Tu universidad de postgrado

Your university for graduate studies

Tu universidad para una formación permanente

Your lifelong learning university

Tu universidad para una enseñanza innovadora

Your innovative education university

La universidad para tu futuro

The university for your future

unia Universidad Internacional de Andalucía

UNIVERSIDAD INTERNACIONAL DE ANDALUCÍA

BioSiP
Biomedical Signal Processing, Computational Intelligence and Communications Security

UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

SiPBA

UNIVERSIDAD DE GRANADA

DaSCI
Instituto Andaluz Interuniversitario en Data Science and Computational Intelligence

Universidad Internacional de Andalucía

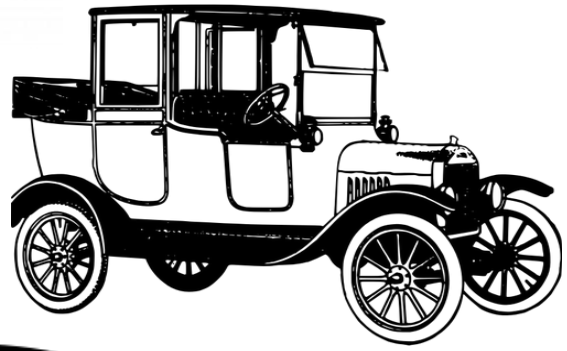
Redes Neuronales Prácticas con PYTORCH (II)

Redes Neuronales Convolucionales

UNIVERSIDAD INTERNACIONAL DE ANDALUCÍA

Recapitulemos (conceptos):

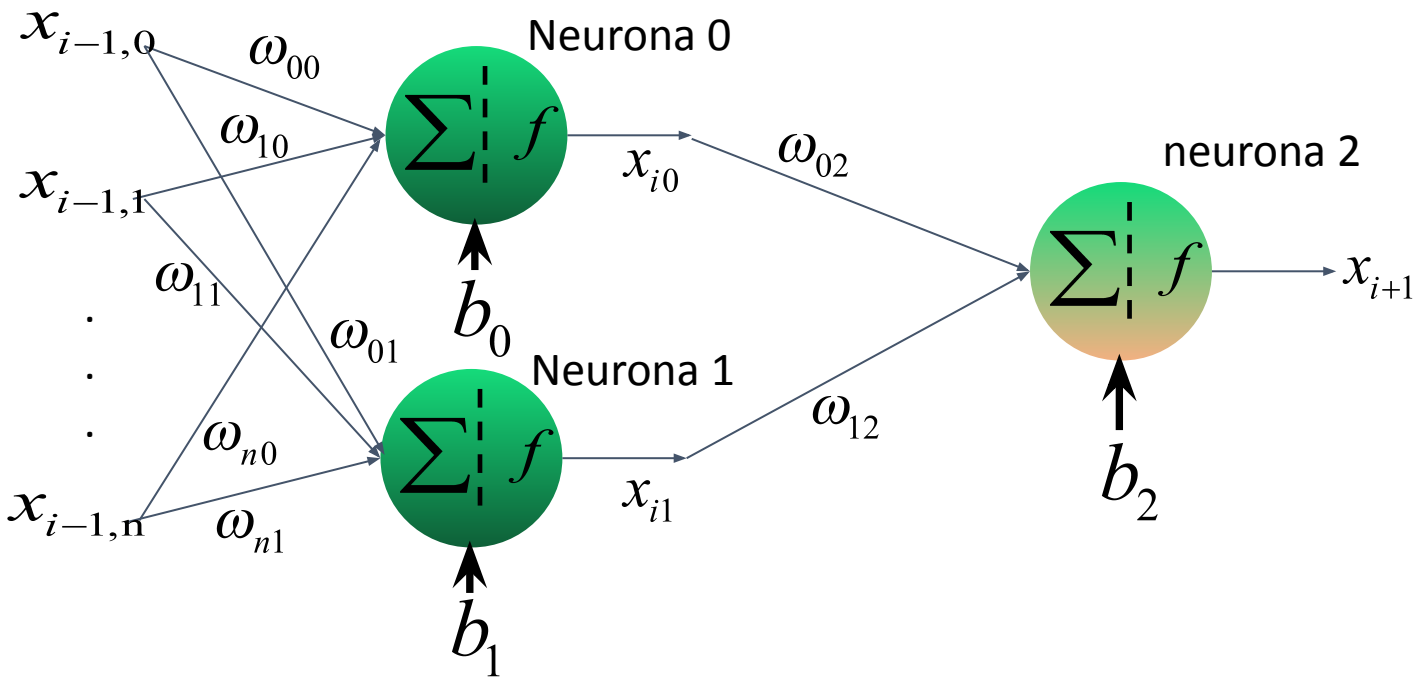
MACHINE LEARNING



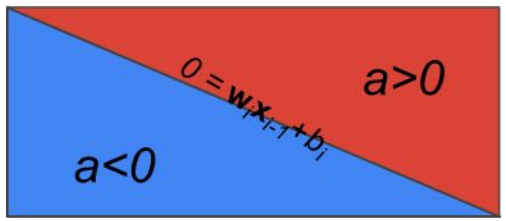
DEEP LEARNING

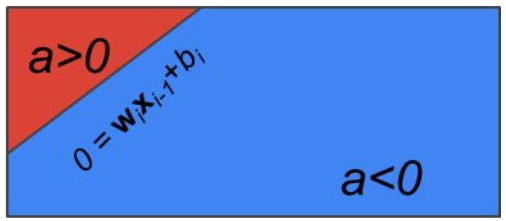
I.A.

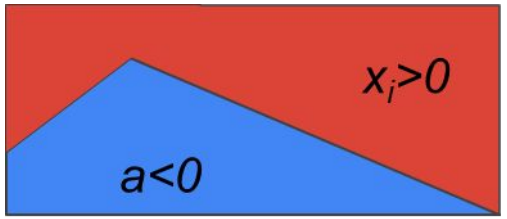
Recapitulemos (red neuronal):



La introducción de una capa de neuronas permite combinar varias regiones (áreas) de decisión y así separar clases no linealmente separables

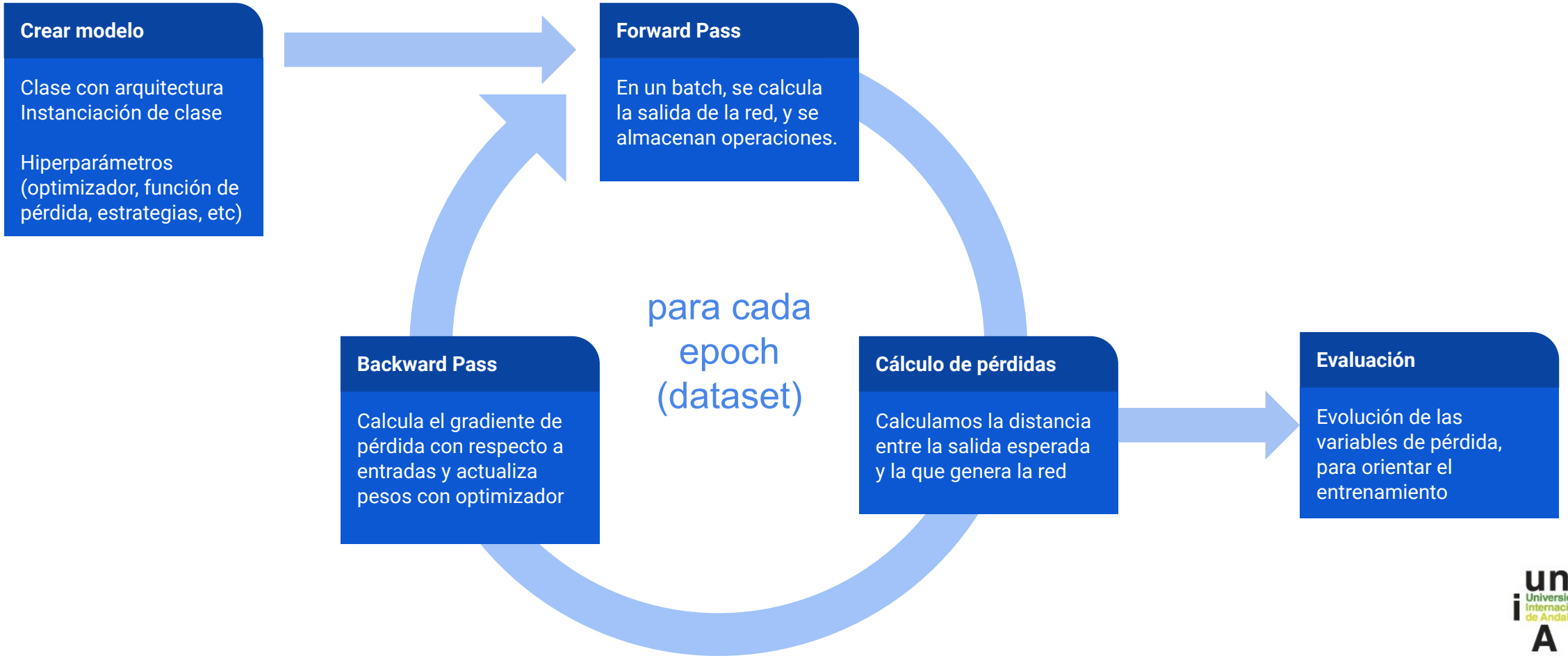






01	DATOS	• Recopilar datos • Ordenarlos (curación de datos) • Procesamiento
02	MODELO	• Elección de modelo • Construcción de la red
03	ENTRENAMIENTO	• Bucle de entrenamiento: • Forward pass • Loss • Backward pass
04	EVALUACIÓN	• Estimar la capacidad de generalización • Generalmente: conjunto de test

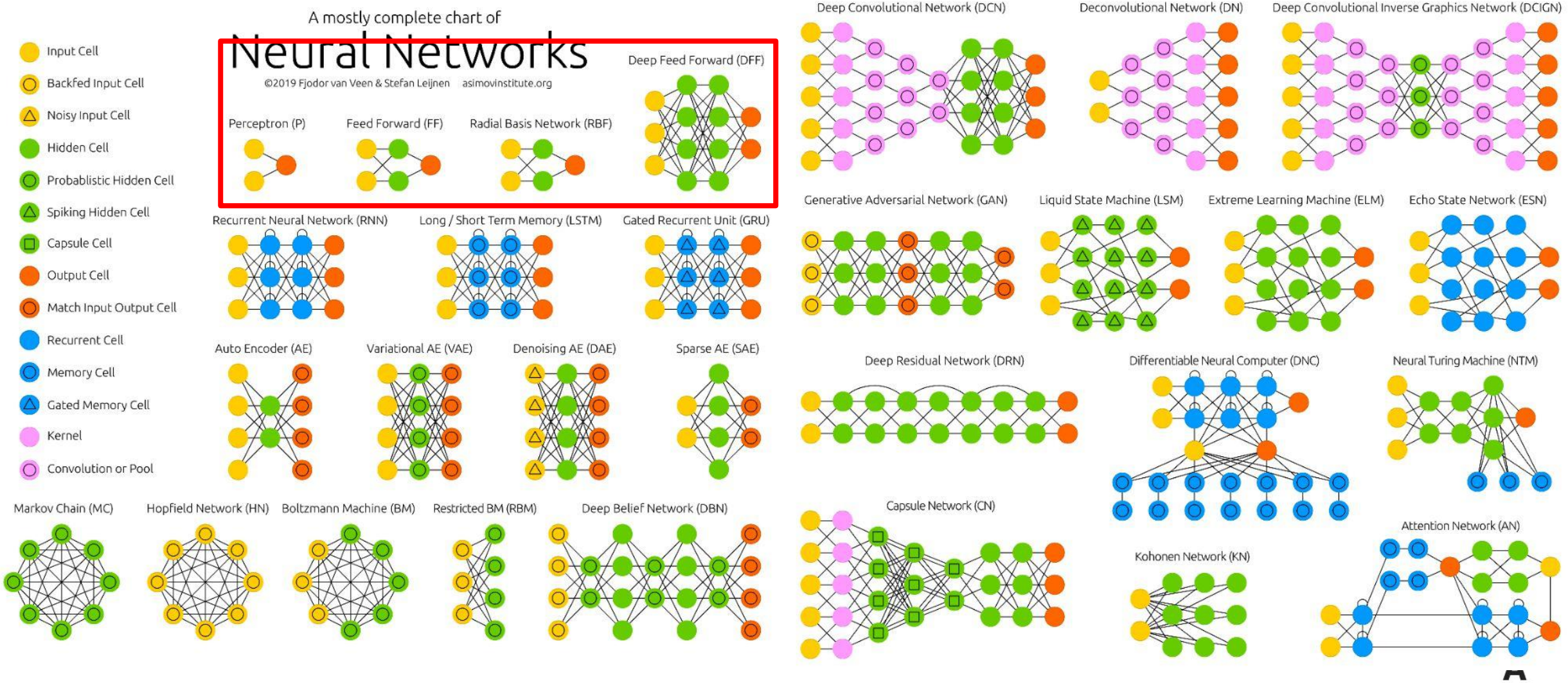
Recapitulemos (entrenamiento):

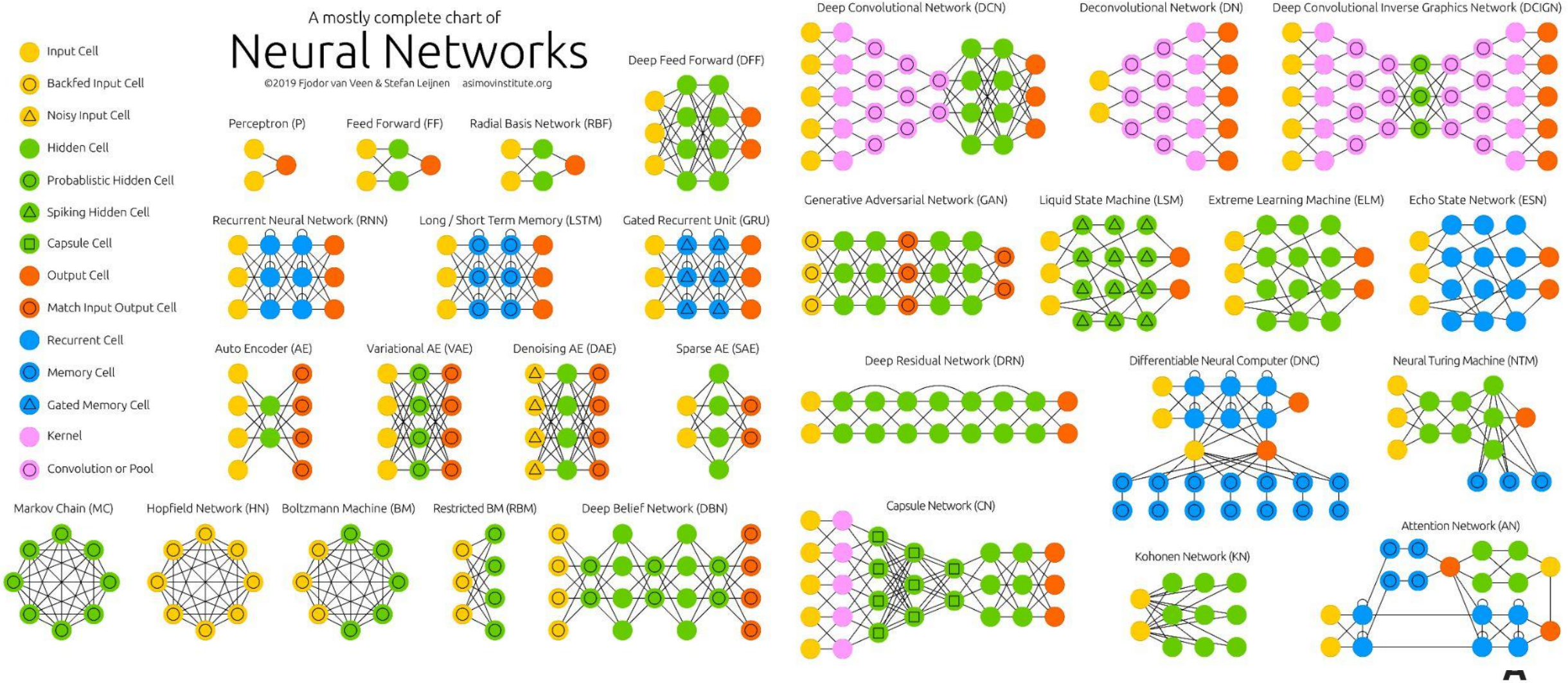


UNIVERSIDAD
INTERNACIONAL
DE ANDALUCÍA

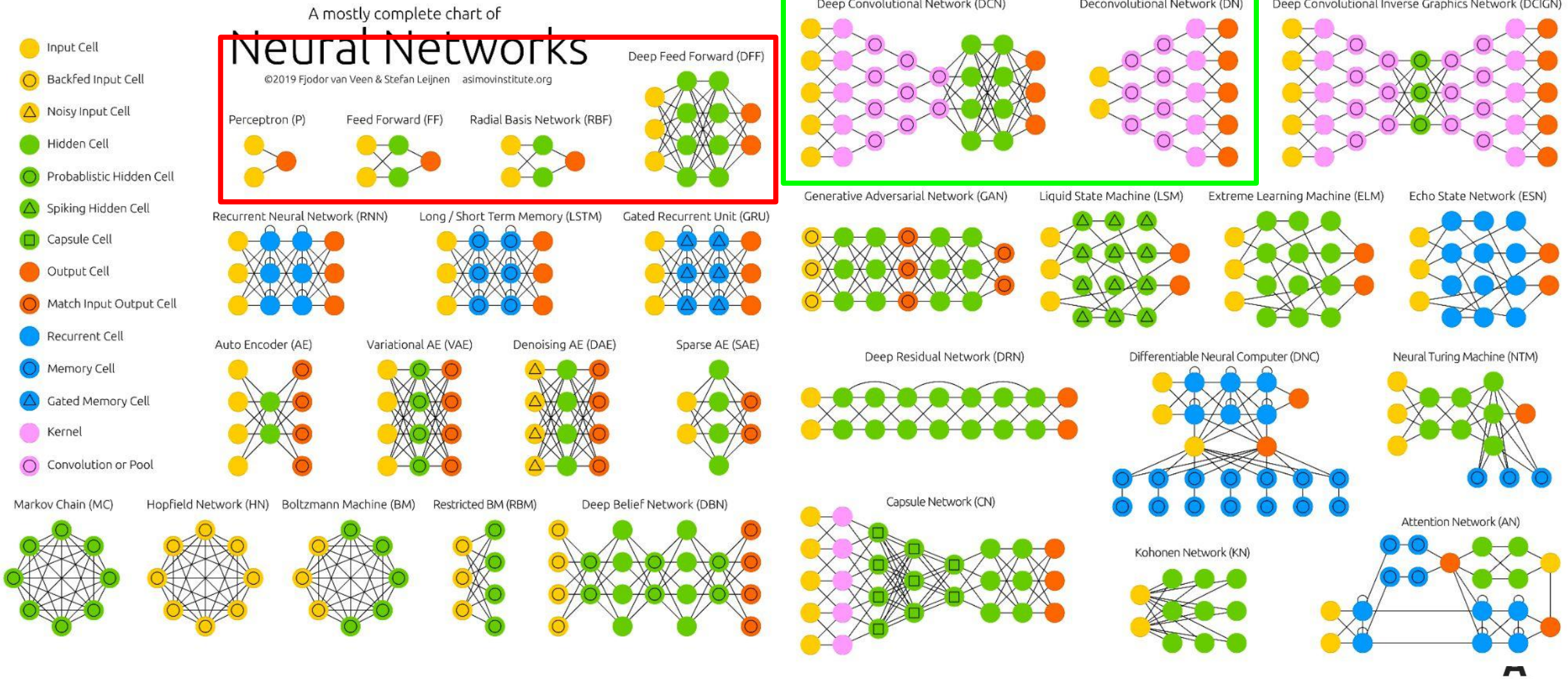
La pregunta es:

¿Ya está? ¿Ya no hay más tipos de redes?


A mostly complete chart of
Neural Networks
©2019 Fjodor van Veen & Stefan Leijnen asimovinstitute.org
Input Cell
Backfed Input Cell
Noisy Input Cell
Hidden Cell
Probablistic Hidden Cell
Spiking Hidden Cell
Capsule Cell
Output Cell
Match Input Output Cell
Recurrent Cell
Memory Cell
Gated Memory Cell
Kernel
Convolution or Pool
Perceptron (P)
Feed Forward (FF)
Radial Basis Network (RBF)
Deep Feed Forward (DFF)
Recurrent Neural Network (RNN)
Long / Short Term Memory (LSTM)
Gated Recurrent Unit (GRU)
Auto Encoder (AE)
Variational AE (VAE)
Denoising AE (DAE)
Sparse AE (SAE)
Markov Chain (MC)
Hopfield Network (HN)
Boltzmann Machine (BM)
Restricted BM (RBM)
Deep Belief Network (DBN)
Deep Convolutional Network (DCN)
Deconvolutional Network (DN)
Deep Convolutional Inverse Graphics Network (DCIGN)
Generative Adversarial Network (GAN)
Liquid State Machine (LSM)
Extreme Learning Machine (ELM)
Echo State Network (ESN)
Deep Residual Network (DRN)
Differentiable Neural Computer (DNC)
Neural Turing Machine (NTM)
Capsule Network (CN)
Kohonen Network (KN)
Attention Network (AN)


A mostly complete chart of
Neural Networks
©2019 Fjodor van Veen & Stefan Leijnen asimovinstitute.org
Input Cell
Backfed Input Cell
Noisy Input Cell
Hidden Cell
Probablistic Hidden Cell
Spiking Hidden Cell
Capsule Cell
Output Cell
Match Input Output Cell
Recurrent Cell
Memory Cell
Gated Memory Cell
Kernel
Convolution or Pool
Perceptron (P)
Feed Forward (FF)
Radial Basis Network (RBF)
Deep Feed Forward (DFF)
Recurrent Neural Network (RNN)
Long / Short Term Memory (LSTM)
Gated Recurrent Unit (GRU)
Auto Encoder (AE)
Variational AE (VAE)
Denoising AE (DAE)
Sparse AE (SAE)
Markov Chain (MC)
Hopfield Network (HN)
Boltzmann Machine (BM)
Restricted BM (RBM)
Deep Belief Network (DBN)
Deep Convolutional Network (DCN)
Deconvolutional Network (DN)
Deep Convolutional Inverse Graphics Network (DCIGN)
Generative Adversarial Network (GAN)
Liquid State Machine (LSM)
Extreme Learning Machine (ELM)
Echo State Network (ESN)
Deep Residual Network (DRN)
Differentiable Neural Computer (DNC)
Neural Turing Machine (NTM)
Capsule Network (CN)
Kohonen Network (KN)
Attention Network (AN)

UNIVERSIDAD INTERNACIONAL DE ANDALUCÍA



UNIVERSIDAD
INTERNACIONAL
DE ANDALUCÍA

Las redes convolucionales

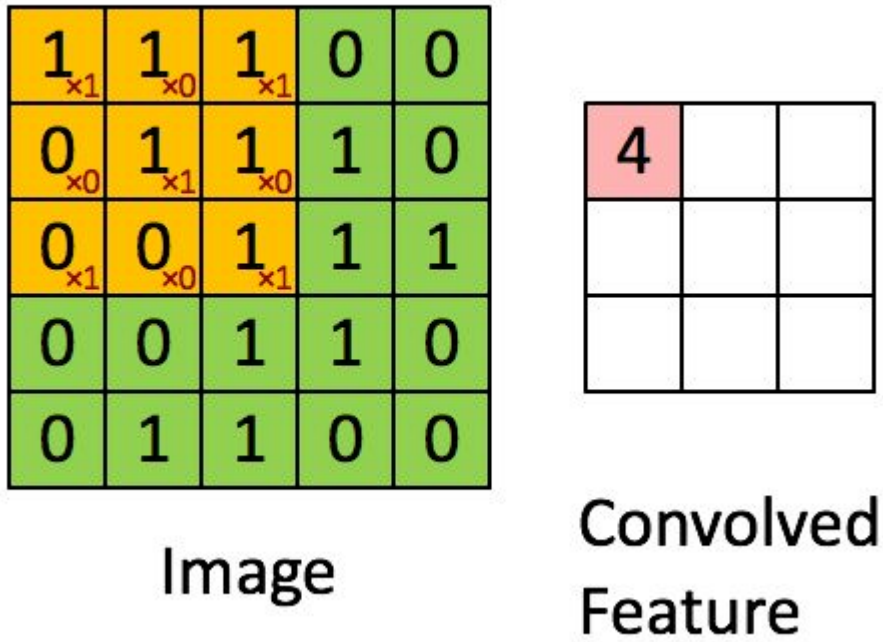
La convolución en imágenes

$*$

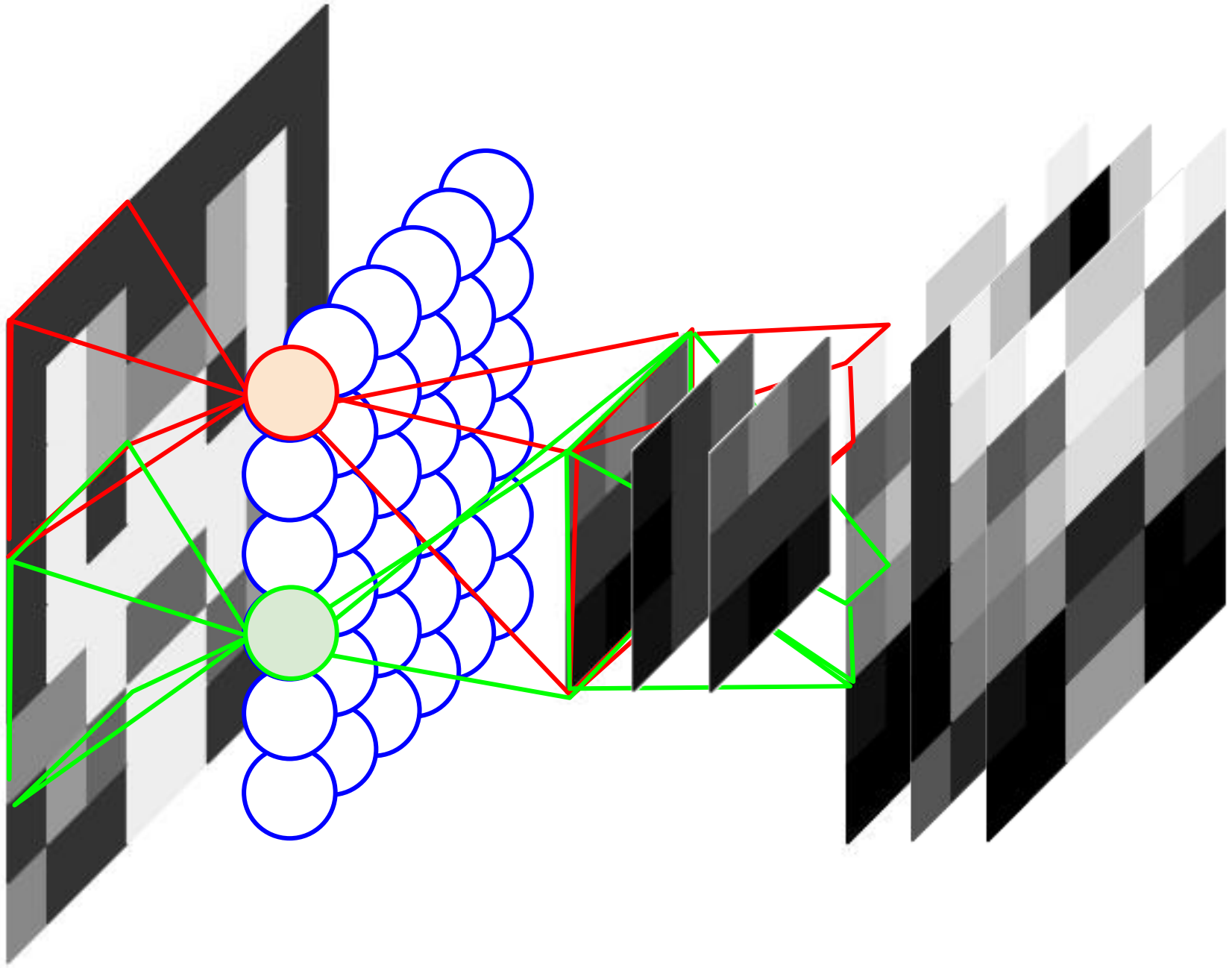
1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

¡Nuestra visión funciona (aprox) así!

La convolución en imágenes

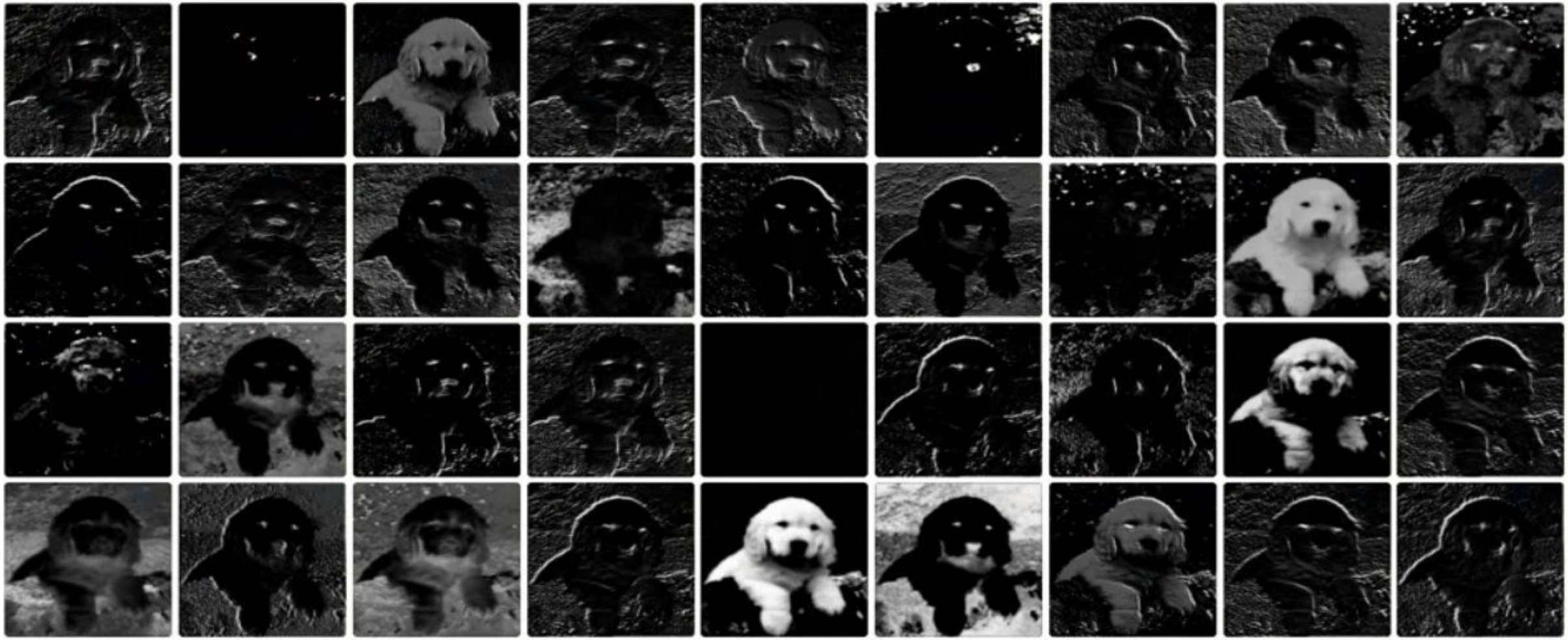


UNIVERSIDA
INTERNACIO
DE ANDALUC



un
Universidad
Internacional
de Andalucía
A

UNIVERSIDAD
INTERNACIONAL

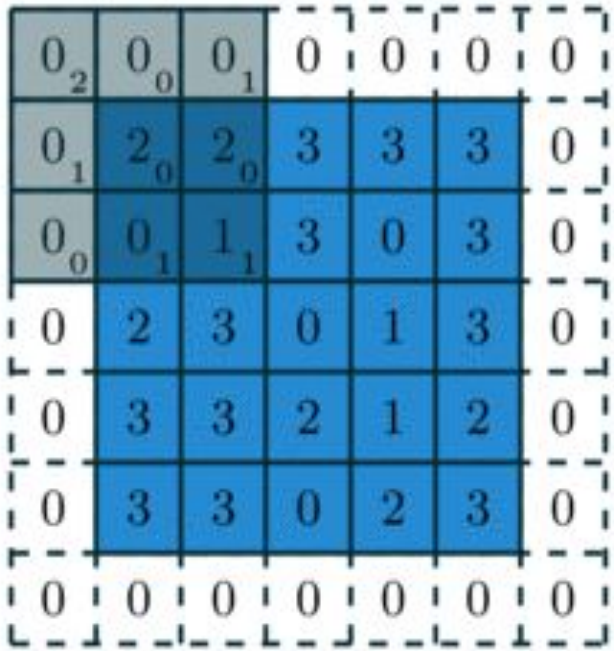


una Universidad Internacional de Andalucía

UNIVERSIDAD INTERNACIONAL DE ANDALUCÍA

Parámetros de la convolución:

- Tamaño del **kernel** (*k*)
- Padding: relleno con valores (*p*)
- Stride: paso (*s*)



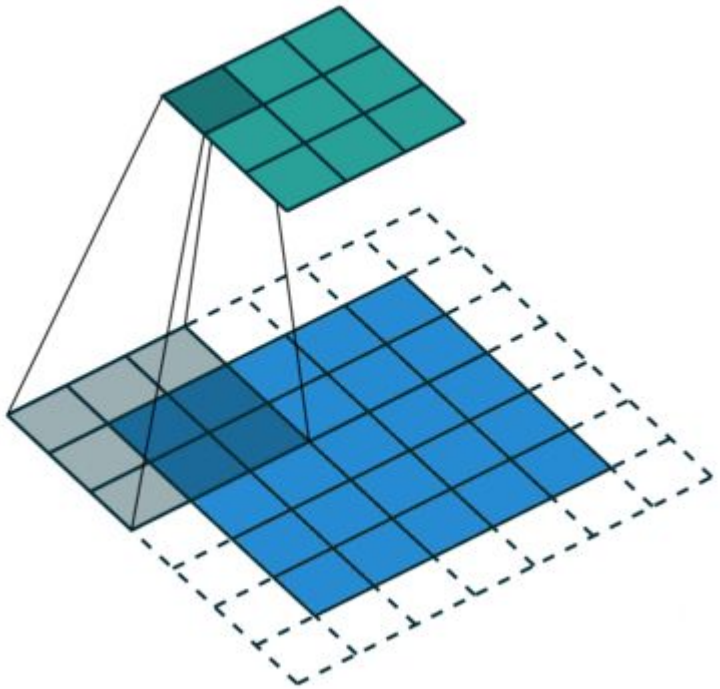
Tamaño de salida: $o = \lfloor \frac{i+2p-k}{s} \rfloor + 1$

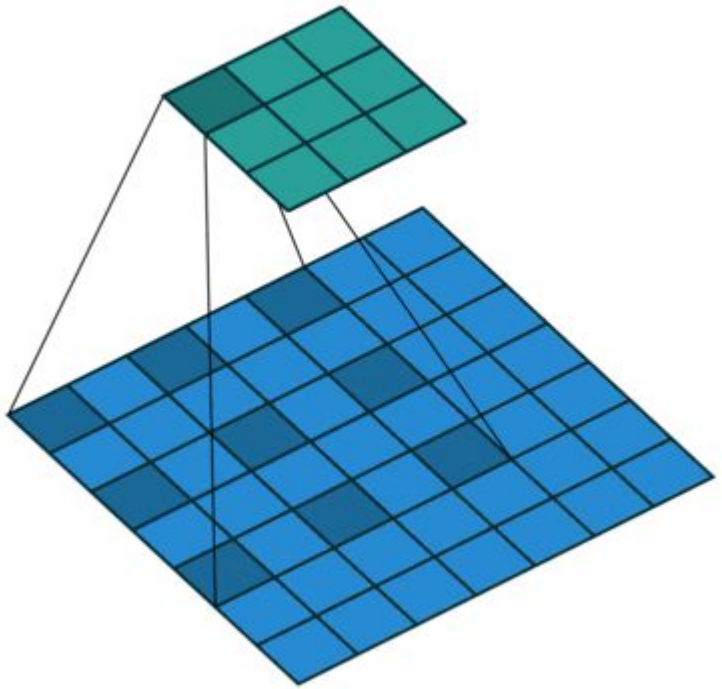
Más detalles en: https://theano-pymc.readthedocs.io/en/latest/tutorial/conv_arithmetic.html

UNIVERSIDAD INTERNACIONAL DE ANDALUCÍA

¿Cómo escribimos una convolución?

- Tamaño
- Padding
- Stride: p
- Dilataci





CONV2D

CLASS

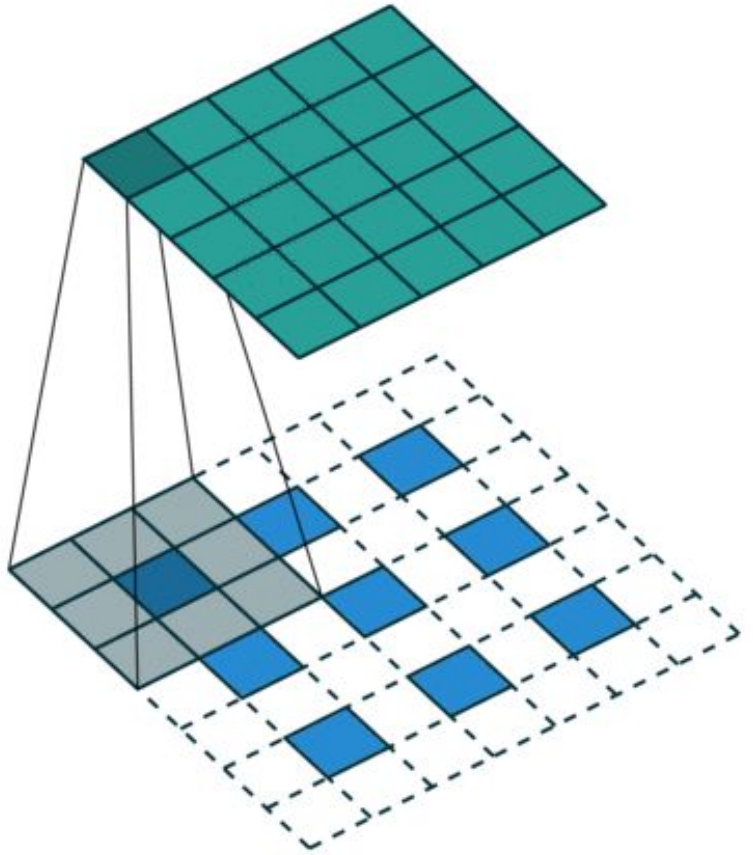
`torch.nn.`

groups=1,

[SOURCE]

Otras convoluciones:

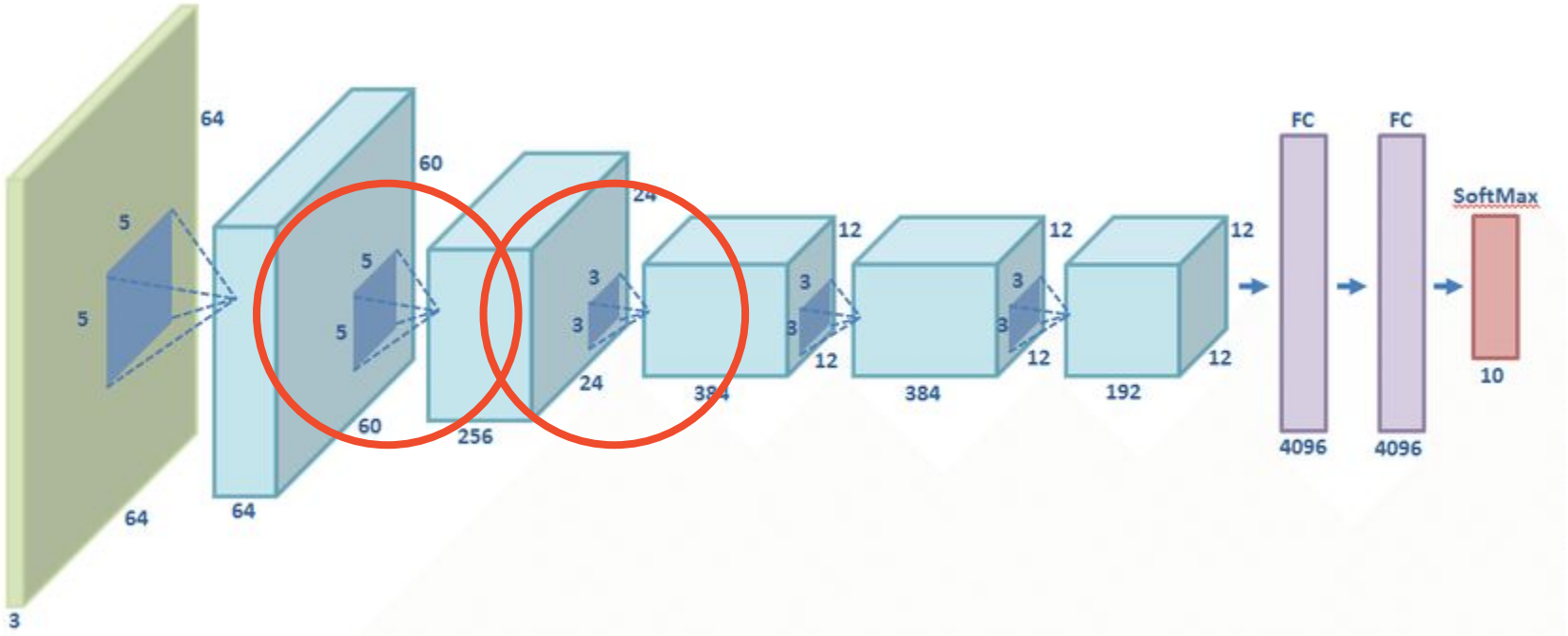
- La convolución se puede implementar matricialmente. La traspuesta de la matriz de convolución define la **convolución transpuesta**.
- Convolución agrupada.



Más detalles en: https://theano-pymc.readthedocs.io/en/latest/tutorial/conv_arithmetic.html

Arquitecturas convolucionales

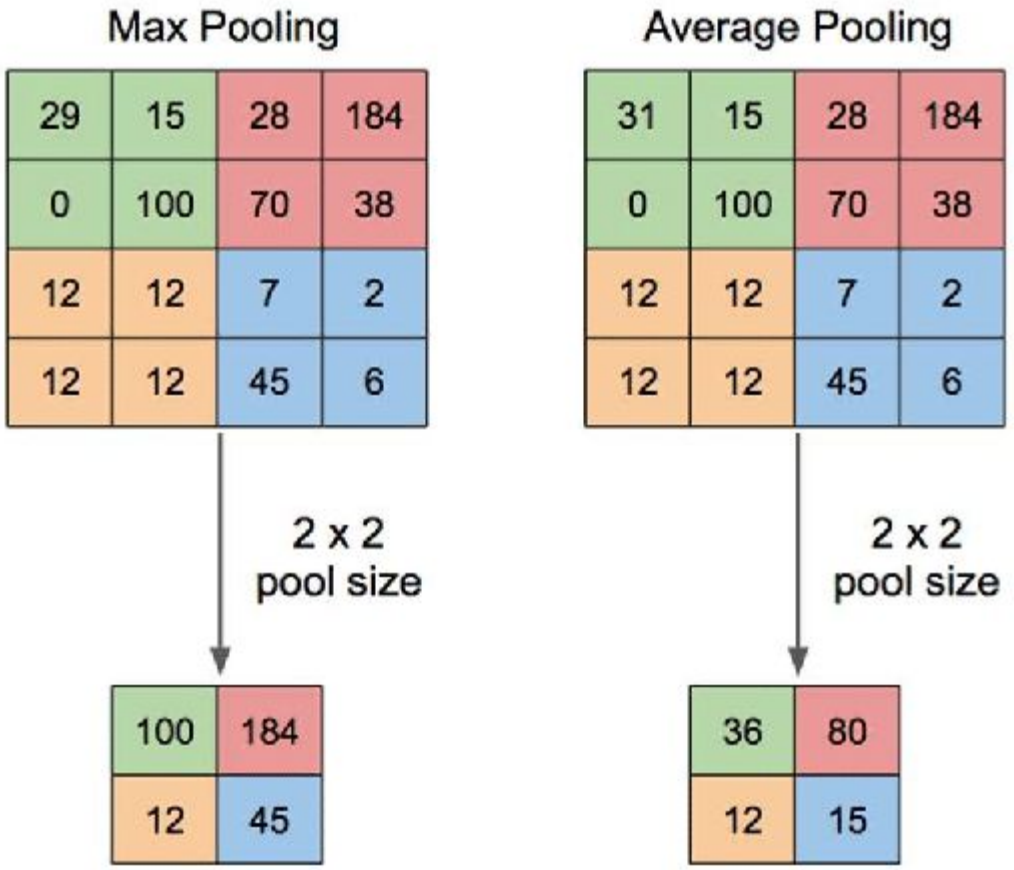
- **ALEXNET** (y LeNet)



¿Qué es esto?

Arquitecturas convolucionales

- **Pooling**



Arquitecturas convolucionales

- **Pooling**

MAXPOOL2D

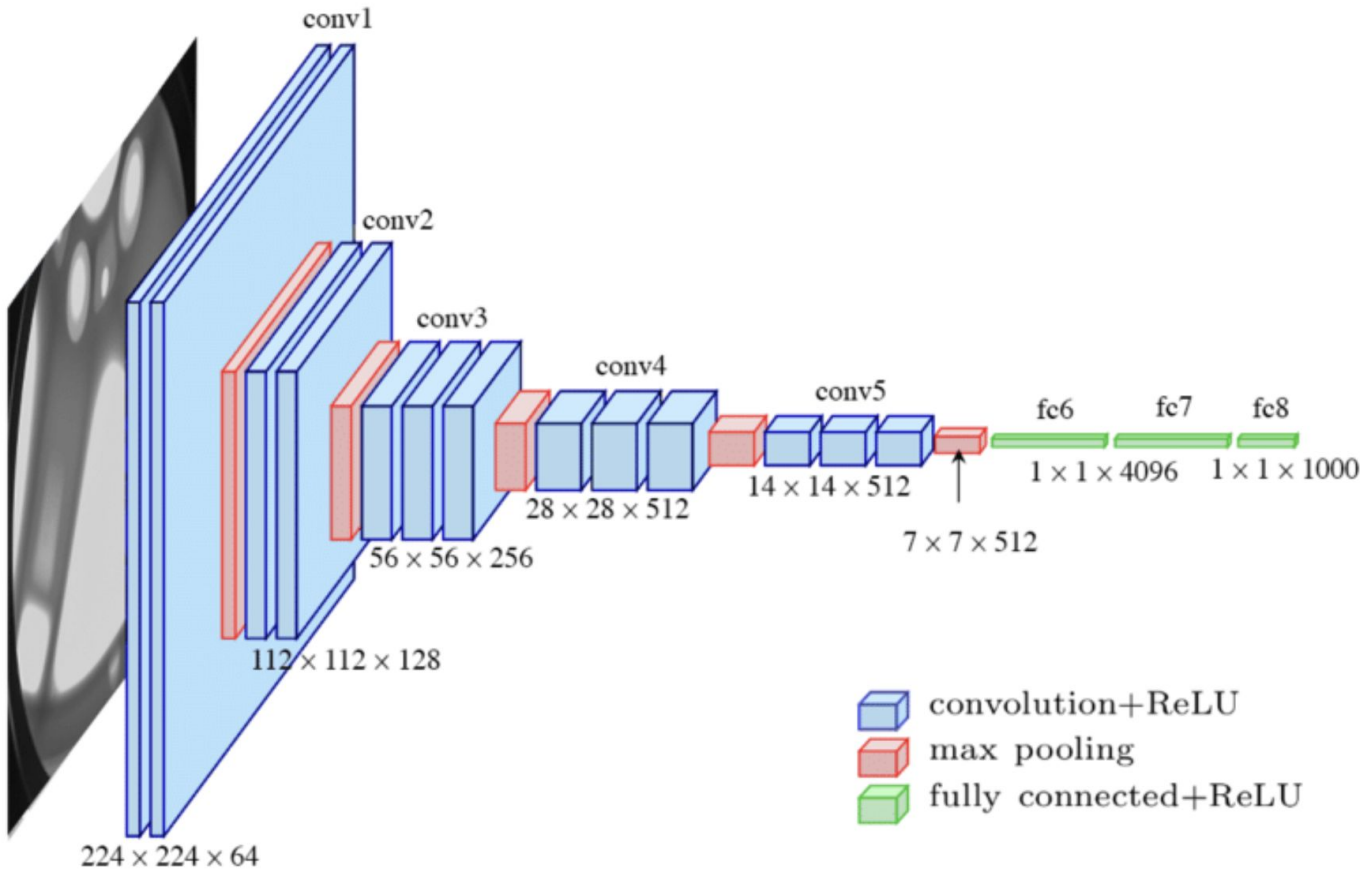
CLASS

`torch.nn.MaxPool2d(kernel_size, stride=None, padding=0, dilation=1, return_indices=False, ceil_mode=False)`

[SOURCE]

Arquitecturas convolucionales

- **VGG16**



UNIVERSIDAD
INTERNACIONAL
DE ANDALUCÍA

¡A currar!

UNIVERSIDAD
INTERNACIONAL
DE ANDALUCÍA

Trucos de pytorch

- Sequential models! -> Crear modelos de forma secuencial (como en keras) y rápida:

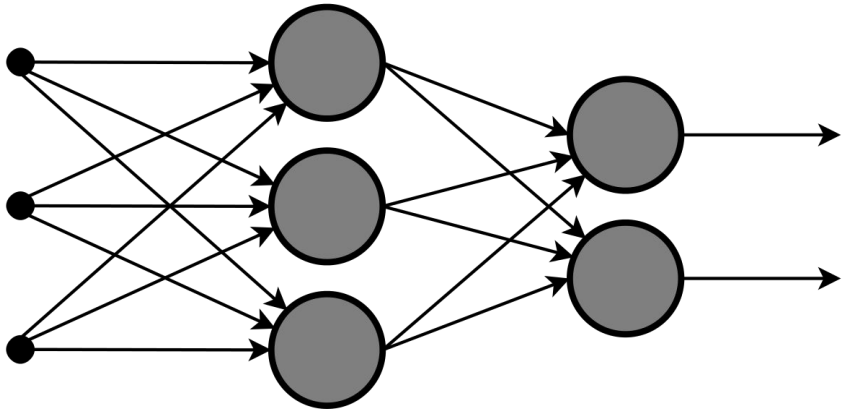
```
model = nn.Sequential(
          nn.Conv2d(1,20,5),
          nn.ReLU(),
          nn.Conv2d(20,64,5),
          nn.ReLU()
        )

# Using Sequential with OrderedDict. This is functionally
# the same as the above code
model = nn.Sequential(OrderedDict([
          ('conv1', nn.Conv2d(1,20,5)),
          ('relu1', nn.ReLU()),
          ('conv2', nn.Conv2d(20,64,5)),
          ('relu2', nn.ReLU())
        ]))
```

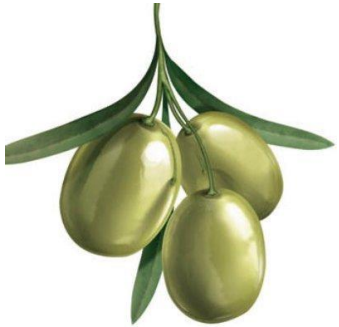
UNIVERSIDAD
INTERNACIONAL
DE ANDALUCÍA

Transfer Learning

Transfer learning

- Transferir el aprendizaje en un dominio (ej. Imagenet) a otro nuevo dominio con un tamaño muestral menor.





Transfer learning

- ¿Cómo?
  a. Carga red pre-entrenada
  b. Modifica capas a conveniencia (no convolucionales)
  c. Re-entrena con LR baja

`torchvision.models.vgg16(`*`pretrained: bool = False`*`, `*`progress: bool = True`*`, `*`**kwargs: Any`*`)` → torchvision.models.vgg.VGG

[SOURCE]

VGG 16-layer model (configuration “D”) “Very Deep Convolutional Networks For Large-Scale Image Recognition”.

+ modelos: https://pytorch.org/vision/stable/models.html

UNIVERSIDAD
INTERNACIONAL
DE ANDALUCÍA

Regularización

UNIVERSIDAD INTERNACIONAL DE ANDALUCÍA

Mejora de la capacidad de generalización. Regularización

La regularización consiste en aplicar una penalización a la función de coste durante el proceso de optimización para evitar el sobreajuste a los datos de entrenamiento

Si definimos la función de coste como $loss = error(\mathrm{y}, \hat{\mathrm{y}})$

Podemos añadir un término que incremente el loss:

$$loss = error(\mathrm{y}, \hat{\mathrm{y}}) + \lambda\Psi$$

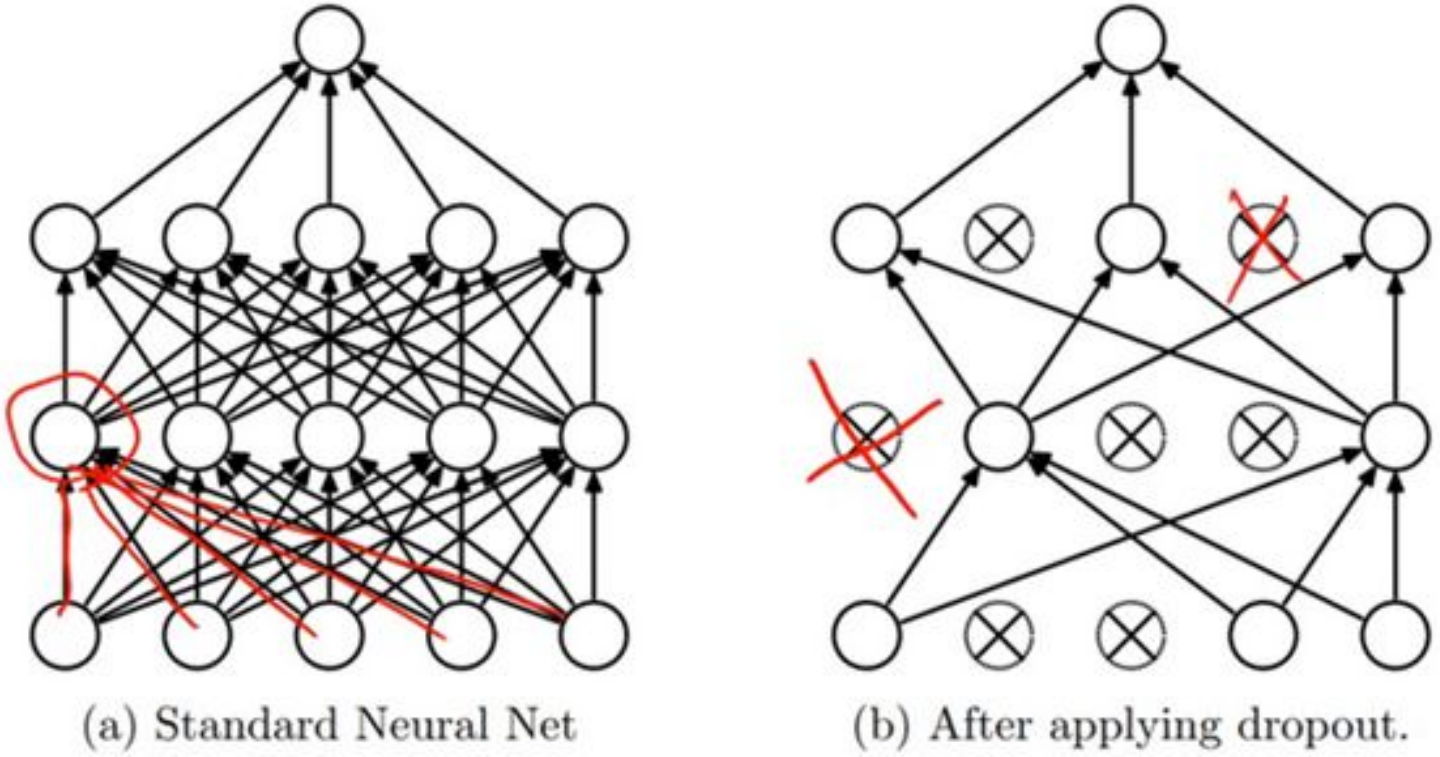
$\lambda \rightarrow$ peso de la regularización

$\psi \rightarrow$ término de regularización

Mejora de la capacidad de generalización. Regularización

Tipos de regularización más comunes

- **Dropout**



(a) Standard Neural Net

(b) After applying dropout.

- **Se desactivan aleatoriamente un porcentaje predeterminado de neuronas durante el entrenamiento**
- **Evita que las neuronas memoricen parte de la entrada**

Mejora de la capacidad de generalización. Regularización
Tipos de regularización más comunes

- **Early Stopping**

- Conseguir errores muy bajos durante el entrenamiento normalmente requiere de 1) un número alto de parámetros 2) realizar un número alto de iteraciones
- Ambas cosas hacen que la red sobreajuste los datos de entrenamiento

Early Stopping consiste en parar el proceso de entrenamiento cuando se haya alcanzado un determinado error, si dejar que se realicen más iteraciones que pueden llevar al sobreajuste.