



TRABAJO FIN DE GRADO  
INGENIERÍA INFORMÁTICA

# Implementación optimizada sobre sistemas heterogéneos de algoritmos de Deep Learning para clasificación de imágenes

---

**Autor**

David Sánchez Pérez

**Directores**

José Miguel Mantas Ruiz



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍAS INFORMÁTICA Y DE  
TELECOMUNICACIÓN

Granada, mes de Febrero 2024









Implementación optimizada sobre  
sistemas heterogéneos de algoritmos de  
Deep Learning para clasificación de  
imágenes

---

**Autor**

David Sánchez Pérez

**Directores**

José Miguel Mantas Ruiz



## **Título del Proyecto: Subtítulo del proyecto**

Nombre Apellido1 Apellido2 (alumno)

**Palabras clave:** palabra\_clave1, palabra\_clave2, palabra\_clave3, .....

### **Resumen**

Poner aquí el resumen.





**Project Title: Project Subtitle**

First name, Family name (student)

**Keywords:** Keyword1, Keyword2, Keyword3, ....

**Abstract**

Write here the abstract in English.



---

Yo, **Nombre Apellido1 Apellido2**, alumno de la titulación TITULACIÓN de la **Escuela Técnica Superior de Ingenierías Informática y de Telecomunicación de la Universidad de Granada**, con DNI XXXXXXXXXX, autorizo la ubicación de la siguiente copia de mi Trabajo Fin de Grado en la biblioteca del centro para que pueda ser consultada por las personas que lo deseen.

Fdo: Nombre Apellido1 Apellido2

Granada a X de mes de 201 .



---

D. **Nombre Apellido1 Apellido2 (tutor1)**, Profesor del Área de XXXX del Departamento YYYY de la Universidad de Granada.

D. **Nombre Apellido1 Apellido2 (tutor2)**, Profesor del Área de XXXX del Departamento YYYY de la Universidad de Granada.

**Informan:**

Que el presente trabajo, titulado ***Título del proyecto, Subtítulo del proyecto***, ha sido realizado bajo su supervisión por **Nombre Apellido1 Apellido2 (alumno)**, y autorizamos la defensa de dicho trabajo ante el tribunal que corresponda.

Y para que conste, expiden y firman el presente informe en Granada a X de mes de 201 .

**Los directores:**

**Nombre Apellido1 Apellido2 (tutor1)**      **Nombre Apellido1 Apellido2 (tutor2)**



# Agradecimientos

Poner aquí agradecimientos...





# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Resumen . . . . .	1
1.2. Estado del arte . . . . .	1
1.3. Objetivos . . . . .	1
<b>2. Conceptos previos</b>	<b>3</b>
2.1. Machine Learning . . . . .	3
2.2. Componentes necesarios para el aprendizaje supervisado . . .	3
2.3. División de datos en entrenamiento y test . . . . .	4
2.4. Tipos de aprendizaje . . . . .	4
2.4.1. Aprendizaje Supervisado . . . . .	4
2.4.2. Aprendizaje No Supervisado . . . . .	4
2.4.3. Aprendizaje Por Refuerzo . . . . .	4
2.5. Redes Neuronales Totalmente Conectadas . . . . .	5
2.5.1. Neurona . . . . .	5
2.5.2. Estructura por capas . . . . .	5
2.5.3. Funciones de activación . . . . .	6
2.5.4. One-hot encoding . . . . .	8
2.5.5. Función de error o pérdida . . . . .	8
2.5.6. Descenso del gradiente . . . . .	8
2.5.7. Inicialización de pesos y sesgos . . . . .	10
2.5.8. Tipos de codificaciones . . . . .	11
2.5.9. Propagación hacia delante con softmax . . . . .	11
2.6. Redes Neuronales Convolucionales . . . . .	11
2.6.1. Capa convolucional . . . . .	11
2.6.2. Capa de agrupación máxima . . . . .	14
2.6.3. Capa de aplanado . . . . .	17
<b>3. Aportaciones</b>	<b>19</b>
3.1. Redes Neuronales Totalmente Conectadas . . . . .	19
3.1.1. Gradiente de la función de pérdida respecto a Soft- Max, [1] [2] . . . . .	19
3.1.2. BackPropagation con 1 capa oculta [3] [4] . . . . .	22

3.1.3. Retropropagación con 2 capas ocultas . . . . .	28
3.1.4. Conclusiones . . . . .	35
3.2. Paralelización en entrenamiento . . . . .	37
<b>4. Adaptación GPU</b>	<b>41</b>
4.1. GPU en Redes Neuronales Totalmente Conectadas . . . . .	41
4.2. GPU en Redes Neuronales Convolucionales . . . . .	41
<b>5. Comparación con distintas plataformas</b>	<b>43</b>
5.1. cuDNN . . . . .	43

# Índice de figuras

2.1. Imagen de una neurona . . . . .	5
2.2. Imagen de una capa de neuronas . . . . .	5
2.3. Imagen de la función de activación ReLU . . . . .	6
2.4. Imagen de la función de activación Sigmoides . . . . .	7
2.5. Imagen de la función de activación SoftMax . . . . .	7
2.6. Ejemplo de funcionamiento del descenso del gradiente . . . . .	8
2.7. Componentes en una capa convolucional . . . . .	11
2.8. Propagación hacia delante en una capa convolucional . . . . .	12
2.9. Propagación hacia delante en una capa convolucional con va- rios canales de profundidad . . . . .	13
2.10. Propagación hacia delante en una capa convolucional con va- rios filtros . . . . .	14
2.11. Componentes en una capa de agrupación máxima . . . . .	14
2.12. Propagación hacia delante en una capa de agrupación máxima	15
2.13. Propagación hacia delante en una capa de agrupación máxima	15
2.14. Propagación hacia delante en una capa de agrupación máxima	16
2.15. Propagación hacia delante en una capa de agrupación máxima	17
2.16. Propagación hacia delante en una capa de agrupación máxima	18
3.1. Estructura de una red con softmax . . . . .	19
3.2. Red Neuronal totalmente conectada con 1 capa oculta . . . . .	22
3.3. Imagen de backpropagation en la capa softmax . . . . .	23
3.4. Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa oculta y la capa SoftMax . . . . .	23
3.5. Imagen de los 'camino's desde la capa softmax hasta $n_0^1$ . . . . .	24
3.6. Imagen de backpropagation en la capa oculta h1 . . . . .	25
3.7. Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa input y la capa oculta h1 . . . . .	26
3.8. Imagen de los 'camino's desde la capa oculta h1 hasta $n_0^0$ . . . . .	27
3.9. Imagen de backpropagation en la capa input . . . . .	27
3.10. Red Neuronal totalmente conectada con 2 capas ocultas . . . . .	28
3.11. Imagen de backpropagation en la capa softmax . . . . .	28

3.12. Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa oculta h2 y la capa SoftMax . . . . .	29
3.13. Imagen de los 'caminos' desde la capa softmax hasta $n_0^2$ . . .	30
3.14. Imagen de backpropagation en la capa oculta h2 . . . . .	30
3.15. Imagen de backpropagation en los pesos entre las capas ocul- tas h1 y h2 . . . . .	31
3.16. Imagen de los 'caminos' desde la capa softmax hasta $n_0^1$ . . .	32
3.17. Imagen de backpropagation en la capa oculta h1 . . . . .	33
3.18. Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa input y la capa oculta h1 . . . . .	33
3.19. Imagen de los 'caminos' desde la capa oculta h1 hasta $n_0^0$ . .	34
3.20. Imagen de backpropagation en la capa input . . . . .	35
3.21. Imagen de backpropagation en la capa l . . . . .	36
3.22. Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa l-1 y l .	36

# Índice de cuadros



# Capítulo 1

## Introducción

1.1. Resumen

1.2. Estado del arte

1.3. Objetivos





## Capítulo 2

# Conceptos previos

### 2.1. Machine Learning

Se entiende como el campo de las ciencias de computación que en vez de enfocarse en el diseño de algoritmos explícitos, optan por el estudio de técnicas de aprendizaje. Este enfoque tiene un gran éxito en tareas computacionales donde no es factible diseñar un algoritmo de forma explícita. [5] En vez de averiguar las distintas reglas a seguir para llegar a una solución, esta alternativa permite simplemente suministrar ejemplos de lo que debería pasar en distintas situaciones, y dejar que la máquina aprenda y extraiga ella misma sus propias conclusiones. De esta forma, el procedimiento en aprendizaje supervisado consiste en 'entrenar' con una muestra de  $N$  ejemplos, extraer información de ellos, y posteriormente poder evaluar de forma 'correcta' (bajo un margen de error controlado) otra muestra de  $M$  ejemplos, siendo  $M > N$ . [6]

Este enfoque ha contribuido en el avance de áreas como reconocimiento de voz, visión por ordenador, procesamiento de lenguaje natural, etc.

### 2.2. Componentes necesarios para el aprendizaje supervisado

Datos de entrada  $X$  y de salida  $Y$  que el modelo empleará para aprender y tomar decisiones. Ambos se unen para formar un dataset de entradas-salidas  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ . Para que el aprendizaje sea posible, debe existir una función  $F: X \rightarrow Y$  tal que  $y_i = F(x_i)$  para  $i \in \{1 \dots N\}$ . De esta forma, en función del dataset  $D$ , el modelo tratará de encontrar una función  $G$  que aproxime  $F$  para dicho conjunto. Además, se suelen aplicar técnicas que permitan una mejor generalización del modelo, expandiendo las capacidades del mismo y permitiendo que su conocimiento pueda ser útil incluso fuera de la muestra de datos inicial. [6]

## 2.3. División de datos en entrenamiento y test

Para visualizar la generalización del modelo, el conjunto de datos  $D$  se suele dividir en 2 subconjuntos, (entrenamiento y test) de forma que se pueda estimar si realmente 'aprende' o solo memoriza.

Una vez realizada la división, se entrena el modelo con los datos del conjunto de entrenamiento. Cuando se termina el entrenamiento, se accede al conjunto test y se visualiza el rendimiento del modelo sobre el mismo. Como los datos de test no se emplearon en ningún momento, aportan una estimación sobre la generalización del modelo fuera de la muestra con la que se entrenó.

## 2.4. Tipos de aprendizaje

### 2.4.1. Aprendizaje Supervisado

Es el que se empleará en este proyecto. Se caracteriza por la presencia de una etiqueta 'correcta'  $y_i$  asociada a cada dato de entrada  $x_i$ . Posteriormente, la red empleará ambos valores para, a partir de  $x_i$ , tratar de deducir  $y_i$ . [6]

Aunque se trate de impedir, la existencia de ruido en los datos es inevitable, implicando que algunas etiquetas de  $Y=\{y_1, y_2, \dots, y_N\}$  puedan ser erróneas. Este tipo de aprendizaje se divide a su vez en problemas de clasificación y regresión, centrándose en predecir etiquetas o valores numéricos, respectivamente.

### 2.4.2. Aprendizaje No Supervisado

En este tipo de aprendizaje los datos no contienen ninguna información respecto a  $Y$ . De esta forma, el conjunto de datos  $D$  se compone exclusivamente de valores  $X=\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ . [6]

### 2.4.3. Aprendizaje Por Refuerzo

En este caso tampoco existe un  $y_i$  'correcto' asociado a cada  $x_i$ . En su lugar, se asocia a cada  $x_i$  una etiqueta con un valor posible de  $y_i$ , además de una medida que indica como de bueno es el mismo. [6]

## 2.5. Redes Neuronales Totalmente Conectadas

### 2.5.1. Neurona

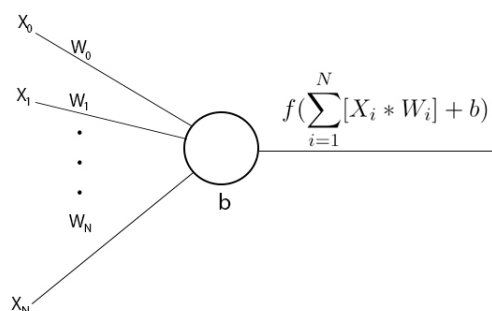


Figura 2.1: Imagen de una neurona

Una neurona parte de una serie de datos de entrada  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  tal que cada  $x_i \in X$  se encuentra asociado a un peso  $w_i \in W$ . Esta los emplea para realizar una suma ponderada y posteriormente añadir un sesgo  $b$ , además de aplicar una función de activación  $f$  sobre el resultado obtenido.

### 2.5.2. Estructura por capas

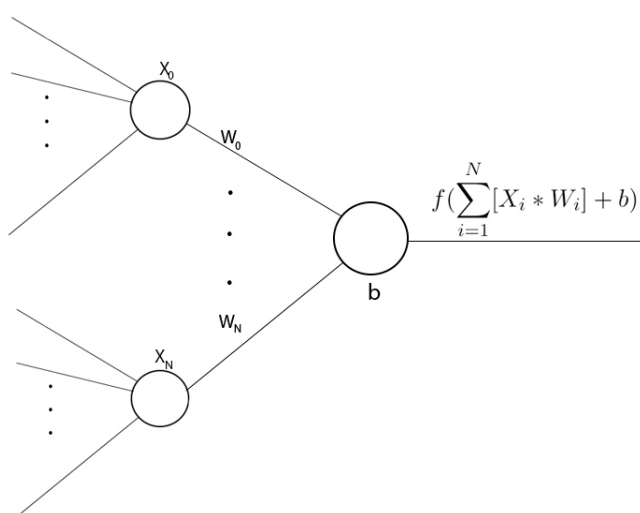


Figura 2.2: Imagen de una capa de neuronas

Las neuronas se suelen agrupar por capas, de tal forma que la salida de una compone la entrada de la siguiente, formando así modelos más sofisticados.

### 2.5.3. Funciones de activación

#### ReLU

$$ReLU(x) = \max(0, x) \quad (2.1)$$

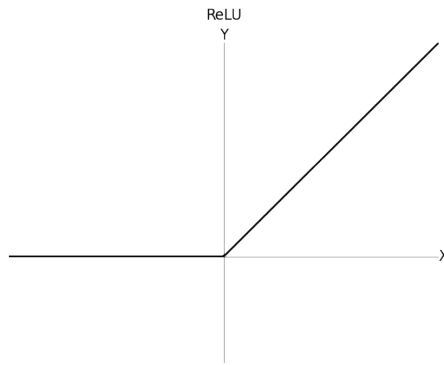


Figura 2.3: Imagen de la función de activación ReLU

A cambio de un bajo coste computacional, aporta no linealidad a la neurona, permitiendo a esta aprender funciones de mayor complejidad. Como su gradiente es 0 o 1, evita una reducción excesiva del mismo para valores positivos, mitigando así el problema del desvanecimiento del gradiente, caracterizado por la presencia de gradientes muy pequeños en backpropagation y provocar un aprendizaje lento. [7]

#### Sigmoide

$$sigmoide(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.2)$$



Figura 2.4: Imagen de la función de activación Sigmoide

Se trata de una función interesante en el ámbito de la clasificación binaria, pues se caracteriza por transformar un valor de entrada en una salida comprendida en el rango  $[0-1]$ .

Aunque sea monótona creciente y diferenciable en todos los puntos, tiende a saturarse con valores extremos (positivos o negativos). Por tanto, su aplicación dependerá del caso concreto a tratar. [8]

## SoftMax

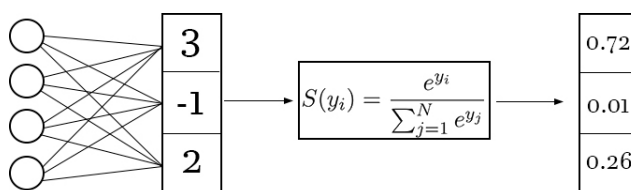


Figura 2.5: Imagen de la función de activación SoftMax

Para  $n$  entradas, produce  $n$  salidas con valores en el rango  $[0-1]$  que mantienen la proporción de entrada y cuya suma es 1. Por tanto, se pueden interpretar como la probabilidad de pertenencia a cada clase, siendo especialmente útil en clasificación multiclase. [9]

### 2.5.4. One-hot encoding

### 2.5.5. Función de error o pérdida

#### Entropía Cruzada

$$E(y, \hat{y}) = - \sum_{i=1}^H [y_i * \log(\hat{y}_i)] \quad (2.3)$$

Es una métrica empleada en aprendizaje automático para medir qué tan bien se desempeña un modelo de clasificación. La pérdida o error se mide como un valor en el rango  $[0-1]$ , siendo 0 un modelo perfecto y 1 otro totalmente erróneo. [10]

H es el número de clases al que puede pertenecer cada dato de entrada  $x_i \in X$ .

#### Sigmoid Cross Entropy Loss

Es un caso particular de entropía cruzada caracterizado por la presencia de un número de clases igual a 2.

$$E(x) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i * \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) * \log(1 - \hat{y}_i)] \quad (2.4)$$

$y$  = etiqueta real

$\hat{y}$  = predicción

### 2.5.6. Descenso del gradiente

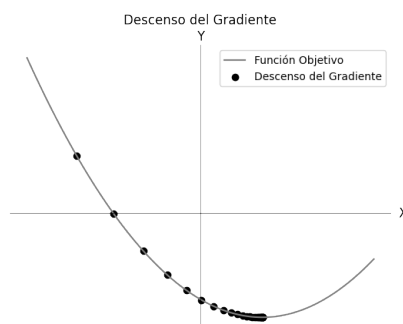


Figura 2.6: Ejemplo de funcionamiento del descenso del gradiente

Es un método de optimización iterativo que busca el mínimo local en una función diferenciable. En la figura 2.6 se muestra un ejemplo del mismo,

donde cada punto representa una iteración del algoritmo.

Su nombre viene del término 'gradiente', siendo este una generalización multivariable de la derivada y denominado por el símbolo  $\nabla$ . Para una función  $f$  y un punto  $p$ , este indica la dirección del máximo incremento en la misma. El descenso del gradiente usa esta información para, una vez obtenido el gradiente, desplazarse en dirección contraria, es decir, en dirección del mínimo. Además, la distancia que se recorre en cada iteración viene dada por un hiperparámetro denominado "learning rate" o  $\alpha$ . [11] [12] [13]

## Entrenamiento

De esta forma, el procedimiento para entrenar una red neuronal consiste en, para una entrada  $x_i$  y una etiqueta asociada  $y_i$ , emplear  $x_i$  para producir una predicción  $\hat{y}_i$  (**ForwardPropagation** o Propagación hacia delante) que posteriormente se podrá comparar con  $y_i$  mediante una función de error  $H(x)$  y obtener una medida de lo buena o mala que fue la misma. Una vez obtenido dicho "error", se aplica el algoritmo del descenso del gradiente para cada parámetro de la red (**BackPropagation** o retropropagación). [10]

$$W_{t+1} = W_t - \alpha * \frac{\partial H(x)}{\partial W_t} \quad (2.5)$$

$$b_{t+1} = b_t - \alpha * \frac{\partial H(x)}{\partial b_t} \quad (2.6)$$

Así, se actualizarán los parámetros de la red neuronal según las fórmulas 2.5 y 2.6. En ellas,  $W_t$  y  $b_t$  indican los valores del peso  $W$  y bias  $b$  en el instante o iteración  $t$ , de la misma forma que  $W_{t+1}$  y  $b_{t+1}$  representan los valores de los mismos en el instante  $t+1$ . [14]

### Descenso del gradiente estocástico

---

**Algorithm 1** Descenso del gradiente estocástico [15]
 

---

```

Datos de entrenamiento  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ .
for época  $p \in \{0, \dots, P - 1\}$  do
  Desordenar vector de datos  $D$ .
  for  $i \in [m_{inicio}, \dots, m_{fin}]$  do
    Obtener pareja de datos  $(x_i, y_i) \in D$ 
    Realizar propagación hacia delante de  $x_i$  y obtener predicción  $\hat{y}_i$ .
    Evaluar  $\hat{y}_i$  con la función de pérdida y calcular el error  $e_i$ .
    Realizar propagación hacia detrás y obtener gradientes
    de cada parámetro del modelo.
    Actualizar parámetros.
  end for
end for
  
```

---

Es una variante que sustituye el gradiente real por una estimación del mismo, logrando reducir la carga computacional y tiempo de entrenamiento a cambio de una menor tasa de convergencia. [16] [17]

Se caracteriza por, en cada época, dividir el conjunto de entrenamiento en varios subconjuntos aleatorios y disjuntos entre ellos (mini-batch), de tal forma que se calcule el gradiente y actualicen los parámetros del modelo en cada uno de ellos. [16]

#### 2.5.7. Inicialización de pesos y sesgos

##### Inicialización de pesos

Como función de activación se empleará ReLU. Por tanto, tal y como se indica en la bibliografía, se inicializan los pesos mediante la “inicialización He” o “inicialización Kaiming He”. Esta consiste en, para un peso  $w$ , inicializarlo según una distribución gaussiana con una media de 0.0 y una desviación típica de  $\sqrt{\frac{2}{N_{in}}}$ , siendo  $N_{in}$  el número de neuronas en la capa de entrada. [18] [19] [20].

##### Inicialización de sesgos

De la misma forma, se sigue la bibliografía y los sesgos se inicializarán a 0.0. [21] [22]



### 2.5.8. Tipos de codificaciones

En el campo de machine learning existen varios tipos de codificaciones. De esta forma, para codificar 3 clases distintas se podrían codificar o bien mediante  $\{1, 2, 3\}$  (codificación de etiquetas), o mediante  $\{100, 010, 001\}$  (codificación one-hot), por ejemplo. En este proyecto se empleará la codificación one-hot, pues aporta unas ventajas que se contemplarán con detalle en secciones posteriores.

### 2.5.9. Propagación hacia delante con softmax

Suponemos que para un  $x_i$  dado, se obtiene  $S(\hat{y}) = [S(\hat{y}_1), S(\hat{y}_2), S(\hat{y}_3)] = [0.04, 0.7, 0.26]$

Para dicho  $x_i$ ,  $y_i = [0, 0, 1]$

En este caso, el modelo cree que  $x_i$  pertenece a la clase 2 (0.7 es el mayor número del vector  $S(\hat{y})$ ). Sin embargo,  $y_i$  indica que  $x_i$  pertenece a la clase 3.

Se calcula el error de entropía cruzada:

$$E(y, S(\hat{y})) = -(0 * \log(0.04) + 0 * \log(0.7) + 1 * \log(0.26)) \quad (2.7)$$

$$E(y, S(\hat{y})) = -\log(0.26) = 0.585 \quad (2.8)$$

[1]

## 2.6. Redes Neuronales Convolucionales

### 2.6.1. Capa convolucional

#### Componentes

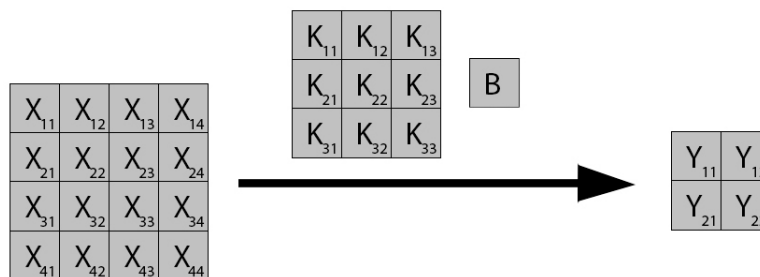


Figura 2.7: Componentes en una capa convolucional

Una capa convolucional parte de un volumen de entrada  $X$ , un kernel de filtros  $K$ , un sesgo  $B$  y una función de activación para, mediante una convolución, obtener un volumen de salida  $Y$ . [23] [24].

### Propagación hacia delante

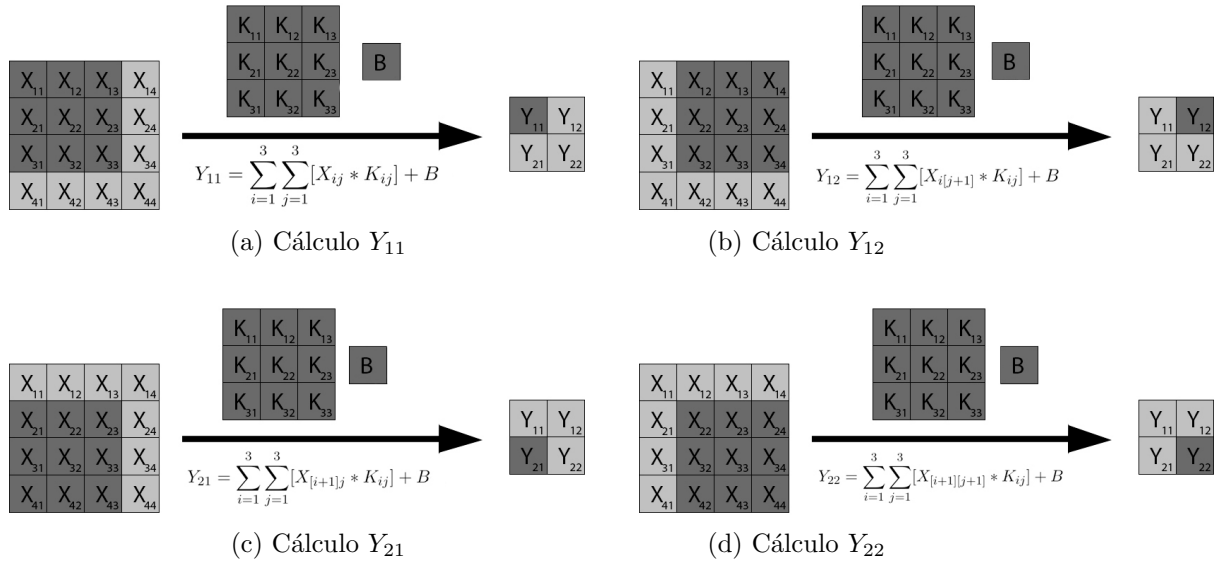


Figura 2.8: Propagación hacia delante en una capa convolucional

Una convolución entre 2 volúmenes de datos  $X$  y  $K$ , consiste en “deslizar  $K$  sobre  $X$ ” tal y como se muestra en la Figura 2.8. De esta forma, en cada “paso” se recorren ambos volúmenes, multiplicando los elementos de  $X$  y  $K$  que se encuentren en la misma posición. Posteriormente, se suma cada resultado obtenido, además de un sesgo  $B$  y finalmente aplicar una función de activación. [23]

En la Figura 2.8 se emplea un volumen  $X$  con un solo canal de profundidad. Sin embargo, este no es el caso común. Por tanto, se denotará como  $X_{ij}^c$  al elemento de  $X$  que se encuentre en la posición  $(i,j)$  del canal de profundidad  $c$ . [24].

## Propagación hacia delante, canales de profundidad

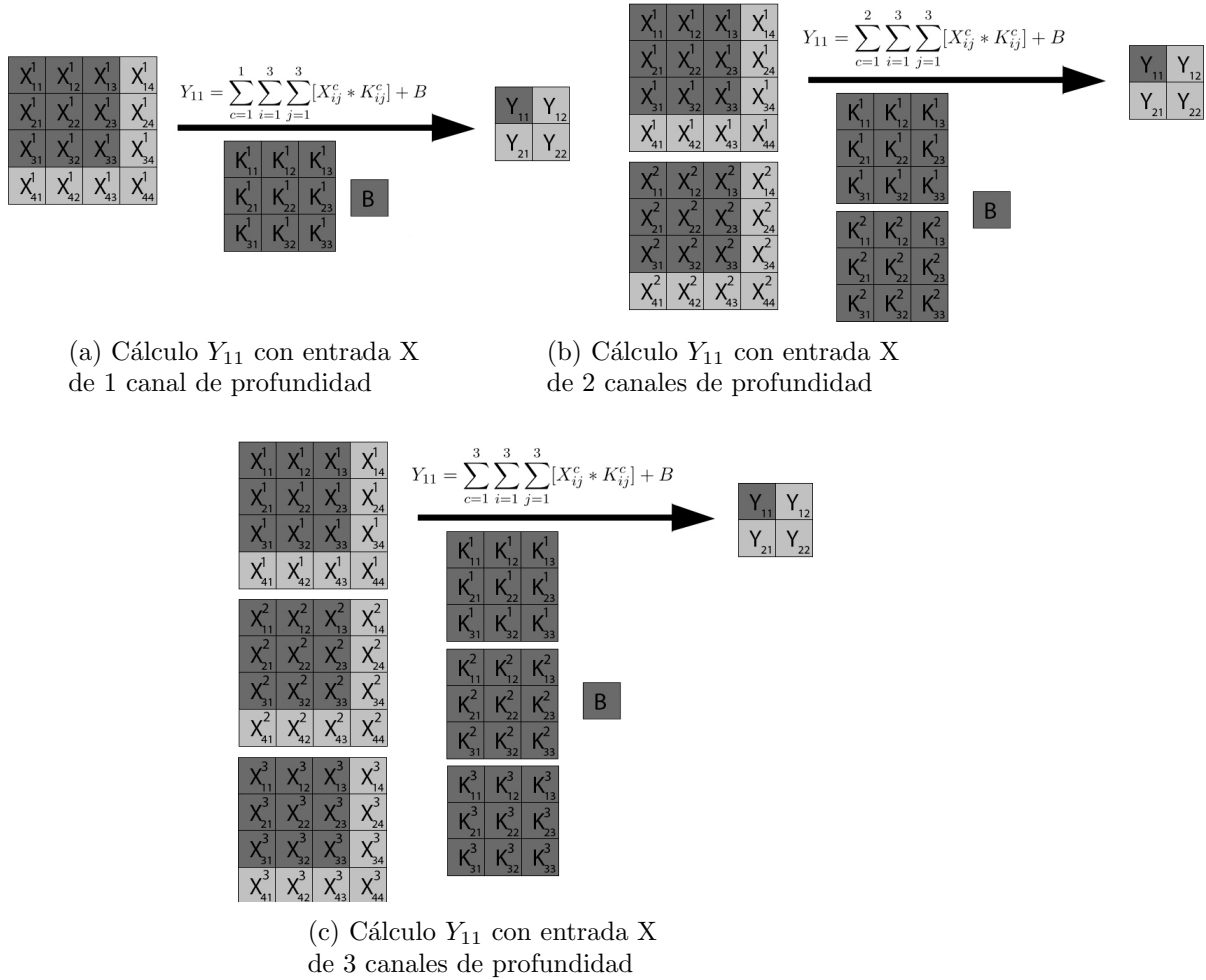


Figura 2.9: Propagación hacia delante en una capa convolucional con varios canales de profundidad

De esta forma, en la Figura 2.9 se muestra como una convolución con  $C$  canales de profundidad se descompone en la suma de  $C$  convoluciones con un canal de profundidad.

Para una entrada  $X$  con  $C$  canales de profundidad,  $\text{convolución}(X, K) = \text{convolución}(X^1, K^1) + \text{convolución}(X^2, K^2) + \dots + \text{convolución}(X^C, K^C)$ . Por último, en cada “paso” del “deslizamiento” se suma un solo sesgo y se aplica una sola vez la función de activación, independientemente del número de canales de profundidad que presente la entrada  $X$ .

### Propagación hacia delante, número de filtros

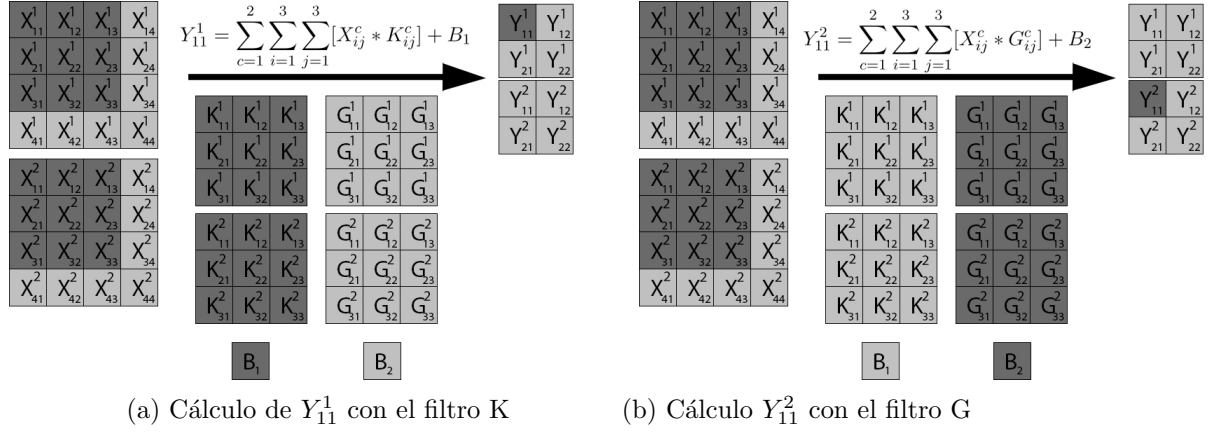


Figura 2.10: Propagación hacia delante en una capa convolucional con varios filtros

Cada convolución entre dos volúmenes 3D produce un volumen de salida 2D. Por tanto, al aplicar  $N$  convoluciones entre un volumen de entrada  $X$  y una serie de filtros  $K = \{K_1, K_2, \dots, K_N\}$ , se obtendrá un volumen 3D de salida con tantas capas de profundidad como convoluciones se aplicaron ( $N$ ).

En la Figura 2.10 se observa como al aplicar  $N=2$  convoluciones sobre la misma entrada  $X$  (una con el filtro  $K$  y otra con el filtro  $G$ ) se obtiene un volumen de salida con 2 capas de profundidad. [24]

#### 2.6.2. Capa de agrupación máxima

##### Componentes

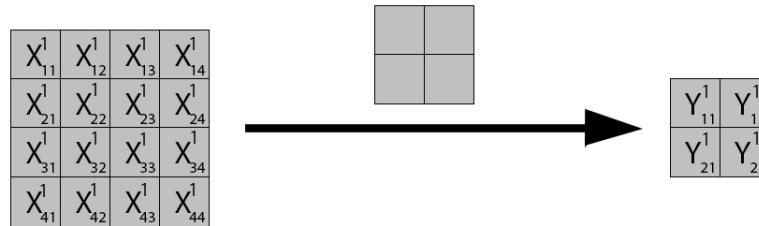


Figura 2.11: Componentes en una capa de agrupación máxima

Al igual que las capas convolucionales, las capas de agrupación máxima también presentan una “ventana” que se irá deslizando por el volumen de entrada. Sin embargo, el resultado en cada iteración viene dado por el valor máximo contenido en ella. Por tanto, no presenta parámetros asociados.

### Propagación hacia delante

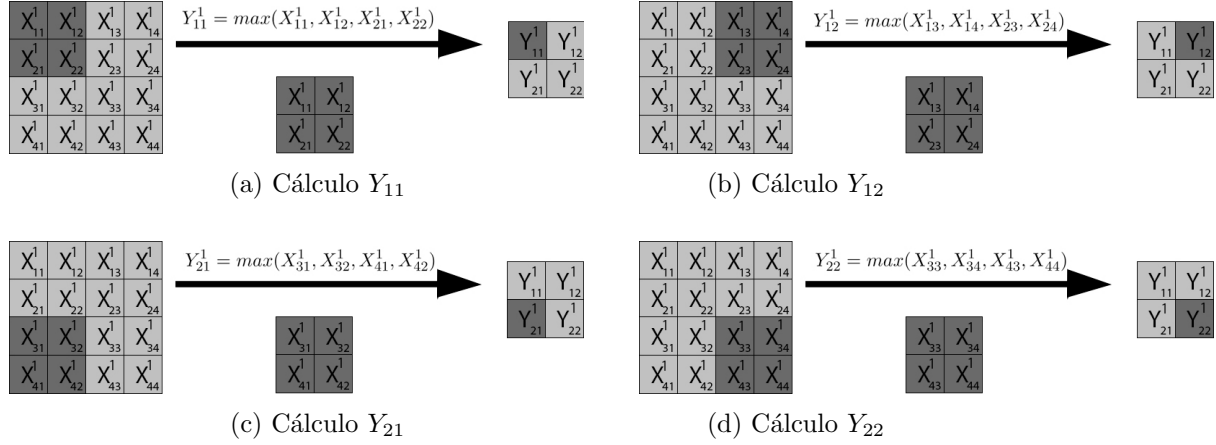


Figura 2.12: Propagación hacia delante en una capa de agrupación máxima

A diferencia de las capas convolucionales, las capas de agrupación máxima no comparten regiones del volumen de entrada entre distintas iteraciones. Esto se muestra en las figuras 2.12 y 2.8.

### Propagación hacia delante, canales de profundidad

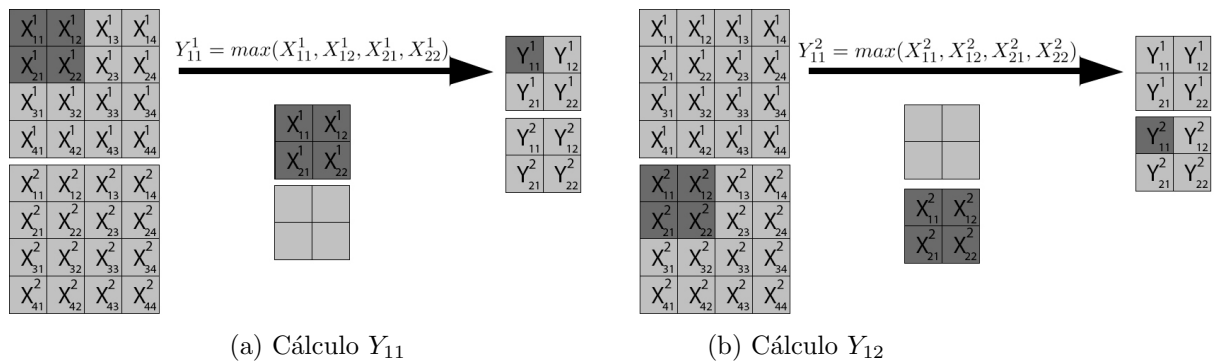


Figura 2.13: Propagación hacia delante en una capa de agrupación máxima

Tal y como se muestra en la figura 2.13, cada “ventana” se desliza sobre el volumen de entrada en un canal de profundidad distinto.

## Propagación hacia atrás

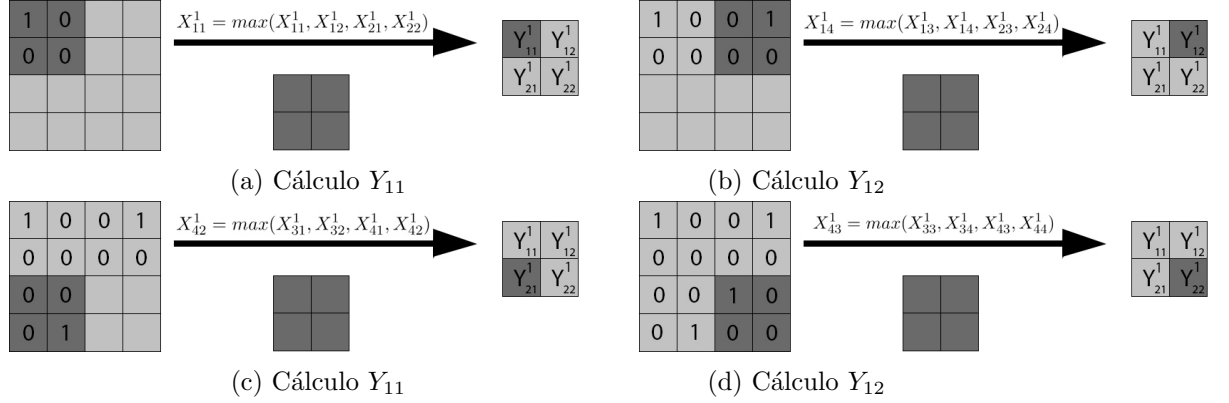


Figura 2.14: Propagación hacia adelante en una capa de agrupación máxima

Para la primera iteración de la figura 2.14, en la propagación hacia atrás se calcula el gradiente respecto al volumen de entrada de la siguiente forma:

$$\frac{\partial E}{\partial X_{11}^1} = \frac{\partial E}{\partial Y} * \frac{\partial Y}{\partial X_{11}^1} \quad (2.9)$$

$$\frac{\partial E}{\partial X_{12}^1} = \frac{\partial E}{\partial Y} * \frac{\partial Y}{\partial X_{12}^1} \quad (2.10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial X_{21}^1} = \frac{\partial E}{\partial Y} * \frac{\partial Y}{\partial X_{21}^1} \quad (2.11)$$

$$\frac{\partial E}{\partial X_{22}^1} = \frac{\partial E}{\partial Y} * \frac{\partial Y}{\partial X_{22}^1} \quad (2.12)$$

Tomando el ejemplo de la figura 2.14 (a), se obtiene que  $Y_{11}^1 = X_{11}^1$ . Por tanto, las fórmulas anteriores se convierten en:

$$\frac{\partial E}{\partial X_{11}^1} = \frac{\partial E}{\partial Y} * \frac{\partial X_{11}^1}{\partial X_{11}^1} = \frac{\partial E}{\partial Y} * 1 = \frac{\partial E}{\partial Y} \quad (2.13)$$

$$\frac{\partial E}{\partial X_{12}^1} = \frac{\partial E}{\partial Y} * \frac{\partial X_{11}^1}{\partial X_{12}^1} = \frac{\partial E}{\partial X_{11}^1} * 0 \quad (2.14)$$

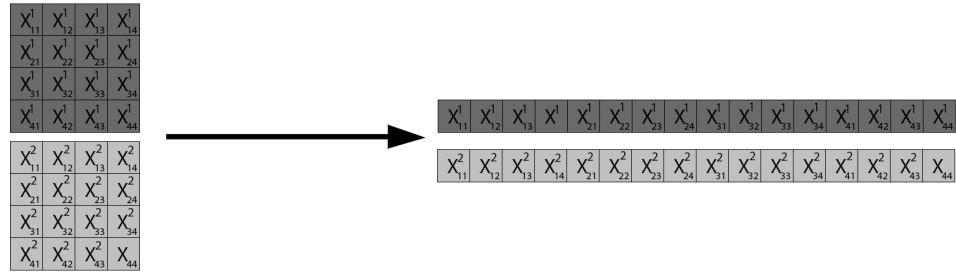
$$\frac{\partial E}{\partial X_{21}^1} = \frac{\partial E}{\partial Y} * \frac{\partial X_{11}^1}{\partial X_{21}^1} = \frac{\partial E}{\partial X_{11}^1} * 0 \quad (2.15)$$

$$\frac{\partial E}{\partial X_{22}^1} = \frac{\partial E}{\partial Y} * \frac{\partial X_{11}^1}{\partial X_{22}^1} = \frac{\partial E}{\partial X_{11}^1} * 0 \quad (2.16)$$

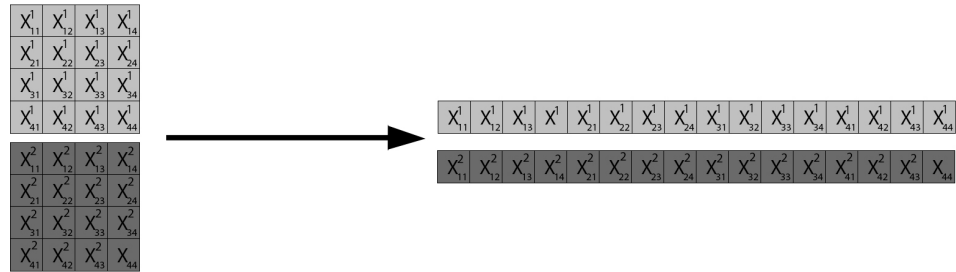
Como el resultado obtenido en cada iteración solo depende del valor máximo de la ventana, tiene sentido que la derivada de la salida  $Y$  respecto a la entrada  $X$  sea igual a 1 solo en dicho caso y 0 en el resto. [25] [26]

### 2.6.3. Capa de aplanado

#### Propagación hacia delante



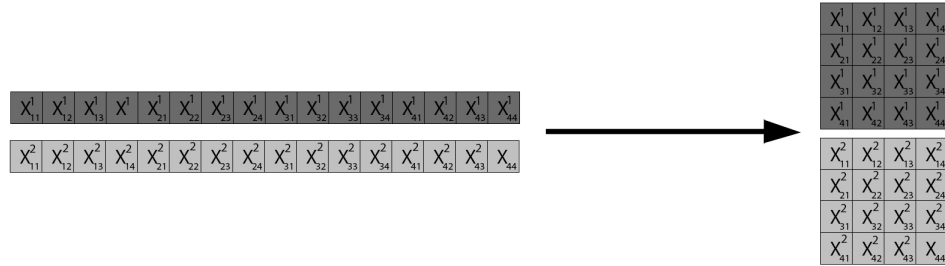
(a) Propagación hacia delante de la capa de aplanado con la primera capa de profundidad



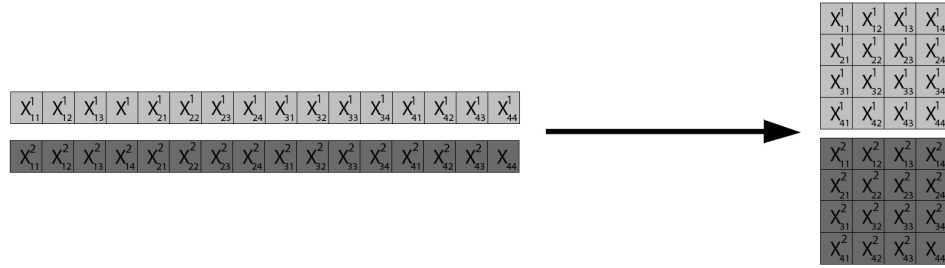
(b) Propagación hacia delante de la capa de aplanado con la segunda capa de profundidad

Figura 2.15: Propagación hacia delante en una capa de agrupación máxima

### Propagación hacia atrás



(a) Propagación hacia atrás de la capa de aplanado con la primera capa de profundidad



(b) Propagación hacia atrás de la capa de aplanado con la segunda capa de profundidad

Figura 2.16: Propagación hacia adelante en una capa de agrupación máxima

[27]



## Capítulo 3

# Aportaciones

### 3.1. Redes Neuronales Totalmente Conectadas

#### 3.1.1. Gradiente de la función de pérdida respecto a SoftMax, [1] [2]

Siendo  $Z_i$  la entrada  $i$  de la última capa, se denotará mediante  $O_i$  una vez se le aplique SoftMax.

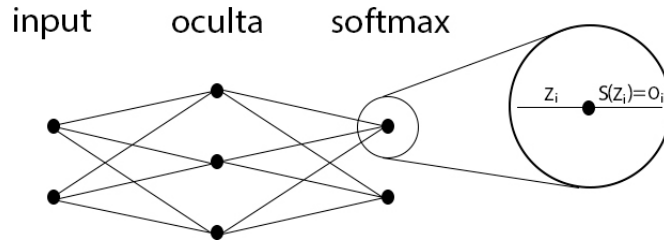


Figura 3.1: Estructura de una red con softmax

$$E = - \sum_{i=1}^H [y_i * \log(O_i)] \quad (3.1)$$

Según esta notación, la función de error 2.3 se convierte en la fórmula 3.1.

#### Gradiente de la función de error

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = \frac{\partial (- \sum_{i=1}^H [y_i * \log(O_i)])}{\partial Z_k} = - \sum_{i=1}^H [\frac{\partial (y_i * \log(O_i))}{\partial Z_k}] \quad (3.2)$$

Como  $y_i$  es independiente respecto a  $Z_k$ , se trata como una constante.

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = - \sum_{i=1}^H [y_i * \frac{\partial(\log(O_i))}{\partial Z_k}] \quad (3.3)$$

Se aplica la regla de la cadena, pues  $O_i$  no depende directamente de  $Z_k$ ,

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = - \sum_{i=1}^H [y_i * \frac{\partial(\log(O_i))}{\partial O_i} * \frac{\partial O_i}{\partial Z_k}] \quad (3.4)$$

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = - \sum_{i=1}^H [\frac{y_i}{O_i} * \frac{\partial O_i}{\partial Z_k}] \quad (3.5)$$

**Derivada de softmax respecto de su entrada,**  $\frac{\partial O_i}{\partial Z_k}$

Hay 2 casos posibles,  $\frac{S(Z_i)}{Z_i}$  o  $\frac{S(Z_i)}{Z_j}$ , donde  $i \neq j$ .

**Caso**  $\frac{S(Z_i)}{Z_i}$

$$\frac{\partial f(x)}{\partial g(x)} = \frac{f'(x) * g(x) - g'(x) * f(x)}{g(x)^2} \quad (3.6)$$

$$S(z_i) = \frac{e^{Z_i}}{e^{Z_1} + \dots + e^{Z_H}} \quad (3.7)$$

$$\frac{\partial S(Z_1)}{\partial Z_1} = \frac{[\frac{\partial e^{Z_1}}{\partial Z_1} * (e^{Z_1} + \dots + e^{Z_H})] - [\frac{\partial(e^{Z_1} + \dots + e^{Z_H})}{\partial Z_1} * e^{Z_1}]}{(e^{Z_1} + \dots + e^{Z_H})^2} \quad (3.8)$$

Se aplica  $\frac{\partial e^{Z_1}}{\partial Z_1} = e^{Z_1}$

$$\frac{\partial S(Z_1)}{\partial Z_1} = \frac{[e^{Z_1} * \sum_{i=1}^H e^{Z_i}] - [e^{Z_1} * e^{Z_1}]}{(\sum_{i=1}^H e^{Z_i})^2} \quad (3.9)$$

$$(3.10)$$

Se saca factor común  $e^{Z_1}$

$$\frac{\partial S(Z_1)}{\partial Z_1} = \frac{e^{Z_1} ([\sum_{i=1}^H e^{Z_i}] - e^{Z_1})}{(\sum_{i=1}^H e^{Z_i})^2} \quad (3.11)$$

$$\frac{\partial S(Z_1)}{\partial Z_1} = \frac{e^{Z_1}}{\sum_{i=1}^H e^{Z_i}} * \frac{[\sum_{i=1}^H e^{Z_i}] - e^{Z_1}}{\sum_{i=1}^H e^{Z_i}} \quad (3.12)$$

Se recuerda que  $\frac{\sum_{i=1}^H e^{Z_i}}{\sum_{i=1}^H e^{Z_i}} = 1$  y que  $S(Z_1) = \frac{e^{Z_1}}{\sum_{i=1}^H e^{Z_i}}$

$$\frac{\partial S(Z_1)}{\partial Z_1} = S(Z_1) * (1 - S(Z_1)) \quad (3.13)$$

**Caso  $\frac{S(Z_i)}{Z_j}$ , con  $i \neq j$**

$$\frac{\partial S(Z_2)}{\partial Z_1} = \frac{[\frac{\partial e^{Z_2}}{\partial Z_1} * (e^{Z_1} + \dots + e^{Z_H})] - [\frac{\partial(e^{Z_1} + \dots + e^{Z_H})}{\partial Z_1} * e^{Z_2}]}{(e^{Z_1} + \dots + e^{Z_H})^2} \quad (3.14)$$

$$\frac{\partial S(Z_2)}{\partial Z_1} = \frac{[0 * [\sum_{i=1}^H e^{Z_i}]] - [e^{Z_1} * e^{Z_2}]}{(\sum_{i=1}^H e^{Z_i})^2} \quad (3.15)$$

$$\frac{\partial S(Z_2)}{\partial Z_1} = \frac{-e^{Z_1} * e^{Z_2}}{(\sum_{i=1}^H e^{Z_i})^2} \quad (3.16)$$

$$\frac{\partial S(Z_2)}{\partial Z_1} = \frac{-e^{Z_1}}{\sum_{i=1}^H e^{Z_i}} * \frac{e^{Z_2}}{\sum_{i=1}^H e^{Z_i}} \quad (3.17)$$

$$\frac{\partial S(Z_2)}{\partial Z_1} = -S(Z_1) * S(Z_2) \quad (3.18)$$

### Combinación de casos

De esta forma, tendremos que dividir el proceso en 2 partes, cuando  $i$  sea igual a  $j$ , y cuando  $i \neq j$ , perteneciendo a la primera todos los casos menos uno.

Parte izquierda cuando  $i \neq k$ , parte derecha cuando  $i = k$ .

Retomamos la fórmula 3.5, aplicando 3.18 en la parte izquierda y 3.13 en la derecha.

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = -[\sum_{i \neq k}^H [\frac{y_i}{O_i} * -O_i * O_k] + \frac{y_k}{O_k} * O_k * (1 - O_k)] \quad (3.19)$$

Se simplifica  $O_i$  en la parte izquierda y  $O_k$  en la derecha.

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = -[\sum_{i \neq k}^H [-y_i * O_k] + [y_k * (1 - O_k)]] \quad (3.20)$$

Se extrae  $O_k$  de la suma, pues es independiente respecto al índice  $i$

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = -[-O_k \sum_{i \neq k}^H -y_i + [y_k * (1 - O_k)]] \quad (3.21)$$

### Simplificación One-Hot

Al emplear la codificación one-hot en  $Y$ , se sabe que la suma de sus elementos es igual a 1.

$$\sum_{i=1}^H y_i = 1 \quad (3.22)$$

$$\sum_{i \neq k}^H y_i = \sum_{i=1}^H y_i - y_k = 1 - y_k \quad (3.23)$$

Se emplea 3.23 para simplificar la suma en 3.21.

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = [O_k * (1 - y_k)] - [y_k * (1 - O_k)] \quad (3.24)$$

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = O_k - O_k * y_k - y_k + O_k * y_k \quad (3.25)$$

Se simplifica  $O_k * y_k$ .

$$\frac{\partial E}{\partial Z_k} = O_k - y_k = \text{gradiente\_}Z_k \quad (3.26)$$

#### 3.1.2. BackPropagation con 1 capa oculta [3] [4]

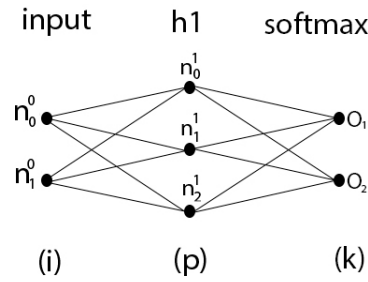


Figura 3.2: Red Neuronal totalmente conectada con 1 capa oculta

La Figura 3.2 se compone de 'puntos' interconectados mediante líneas, representando neuronas y pesos que las conectan respectivamente. Cada punto corresponde a una neurona, y cada línea a un peso.

La Figura 3.2 presenta 3 capas (input, h1, softmax) que corresponden a capa de entrada, capa oculta  $h_1$ , y capa de salida respectivamente. El superíndice indica la capa a la que pertenece una neurona o peso, mientras que el

subíndice indica el número del mismo en su respectiva capa. En el caso de los pesos, se requieren 2 subíndices para identificar a cada uno (pues un peso une 2 neuronas).

La capa de entrada se compone de 2 neuronas ( $n_0^0$  y  $n_1^0$ ).

La capa oculta  $h_1$  tiene 3 neuronas ( $n_0^1$ ,  $n_1^1$ , y  $n_2^1$ ).

El peso  $W_{jk}^i$  referencia al peso que une las neuronas  $n_j^i$  y  $n_k^{i+1}$ .

De forma adicional, se recuerda que  $Z_i$  representa la entrada  $i$  de la capa SoftMax, y  $O_i$  su salida.

### Capa SoftMax

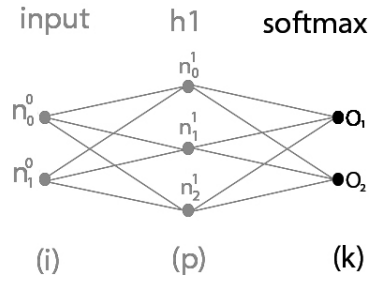


Figura 3.3: Imagen de backpropagation en la capa softmax

Sea la neurona  $n_j^i$ , se define como  $a_j^i$  el valor de dicha neurona antes de aplicar sobre ella su función de activación asociada, y  $z_j^i$  el obtenido tras aplicarla.

Tal y como se calculó previamente, el gradiente de la función de pérdida respecto a cada  $Z_i$  viene dado por la fórmula 3.26.

### Pesos capas h1-SoftMax

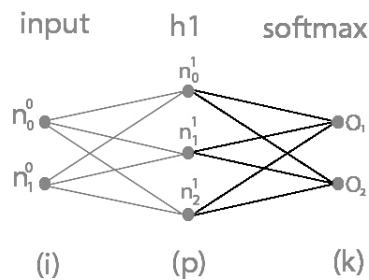


Figura 3.4: Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa oculta y la capa SoftMax

Una vez calculado el gradiente hasta la capa softmax, se puede calcular el gradiente respecto a cada peso  $W_{pk}^1$  que se encuentra conectado a esta

desde la capa anterior. Es decir, para cada  $h_p^1 \in h_1$ , se calcula  $\frac{dE(x)}{dW_{pk}^1}$ . Usando la regla de la cadena, equivale a realizar lo siguiente:

$$\frac{\partial Z_k}{\partial W_{pk}^1} = \frac{\partial(z_p^1 * W_{pk}^1 + b_k^2)}{\partial W_{pk}^1} = z_p^1 \quad (3.27)$$

$$\frac{\partial E(x)}{\partial W_{pk}^1} = \text{gradiente\_}Z_k * \frac{\partial Z_k}{\partial W_{pk}^1} = \text{gradiente\_}Z_k * z_p^1 \quad (3.28)$$

### Sesgos capa softmax

$$\frac{\partial E}{\partial b_k^2} = \frac{\partial E}{\partial Z_k} * \frac{\partial Z_k}{\partial b_k^2} \quad (3.29)$$

$$\frac{\partial Z_k}{\partial b_k^2} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^P z_c^1 * W_{pk}^1] + b_k^2)}{\partial b_k^2} = 1 \quad (3.30)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_k^2} = \text{gradiente\_}Z_k \quad (3.31)$$

### Capa oculta h1

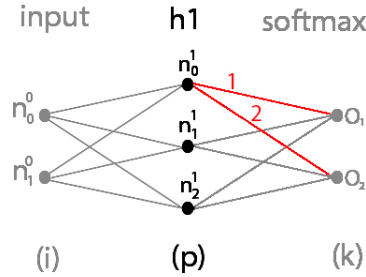


Figura 3.5: Imagen de los 'caminos' desde la capa softmax hasta  $n_0^1$

En la figura 3.5 se muestra como hay más de un 'camino' desde la capa softmax hasta  $n_p^1$ . Por tanto, para obtener el gradiente de la pérdida respecto a  $n_p^1$ , habría que calcular la suma de todos los 'caminos' hacia este.

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^1} = \sum_{k=1}^K \frac{\partial E_k}{\partial a_p^1} = \sum_{k=1}^K \text{gradiente\_}Z_k * \frac{\partial Z_k}{\partial z_p^1} * \frac{\partial z_p^1}{\partial a_p^1} \quad (3.32)$$

$$\frac{\partial Z_k}{\partial z_p^1} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^P z_c^1 * W_{ck}^1] + b_k^2)}{\partial z_p^1} = W_{pk}^1 \quad (3.33)$$

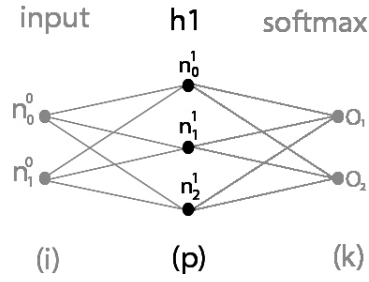


Figura 3.6: Imagen de backpropagation en la capa oculta h1

En la capa oculta h1 se emplea la función de activación sigmoide.

$$sigmoide(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.34)$$

$$sigmoide'(x) = \frac{sigmoide(x)}{1 - sigmoide(x)} \quad (3.35)$$

De esta forma,

$$\frac{\partial z_p^1}{\partial a_p^1} = \frac{\partial sigmoide(a_p^1)}{\partial a_p^1} = sigmoide(a_p^1) * (1 - sigmoide(a_p^1)) \quad (3.36)$$

Se retoma la fórmula 3.32 mediante la aplicación de 3.33 y 3.36

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^1} = \sum_{k=1}^K gradiente\_Z_k * W_{pk}^1 * sigmoide(a_p^1) * (1 - sigmoide(a_p^1)) \quad (3.37)$$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^1} = gradiente\_h1_p \quad (3.38)$$

## Pesos capas input-h1

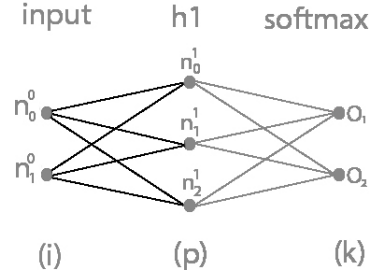


Figura 3.7: Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa input y la capa oculta h1

$$\frac{\partial a_p^1}{\partial W_{ip}^0} = \frac{\partial [\sum_{c=1}^I z_c^0 * W_{cp}^0] + b_p^1}{\partial W_{ip}^0} = z_i^0 \quad (3.39)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ip}^0} = \frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^1} * \frac{\partial a_p^1}{\partial W_{ip}^0} \quad (3.40)$$

$$\frac{\partial E(x)}{\partial W_{ip}^0} = \text{gradiente\_h1}_p * \frac{\partial a_p^1}{\partial W_{ip}^0} = \text{gradiente\_h1}_p * z_i^0 \quad (3.41)$$

## Sesgos capa h1

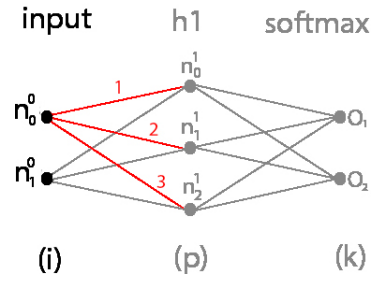
$$\frac{\partial E}{\partial b_p^1} = \frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^1} * \frac{\partial a_p^1}{\partial b_p^1} \quad (3.42)$$

$$\frac{\partial a_p^1}{\partial b_p^1} = \frac{\partial ([\sum_{c=1}^I z_c^0 * W_{cp}^0] + b_p^1)}{\partial b_p^1} = 1 \quad (3.43)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_p^1} = \text{gradiente\_h1}_p \quad (3.44)$$



## Capa input

Figura 3.8: Imagen de los 'caminos' desde la capa oculta h1 hasta  $n_0^0$ 

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_i^0} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^1} * \frac{\partial a_p^1}{\partial z_i^0} * \frac{\partial z_i^0}{\partial a_i^0} \quad (3.45)$$

$$\frac{\partial a_p^1}{\partial z_i^0} = \frac{\partial ([\sum_{c=1}^I z_c^0 * W_{ip}^0] + b_p^1)}{\partial z_i^0} = W_{ip}^0 \quad (3.46)$$

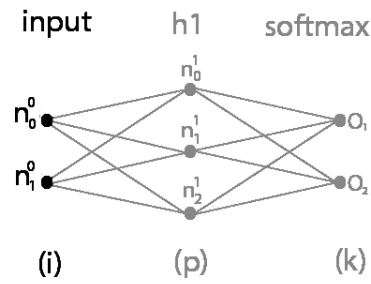


Figura 3.9: Imagen de backpropagation en la capa input

Como la capa input no presenta ninguna función de activación asociada,  $z_i^0$  es igual  $a_i^0$ .

$$\frac{\partial z_i^0}{\partial a_i^0} = 1 \quad (3.47)$$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_i^0} = \sum_{p=1}^P \text{gradiente\_h1}_p \quad (3.48)$$

## 3.1.3. Retropropagación con 2 capas ocultas

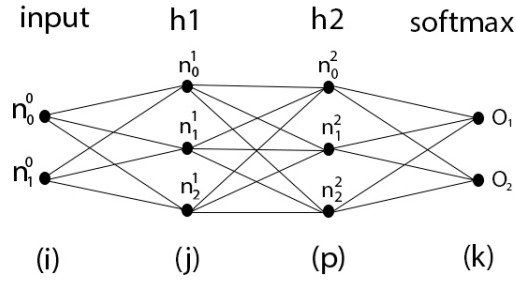


Figura 3.10: Red Neuronal totalmente conectada con 2 capas ocultas

Tal y como muestra la Figura 3.10, en este caso se emplea una red totalmente conectada con 2 capas ocultas (h1 y h2).

## Capa SoftMax

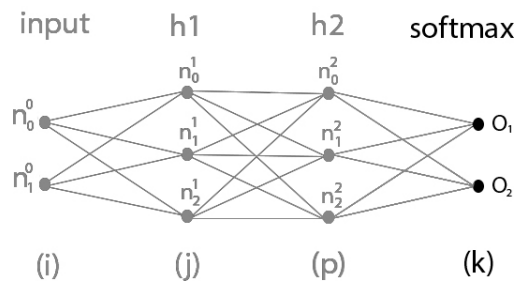


Figura 3.11: Imagen de backpropagation en la capa softmax

Al igual que en el apartado anterior (3.1.2), el gradiente de la función de pérdida respecto a cada  $Z_i$  viene dado por la fórmula 3.26.

### Pesos capas h2-SoftMax

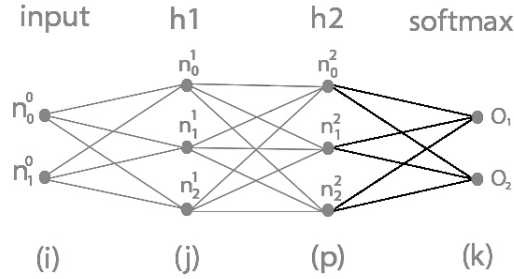


Figura 3.12: Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa oculta h2 y la capa SoftMax

Se realiza el cálculo del gradiente de la función de pérdida respecto a cada peso  $W_{pk}^2$  que une las neuronas de la capa oculta h2 con las de la capa de salida softmax.

$$\frac{\partial Z_k}{\partial W_{pk}^2} = \frac{\partial(z_p^2 * W_{pk}^2 + b_k^3)}{\partial W_{pk}^2} = z_p^2 \quad (3.49)$$

$$\frac{\partial E(x)}{\partial W_{pk}^2} = \text{gradiente\_}Z_k * \frac{\partial Z_k}{\partial W_{pk}^2} = \text{gradiente\_}Z_k * z_p^2 \quad (3.50)$$

Como es de esperar, las fórmulas 3.49 y 3.50 son casi idénticas a 3.27 y 3.28 respectivamente, salvo por el superíndice empleado ( $1 \neq 2$ ). Esto tiene sentido pues esta parte también es común al apartado anterior.

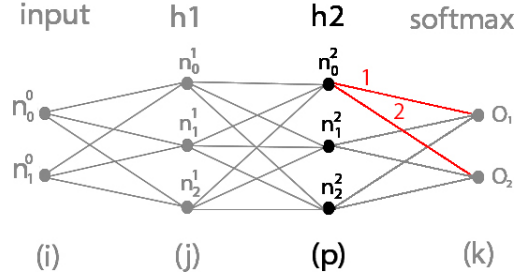
### Sesgos capa softmax

$$\frac{\partial E}{\partial b_k^3} = \frac{\partial E}{\partial Z_k} * \frac{\partial Z_k}{\partial b_k^3} \quad (3.51)$$

$$\frac{\partial Z_k}{\partial b_k^3} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^P z_c^2 * W_{pk}^2] + b_k^3)}{\partial b_k^3} = 1 \quad (3.52)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_k^3} = \text{gradiente\_}Z_k \quad (3.53)$$

## Capa oculta h2

Figura 3.13: Imagen de los 'caminos' desde la capa softmax hasta  $n_0^2$ 

Tal y como se comentó anteriormente, hay más de un 'camino' desde la capa softmax hasta  $n_p^2$ . Por tanto, para obtener el gradiente de la pérdida respecto a cada  $n_p^2$ , habría que calcular la suma de todos los ellos.

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^2} = \sum_{k=1}^K \frac{\partial E_k}{\partial a_p^2} = \sum_{k=1}^K \text{gradiente\_} Z_k * \frac{\partial Z_k}{\partial z_p^2} * \frac{\partial z_p^2}{\partial a_p^2} \quad (3.54)$$

$$\frac{\partial Z_k}{\partial z_p^2} = \frac{\partial ([\sum_{c=1}^P z_c^2 * W_{ck}^2] + b_k^3)}{\partial z_p^2} = W_{pk}^2 \quad (3.55)$$

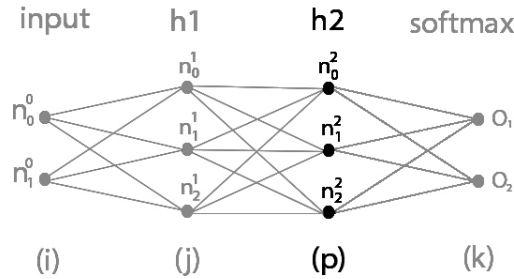


Figura 3.14: Imagen de backpropagation en la capa oculta h2

En la capa oculta h2 se emplea la función de activación sigmoide.

$$\text{sigmoide}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.56)$$

$$\text{sigmoide}'(x) = \frac{\text{sigmoide}(x)}{1 - \text{sigmoide}(x)} \quad (3.57)$$

De esta forma,

$$\frac{\partial z_p^2}{\partial a_p^2} = \frac{\partial \text{sigmoide}(a_p^2)}{\partial a_p^2} = \text{sigmoide}(a_p^2) * (1 - \text{sigmoide}(a_p^2)) \quad (3.58)$$

Se retoma la fórmula 3.54 mediante la aplicación de 3.55 y 3.58.

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^2} = \sum_{k=1}^K \text{gradiente\_}Z_k * W_{pk}^2 * \text{sigmoide}(a_p^2) * (1 - \text{sigmoide}(a_p^2)) \quad (3.59)$$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^2} = \text{gradiente\_}h2_p \quad (3.60)$$

Una vez más, la fórmula obtenida (3.60) coincide con la calculada previamente (3.38).

### Pesos capas h1-h2

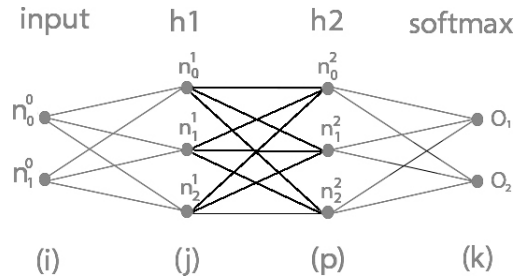


Figura 3.15: Imagen de backpropagation en los pesos entre las capas ocultas h1 y h2

$$\frac{\partial a_p^2}{\partial W_{jp}^1} = \frac{\partial [\sum_{c=1}^J z_c^1 * W_{cp}^1] + b_p^2}{\partial W_{jp}^1} = z_j^1 \quad (3.61)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W_{jp}^1} = \frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^2} * \frac{\partial a_p^2}{\partial W_{jp}^1} \quad (3.62)$$

$$\frac{\partial E(x)}{\partial W_{jp}^1} = \text{gradiente\_}h2_p * \frac{\partial a_p^2}{\partial W_{jp}^1} = \text{gradiente\_}h2_p * z_j^1 \quad (3.63)$$

La fórmula 3.63 vuelve a coincidir con 3.41

## Sesgos capa h2

$$\frac{\partial E}{\partial b_p^2} = \frac{\partial E_{total}}{\partial a_p^2} * \frac{\partial a_p^2}{b_p^2} \quad (3.64)$$

$$\frac{\partial a_p^2}{\partial b_p^2} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^J z_c^1 * W_{jp}^1] + b_p^2)}{\partial b_p^2} = 1 \quad (3.65)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_p^2} = \text{gradiente\_h2}_p \quad (3.66)$$

La fórmula 3.66 coincide con 3.44.

## Capa oculta h1

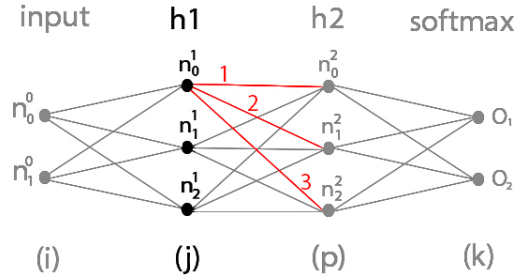


Figura 3.16: Imagen de los 'caminos' desde la capa softmax hasta  $n_0^1$

De igual forma que se realizó en la capa h2, se calcula la suma de todos los 'caminos' hacia cada neurona  $n_j^1$ .

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^1} = \sum_{k=1}^K \frac{\partial E_k}{\partial a_j^1} = \sum_{p=1}^P \text{gradiente\_h2}_p * \frac{\partial a_p^2}{\partial z_j^1} * \frac{\partial z_j^1}{\partial a_j^1} \quad (3.67)$$

$$\frac{\partial a_p^2}{\partial z_j^1} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^J z_c^1 * W_{cp}^1] + b_p^2)}{\partial z_j^1} = W_{jp}^1 \quad (3.68)$$

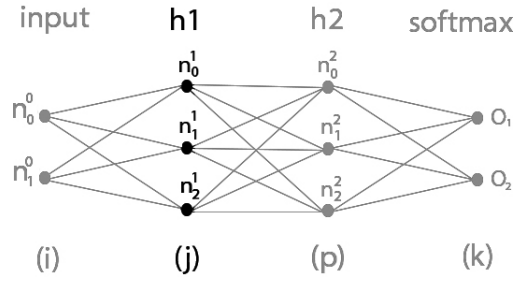


Figura 3.17: Imagen de backpropagation en la capa oculta h1

En la capa oculta h1 se emplea la función de activación ReLU.

$$ReLU(x) = \max(0, x) \quad (3.69)$$

$$ReLU'(x) = 1 \text{ si } x > 0, 0 \text{ en caso contrario} \quad (3.70)$$

De esta forma,

$$\frac{\partial z_j^1}{\partial a_j^1} = 1 \text{ si } x > 0, 0 \text{ en caso contrario} \quad (3.71)$$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^1} = \sum_{p=1}^P \text{gradiente\_h2}_p * W_{jp}^1 * ReLU'(a_j^1) \quad (3.72)$$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^1} = \text{gradiente\_h1}_j \quad (3.73)$$

El cálculo para obtener la fórmula 3.73 es muy parecido al realizado para 3.60, pero es “nuevo” respecto a la sección anterior, pues esta capa no existe en dicho caso.

### Pesos capa input-h1

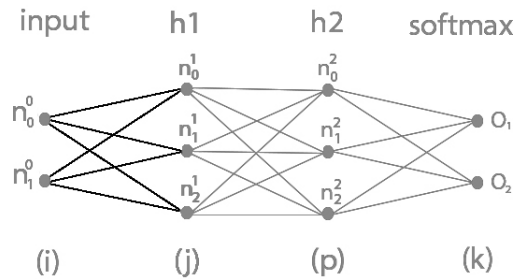


Figura 3.18: Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa input y la capa oculta h1

$$\frac{\partial a_j^1}{\partial W_{ij}^0} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^I z_c^0 * W_{cj}^0] + b_j^1)}{\partial W_{ij}^0} = z_i^0 \quad (3.74)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}^0} = \frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^1} * \frac{\partial a_j^1}{\partial W_{ij}^0} \quad (3.75)$$

$$\frac{\partial E(x)}{\partial W_{ij}^0} = \text{gradiente\_h1}_j * \frac{\partial a_j^1}{\partial W_{ij}^0} = \text{gradiente\_h1}_j * z_i^0 \quad (3.76)$$

Sesgos capa h1

$$\frac{\partial E}{\partial b_j^1} = \frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^1} * \frac{\partial a_j^1}{\partial b_j^1} \quad (3.77)$$

$$\frac{\partial a_j^1}{\partial b_j^1} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^I z_c^0 * W_{ij}^0] + b_j^1)}{\partial b_j^1} = 1 \quad (3.78)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j^1} = \text{gradiente\_h1}_j \quad (3.79)$$

La fórmula 3.79 coincide con 3.44.

Capa input

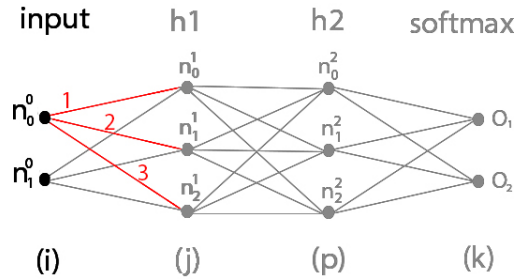


Figura 3.19: Imagen de los 'caminos' desde la capa oculta h1 hasta  $n_0^0$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_i^0} = \sum_{j=1}^J \frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^1} * \frac{\partial a_j^1}{\partial z_i^0} * \frac{\partial z_i^0}{\partial a_i^0} \quad (3.80)$$

$$\frac{\partial a_j^1}{\partial z_i^0} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^I z_c^0 * W_{ij}^0] + b_j^1)}{\partial z_i^0} = W_{ij}^0 \quad (3.81)$$



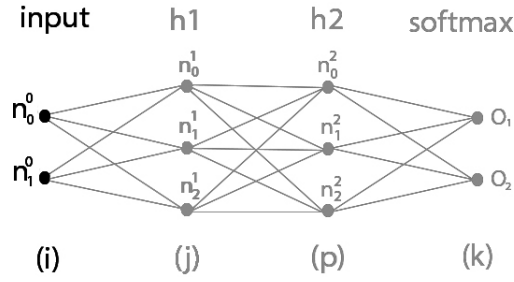


Figura 3.20: Imagen de backpropagation en la capa input

Como la capa input no presenta ninguna función de activación asociada,  $z_i^0$  es igual  $a_i^0$ .

$$\frac{\partial z_i^0}{\partial a_i^0} = 1 \quad (3.82)$$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_i^0} = \sum_{p=1}^P \text{gradiente\_} h1_p \quad (3.83)$$

### 3.1.4. Conclusiones

Se definen como capas ocultas “intermedias” todas menos la última de ellas. Tal y como se ha mostrado anteriormente, comparten la mayoría del cálculo en cuanto a retropropagación. De esta forma, se puede dividir una red neuronal totalmente conectada en 4 grupos {capa input, capas ocultas intermedias, última capa oculta, capa de salida o capa softmax}.

A continuación se realiza el cálculo necesario para la retropropagación de una capa de neuronas  $l$  determinada. Suponemos que la capa  $l+1$  tiene  $Q$  neuronas, la capa  $l-1$  tiene  $K$  neuronas, y todas las capas ocultas intermedias usan ReLU como función de activación.

## Gradiente respecto a la entrada

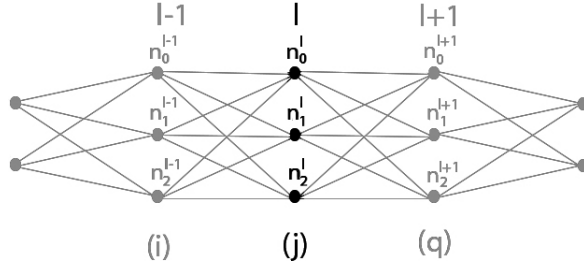


Figura 3.21: Imagen de backpropagation en la capa l

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^l} = \sum_{q=1}^Q \frac{\partial E_{total}}{\partial a_q^{l+1}} * \frac{\partial a_q^{l+1}}{\partial z_j^l} * \frac{\partial z_j^l}{\partial a_j^l} \quad (3.84)$$

$$\frac{\partial a_j^{l+1}}{\partial z_j^l} = \frac{\partial ([\sum_{c=1}^K z_c^l * W_{ij}^l] + b_j^{l+1})}{\partial z_j^l} = W_{ij}^l \quad (3.85)$$

$$\frac{\partial z_j^l}{\partial a_j^l} = ReLU'(a_j^l) \quad (3.86)$$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^l} = \sum_{q=1}^Q \text{gradiente\_}h_{l+1q} * W_{ij}^l * ReLU'(a_j^l) \quad (3.87)$$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^l} = \text{gradiente\_}h_{lj} \quad (3.88)$$

## Gradiente respecto a los pesos

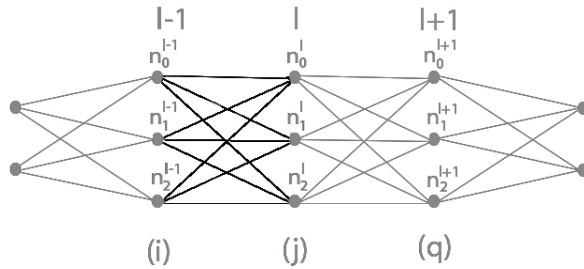


Figura 3.22: Imagen de backpropagation en los pesos entre la capa l-1 y l

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}^{l-1}} = \frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^l} * \frac{\partial a_j^l}{W_{ij}^{l-1}} \quad (3.89)$$

$$\frac{\partial a_j^l}{\partial W_{ij}^{l-1}} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^K z_c^{l-1} * W_{cj}^{l-1}] + b_j^l)}{\partial W_{ij}^{l-1}} = z_i^{l-1} \quad (3.90)$$

$$\frac{\partial E(x)}{\partial W_{ij}^{l-1}} = \text{gradiente\_}h_{l_j} * \frac{\partial a_j^l}{\partial W_{ij}^{l-1}} = \text{gradiente\_}h_{l_j} * z_i^{l-1} \quad (3.91)$$

### Gradiente respecto a sesgos

$$\frac{\partial E}{\partial b_j^l} = \frac{\partial E_{total}}{\partial a_j^l} * \frac{\partial a_j^l}{b_j^l} \quad (3.92)$$

$$\frac{\partial a_j^l}{\partial b_j^l} = \frac{\partial([\sum_{c=1}^K z_c^{l-1} * W_{ij}^{l-1}] + b_j^l)}{\partial b_j^l} = 1 \quad (3.93)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j^l} = \text{gradiente\_}h_{l_j} \quad (3.94)$$

## 3.2. Paralelización en entrenamiento

### Tipos de paralelismo

El entrenamiento de una red neuronal convolucional (CNN) se puede paralelizar de distintas formas. Si el modelo se reparte entre varios ordenadores que son entrenados con los mismos datos, se denomina **paralelismo del modelo** (una capa por computador, por ejemplo). Sin embargo, si se distribuyen los datos entre múltiples nodos pero se emplea el mismo modelo para entrenar, se denomina **paralelismo de datos**.

### Paralelismo en SGD

---

**Algorithm 2** Descenso del gradiente estocástico [29]

---

```

Datos de entrenamiento  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ .
for época  $p \in \{0, \dots, P - 1\}$  do
  Desordenar vector de datos  $D$ .
  for  $i \in [m_{inicio}, \dots, m_{fin}]$  do
    for cada trabajador  $p \in P$  do
      Obtener pareja de datos  $(x_i, y_i) \in D$  correspondiente
      al trabajador  $p$ ,  $(\frac{m_{fin}-m_{inicio}}{P}$  datos).
      Realizar propagación hacia delante de  $x_i$  y obtener
      predicción  $\hat{y}_i$ .
      Evaluar  $\hat{y}_i$  con la función de pérdida y calcular el error  $e_i$ .
      Realizar propagación hacia detrás y obtener gradientes
      de cada parámetro del modelo.
    end for
    Acumular gradientes obtenidos por cada trabajador.
    Actualizar parámetros.
  end for
end for

```

---

La naturaleza iterativa del algoritmo del descenso del gradiente estocástico puede parecer un obstáculo ante la paralelización del entrenamiento del modelo, pues la iteración  $i$  se basa en el resultado obtenido en la iteración  $i-1$ . Sin embargo, tal y como se indica en [28], [29], y [30], existe una forma de aplicar paralelismo en cada iteración.

En cada época se entrena al modelo con  $M$  subconjuntos de  $N_m$  datos disjuntos entre ellos de forma que, dados  $P$  “trabajadores” o procesos paralelos, se puede dividir cada mini-batch a su vez en  $P$  subconjuntos de  $\frac{N_m}{P}$  datos y asignar cada uno a un trabajador distinto.

### Aprovechamiento del tiempo de comunicación

[29] Propone un nuevo enfoque caracterizado por el aprovechamiento del tiempo de comunicación mediante cómputo en paralelo.

En la propagación hacia detrás, se calcula el gradiente de la función de error respecto a cada parámetro de la red. Como no hay dependencia de datos entre los gradientes de distintas capas, la comunicación para intercambiar dichos gradientes entre los nodos de cálculo puede ejecutarse de manera concurrente con los cálculos de otras capas.

**Algorithm 3** Entrenamiento CNN con paralelismo de datos [29]

(M: número de mini-batches, N:tamaño de cada mini-batch, L: Número de capas, k: número de capas del primer bloque de gradientes, f: número de capas totalmente conectadas que replican el cálculo del gradiente)

---

```

s ← ID de la primera capa totalmente conectada
for cada trabajador  $p \in \{0, \dots, P - 1\}$  parallel do
  for cada mini batch  $m \in \{0, \dots, M\}$  do
    Obtener mini batch  $D_p^m \leftarrow \frac{N}{P}$  imágenes del mini batch m.
    Inicializar la suma del gradiente local,  $G_p^l = 0$ 

    // Propagación hacia delante
    for cada capa  $l \in \{0, \dots, L - 1\}$  do
      if  $l \in \{s, \dots, s + f\}$  and  $m \neq 0$  then
        Esperar valores de  $A^{l-1}$  y  $E_p^l$  (enviados en iteración m-1)
        Calcular gradientes de pesos  $\Delta W_p^{[l:l+f]}$  para  $D^m$ 
        y actualizarlos.
      end if
      Calcular activaciones  $A_p^l$  de  $D_p^m$ .
      if  $l \in s - 1, \dots, s + f - 1$  then
        Mandar mensaje asíncrono, Allgather  $A_p^l$ .
      end if
    end for

    // Propagación hacia detrás
    for cada capa  $l \in \{l = L - 1, \dots, 0\}$  do
      Calcular errores  $E_p^l$ 
      if  $l \notin \{s, \dots, s + f\}$  then
        Calcular gradientes de pesos  $\Delta W_p^l$  para  $D_p^m$ .
        Añadir gradientes de pesos a la suma local,  $G_p^l + = \Delta W_p^l$ .
      end if
      if  $l == k$  then
        Mandar mensaje asíncrono, Allreduce  $G_p^{[L-k:L-1]}$ .
      end if
    end for
    Mandar mensaje asíncrono, Allreduce  $G_p^{[0:L-k-1]}$ 
    Esperar valores de  $G^{[L-k:L-1]}$ .

    // Actualizar parámetros
    for cada capa  $l \in \{L - 1, \dots, 0\}$  do
      if  $l == L - k$  then
        Esperar valores de  $G^{[0:L-k-1]}$ .
        for cada capa  $l \in \{s, \dots, s + f\}$  do
          Mandar mensaje asíncrono, Allgather  $E_p^l$ .
        end for
      end if
      if  $l \notin \{s, \dots, s + f\}$  then
        Actualizar parámetros,  $W_p^l$ .
      end if
    end for
  end for
end for

```

---



## Capítulo 4

# Adaptación GPU

- 4.1. GPU en Redes Neuronales Totalmente Conectadas
- 4.2. GPU en Redes Neuronales Convolucionales





## Capítulo 5

# Comparación con distintas plataformas

### 5.1. cuDNN



# Bibliografía

- [1] mehran@mldawn.com. Back-propagation through cross-entropy softmax, 2021. <https://www.mldawn.com/back-propagation-with-cross-entropy-and-softmax/> [Accessed:29/02/2024].
- [2] mehran@mldawn.com. The derivative of softmax function wrt z, 2021. <https://www.mldawn.com/the-derivative-of-softmaxz-function-w-r-t-z/> [Accessed:05/03/2024].
- [3] Prakash Jay. Back-propagation is very simple. who made it complicated ?, 2017. <https://medium.com/@14prakash/back-propagation-is-very-simple-who-made-it-complicated-97b794c97e5c> [Accessed:06/03/2024].
- [4] Chamanth mvs. No more confusion on back-propagation, 2022. <https://pub.aimind.so/no-more-confusion-on-backpropagation-7adfc271539f> [Accessed:07/03/2024].
- [5] Izzat El Hajj Wen-emi W.Hwu, David B.kirk. *Programming Massively Parallel Processors*. Morgan Kaufmann, 50 Hampshire Street, 5th Floor, Cambridge, MA 02139, United States, 4 edition, 2022.
- [6] Hsuan-Tien Lin Yaser S. Abu-Mostafa, Malik Magdon-Ismail. *Learning From Data*. California Institute of Technology Pasadena, CA 91125, USA, 1 edition, 2012.
- [7] Douglas Karr. Unidad lineal rectificada, 2024. <https://es.martech.zone/acronym/relu/> [Accessed:25/02/2024].
- [8] Javi. La función sigmoide: Una herramienta clave en redes neuronales, 2023. <https://jacar.es/la-funcion-sigmoide-una-herramienta-clave-en-redes-neuronales/> [Accessed:25/02/2024].

- [9] Jason Brownlee. Softmax activation function with python, 2020. <https://machinelearningmastery.com/softmax-activation-function-with-python/> [Accessed:24/02/2024].
- [10] Saurav Maheshkar. What is cross entropy loss? a tutorial with code, 2023. <https://wandb.ai/sauravmaheshkar/cross-entropy/reports/What-Is-Cross-Entropy-Loss-A-Tutorial-With-Code--VmlldzoxMDA5NTMx#:~:text=Cross%20entropy%20loss%20is%20a,close%20to%200%20as%20possible>. [Accessed:29/02/2024].
- [11] Descenso del gradiente, 2024. [https://es.wikipedia.org/wiki/Descenso\\_del\\_gradiente#:~:text=El%20descenso%20del%20gradiente%20o,en%20direcci%C3%B3n%20contraria%20al%20gradiente](https://es.wikipedia.org/wiki/Descenso_del_gradiente#:~:text=El%20descenso%20del%20gradiente%20o,en%20direcci%C3%B3n%20contraria%20al%20gradiente). [Accessed:26/02/2024].
- [12] Gradiente, 2024. <https://es.wikipedia.org/wiki/Gradiente> [Accessed:26/02/2024].
- [13] Robert Kwiatkowski. Gradient descent algorithm — a deep dive, 2021. [https://towardsdatascience.com/gradient-descent-algorithm-a-deep-dive-cf04e8115f21#:~:text=Gradient%20descent%20\(GD\)%20is%20an,e.g.%20in%20a%20linear%20regression\)](https://towardsdatascience.com/gradient-descent-algorithm-a-deep-dive-cf04e8115f21#:~:text=Gradient%20descent%20(GD)%20is%20an,e.g.%20in%20a%20linear%20regression)). [Accessed:26/02/2024].
- [14] ml4a. How neural networks are trained, 2020. [https://ml4a.github.io/ml4a/how\\_neural\\_networks\\_are\\_trained/](https://ml4a.github.io/ml4a/how_neural_networks_are_trained/) [Accessed:27/02/2024].
- [15] Sebastian Raschka. How is stochastic gradient descent implemented in the context of machine learning and deep learning?, 2024. <https://sebastianraschka.com/faq/docs/sgd-methods.html> [Accessed:27/03/2024].
- [16] Wikipedia. Stochastic gradient descent, 2024. [https://en.wikipedia.org/wiki/Stochastic\\_gradient\\_descent](https://en.wikipedia.org/wiki/Stochastic_gradient_descent) [Accessed:22/03/2024].
- [17] Aishwarya V Srinivasan. Stochastic gradient descent — clearly explained !!, 2019. <https://towardsdatascience.com/stochastic-gradient-descent-clearly-explained-53d239905d31> [Accessed:22/03/2024].
- [18] Jason Brownlee. Weight initialization for deep learning neural networks, 2021. <https://machinelearningmastery.com/weight-initialization-for-deep-learning-neural-networks/> [Accessed:14/03/2024].

- [19] Sandeep Jain. Kaiming initialization in deep learning, 2023. <https://www.geeksforgeeks.org/kaiming-initialization-in-deep-learning/> [Accessed:14/03/2024].
- [20] Adrian Rosebrock. Understanding weight initialization for neural networks, 2021. <https://pyimagesearch.com/2021/05/06/understanding-weight-initialization-for-neural-networks/> [Accessed:14/03/2024].
- [21] Yahia Zakaria. Initial bias values for a neural network, 2017. <https://stackoverflow.com/questions/44883861/initial-bias-values-for-a-neural-network> [Accessed:14/03/2024].
- [22] Glen Meyerowitz. Bias initialization in a neural network, 2018. <https://medium.com/@glenmeyerowitz/bias-initialization-in-a-neural-network-2e5d26fed0f0> [Accessed:14/03/2024].
- [23] Afshine Amidi y Shervine Amidi. Convolutional neural networks cheatsheet, 2018. <https://stanford.edu/~shervine/teaching/cs-230/cheatsheet-convolutional-neural-networks> [Accessed:19/03/2024].
- [24] Stanford. Convolutional neural networks (cnns / convnets), 2020. <https://cs231n.github.io/convolutional-networks/> [Accessed:19/03/2024].
- [25] Archana David. Backprop through max-pooling layers?, 2007. <https://datascience.stackexchange.com/questions/11699/backprop-through-max-pooling-layers> [Accessed:24/03/2024].
- [26] Muhammad Baqir. How to backpropagate through max-pooling layers, 2024. <https://www.educative.io/answers/how-to-backpropagate-through-max-pooling-layers> [Accessed:24/03/2024].
- [27] Piotr Skalski. Let's code convolutional neural network in plain numpy, 2020. <https://towardsdatascience.com/lets-code-convolutional-neural-network-in-plain-numpy-ce48e732f5d5> [Accessed:24/03/2024].
- [28] Vishakh Hegde and Sheema Usmani. Parallel and distributed deep learning. 2016.

- [29] Sunwoo Lee, Dipendra Jha, Ankit Agrawal, Alok Choudhary, and Weikeng Liao. Parallel deep convolutional neural network training by exploiting the overlapping of computation and communication. In *2017 IEEE 24th International Conference on High Performance Computing (HiPC)*, pages 183–192, 2017.
- [30] Alex Krizhevsky. One weird trick for parallelizing convolutional neural networks. *ArXiv*, abs/1404.5997, 2014.

