

# Redes neuronales convolucionales

---

Aprendizaje profundo

Departamento de Sistemas Informáticos

E.T.S.I. de Sistemas Informáticos - UPM

---



# Contexto actual

Las redes convolucionales (CNN) son una de las principales arquitecturas usadas



**Figura 1.** Tendencia de diferentes técnicas de deep learning a lo largo de los años. Fuente: Frontiers<sup>1</sup>

Son la técnica predominante a la hora de procesar **imágenes** y **datos tabulares**

<sup>1</sup> Emmert-Streib, F., Yang, Z., Feng, H., Tripathi, S., & Dehmer, M. (2020). *An introductory review of deep learning for prediction models with big data*. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 3, 4.

# Motivación

---

Surgen para adaptar las redes neuronales al tratamiento de imágenes

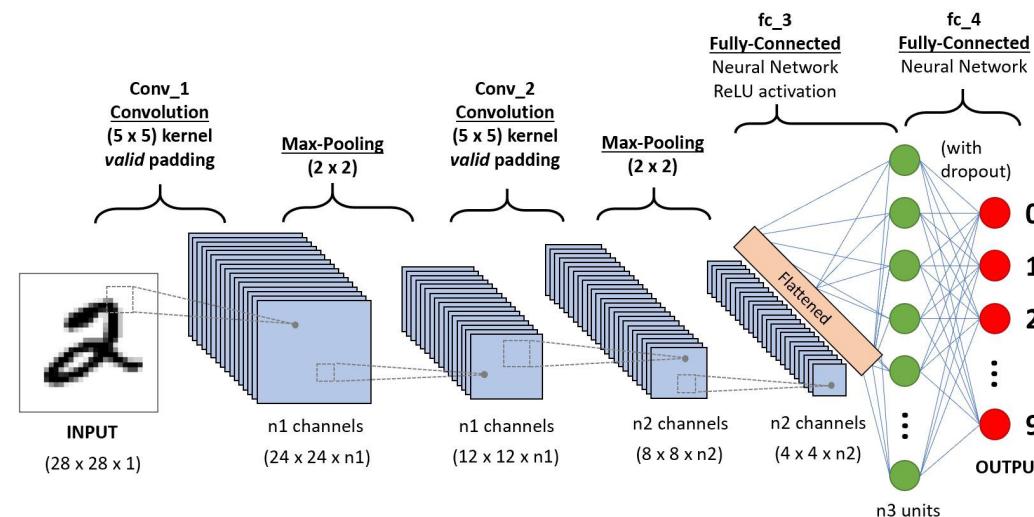
- Aprovechan las características de los datos espaciales para reducir el número de parámetros de la red
- Aprenden la invarianza de los datos, lo que les permite generalizar mejor
- Son capaces de extraer características jerárquicas de los datos, ayudando a identificar patrones complejos

Se apoyan en la operación de **convolución** para procesar los datos

# Arquitectura de una CNN

Se divide en dos partes para el proceso de datos espaciales:

1. **Extracción de características:** Capas de convolución, *pooling* y normalización
2. **Inferencia:** Capas densas (MLP)



Arquitectura de una CNN. Fuente: Analytics Vidhya

# Operación de convolución

# ¿Qué es una operación de convolución?

---

En nuestro contexto definiremos la convolución como **operación que procesa una matriz numérica manteniendo las relaciones espaciales de la misma**

- Se aplica un **filtro** (o **kernel**) a la matriz de entrada produciendo una salida denominada **mapa de características**
- En visión artificial, se han utilizado tradicionalmente para producir efectos

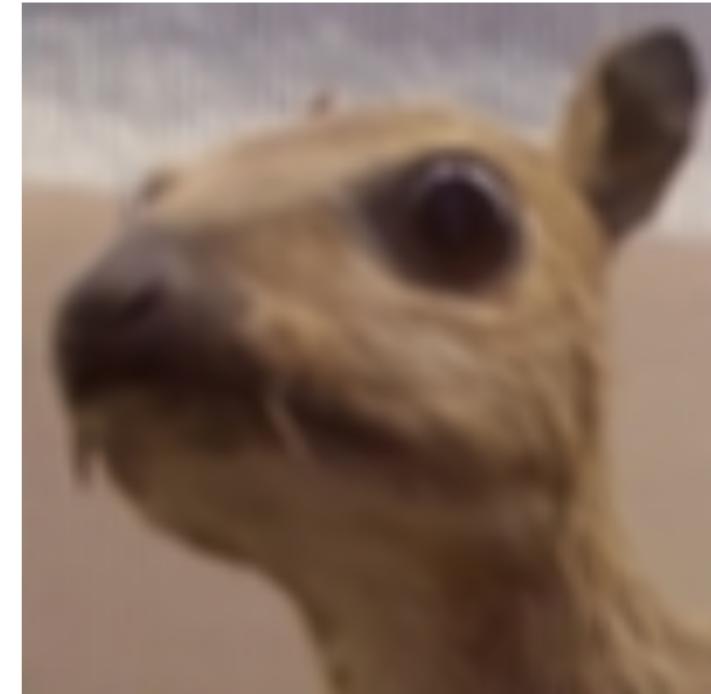
# Ejemplo de convolución: Desenfoque tipo caja

---

Antes de la  
convolución



Después de la  
convolución



Núcleo

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Ejemplo de desenfoque tipo caja.

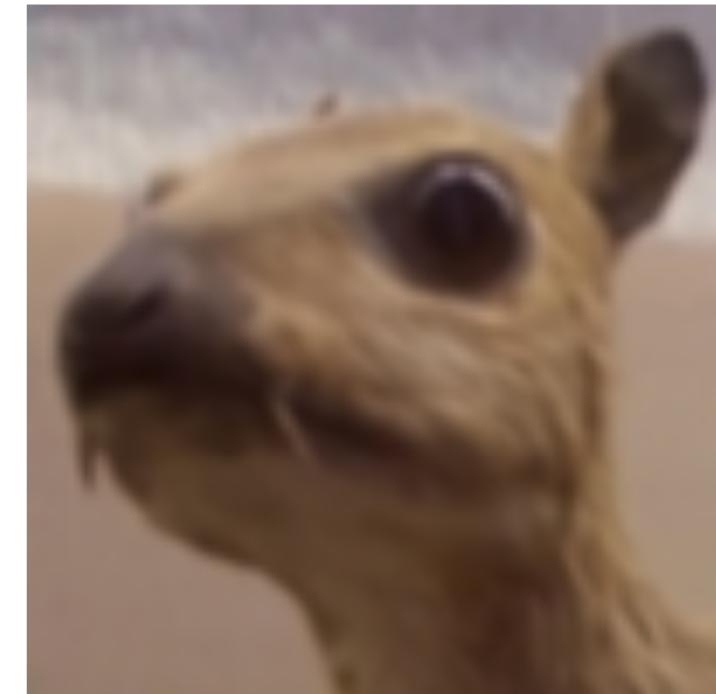
# Ejemplo de convolución: Desenfoque tipo caja

---

Antes de la  
convolución



Después de la  
convolución



Núcleo

1	2	1
2	4	2
1	2	1

Ejemplo de desenfoque gaussiano.

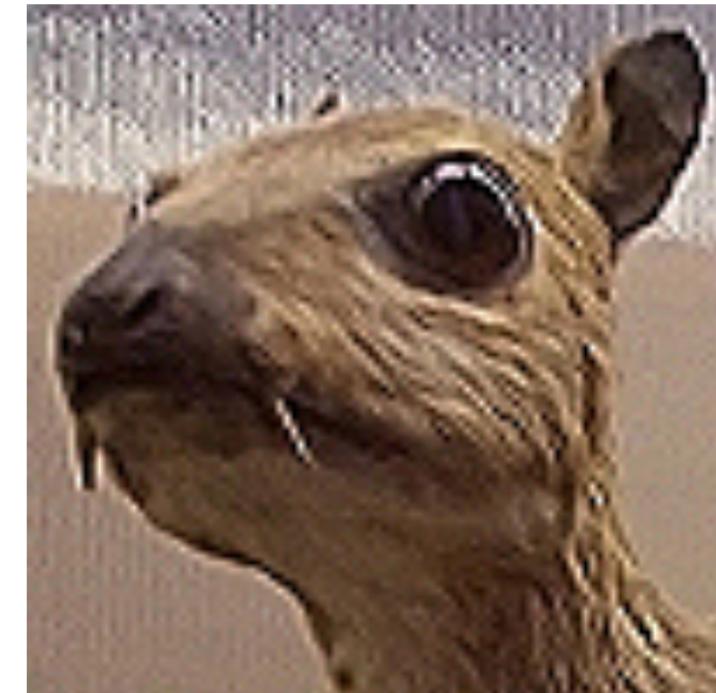
# Ejemplo de convolución: Desenfoque tipo caja

---

Antes de la  
convolución



Después de la  
convolución



Núcleo

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

Ejemplo de desenfoque realce de bordes.

# Operación de convolución (I)

Producto escalar de una matriz con un **filtro (kernel)** que se desplaza por ella



Operación de  
convolución

**Figura 2.** Convolución sobre imagen de un único canal. Fuente: Analytics Vidhya

Dos elementos fundamentales:

- **Matriz de entrada:** Dos (e.g. imagen en escala de grises) o tres dimensiones (e.g. imagen a color)
- **Filtro:** Ancho y alto determinado, mientras que coincide en profundidad con la matriz de entrada

El filtro recorre la matriz de entrada haciendo el producto escalar en cada posición

# Operación de convolución (II)

La región que el filtro (kérnel) es capaz de observar se denomina **campo receptivo**

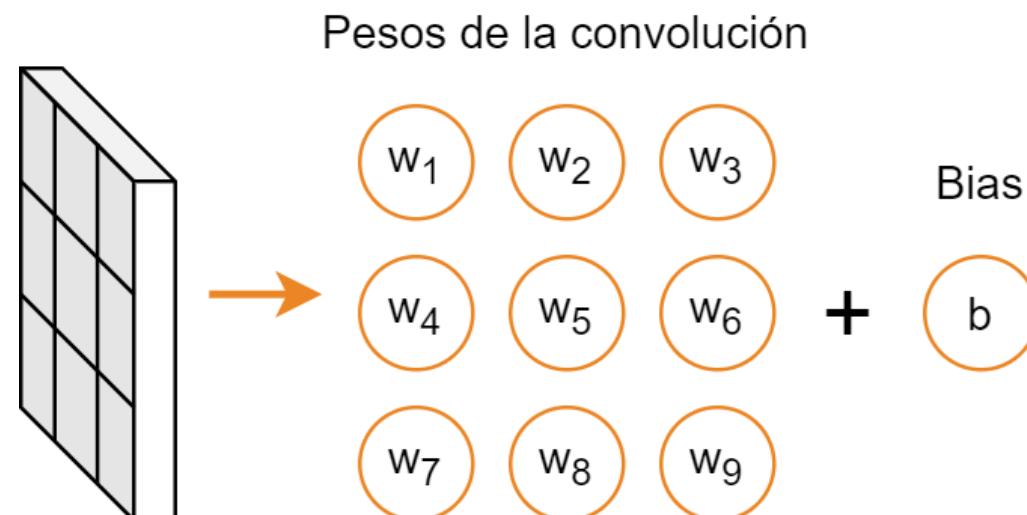


Figura 3. Convolución sobre una imagen de 3 canales. Fuente: SaturnCloud

# Convolución en redes neuronales

¿Y si en lugar de filtros preconfigurados, los «aprendemos»?

- Esa es la idea detrás de las redes neuronales convolucionales
- Una **convolución neuronal** cambia los valores del núcleo por neuronas con sus propios pesos



# Activación de capas convolucionales

Tras la convolución, el resultado pasa por una función de activación no lineal



**Figura 5.** Proceso completo de obtención de mapa de características

La salida de la operación se denomina **mapa de características** del filtro

# Hiperparámetros de la capa convolucional

# Detalles de implementación

En PyTorch, la capa Conv2d se utiliza para definir las capas convolucionales

- También existe LazyConv2d para evitar especificar los canales de la entrada

```
import torch.nn as nn

conv_layer = nn.Conv2d(
    in_channels=3,           # Número de canales de la imagen de entrada (RGB = 3)
    out_channels=32,          # Número de filtros
    kernel_size=(3, 3),       # Tamaño del filtro
    stride=(1, 1),            # Salto del filtro
    padding='same',           # Relleno de la imagen
)
```

Estos parámetros son comunes en la mayoría de los *frameworks*

# Número de convoluciones o filtros

El parámetro `out_channels` describe cuántos filtros que se aplicarán a la imagen

- Cada filtro es un conjunto de pesos y produce un mapa de características

```
conv_layer = nn.Conv2d(in_channels=3, out_channels=64, ...)
```

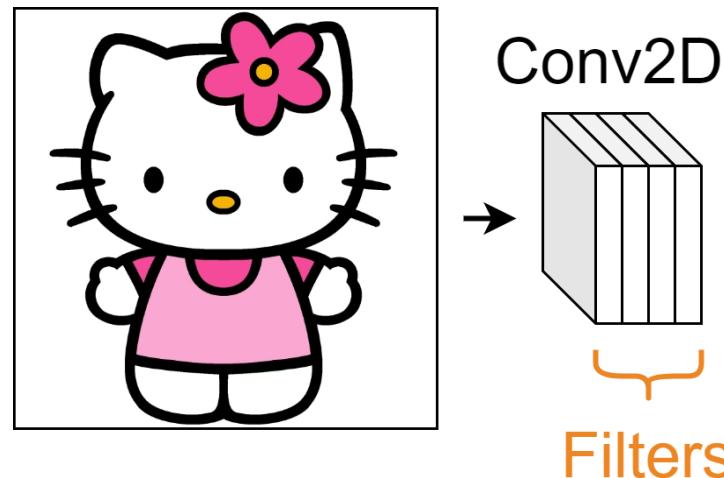


Figura 6. Capa convolucional generando \$N\$ mapas de características (imágenes)

# Tamaño de filtro

El parámetro `kernel_size` dice el tamaño de cada filtro como (alto, ancho)

- Si sólo se indica un número  $N$ , se asume un filtro cuadrado de tamaño ( $N, N$ )

```
conv_layer = nn.Conv2d(..., kernel_size=(5, 5))
```

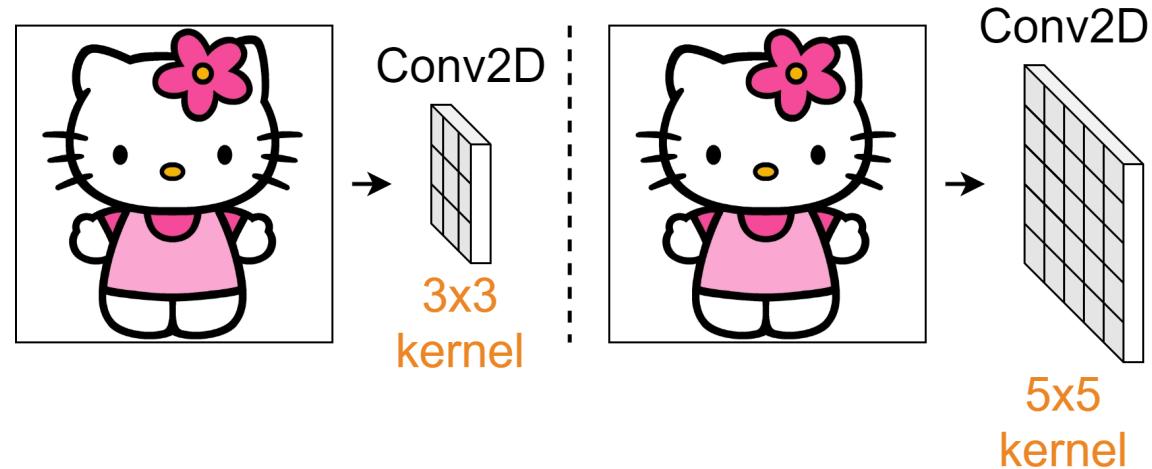


Figura 7. Dos filtros de tamaño 3 y 5

# Salto de convolución

---

El parámetro `stride` determina el salto del filtro al deslizarse sobre la imagen

- También especificado como una tupla (`alto, ancho`) o un único entero `salto`
- Si no se especifica, el salto es de 1 en ambas direcciones

```
conv_layer = nn.Conv2d(..., stride=2)
```



**Figura 8.** Salto de 2 para el deslizamiento del filtro. Fuente: Towards Data Science

# Relleno

---

El parámetro `padding` indica cómo se rellena el borde de la imagen

- `'valid'`: No se rellena la imagen
- `'same'`: Se rellena la imagen con ceros para mantener el tamaño de la salida

```
conv_layer = nn.Conv2d( . . . , padding='same' )
```



**Figura 9.** Relleno tipo `same` para mantener el tamaño de la salida. Fuente: Towards Data Science

# Activación

---

El parámetro activation permite añadir una función de activación directamente a la salida de la capa

- Si no la salida es únicamente la suma ponderada de los pesos
- Suele usarse por claridad, según gusto o por ayudar a la definición de modelos dinámicos

```
conv_layer = nn.Sequential(  
    nn.Conv2d(in_channels=3, out_channels=32, kernel_size=3, padding='same'),  
    nn.ReLU()  
)
```

Era trampa, en otros *frameworks* existe esta posibilidad, en PyTorch no

- Pero ahora ya sabéis qué significa cuando estéis traduciendo de Keras u otros

# *Upsampling y downsampling*

# Cambios de dimensionalidad

---

A la hora de diseñar una red convolucional, las capas que cambian las dimensiones de la información son fundamentales

- ***Downsampling***: Reducción de la resolución espacial
- ***Upsampling***: Aumento de la resolución espacial

Las capas de convolución por defecto realizan *downsampling* de dos maneras:

- Mediante el uso del parámetro `stride`
- Mediante el uso de `padding` en la imagen de tipo `valid`

Pero en DL a veces necesitamos:ç

- Muchas capas de convolución, para extraer características cada vez más complejas, y
- Aumentar o, sobre todo, disminuir, la resolución espacial.

# Reducción dimensional con *pooling*

---

El *pooling* es una operación que reduce la resolución espacial de la imagen

---



padding same

**Figura 10.** Diferentes operaciones de *pooling* sobre la misma matriz. Fuente: Towards Data Science

Devuelve un valor de cada región visitada por el filtro

- **Max pooling:** Máximo
  - **Average pooling:** Media
- 

```
pooling_layer = nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2)
```

Si el stride no se indica, se asume que es igual al tamaño del filtro

# Aumento dimensional con *upsampling*

---

El *upsampling* es una operación que aumenta la resolución espacial de la imagen

---



padding same

**Figura 11.** Ejemplo de *upsampling* mediante la técnica *bed of nails*. Fuente: Towards Data Science

Existen una amplia multitud de técnicas

- **Vecinos cercanos:** Se copia el valor de un píxel a toda la región generada
- **Interpolación:** Se rellena con valores interpolados de los píxeles vecinos
- ***Bed of nails*:** Se rellena con ceros

Ejemplo:

```
upsampling_layer = nn.Upsample(scale_factor=2, mode='nearest')
```

# Strides para el cambio dimensional

---

Es otra alternativa para reducir la dimensión de la entrada

- Si el *stride* es mayor que 1, el filtro se desplaza más rápido por la imagen
- La salida de la convolución es más pequeña que la entrada



**Figura 12.** Un *stride* de 2 se puede usar como *downsampling* «inteligente». Fuente: Towards Data Science

La principal ventaja respecto al *pooling* es que se aprenden los pesos de los filtros

- Podemos decir que se usa un filtro «inteligente»

# Filtros $1 \times 1$

---

Se usan en ocasiones para reducir la dimensionalidad de la imagen<sup>2</sup>

---

- Disminuye la cantidad de canales (menos complejidad y cálculos),
- Aplicación de operaciones no lineales sin alterar el tamaño de la imagen, y
- Cada canal de cada píxel como entrada de una red neuronal, así aprenden transformaciones complejas a nivel de canal.

## Stride de 2x2

**Figura 13.** Una convolución de 1 único peso también se puede usar para realizar como *downsampling* «inteligente», pero en canales, no tamaño. Fuente: Towards Data Science

---

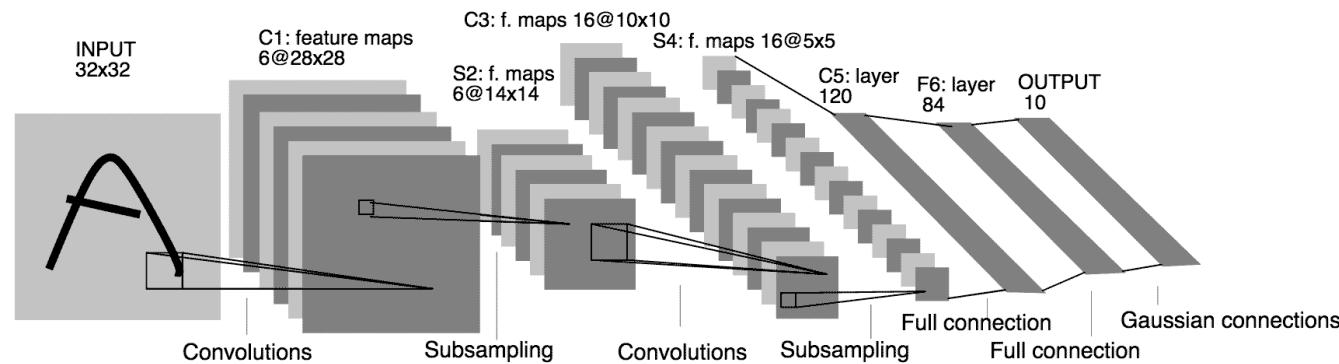
<sup>2</sup> Lin, M., Chen, Q., & Yan, S. (2013). *Network in network*. arXiv preprint arXiv:1312.4400.

# Clasificación de dígitos con redes convolucionales.ipynb

# Diferentes arquitecturas de CNN

# LeNet - La primera arquitectura de CNN

Desarrollada por LeCun et al.<sup>3</sup> en 1998 para reconocer de dígitos escritos a mano



**Figura 14.** Arquitectura LeNet-5. Fuente: [Anatomies of Intelligence](#)

Es considerada el «Hola Mundo» del aprendizaje profundo

- **Arquitectura:** Dos capas convolucionales, dos capas *pooling* y tres capas densas
- **Principal problema:** *Vanishing gradients*

<sup>3</sup> LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11), 2278-2324.. Proceedings of the IEEE, 86(11), 2278-2324.

# AlexNet - Arquitectura que popularizó las CNN

---

Desarrollada por Alex Krizhevsky et al.<sup>4</sup> en 2012, ganadora de ImageNet 2012

---



Arquitectura AlexNet

**Figura 15.** Arquitectura AlexNet. Fuente: Medium

- **Arquitectura:** Cinco convolucionales, 2 *pooling* y tres densas
- **Principal aportación:** Uso de *ReLU* y *dropout* para evitar el sobreajuste
- **Problema:** Muchos parámetros

Esta arquitectura ha inspirado el diseño de muchas arquitecturas posteriores

---

<sup>4</sup> Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). *ImageNet classification with deep convolutional neural networks*. Advances in neural information processing systems, 25, 1097-1105.

# GoogLeNet (Inception v1) - Bloques *inception*

---

Desarrollada por Szegedy et al.<sup>6</sup> en 2014, ganadora de ImageNet 2014



Arquitectura GoogLeNet

**Figura 16.** Arquitectura GoogLeNet. Fuente: Medium

- **Arquitectura:** 22 capas con bloques *inception* (principal aportación)
- **Problema:** Complejidad de implementación

---

<sup>6</sup> Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., ... & Rabinovich, A. (2015). *Going deeper with convolutions*. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 1, 3.

# Bloque *inception*

---

Estructura que permite la extracción de características a diferentes escalas

---

- Nos permite utilizar múltiples tipos de tamaño de filtro, en lugar de uno solo
- Luego se concatena el resultado de cada filtro y pasarlo a la siguiente capa
- Sucesivas versiones han ido añadiendo mejoras al bloque



Bloque \_inception\_ v1

**Figura 17.** Bloque *inception*. Fuente: The Startup

# VGGNet - Arquitectura con muchas capas

Desarrollada por Simonyan y Zisserman<sup>7</sup> en 2014



Figura 18. Bloque *inception*. Fuente: Electronics (MDPI)

- **Arquitectura:** 16 convoluciones (o más) y 3 densas
- **Problema:** Muchos parámetros, *vanishing gradients*
- **Ventaja:** Fácil de entender y de implementar

<sup>7</sup> Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). *Very deep convolutional networks for large-scale image recognition*. arXiv preprint arXiv:1409.1556.

# ResNet - Redes residuales

Desarrollada por He et al.<sup>8</sup> en 2015



Figura 19. Arquitectura ResNet-34. Fuente: Medium

- **Arquitectura:** 34+ capas convolucionales con bloques residuales
- **Principal aportación:** Conexiones residuales para evitar el *vanishing gradient*
- **Ventaja:** Permite el entrenamiento de redes muy profundas

<sup>8</sup> He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 770-778.

# Ejercicios

---

- Clasificación alternativa
- Implementando LeNet

# Licencia

Esta obra está licenciada bajo una licencia Creative Commons  
Atribución-NoComercial-CompartirlGual 4.0 Internacional.

Puedes encontrar su código en el siguiente enlace:  
<https://github.com/etsisi/Aprendizaje-profundo>