DEEP LEARNING EN RSTUDIO

REDES NEURONALES

EDUARD LARA

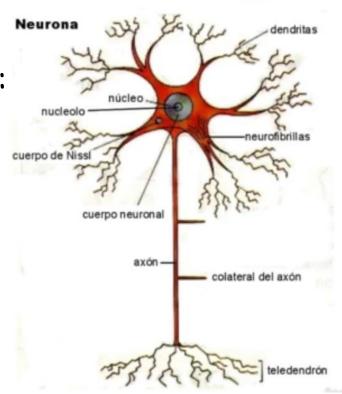
1. INDICE

- 1. Introducción a redes neuronales
- 2. Ejemplo de red neuronal I
- 3. Ejemplo de red neuronal II

1. INTRODUCCION A LA REDES NEURONALES

Neurona

- Una neurona es una célula y es el componente principal del sistema nervioso, cuya función es recibir, procesar y transmitir información a través de señales químicas y eléctricas.
- Diagrama de una neurona biológica con 3 partes principales:
- Soma: Cuerpo celular o núcleo
- Dendritas: Prolongaciones cortas que reciben información y la transmiten al Soma
- Axón: Prolongación corta que conduce los impulsos hacia otra neurona



1. INTRODUCCION A LA REDES NEURONALES

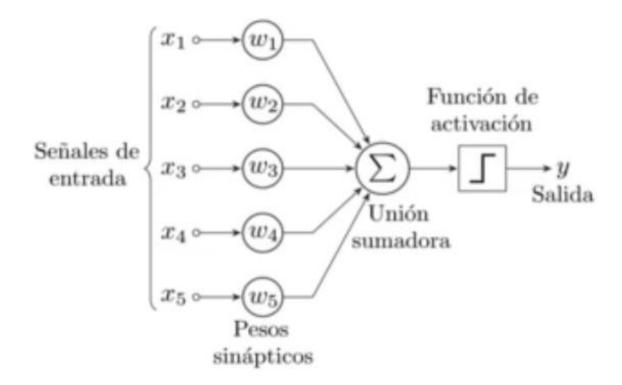
Perceptrón

- Un perceptrón es una neurona artificial
- Se une con otros perceptrones para crear una red neuronal artificial.
- Cada perceptrón tiene:
 - Canales de entrada (X1, X2, Xn) (Dentritas)
 - Una función de activación (Soma o nucleo)
 - Un canal de salida (y) (Axon)

1. INTRODUCCION A LA REDES NEURONALES

Su representación matemática es

$$\sum_{i=0}^{n} w_i x_i + b$$



Paso 1. Vamos a ver ahora las redes neuronales, la parte que se corresponde con el deep learning o aprendizaje profundo. Instalamos el paquete MASS y lo cargamos en memoria

6

Paso 2. Recuperamos los datos de un dataset llamado Boston, que contienen las características de las casas de Boston de 1978. Contiene 506 filas/observaciones y 14 variables con las características de los inmuebles: % de crimen, numero de Habitaciones, la edad, etc

La ultima columna es la que queremos predecir: valor medio de la vivienda en miles de dólares.

Paso 3. Con head() vemos las primeras 6 líneas de datos

```
> head(datos)
    crim zn indus chas
                                        dis rad tax
                        nox
                                  age
1 0.00632 18 2.31 0 0.538 6.575 65.2 4.0900
                                              1 296
2 0.02731 0 7.07 0 0.469 6.421 78.9 4.9671
                                              2 242
3 0.02729 0 7.07 0 0.469 7.185 61.1 4.9671
                                            2 242
4 0.03237 0 2.18 0 0.458 6.998 45.8 6.0622
                                            3 222
5 0.06905 0 2.18 0 0.458 7.147 54.2 6.0622
                                            3 222
6 0.02985 0 2.18 0 0.458 6.430 58.7 6.0622 3 222
 ptratio black lstat medv
    15.3 396.90 4.98 24.0
    17.8 396.90 9.14 21.6
   17.8 392.83 4.03 34.7
 18.7 394.63 2.94 33.4
 18.7 396.90 5.33 36.2
   18.7 394.12 5.21 28.7
```

Paso 4. Revisamos si hay algún valor no nulo dentro del dataset, poder ponerle algún valor.

```
> any(is.na(datos))
[1] FALSE
>
```

Con any(is.na()) verificamos si hay algún valor nulo dentro de Boston. No hay ningún valor nulo, por lo cual podemos seguir.

Paso 5. Lo siguiente que haremos será normalizar los datos del dataset para ver las relaciones entre diferentes columnas. Calcularemos un máximo y un mínimo para cada una de las columnas para hacer esa normalización.

El 2 y max indica que calculará los valores máximos para cada una de las columnas, dentro de todas las filas que tiene este dataset que tiene 506

Paso 6. Haremos lo mismo para los valores mínimos.

```
minimo = apply(datos, 2, min)
> minimo
    crim
               zn indus
                                chas
                                          nox
                                                    rm
 0.00632
          0.00000 0.46000 0.00000
                                      0.38500
                                               3.56100
              dis
                                                 black.
                       rad
                                tax
                                      ptratio
     age
 2.90000 1.12960
                   1.00000 187.00000 12.60000
                                               0.32000
   lstat
             medv
 1.73000
          5,00000
```

Aplica la función mínimo a las columnas y devuelve en este caso el mínimo por cada una de las columnas.

Estos dos valores máximos y mínimos lo utilizaremos para normalizar

Paso 7. Calcularemos los datos normalizados mediante las funciones scale:

```
> datos.normalizados = scale(datos, center=minimo, scale=maximo-minimo)
>
```

Paso 8. Convertimos los datos normalizados en un dataframe. Los mostramos:

```
> datos.normalizados = as.data.frame(datos.normalizados)
>
```

```
datos.normalizados
                           indus chas
                                              nox
   0.000000e+00 0.180 0.06781525
   2.359225e-04 0.000 0.24230205
   2.356977e-04 0.000 0.24230205
                                     0 0.17283951 0.6943859 0.59938208
      27957e-04 0.000 0.06304985
  7.050701e-04 0.000 0.06304985
                                     0 0.15020576 0.6871048 0.528
  2.644715e-04 0.000 0.06304985
                                     0 0.15020576 0.5497222 0.57466529
   9.213230e-04 0.125 0.27162757
                                     0 0.28600823 0.4696302 0.65602472
                                     0 0.28600823 0.5002874 0.95983
                                     0 0.28600823 0.3966277 1.00000000
      56674e-03 0.125 0.27162757
                                     0 0.28600823 0.5395670 0.94129763
12 1.249299e-03 0.125 0.27162757
                                     0 0.28600823 0.4690554 0.82389289
   9.830293e-04 0.125 0.27162757
                                     0 0.28600823 0.4460625 0.37178167
```

Paso 9. Con un head() vemos mejor los datos normalizados, para ver las similitudes entre una característica u otra

```
head(datos.normalizados)
                         indus chas
1 0.0000000000 0.18 0.06781525
                                  0 0.3148148 0.5775053 0.6416066
 0.0002359225 0.00 0.24230205
                                  0 0.1728395 0.5479977 0.7826982
3 0.0002356977 0.00 0.24230205
                                  0 0.1728395 0.6943859 0.5993821
4 0.0002927957 0.00 0.06304985
                                0 0.1502058 0.6585553 0.4418126
5 0.0007050701 0.00 0.06304985
                                  0 0.1502058 0.6871048 0.5283213
6 0.0002644715 0.00 0.06304985
                                  0 0.1502058 0.5497222 0.5746653
                                    ptratio
                                                black.
1 0.2692031 0.00000000 0.20801527 0.2872340 1.0000000 0.08967991
2 0.3489620 0.04347826 0.10496183 0.5531915 1.0000000 0.20447020
3 0.3489620 0.04347826 0.10496183 0.5531915 0.9897373 0.06346578
4 0.4485446 0.08695652 0.06679389 0.6489362 0.9942761 0.03338852
5 0.4485446 0.08695652 0.06679389 0.6489362 1.0000000 0.09933775
6 0.4485446 0.08695652 0.06679389 0.6489362 0.9929901 0.09602649
1 0.4222222
2 0.3688889
3 0.6600000
4 0.6311111
5 0.6933333
6 0.5266667
```

Paso 10. Dividiremos estos datos normalizados en datos de entrenamiento y datos de pruebas. Para ello utilizaremos la librería CaTools

```
> library(caTools)
> |
```

Paso 11. Creamos una variable división mediante samples.split. Le pasaremos la columna objetivo (el valor medio de la vivienda) de los datos normalizados y luego con ratio Split de 0.7, estamos indicando que utilizaremos el 70% para entrenamiento y el 30% para pruebas

```
> division = sample.split(datos.normalizados$medv, SplitRatio = 0.7)
> entrenamientos = subset(datos.normalizados, division==TRUE)
> pruebas = subset(datos.normalizados, division==FALSE)
> |
```

Paso 12. Si visualizamos algunos elementos de entrenamiento y de pruebas con head(), vemos que corresponden a filas distintas, con lo cual ya tenemos divididos los datos normalizados en entrenamiento y pruebas

```
> head(entrenamientos)
                          indus chas
3 0.0002356977 0.000 0.24230205
5 0.0007050701 0.000 0.06304985
                                   0 0.1502058 0.6871048 0.5283213 0.4485446
6 0.0002644715 0.000 0.06304985
                                   0 0.1502058 0.5497222 0.5746653 0.4485446
7 0.0009213230 0.125 0.27162757
                                   0 0.2860082 0.4696302 0.6560247 0.4029226
                                       > head(pruebas)
                                                   crim
                                                                   indus chas
2 0.04347826 0.10496183 0.5531915 1.00
                                          0.0000000000 0.180 0.06781525
                                                                            0 0.3148148 0.5775053 0.6416066
3 0.04347826 0.10496183 0.5531915
                                                                            0 0.2860082 0.5002874 0.9598352
                                                                            0 0.2860082 0.4680973 0.8547889
7 0.17391304 0.23664122 0.2765957
                                                                            0 0.2860082 0.5395670 0.9412976
9 0.17391304 0.23664122 0.2765957
                                                                            0 0.2860082 0.4460625 0.3717817
                                       13 0.0009830293 0.125 0.27162757
                                                                                         black 

                                          0.4485446 0.08695652 0.06679389 0.6489362 0.9942761 0.03338852 0.6311111
                                          0.4967309 0.17391304 0.23664122 0.2765957 0.9743053 0.42411700 0.
                                          0.4744155 0.17391304 0.23664122 0.2765957 0.9889556 0.51655629 0.2222222
                                       13 0.3929562 0.17391304 0.23664122 0.2765957 0.9838620 0.38576159 0.3711111
```

Paso 1. Instalamos el paquete que necesitamos de redes neuronales neuralnet

```
> install.packages('neuralnet')
Installing package into 'C:/Users/eduar/AppData/Local/R/win-library/4.3'
(as 'lib' is unspecified)
also installing the dependency 'Deriv'
probando la URL 'https://cran.rstudio.com/bin/windows/contrib/4.3/Deriv_4.1.3.zip'
Content type 'application/zip' length 148848 bytes (145 KB)
downloaded 145 KB
probando la URL 'https://cran.rstudio.com/bin/windows/contrib/4.3/neuralnet_1.44.2.zip'
Content type 'application/zip' length 123877 bytes (120 KB)
downloaded 120 KB
package 'Deriv' successfully unpacked and MD5 sums checked
package 'neuralnet' successfully unpacked and MD5 sums checked
The downloaded binary packages are in
       C:\Users\eduar\AppData\Local\Temp\RtmpQLDm9Y\downloaded_packages
> library(neuralnet)
```

Paso 2. Creamos la fórmula para nuestro modelo

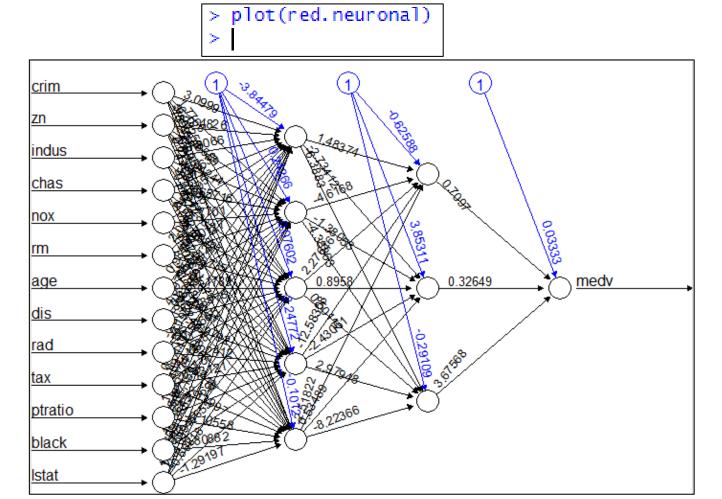
```
> formula = medv ~ crim + zn + indus + chas + nox + rm + age + dis + rad + tax + ptratio + black + lstat
>
```

La fórmula va a ser la columna objetivo, el precio medio de las viviendas, y luego la suma de las demás columnas de características que las usaremos para calcular el valor medio.

Paso 3. Ahora crearemos el modelo de red neuronal mediante la funcion neuralnet, y le pasamos como parámetros la formula, los datos de entrenamiento, las capas ocultas donde vamos a poner dos capas una de 5 neuronas y otra de 3. Y por último, el parámetro de línear output igual a TRUE

> red.neuronal = neuralnet(formula, data=entrenamientos, hidden=c(5,3), linear.output=TRUE)

Paso 4. Para ver la red neuronal en un gráfico utilizamos la función plot y le pasamos por parámetro red.neuronal



Explicación

- Si hacemos un zoom lo veremos mejor.
- Vemos nuestra red neuronal, donde en la capa de entrada tenemos los distintos atributos del dataset, luego hay una capa intermedia de 5 neuronas ocultas, una segunda capa de 3 neuronas, y el resultado final sería conseguir una estimación del valor medio de la vivienda.
- También aparecen los elementos vías que se utilizan en la fórmula para calcular el valor final y cada uno de los enlaces tendrá un peso.
- Esto es lo conseguido mediante la formula de red neuronal

Paso 5. Ahora vamos a calcular las predicciones. Creamos una variable llamada predicciones, donde mediante la función compute, le pasamos la red neuronal y las 13 columnas de los datos de pruebas, menos la columna objetivo

```
> predicciones = compute(red.neuronal, pruebas[1:13])
>
```

Paso 6. Si hacemos un str() de la variable predicciones, vemos que una lista de elementos donde aparecen todas las predicciones que hace en función de los datos del dataset y esta red neuronal

```
> str(predicciones)
List of 2
 $ neurons :List of 3
  ..$: num [1:139, 1:14] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
  ....- attr(*, "dimnames")=List of 2
  .....$ : chr [1:139] "1" "4" "8" "10" ...
  .....$ : chr [1:14] "" "crim" "zn" "indus" ...
  ..$: num [1:139, 1:6] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
  ....- attr(*, "dimnames")=List of 2
  .. .. ..$ : chr [1:139] "1" "4" "8" "10" ...
  .. .. ..$ : NULL
  ..$: num [1:139, 1:4] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
  ... - attr(*, "dimnames")=List of 2
  .. .. ..$ : chr [1:139] "1" "4" "8" "10" ...
  .. .. ..$ : NULL
 $ net.result: num [1:139, 1] 0.524 0.667 0.326 0.327 0.323 ...
  ..- attr(*, "dimnames")=List of 2
  .. ..$ : chr [1:139] "1" "4" "8" "10" ...
```

Paso 7. Lo veremos de otra forma. Calcularemos las predicciones correctas, pero desnormalizando los datos que anteriormente normalizamos. Eliminaremos esa normalización, aplicándoles la función inversa tanto a las predicciones como a los datos pruebas.

```
predicciones.correctas = predicciones$net.result * (max(datos$medv) - min(datos$medv)) + min(datos$medv)
```

La variable predicciones.correctas, son los datos de predicciones desnormalizados.

Las predicciones anteriores las hemos multiplicado por la resta entre máximo y mínimo, que lo que hace es darle la vuelta a lo que hicimos antes

Paso 8. Hacemos lo mismo para las pruebas

```
> pruebas.convertidas = (pruebas$medv) * (max(datos$medv) - min(datos$medv)) + min(datos$medv)
> |
```

Paso 9. Una vez que tenemos tanto las predicciones como las pruebas desnormalizados, calculamos el error que hemos producido al hacer la estimación.

El error sería la suma de las pruebas convertidas menos las predicciones correctas, elevado al cuadrado, y dividido entre el número de filas. El error es un 21% de esta red neuronal al intentar hacer la estimación de los precios medios.

```
> error = sum((pruebas.convertidas - predicciones.correctas)^2) /nrow(pruebas)
> error
[1] 21.78142
> |
```

Paso 10. Vamos a crear un dataframe con la relación entre el valor real y el valor de predicción, para compararlos y ver cuánto nos hemos ido equivocando. Creamos un dataframe y le pasamos las pruebas convertidas y las predicciones correctas

```
> errores = data.frame(pruebas.convertidas, predicciones.correctas)
> |
```

Paso 11. Si visualizamos estos errores, podemos ver los valores de la fila 4, el valor real del conjunto de pruebas 33.4 de nuestra predicción con la red neuronal día 35.01.

	-	
> errores		
	pruebas.convertidas	predicciones.correctas
1	24.0	28.558495
4	33.4	35.010222
8	27.1	19.662344
10	18.9	19.731539
11	15.0	19.542792
13	21.7	21.099439
14	20.4	19.483072
17	23.1	21.000675
18	17.5	17.228166
21	13.6	13.783447
23	15.2	16.167004

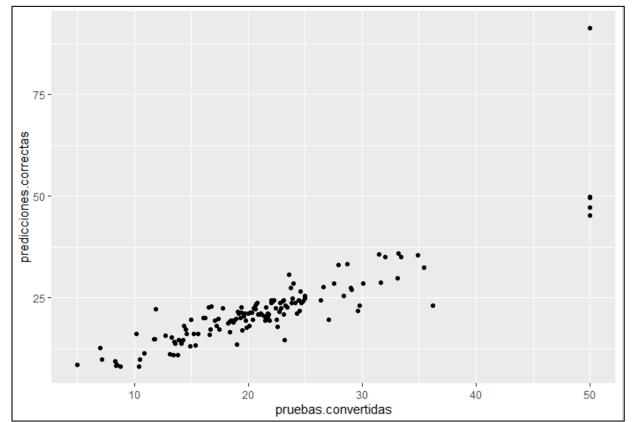
Tenemos un porcentaje de error en torno al 20%, pero vemos que realiza las predicciones en función de todas las demás características o columnas del dataset.

Paso 12. Podemos visualizar esto en un gráfico que se vea mejor. Cargamos la librería ggplot2, y creamos un gráfico al cual le pasamos el dataframe de los errores que acabamos de crear.

```
> library(ggplot2)
> grafico = ggplot(errores, aes(x=pruebas.convertidas, y=predicciones.correctas))
> grafico = grafico + geom_point()
> print(grafico)
>
```

En el eje x configuramos las pruebas convertidas (datos reales de prueba) y en el eje y las predicciones correctas. Indicamos que el grafico sea de tipo geom_point()

Paso 13. Visualizamos el grafico y ampliamos con el zoom. Vemos la relación entre el valor real del conjunto de pruebas y las predicciones realizadas.



Cuanto más se acerca al centro, por ejemplo, el 20-20 sería el valor exacto, es decir, exactamente el valor. El valor de predicción coincide con el valor real.

- Las aproximaciones son bastante más ajustadas, pero hay algunos casos que se va un poco, pero la mayor parte está bastante ajustadas entre el valor real y el valor de predicción.
- Si quisiéramos ajustar más, pues habría que aumentar el número de capas ocultas y el número de neuronas en cada una de las capas.