

# Bài 8: Một số ứng dụng học sâu trong thị giác máy (Phần 2)

# Nội dung

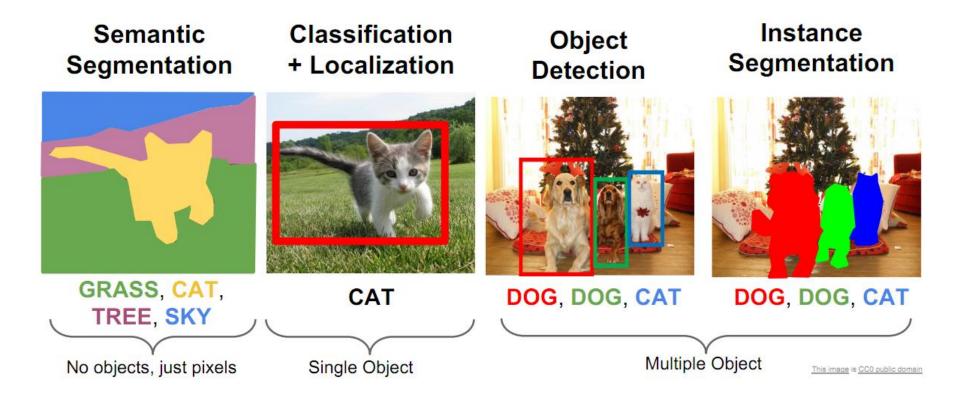


- 1. Giới thiệu bài toán phân đoạn ảnh
- 2. Lớp tăng độ phân giải upsampling
- 3. Hàm mục tiêu
- 4. Một số mạng phân đoạn ảnh tiêu biểu



## Các bài toán thị giác máy

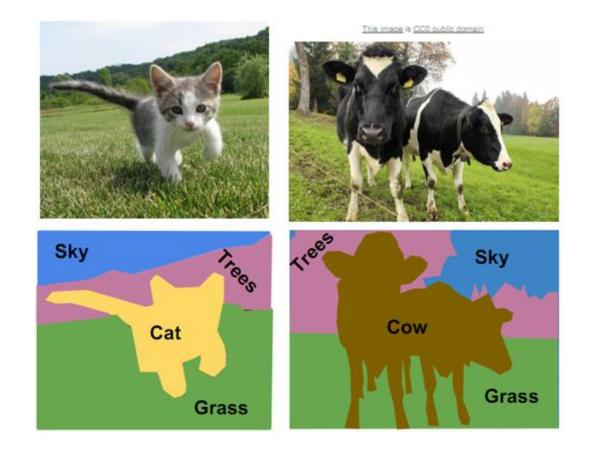




# Phân vùng

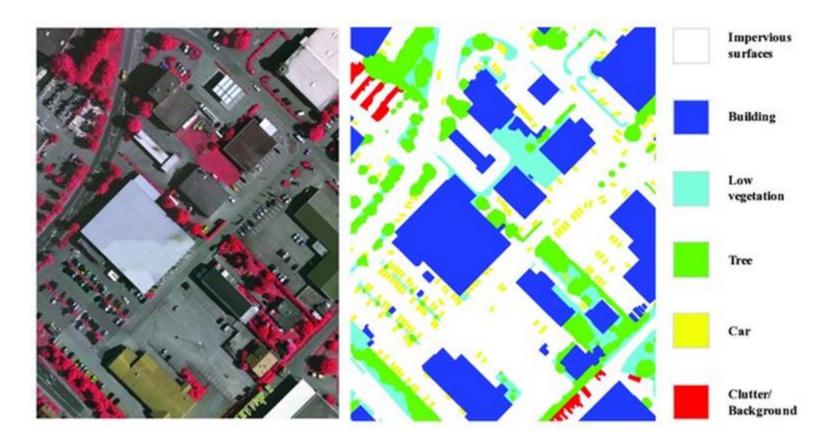


- Phân lớp từng điểm ảnh trong ảnh
- Không phân biệt các đối tượng cùng lớp trong ảnh





Phân đoạn ảnh vệ tinh và hàng không



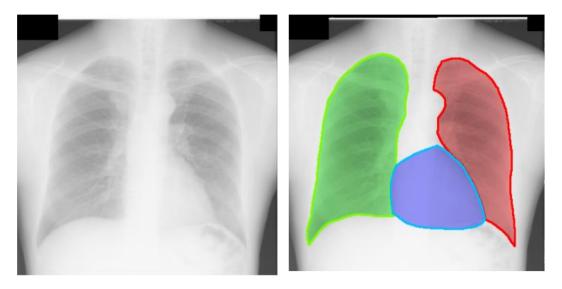


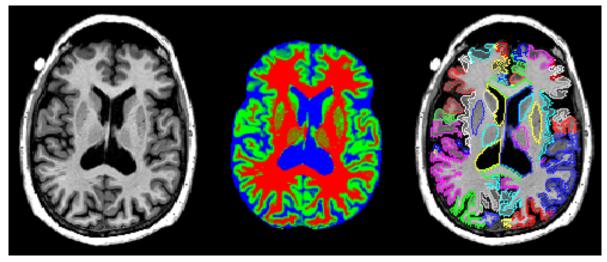
Xe tự hành





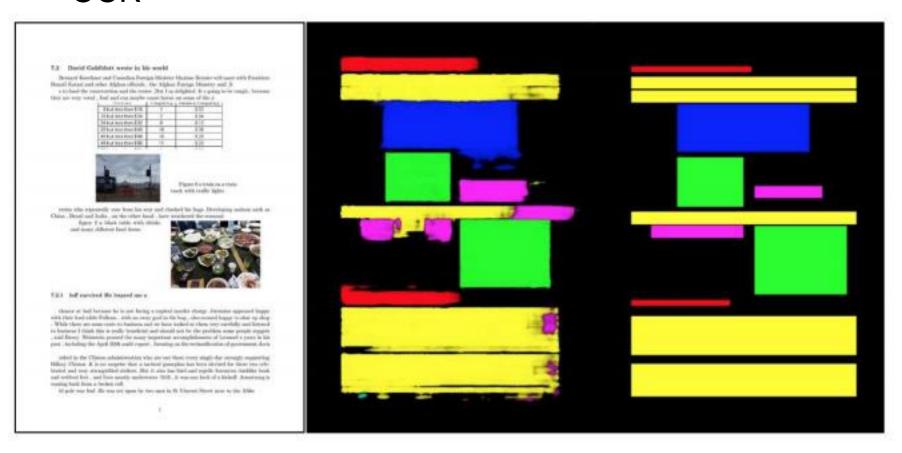
Y tế







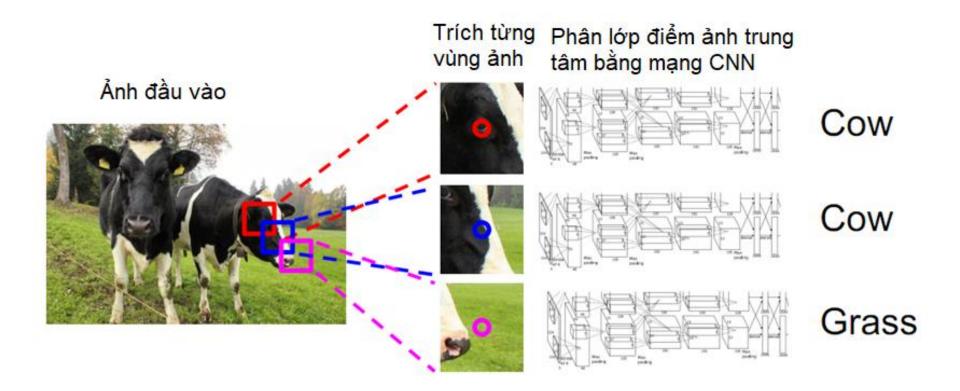
#### • OCR





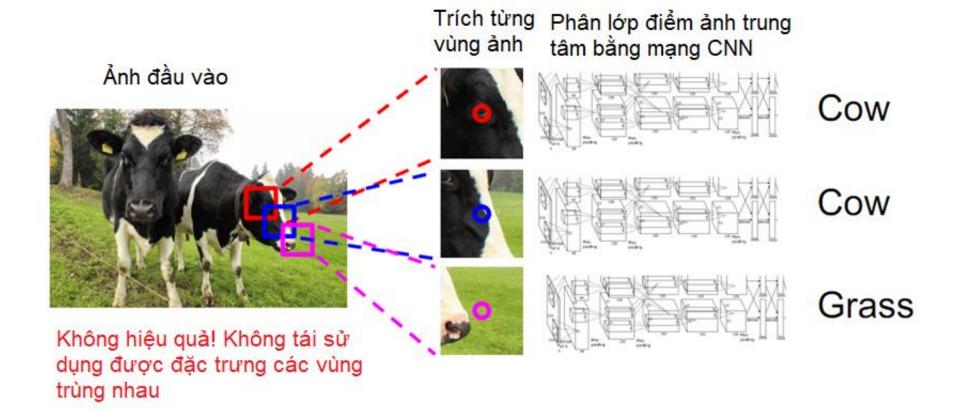
# Trượt cửa số





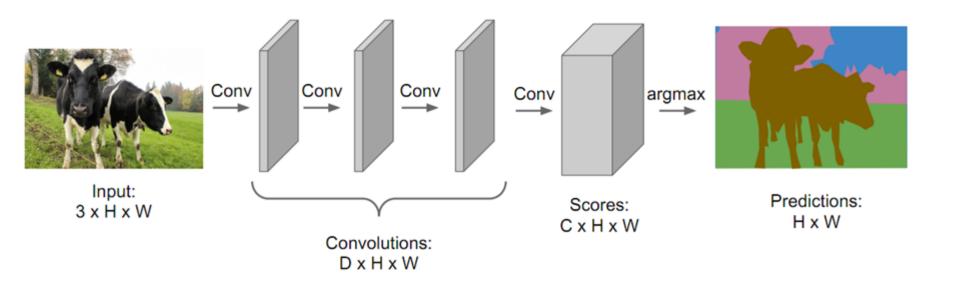
# Trượt cửa số





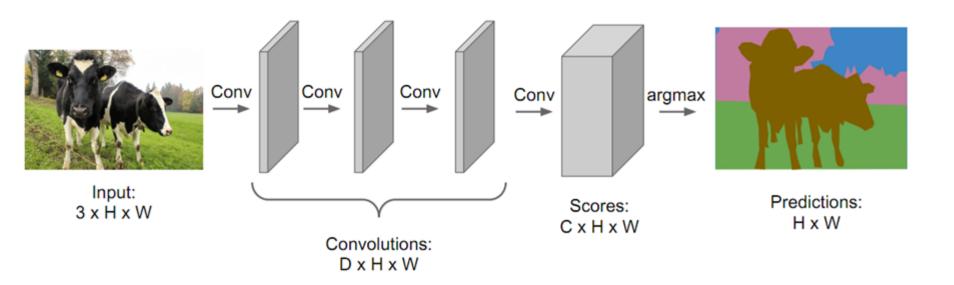


 Thiết kế mạng CNN gồm nhiều lớp tích chập để phân lớp đồng thời tất cả các điểm ảnh.



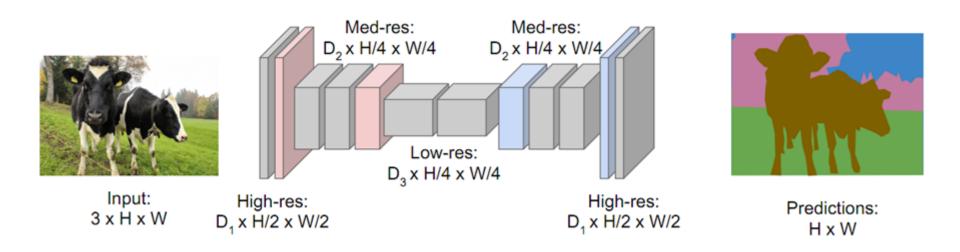


- Thiết kế mạng CNN gồm nhiều lớp tích chập để phân lớp đồng thời tất cả các điểm ảnh.
- Vấn đề: Tích chập với các lớp đầu vào có độ phân giải cao đòi hỏi nhiều chi phí tính toán



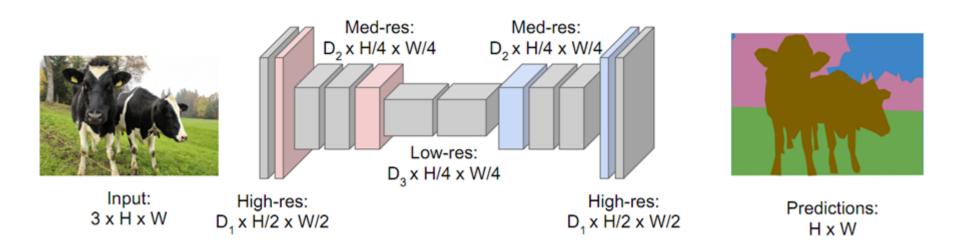


 Thiết kế mạng CNN với các lớp giảm độ phân giải (downsampling) và tăng độ phân giải (upsampling)





- Thiết kế mạng CNN với các lớp giảm độ phân giải (downsampling) và tăng độ phân giải (upsampling)
- Giảm độ phân giải: max pooling hay strided conv
- Tăng độ phân giải?





#### Lớp Unpooling



0

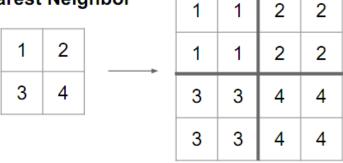
0

0

0

Các lớp này không có tham số

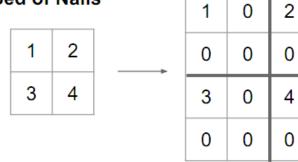
#### **Nearest Neighbor**



Input: 2 x 2

Output: 4 x 4

#### "Bed of Nails"



Input: 2 x 2

Output: 4 x 4

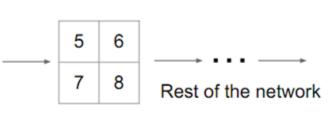
#### Lớp Max Unpooling



#### **Max Pooling**

Ghi nhớ vị trí phần tử lớn nhất

1	2	6	3
3	5	2	1
1	2	2	1
7	3	4	8



#### Max Unpooling

Sử dụng vị trí đã ghi nhớ khi pooling

1	2
3	4

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

Input: 4 x 4

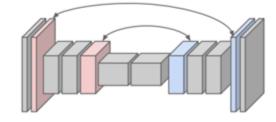
Output: 2 x 2

Input: 2 x 2

Output: 4 x 4

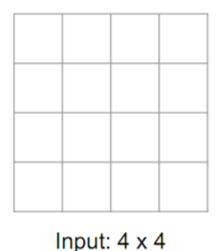
18

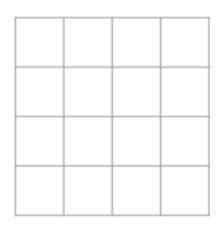
Các cặp max pooling và max unpooling được dùng đối xứng nhau trong mạng





 Là phép tăng độ phân giải (upsampling) có chứa các tham số có thể huấn luyện được



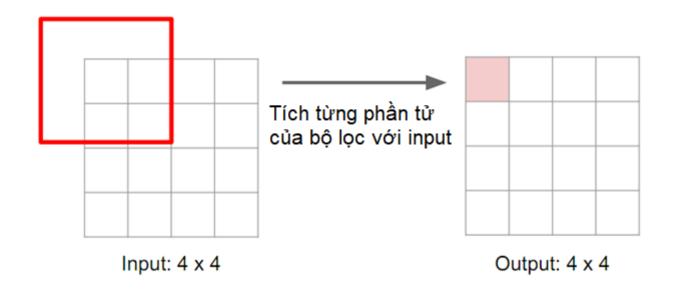


Output: 4 x 4

 Xem lại ví dụ tích chập conv 3x3, bước nhảy stride 1 và thêm viền padding 1



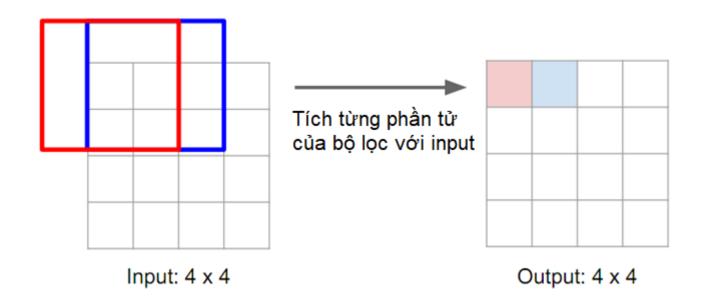
 Là phép tăng độ phân giải (upsampling) có chứa các tham số có thể huấn luyện được



 Xem lại ví dụ tích chập conv 3x3, bước nhảy stride 1 và thêm viền padding 1



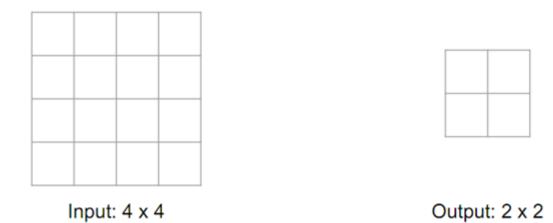
 Là phép tăng độ phân giải (upsampling) có chứa các tham số có thể huấn luyện được



 Xem lại ví dụ tích chập conv 3x3, bước nhảy stride 1 và thêm viền padding 1



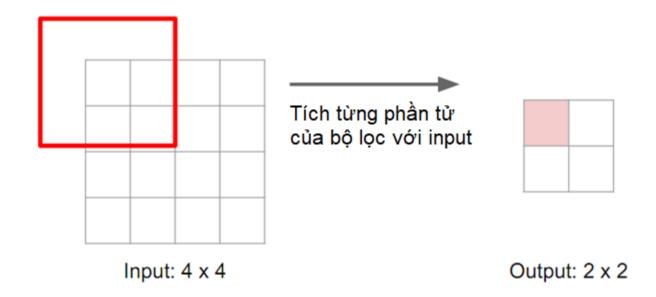
 Là phép tăng độ phân giải (upsampling) có chứa các tham số có thể huấn luyện được



 Xem lại ví dụ tích chập conv 3x3, bước nhảy stride 2 và thêm viền padding 1



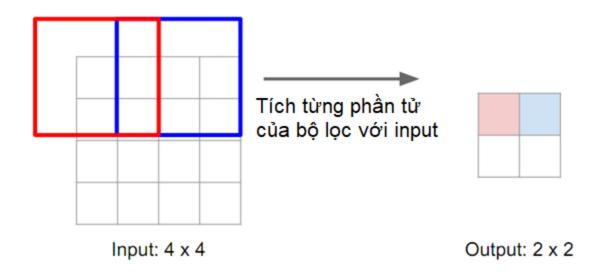
 Là phép tăng độ phân giải (upsampling) có chứa các tham số có thể huấn luyện được



 Xem lại ví dụ tích chập conv 3x3, bước nhảy stride 2 và thêm viền padding 1



 Là phép tăng độ phân giải (upsampling) có chứa các tham số có thể huấn luyện được



 Xem lại ví dụ tích chập conv 3x3, bước nhảy stride 2 và thêm viền padding 1



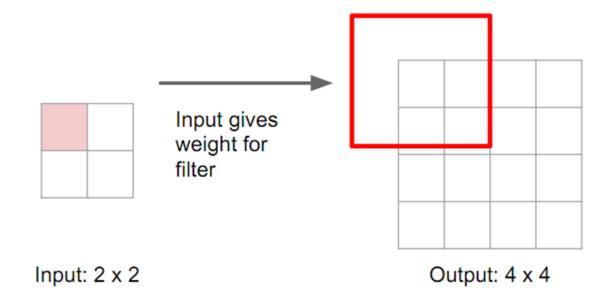
 Là phép tăng độ phân giải (upsampling) có chứa các tham số có thể huấn luyện được



 Tích chập chuyển vị conv 3x3, bước nhảy stride 2 và thêm viền padding 1



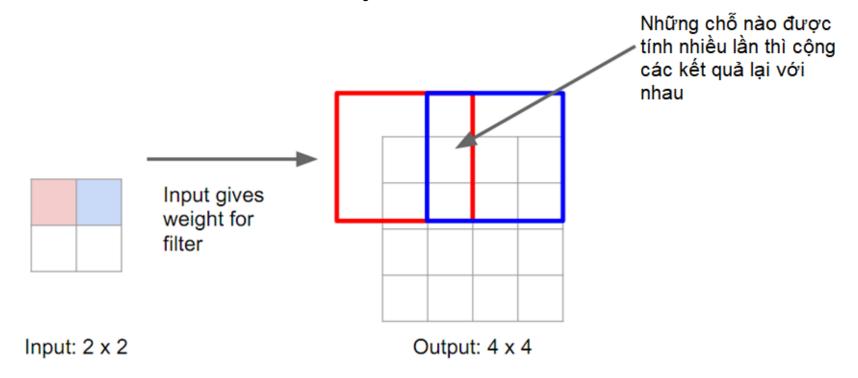
 Là phép tăng độ phân giải (upsampling) có chứa các tham số có thể huấn luyện được



 Tích chập chuyển vị conv 3x3, bước nhảy stride 2 và thêm viền padding 1



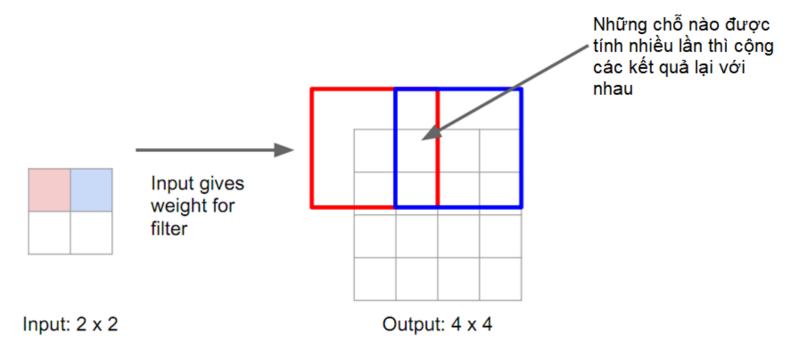
 Là phép tăng độ phân giải (upsampling) có chứa các tham số có thể huấn luyện được



 Tích chập chuyển vị conv 3x3, bước nhảy stride 2 và thêm viền padding 1

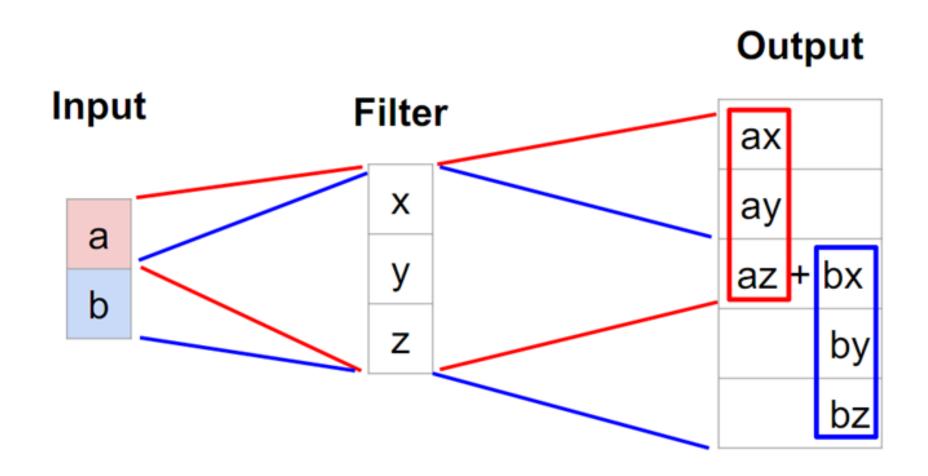


- Tên gọi khác:
  - Deconvolution (không nên, dễ gây hiểu nhầm)
  - Upconvolution
  - Fractionally strided convolution
  - Backward strided convolution



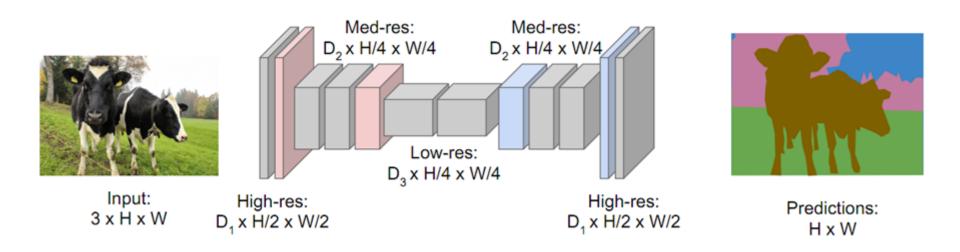
# Ví dụ tích chập chuyển vị trong 1D







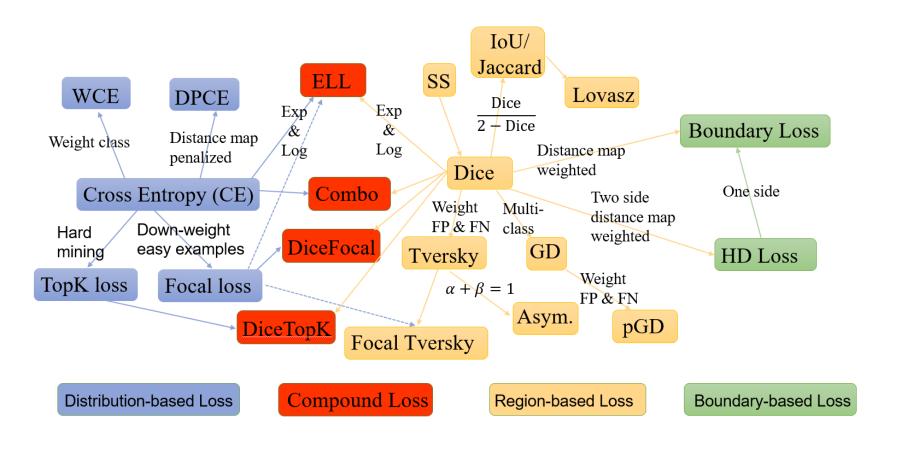
- Thiết kế mạng CNN với các lớp giảm độ phân giải (downsampling) và tăng độ phân giải (upsampling)
- Giảm độ phân giải: max pooling hay strided conv
- Tăng độ phân giải: unpooling hoặc transpose conv



# Hàm mục tiêu cho bài toán phân đoạn ảnh

#### Hàm mục tiêu



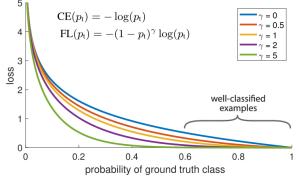


#### Hàm mục tiêu dựa trên phân phối



• Cross Entropy (CE):

$$ext{CE}\left(p,\hat{p}
ight) = -\left(p\log(\hat{p}) + (1-p)\log(1-\hat{p})
ight)$$



· Weighted CE: mỗi lớp có trọng số khác nhau

$$ext{WCE}\left(p,\hat{p}
ight) = -\left(eta p \log(\hat{p}) + (1-p) \log(1-\hat{p})
ight)$$

 Focal loss: giải quyết vấn đề mất cân bằng lớn giữa lớp nền và lớp đối tượng quan tâm. Giá trị hàm mục tiêu đối với những mẫu dễ phân loại được giảm xuống thấp để mạng tập trung hơn vào mẫu khó.

$$\mathrm{FL}\left(p,\hat{p}
ight) = -\left(lpha(1-\hat{p})^{\gamma}p\log(\hat{p}) + (1-lpha)\hat{p}^{\gamma}(1-p)\log(1-\hat{p})
ight)$$

#### Hàm mục tiêu dựa trên vùng



Dice coefficient và IoU:

$$\mathrm{DC} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|}$$
 
$$\mathrm{IoU} = \frac{TP}{TP + FP + FN} = \frac{|X \cap Y|}{|X| + |Y| - |X \cap Y|}$$

Dice loss:

$$\mathrm{DL}\left(p,\hat{p}
ight) = 1 - rac{2p\hat{p}+1}{p+\hat{p}+1}$$

Tversky loss:

$$ext{TI}\left(p,\hat{p}
ight) = rac{p\hat{p}}{p\hat{p} + eta(1-p)\hat{p} + (1-eta)p(1-\hat{p})}$$

#### Hàm mục tiêu kết hợp



• Dice loss + CE:

$$ext{CE}\left(p,\hat{p}
ight) + ext{DL}\left(p,\hat{p}
ight)$$

Dice loss + Focal loss

$$ext{CE}\left(p,\hat{p}
ight) + ext{FL}\left(p,\hat{p}
ight)$$

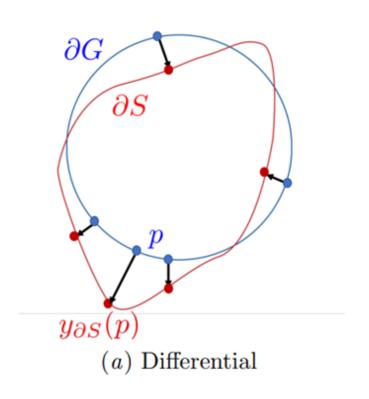
•

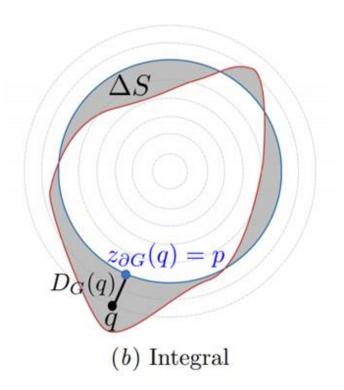
#### Hàm mục tiêu boundary loss



$$\mathrm{Dist}(\partial G, \partial S) = \int_{\partial G} \|y_{\partial S}(p) - p\|^2 dp \qquad \mathrm{Dist}(\partial G, \partial S) = 2 \int_{\Delta S} D_G(q) dq$$

$$\operatorname{Dist}(\partial G, \partial S) = 2 \int_{\Delta S} D_G(q) dq$$



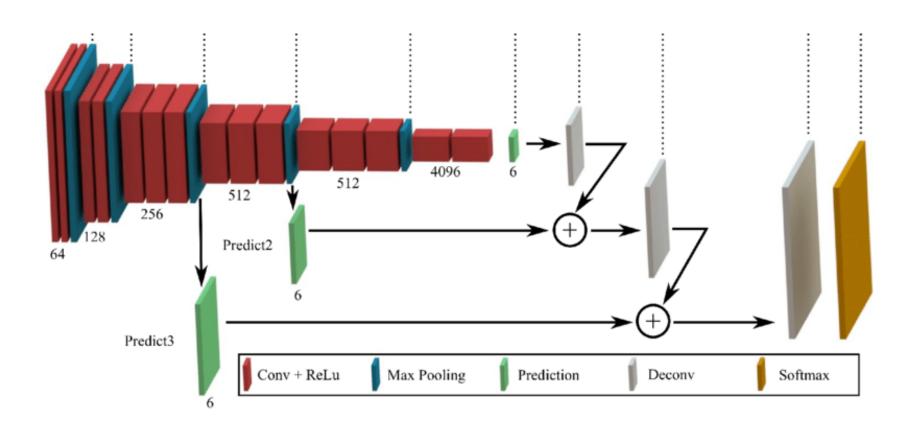


$$\frac{1}{2} \text{Dist}(\partial G, \partial S) = \int_{\Omega} \phi_G(q) s(q) dq - \int_{\Omega} \phi_G(q) g(q) dq$$



#### FCN với 2 kết nối tắt

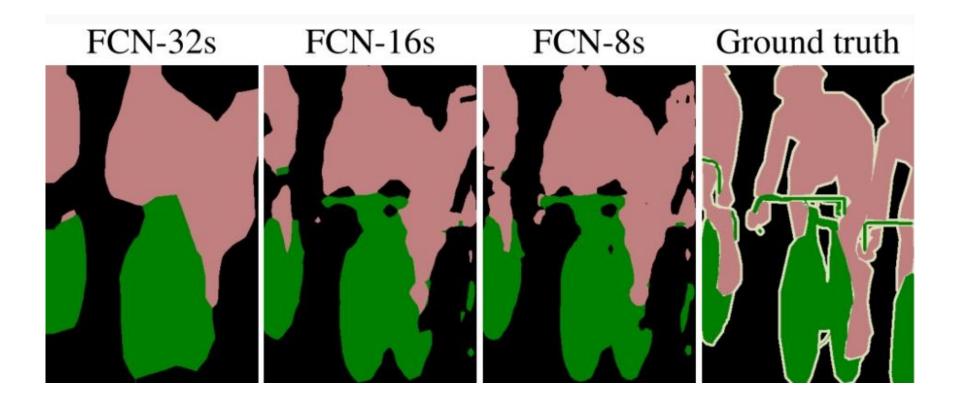




#### FCN với 2 kết nối tắt



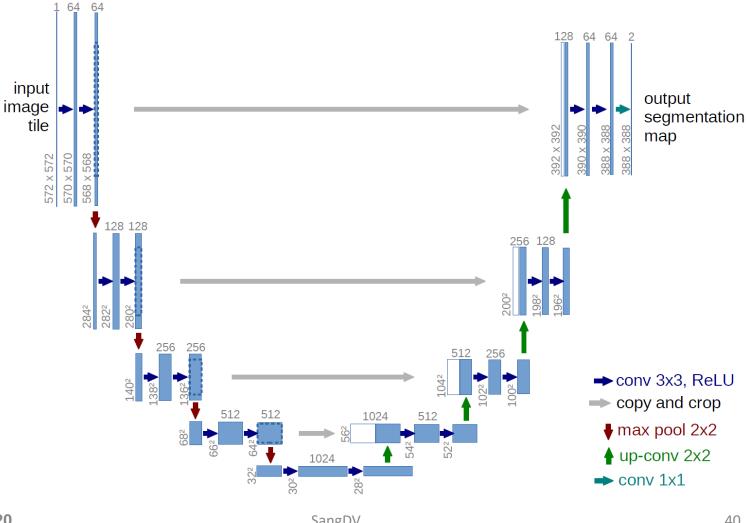
 Minh họa kết quả FCN với các mức độ phân giải khác nhau



#### **U-Net**

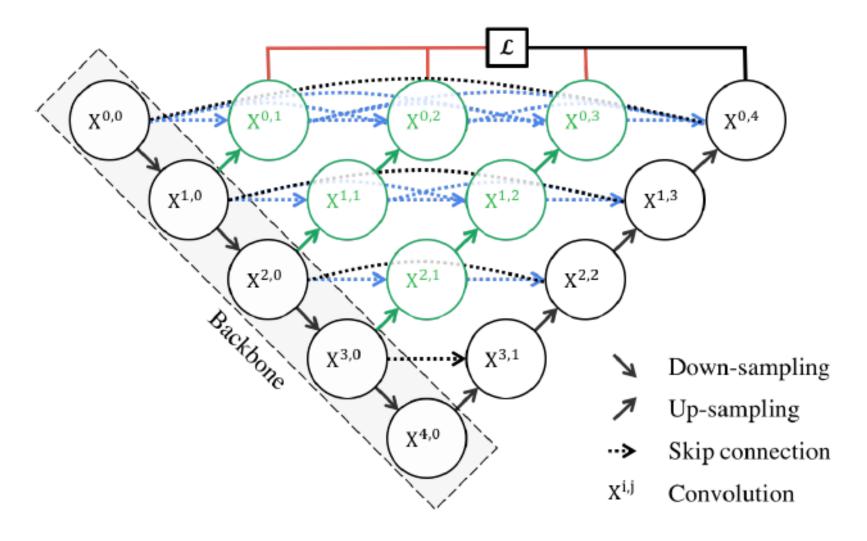


Được sử dụng rộng rãi trong y tế



#### U-Net++

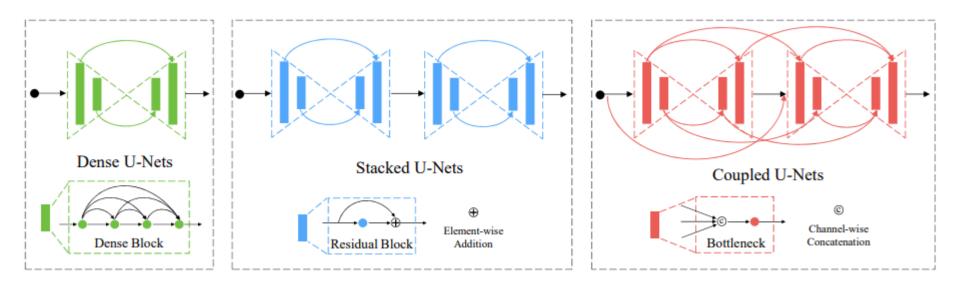




#### Stacked UNets và CUNets

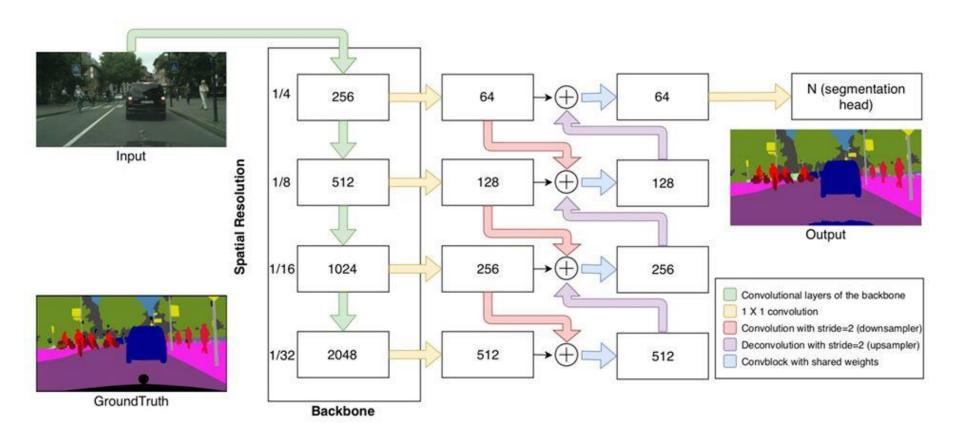


- Stacked UNets: ghép nhiều UNet nối tiếp nhau
- CUNets: cũng ghép nhiều UNet nối tiếp nhau nhưng có thêm các kết nối tắt giữa các UNet với nhau



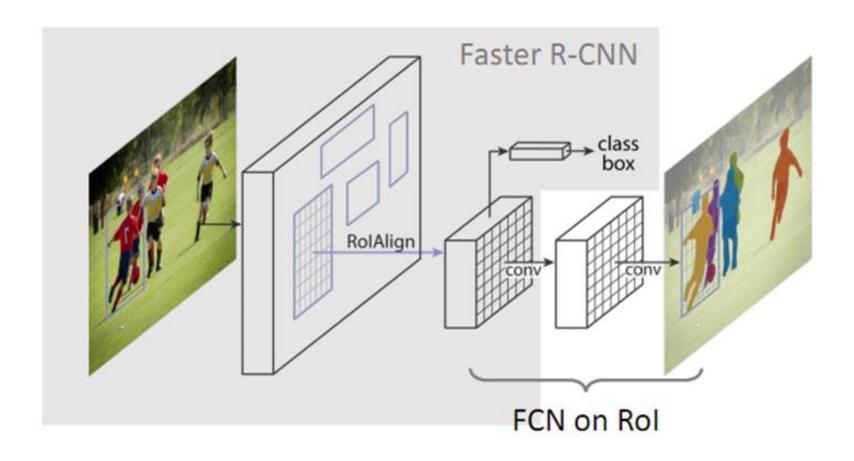
#### **RGPNet**





#### **Mask R-CNN**





## Tài liệu tham khảo



1. Khóa cs231n của Stanford:

http://cs231n.stanford.edu

2. Hàm mục tiêu cho bài toán phân đoạn ảnh:

https://lars76.github.io/neural-networks/object-detection/losses-for-segmentation/