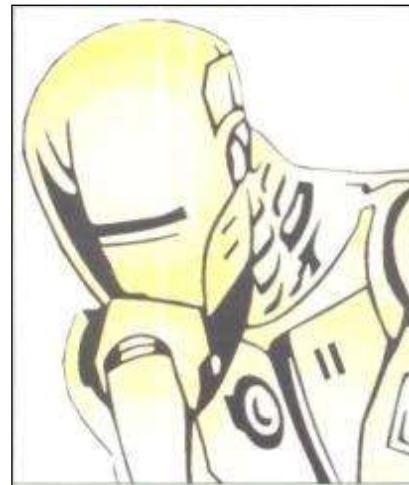
* Machine learning

* Redes neuronales

- Arquitectura

- Funciones de activación

- scikit learn



El viento del otoño
la margarita
tristemente resiste

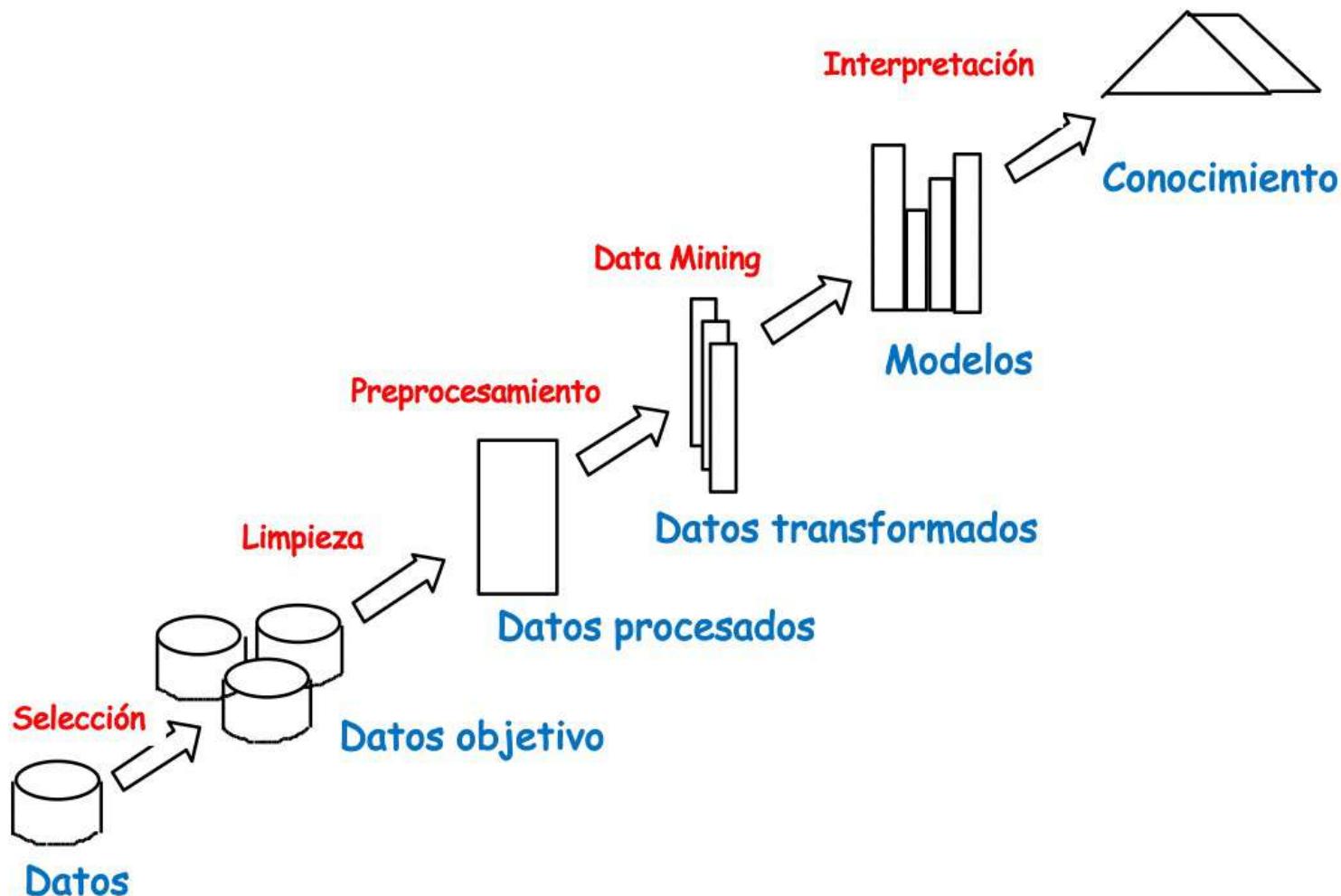
Machine learning

Machine learning

Definición

- Es una disciplina de la inteligencia artificial que a través de algoritmos le da a los computadores la capacidad de identificar patrones en datos masivos y elaborar predicciones
- Es el proceso de descubrir patrones interesantes, potencialmente útiles y no obvios

Machine learning



Machine learning

Técnicas principales

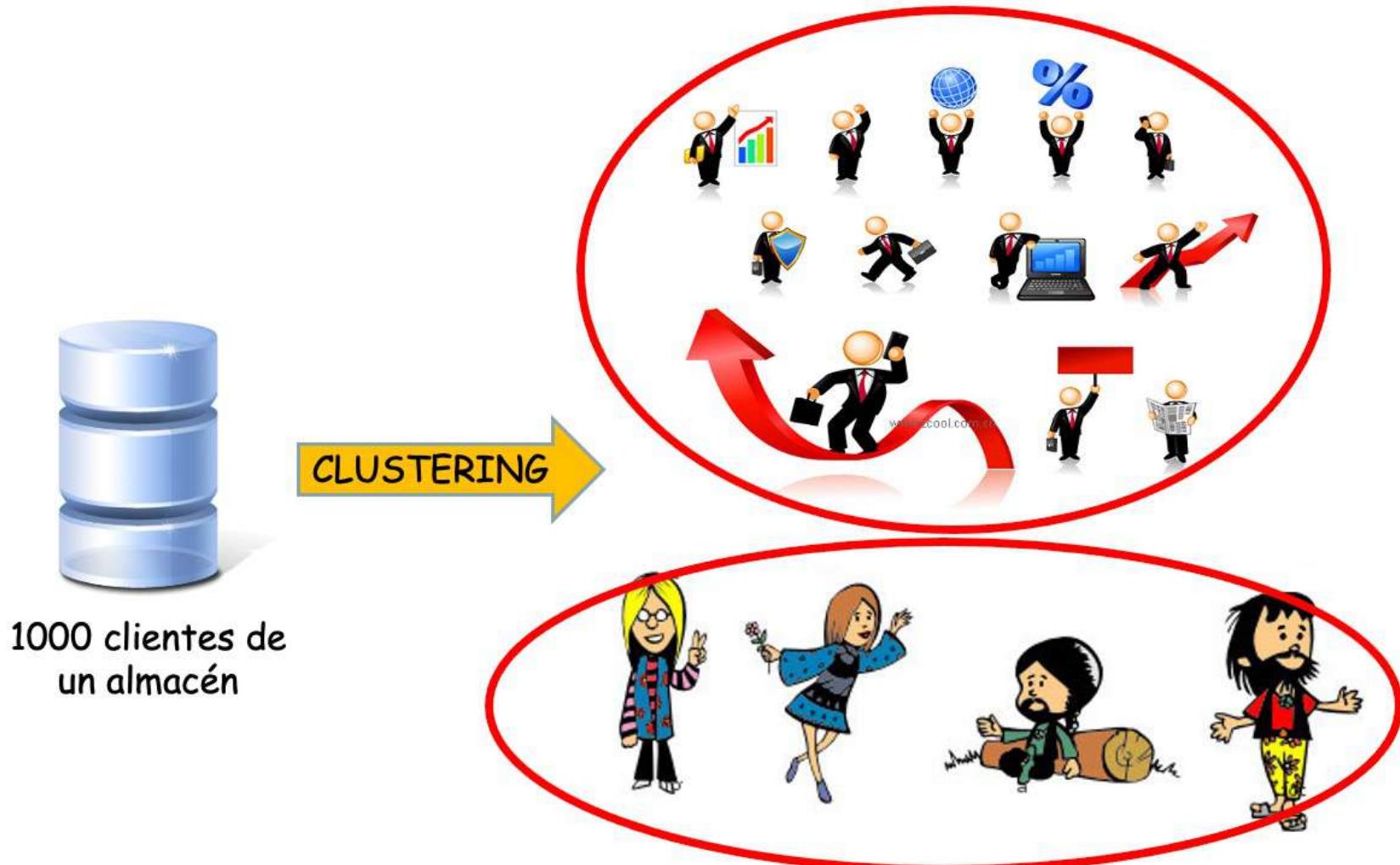
- Clustering
- Clasificación
- Reglas de asociación
- Patrones de secuencia

Machine learning

Clustering

Divide un conjunto de datos en grupos de tal forma que los elementos en un grupo sean similares y los elementos en grupos diferentes tengan la menor similitud posible

Machine learning



Machine learning

Así funcionan los algoritmos con los que Netflix quiere liderar el vídeo bajo demanda

Netflix no se preocupa por la geografía, el género y la edad del usuario. Lo que hace es agrupar sus títulos en **lo que llaman clusters**, que se basan en los gustos de los usuarios según publicaron en [Wired](#). Estos grupos pueden contener a millones de usuarios, ayudando a mostrar a cada uno los 40 ó 50 títulos que aparecen en la pantalla principal.

La plataforma asigna a cada suscriptor a de **entre tres a cinco** clusters, que se determinan por el grado en el que cada uno se ajusta a sus gustos. De esta forma la información que recibe puede parecerse mucho más a lo que quiere ver.

Netflix como plataforma sabe que **sólo tiene 90 segundos** para convencer al usuario, según Business Insider, antes de que abandone el servicio y pase a otra cosa. La personalización es clave para conseguir que vuelvan. Pero tampoco se puede personalizar en exceso, con lo que el servicio debe introducir variantes.

Machine learning

Técnicas principales

- Clustering
- Clasificación
- Reglas de asociación
- Patrones de secuencia

Machine learning

Clasificación

Técnica que permite obtener modelos predictivos dado un conjunto de entrenamiento que se caracteriza por tener unas variables independientes y una variable dependiente o etiqueta de clase

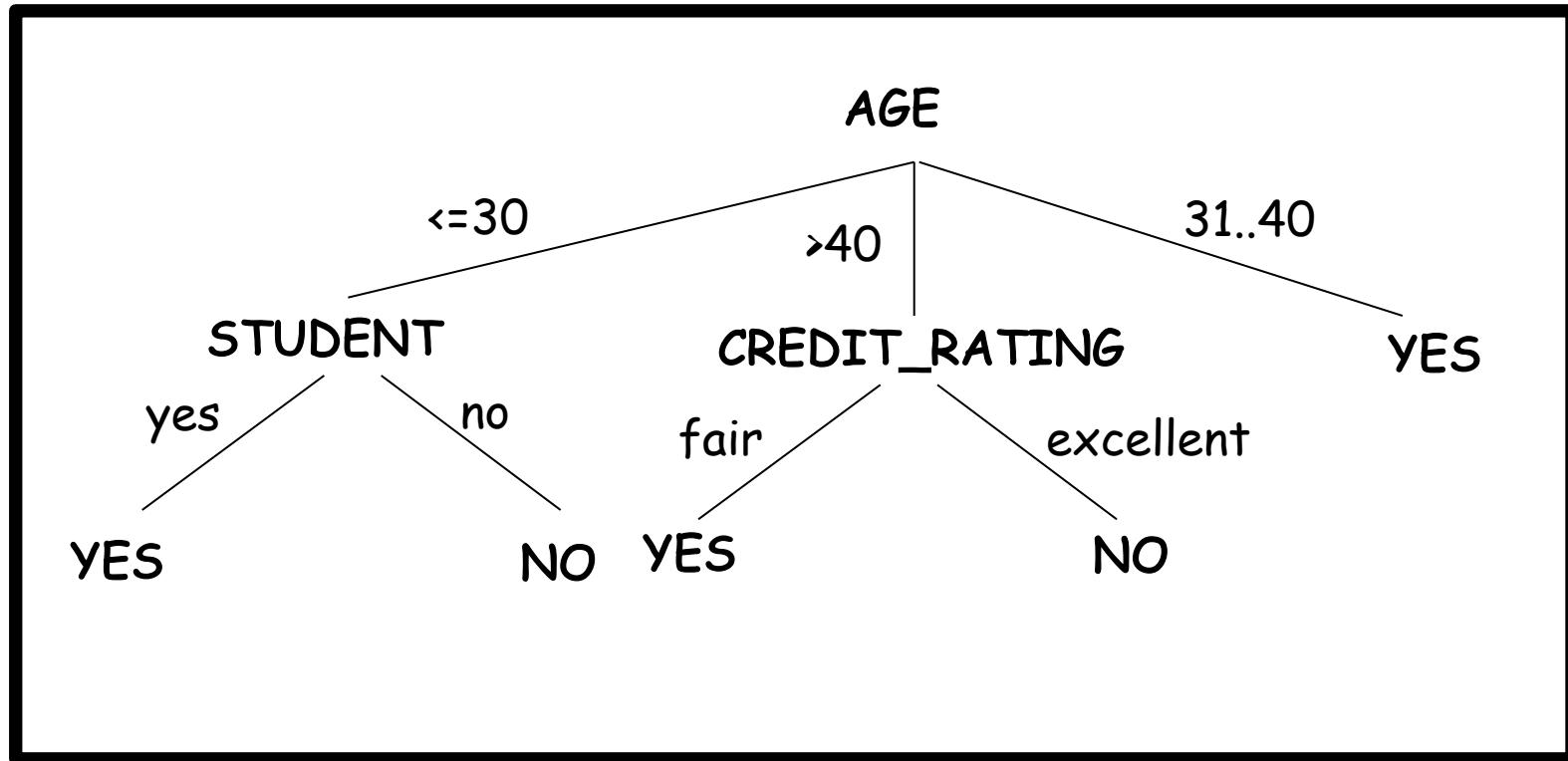
Machine learning

age	income	student	credit_rating	buys_computer
<=30	high	no	fair	no
<=30	high	no	excellent	no
31...40	high	no	fair	yes
>40	medium	no	fair	yes
>40	low	yes	fair	yes
>40	low	yes	excellent	no
31...40	low	yes	excellent	yes
<=30	medium	no	fair	no
<=30	low	yes	fair	yes
>40	medium	yes	fair	yes
<=30	medium	yes	excellent	yes
31...40	medium	no	excellent	yes
31...40	high	yes	fair	yes
>40	medium	no	excellent	no

Machine learning

<i>Variables independientes</i>				<i>Variable dependiente</i>
age	income	student	credit_rating	buys_computer
<=30	high	no	fair	no
<=30	high	no	excellent	no
31...40	high	no	fair	yes
>40	medium	no	fair	yes
>40	low	yes	fair	yes
>40	low	yes	excellent	no
31...40	low	yes	excellent	yes
<=30	medium	no	fair	no
<=30	low	yes	fair	yes
>40	medium	yes	fair	yes
<=30	medium	yes	excellent	yes
31...40	medium	no	excellent	yes
31...40	high	yes	fair	yes
>40	medium	no	excellent	no

Machine learning



Machine learning

age	income	student	credit_rating	buys_computer
<=30	high	no	fair	no
<=30	high	no	excellent	no
31...40	high	no	fair	yes
>40	medium	no	fair	yes
>40	low	yes	fair	yes
>40	low	yes	excellent	no
31...40	low	yes	excellent	yes
<=30	medium	no	fair	no
<=30	low	yes	fair	yes
>40	medium	yes	fair	yes
<=30	medium	yes	excellent	yes
31...40	medium	no	excellent	yes
31...40	high	yes	fair	yes
>40	medium	no	excellent	no

25

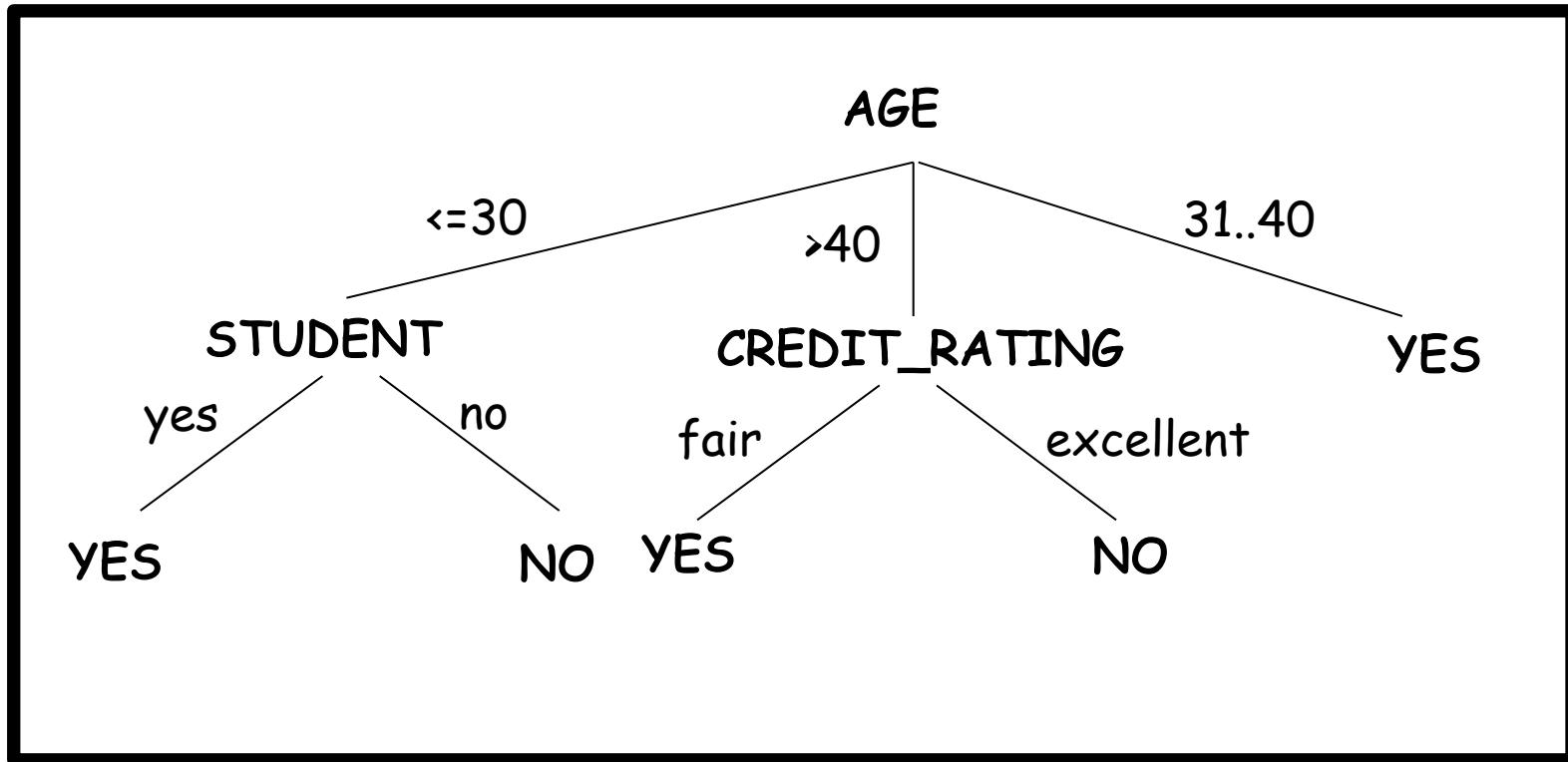
medium

yes

fair

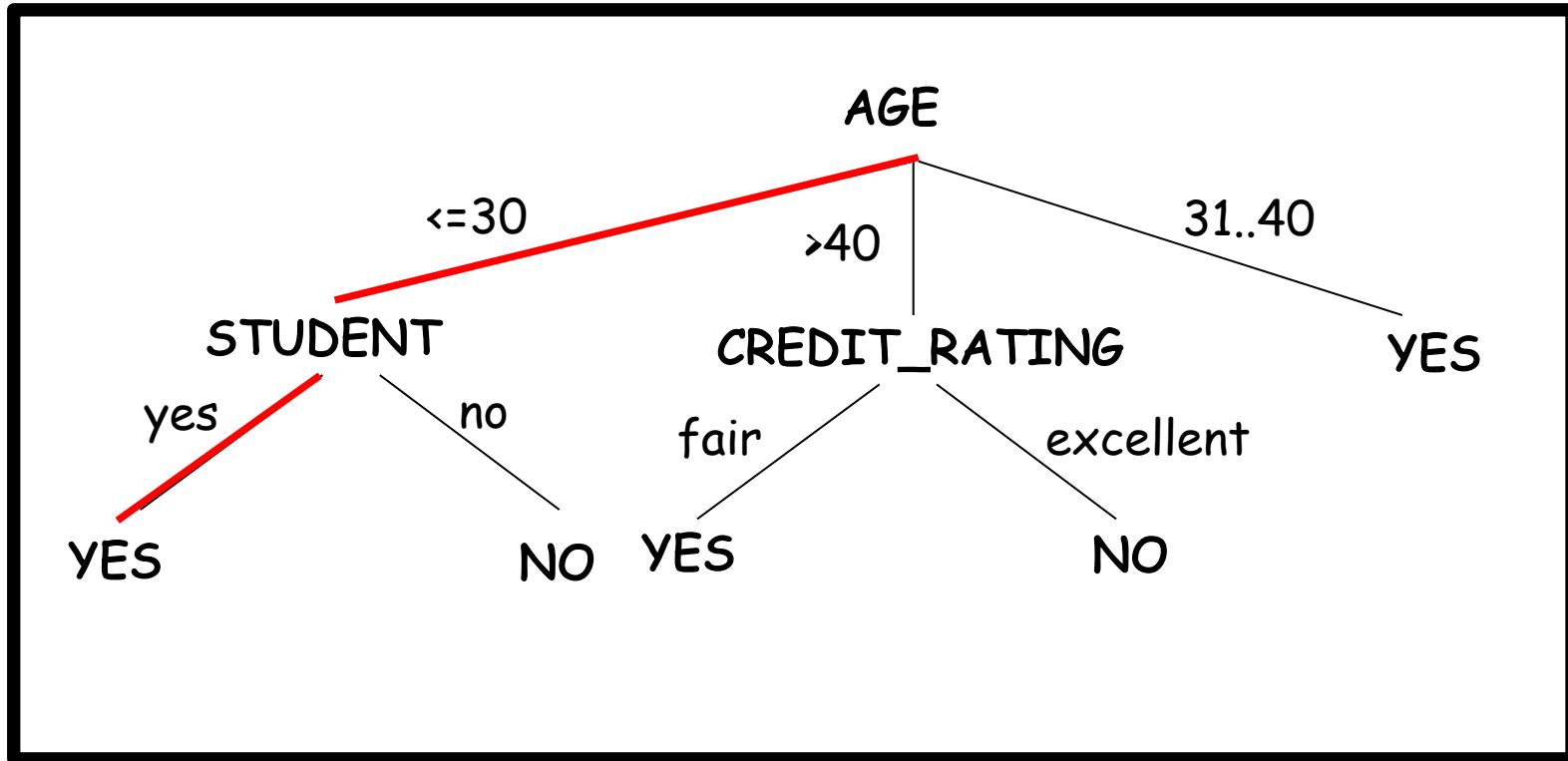
?

Machine learning



AGE	INCOME	STUDENT	CREDIT_RATING	BUYS_COMPUTER
25	medium	yes	fair	?

Machine learning



AGE	INCOME	STUDENT	CREDIT_RATING	BUYS_COMPUTER
25	medium	yes	fair	YES

Machine learning

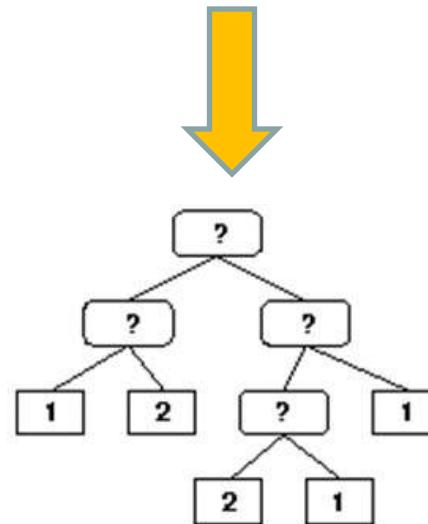
?	?	?	?	GanaIA

Machine learning

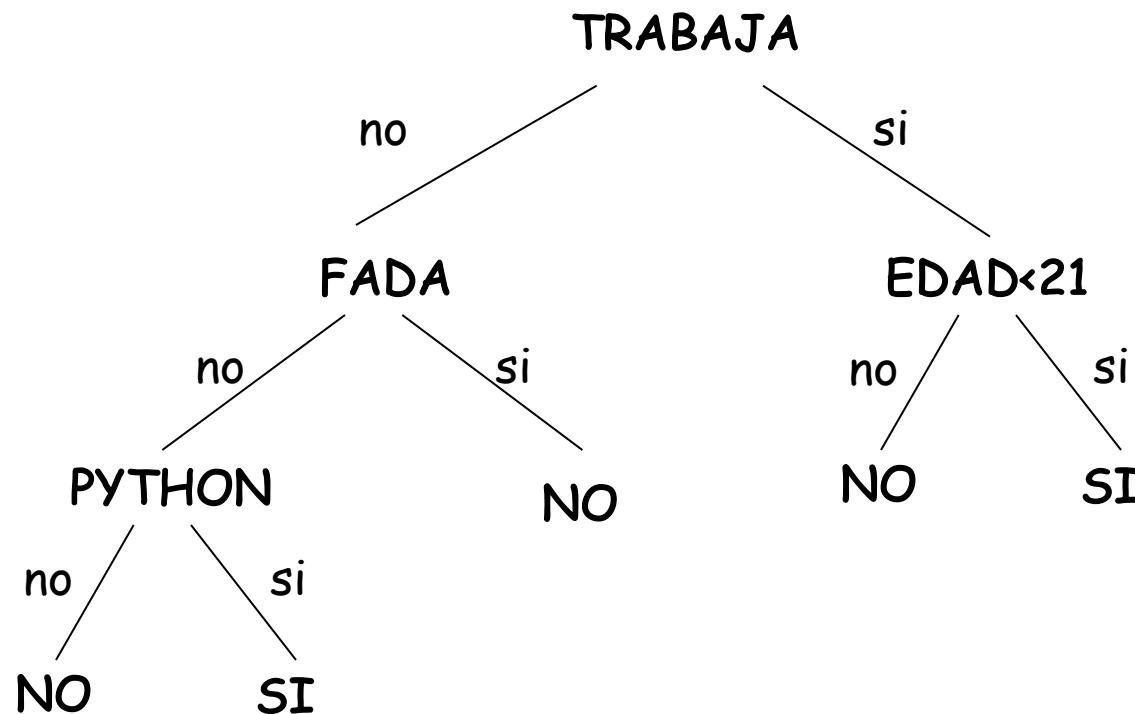
Edad	Trabaja	EstaViendoFADA	Programa en Python	GanaIA
23	SI	SI	NO	NO
21	NO	NO	SI	SI
22	NO	SI	SI	NO
21	NO	SI	NO	NO
20	SI	NO	NO	SI

Machine learning

Edad	Trabaja	EstaViendoFADA	Programa en Python	GanaIA
23	SI	SI	NO	NO
21	NO	NO	SI	SI
22	NO	SI	SI	NO
21	NO	SI	NO	NO
20	SI	NO	NO	SI



Machine learning



Machine learning

Reglas de asociación

Dado un conjunto de registros, encontrar reglas que predecirán la ocurrencia de un ítem, basándose en las ocurrencias de los otros ítems en el registro

Machine learning

Market-Basket transaction

<i>TID</i>	<i>Items</i>
1	Bread, Milk
2	Bread, Diaper, Beer, Eggs
3	Milk, Diaper, Beer, Coke
4	Bread, Milk, Diaper, Beer
5	Bread, Milk, Diaper, Coke

Machine learning

Market-Basket transactions

TID	Items
1	Bread, Milk
2	Bread, Diaper, Beer, Eggs
3	Milk, Diaper, Beer, Coke
4	Bread, Milk, Diaper, Beer
5	Bread, Milk, Diaper, Coke

Example:



TID	Bread	Milk	Diaper	Beer	Eggs	Coke
1	1	1	0	0	0	0
2	1	0	1	1	1	0
3	0	1	1	1	0	1
4	1	1	1	1	0	0
5	1	1	1	0	0	1

Machine learning

Técnicas principales

- Clustering
- Clasificación
- Reglas de asociación
- Patrones de secuencia

Machine learning

Patrones de secuencia

Dado un conjunto de objetos, cada uno asociado con su propia línea de tiempo (eventos), encuentra reglas que predicen dependencias fuertes entre diferentes eventos

(Intro to visual C) → (Perl for dummies) → (Ruby on rails for dummies)

(C++Primer)

(TCL TK)

Redes neuronales

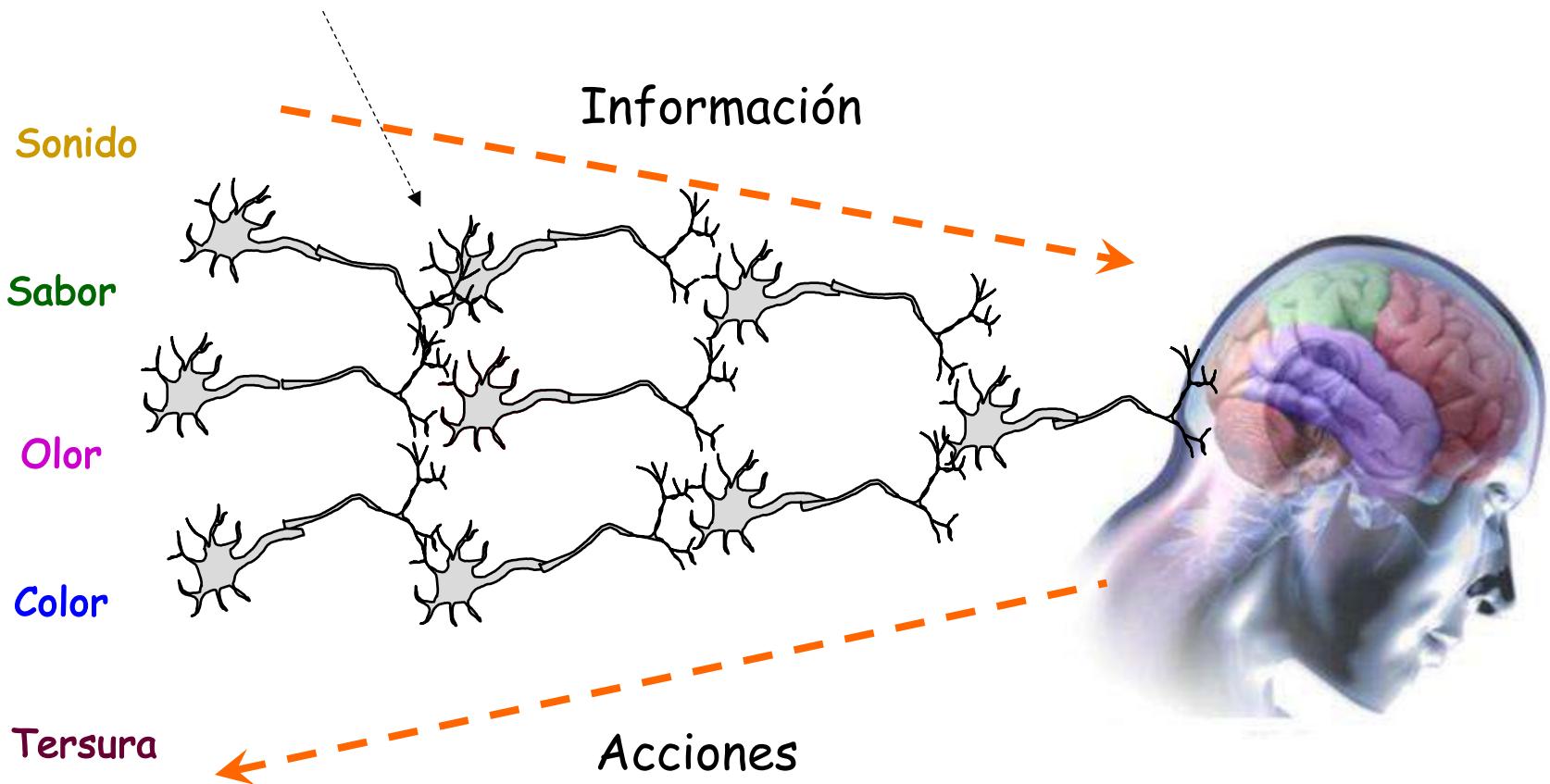
Redes neuronales

Definición

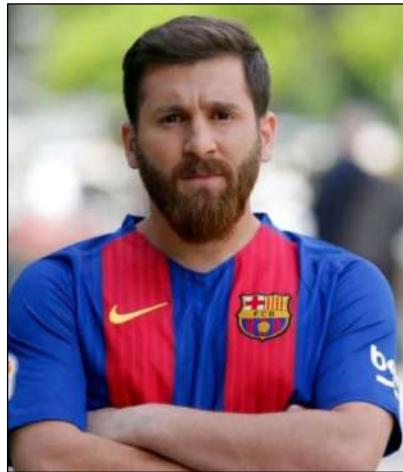
Las redes neuronales artificiales son una técnica inspirada en el sistema nervioso humano que permite obtener **modelos predictivos**

Redes neuronales

Neuronas



Redes neuronales



Redes neuronales

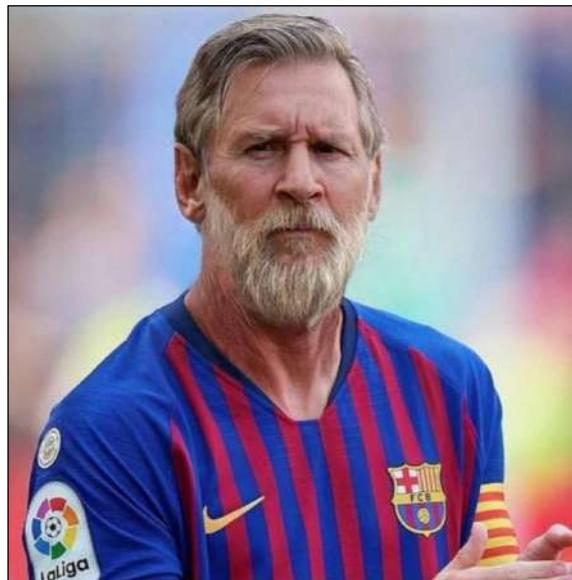


Redes neuronales

Características

- Aprendizaje adaptativo: aprender mediante un proceso de entrenamiento
- Capacidad de generalización: predecir correctamente casos de prueba que son muy diferentes a los de entrenamiento

Redes neuronales



Redes neuronales

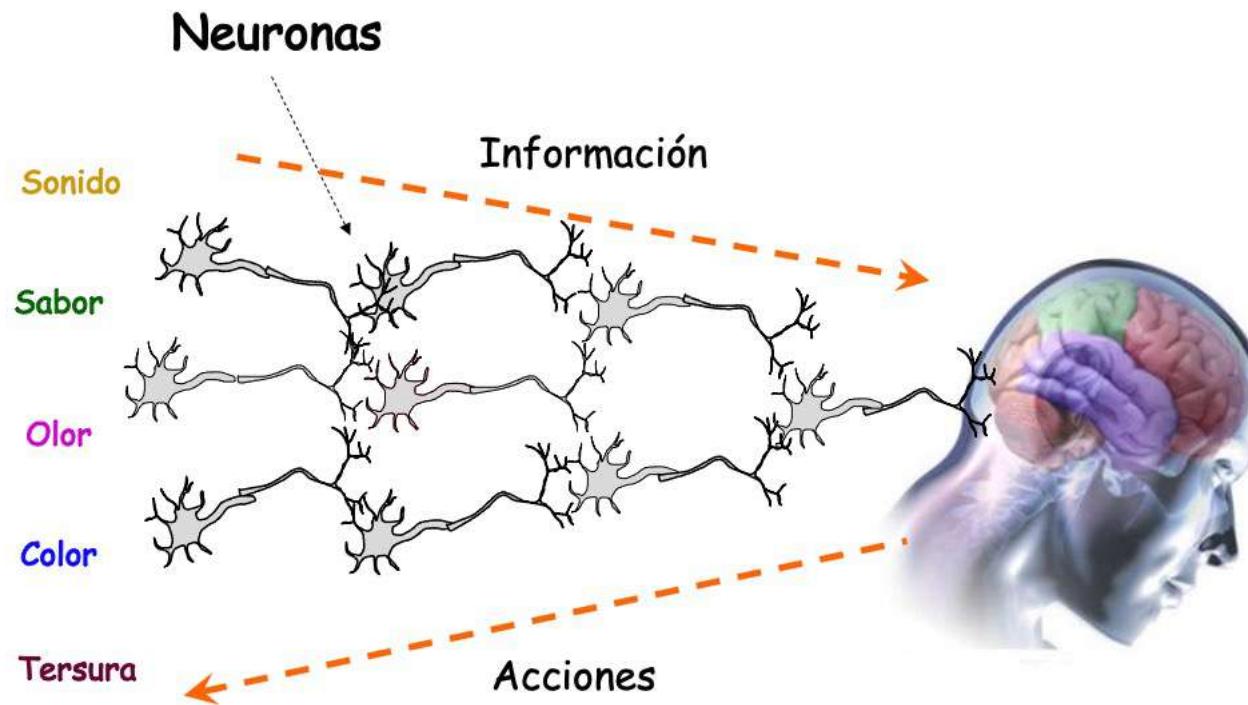
McCulloch-Pitts

- Sus experimentos permitieron simular en un programa la forma como los seres humanos realizamos el proceso de aprendizaje

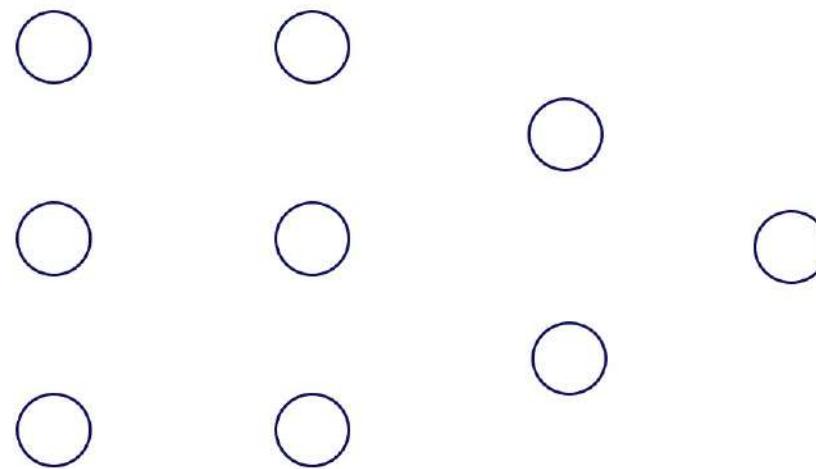


Redes neuronales

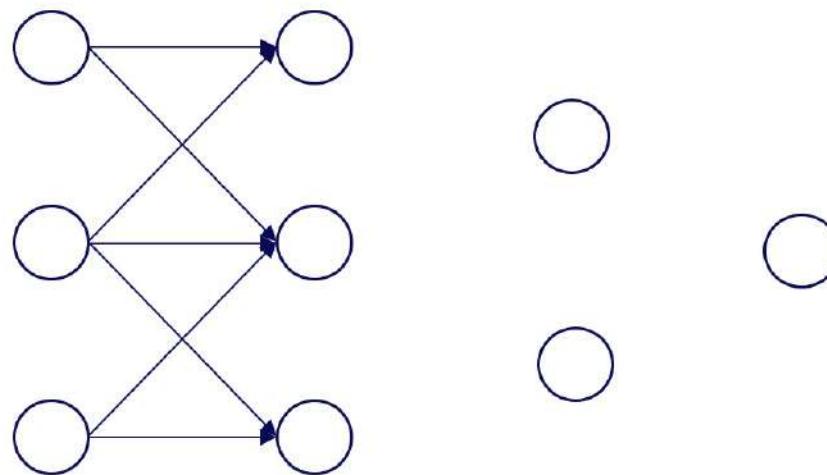
Arquitectura



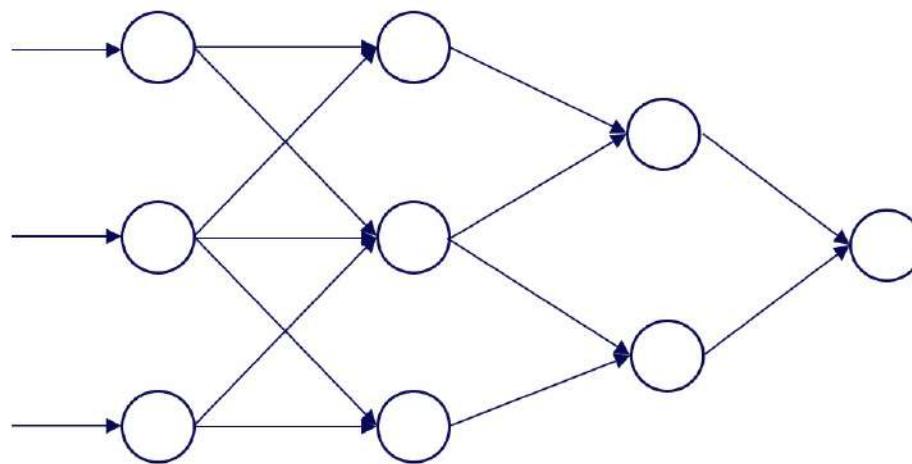
Redes neuronales



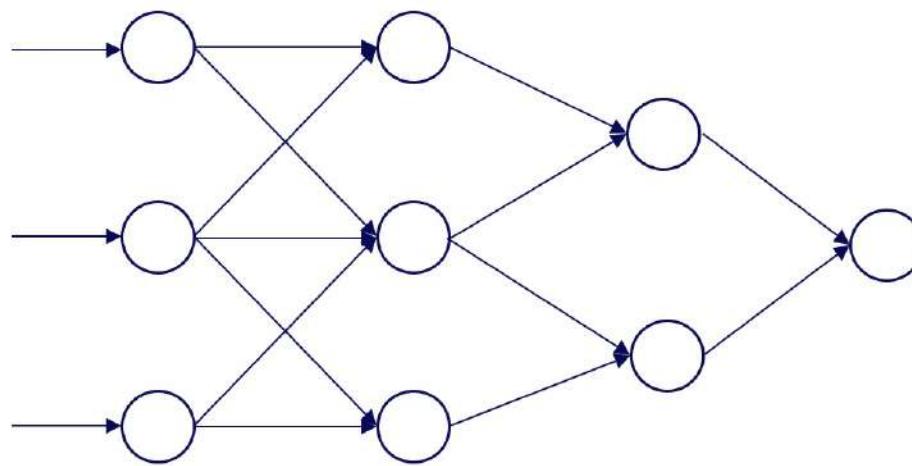
Redes neuronales



Redes neuronales

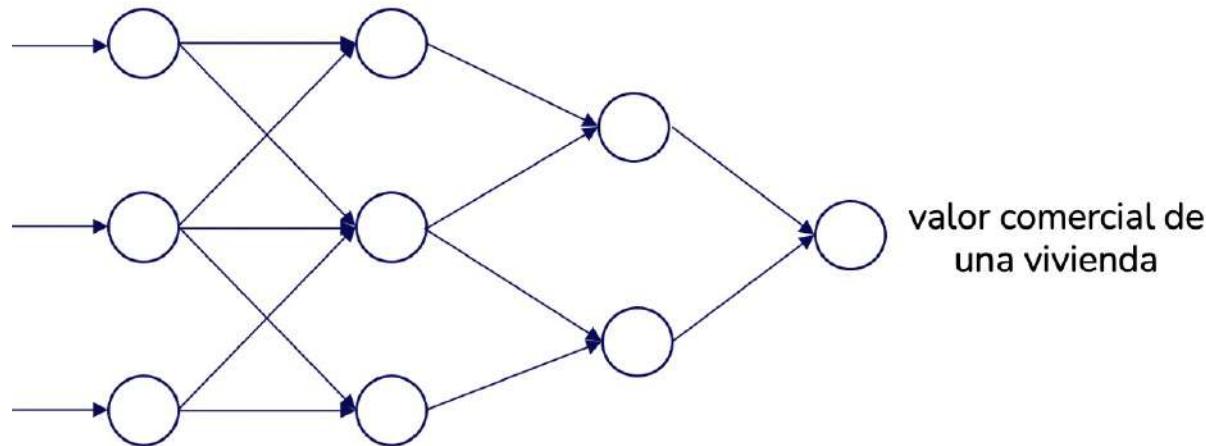


Redes neuronales

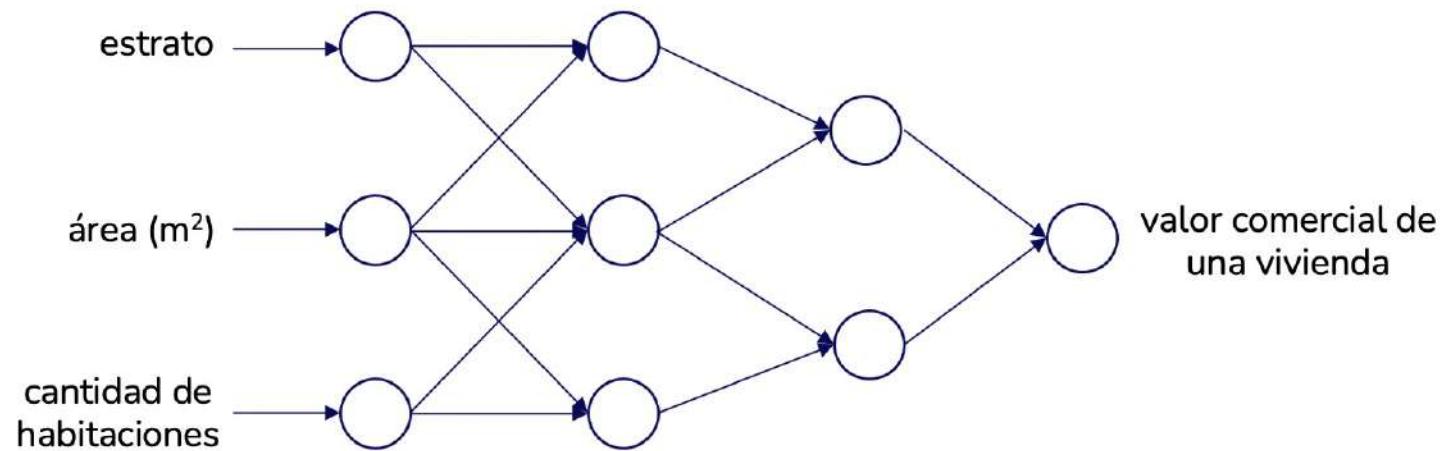


*

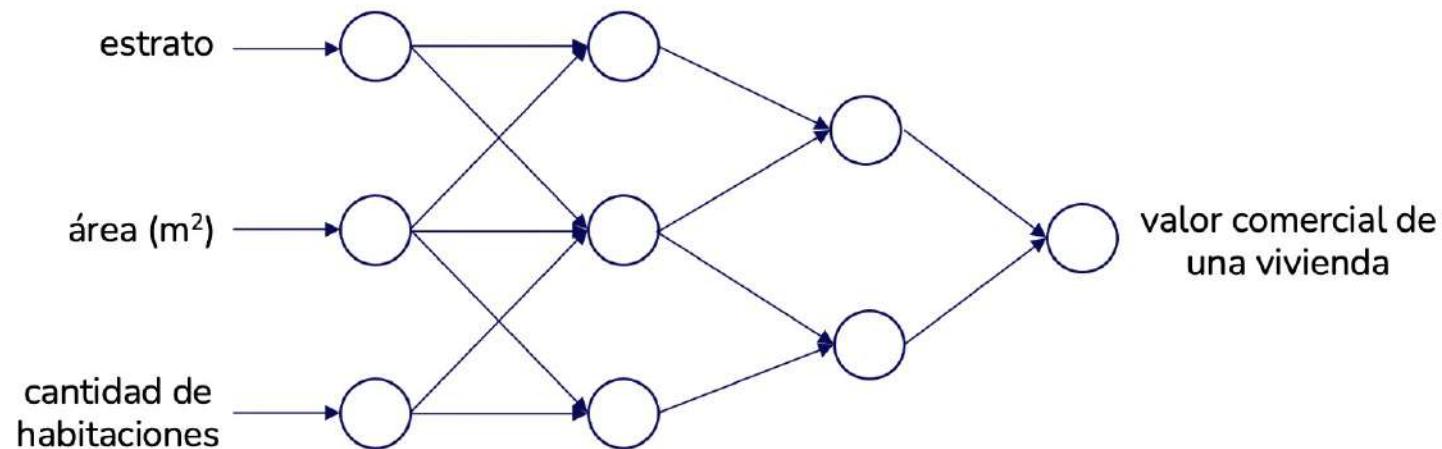
Redes neuronales



Redes neuronales



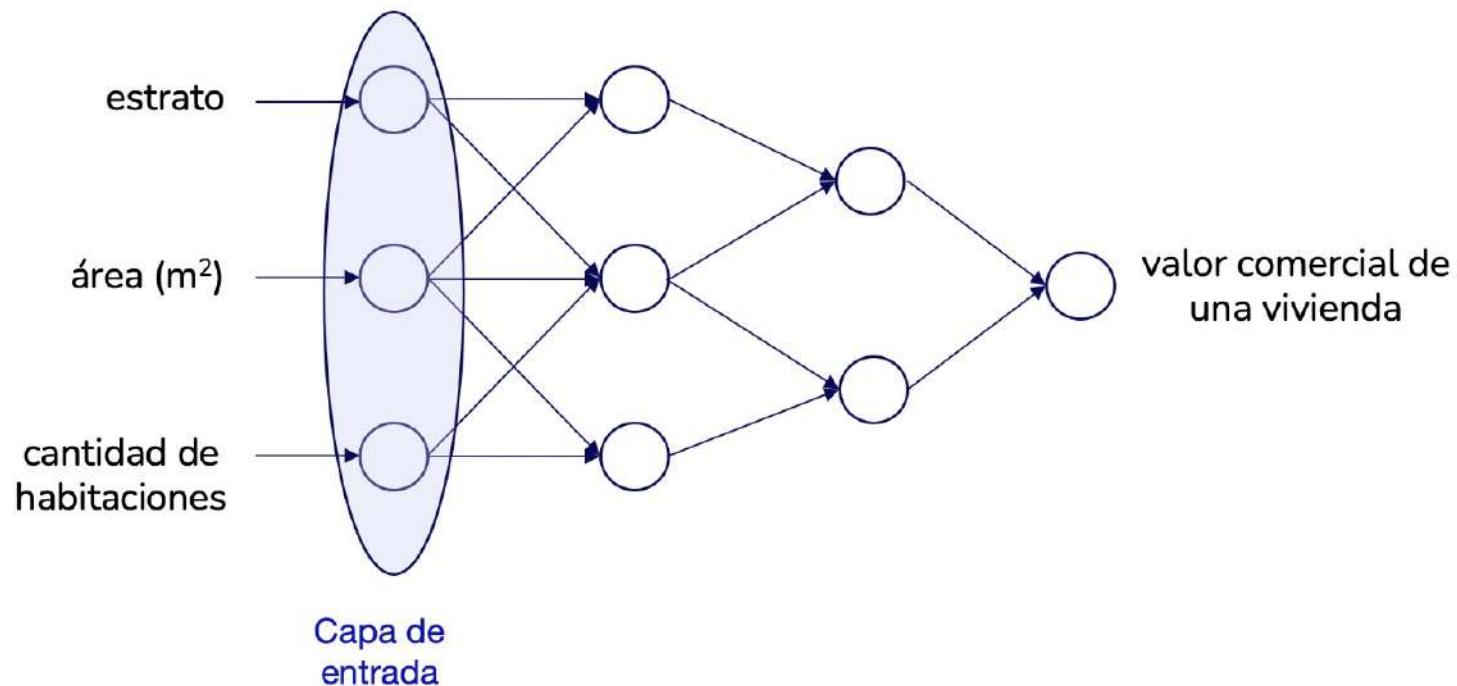
Redes neuronales



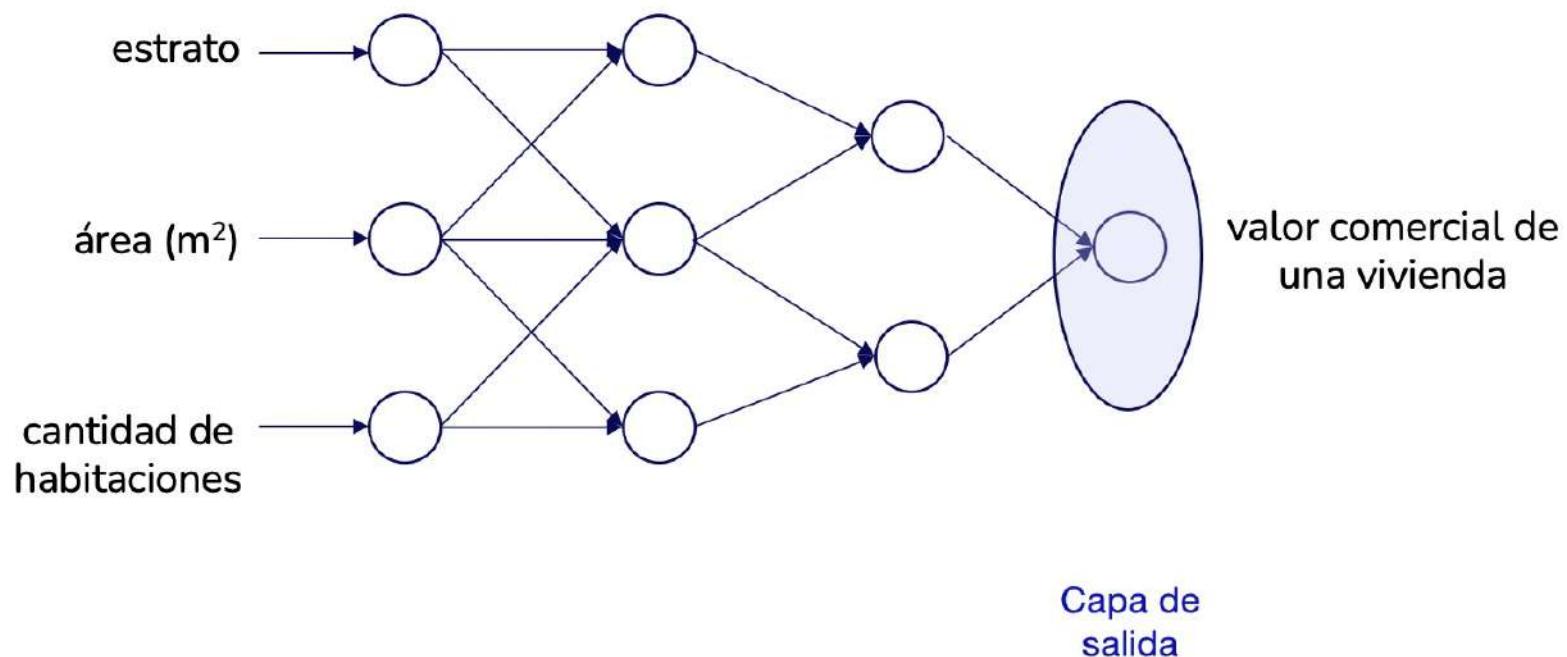
Variables
independientes

Variable
dependiente

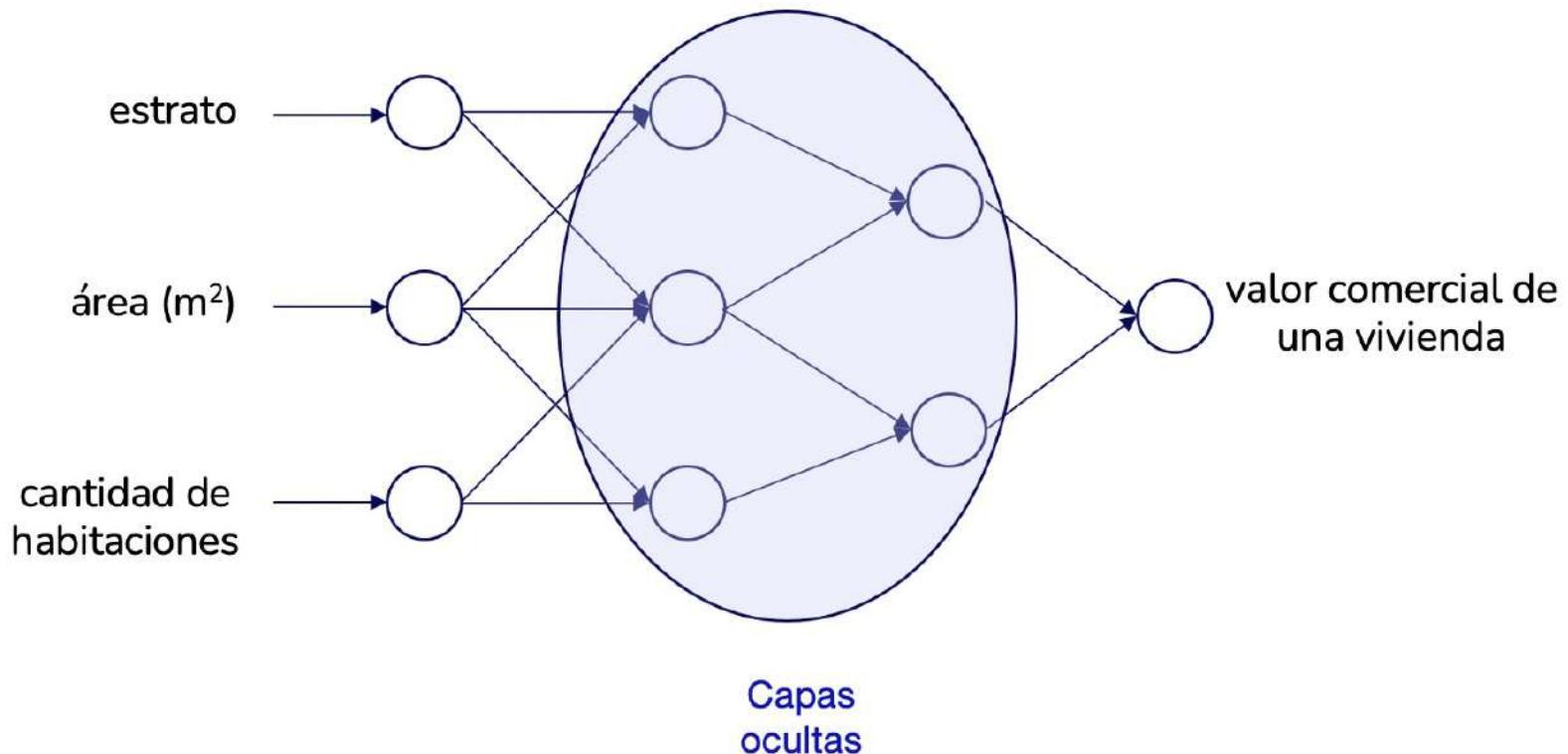
Redes neuronales



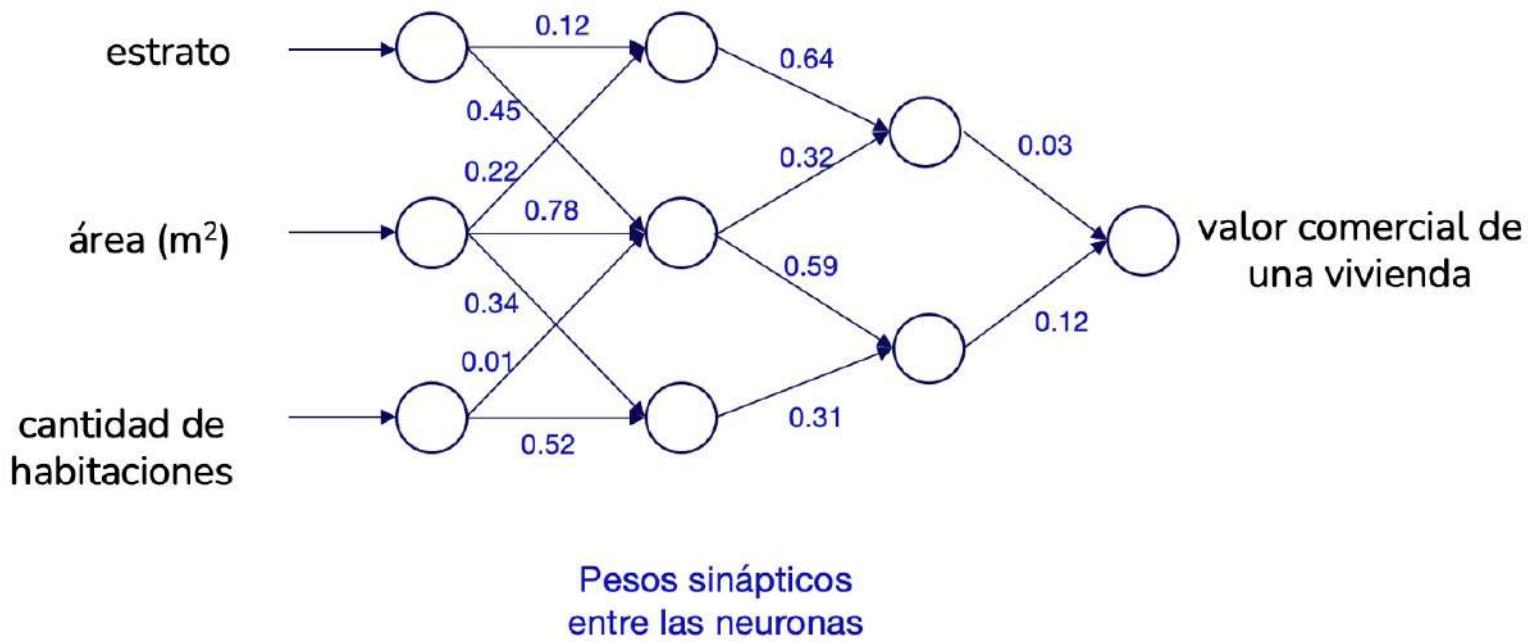
Redes neuronales



Redes neuronales



Redes neuronales



Redes neuronales



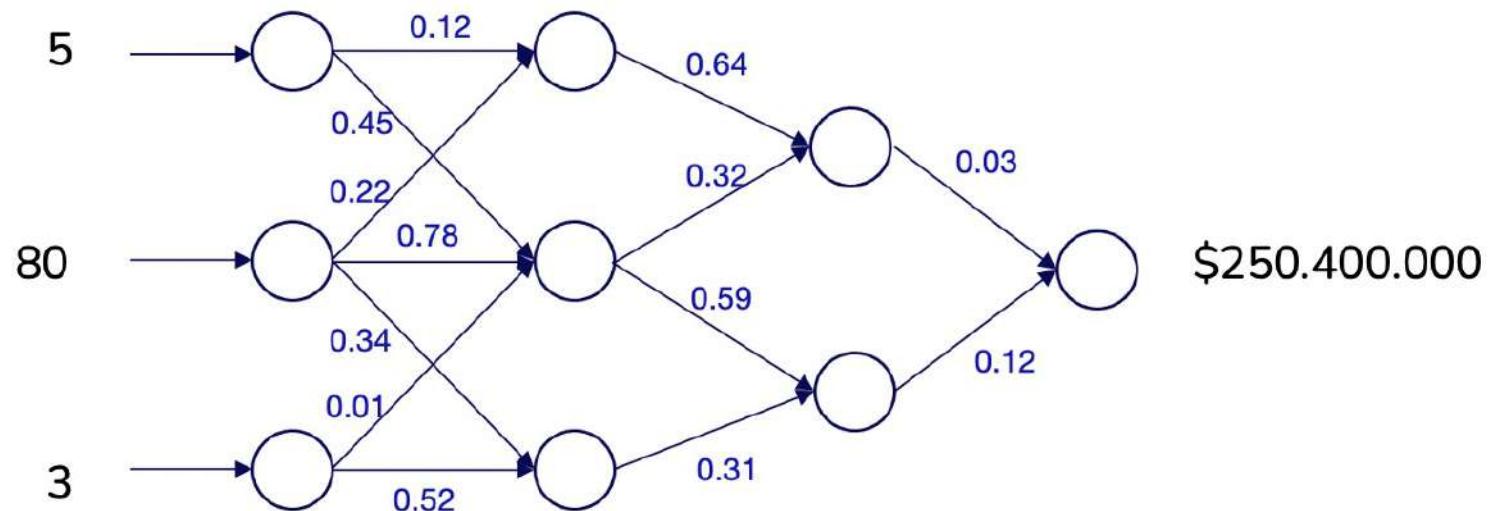
Estrato: 5

Área: 80 m²

Habitaciones: 3

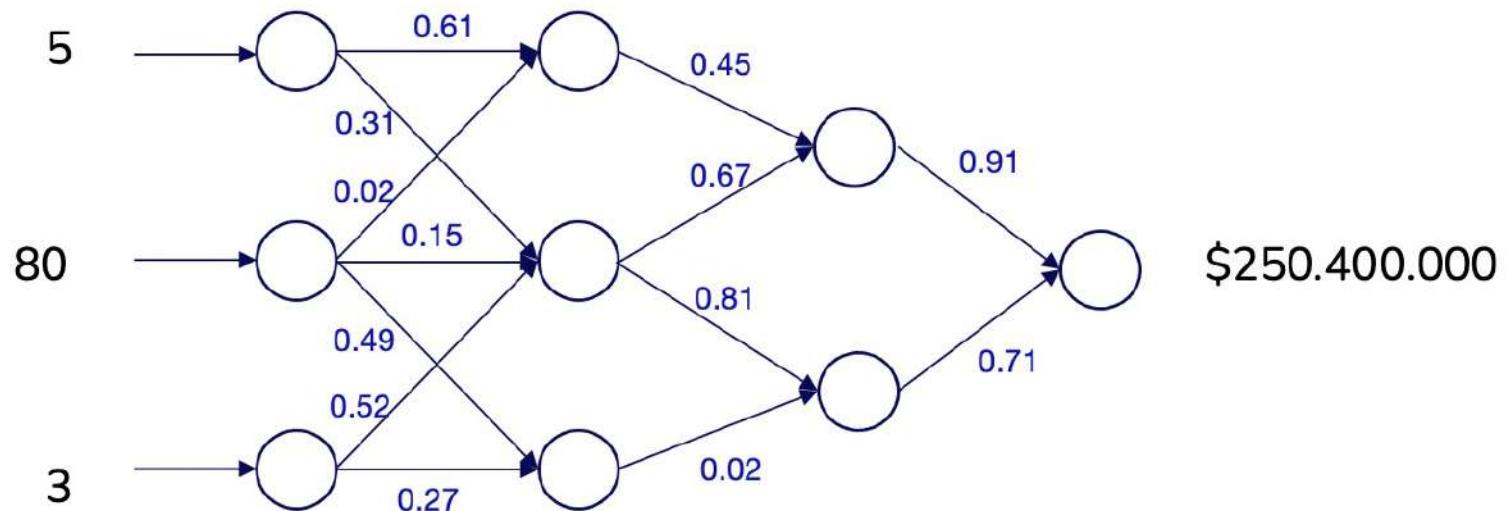
Precio: \$250.400.000

Redes neuronales



Estrato: 5
Área: 80 m²
Habitaciones: 3
Precio: \$250.400.000

Redes neuronales



Estrato: 5
Área: 80 m²
Habitaciones: 3
Precio: \$250.400.000

Redes neuronales



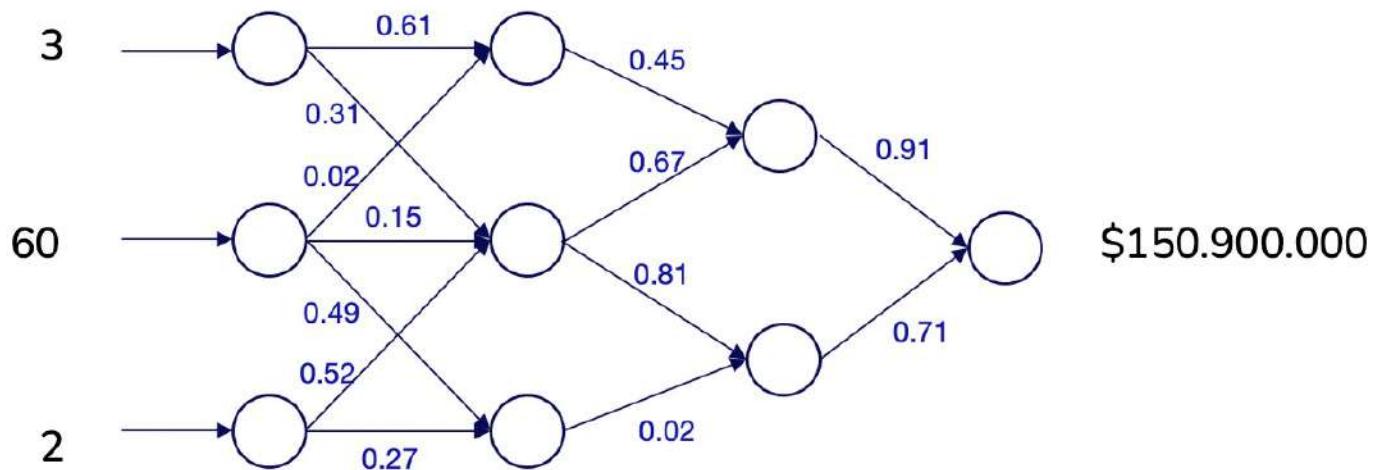
Estrato: 3

Área: 60 m²

Habitaciones: 2

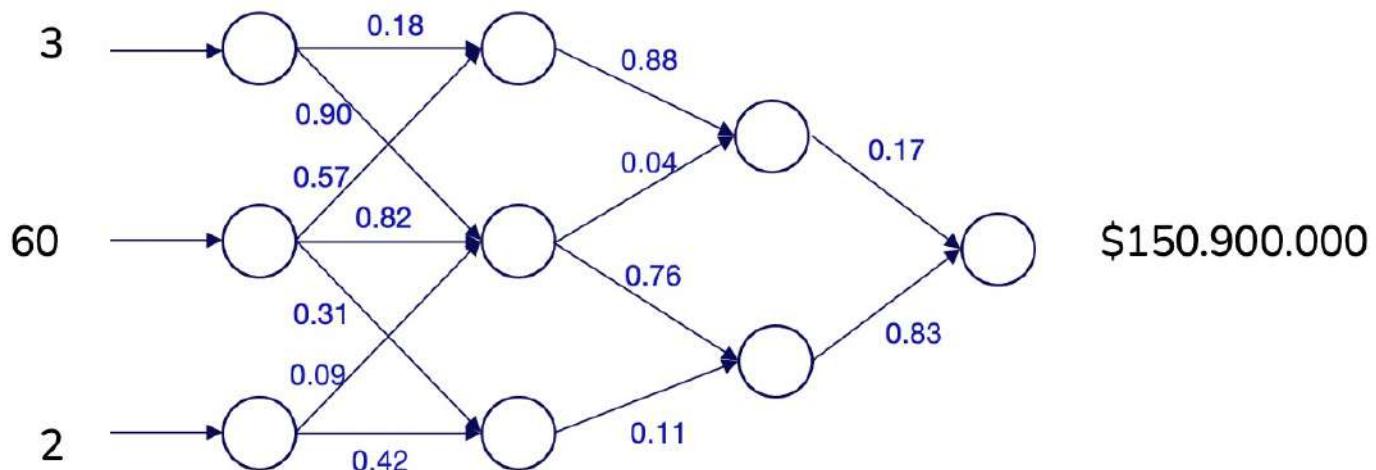
Precio: \$159.900.000

Redes neuronales



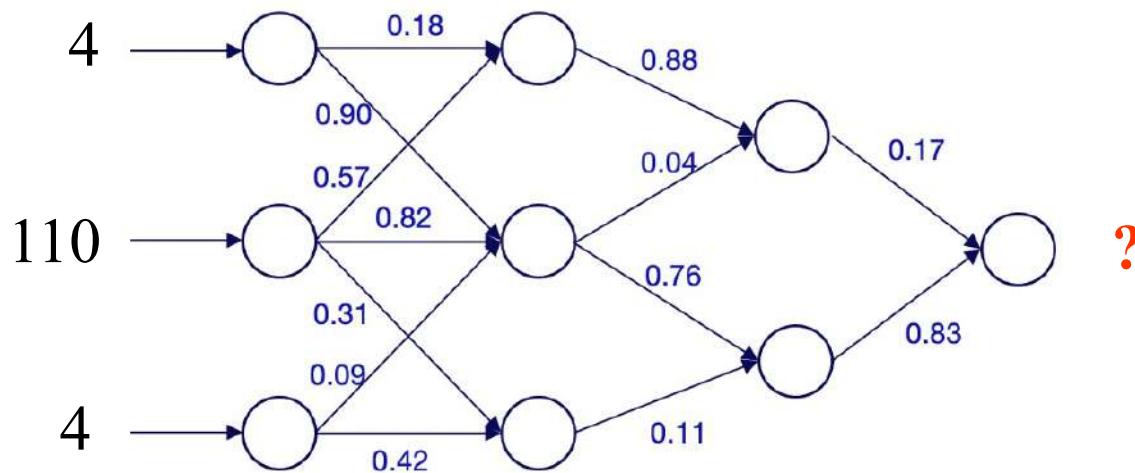
Estrato: 3
Área: 60 m²
Habitaciones: 2
Precio: \$159.900.000

Redes neuronales



Estrato: 3
Área: 60 m²
Habitaciones: 2
Precio: \$159.900.000

Redes neuronales

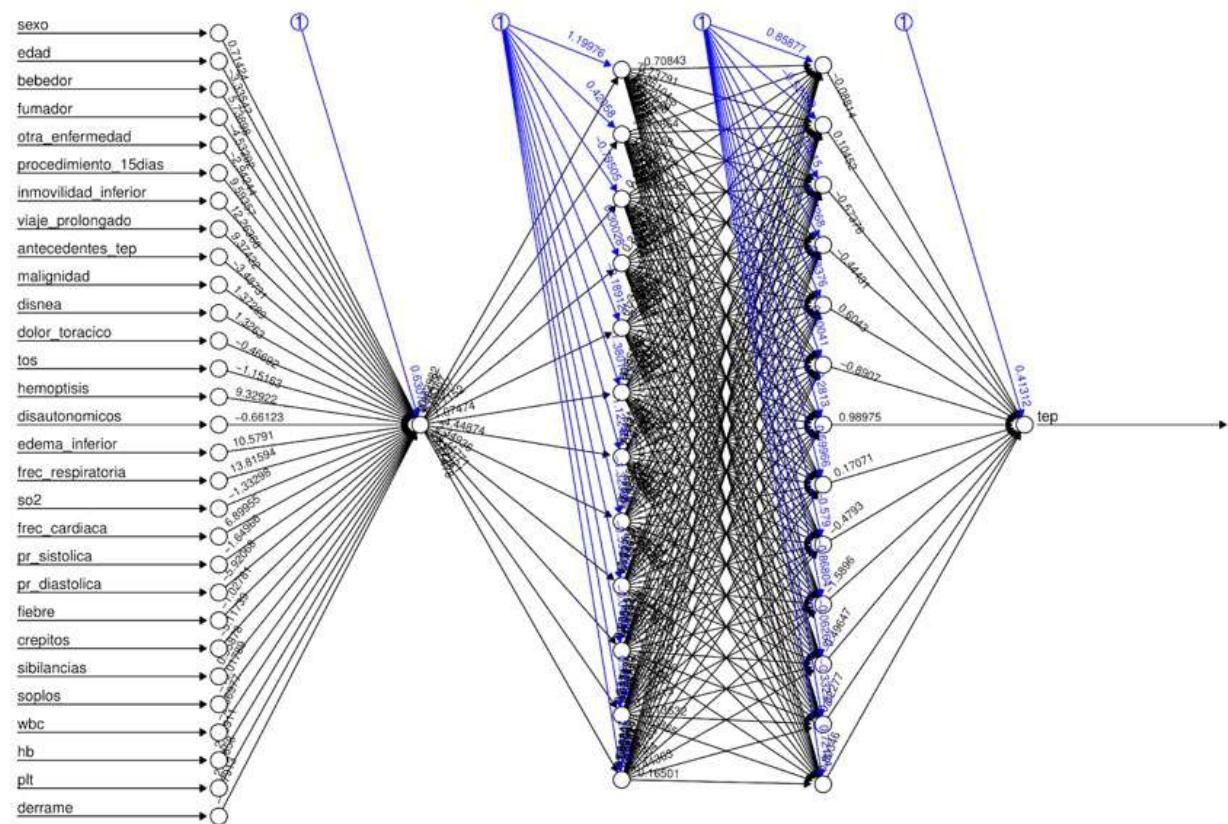


Estrato: 4
Área: 110 m²
Habitaciones: 4
Precio: ?

Redes neuronales

Aplicación de técnicas de inteligencia artificial para la detección de Tromboembolismo pulmonar

Atributos
Sexo
Edad
Bebedor(a)
Fumador(a)
Otra Enfermedad
Procedimiento quirúrgico en los últimos 15 días
Inmovilidad miembros inferiores
Viaje prolongado
TEP - TVP previo
Malignidad
Disnea
Dolor Torácico
Tos
Hemoptisis
Síntomas disautonómicos
Edema de M. Inferiores
Frecuencia respiratoria
Saturación de la sangre(SO2)
Frecuencia cardíaca
Presión sistólica
Presión diastólica
WBC (Conteo de glóbulos blancos en la sangre)
HB (Nivel de hemoglobina)
PLT Conteo de plaquetas
Soplos
Fiebre
Crepitaciones
Sibilancias
Derrame
TEP (Trombo embolismo pulmonar)



Redes neuronales

PredictionTEP

Joan Manuel Tovar Guzmán

MAIN NAVIGATION

- Registrar Paciente
- Lista de pacientes
- Diagnóstico Paciente
- Diagnóstico Anónimo
- Diagnóstico Múltiple
- Historico de Diagnósticos

Home Login Admin

Nuevo Paciente
Registro de pacientes
Seleccionar

Lista de Pacientes
Pacientes registrados
Seleccionar

Diagn. Paciente
Realizar diagnóstico
Seleccionar

Diagn. Anónimo
Diagnóstico anónimo
Seleccionar

Diagn. Múltiple
Diagnóstico múltiple
Seleccionar

Historico
Histórico de diagnósticos
Seleccionar

Universidad del Valle 2020 www.univalle.edu.co. TEP Prediction Version 1.0.0

Redes neuronales

PredictionTEP

Juan Manuel Tovar Gómez

MAIN NAVIGATION

- Registrar Paciente
- Lista de pacientes
- Diagnóstico Paciente
- Diagnóstico Anónimo
- Diagnóstico Móvil
- Historia del Diagnóstico

Registro de datos Médicos

Paciente*

Perez Cifuentes Juan Camilo - 1919191919

Fiebre

Fumador

Otra enfermedad:

Procedimiento Quirúrgico o Traumatismo grave en los últimos 15 días

Inmovilidad en miembro inferior

Viaje prolongado

Antecedentes de tromboembolismo pulmonar (TEP/TW)

Malnutrición

Otros

Dolor torácico

Tos

Hemoptisis

Disnea/cefalea

Edema inferior

Fiebre

Cisptaciones

Sibilancias

Frecuencia respiratoria*

30-40

Saturación de oxígeno en sangre (SpO2)*

80-94

Frecuencia cardíaca*

60-100

Presión sistólica*

90-130

Presión diastólica*

40-60

Sepsis*

AÓRTICO

Conteo de glóbulos blancos (WBC)*

10000-12000

Hemoglobina (Hb)*

10-11,40

Conteo de plaquetas (PLT)*

100000-140000

Derrame*

NO

Universidad del Valle 2020 www.univalle.edu.co TEP Prediction

versión 1.0

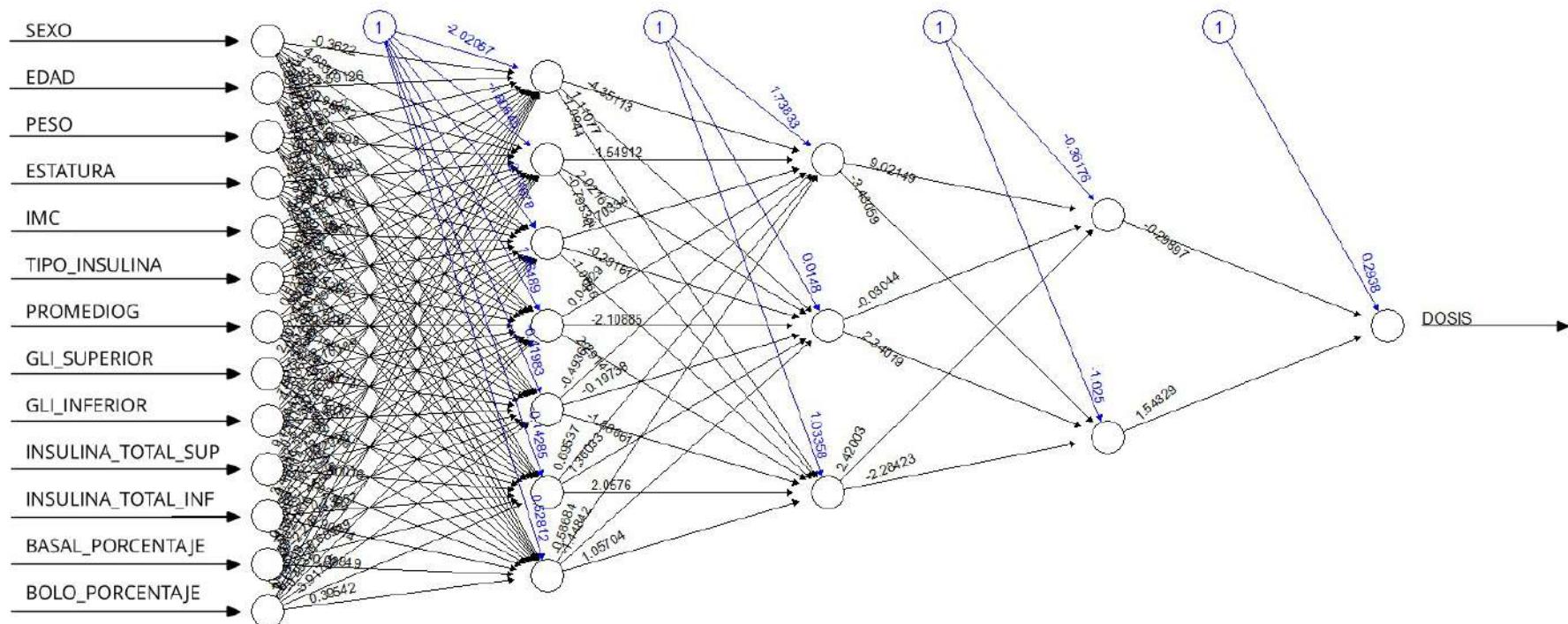
El paciente ha sido diagnosticado con TEP

Perez Cifuentes Juan Camilo - 1919191919

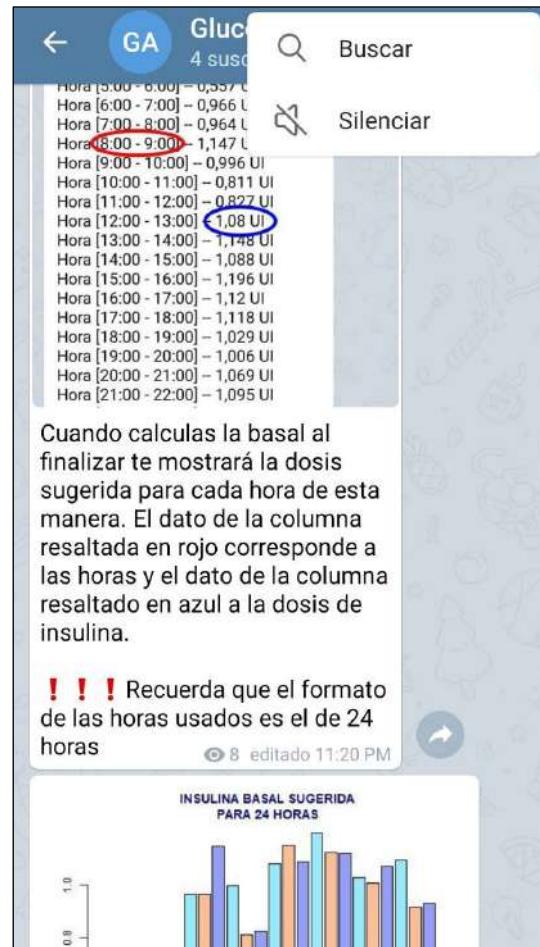


Redes neuronales

Aplicación de técnicas de inteligencia artificial para el ajuste de insulina en pacientes con diabetes tipo I

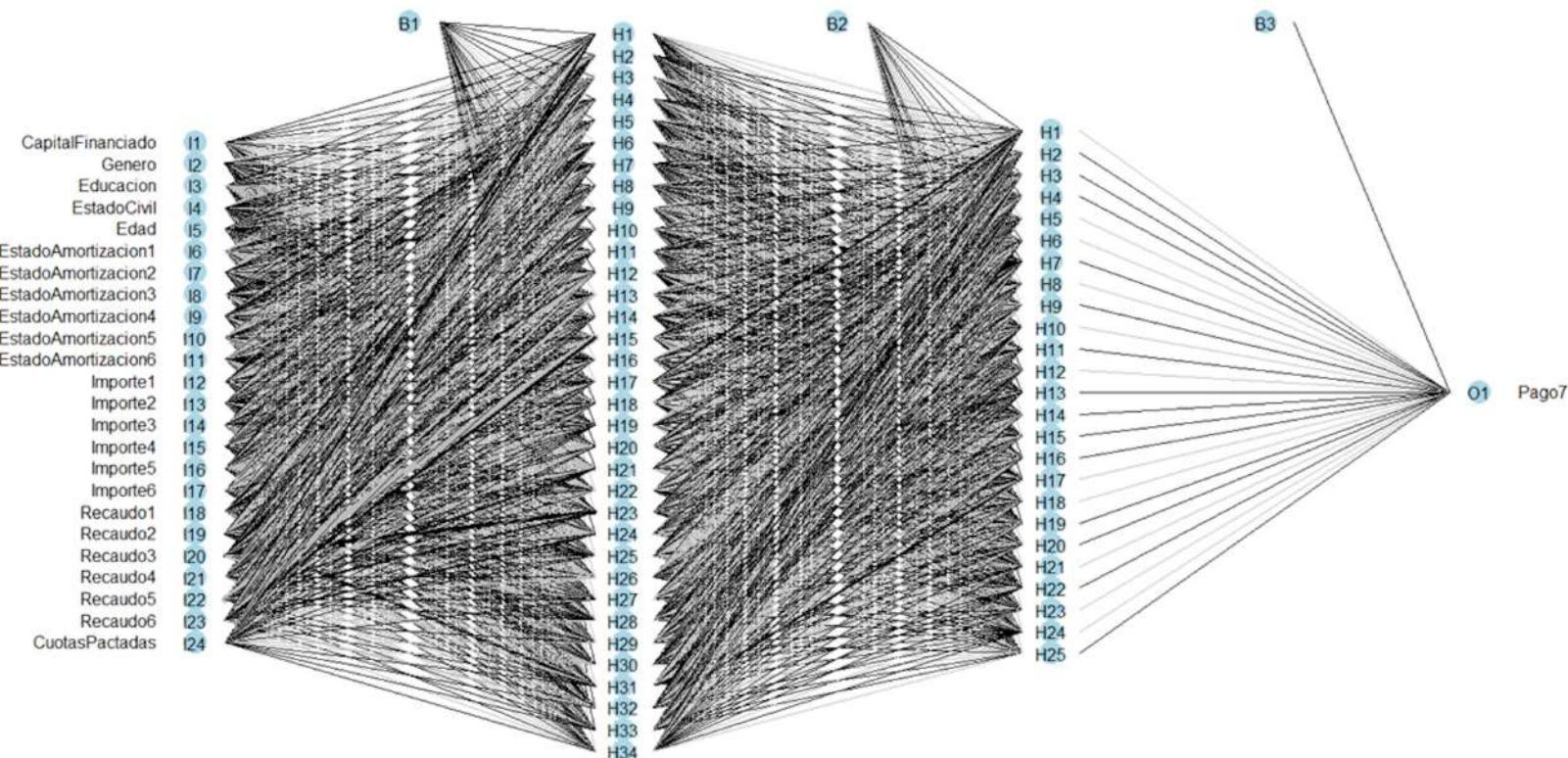


Redes neuronales



Redes neuronales

Predicción de riesgo crediticio en Colombia usando técnicas de inteligencia artificial



Redes neuronales

Gestión

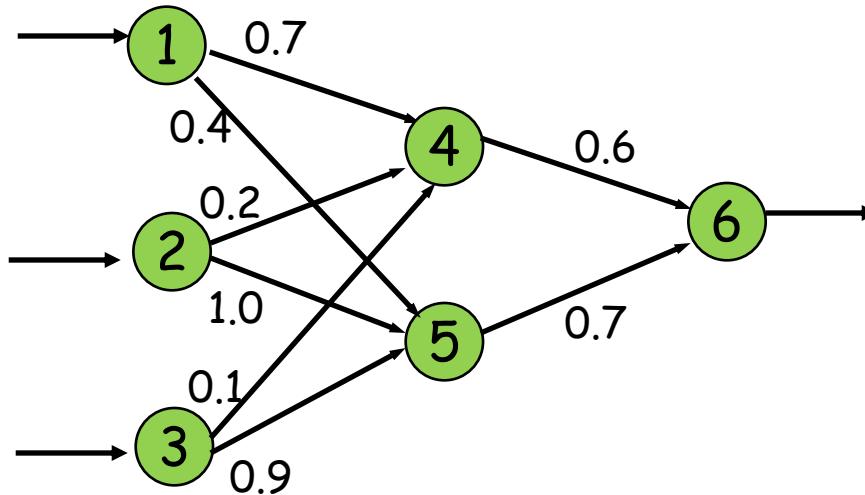
Id Cliente 1130671686	Nombre Cliente DIEGO ANDRES	Apellido Cliente BORRERO TIGREROS	Genero MASCULINO	Nivel Educativo PREGRADO
Estado Civil OTRO	Edad Cliente 29	Capital Financiado 22000000	Cuotas Pactadas 24	
Estado Amortización1 PAGO AL VENCIMIENTO	Estado Amortización2 RETRASO 1 MES	Estado Amortización3 NO PAGO		
Estado Amortización4 PAGO AL VENCIMIENTO	Estado Amortización5 PAGO AL VENCIMIENTO	Estado Amortización6 PAGO AL VENCIMIENTO		
Recaudo1 1266709	Recaudo2 2512916	Recaudo3 0		
Recaudo4 1269784	Recaudo5 1254408	Recaudo6 1257483		
Importe1 19908323	Importe2 18425266	Importe3 18425266		
Importe4 17655816	Importe5 16867129	Importe6 16058725		

Modelo Predictivo

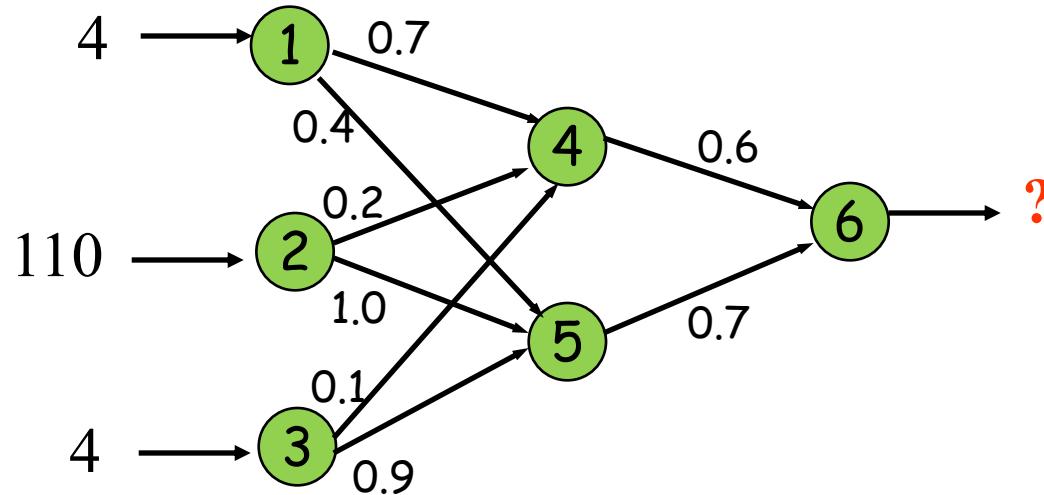
REDES NEURONALES	Predicir
------------------	----------

Id Cliente	Cliente	Genero	Escolaridad	Estado Civil	Edad	Capital	Cuotas	Modelo	Pdf
1144026066	ANA MILENA BORRERO TIGREROS	FEMENINO	PREGRADO	OTRO	29	8557807	60	REDES NEURONALES	

Redes neuronales

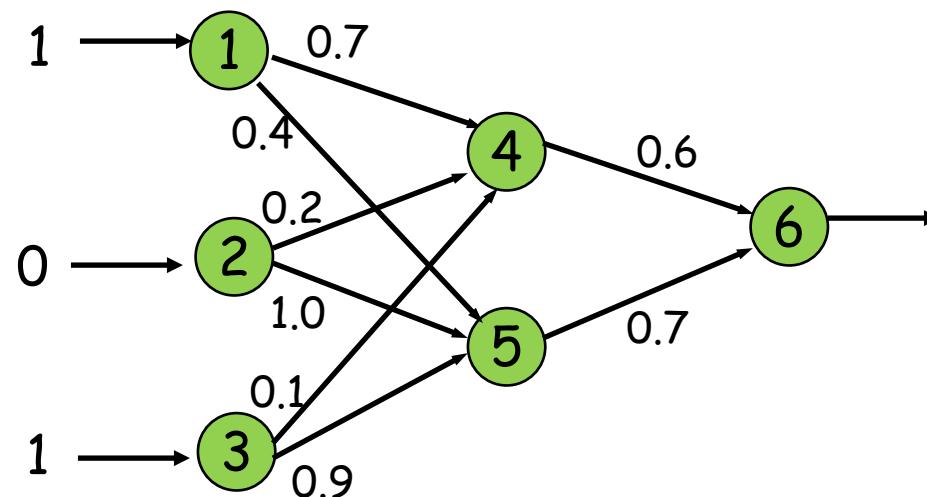


Redes neuronales



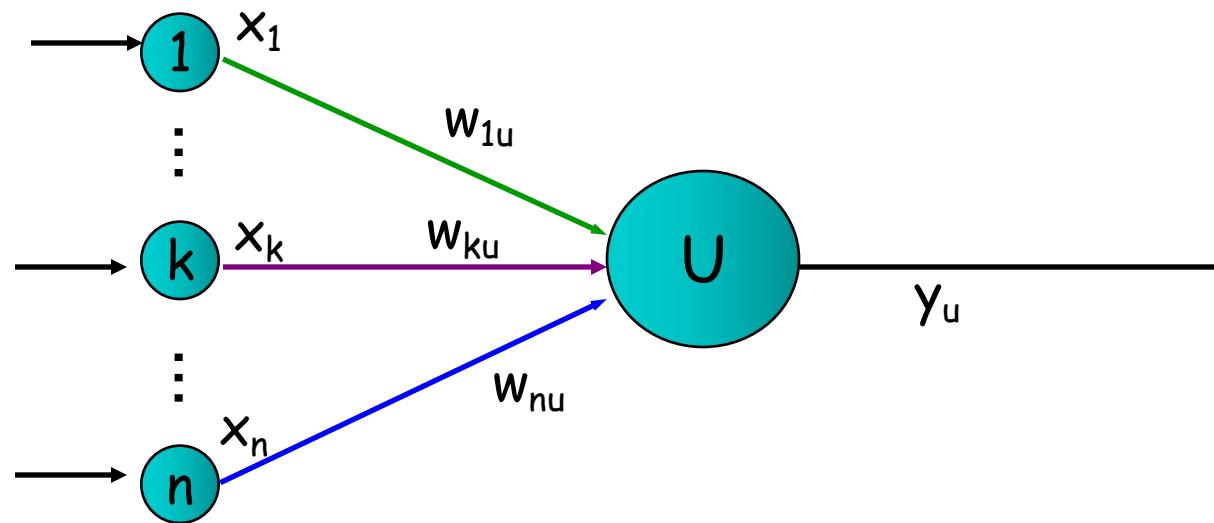
Estrato: 4
Área: 110 m²
Habitaciones: 4
Precio: ?

Redes neuronales



Redes neuronales

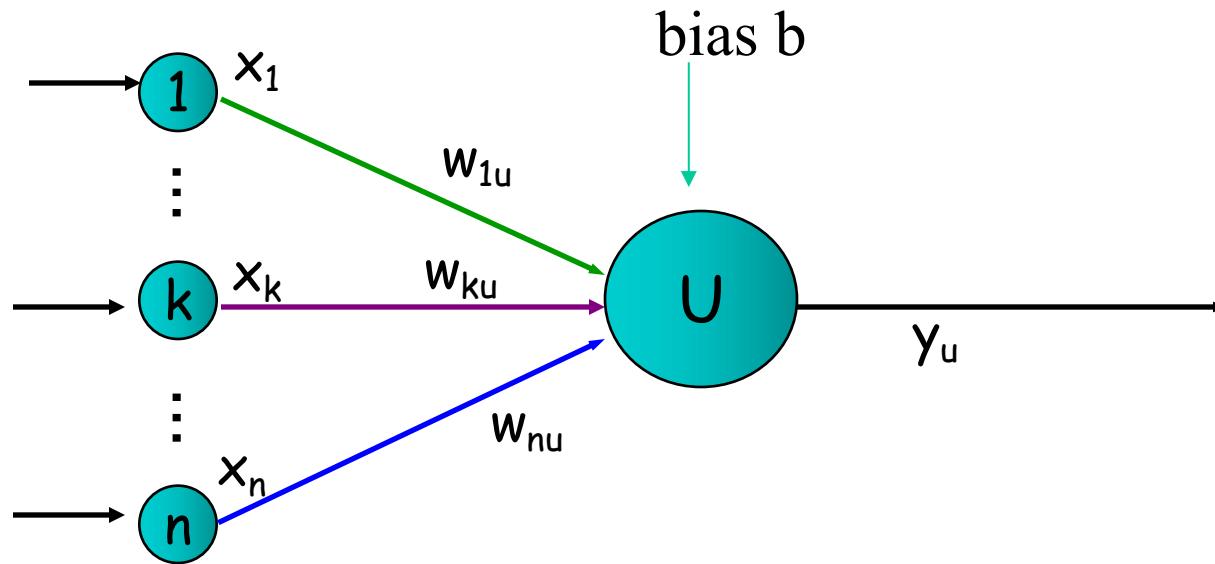
Estructura de cada neurona



$$\text{Entrada Neta } U = \sum_{i=1}^n x_i * w_{iu}$$

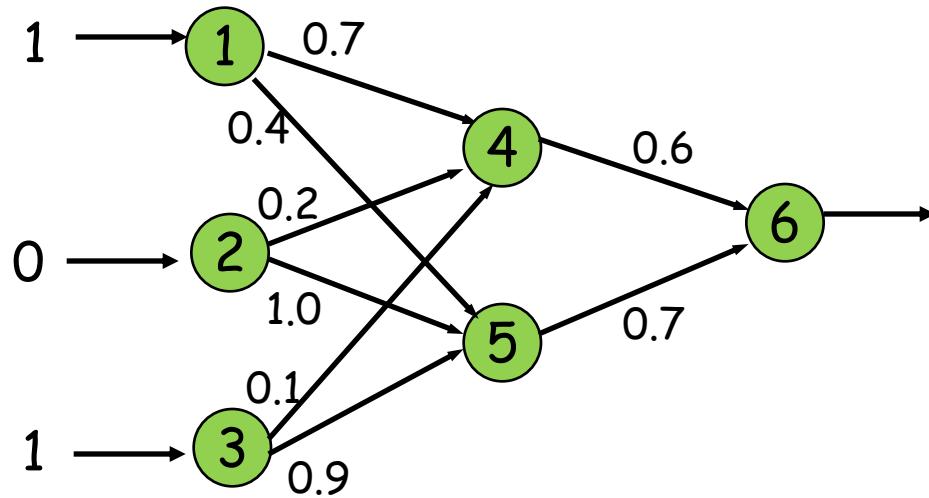
Redes neuronales

Estructura de cada neurona

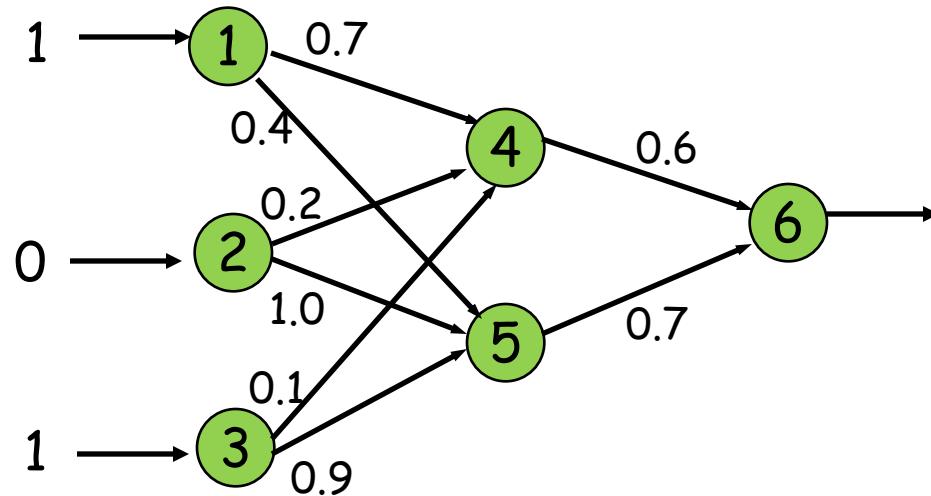


$$\text{Entrada Neta } U = \sum_{i=1}^n x_i * w_{iu} + b$$

Redes neuronales

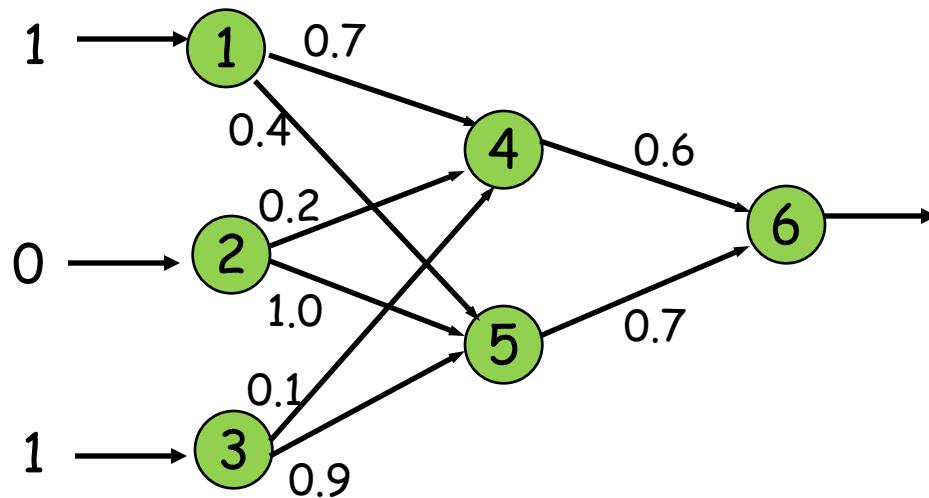


Redes neuronales



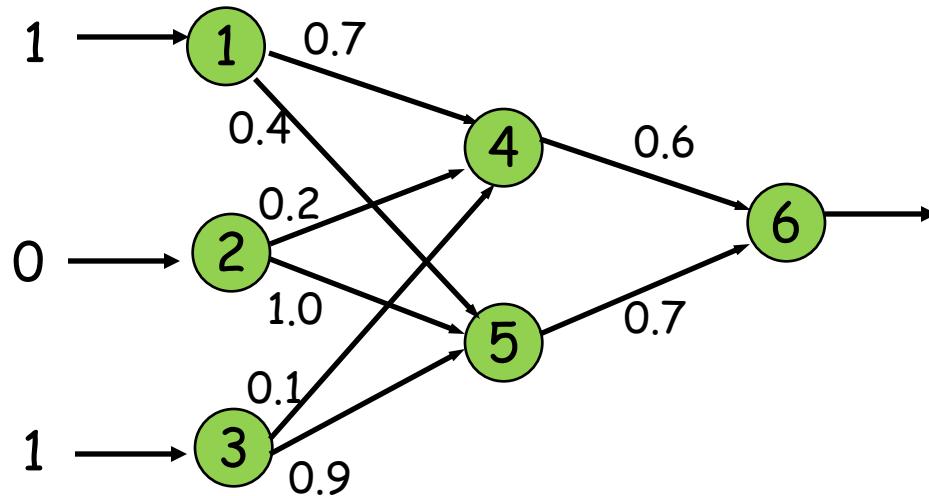
Entrada Neta para 4 = ?

Redes neuronales



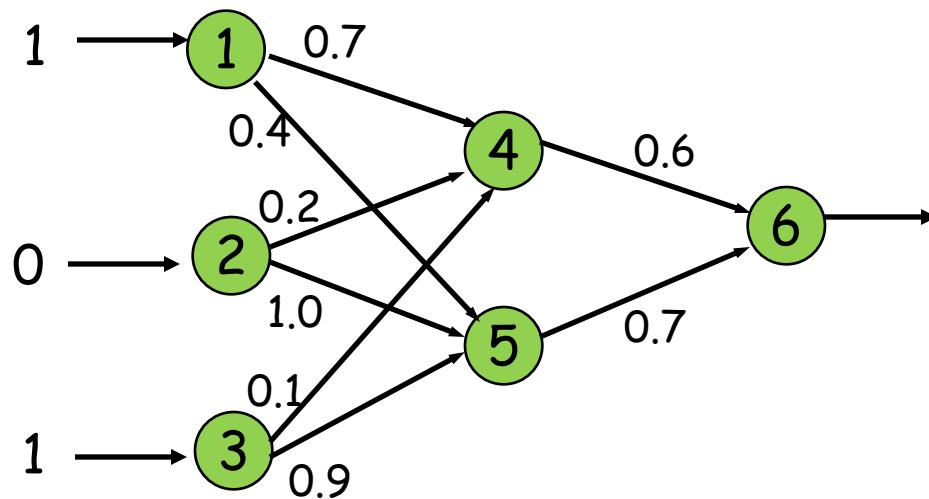
Entrada Neta para **4** = $(1 * 0.7) + (0 * 0.2) + (1 * 0.1) = 0.8$

Redes neuronales



Entrada Neta para 5 = ?

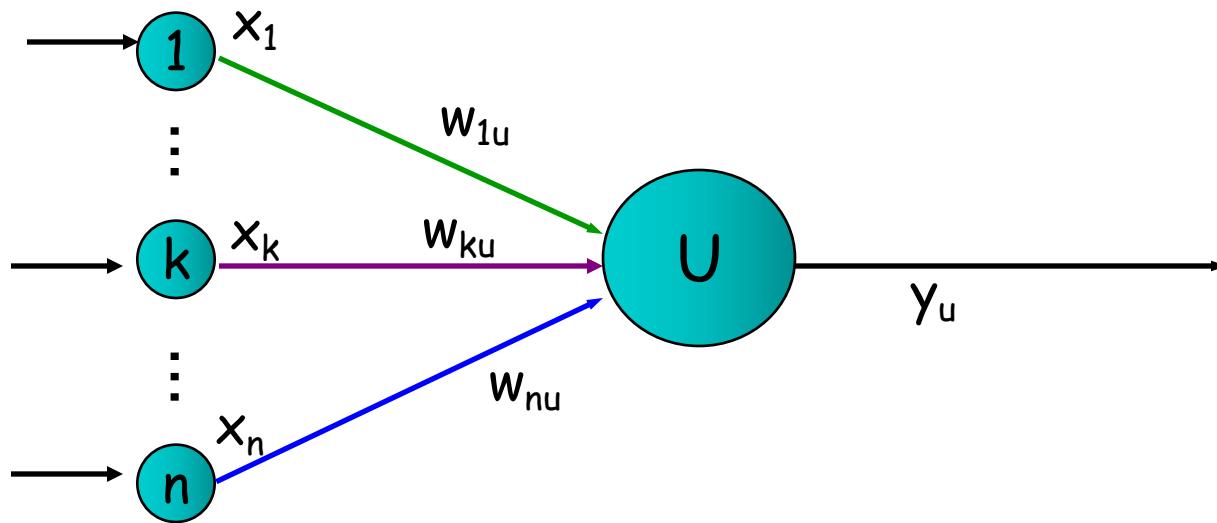
Redes neuronales



Entrada Neta para **5** = $(1 * 0.4) + (0 * 1.0) + (1 * 0.9) = 1.3$

Redes neuronales

Estructura de cada neurona

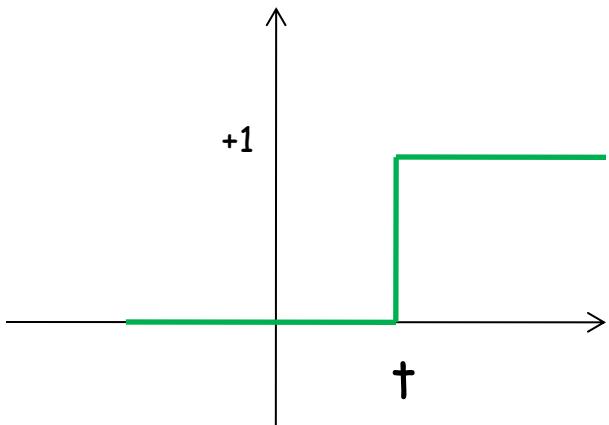


$$\text{Entrada Neta } U = \sum_{i=1}^n x_i * w_{iu}$$
$$y_u = f(U)$$

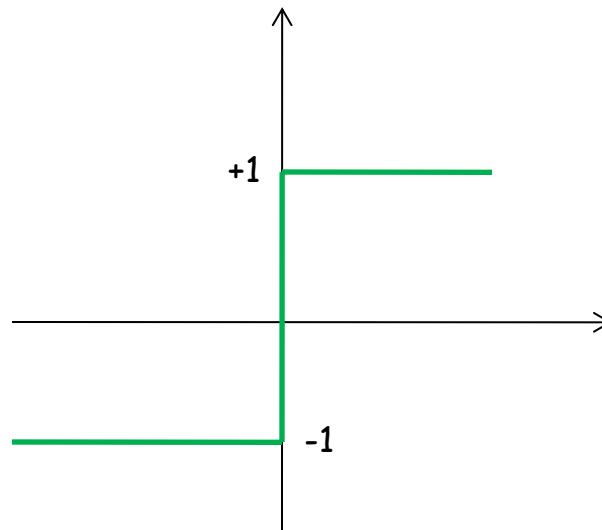
- f se conoce como la función de activación
- y_u es la salida de la neurona

Redes neuronales

Funciones de activación



$$\text{escalon}(u) = \begin{cases} 1, & \text{si } u \geq t \\ 0, & \text{si } u < t \end{cases}$$

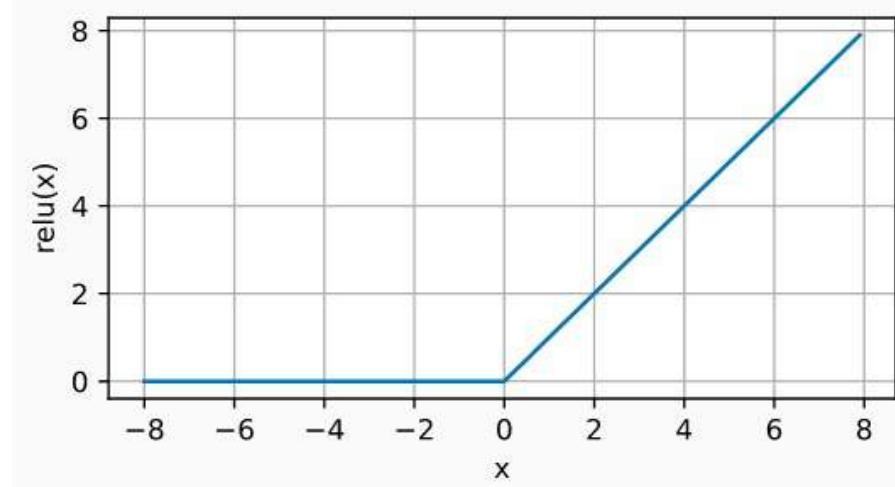


$$\text{signo}(u) = \begin{cases} 1, & \text{si } u \geq 0 \\ -1, & \text{si } u < 0 \end{cases}$$

Redes neuronales

Funciones de activación

La función de activación ReLu (*Rectified Lineal Unit*) aplica una transformación no lineal muy simple, activa la neurona solo si la entrada está por encima de cero

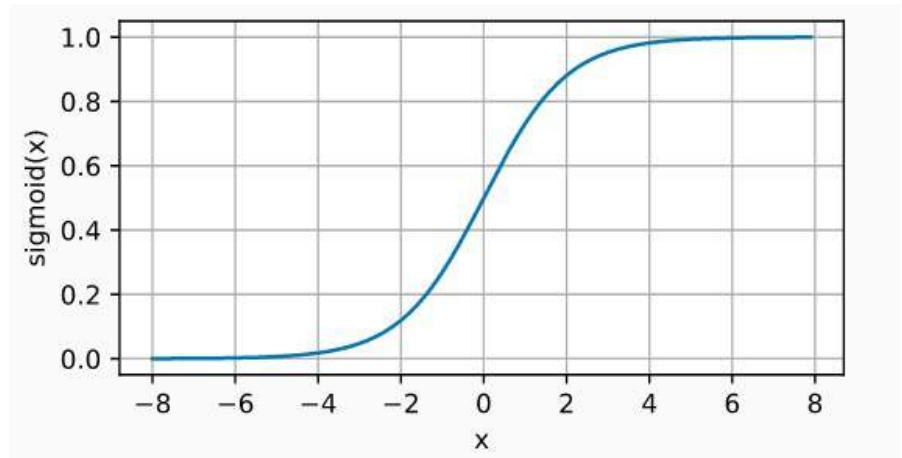


$$\text{ReLU}(x) = \max(x, 0)$$

Redes neuronales

Funciones de activación

La función sigmoide transforma valores en el rango de $(-\infty, \infty)$ a valores en el rango $(0, 1)$.



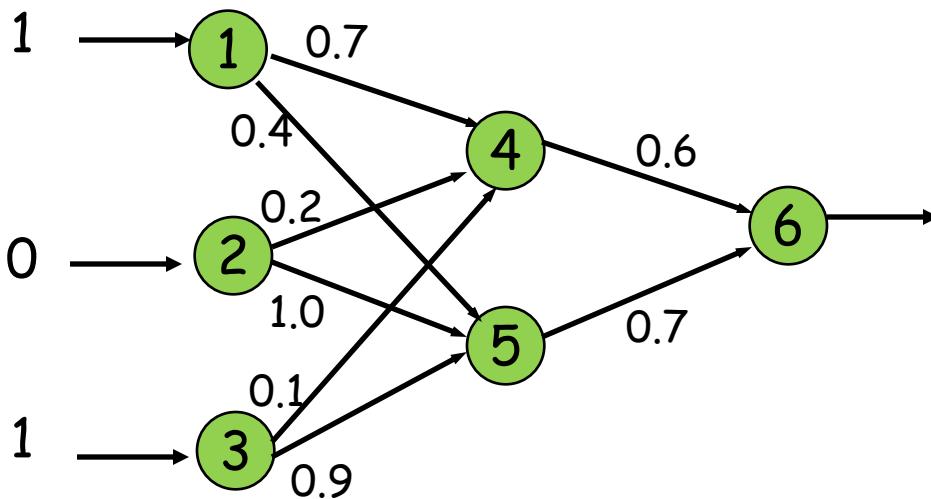
Redes neuronales

Funciones de activación

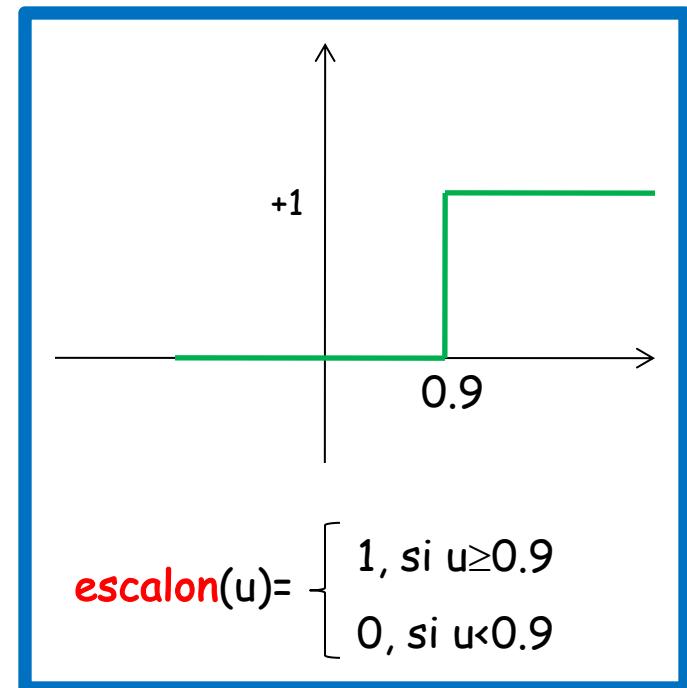
Name	Plot	Equation
Identity		$f(x) = x$
Binary step		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Logistic (a.k.a. Sigmoid or Soft step)		$f(x) = \sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}^{[1]}$
TanH		$f(x) = \tanh(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$
ArcTan		$f(x) = \tan^{-1}(x)$
ElliotSig ^{[9][10][11]} Softsign ^{[12][13]}		$f(x) = \frac{x}{1 + x }$
Inverse square root unit (ISRU) ^[14]		$f(x) = \frac{x}{\sqrt{1 + \alpha x^2}}$
Inverse square root linear unit (ISRLU) ^[14]		$f(x) = \begin{cases} \frac{x}{\sqrt{1 + \alpha x^2}} & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$

Name	Plot	Equation
Inverse square root linear unit (ISRLU) ^[14]		$f(x) = \begin{cases} \frac{x}{\sqrt{1 + \alpha x^2}} & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Square Nonlinearity (SQNL) ^[11]		$f(x) = \begin{cases} 1 & : x > 2.0 \\ x - \frac{x^2}{4} & : 0 \leq x \leq 2.0 \\ x + \frac{x^2}{4} & : -2.0 \leq x < 0 \\ -1 & : x < -2.0 \end{cases}$
Rectified linear unit (ReLU) ^[15]		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Bipolar rectified linear unit (BReLU) ^[16]		$f(x_i) = \begin{cases} \text{ReLU}(x_i) & \text{if } i \bmod 2 = 0 \\ -\text{ReLU}(-x_i) & \text{if } i \bmod 2 \neq 0 \end{cases}$
Leaky rectified linear unit (Leaky ReLU) ^[17]		$f(x) = \begin{cases} 0.01x & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$
Parameteric rectified linear unit (PReLU) ^[18]		$f(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha x & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$

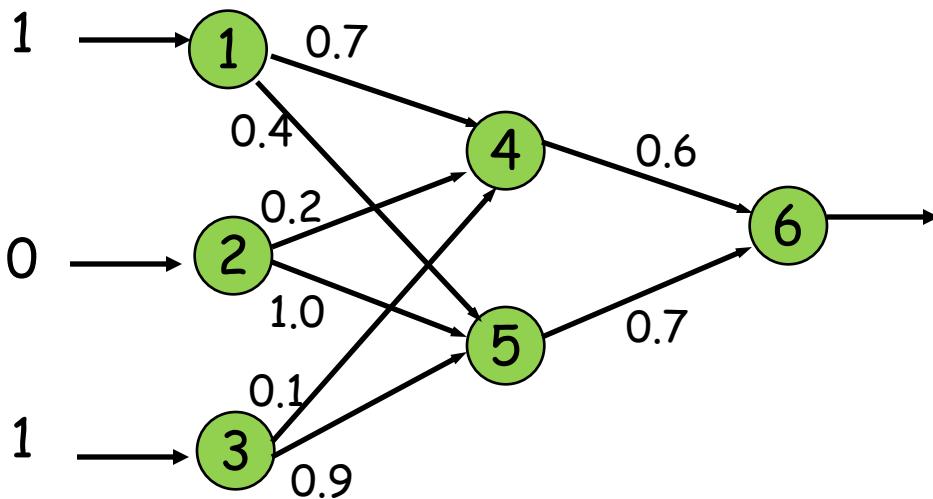
Redes neuronales



- Calcule la salida de 4 y 5

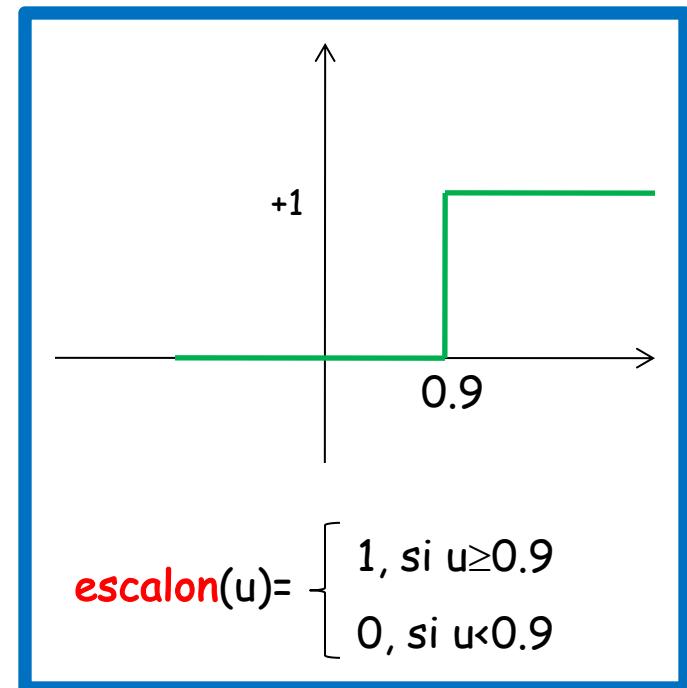


Redes neuronales

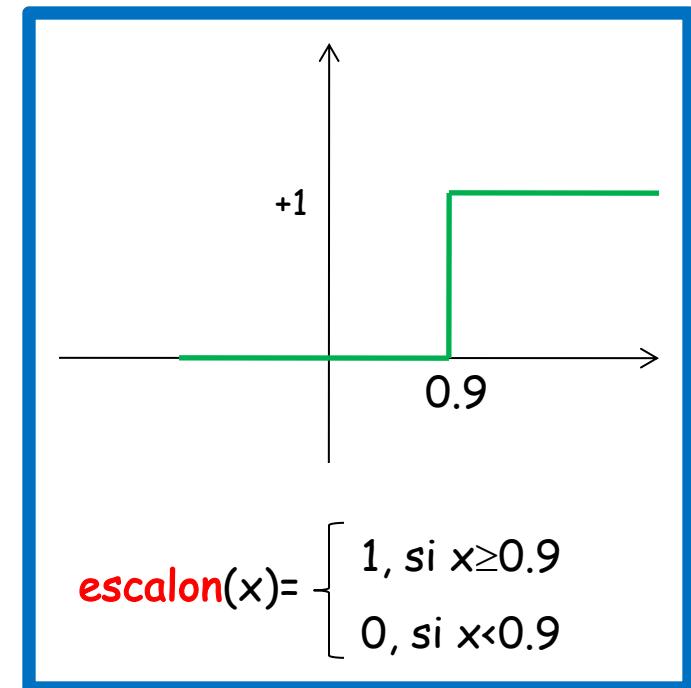
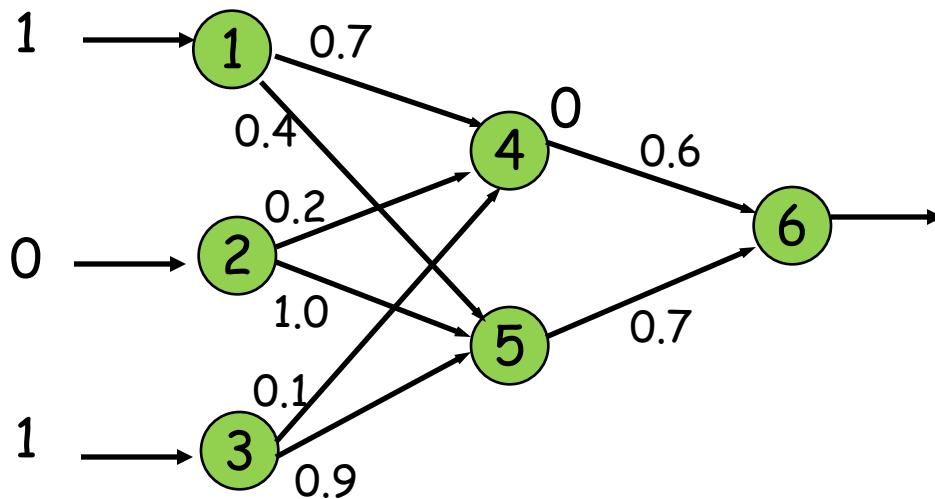


- Calcule la salida de 4 y 5

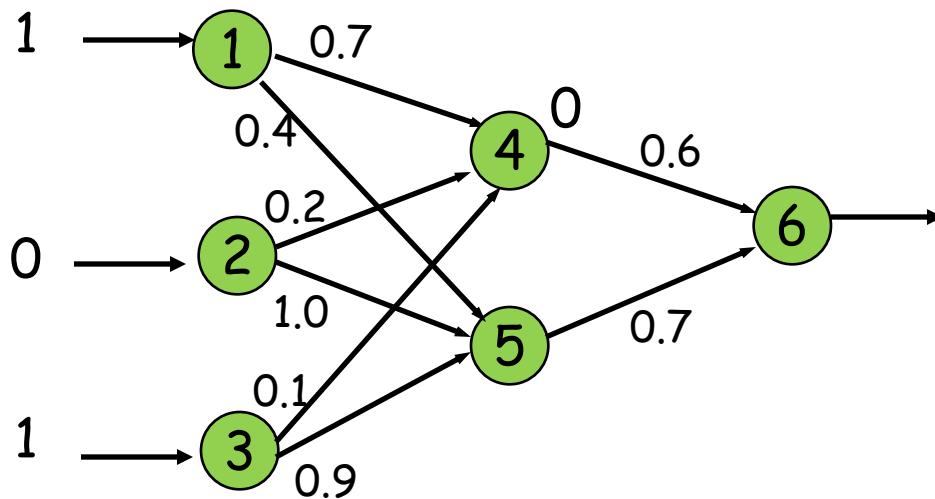
Entrada Neta para 4 = 0.8



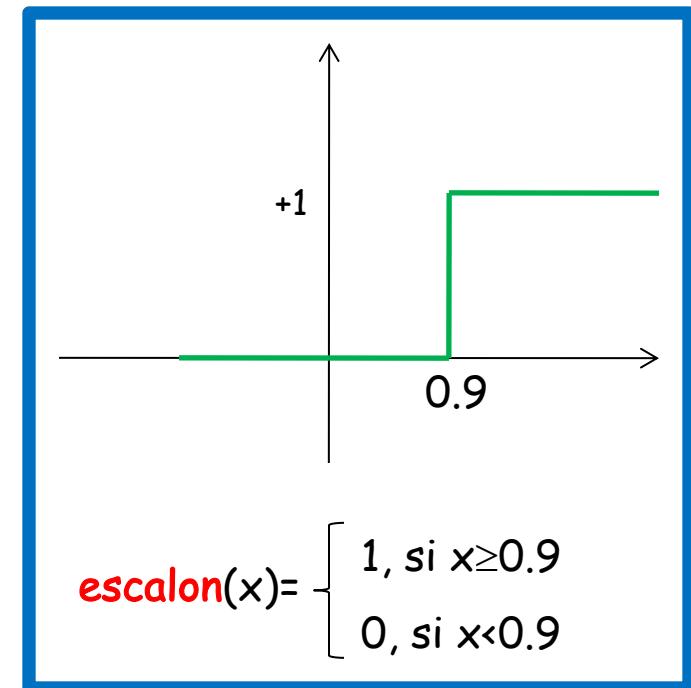
Redes neuronales



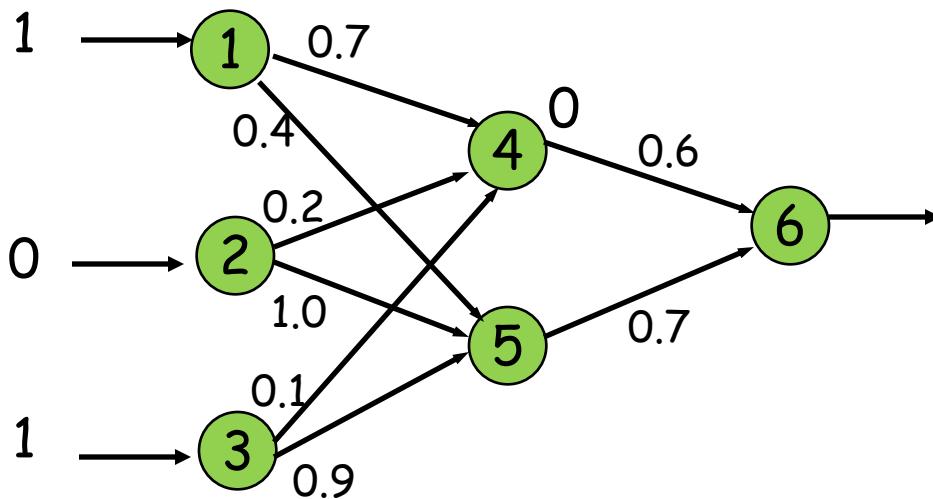
Redes neuronales



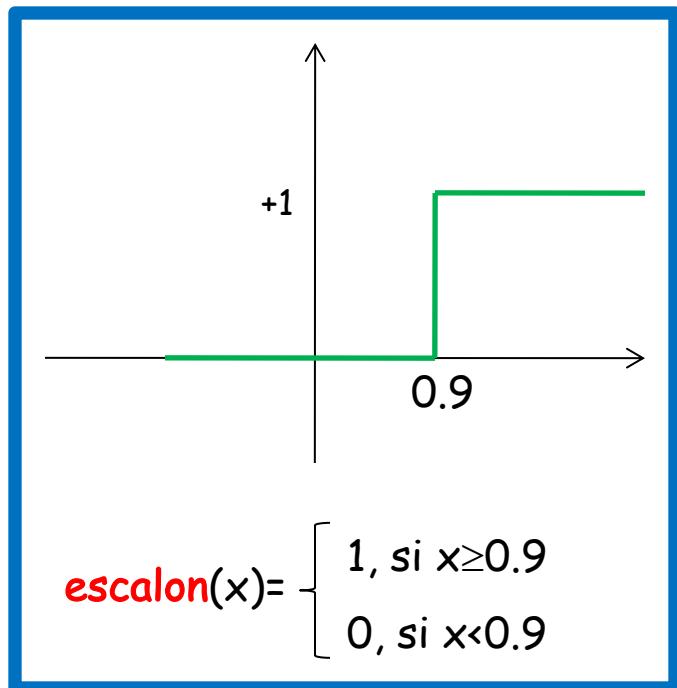
Entrada Neta para 5 = ?



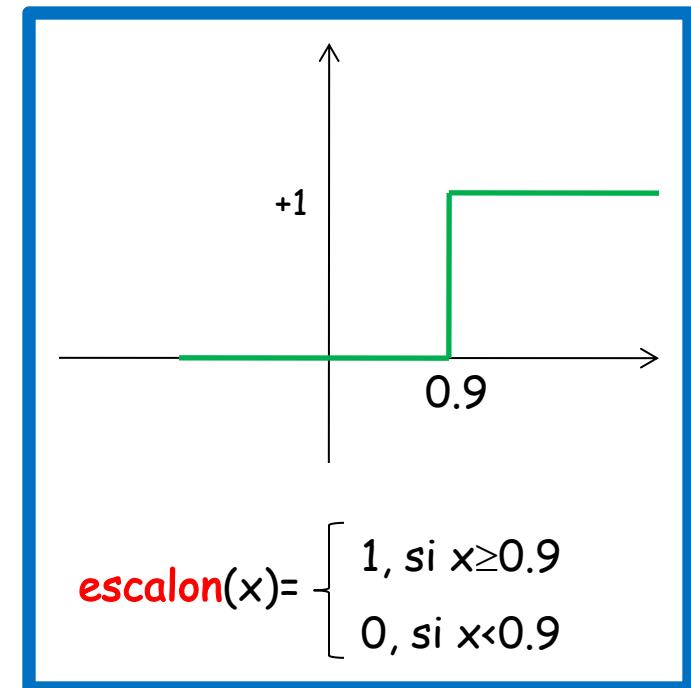
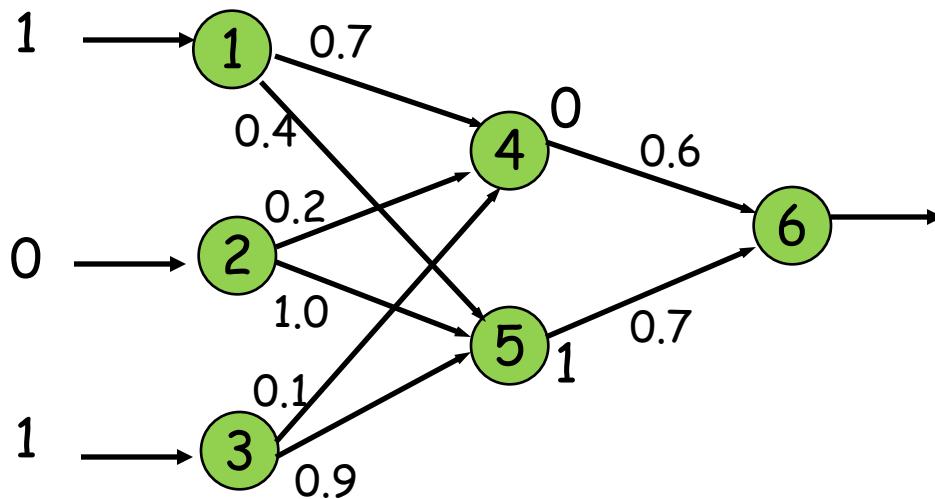
Redes neuronales



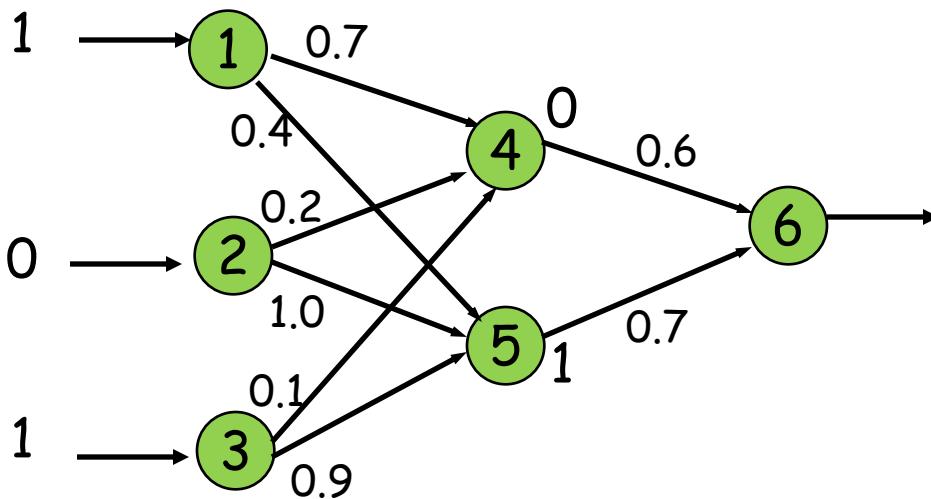
Entrada Neta para **5** = 1.3



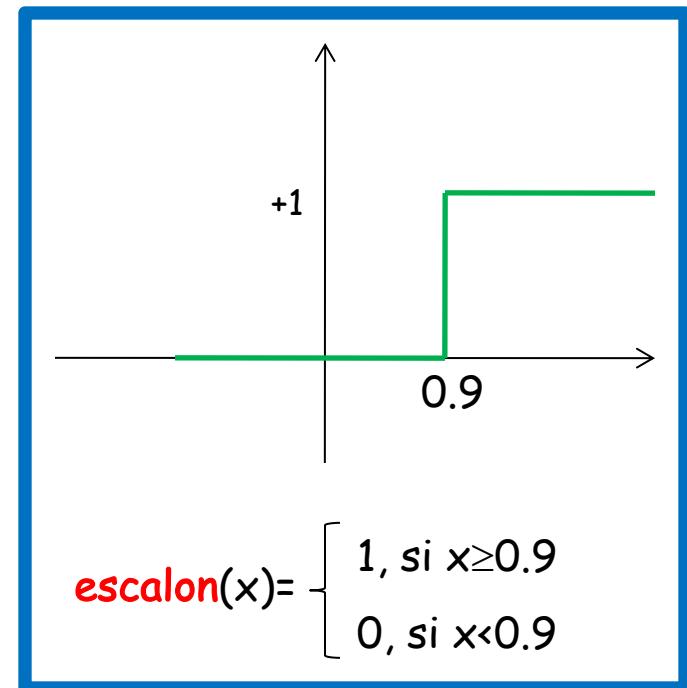
Redes neuronales



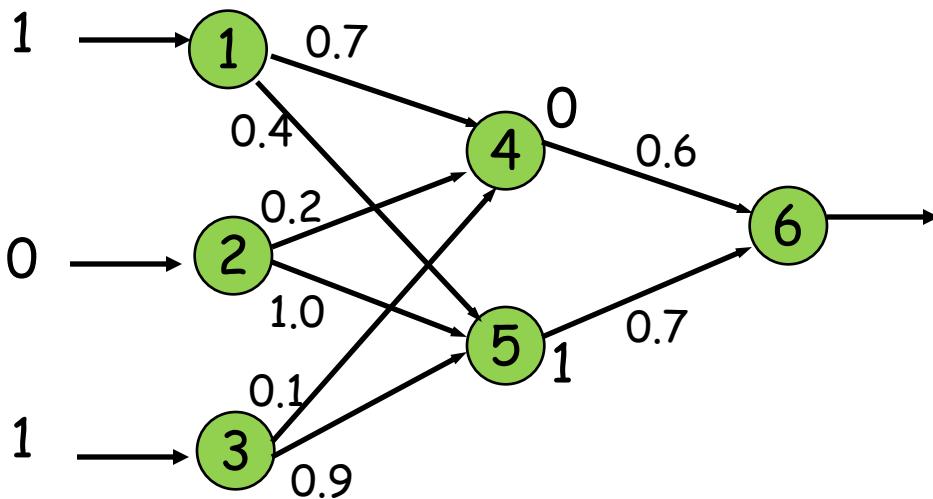
Redes neuronales



- Calcule la salida de la red

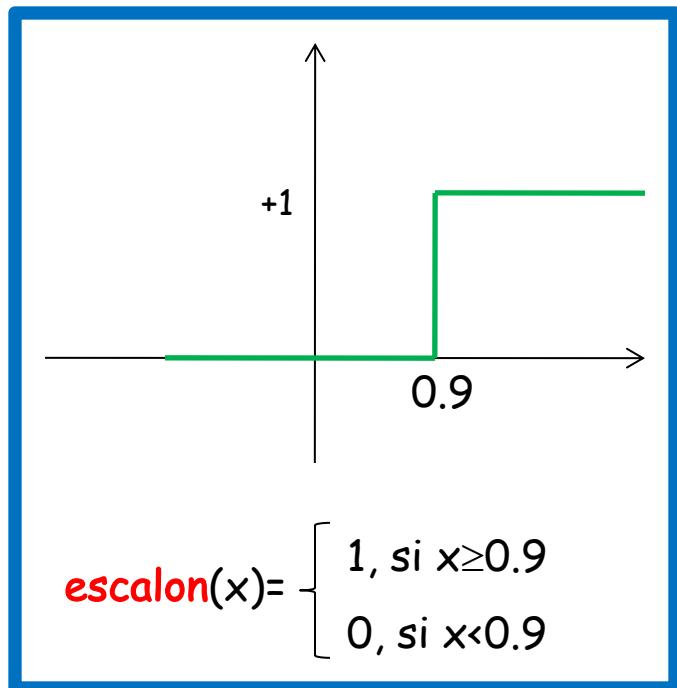


Redes neuronales

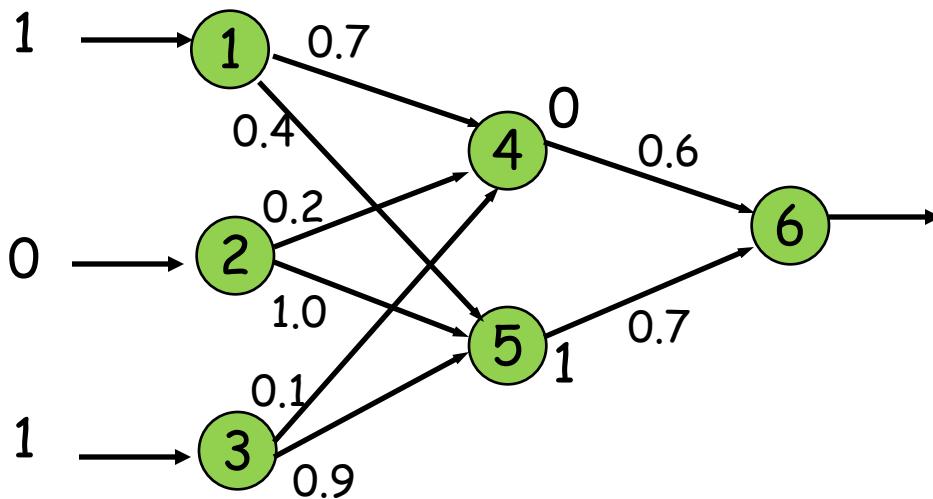


- Calcule la salida de la red

Entrada Neta para 6 = ?

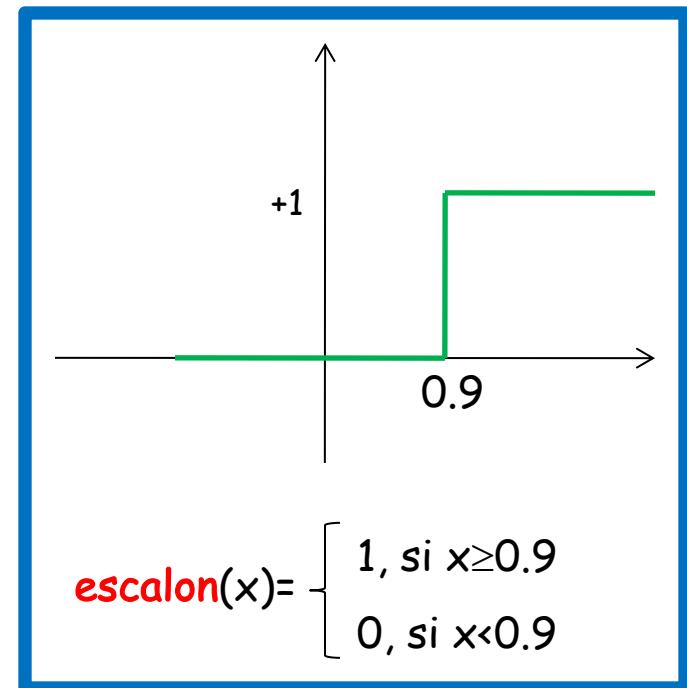


Redes neuronales

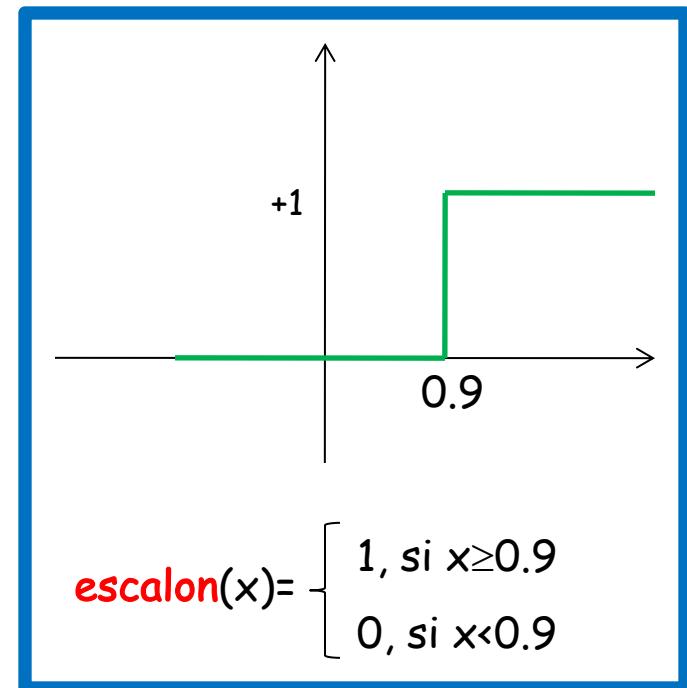
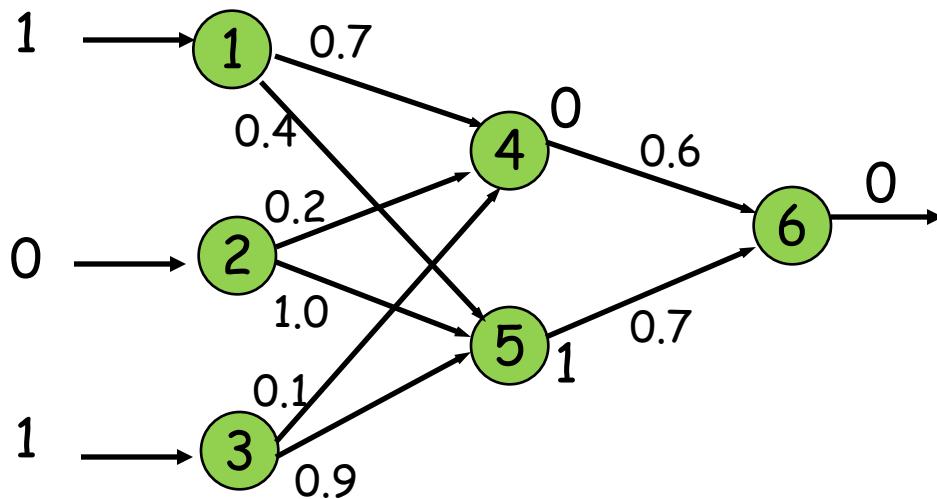


- Calcule la salida de la red

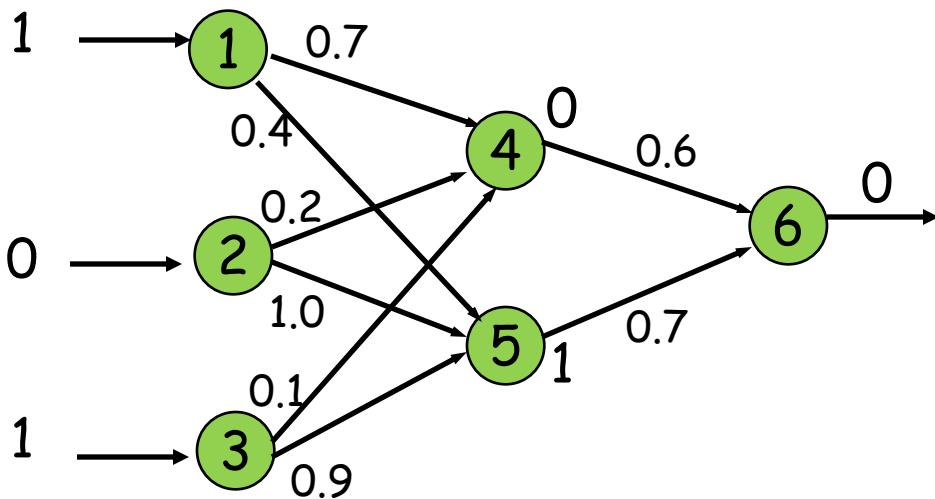
Entrada Neta para **6** = 0.7



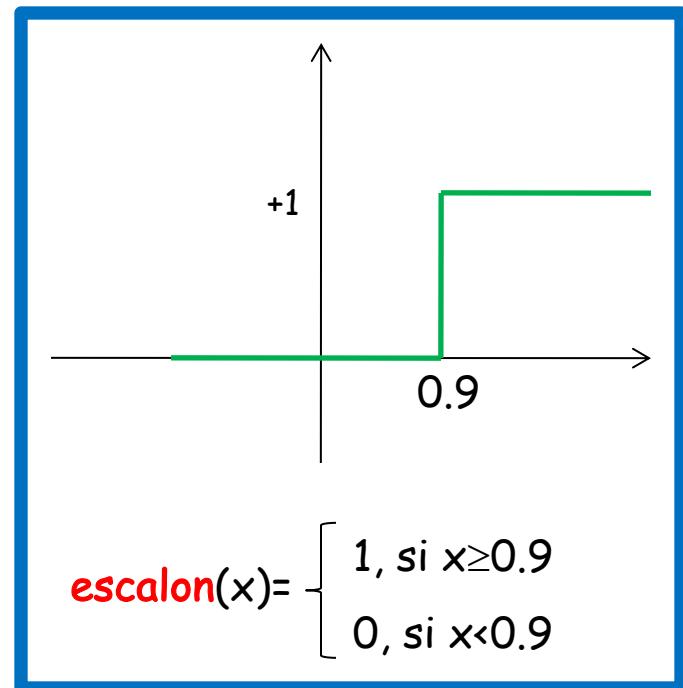
Redes neuronales



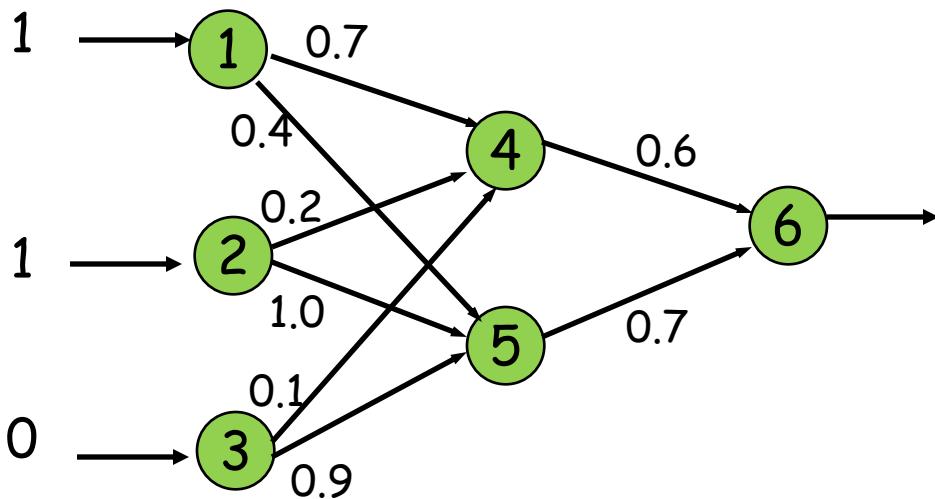
Redes neuronales



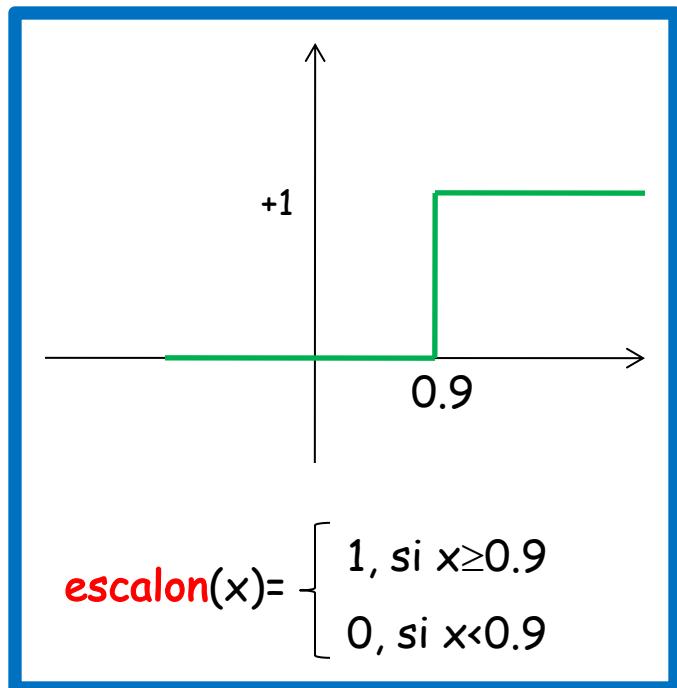
- Para la entrada $(1, 0, 1)$, la salida de la red es 0



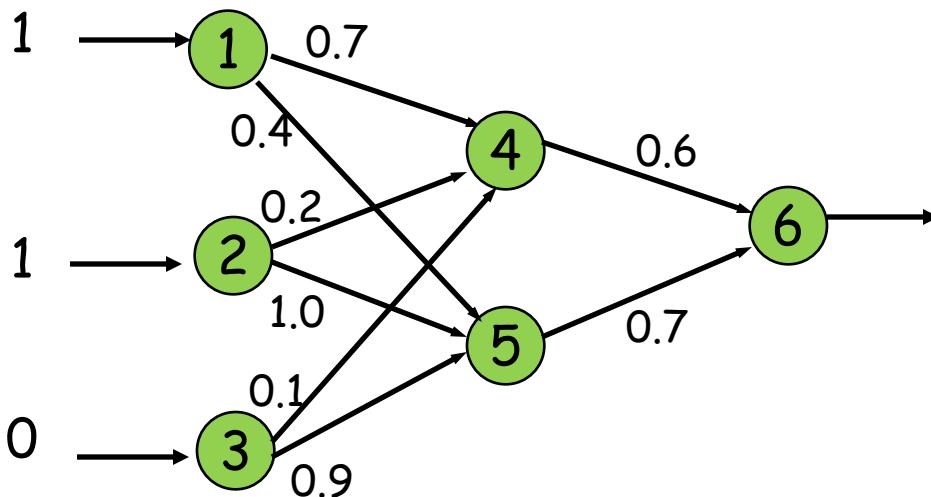
Redes neuronales



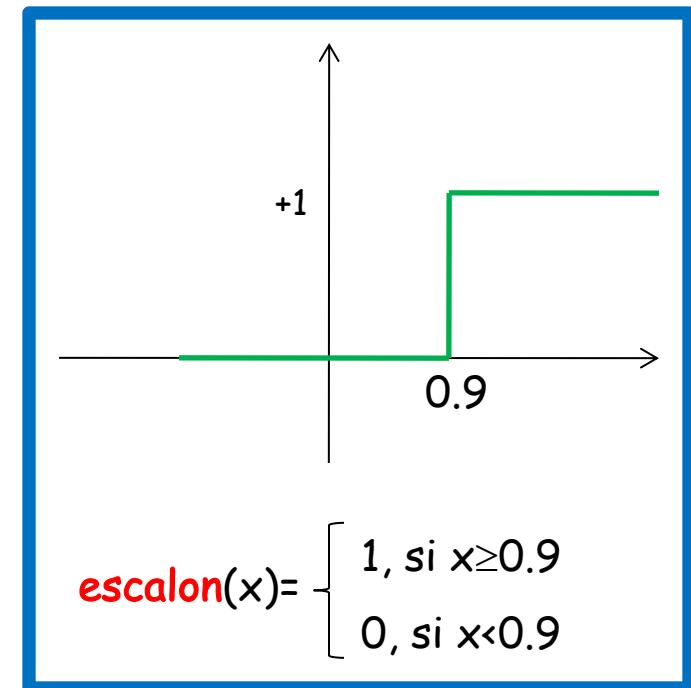
- Calcule la salida de la red para la entrada (1,1,0)



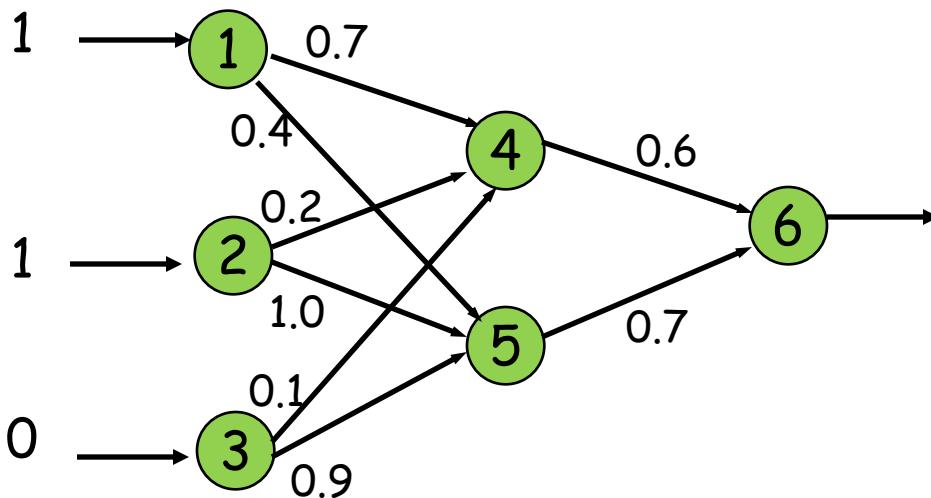
Redes neuronales



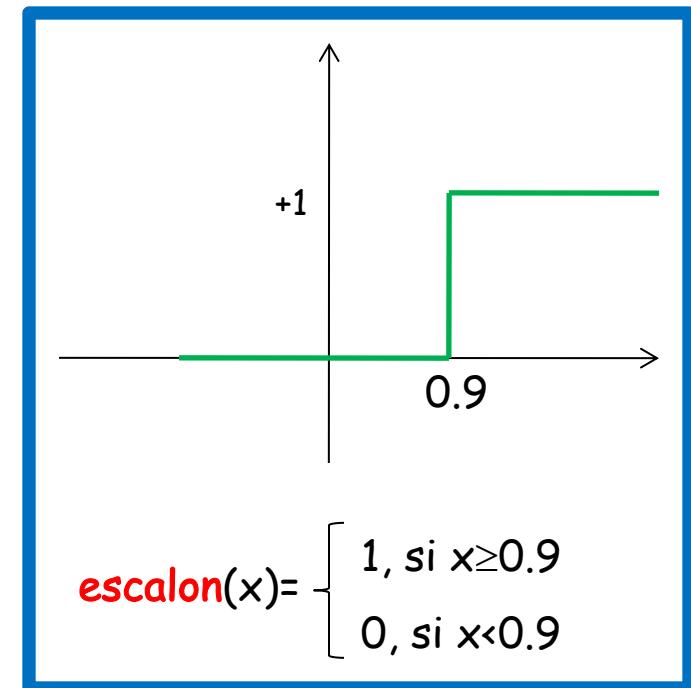
Neurona	Entrada neta	Salida
4		
5		
6		



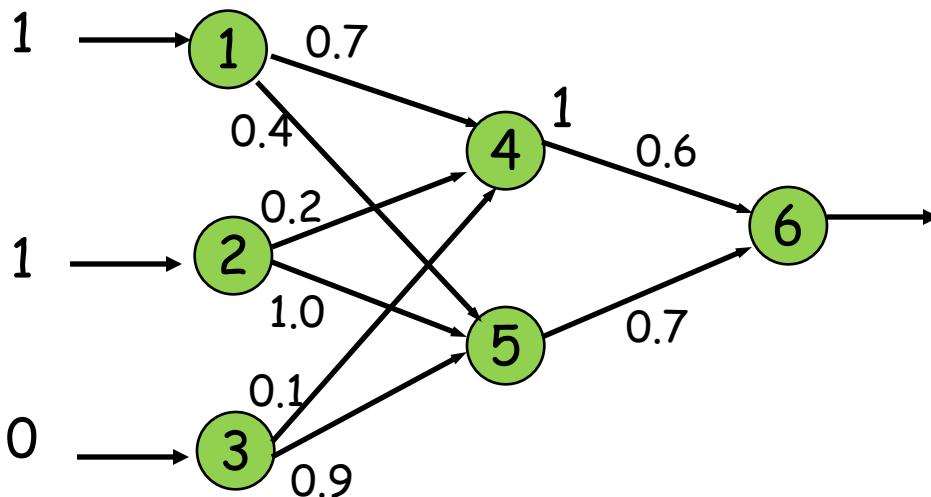
Redes neuronales



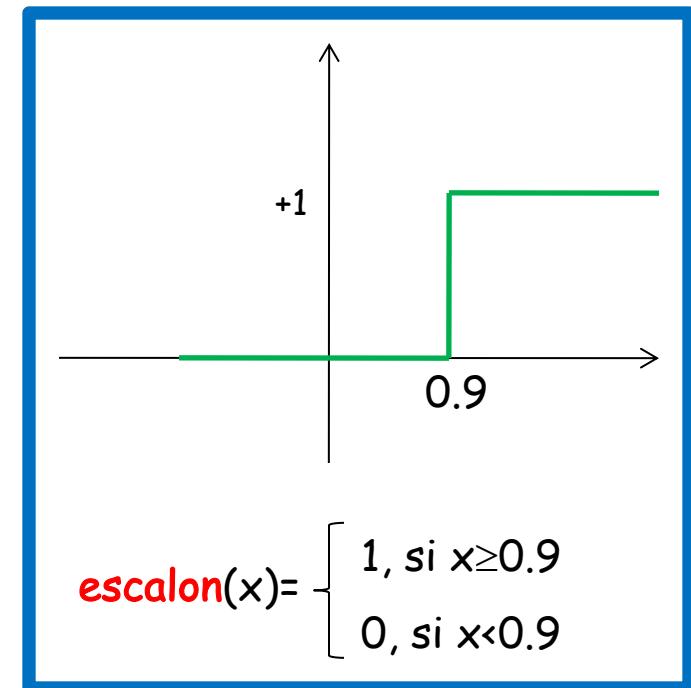
Neurona	Entrada neta	Salida
4	0.9	
5		
6		



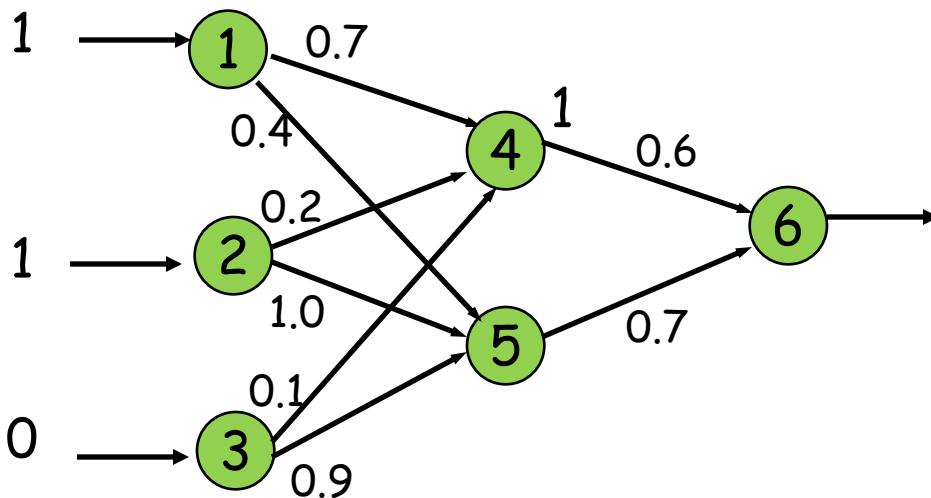
Redes neuronales



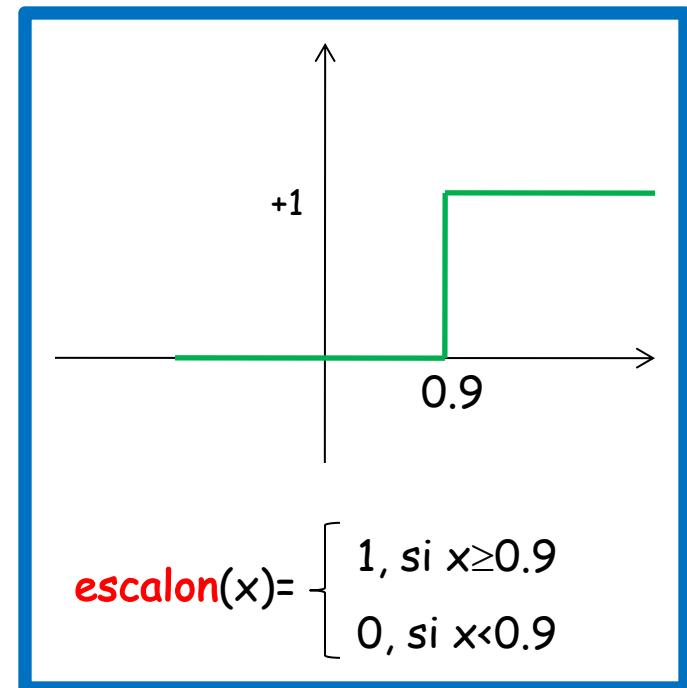
Neurona	Entrada neta	Salida
4	0.9	1
5		
6		



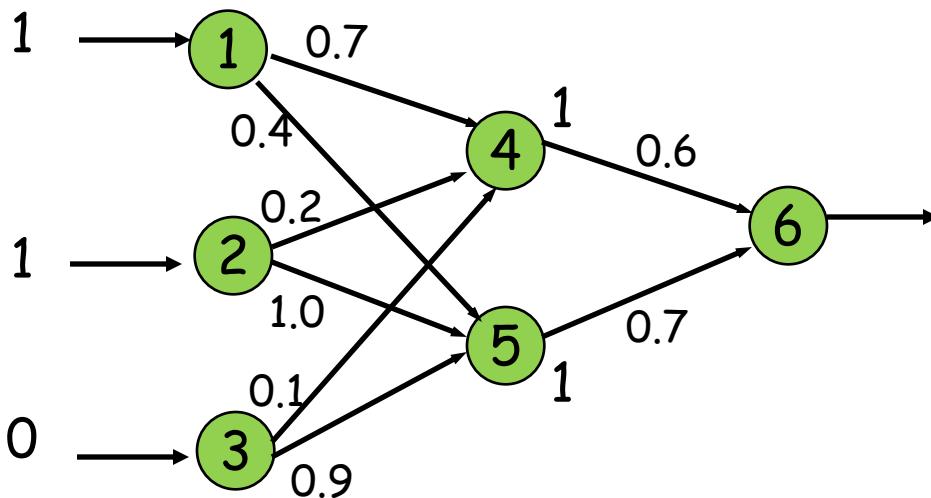
Redes neuronales



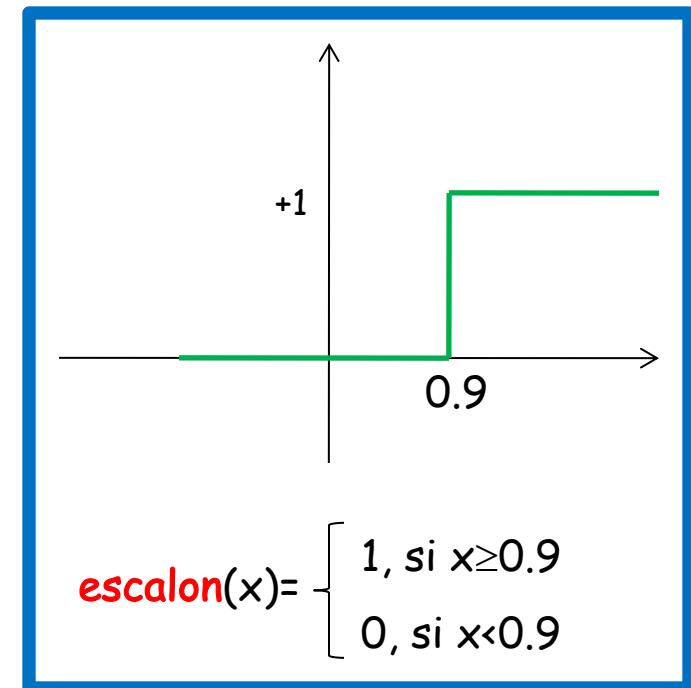
Neurona	Entrada neta	Salida
4	0.9	1
5	1.4	
6		



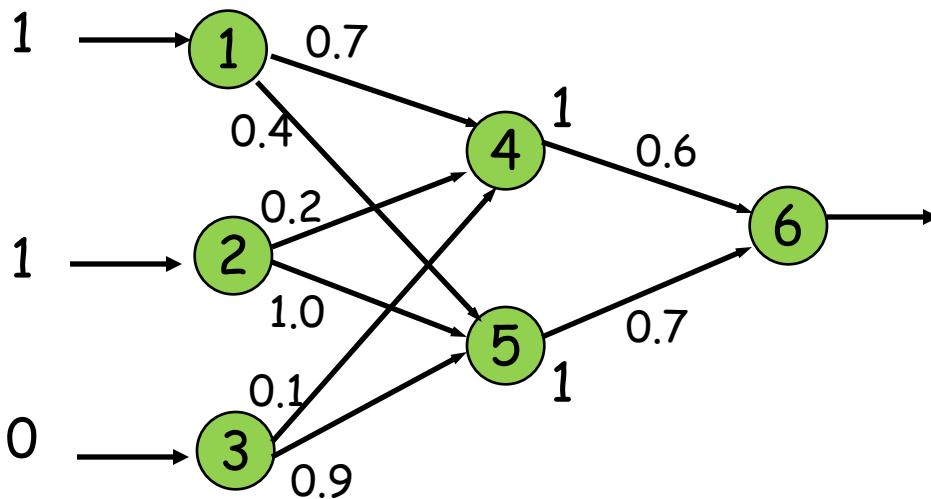
Redes neuronales



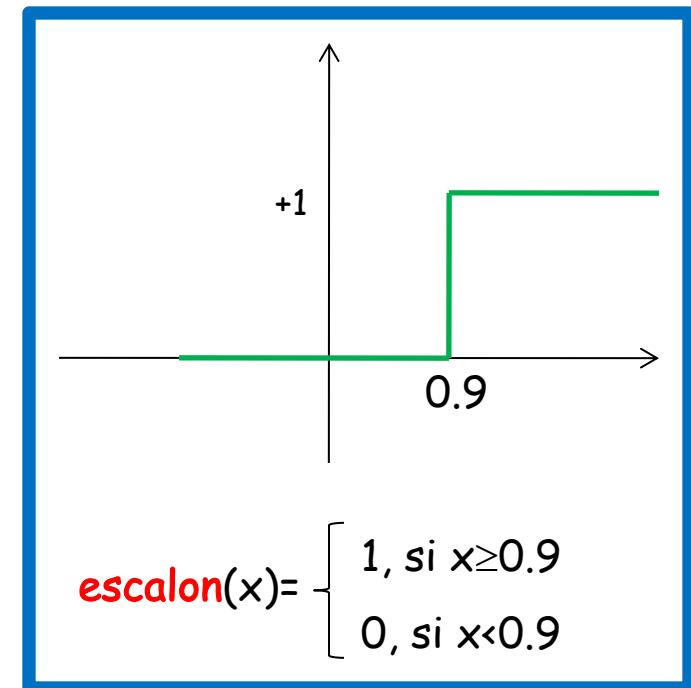
Neurona	Entrada neta	Salida
4	0.9	1
5	1.4	1
6		



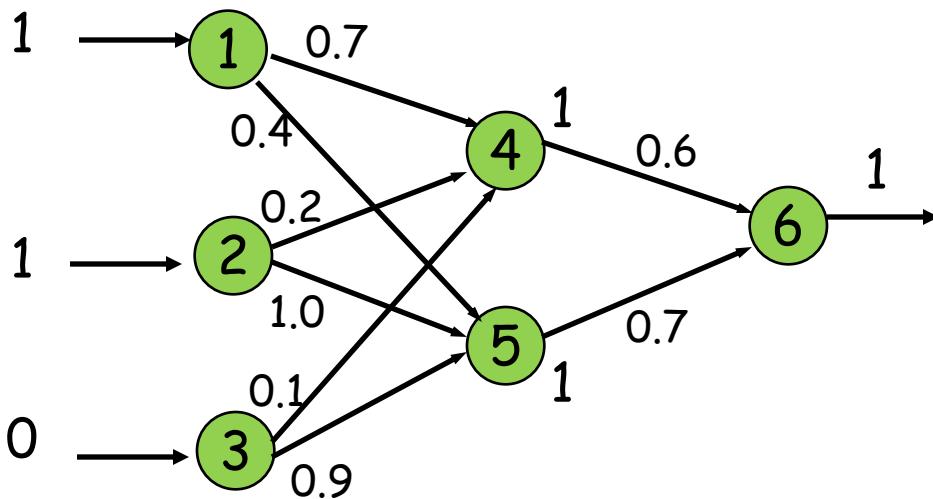
Redes neuronales



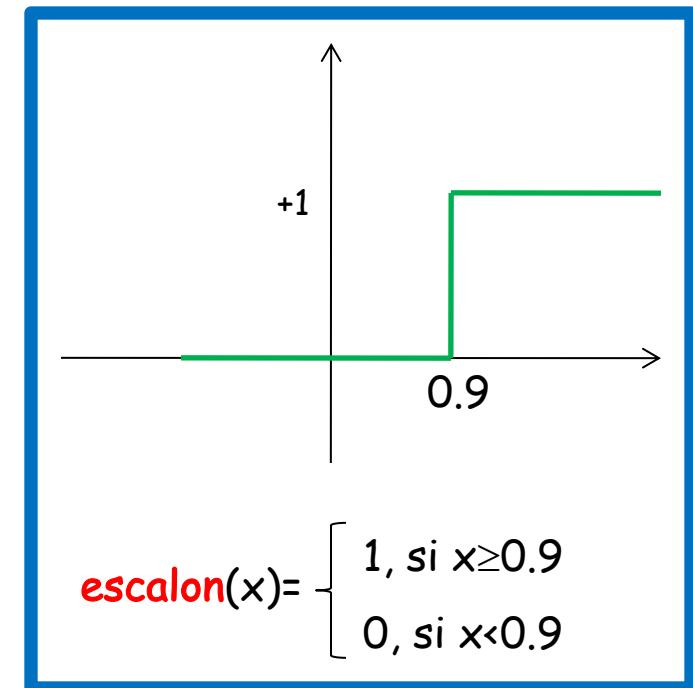
Neurona	Entrada neta	Salida
4	0.9	1
5	1.4	1
6	1.3	



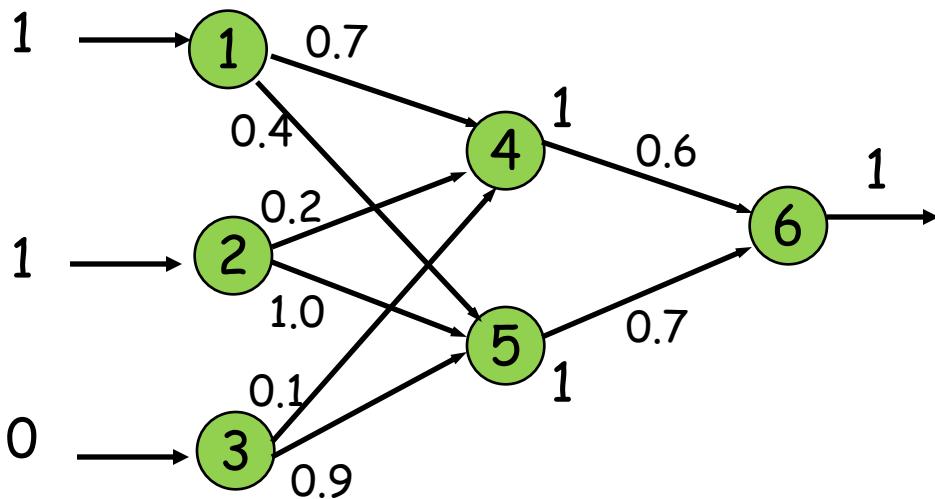
Redes neuronales



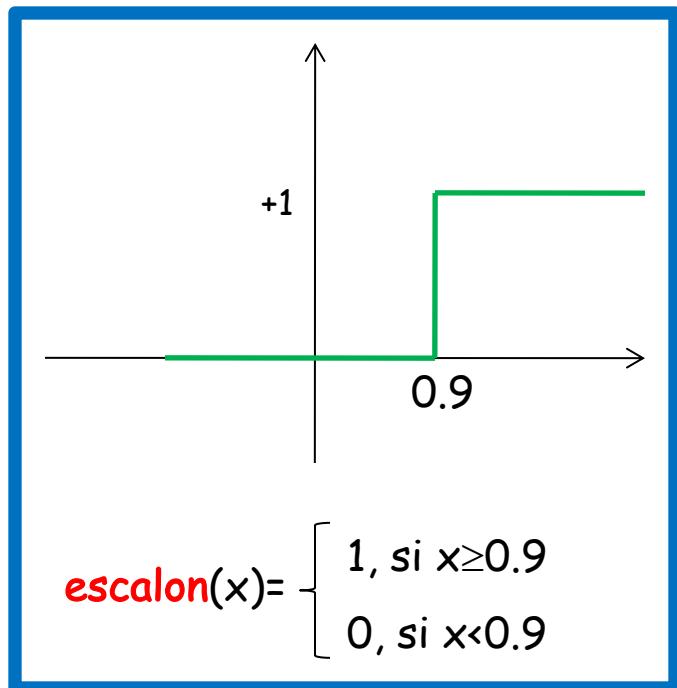
Neurona	Entrada neta	Salida
4	0.9	1
5	1.4	1
6	1.3	1



Redes neuronales

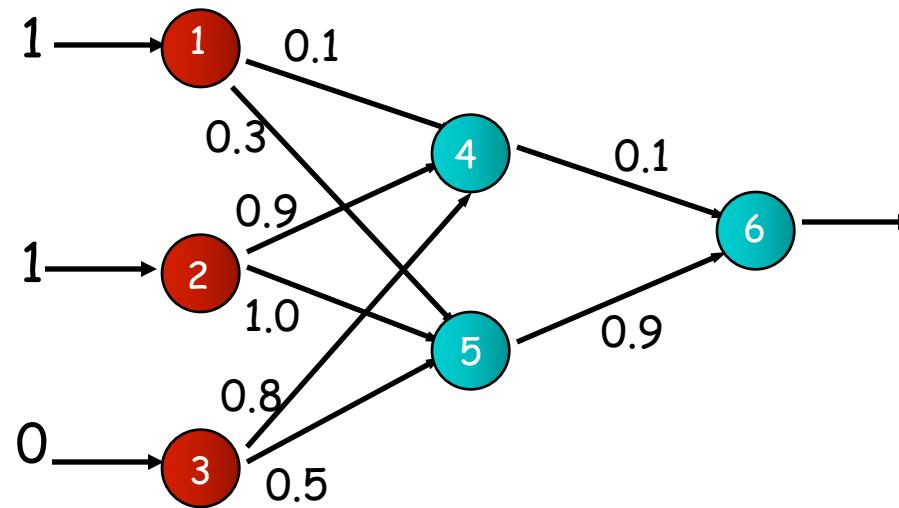


- Para la entrada $(1, 1, 0)$, la salida de la red es 1



Redes neuronales

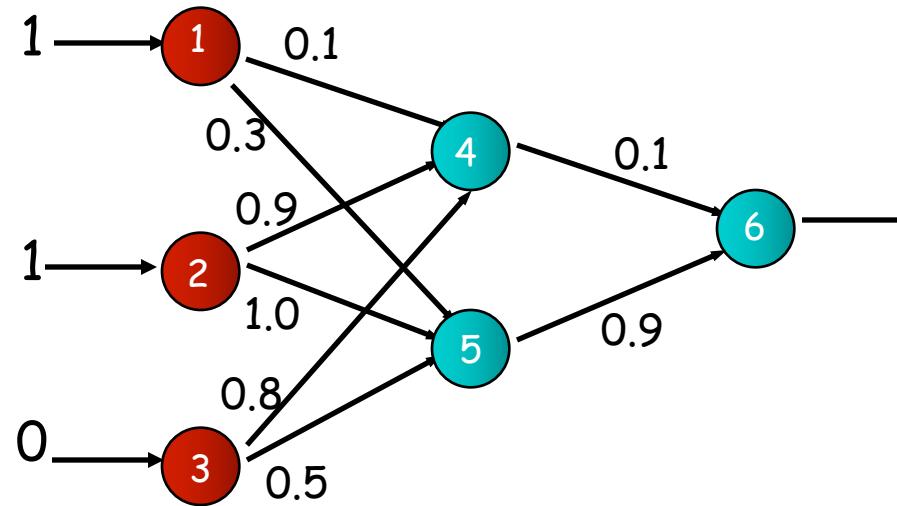
- Calcule la salida para las siguientes entradas usando la función escalón con $t=0.6$



Neurona	Entrada neta	Salida
4		
5		
6		

Redes neuronales

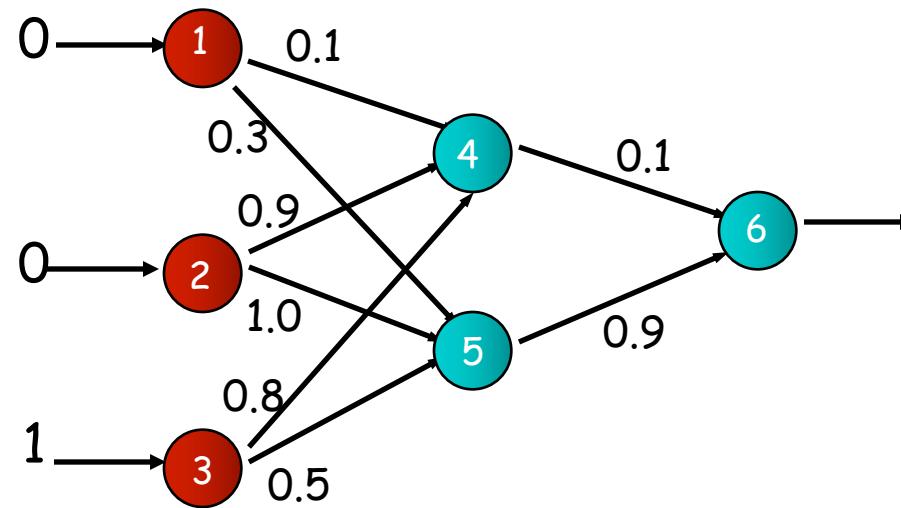
- Calcule la salida para las siguientes entradas usando la función escalón con $t=0.6$



Neurona	Entrada neta	Salida
4	1.0	1
5	1.3	1
6	1.0	1

Redes neuronales

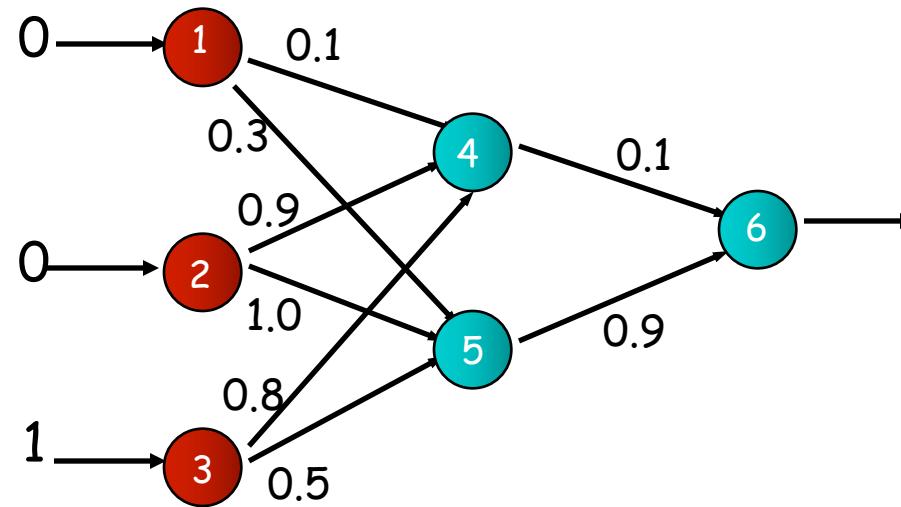
- Calcule la salida para las siguientes entradas usando la función escalón con $t=0.6$



Neurona	Entrada neta	Salida
4		
5		
6		

Redes neuronales

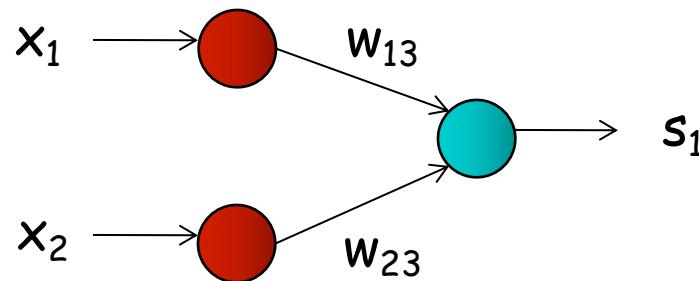
- Calcule la salida para las siguientes entradas usando la función escalón con $t=0.6$



Neurona	Entrada neta	Salida
4	0.8	1
5	0.5	0
6	0.1	0

Redes neuronales

Redes y compuertas

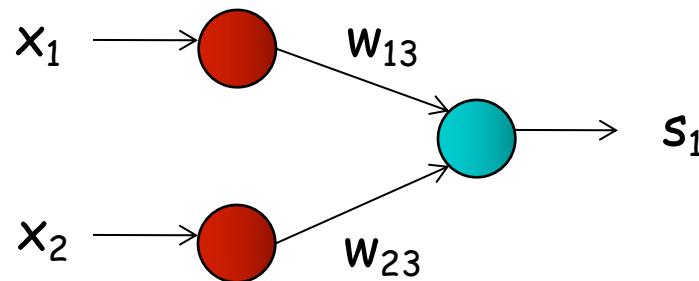


Compuerta AND

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

Redes neuronales

Redes y compuertas



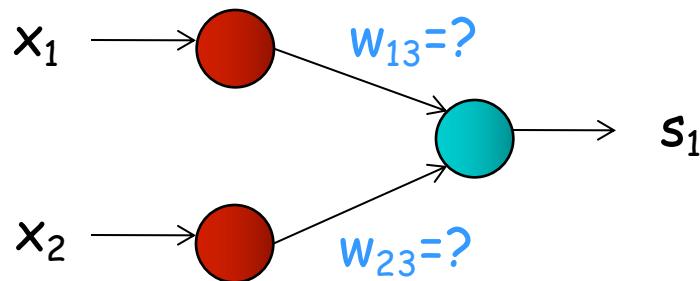
Compuerta AND

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

conjunto de entrenamiento

Redes neuronales

Redes y compuertas



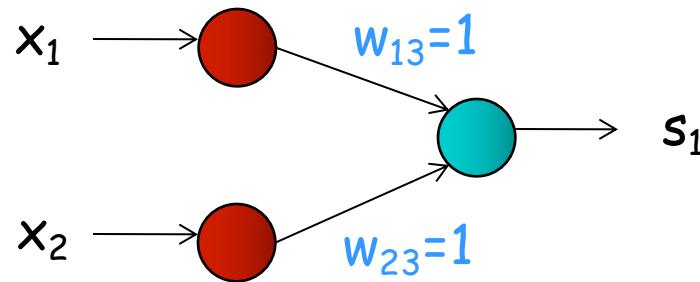
$t=?$

Compuerta AND

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

Redes neuronales

Redes y compuertas



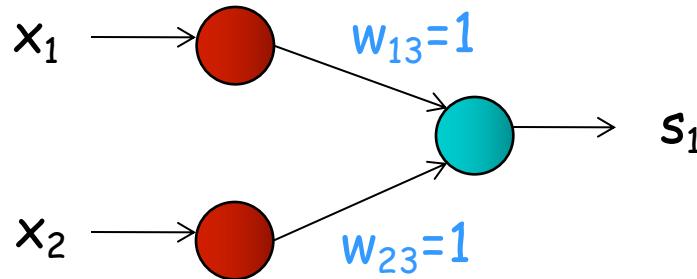
$t=?$

Compuerta AND

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

Redes neuronales

Redes y compuertas



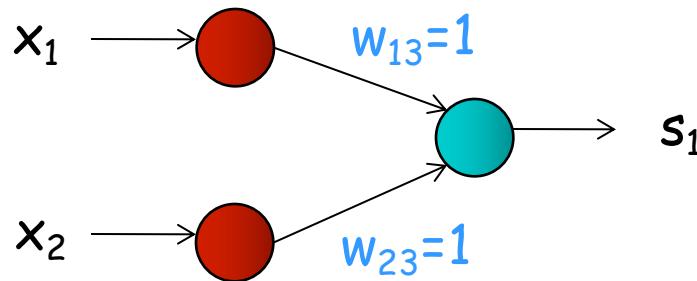
Compuerta AND

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

x_1	x_2	Entrada neta
1	1	?
1	0	?
0	1	?
0	0	?

Redes neuronales

Redes y compuertas



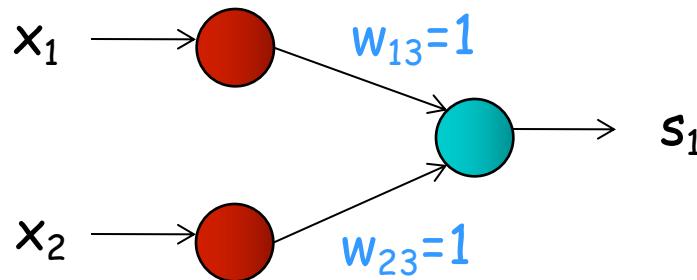
Compuerta AND

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

x_1	x_2	Entrada neta
1	1	2
1	0	1
0	1	1
0	0	0

Redes neuronales

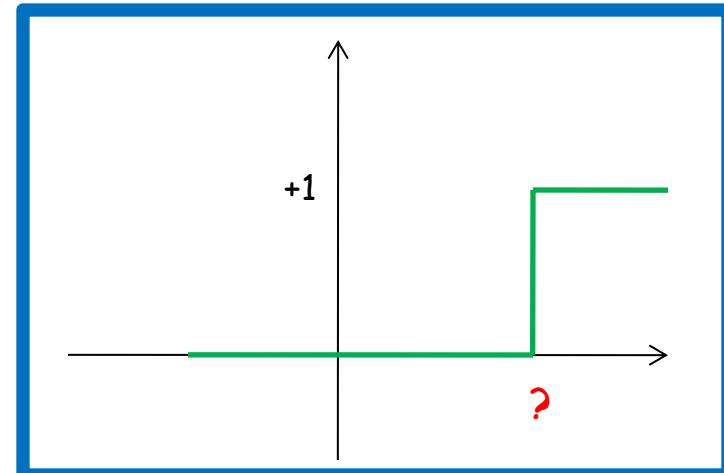
Redes y compuertas



Compuerta AND

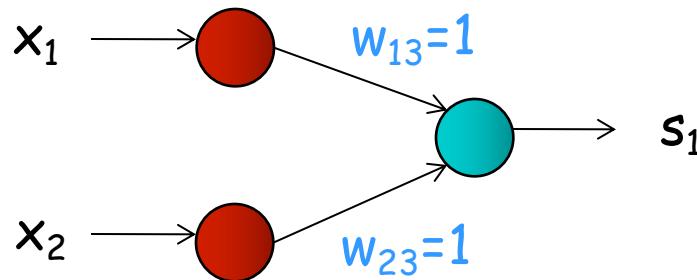
x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

x_1	x_2	Entrada neta
1	1	2
1	0	1
0	1	1
0	0	0



Redes neuronales

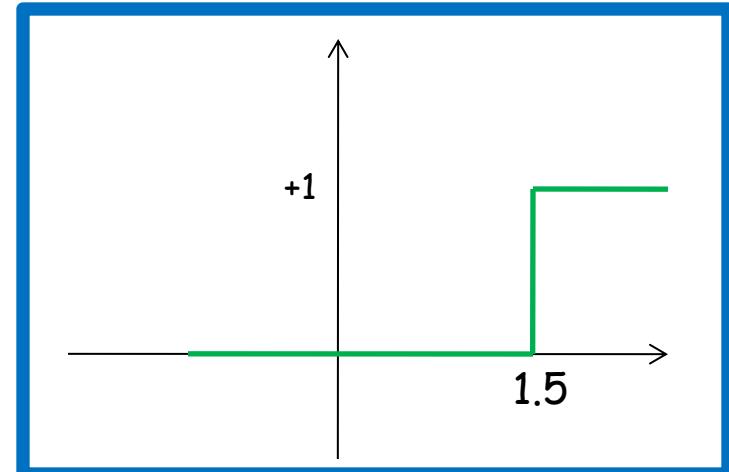
Redes y compuertas



Compuerta AND

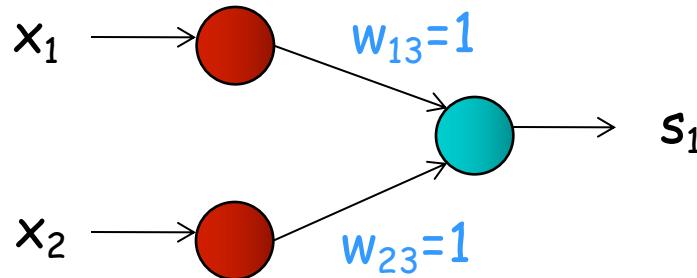
x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

x_1	x_2	Entrada neta
1	1	2
1	0	1
0	1	1
0	0	0



Redes neuronales

Redes y compuertas



*t=1.5 para la
función escalón*

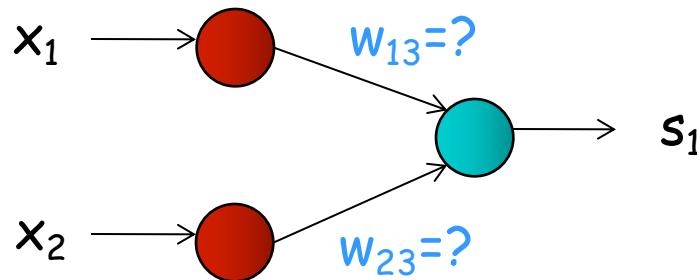
Compuerta AND

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

Red neuronal que representa
la compuerta AND

Redes neuronales

¿Cómo representar la compuerta or?

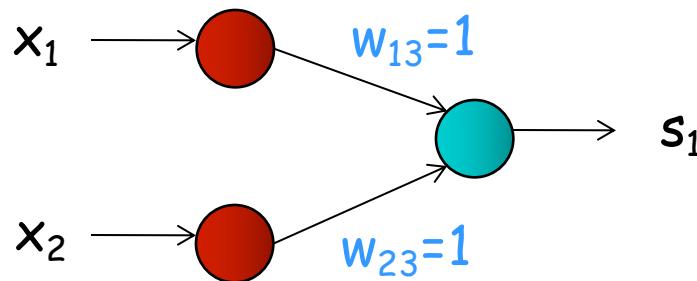


$t=?$

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	1
0	1	1
0	0	0

Redes neuronales

¿Cómo representar la compuerta or?

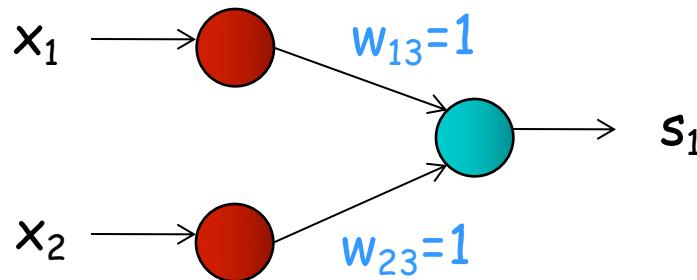


$t=?$

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	1
0	1	1
0	0	0

Redes neuronales

¿Cómo representar la compuerta or?

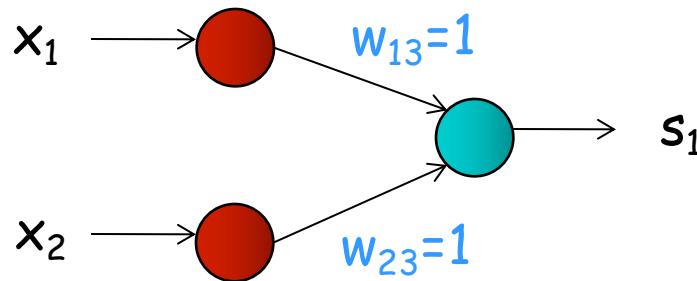


x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	1
0	1	1
0	0	0

x_1	x_2	Entrada neta
1	1	2
1	0	1
0	1	1
0	0	0

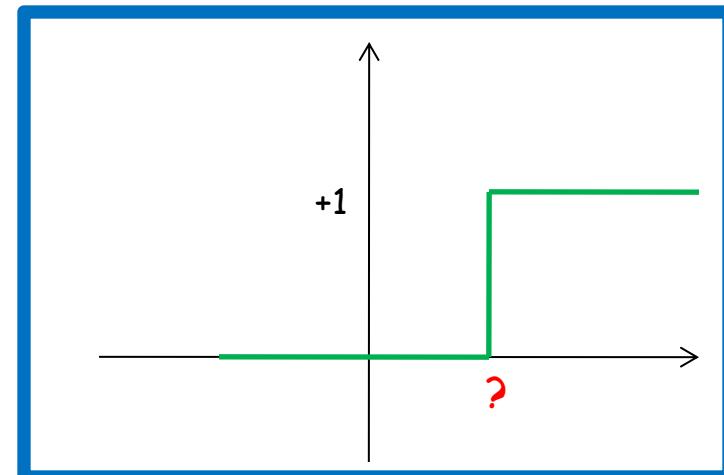
Redes neuronales

¿Cómo representar la compuerta or?



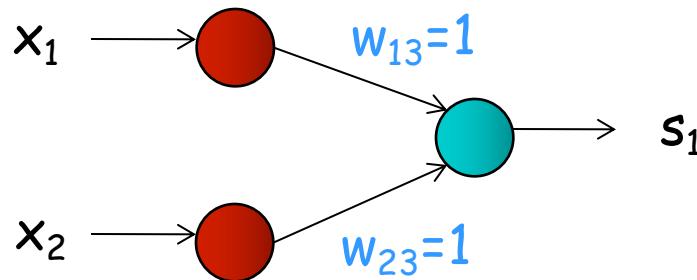
x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	1
0	1	1
0	0	0

x_1	x_2	Entrada neta
1	1	2
1	0	1
0	1	1
0	0	0



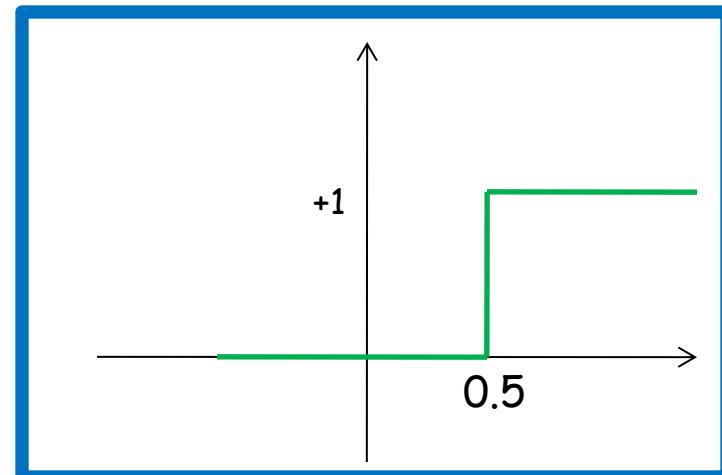
Redes neuronales

¿Cómo representar la compuerta or?



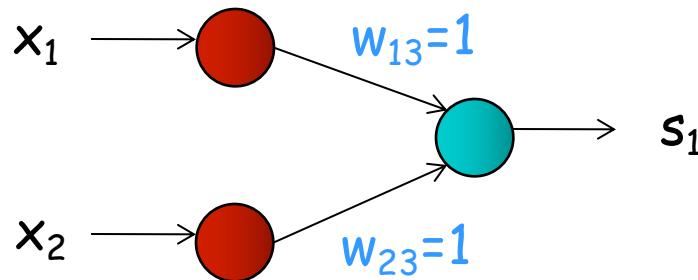
x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	1
0	1	1
0	0	0

x_1	x_2	Entrada neta
1	1	2
1	0	1
0	1	1
0	0	0



Redes neuronales

¿Cómo representar la compuerta or?



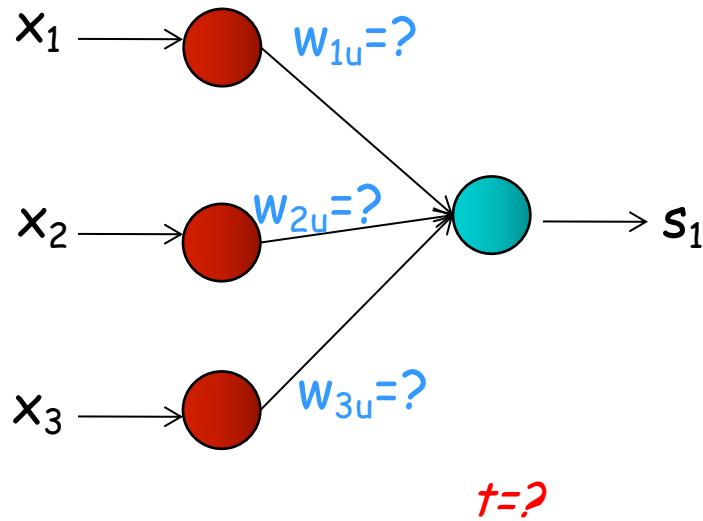
$t=0.5$

x_1	x_2	s_1
1	1	1
1	0	1
0	1	1
0	0	0

Red neuronal que representa
la compuerta OR

Redes neuronales

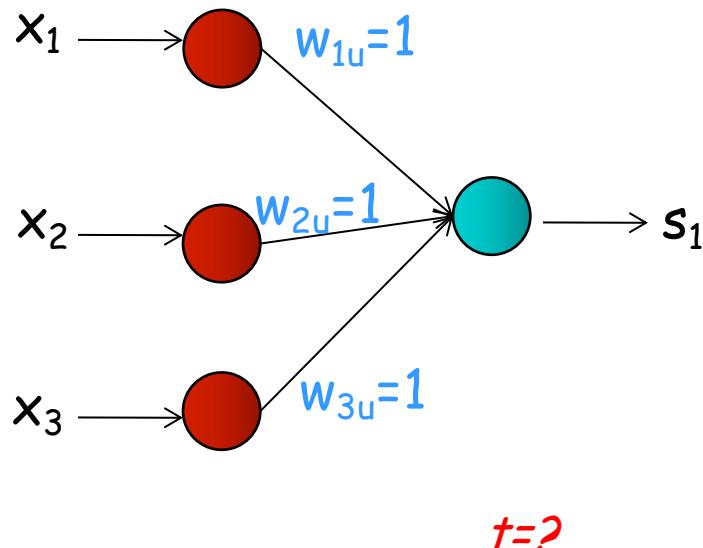
Función de mayoría: para $n=3$



x_1	x_2	x_3	s_1
1	1	1	1
1	1	0	1
1	0	1	1
1	0	0	0
0	1	1	1
0	1	0	0
0	0	1	0
0	0	0	0

Redes neuronales

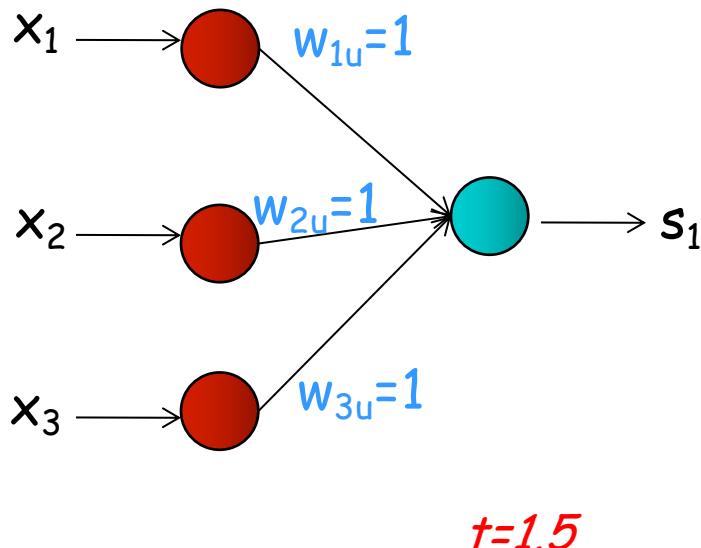
Función de mayoría: para $n=3$



x_1	x_2	x_3	s_1
1	1	1	1
1	1	0	1
1	0	1	1
1	0	0	0
0	1	1	1
0	1	0	0
0	0	1	0
0	0	0	0

Redes neuronales

Función de mayoría: para $n=3$

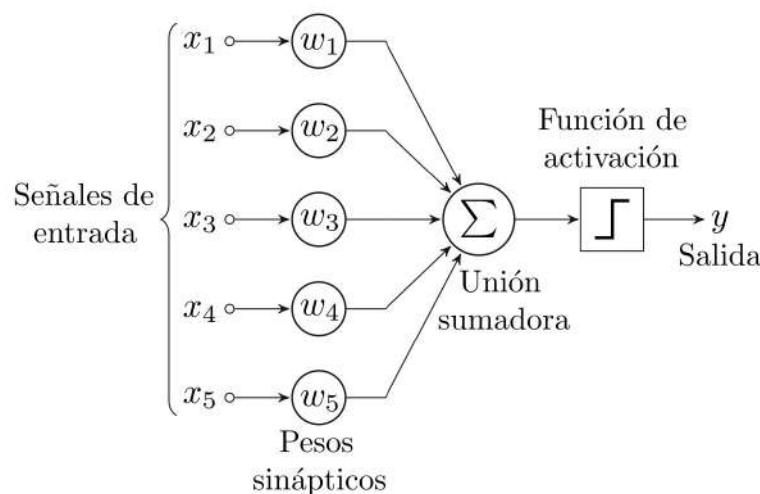


x_1	x_2	x_3	s_1
1	1	1	1
1	1	0	1
1	0	1	1
1	0	0	0
0	1	1	1
0	1	0	0
0	0	1	0
0	0	0	0

Redes neuronales

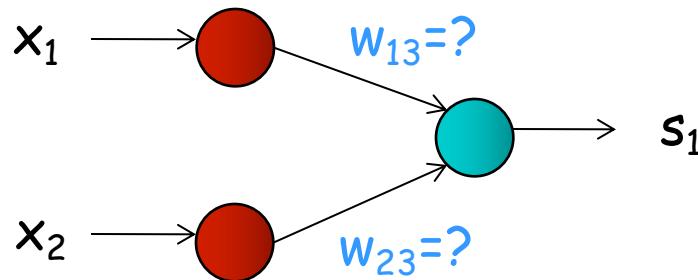
Red perceptrón

Son redes neuronales que solo tienen capa de entrada y capa de salida, es decir, no tienen capas intermedias u ocultas



Redes neuronales

¿Cómo representar la compuerta xor?

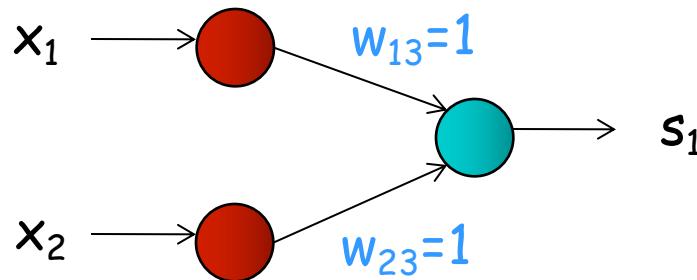


$t=?$

x_1	x_2	s_1
1	1	0
1	0	1
0	1	1
0	0	0

Redes neuronales

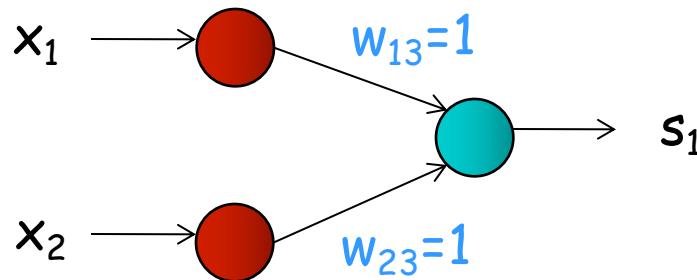
¿Cómo representar la compuerta xor?



x_1	x_2	s_1
1	1	0
1	0	1
0	1	1
0	0	0

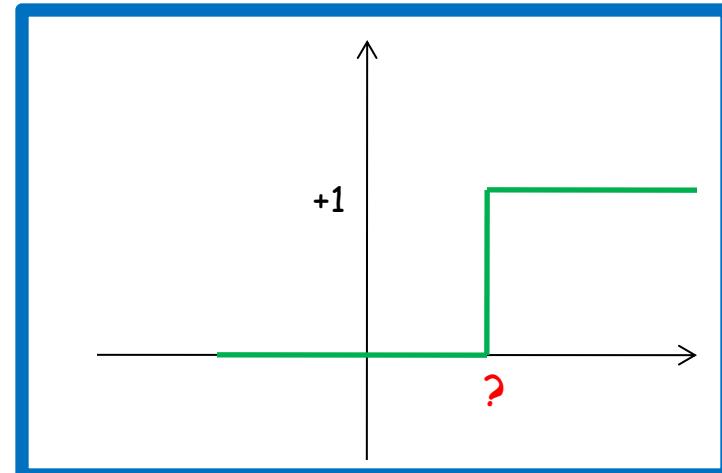
Redes neuronales

¿Cómo representar la compuerta xor?



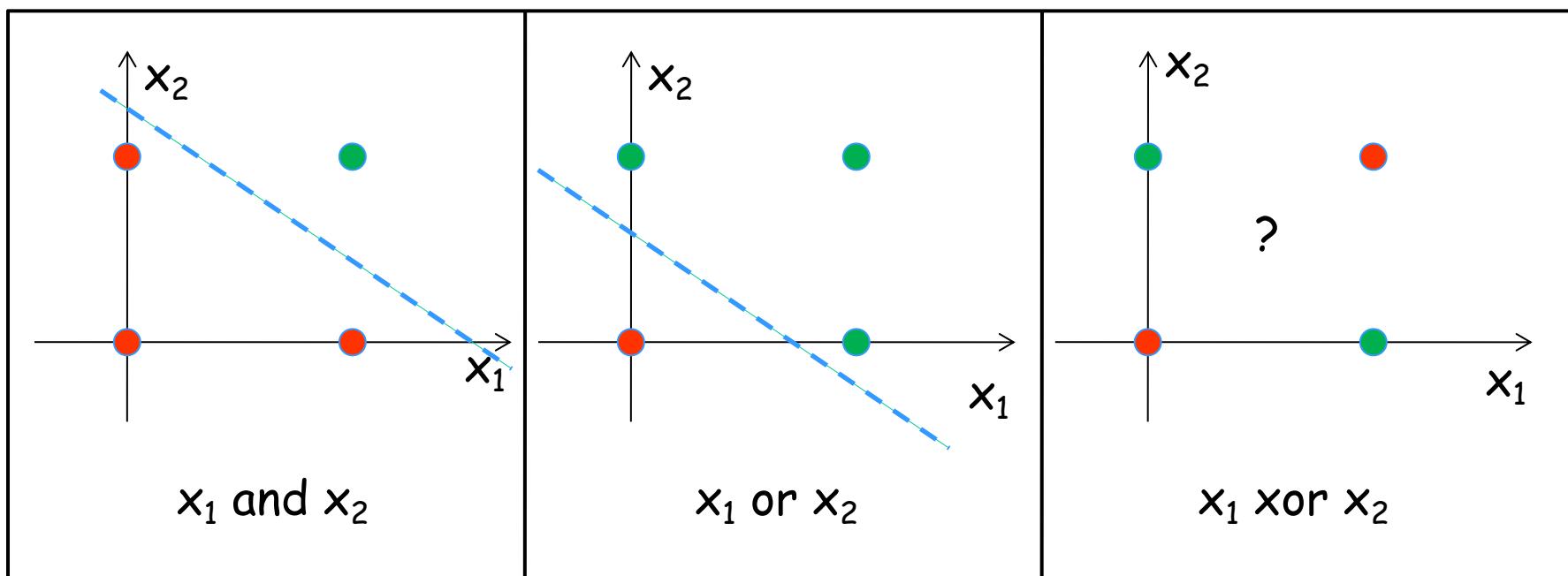
x_1	x_2	s_1
1	1	0
1	0	1
0	1	1
0	0	0

x_1	x_2	Entrada neta
1	1	2
1	0	1
0	1	1
0	0	0



Redes neuronales

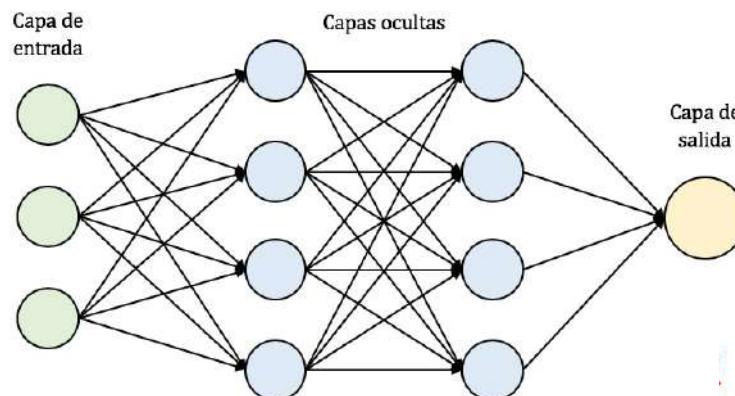
La red perceptrón es capaz de representar una función solo si existe una línea que separe los patrones de dos clases dadas



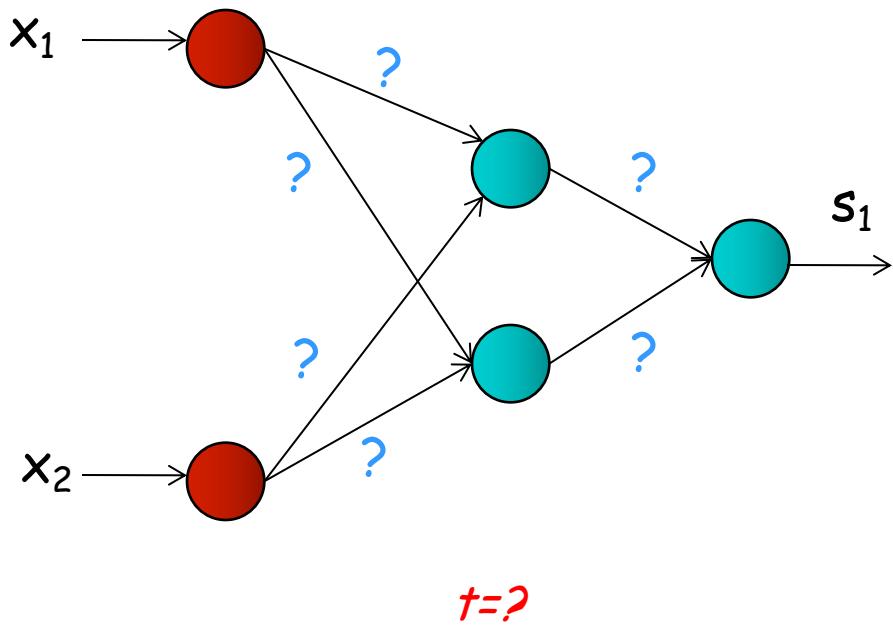
Redes neuronales

Red perceptrón multicapa

Son redes neuronales que tienen una o varias capas ocultas y que permiten modelar más problemas que las redes perceptrón simples

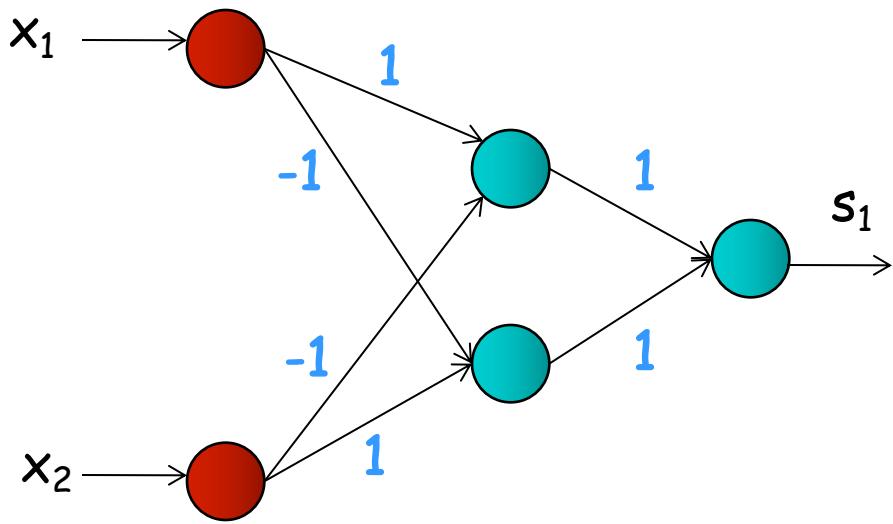


Redes neuronales



x_1	x_2	s_1
1	1	0
1	0	1
0	1	1
0	0	0

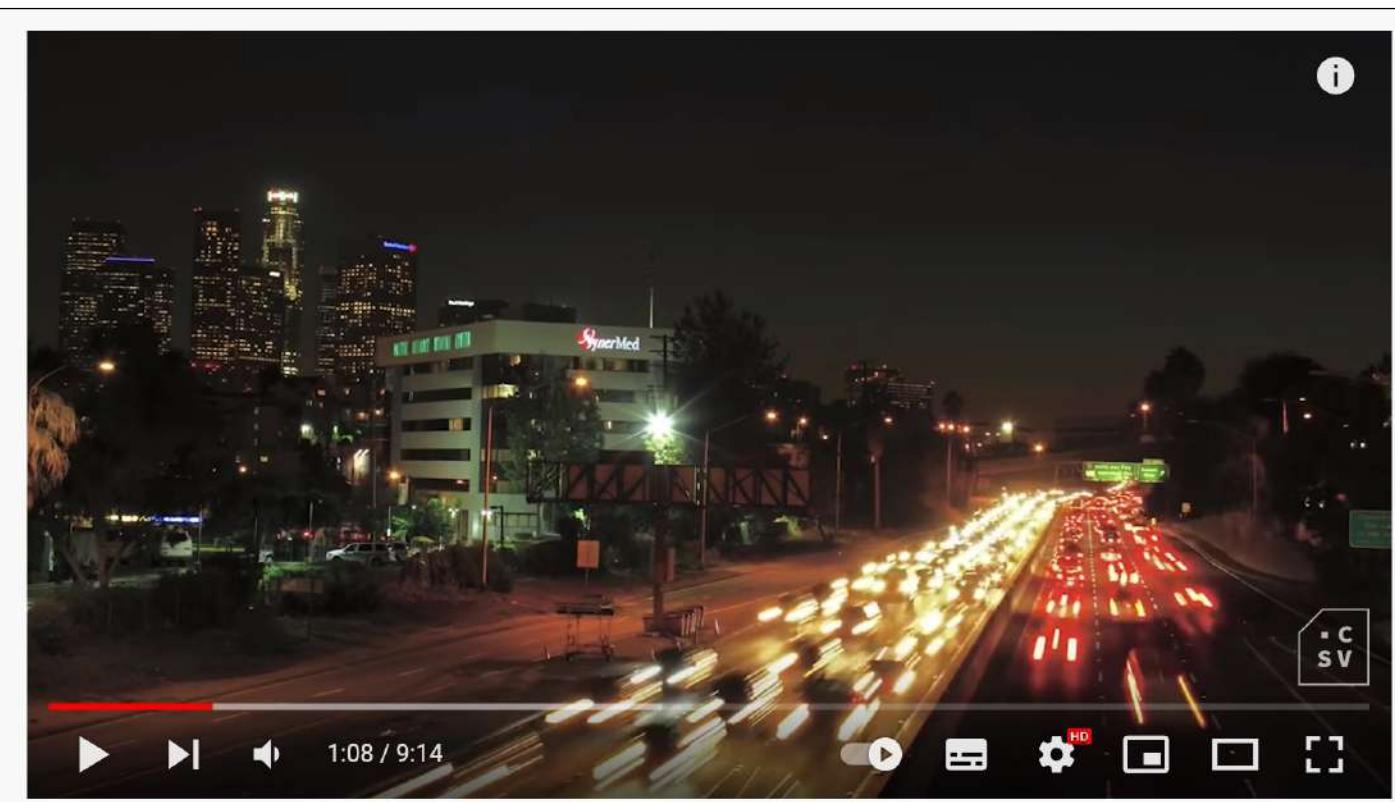
Redes neuronales



t=1.0

x_1	x_2	s_1
1	1	0
1	0	1
0	1	1
0	0	0

Redes neuronales



#Scenio

¿Qué es una Red Neuronal? Parte 1 : La Neurona | DotCSV

<https://www.youtube.com/watch?v=MRIv2IwFTPg>

Redes neuronales

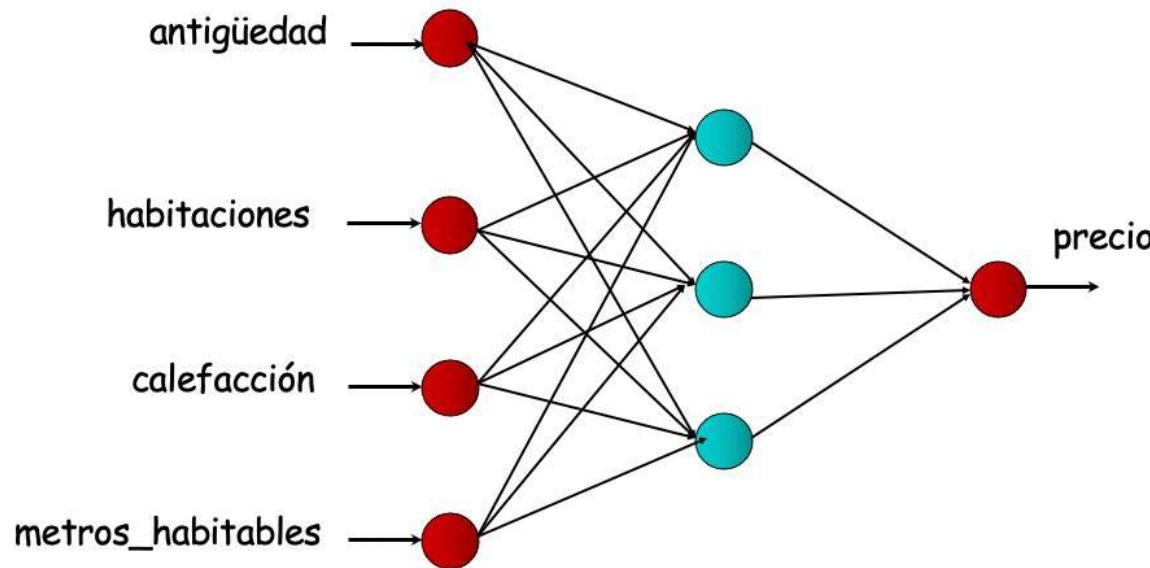
Codificación de variables categóricas

Las redes neuronales solo manejan entradas y salidas de tipo numérico. Si los datos contienen valores categóricos, éstos se deben transformar usando alguna estrategia

- *Label encoding*
- *One hot encoding*

Redes neuronales

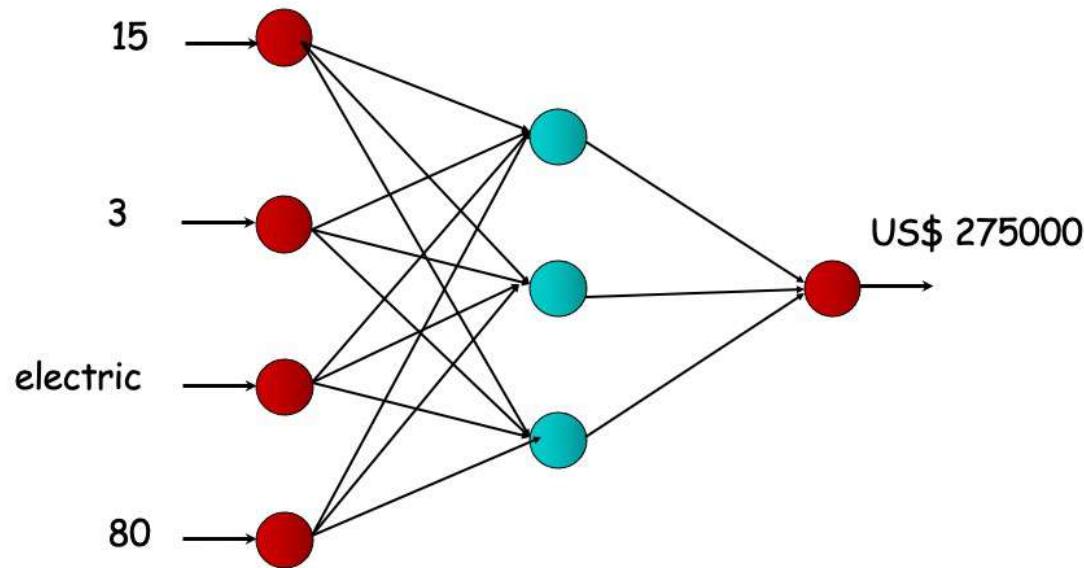
Codificación de variables categóricas



antigüedad, habitaciones, y metros_habituables, son atributos numéricos
calefacción es una variable categórica que puede tomar los valores: *steam*,
electric, o *hot air*

Redes neuronales

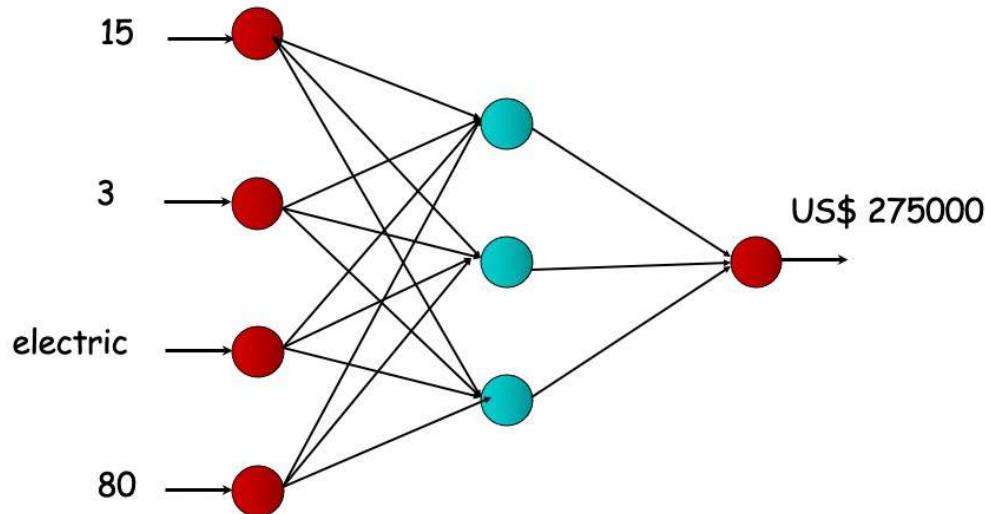
Codificación de variables categóricas



antigüedad, habitaciones, y metros_habituables, son atributos numéricos
calefacción es una variable categórica que puede tomar los valores: *steam*,
electric, o *hot air*

Redes neuronales

Label encoding

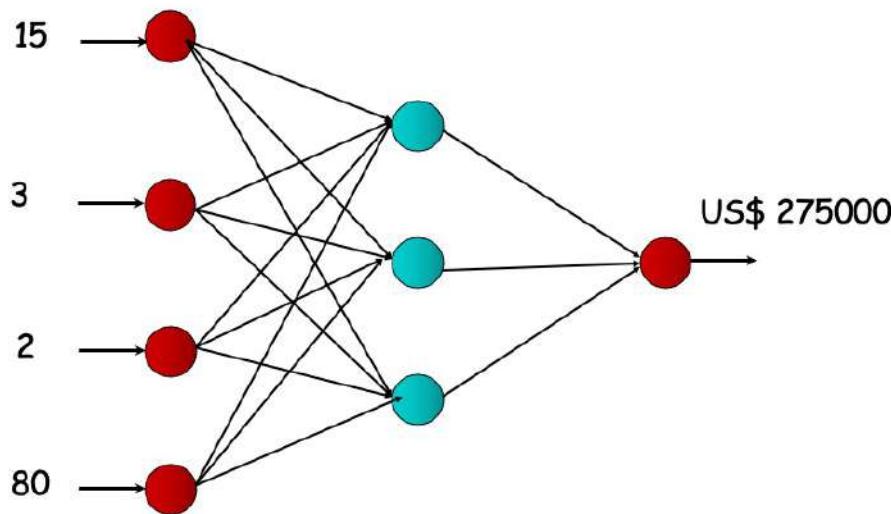


Usando **label encoding** un atributo categórico se reemplaza por un número según los valores que puede tomar dicha variable

calefacción	Label encoding
<i>steam</i>	1
<i>electric</i>	2
<i>hot air</i>	3

Redes neuronales

Label encoding

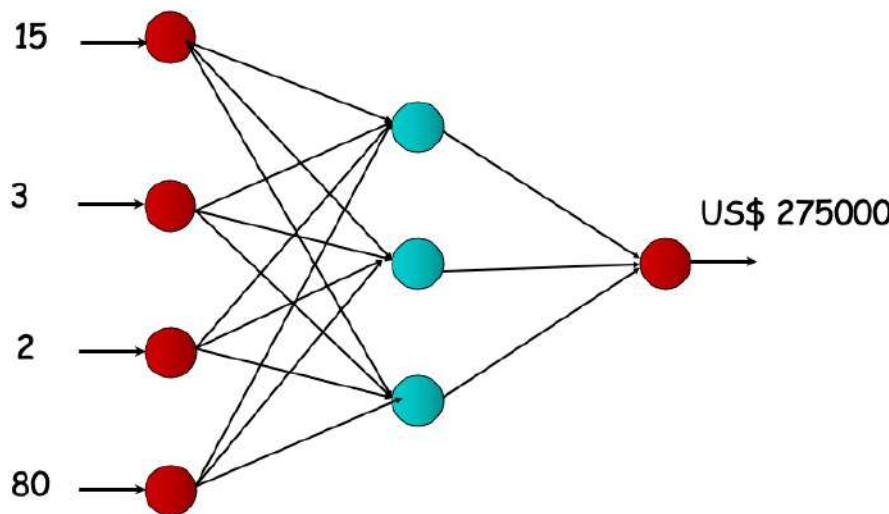


Usando **label encoding** un atributo categórico se reemplaza por un número según los valores que puede tomar dicha variable

calefacción	Label encoding
<i>steam</i>	1
<i>electric</i>	2
<i>hot air</i>	3

Redes neuronales

Label encoding



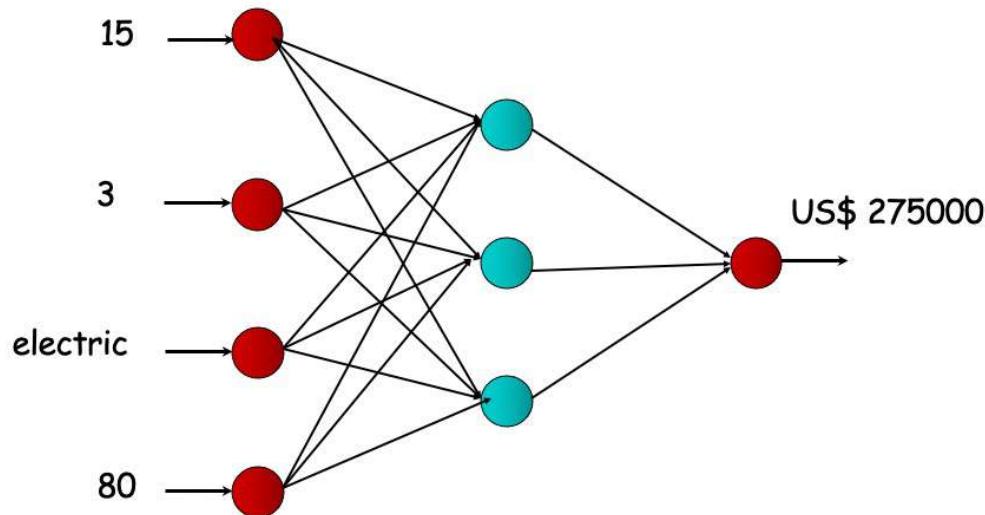
Usando **label encoding** un atributo categórico se reemplaza por un número según los valores que puede tomar dicha variable

calefacción	Label encoding
<i>steam</i>	1
<i>electric</i>	2
<i>hot air</i>	3

Los valores numéricos pueden influir en la construcción del modelo sin tener una interpretación matemática

Redes neuronales

One hot encoding

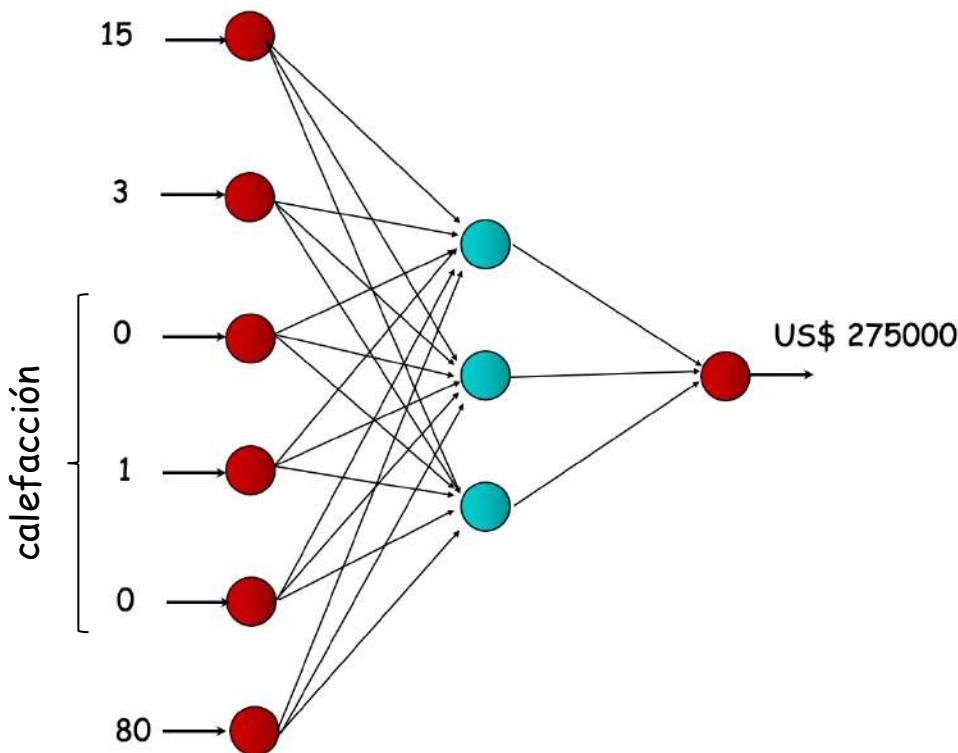


Con **one hot encoding** se crea una columna para cada valor distinto que existe en un atributo categórico

calefacción	One hot encoding		
<i>steam</i>	1	0	0
<i>electric</i>	0	1	0
<i>hot air</i>	0	0	1

Redes neuronales

One hot encoding

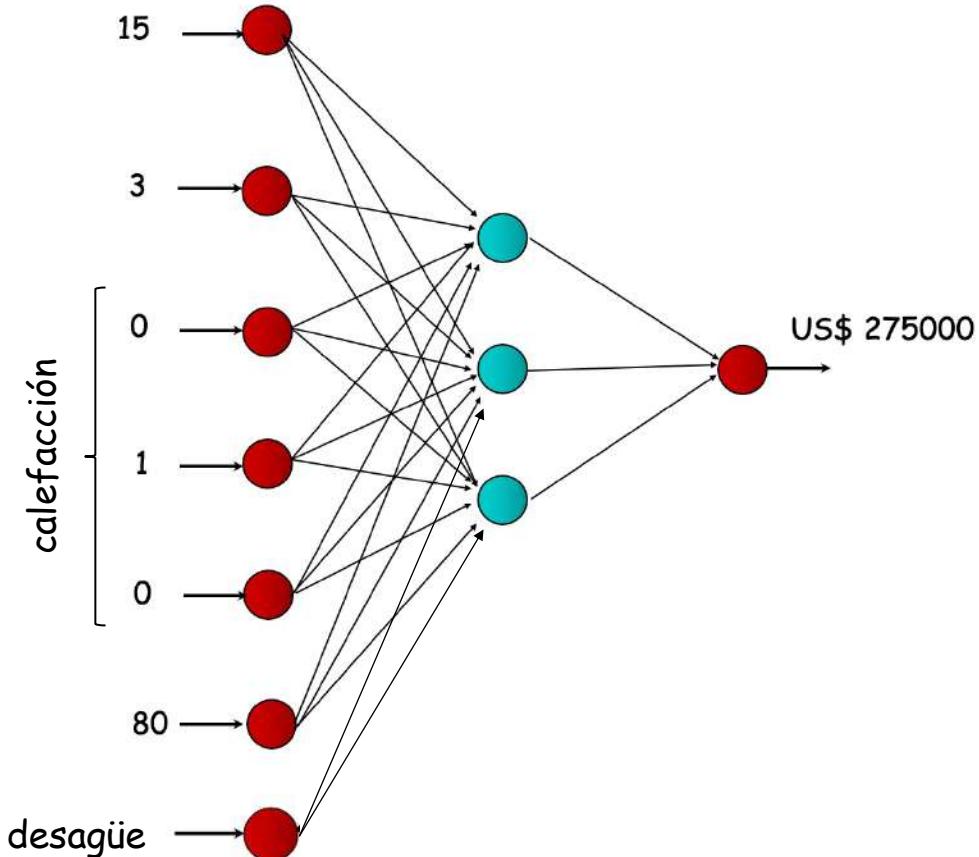


Con **one hot encoding** se crea una columna para cada valor distinto que existe en un atributo categórico

calefacción	One hot encoding		
<i>steam</i>	1	0	0
<i>electric</i>	0	1	0
<i>hot air</i>	0	0	1

Redes neuronales

One hot encoding

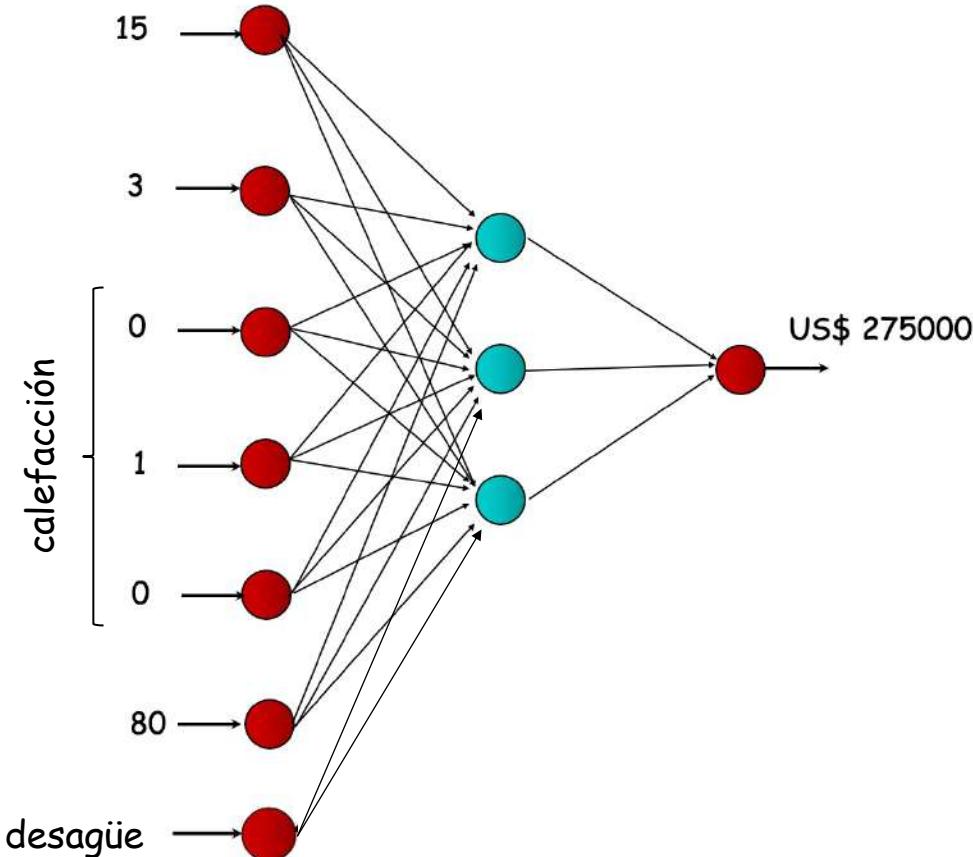


calefacción	One hot encoding		
<i>steam</i>	1	0	0
<i>electric</i>	0	1	0
<i>hot air</i>	0	0	1

Desagüe puede ser *septico* o *public*

Redes neuronales

One hot encoding

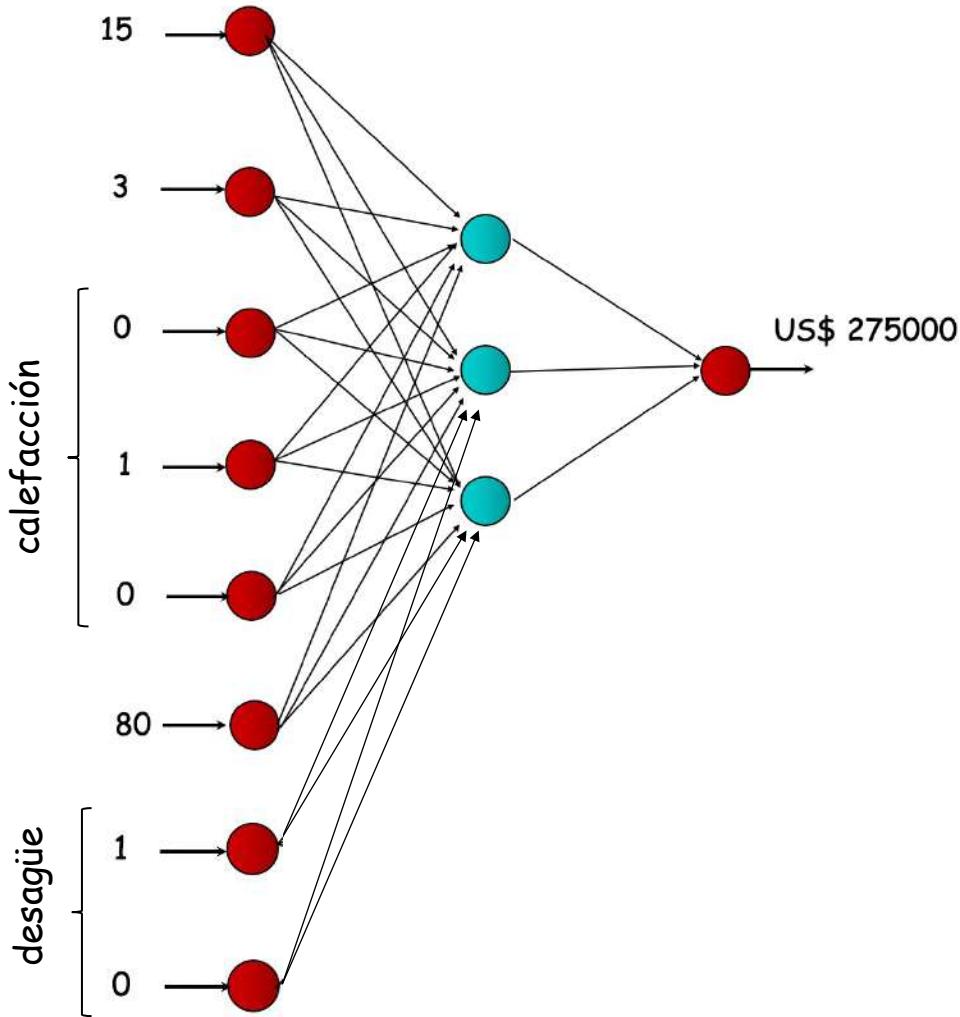


calefacción	One hot encoding		
<i>steam</i>	1	0	0
<i>electric</i>	0	1	0
<i>hot air</i>	0	0	1

desagüe	One hot encoding	
<i>septic</i>	1	0
<i>public</i>	0	1

Redes neuronales

One hot encoding

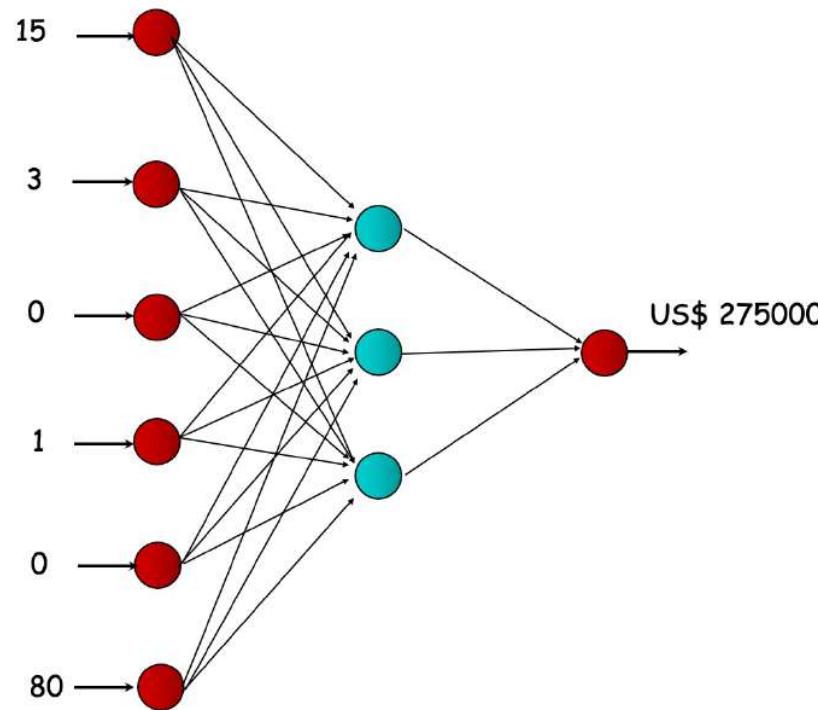


calefacción	One hot encoding		
<i>steam</i>	1	0	0
<i>electric</i>	0	1	0
<i>hot air</i>	0	0	1

desagüe	One hot encoding	
<i>septic</i>	1	0
<i>public</i>	0	1

Redes neuronales

Normalización de los datos



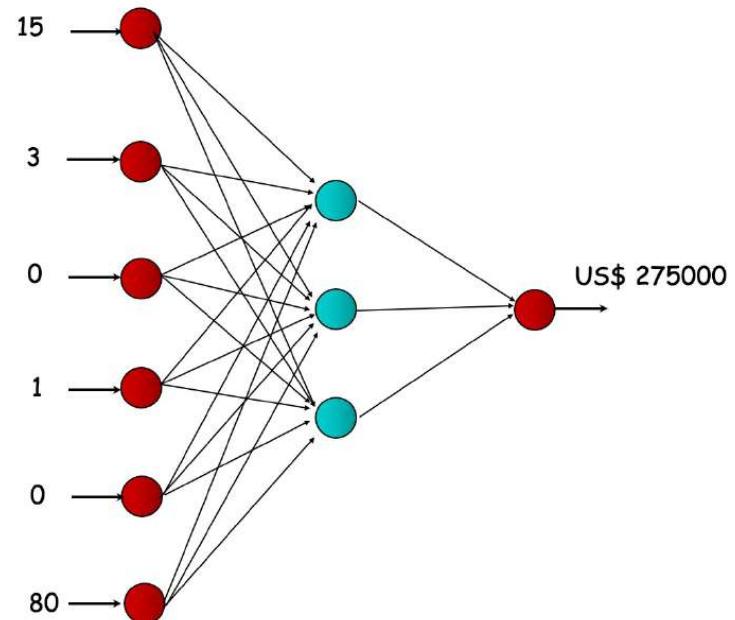
Los valores que toma el atributo **metros_habitable**s son mucho más grandes que el atributo **habitaciones**. Esto puede ocasionar que **metros_habitable**s domine los cálculos matemáticos en la construcción del modelo

Redes neuronales

Normalización de los datos

Se deben escalar los datos de tal forma que todos estén en un mismo rango

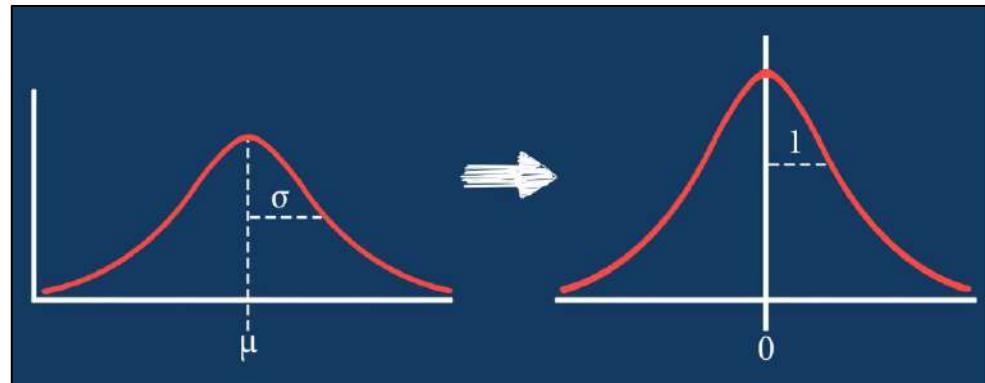
- *StandardScaler()*
- *MinMaxScaler() [0,1]*



Redes neuronales

StandardScaler()

$$z = \frac{x_i - \mu}{\sigma}$$



Redes neuronales

Anaconda es una distribución libre y abierta de los lenguajes Python y R, utilizada en ciencia de datos y machine learning

The screenshot shows the Anaconda website's homepage. At the top, there is a navigation bar with the Anaconda logo, followed by links for Products, Pricing, Solutions, Resources, Partners, Blog, and Company. A prominent green button labeled "Contact Sales" is located on the right side of the navigation bar. Below the navigation bar, the main headline reads "Data science technology for a better world." in large, bold, black and green text. A descriptive paragraph follows, stating: "Anaconda offers the easiest way to perform Python/R data science and machine learning on a single machine. Start working with thousands of open-source packages and libraries today." The entire content is contained within a white rectangular box with a thin gray border.

<https://www.anaconda.com/>

Redes neuronales

jupyter es un ambiente web interactivo para trabajar con *notebooks*, código fuente, y datos



Redes neuronales

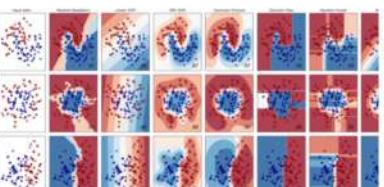
scikit-learn es una biblioteca de *machine learning* en Python

scikit-learn
Machine Learning in Python

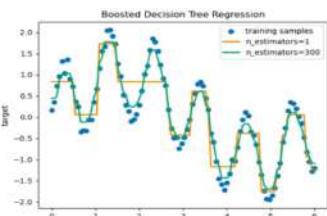
Getting Started Release Highlights for 1.1 GitHub

- Simple and efficient tools for predictive data analysis
- Accessible to everybody, and reusable in various contexts
- Built on NumPy, SciPy, and matplotlib
- Open source, commercially usable - BSD license

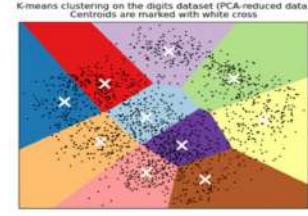
Classification
Identifying which category an object belongs to.
Applications: Spam detection, image recognition.
Algorithms: SVM, nearest neighbors, random forest, and more...



Regression
Predicting a continuous-valued attribute associated with an object.
Applications: Drug response, Stock prices.
Algorithms: SVR, nearest neighbors, random forest, and more...



Clustering
Automatic grouping of similar objects into sets.
Applications: Customer segmentation, Grouping experiment outcomes
Algorithms: k-Means, spectral clustering, mean-shift, and more...



Redes neuronales

Regresión y clasificación

Sexo	Edad	Tipo insulina	Peso	Glucosa media	Dosis insulina (UI)
F	34	Intermedia	55	136	1.192
M	41	Rápida	73	170	0.918
M	57	Rápida	65	89	0.929
F	22	Intermedia	58	170	0.827
M	29	Prolongada	69	215	1.148

Redes neuronales

Regresión y clasificación

Sexo	Edad	Rating crediticio	Hijos	Compra TV
F	45	Bueno	2	NO
M	23	Excelente	0	Sí
F	31	Bueno	1	NO
F	37	Excelente	1	NO
M	40	Excelente	2	Sí

Redes neuronales

Regresión y clasificación

Habitaciones	Área	Aire acondicionado	Antigüedad	Precio vivienda
3	80	NO	14	135000
2	65	NO	25	105000
4	120	NO	6	279000
2	85	SÍ	0	167000
2	74	SÍ	18	122000

Redes neuronales

Regresión y clasificación

Sexo	Edad	Malnutrición	Contactos	Trimetoprín	Tuberculosis
M	45	NO	0	SÍ	NO
M	25	NO	2	NO	SÍ
F	28	NO	1	SÍ	NO
F	37	SÍ	0	SÍ	NO
M	33	SÍ	3	NO	SÍ

Redes neuronales



Regresión



Regresión:
¿Cuál va a ser la temperatura mañana?

PREDICTION

84°



Clasificación



Clasificación
¿Mañana estará frío o caliente?

COLD

HOT



Redes neuronales

Saratoga houses

Datos de 1728 viviendas de Saratoga County (New York) de 2006. Cada vivienda se describe por medio de 16 variables



#	Atributo	Descripción
1	precio	precio de la vivienda en dólares
2	tamaño_lote	tamaño del lote en acres
3	antigüedad	años de construida la vivienda
4	precio_terreno	precio del terreno
5	area_construida	área construida en pies cuadrados
6	universitarios	porcentaje de habitantes del barrio que tienen título universitario
7	dormitorios	cantidad de dormitorios
8	chimenea	cantidad de chimeneas
9	baños	cantidad de baños (medio baño si no tiene ducha)
10	habitaciones	cantidad de habitaciones
11	calefacción	tipo de calefacción (electric, steam, hot air)
12	consumo_calefacción	tipo de combustible usado para la calefacción (electric, gas, oil)
13	desagüe	tipo de desagüe (septic, public, none)
14	vista_lago	indica si la vivienda tiene, o no, vista al lago
15	nueva_construcción	indica si la vivienda es, o no, nueva
16	aire_acondicionado	indica si la vivienda tiene, o no, aire acondicionado

#	Atributo	Descripción
1	precio	precio de la vivienda en dólares
2	tamaño_lote	tamaño del lote en acres
3	antigüedad	años de construida la vivienda
4	precio_terreno	precio del terreno
5	area_construida	área construida en pies cuadrados
6	universitarios	porcentaje de habitantes del barrio que tienen título universitario
7	dormitorios	cantidad de dormitorios
8	chimenea	cantidad de chimeneas
9	baños	cantidad de baños (medio baño si no tiene ducha)
10	habitaciones	cantidad de habitaciones
11	calefacción	tipo de calefacción (electric, steam, hot air)
12	consumo_calefacción	tipo de combustible usado para la calefacción (electric, gas, oil)
13	desagüe	tipo de desagüe (septic, public, none)
14	vista_lago	indica si la vivienda tiene, o no, vista al lago
15	nueva_construcción	indica si la vivienda es, o no, nueva
16	aire_acondicionado	indica si la vivienda tiene, o no, aire acondicionado

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
132500	0.09	42	50000	906	35	2	1	1	5	electric	electric	septic	No	No	No

#	Atributo	Descripción
1	precio	precio de la vivienda en dólares
2	tamaño_lote	tamaño del lote en acres
3	antigüedad	años de construida la vivienda
4	precio_terreno	precio del terreno
5	area_construida	área construida en pies cuadrados
6	universitarios	porcentaje de habitantes del barrio que tienen título universitario
7	dormitorios	cantidad de dormitorios
8	chimenea	cantidad de chimeneas
9	baños	cantidad de baños (medio baño si no tiene ducha)
10	habitaciones	cantidad de habitaciones
11	calefacción	tipo de calefacción (electric, steam, hot air)
12	consumo_calefacción	tipo de combustible usado para la calefacción (electric, gas, oil)
13	desagüe	tipo de desagüe (septic, public, none)
14	vista_lago	indica si la vivienda tiene, o no, vista al lago
15	nueva_construcción	indica si la vivienda es, o no, nueva
16	aire_acondicionado	indica si la vivienda tiene, o no, aire acondicionado

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
132500	0.09	42	50000	906	35	2	1	1	5	electric	electric	septic	No	No	No

<https://github.com/JoaquinAmatRodrigo/Estadistica-machine-learning-python/blob/master/data/SaratogaHouses.csv>

Redes neuronales

datos (1728 viviendas)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
132500	0.09	42	50000	906	35	2	1	1	5	electric	electric	septic	No	No	No
155000	0.41	13	18700	998	51	3	1	1	4	hot air	gas	septic	No	No	No
86060	0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
120000	0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
122900	1.94	4	21200	1416	44	3	0	2	6	hot air	gas	none	No	No	No
158000	0.36	10	12100	1348	52	2	1	2	3	hot air	gas	public	No	No	Yes
257386	0.5	0	32000	2969	52	4	1	4	10	hot air	gas	public	No	Yes	No
62000	0.4	98	10500	1317	44	3	0	1	5	steam	gas	septic	No	No	No

train_data (80%)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
122900	1.94	4	21200	1416	44	3	0	2	6	hot air	gas	none	No	No	No
158000	0.36	10	12100	1348	52	2	1	2	3	hot air	gas	public	No	No	Yes
257386	0.5	0	32000	2969	52	4	1	4	10	hot air	gas	public	No	Yes	No
62000	0.4	98	10500	1317	44	3	0	1	5	steam	gas	septic	No	No	No
132500	0.09	42	50000	906	35	2	1	1	5	electric	electric	septic	No	No	No
155000	0.41	13	18700	998	51	3	1	1	4	hot air	gas	septic	No	No	No

test_data (20%)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
86060	0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
120000	0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
142700	0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
225000	0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No

train_data (1382 viviendas)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
122900	1.94	4	21200	1416	44	3	0	2	6	hot air	gas	none	No	No	No
158000	0.36	10	12100	1348	52	2	1	2	3	hot air	gas	public	No	No	Yes
257386	0.5	0	32000	2969	52	4	1	4	10	hot air	gas	public	No	Yes	No
62000	0.4	98	10500	1317	44	3	0	1	5	steam	gas	septic	No	No	No
132500	0.09	42	50000	906	35	2	1	1	5	electric	electric	septic	No	No	No
155000	0.41	13	18700	998	51	3	1	1	4	hot air	gas	septic	No	No	No

test_data (346 viviendas)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
86060	0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
120000	0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
142700	0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
225000	0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No

train_data (1382 viviendas)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
122900	1.94	4	21200	1416	44	3	0	2	6	hot air	gas	none	No	No	No
158000	0.36	10	12100	1348	52	2	1	2	3	hot air	gas	public	No	No	Yes
257386	0.5	0	32000	2969	52	4	1	4	10	hot air	gas	public	No	Yes	No
62000	0.4	98	10500	1317	44	3	0	1	5	steam	gas	septic	No	No	No
132500	0.09	42	50000	906	35	2	1	1	5	electric	electric	septic	No	No	No
155000	0.41	13	18700	998	51	3	1	1	4	hot air	gas	septic	No	No	No

train_data (1382 viviendas)

y_train

X_train

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
122900	1.94	4	21200	1416	44	3	0	2	6	hot air	gas	none	No	No	No
158000	0.36	10	12100	1348	52	2	1	2	3	hot air	gas	public	No	No	Yes
257386	0.5	0	32000	2969	52	4	1	4	10	hot air	gas	public	No	Yes	No
62000	0.4	98	10500	1317	44	3	0	1	5	steam	gas	septic	No	No	No
132500	0.09	42	50000	906	35	2	1	1	5	electric	electric	septic	No	No	No
155000	0.41	13	18700	998	51	3	1	1	4	hot air	gas	septic	No	No	No

train_data (1382 viviendas)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
122900	1.94	4	21200	1416	44	3	0	2	6	hot air	gas	none	No	No	No
158000	0.36	10	12100	1348	52	2	1	2	3	hot air	gas	public	No	No	Yes
257386	0.5	0	32000	2969	52	4	1	4	10	hot air	gas	public	No	Yes	No
62000	0.4	98	10500	1317	44	3	0	1	5	steam	gas	septic	No	No	No
132500	0.09	42	50000	906	35	2	1	1	5	electric	electric	septic	No	No	No
155000	0.41	13	18700	998	51	3	1	1	4	hot air	gas	septic	No	No	No

y_train: es el valor que se quiere predecir en el conjunto de entrenamiento (variable dependiente)

X_train: son todos los valores que influyen en el precio (variables independientes) en el conjunto de entrenamiento

Redes neuronales

Hiperparámetros de las redes neuronales

- **hidden_layer_sizes**: número y tamaño de las capas ocultas. Por ejemplo, (100) para una única capa oculta con 100 neuronas, y (4,7) para dos capas ocultas, la primera con 4 neuronas y la segunda con 7
- **activation**: función de activación de las capas ocultas. Puede ser: {'identity', 'logistic', 'tanh', 'relu'}. La misma función de activación se aplica a todas las capas ocultas, no se permiten distintas. El valor por defecto es 'relu'
- **solver**: el algoritmo de optimización utilizado para aprender los pesos y bias de la red. Puede ser: {'lbfgs', 'sgd', 'adam'}. Por defecto se utiliza 'adam', que es el que mejores resultados suele dar para conjuntos de datos con miles de observaciones. Para conjuntos de datos pequeños, 'lbfgs' converge más rápido y puede conseguir mejores resultados
- **alpha**: regularización L2 (weight decay). El valor por defecto es 0.0001

https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPClassifier.html

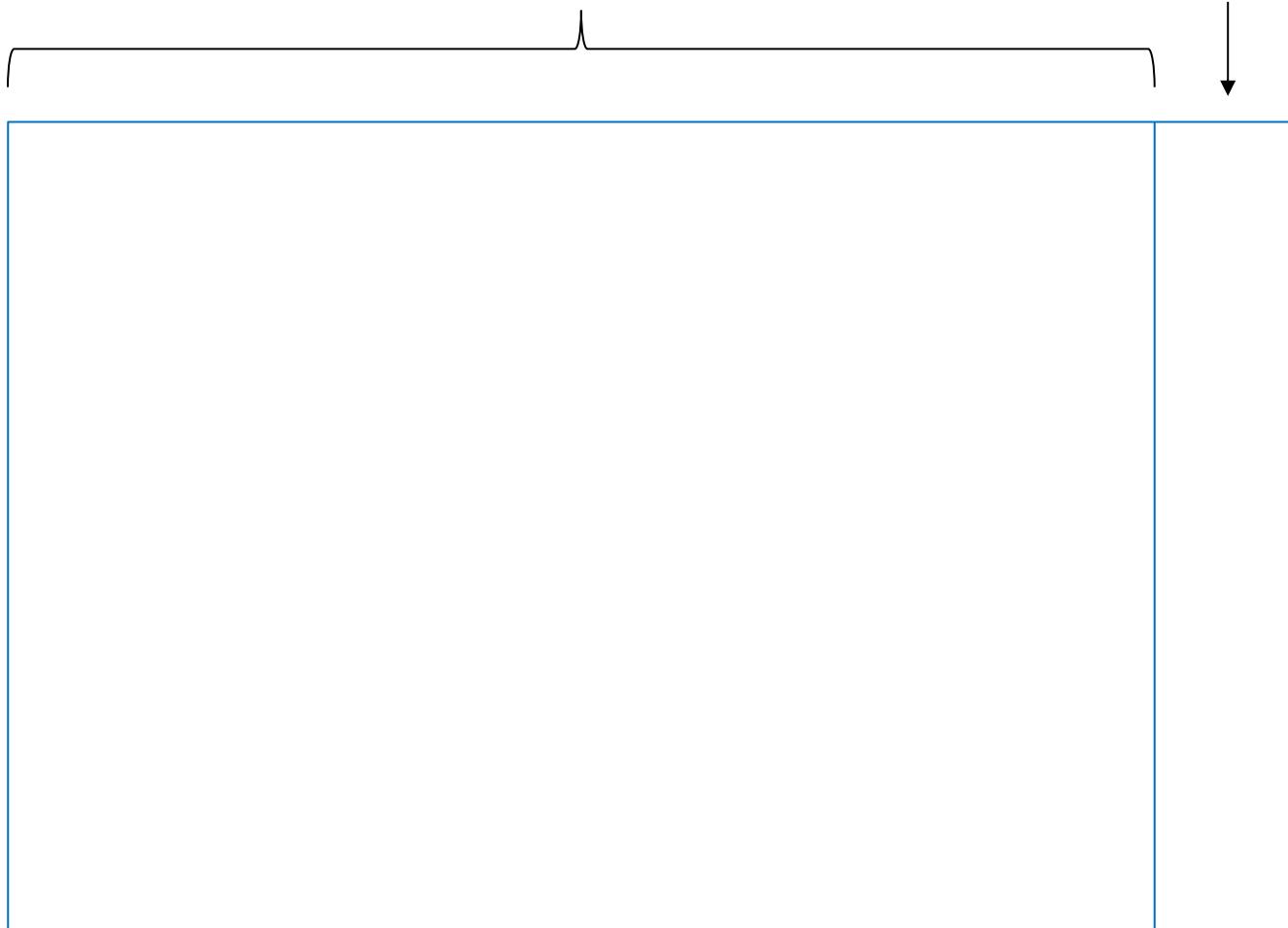
Redes neuronales

Validación cruzada (*cross-validation*)

Es una técnica utilizada para evaluar los resultados de un modelo predictivo y garantizar que sean independientes de la partición entre datos de entrenamiento y de prueba

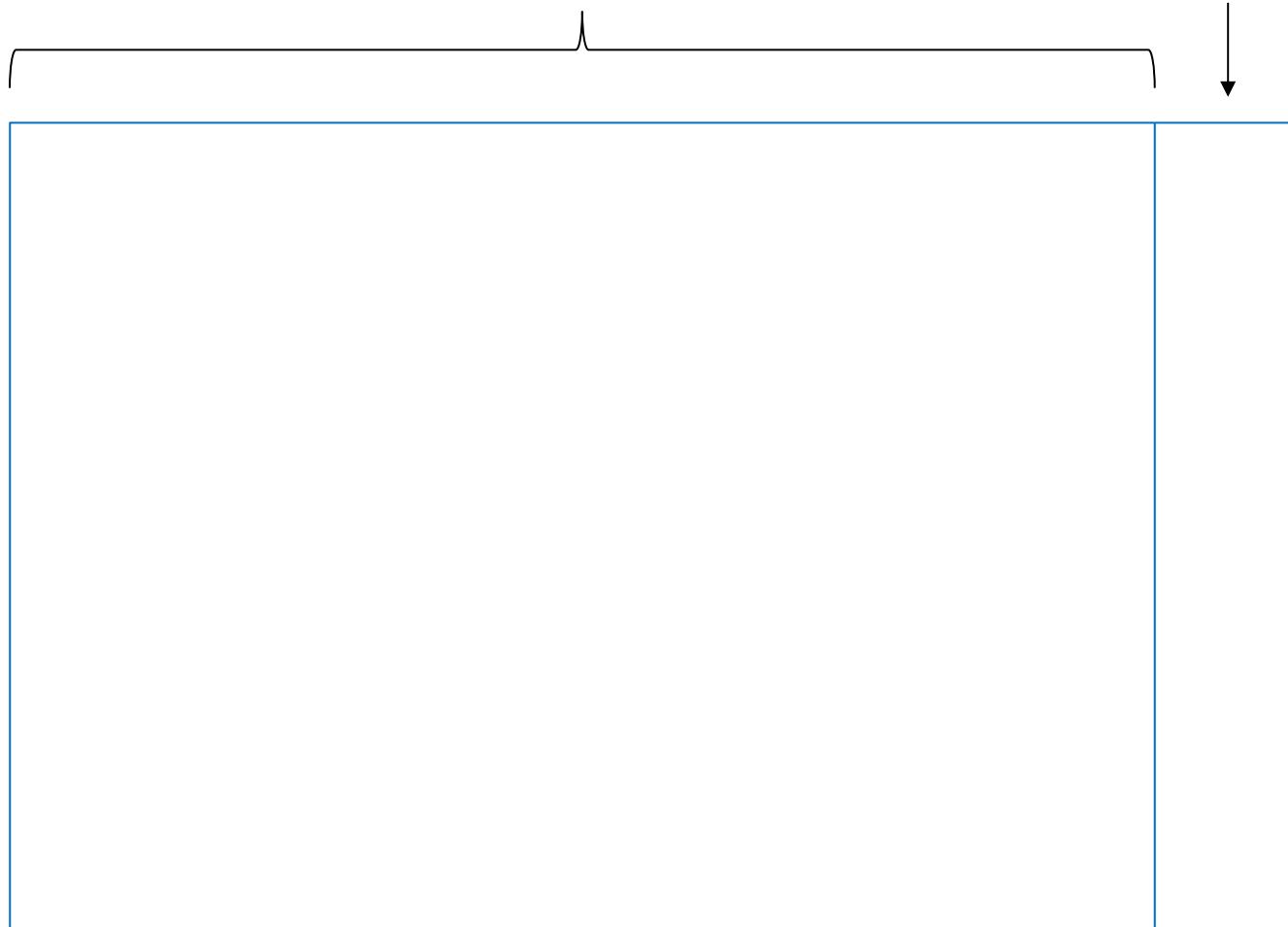
X_{train}

y_{train}



X_{train}

y_{train}



Validación cruzada ($k=5$ folds)

Se divide el conjunto de entrenamiento en 5 partes

Se toman $4/5$ para entrenar y $1/5$ para probar

E1

Se calcula el error E1

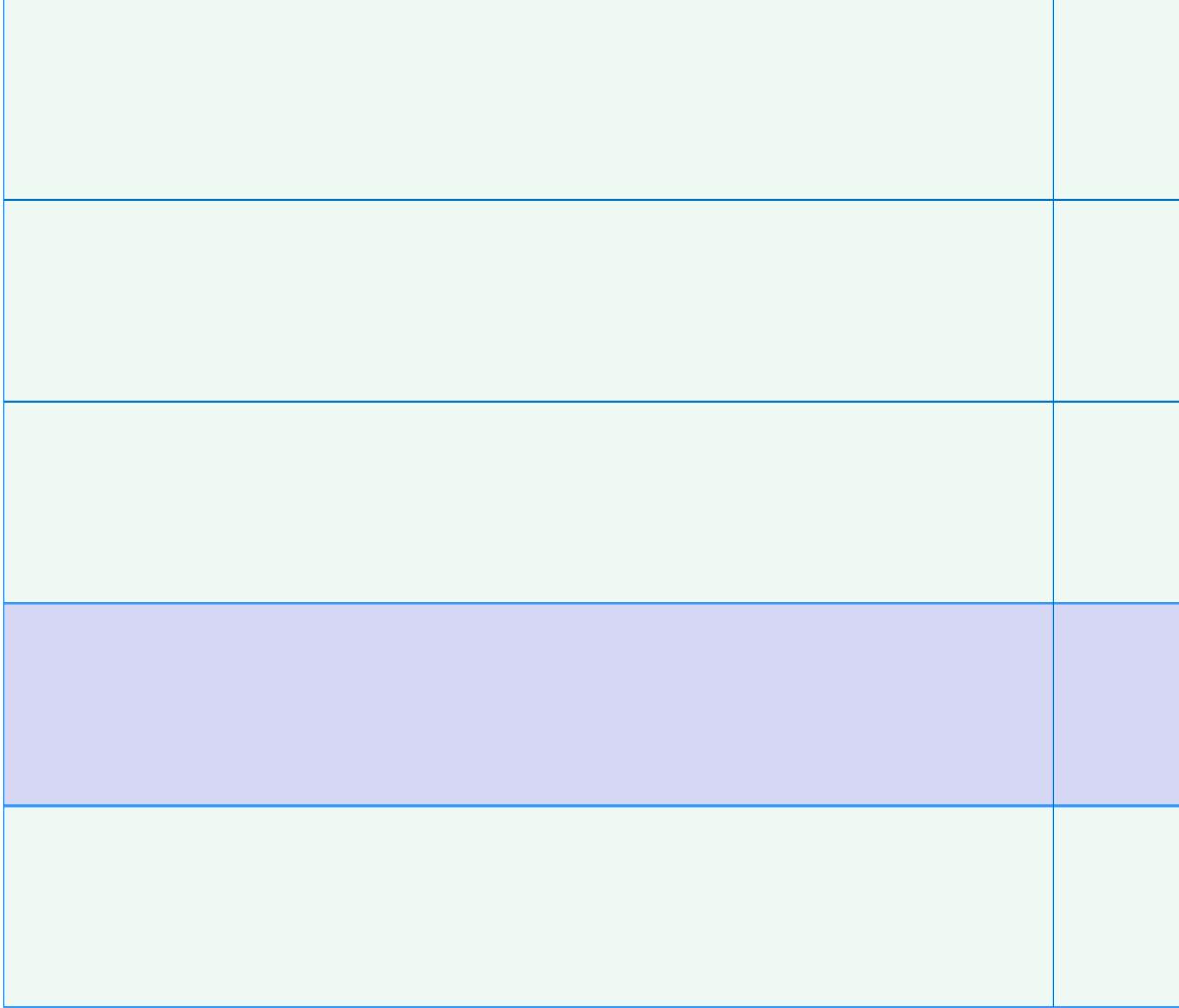
E1

Se repite el procedimiento cambiando los datos que hicieron parte del conjunto de entrenamiento y prueba

Se toman $4/5$ para entrenar y $1/5$ para probar

E2

Se calcula el error E2



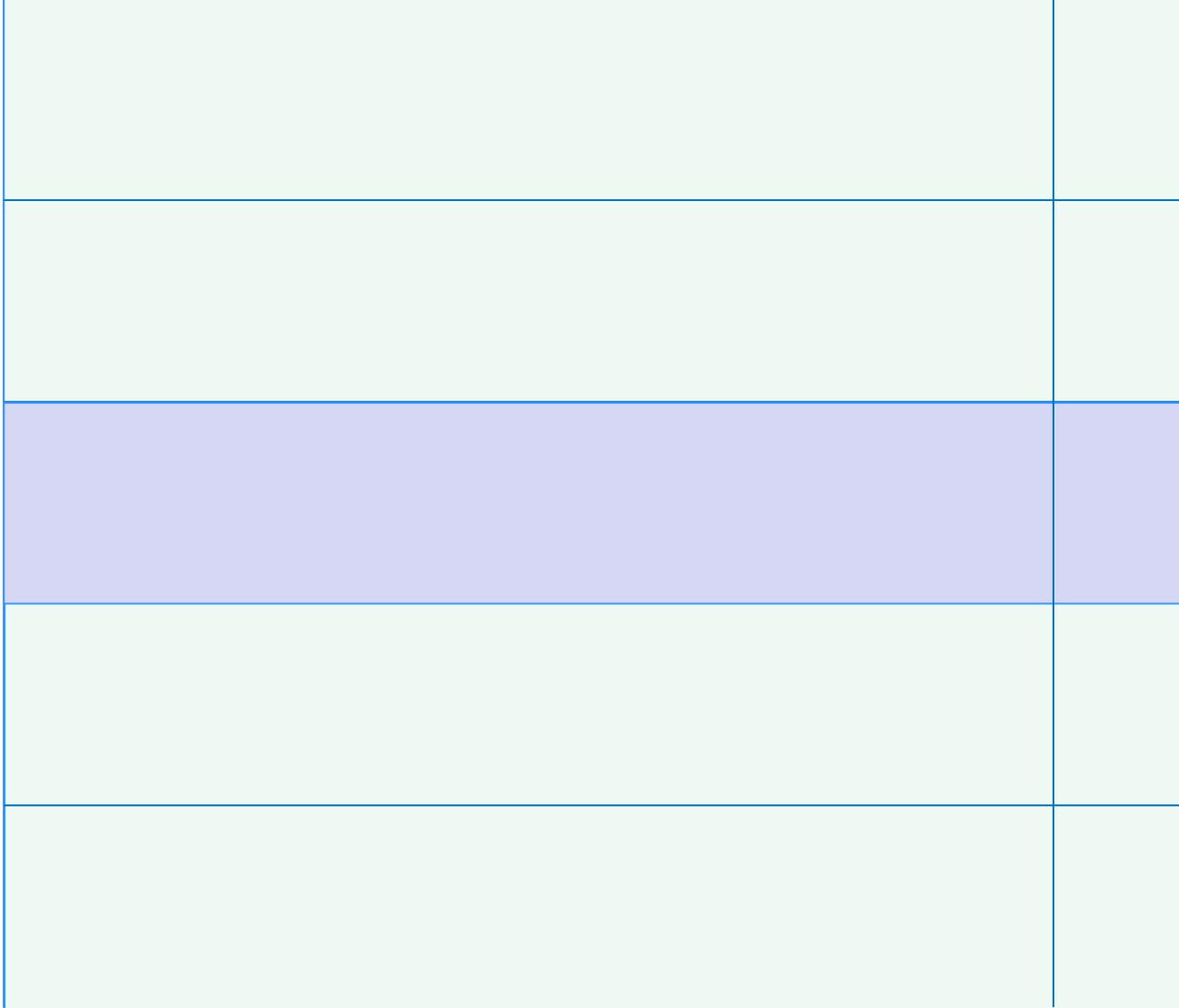
E2

Se repite el procedimiento cambiando los datos que hicieron parte del conjunto de entrenamiento y prueba

Se toman $4/5$ para entrenar y $1/5$ para probar

E3

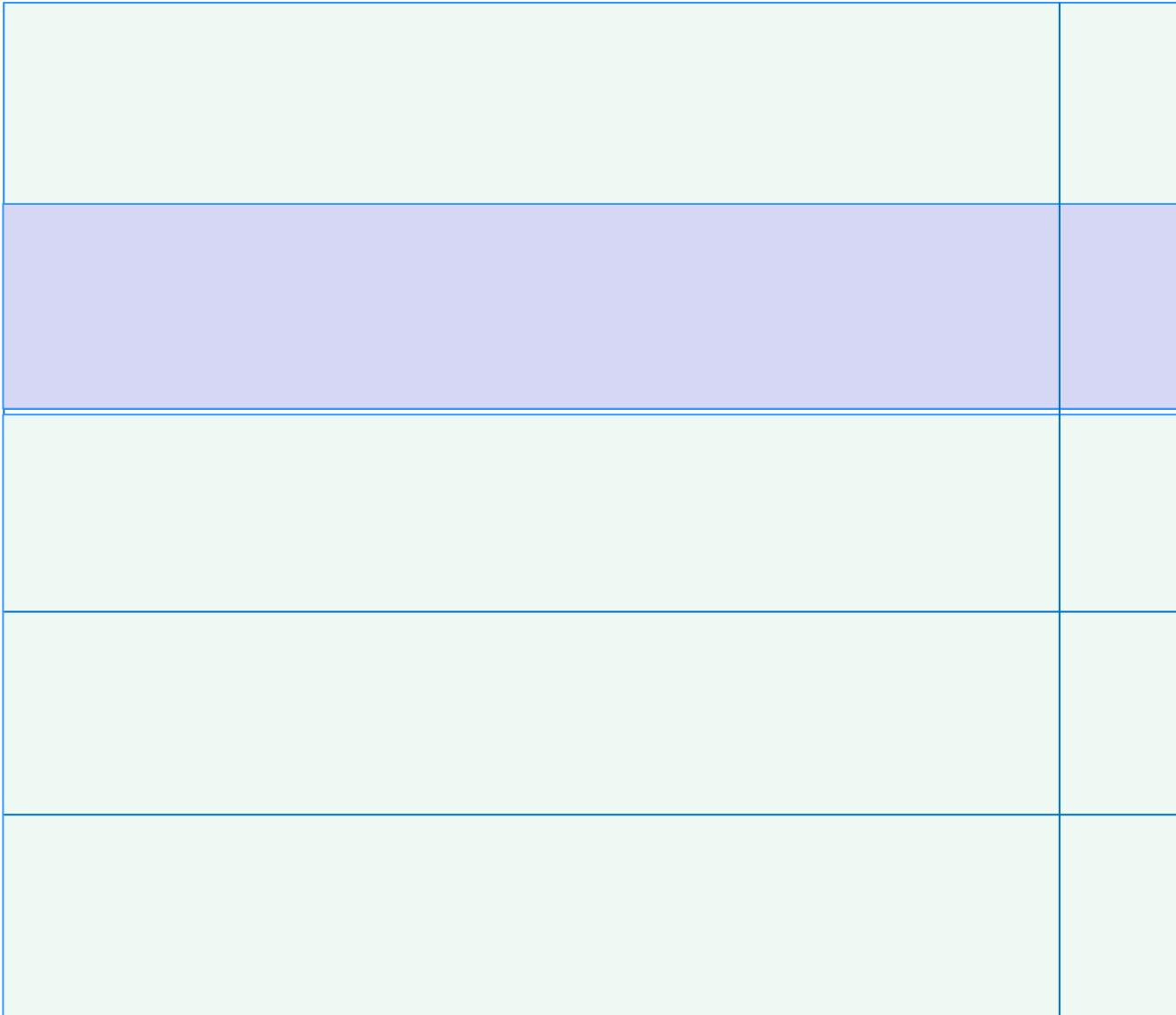
Se calcula el error E3



E3

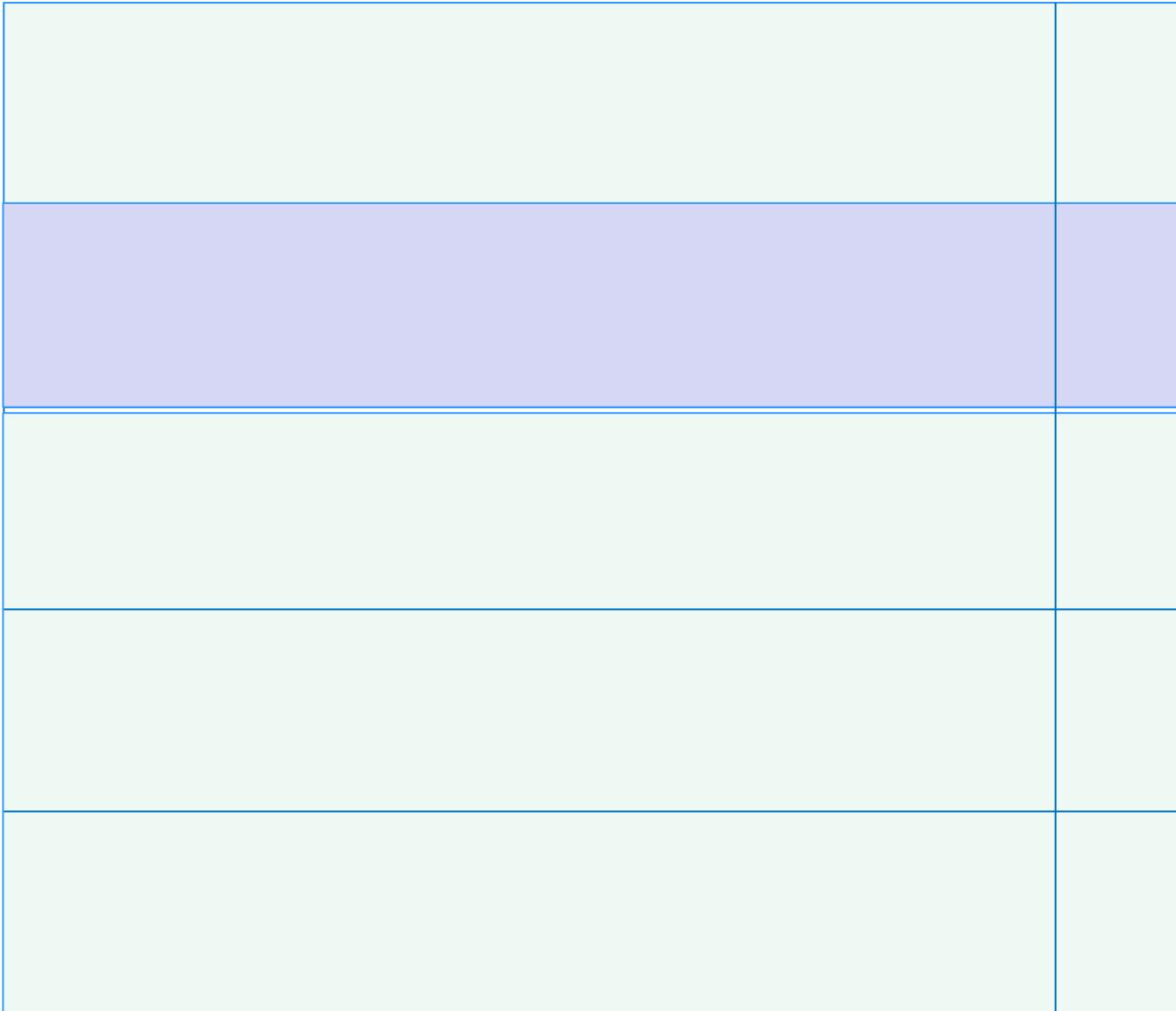
Se repite el procedimiento cambiando los datos que hicieron parte del conjunto de entrenamiento y prueba

Se toman $4/5$ para entrenar y $1/5$ para probar



E4

Se calcula el error E4



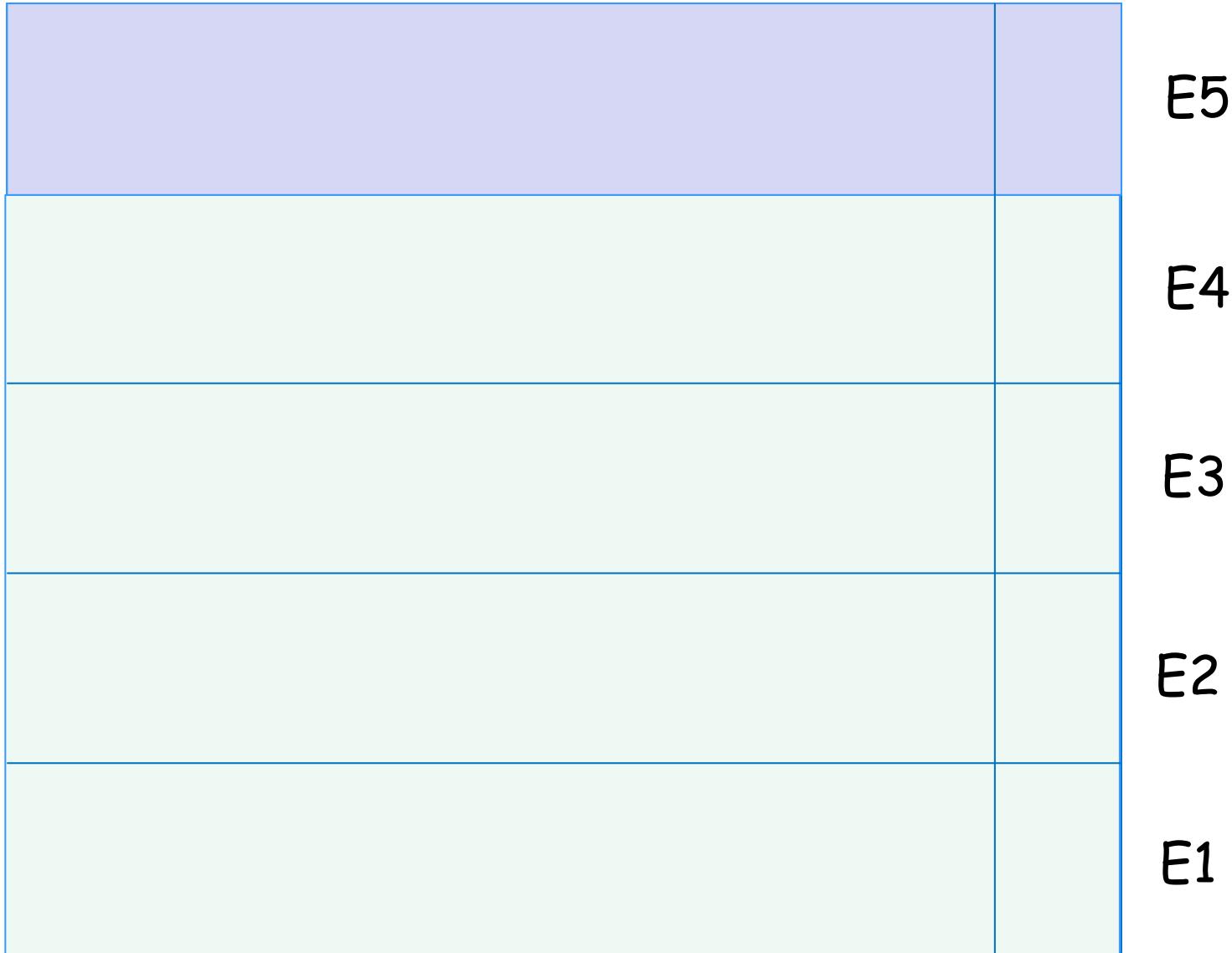
E4

Se repite el procedimiento cambiando los datos que hicieron parte del conjunto de entrenamiento y prueba

Se toman $4/5$ para entrenar y $1/5$ para probar

E5

Se calcula el error E5



Se promedian los errores, $(E1+E2+E3+E4+E5)/5$

test_data (346 viviendas)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
86060	0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
120000	0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
142700	0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
225000	0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No

test_data (346 viviendas)

y_test

X_test

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
86060	0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
120000	0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
142700	0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
225000	0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No

test_data (346 viviendas)

y_test

X_test

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
86060	0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
120000	0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
142700	0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
225000	0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No

y_test: es el valor que se quiere predecir en el conjunto de prueba

X_test: son todos los valores que influyen en el precio en las viviendas del conjunto de prueba

test_data (346 viviendas)

y_test

X_test

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
86060	0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
120000	0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
142700	0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
225000	0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No

test_data (346 viviendas)

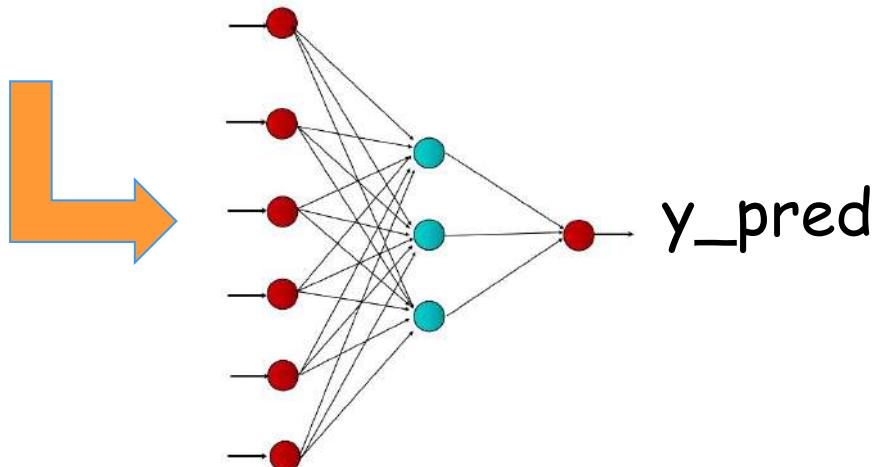
X_test

2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No

test_data (346 viviendas)

X_test

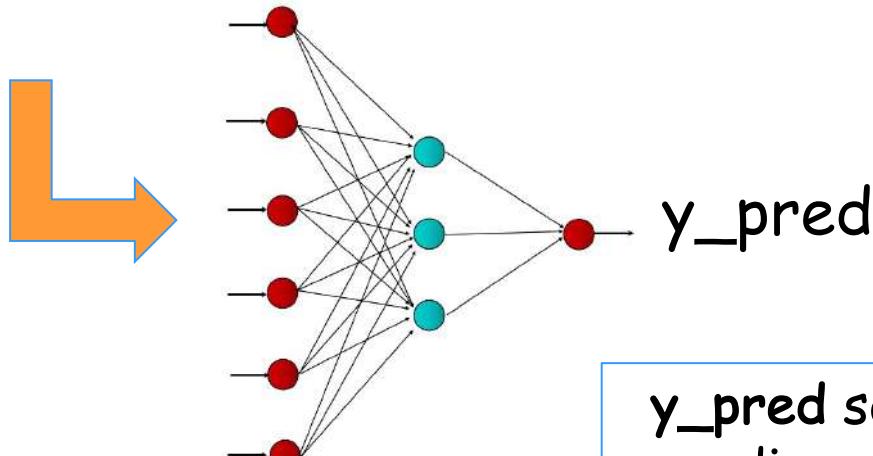
2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No



test_data (346 viviendas)

X_test

2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No



y_pred son los valores que la red predice en el conjunto de prueba

y_train

X_train

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
122900	1.94	4	21200	1416	44	3	0	2	6	hot air	gas	none	No	No	No
158000	0.36	10	12100	1348	52	2	1	2	3	hot air	gas	public	No	No	Yes
257386	0.5	0	32000	2969	52	4	1	4	10	hot air	gas	public	No	Yes	No
62000	0.4	98	10500	1317	44	3	0	1	5	steam	gas	septic	No	No	No
132500	0.09	42	50000	906	35	2	1	1	5	electric	electric	septic	No	No	No
155000	0.41	13	18700	998	51	3	1	1	4	hot air	gas	septic	No	No	No

y_test

X_test

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
86060	0.11	0	15000	840	22	2	0	1	3	hot air	gas	public	No	Yes	Yes
120000	0.68	31	16500	1152	37	4	1	1	4	steam	electric	septic	No	No	No
142700	0.12	25	51000	1006	22	2	1	1	4	steam	egas	septic	No	No	No
225000	0.62	0	33000	2800	52	3	1	4	6	hot air	gas	septic	No	Yes	No

Redes neuronales

Error medio absoluto (MAE)

Es una medida de la diferencia entre dos variables continuas, en este caso, entre los valores que predice el modelo y los valores reales

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

Redes neuronales

Error medio absoluto (MAE)

y_pred	y_test
125000	110000
134000	150000
86000	112000
94000	86000
250000	180000
118000	130000

Redes neuronales

Error medio absoluto (MAE)

y_pred	y_test	y_test - y_pred
125000	110000	15000
134000	150000	16000
86000	112000	26000
94000	86000	8000
250000	180000	70000
118000	130000	12000

Redes neuronales

Error medio absoluto (MAE)

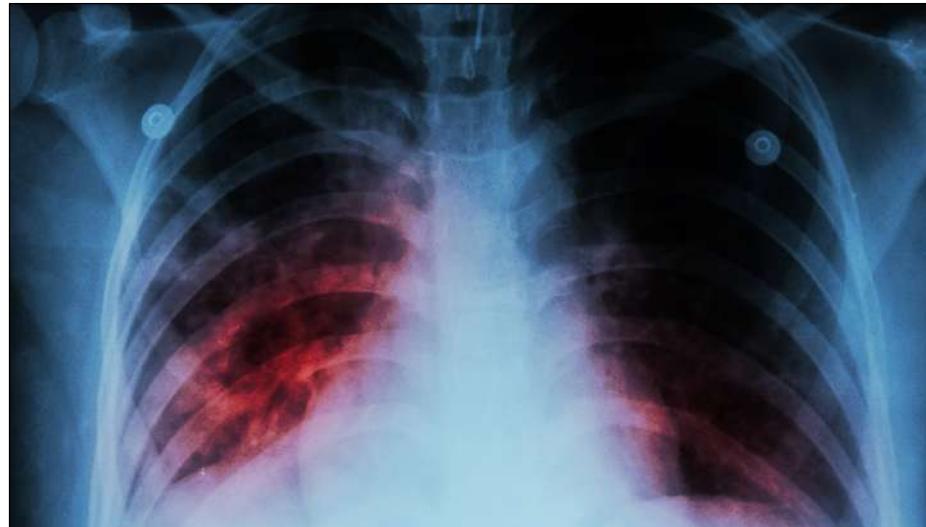
y_pred	y_test	y_test - y_pred
125000	110000	15000
134000	150000	16000
86000	112000	26000
94000	86000	8000
250000	180000	70000
118000	130000	12000

$$MAE = 24500$$

Redes neuronales

Tuberculosis

Datos de 1455 pacientes con sospecha de Tuberculosis. Cada paciente se describe por medio de 15 variables



#	Atributo	Descripción
1	Sexo	0=Femenino, 1=Masculino
2	Edad	Edad en años del paciente
3	Etnia	0=Indígena, 1=Afrodescendiente, 2=Otro
4	Grupo poblacional	0= Trabajador de la salud, 1 = Habitante de calle, 2 = Fármaco dependiente, 3 = Población carcelaria, 4 = Ningún grupo poblacional
5	Comorbilidad	0 = Enfermedad renal, 1 = Otras Inmunosupresiones, 2 = Hipertensión, 3 = Diabetes, 4 = Otra enfermedad pulmonar, 5 = Ninguna
6	Malnutrición	0 = No, 1 = Si
7	Cantidad contactos	Cantidad de personas con las que tuvo contacto el paciente
8	Cantidad contactos sintomáticos respiratorios	Cantidad de personas con síntomas respiratorios con las que tuvo contacto el paciente
9	Cantidad contactos sintomáticos respiratorios con baciloscopía positiva	Cantidad de personas con síntomas respiratorios con baciloscopía positiva con las que tuvo contacto el paciente
10	Cantidad contactos con menores de 5 años	Cantidad de personas menores de 5 años con las que tuvo contacto el paciente
11	VIH	0=No realizado, 1=Positivo, 2=Negativo
12	Recibe terapia antirretroviral	0=No, 1=Si, 2=No aplica
13	Recibe Trimetoprim	0=No, 1=Si, 2=No aplica
14	Resultado de Baciloscopía	0=No realizado, 1=Positivo 1 a 9 BAAR, 2=++, 3= ++, 4=+, 5=-
15	Tuberculosis	0=Negativo, 1=Positivo

#	Atributo	Descripción
1	Sexo	0=Femenino, 1=Masculino
2	Edad	Edad en años del paciente
3	Etnia	0=Indígena, 1=Afrodescendiente, 2=Otro
4	Grupo poblacional	0= Trabajador de la salud, 1 = Habitante de calle, 2 = Fármaco dependiente, 3 = Población carcelaria, 4 = Ningún grupo poblacional
5	Comorbilidad	0 = Enfermedad renal, 1 = Otras Inmunosupresiones, 2 = Hipertensión, 3 = Diabetes, 4 = Otra enfermedad pulmonar, 5 = Ninguna
6	Malnutrición	0=No, 1=Si
7	Cantidad contactos	Cantidad de personas con las que tuvo contacto el paciente
8	Cantidad contactos sintomáticos respiratorios	Cantidad de personas con síntomas respiratorios con las que tuvo contacto el paciente
9	Cantidad contactos sintomáticos respiratorios con baciloscopía positiva	Cantidad de personas con síntomas respiratorios con baciloscopía positiva con las que tuvo contacto el paciente
10	Cantidad contactos con menores de 5 años	Cantidad de personas menores de 5 años con las que tuvo contacto el paciente
11	VIH	0=No realizado, 1=Positivo, 2=Negativo
12	Recibe terapia antirretroviral	0=No, 1=Si, 2=No aplica
13	Recibe Trimetoprim	0=No, 1=Si, 2=No aplica
14	Resultado de Baciloscopía	0=No realizado, 1=Positivo 1 a 9 BAAR, 2=++, 3= ++, 4=+, 5=-
15	Tuberculosis*	0=Negativo, 1=Positivo

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0	39	2	4	5	0	1	0	0	0	2	2	2	5	0

Redes neuronales

datos (1455 pacientes)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	22	2	4	5	0	2	0	0	0	2	2	2	5	0
0	25	2	4	5	0	10	10	6	7	2	2	2	4	1
1	39	2	2	5	0	0	0	0	0	2	2	2	4	1
0	66	1	4	5	0	11	0	11	2	2	2	2	2	0
0	39	2	4	5	0	1	0	0	0	2	2	2	5	0
0	76	2	4	5	0	0	0	0	0	2	2	2	2	0
1	37	2	4	3	0	0	0	0	0	2	2	2	4	1
0	39	2	4	5	0	1	0	0	0	2	2	2	5	0

train_data (80%)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	22	2	4	5	0	2	0	0	0	2	2	2	5	0
0	25	2	4	5	0	10	10	6	7	2	2	2	4	1
1	39	2	2	5	0	0	0	0	0	2	2	2	4	1
0	66	1	4	5	0	11	0	11	2	2	2	2	2	0

test_data (20%)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0	39	2	4	5	0	1	0	0	0	2	2	2	5	0
0	76	2	4	5	0	0	0	0	0	2	2	2	2	0
1	37	2	4	3	0	0	0	0	0	2	2	2	4	1

train_data (1164 pacientes)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	22	2	4	5	0	2	0	0	0	2	2	2	5	0
0	25	2	4	5	0	10	10	6	7	2	2	2	4	1
1	39	2	2	5	0	0	0	0	0	2	2	2	4	1
0	66	1	4	5	0	11	0	11	2	2	2	2	2	0

test_data (291 pacientes)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0	39	2	4	5	0	1	0	0	0	2	2	2	5	0
0	76	2	4	5	0	0	0	0	0	2	2	2	2	0
1	37	2	4	3	0	0	0	0	0	2	2	2	4	1

train_data (1164 pacientes)

X_train

y_train

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	22	2	4	5	0	2	0	0	0	2	2	2	5	0
0	25	2	4	5	0	10	10	6	7	2	2	2	4	1
1	39	2	2	5	0	0	0	0	0	2	2	2	4	1
0	66	1	4	5	0	11	0	11	2	2	2	2	2	0

X_train

y_train

A horizontal brace is positioned above the first five columns of the X_train table, spanning from column 1 to column 5. A vertical arrow points downwards from the end of the X_train table towards the y_train table.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	22	2	4	5	0	2	0	0	0	2	2	2	5	0
0	25	2	4	5	0	10	10	6	7	2	2	2	4	1
1	39	2	2	5	0	0	0	0	0	2	2	2	4	1
0	66	1	4	5	0	11	0	11	2	2	2	2	2	0

X_test

y_test

A horizontal brace is positioned above the first five columns of the X_test table, spanning from column 1 to column 5. A vertical arrow points downwards from the end of the X_test table towards the y_test table.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0	39	2	4	5	0	1	0	0	0	2	2	2	5	0
0	76	2	4	5	0	0	0	0	0	2	2	2	2	0
1	37	2	4	3	0	0	0	0	0	2	2	2	4	1

Redes neuronales

Matriz de confusión

En problemas de clasificación se utiliza una matriz que permite visualizar la capacidad predictiva del modelo

Valor real			
		Negativo (0)	Positivo (1)
Positivo (1)	Negativo (0)	80	9
	Positivo (1)	27	175
Valor predicho			

Redes neuronales

Matriz de confusión

En problemas de clasificación se utiliza una matriz que permite visualizar la capacidad predictiva del modelo

Valor real			
		Negativo (0)	Positivo (1)
Negativo (0)	Positivo (0)	TN (True Negative)	9
	Positivo (1)	27	175

Valor predicho

Redes neuronales

Matriz de confusión

En problemas de clasificación se utiliza una matriz que permite visualizar la capacidad predictiva del modelo

Valor real		Negativo (0)	Positivo (1)
Negativo (0)	Positivo (1)		
TN (True Negative)	9		
27	TP (True Positive)		

Valor predicho

Redes neuronales

Matriz de confusión

En problemas de clasificación se utiliza una matriz que permite visualizar la capacidad predictiva del modelo

		Valor real
Positivo (1)	Negativo (0)	TN (True Negative)
	Positivo (1)	FP (False Positive)
	27	TP (True Positive)
Valor predicho		

Redes neuronales

Matriz de confusión

En problemas de clasificación se utiliza una matriz que permite visualizar la capacidad predictiva del modelo

Valor real		Negativo (0)	Positivo (1)
Negativo (0)	Positivo (1)		
TN (True Negative)	FP (False Positive)		
27	TP (True Positive)		

Valor predicho

FP: pacientes que el modelo predice como positivos (con Tuberculosis) pero que están sanos

Redes neuronales

Matriz de confusión

En problemas de clasificación se utiliza una matriz que permite visualizar la capacidad predictiva del modelo

		Valor real	
		Negativo (0)	Positivo (1)
Negativo (0)	Negativo (0)	TN (True Negative)	FP (False Positive)
	Positivo (1)	FN (False Negative)	TP (True Positive)

Valor predicho

Redes neuronales

Matriz de confusión

En problemas de clasificación se utiliza una matriz que permite visualizar la capacidad predictiva del modelo

Valor real	Negativo (0)		Positivo (1)	
	Negativo (0)	Positivo (0)	Negativo (1)	Positivo (1)
Positivo (1)	TN (True Negative)		FP (False Positive)	
Negativo (0)		FN (False Negative)		TP (True Positive)

Valor predicho

FN: pacientes que el modelo predice como sanos pero realmente tienen tuberculosis

Redes neuronales

Matriz de confusión

En problemas de clasificación se utiliza una matriz que permite visualizar la capacidad predictiva del modelo

Valor real			
		Negativo (0)	Positivo (1)
Positivo (1)	Negativo (0)	89	0
	Positivo (1)	0	202

Valor predicho

Redes neuronales

Métricas

La exactitud o *accuracy* indica la cantidad correcta de predicciones (positivas o negativas) sobre el total de datos

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Redes neuronales

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

	Negativo (0)
80	9
27	175
Positivo (1)	

Accuracy=?

	Negativo (0)
53	36
42	160
Positivo (1)	

Accuracy=?

Redes neuronales

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

	Positivo (1)	Negativo (0)
80	9	
27	175	

Accuracy=87.62%

	Positivo (1)	Negativo (0)
53	36	
42	160	

Accuracy=73.19%