

Detección de objetos

Visión por Computador, curso 2024-2025

Silvia Martín Suazo, silvia.martin@u-tad.com

6 de diciembre de 2024

U-tad | Centro Universitario de Tecnología y Arte Digital



Introducción

Hasta ahora, la única **aplicación** que se ha visto de las **Convolutional Neural Networks (CNNs)** son los clasificadores. Sin embargo existe una variedad enorme de posibilidades a la hora de procesar imágenes.

Dicho esto, las redes que ya han sido estudiadas comparten ciertas características a la hora de **procesar imágenes**:

- Extracción de características.
- Modelos jerárquicos.
- Composición de redes profundas.

Todo esto puede ser **trasladado** a otras aplicaciones de la **visión por computador**.

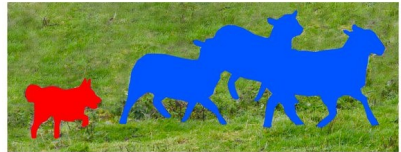
Introducción

Durante esta sesión se estudiarán las siguientes aplicaciones de la visión por computador:

- Segmentación semántica (semantic segmentation).
- Segmentación de instancias (instance segmentation).
- Detección y localización de objetos (object localization and detection).



Image Recognition



Semantic Segmentation

[1]

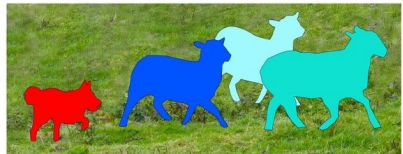
Introducción

Durante esta sesión se estudiarán las siguientes aplicaciones de la visión por computador:

- Segmentación semántica (semantic segmentation).
- **Segmentación de instancias** (instance segmentation).
- Detección y localización de objetos (object localization and detection).



Image Recognition



Instance Segmentation

[2]

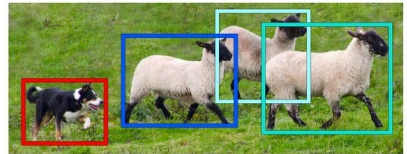
Introducción

Durante esta sesión se estudiarán las siguientes aplicaciones de la visión por computador:

- Segmentación semántica (semantic segmentation).
- Segmentación de instancias (instance segmentation).
- **Detección y localización de objetos** (object localization and detection).



Image Recognition



Object Detection

[3]

Segmentación semántica

Definición del problema

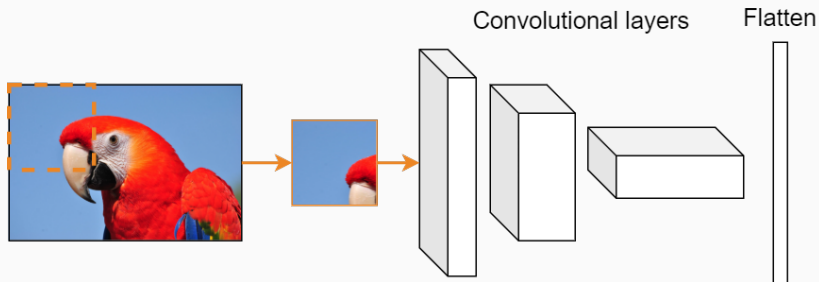
La **segmentación semántica** consiste en realizar una **clasificación** de cada uno de los **píxeles** que conforman una imagen.

De esta manera se le asigna a cada píxel una **etiqueta**, correspondiente al tipo de objeto que está **representando**.

Cada una de las **salidas de la red** representa una **clasificación multi-clase** de los distintos posibles objetos presentes en la imagen. De esta manera cada uno de los **píxeles de salida** se activa con una función **softmax**.

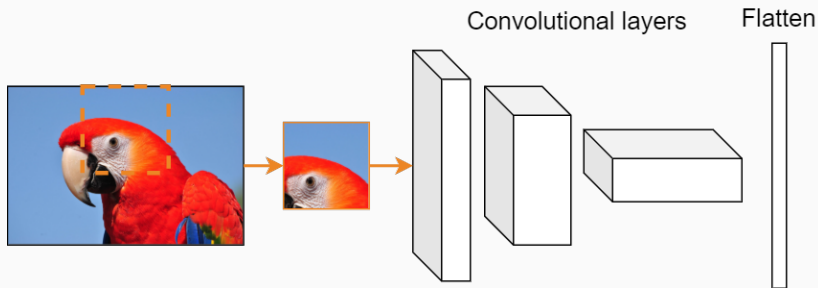
Ventana deslizando

Uno de los modelos más sencillos a la hora de realizar segmentación es utilizar un clasificador que reciba cada una de las posibles ventanas de la imagen. Por cada ventana este realizará una clasificación del los píxeles contenidos en ella.



Ventana deslizante

Uno de los modelos más sencillos a la hora de realizar segmentación es utilizar un clasificador que reciba cada una de las posibles ventanas de la imagen. Por cada ventana este realizará una clasificación del los píxeles contenidos en ella.

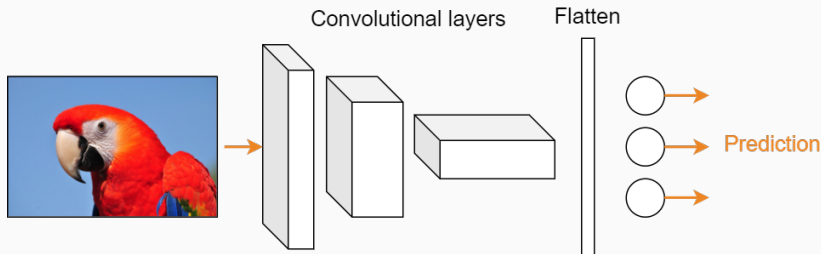


Sin embargo esta aproximación tiene multitud de inconvenientes:

- Ineficiencia computacional.
- Sólo es capaz de analizar una porción pequeña de la imagen.
- Pérdida de información.

Red completamente convolucional

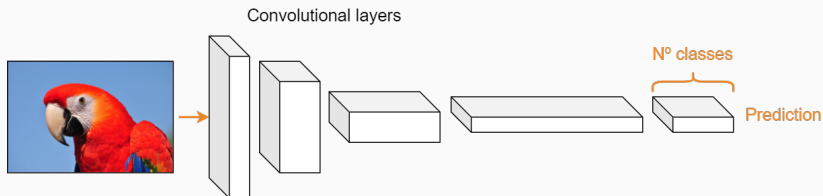
Una **CNN estándar** está compuesta por una serie de capas convolucionales, seguidas de capas de Pooling y finalmente un **perceptrón multicapa** para realizar predicciones.



Red completamente convolucional

Pero a la hora de realizar **segmentación semántica** no es necesaria la sección del **perceptrón**, ya que no se va a predecir la etiqueta de la imagen.

Una red **completamente convolucional** (Fully convolutional CNN)[4] elimina esta parte de la red, sustituyendola por únicamente capas convolucionales.

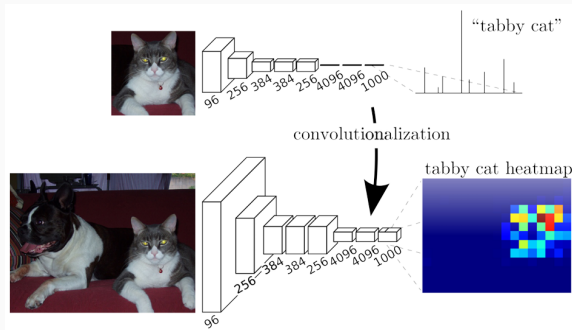


** la última capa produce mapas que indican la probabilidad de cada clase para cada región, y que tienen la misma resolución que la entrada.*

Red completamente convolucional

Las ventajas de esta arquitectura son:

- Puede tratar imágenes de cualquier tamaño.
- Eficiencia computacional y de parámetros.
- Reutilización de información.
- Campo receptivo grande.

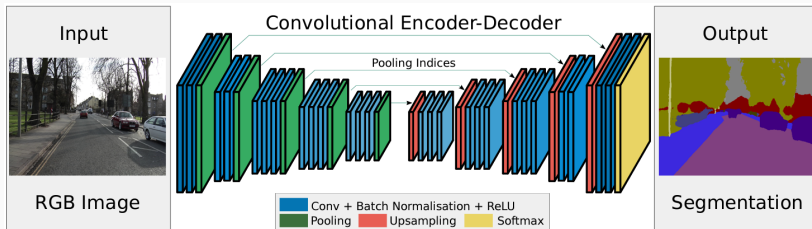


[4]

Autoencoder

Una **mejor solución** para realizar segmentación semántica es el uso de **autoencoders**, propuesta con la red **SegNet**[5].

La estructura de **encoder-decoder** permite extraer la información más relevante de la imagen y **reconstruir** la misma **identificando los elementos** que aparecen en ella.



[5]

UpSampling2D

Para realizar el **cambio de dimensionalidad** ascendente existen distintas alternativas.

UpSampling2D (MaxUnPooling)

1	2
3	4

1	1	2	2
1	1	2	2
3	3	4	4
3	3	4	4

Bed of nails unpooling

Para realizar el **cambio de dimensionalidad** ascendente existen distintas alternativas.

Bed of nails unpooling

1	2
3	4

1	0	2	0
0	0	0	0
3	0	4	0
0	0	0	0

Bed of nails unpooling

Esta arquitectura también propone un nuevo mecanismo para realizar **UpSampling** de la información.

Max unpooling with memory

1	0	2	1
1	0	1	1
1	3	4	4
2	0	2	1

1	2
3	4



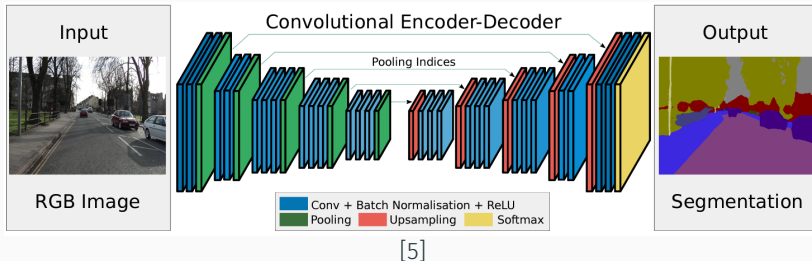
1	2
3	4

1	0	2	0
1	0	0	0
0	3	4	4
0	0	0	0

Autoencoder

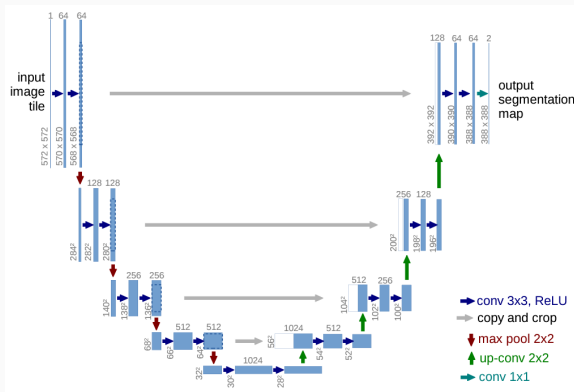
Algunas de las características de esta arquitectura son:

- Uso de **Visual Geometry Group (VGG)** como arquitectura de referencia para el **encoder**.
- MaxPooling **con memoria**.
- **Batch normalization** y **ReLU** como activación.



U-Net

La arquitectura U-Net[6] tiene como objetivo conseguir imágenes de salida con una mayor definición. Para ello se definen ciertas skip connections con el objetivo de no perder información sobre la composición de la imagen.



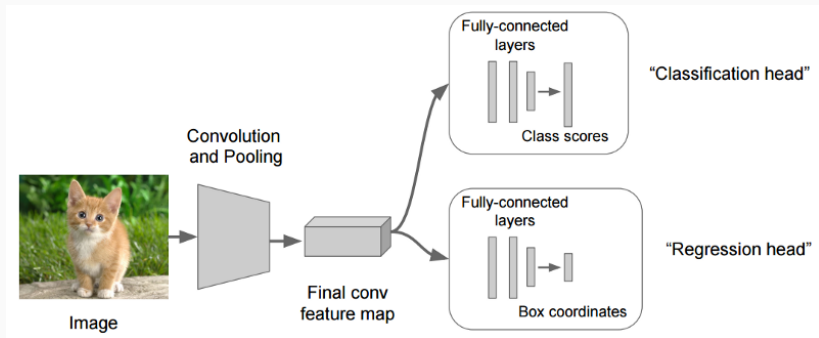
[6]

Localización y detección de objetos

Clasificación y localización

La **solución más simple** para realizar detección de objetos consiste en dividir la salida en **dos tareas distintas**:

- Clasificación de objetos
- Localización de objetos



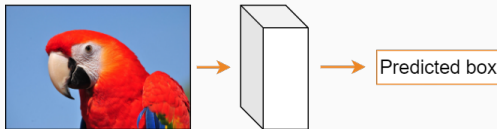
[7]

Detección de objetos

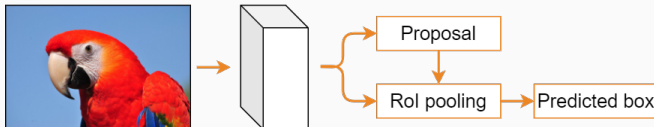
Existen dos grandes ramas a la hora de tratar con la **detección de objetos**:

- **Enfoques de una etapa**: predicen las clases directamente.
- **Enfoques de dos etapas**: se generan regiones propuestas y se clasifican.

One stage approach

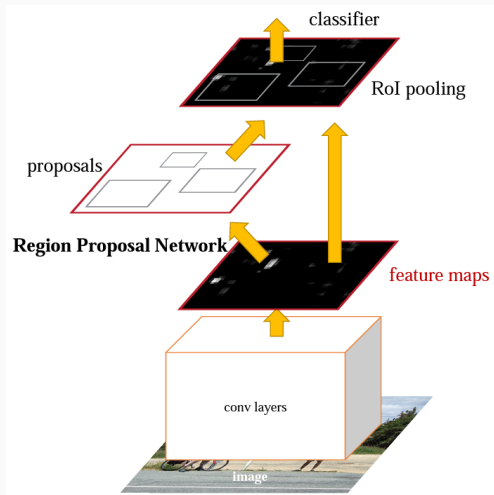


Two stage approach



Faster R-CNN

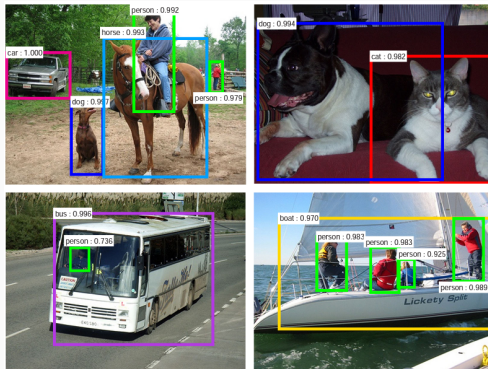
La arquitectura **Faster R-CNN**[8] es una arquitectura en 2 etapas.



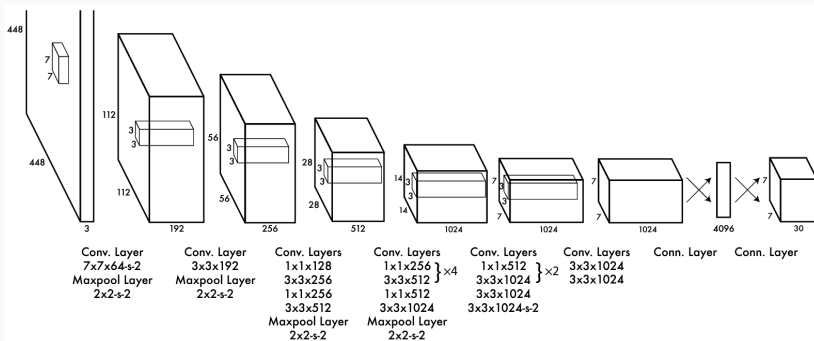
[8]

La arquitectura se basa en 2 redes neuronales:

- **Region Proposal Network**: realiza predicciones a través de una ventana deslizante.
- **Feature Pyramid Network**: Se encarga de generar bounding boxes de mayor calidad.

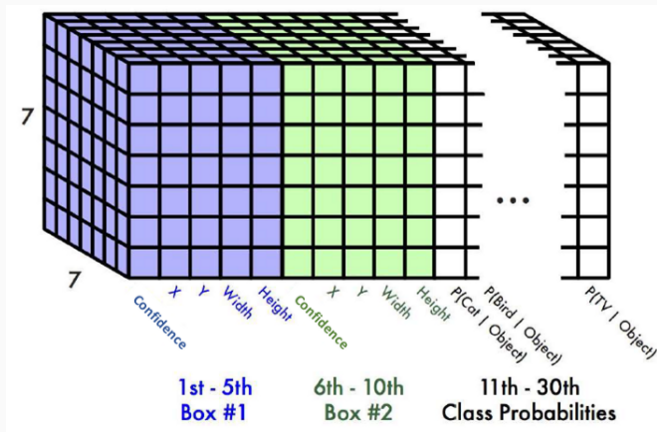


La arquitectura de **You Only Look Once (YOLO)** está compuesta por **24 capas** con estilo de VGG.



[9]

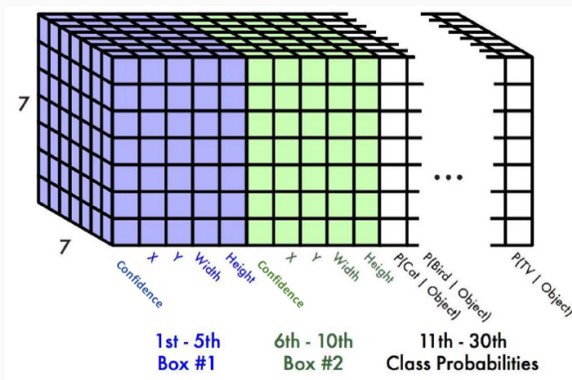
La última capa de la red se encarga de predecir dos bounding boxes por cada ventana de 7x7.



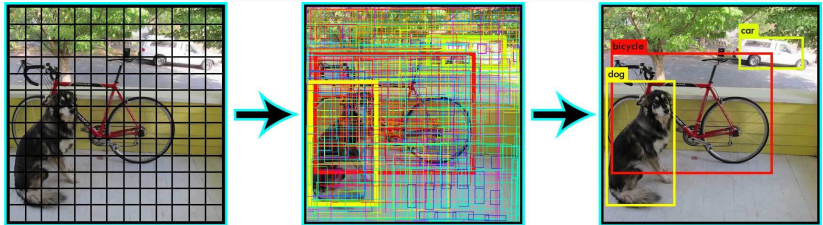
[10]

Por cada división se calculan:

- **Dos bounding boxes:**
 - 4 coordenadas de posición (x , y , w , h).
 - 1 valor de confianza en la caja.
- **20 probabilidades de clase**



Finalmente se realiza un **depurado** de las **bounding boxes** detectadas a través de **non-maximum suppression**.



[11]

- [1] John Wilson (AI Pool).
Semantic segmentation image.
[Online; accessed September, 2022].
- [2] John Wilson (AI Pool).
Instance segmentation image.
[Online; accessed September, 2022].
- [3] John Wilson (AI Pool).
Object detection image.
[Online; accessed September, 2022].
- [4] Jonathan Long, Evan Shelhamer, and Trevor Darrell.
Fully convolutional networks for semantic segmentation.
In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pages 3431–3440, 2015.

- [5] Vijay Badrinarayanan, Ankur Handa, and Roberto Cipolla.
Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for robust semantic pixel-wise labelling.
arXiv preprint arXiv:1505.07293, 2015.
- [6] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox.
U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation.
In International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention, pages 234–241. Springer, 2015.
- [7] Ravindra Parmar (Towards Data Science).
Clasificación y localización de imágenes.
[Online; accessed September, 2022].

- [8] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun.
Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks.
Advances in neural information processing systems, 28, 2015.
- [9] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi.
You only look once: Unified, real-time object detection.
In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pages 779–788, 2016.
- [10] Sik-Ho Tsang (Towards Data Science).
Yolo final layer image.
[Online; accessed September, 2022].
- [11] Gilbert Tanner.
Yolo non-maximum suppression image.
[Online; accessed September, 2022].

