

Réseaux de neurones
IFT 780

Segmentation et localisation
Par
Pierre-Marc Jodoin, Antoine Théberge

Classification



?



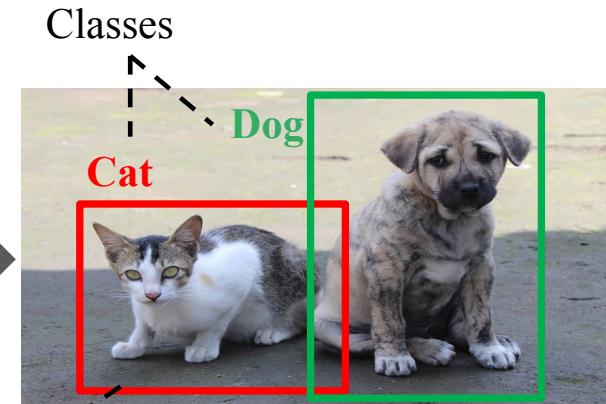
Segmentation sémantique



Segmentation par instances



Localisation



Boîte englobante 2D

Segmentation sémantique



Image



Segmentation

But: Assigner la bonne étiquette de classe à **chaque pixel de l'image d'entrée**

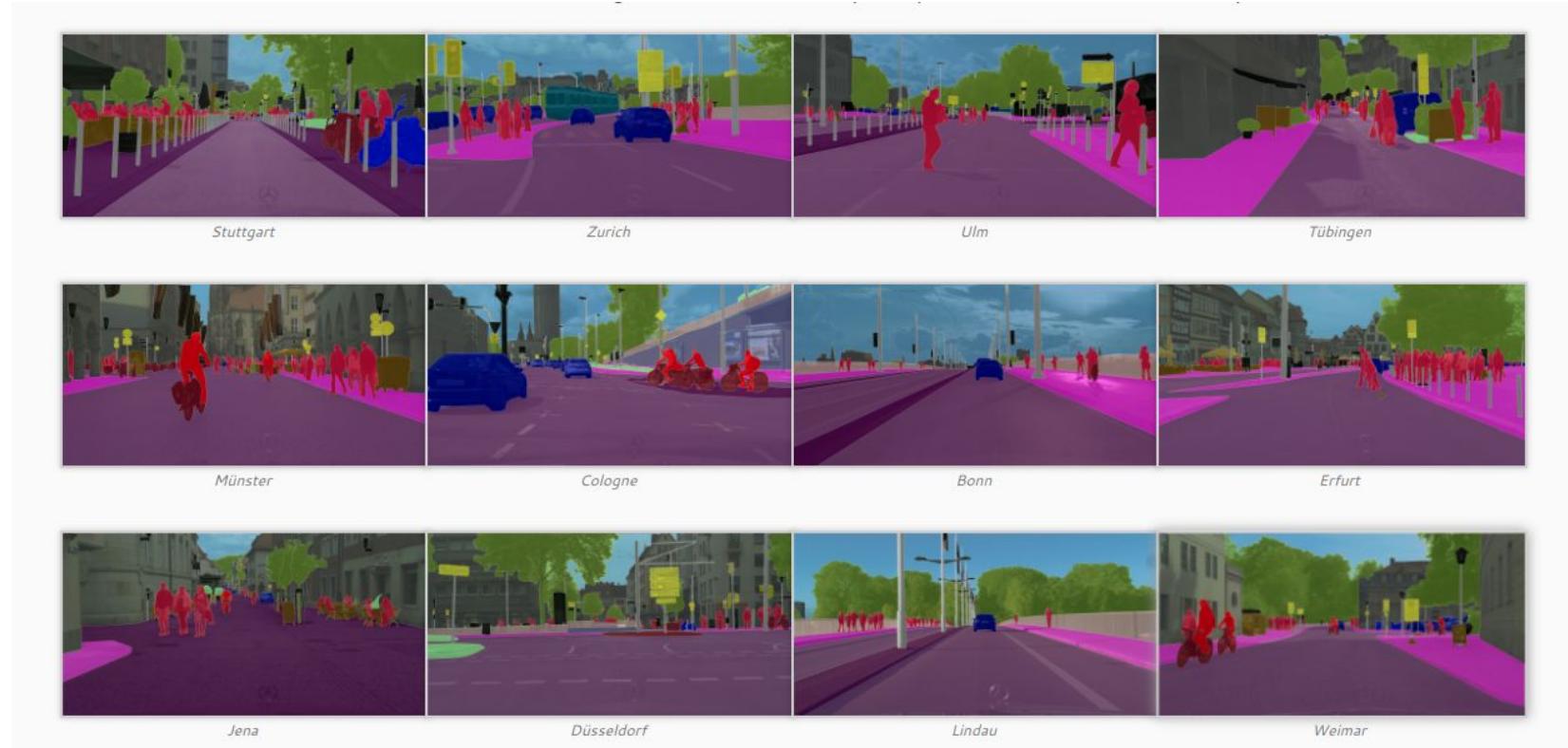
Peut être vu comme un problème de classification **dense** et **structurée**

Possiblement des millions de pixels

Prédictions structure spatiale

Segmentation sémantique

Pourquoi ?



M. Cordts, M. Omran, S. Ramos, T. Rehfeld, M. Enzweiler, R. Benenson, U. Franke, S. Roth, and B. Schiele, "The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding," in Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016. [Bibtex]

Segmentation sémantique

Pourquoi ?

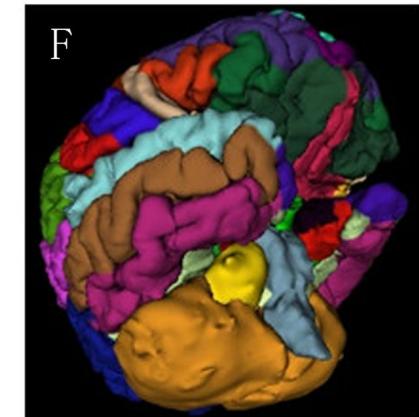
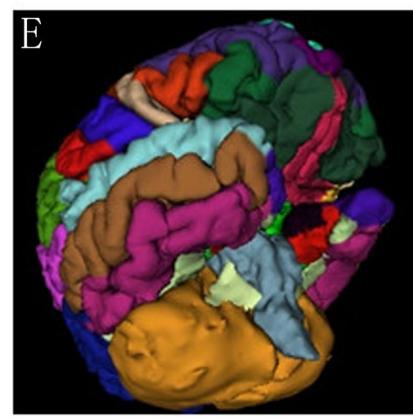
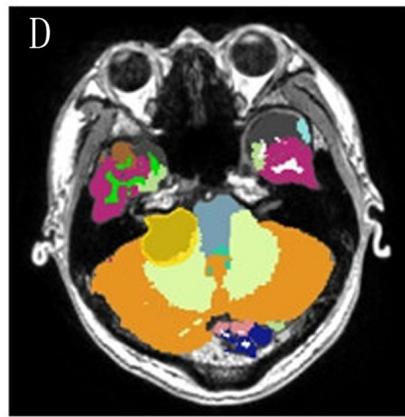
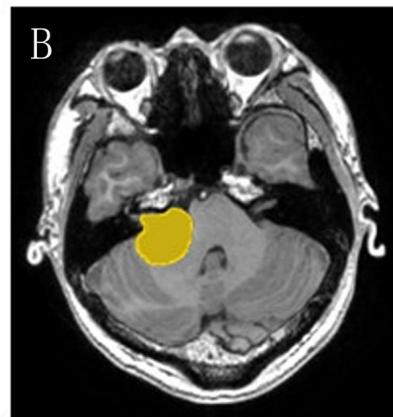
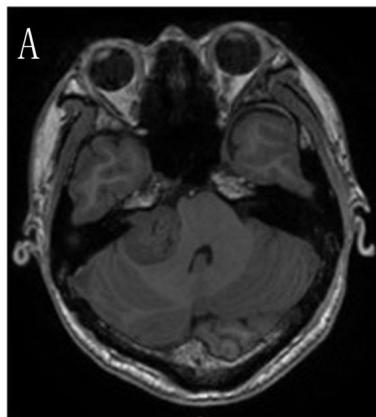


Fig. 7: Left: Original satellite image. Right: Semantic segmentation of roads, buildings and vegetation.

Ng, V., & Hofmann, D. (2018, July). Scalable feature extraction with aerial and satellite imagery. In Proceedings of the 17th Python in Science Conference (SCIPY 2018), Austin, TX, USA (pp. 9-15).

Segmentation sémantique

Pourquoi ?

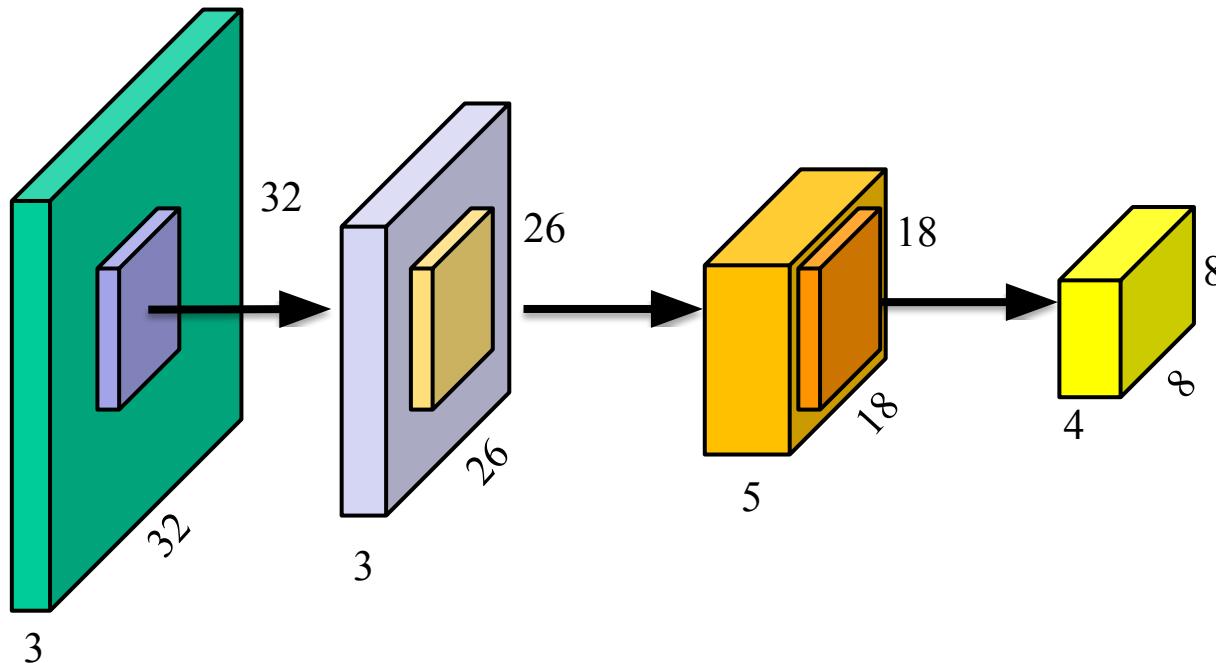


Hou, X., Yang, D., Li, D., Liu, M., Zhou, Y., & Shi, M. (2020). A new simple brain segmentation method for extracerebral intracranial tumors. *PloS one*, 15(4), e0230754.

Image RGB : couche 1 : 3 filtres de taille 7x7
couche 2 : 5 filtres de taille 9x9
couche 3 : 4 filtres de taille 11x11
convolution « *valid* »

Image: 32x32x3

Stride : 1



$$3 \times (26 \times 26) = 2,028 \text{ neurones}$$

$$3 \times 7 \times 7 \times 3 = 441 \text{ paramètres}$$

$$5 \times (18 \times 18) = 1,620 \text{ neurones}$$

$$5 \times 9 \times 9 \times 3 = 1,215 \text{ paramètres}$$

$$4 \times (8 \times 8) = 256 \text{ neurones}$$

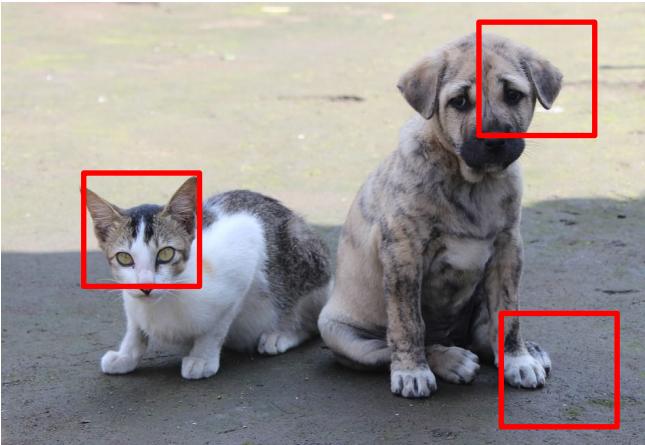
$$4 \times 11 \times 11 \times 5 = 2,420 \text{ paramètres}$$

Segmentation sémantique

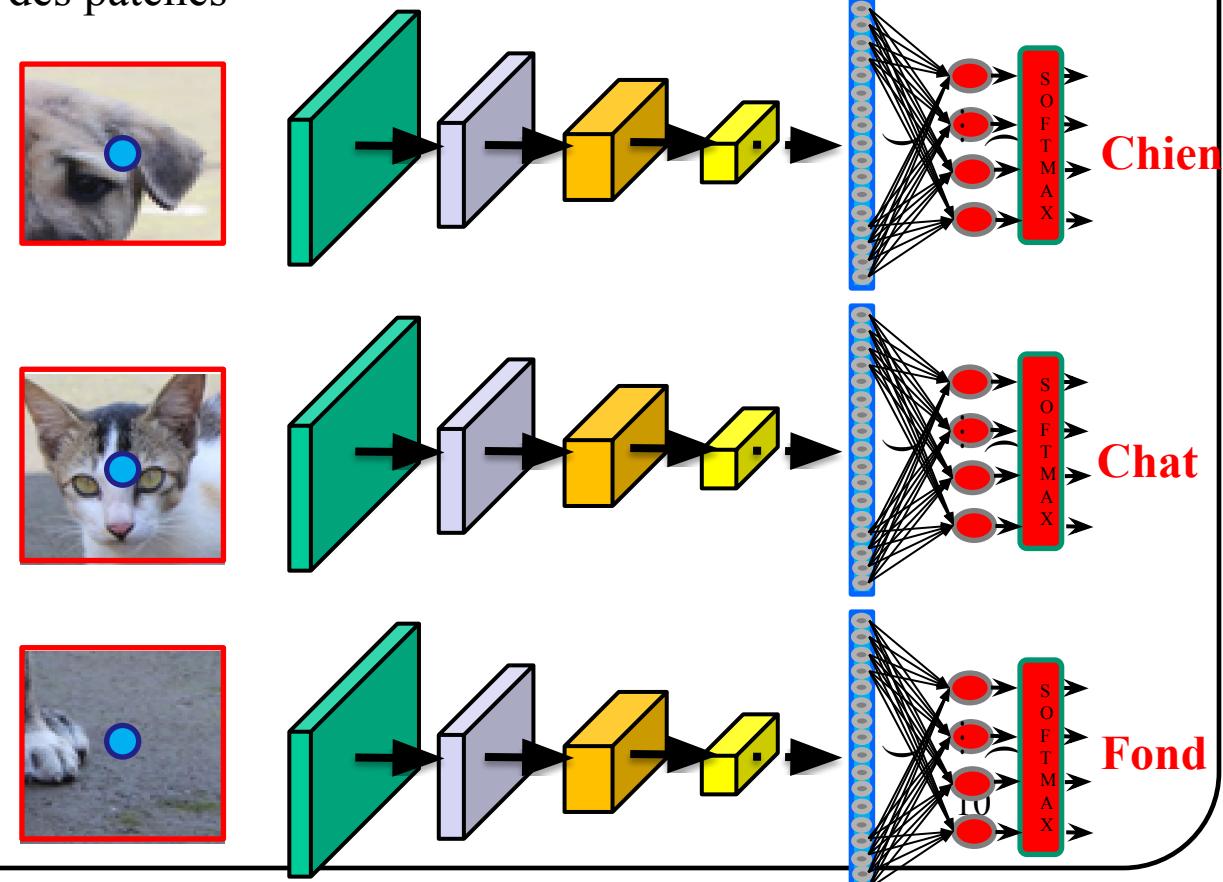
Jusqu'à présent, on a vu comment classifier des images.

Idée: segmentation = classifier des sous-parties (*patches*) d'image

Extraire des patches



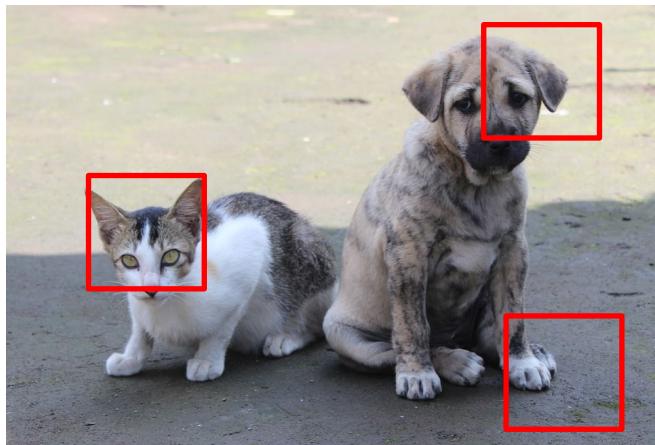
Classifier chacune
des patches



Segmentation sémantique

Jusqu'à présent, on a vu comment classifier des images.

Idée: segmentation = classifier des sous-parties (*patches*) d'image

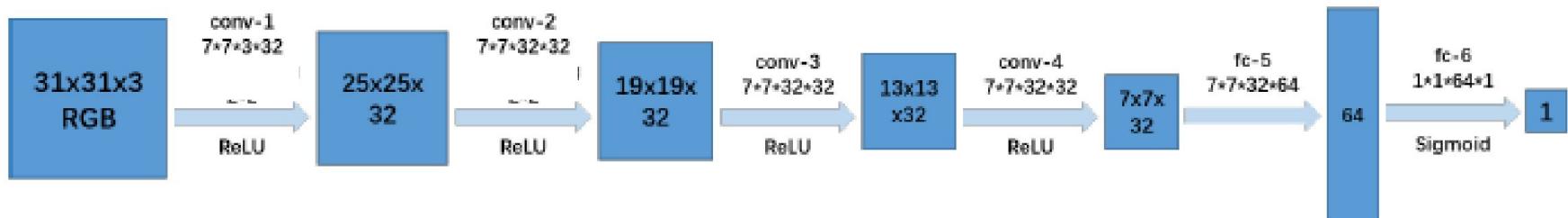


Segmentation sémantique

Jusqu'à présent, on a vu comment classifier des images.

Idée: segmentation = classifier des sous-parties (*patches*) d'image

Exemple d'un réseau à convolution pour des patches RGB 31x31



Plusieurs inconvenients

1. Très long tant en entraînement qu'en test

1. Entraînement

Si 10,000 images 640x480 (300 000 pixels/image)
= 3 milliards de patches!

1 epoch = 3 milliards de propagations avant
et de rétro-propagations

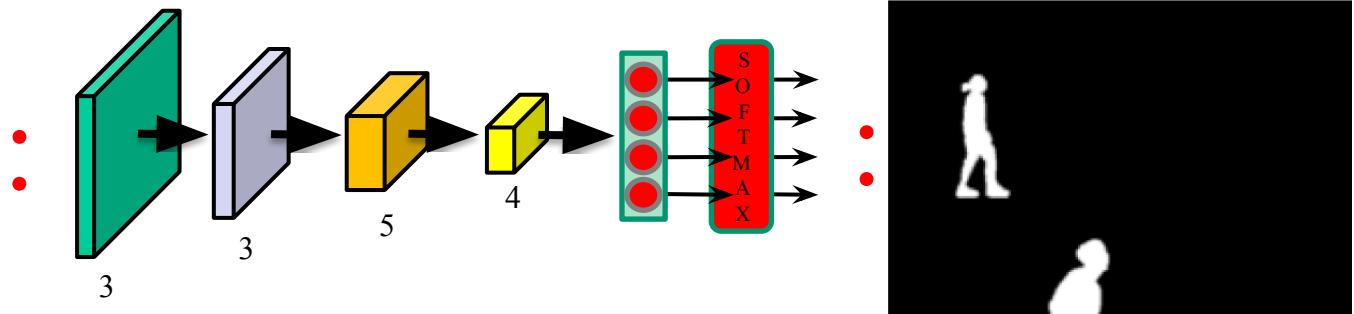
2. Prédiction basée sur une information locale (une patch)

Image RGB : couche 1 : 3 filtres de taille 7x7
couche 2 : 5 filtres de taille 9x9
couche 3 : 4 filtres de taille 11x11
convolution « *valid* »

Même architecture qu'avant

Amélioration 1: Prédire sur toute l'image en entrée

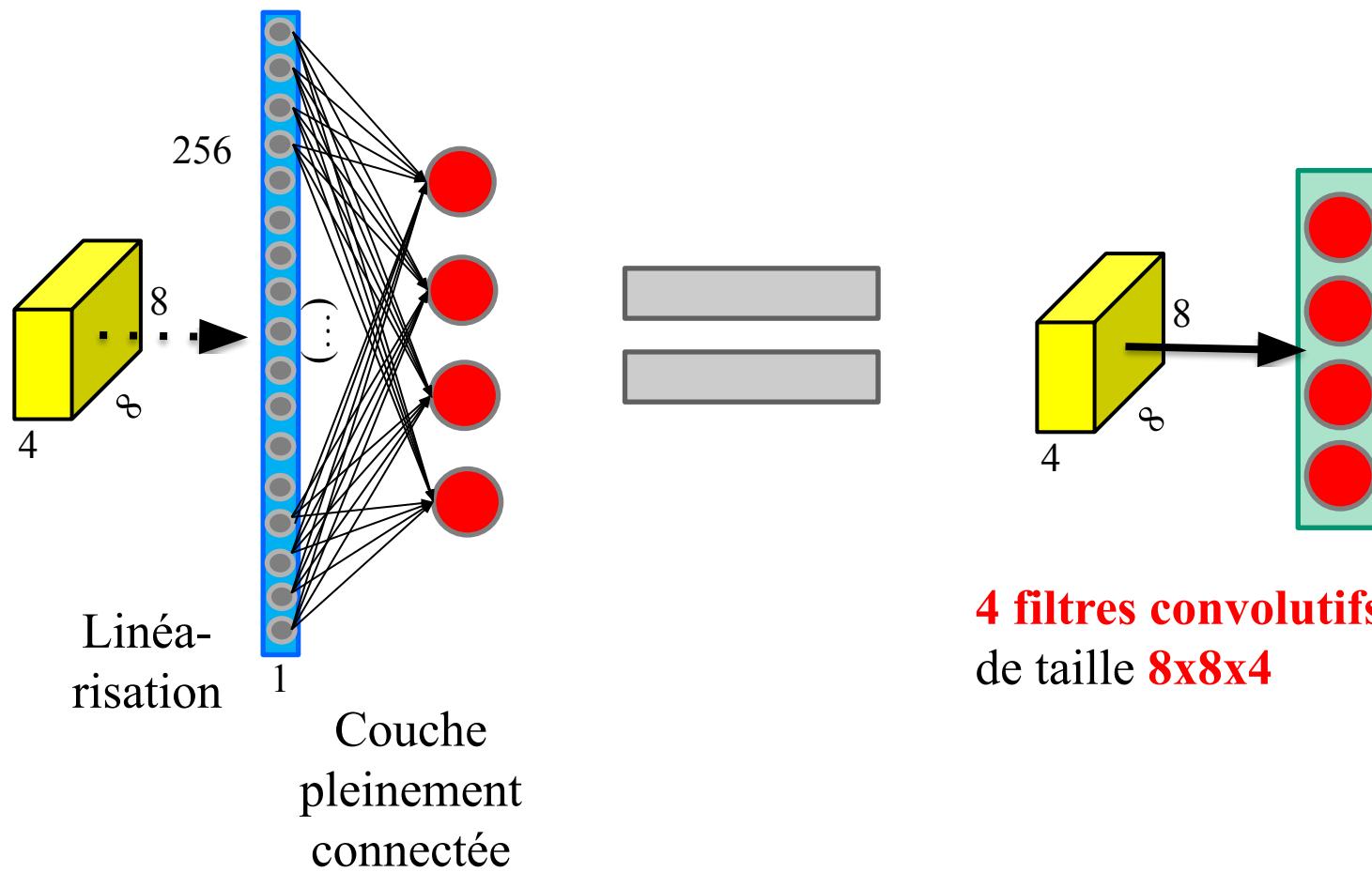
Avec le réseau que voici, avec des conv « *valid* » et sans *pooling*, pour une image en **entrée** de **320x240**, on aura en **sortie** **289x209 pixels**, chacun ayant un vecteur de **4 prédictions**.



Immense avantage : fini les patches, on peut traiter une image avec 1 propagation avant et 1 rétropropagation

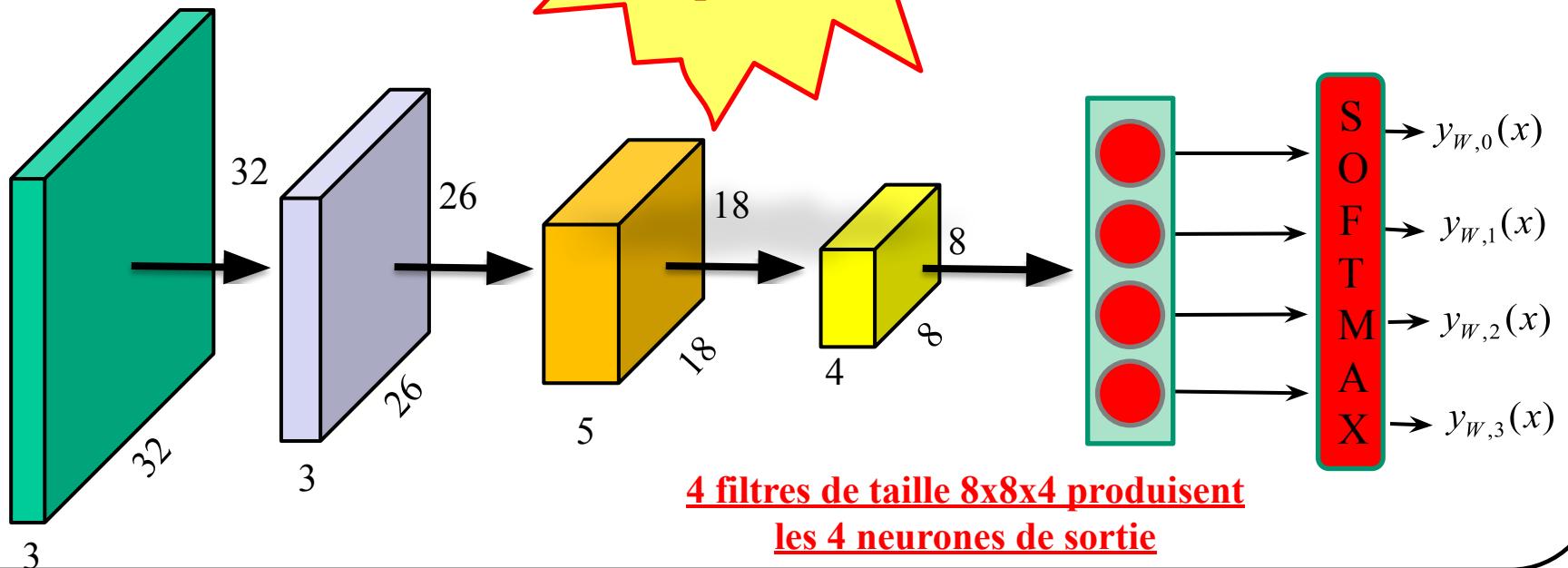
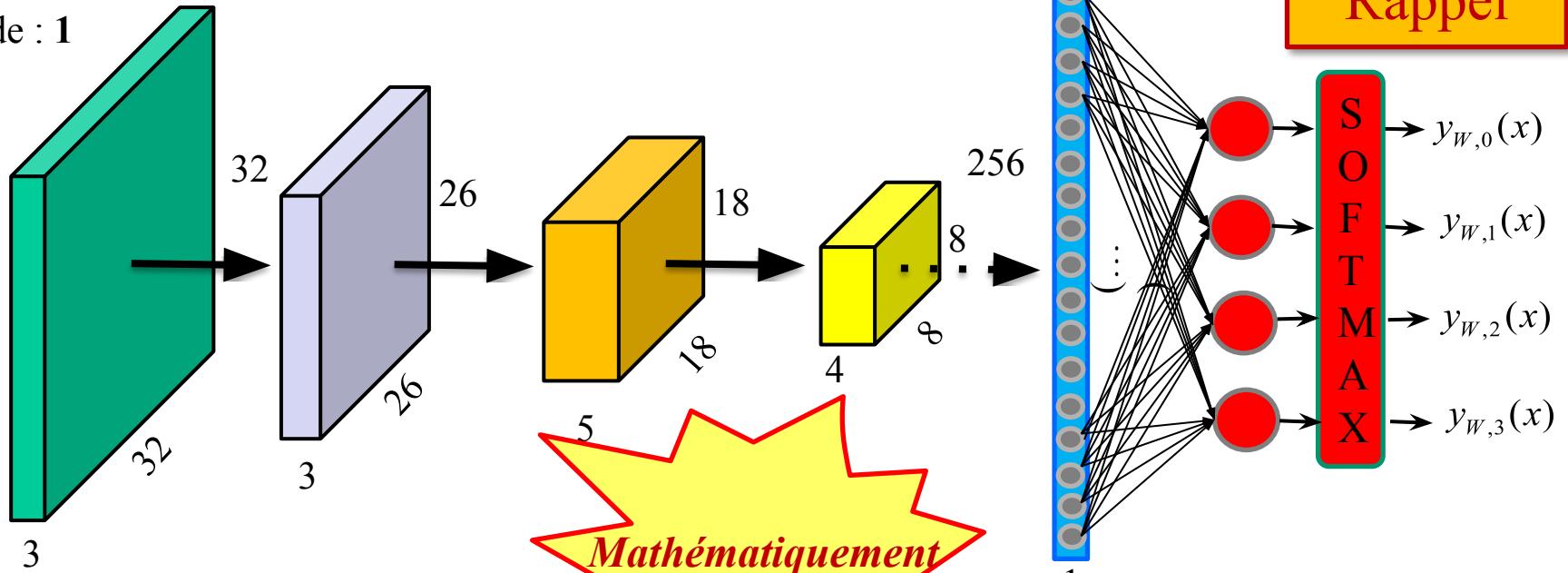
Segmentation sémantique

Amélioration 1: remplacer la couche pleinement connectée par une couche convolutive



Parch: 32x32x3

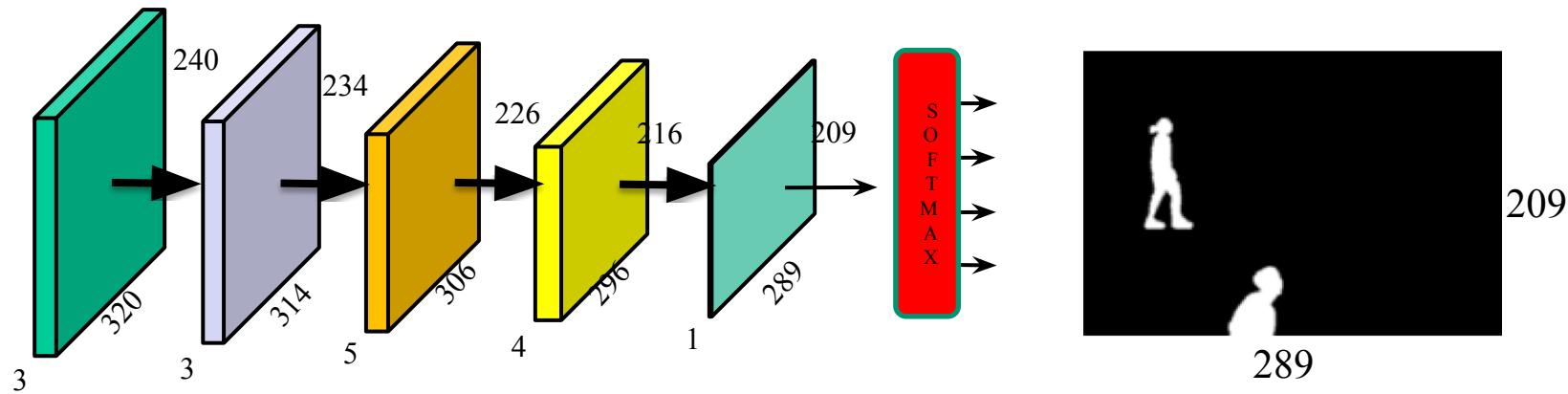
Stride : 1



Segmentation sémantique

Taille des cartes d'activation pour une image en entrée 320x240

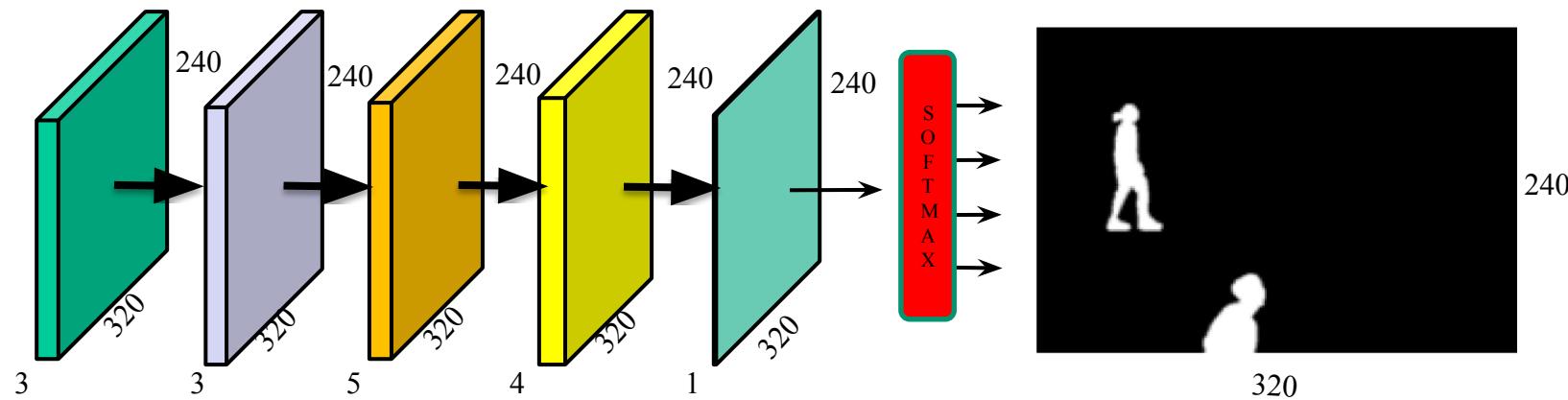
La dernière carte d'activation aura la taille de la prédiction



Immense avantage : fini les patches, on peut traiter une image avec 1 propagation avant et 1 rétropropagation

Segmentation sémantique

Si on remplace les convolutions « valid » par des **convolutions « same »** (avec du *padding*) nous aurons en sortie une image de la même taille que l'image d'entrée

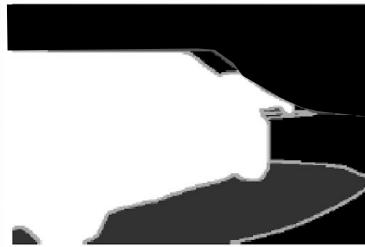


Immense avantage : fini les patches, on peut traiter une image avec 1 propagation avant et 1 rétropropagation

Segmentation sémantique



Image



Vérité terrain



CNN
patches 31x31

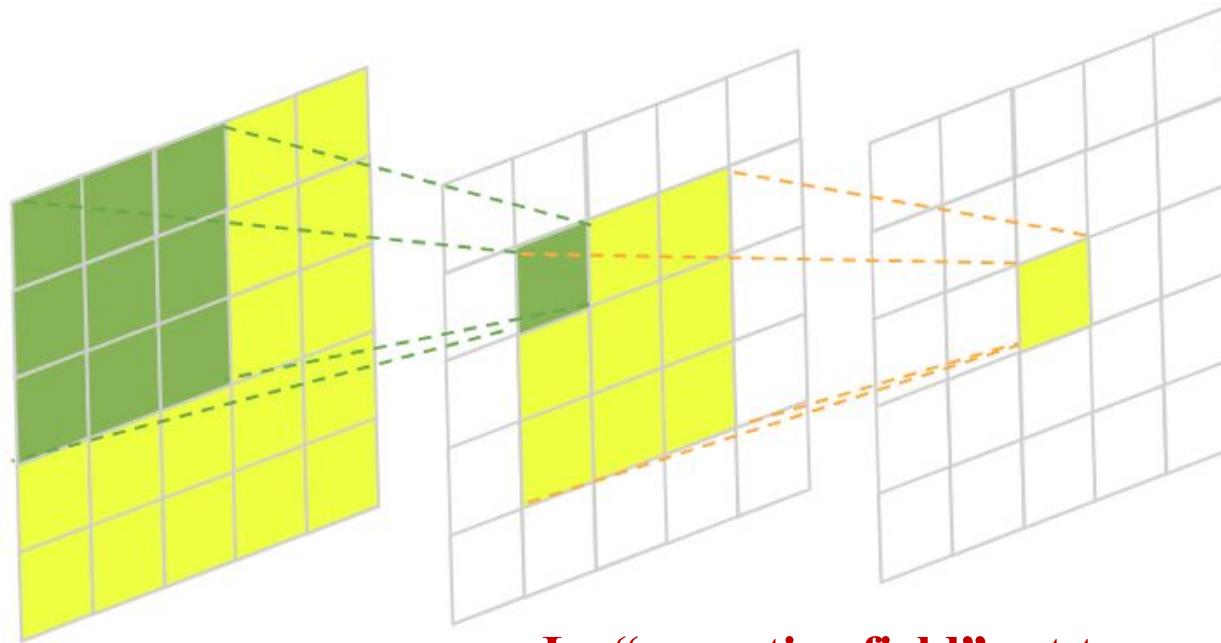
Pourquoi la prédiction est-elle bruitée ? Pourquoi autant d'artefacts ?

Segmentation sémantique



Imag

Pourquo



Le “receptive field” est trop petit !

Note: taille du receptive field

$$r_0 = \sum_{l=1}^L \left((k_l - 1) \prod_{i=1}^{l-1} s_i \right) + 1$$

r = *receptive field*

k = *kernel*

s = *stride*

l = *layers* du réseau

Note: taille du receptive field

Image: 32x32x3
Stride : 1

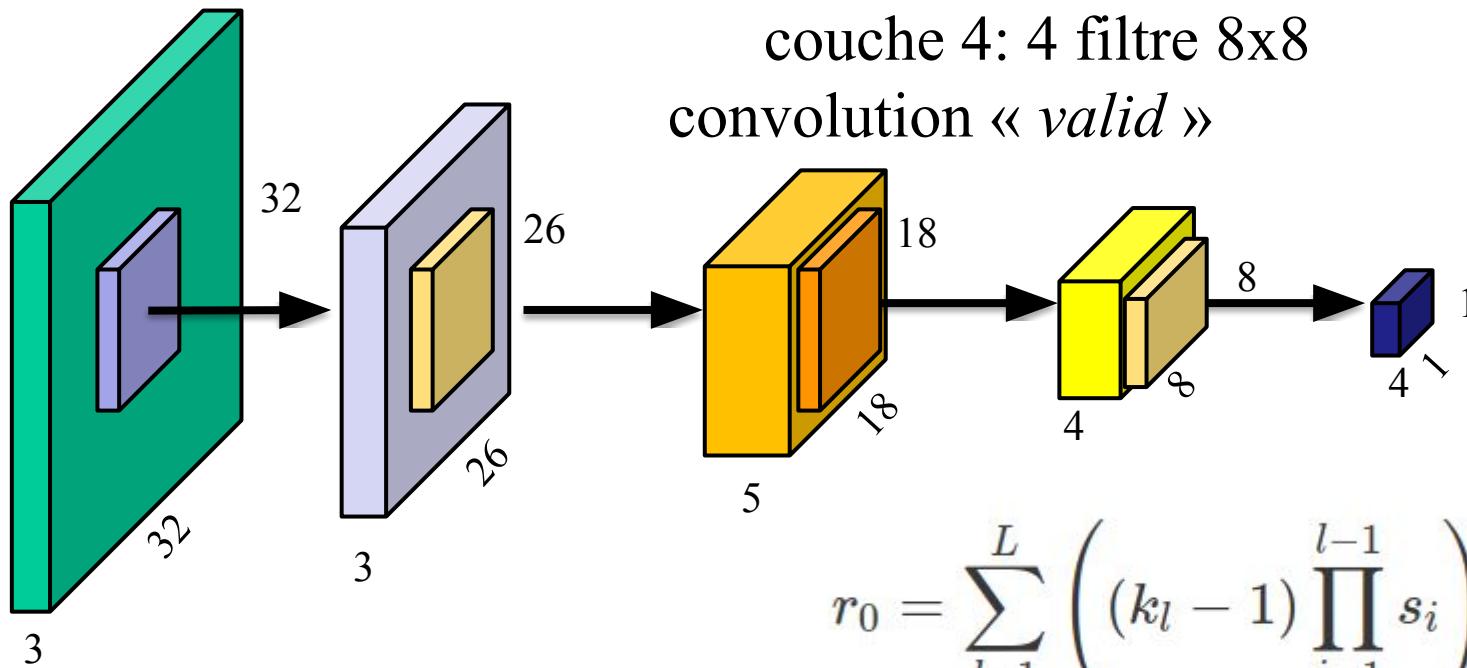


Image RGB : couche 1 : 3 filtres de taille 7x7
couche 2 : 5 filtres de taille 9x9
couche 3 : 4 filtres de taille 11x11
couche 4: 4 filtre 8x8
convolution « *valid* »

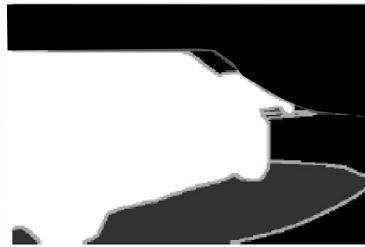
$$r_0 = \sum_{l=1}^L \left((k_l - 1) \prod_{i=1}^{l-1} s_i \right) + 1$$

$$6 + 8 + 10 + 7 + 1 = 32$$

Segmentation sémantique



Image



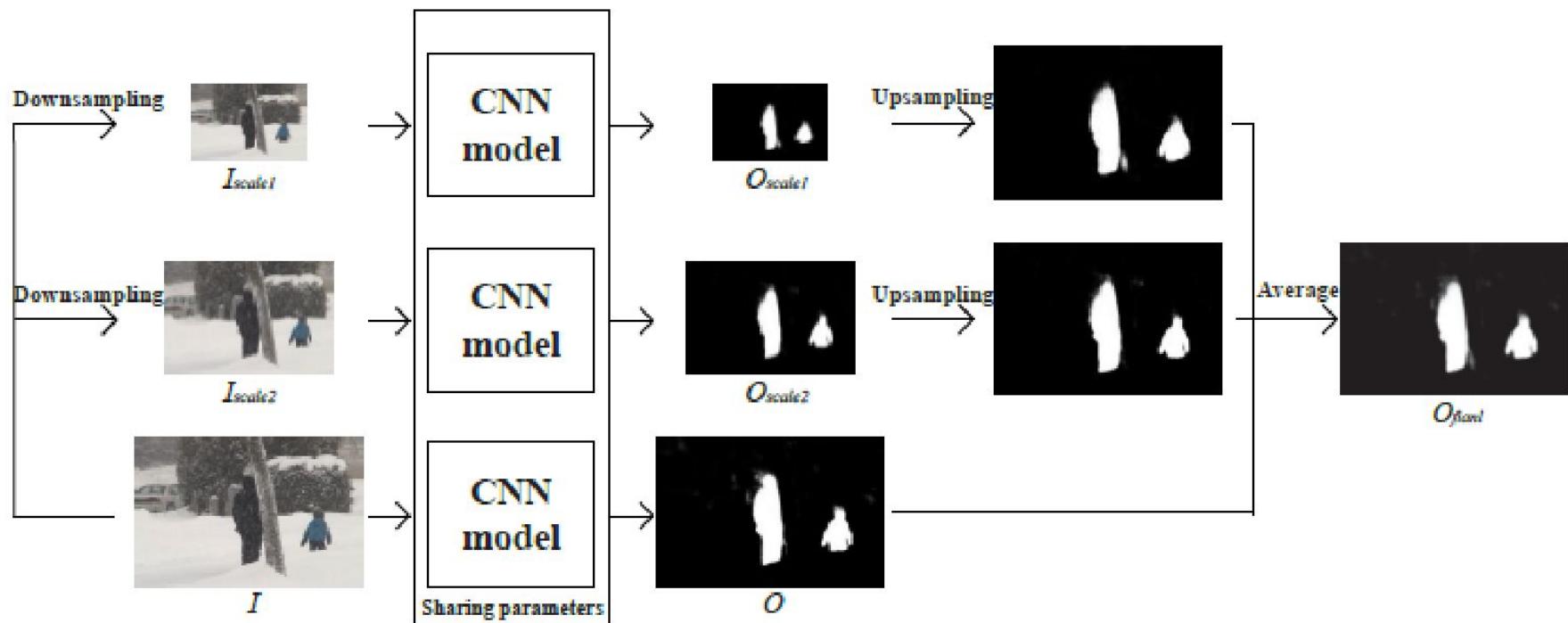
Vérité terrain



CNN
patches 31x31

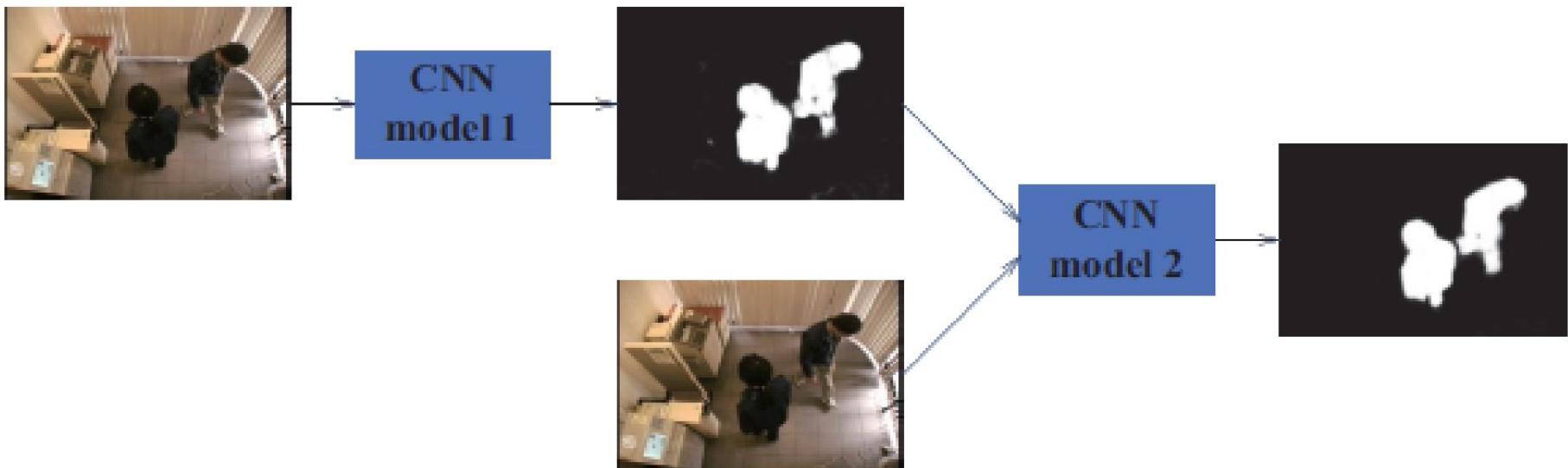
Segmentation sémantique

Amélioration 1.1: pour avoir plus de contexte dans la prédiction, entraîner un CNN avec des **images multirésolution**. En test, **combiner les prédictions** (ensemble de modèles)



Segmentation sémantique

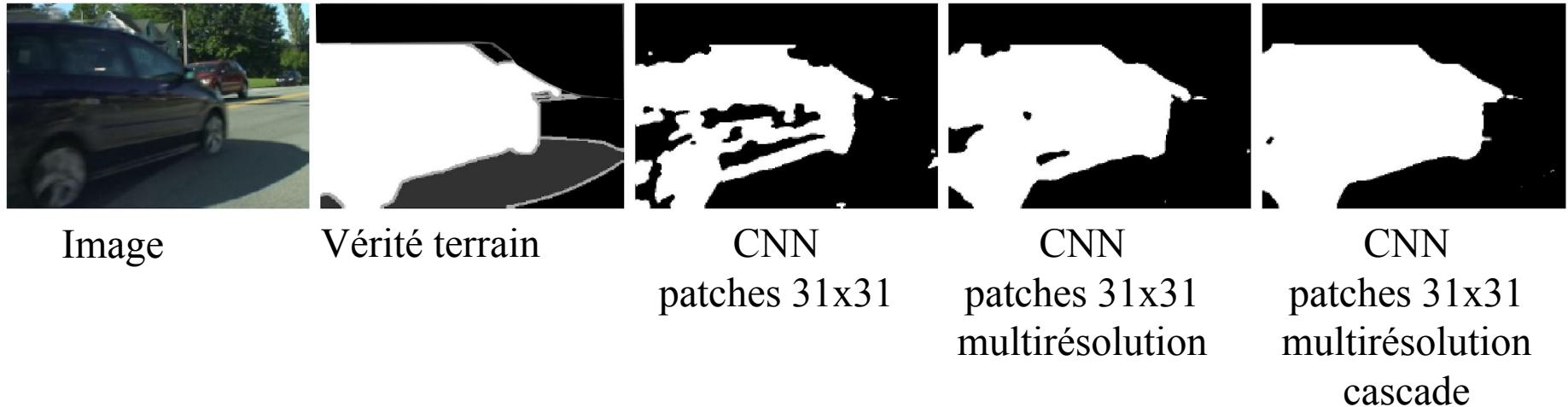
Amélioration 1.2: Pour raffiner les résultats, entraîner 2 modèles en cascade. Un premier qui segmente l'image d'entrée et le second qui segmente l'image d'entrée et la carte de segmentation du premier. Cela permet d'améliorer la cohésion spatiale.



Idée similaire au “ResNet”: prédire une “modification” est plus facile que prédire une transformation complète

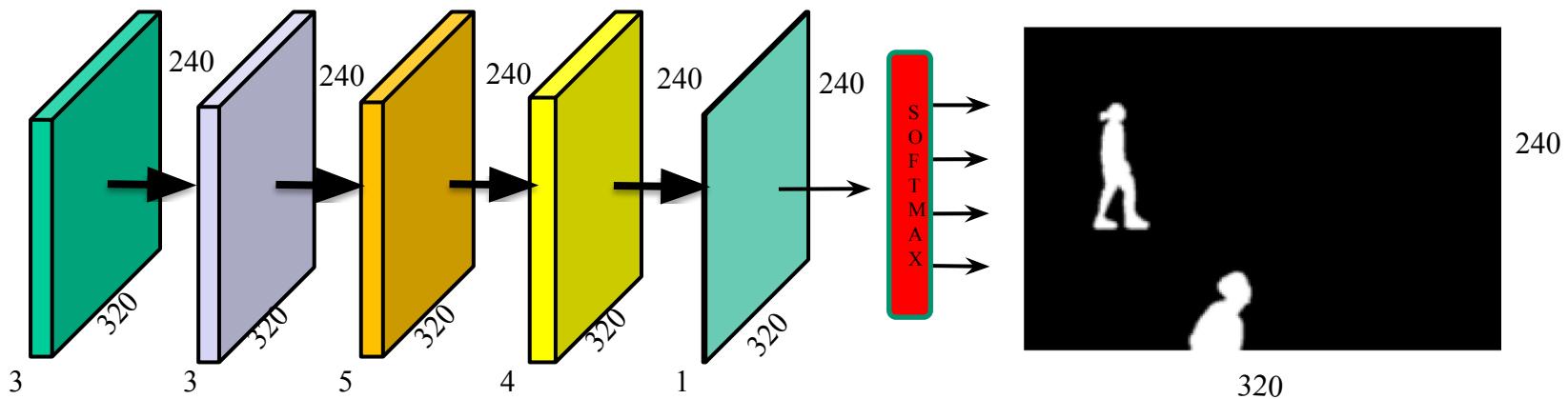
Wang Y, Luo Z., Jodoin P-M (2017) Interactive Deep Learning Method for Segmenting Moving Objects Pattern Recognition Letters, 96, p.66-75

Segmentation sémantique



Segmentation sémantique

Problème : ce modèle a un champ récepteur (*receptive field*) relativement petit (ici 32x32). Au lieu, on aimeraient que les pixels de sortie aient un champ récepteur de la taille de l'image d'entrée (ici 320x240)

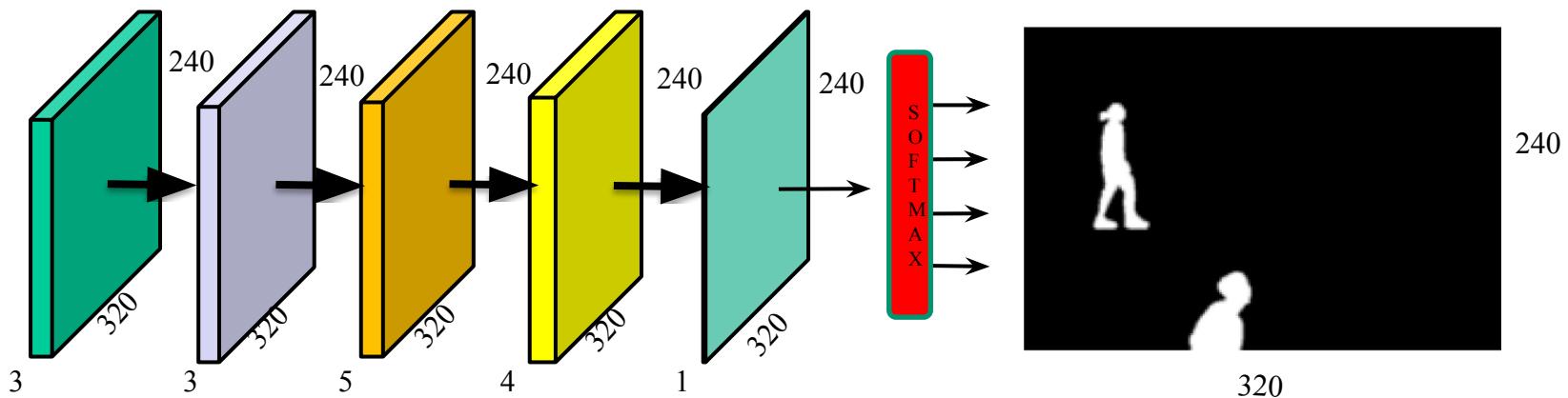


Solutions:

- 1- **ajouter beaucoup de couches**
- 2- utiliser des **convolutions dilatées** (*convolutions à trous*)
- 3- mettre des couches de **pooling** après chaque bloc convolutionnel
- 4- faire un mélange de tout ça!

Segmentation sémantique

Problème : ce modèle a un champ récepteur (*receptive field*) relativement petit (ici 32x32). Au lieu, on aimeraient que les pixels de sortie aient un champ récepteur de la taille de l'image d'entrée (ici 320x240)



Solutions:

1- **ajouter beaucoup de couches**

2- utiliser des convolutions dilatées (convolutions *a trous*)

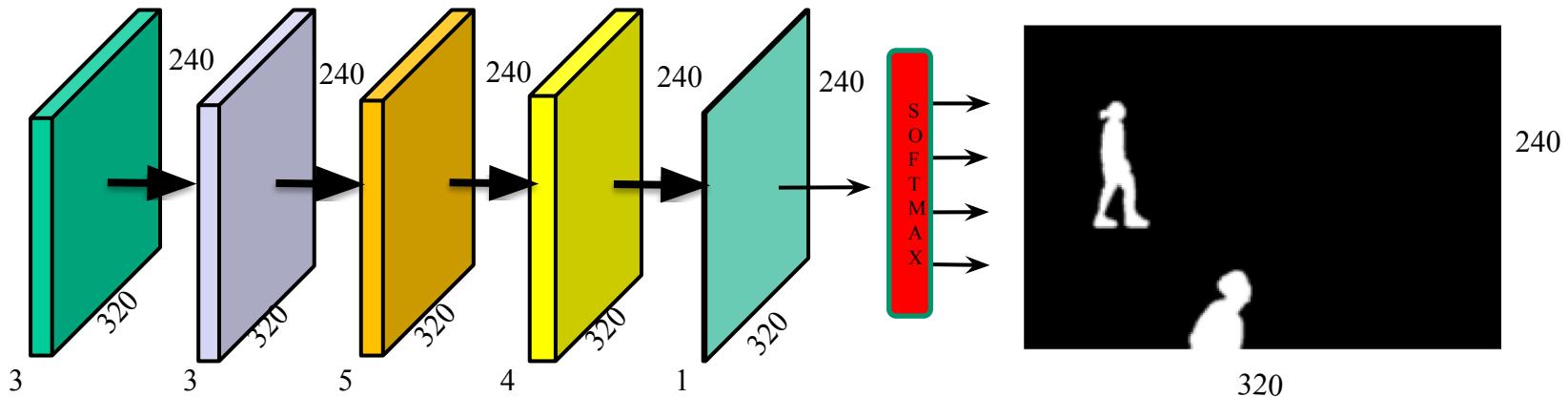
3- mettre des couches de pooling après chaque bloc convolutionnel

4- faire un mélange de tout ça!

**Avec des filtres 3x3
minimum de 120 couches!**

Segmentation sémantique

Problème : ce modèle a un champ récepteur (*receptive field*) relativement petit (ici 32x32). Au lieu, on aimeraient que les pixels de sortie aient un champ récepteur de la taille de l'image d'entrée (ici 320x240)



Solutions:

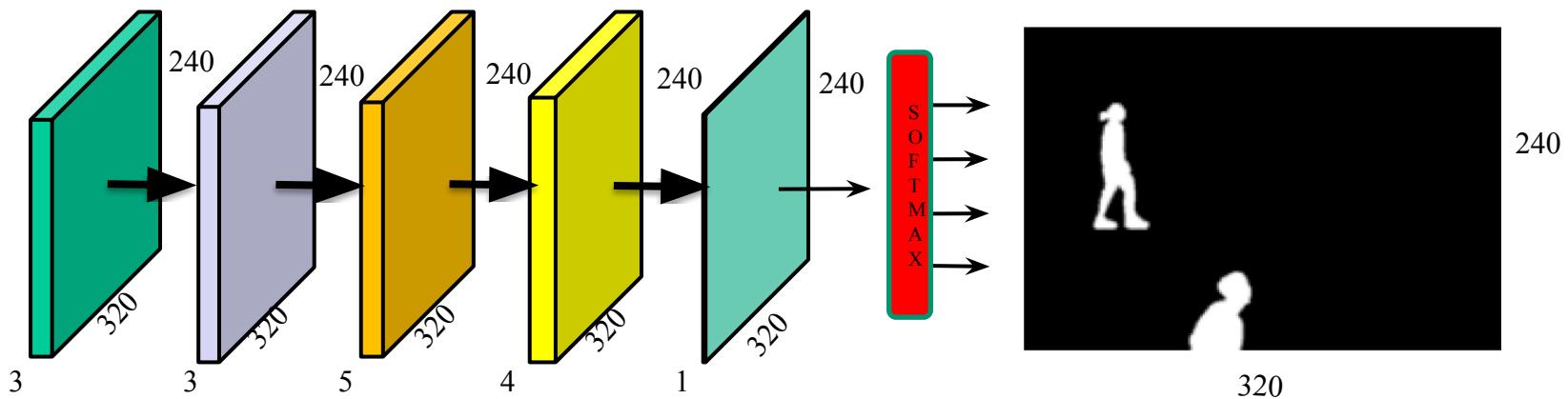
- 1- ~~ajouter beaucoup de couches~~
- 2- utiliser des convolutions dilatées (
- 3- mettre des couches de pooling après chaque
- 4- faire un mélange de tout ça!



**Explosion de la mémoire
Et des temps de calculs
Et problème de disparition
de gradients**

Segmentation sémantique

Problème : ce modèle a un champ récepteur (*receptive field*) relativement petit (ici 32x32). Au lieu, on aimeraient que les pixels de sortie aient un champ récepteur de la taille de l'image d'entrée (ici 320x240)



Solutions:

1- ajouter beaucoup de couches

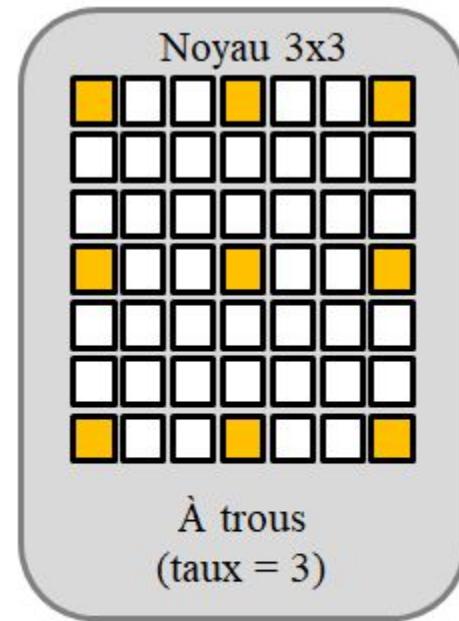
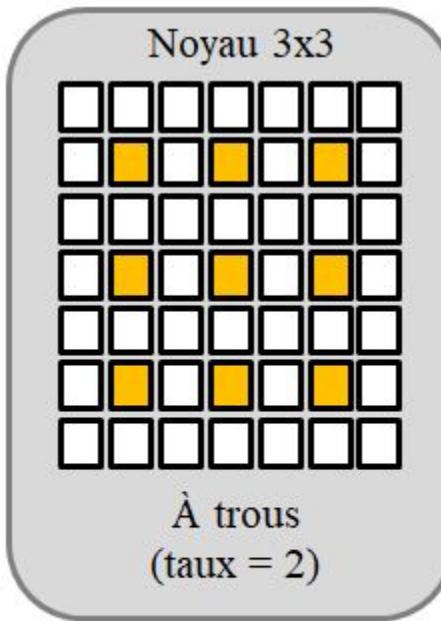
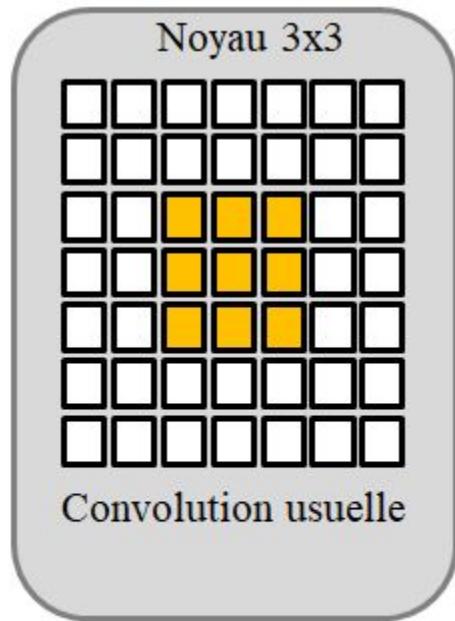
2- utiliser des **convolutions dilatées** (convolutions *à trous*)

3- mettre des couches de pooling après chaque

4- faire un mélange de tout ça!

Segmentation sémantique

Rappel

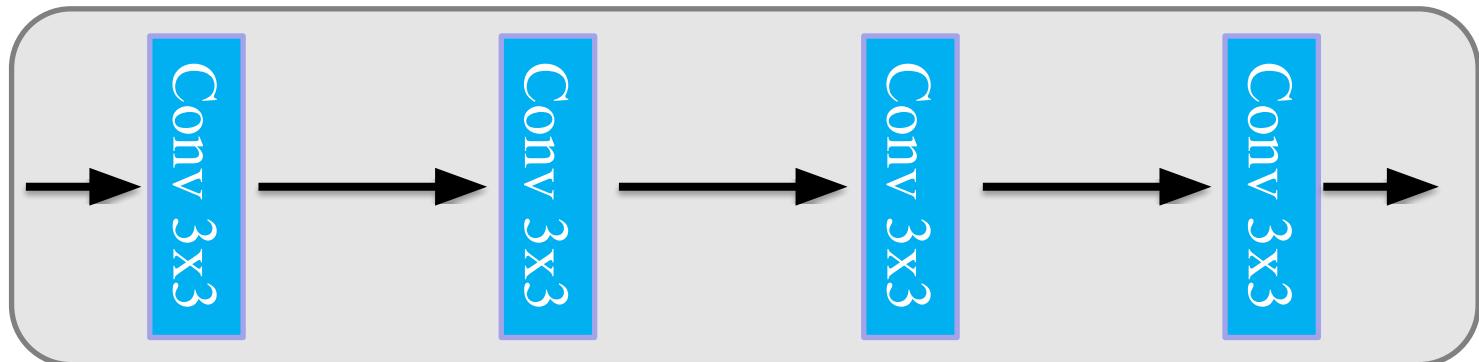


Champ récepteur=3x3

Champ récepteur=5x5

Champ récepteur=7x7

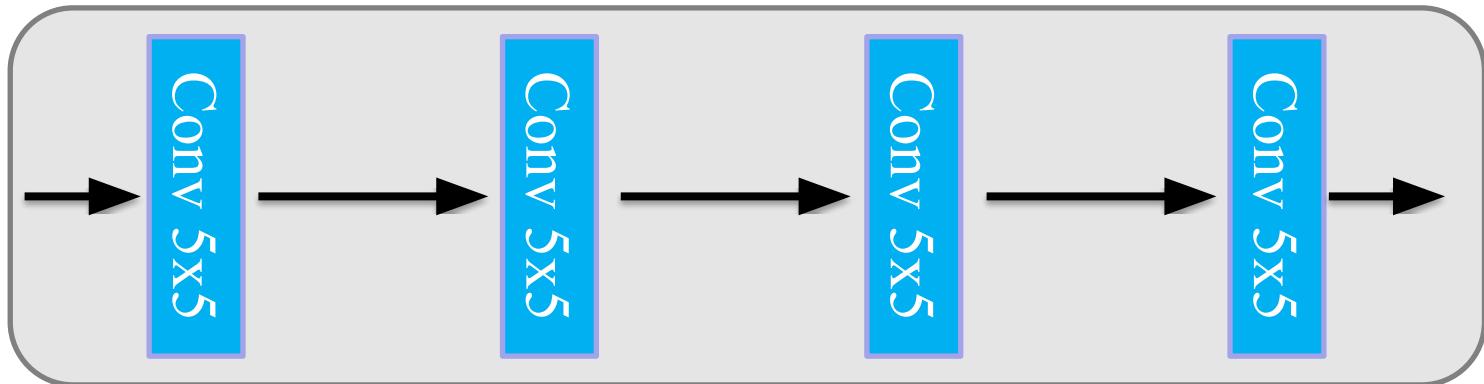
Segmentation sémantique



Champ récepteur (taux = 1)	3x3	5x5	7x7	9x9
Champ récepteur (taux = 2)	5x5	9x9	13x13	17x17
Champ récepteur (taux = 3)	7x7	13x13	19x19	21x21

$$r_0 = \sum_{l=1}^L \left((k_l - 1) \prod_{i=1}^{l-1} s_i \right) + 1 \quad k = \alpha(k-1) + 1, \alpha = \text{taux}$$

Segmentation sémantique

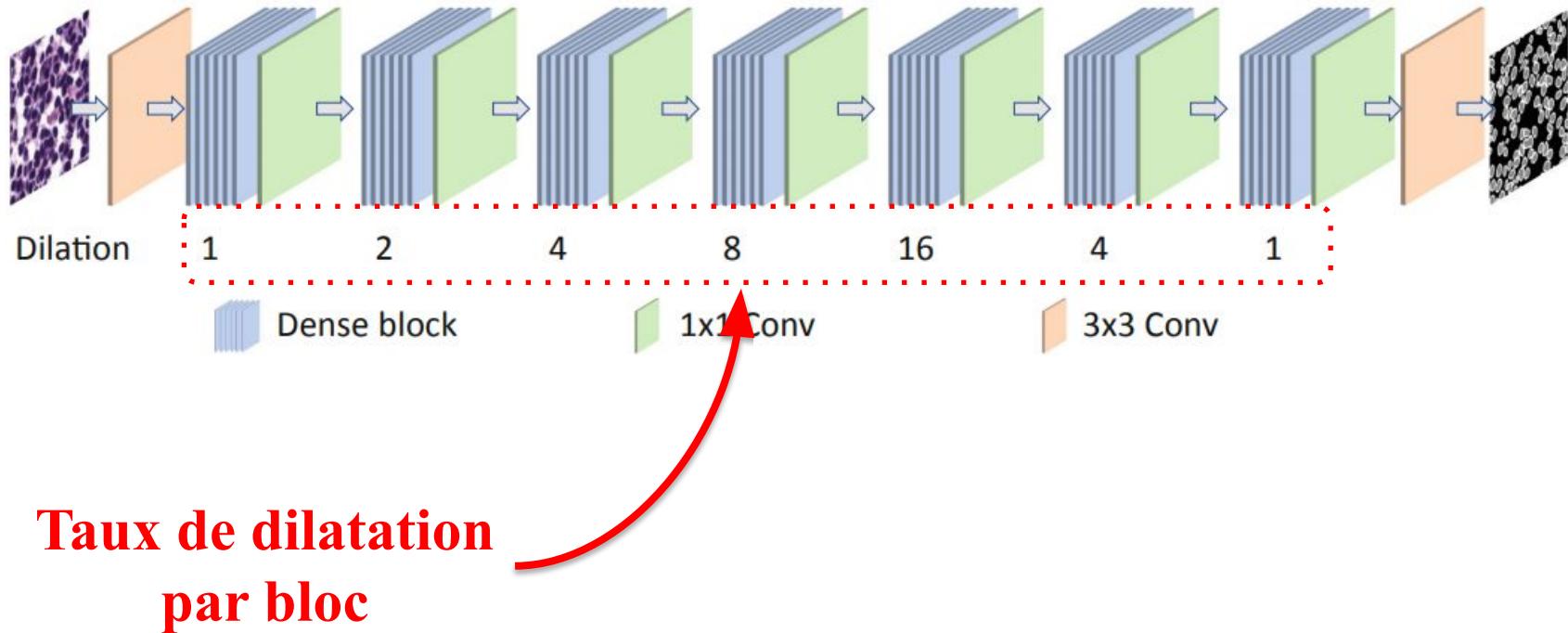


Champ récepteur (taux = 1)	5x5	9x9	13x13	17x17
Champ récepteur (taux = 2)	9x9	17x17	25x25	33x33
Champ récepteur (taux = 3)	15x15	29x29	43x43	57x57

$$r_0 = \sum_{l=1}^L \left((k_l - 1) \prod_{i=1}^{l-1} s_i \right) + 1 \quad k = \alpha(k-1) + 1, \alpha = \text{taux}$$

FullNet

Le « **FullNet** » [Qu et al. 2019] implémente ce type de réseau mais avec des blocs convolutifs **denses** comme ceux du **denseNet**.



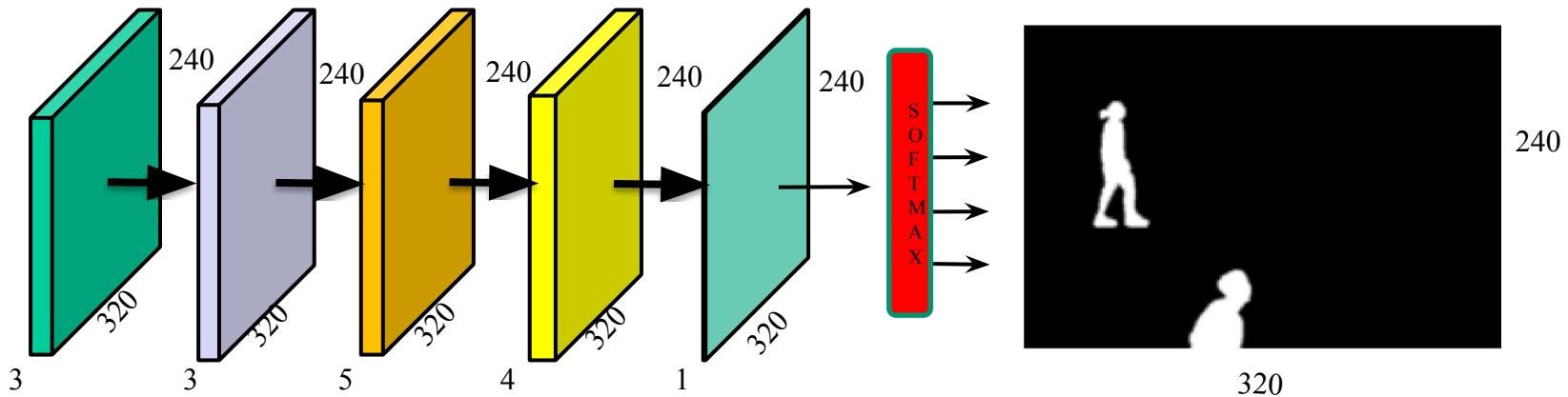
H. Qu, Z. Yan, G.M. Riedlinger, S. De and D.N. Metaxas

“Improving Nuclei/Gland Instance Segmentation in Histopathology Images

by Full Resolution Neural Network and Spatial Constrained Loss”, in proc of MICCAI 2019

Segmentation sémantique

Problème : ce modèle a un champ récepteur (*receptive field*) relativement petit (ici 32x32). Au lieu, on aimeraient que les pixels de sortie aient un champ récepteur de la taille de l'image d'entrée (ici 320x240).

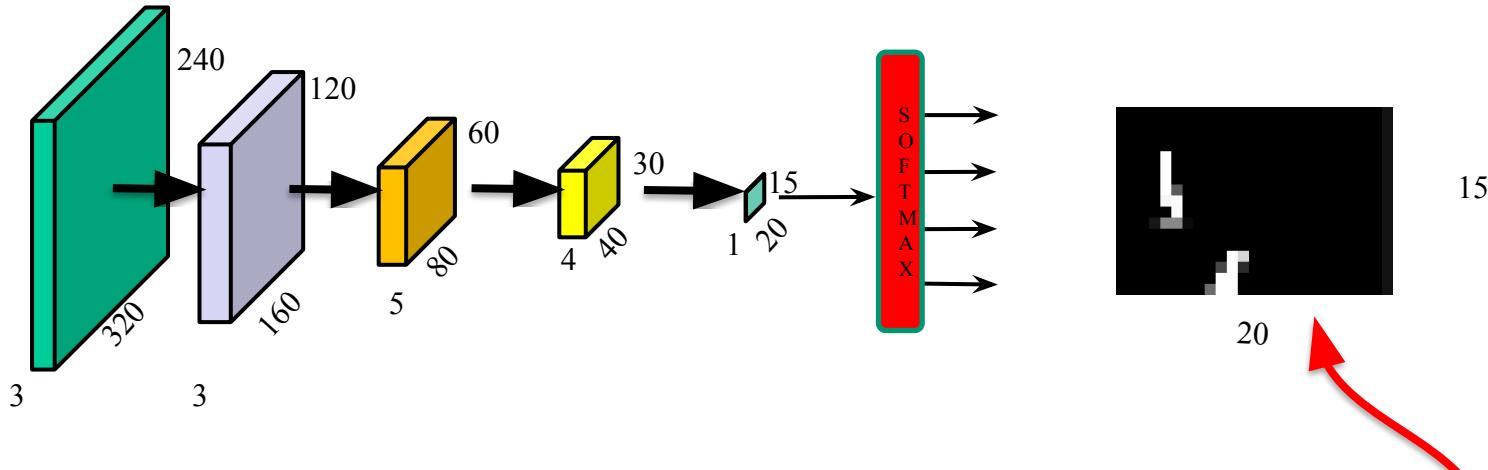


Solutions:

- 1- ~~ajouter beaucoup de couches~~
- 2- utiliser des convolutions dilatées (convolutions *à trous*)
- 3- mettre des couches de **pooling après chaque bloc convolutionnel**
- 4- faire un mélange de tout ça!

Segmentation sémantique

Problème : ce modèle a un champ récepteur (*receptive field*) relativement petit (ici 32x32). Au lieu, on aimeraient que les pixels de sortie aient un champ récepteur de la taille de l'image d'entrée (ici 320x240).



Solutions:

- 1- ajouter beaucoup de couches
- 2- utiliser des convolutions dilatées (convolutions *à trous*)
- 3- mettre des couches de **pooling après chaque bloc convolutionnel**
- 4- faire un mélange de tout ça!

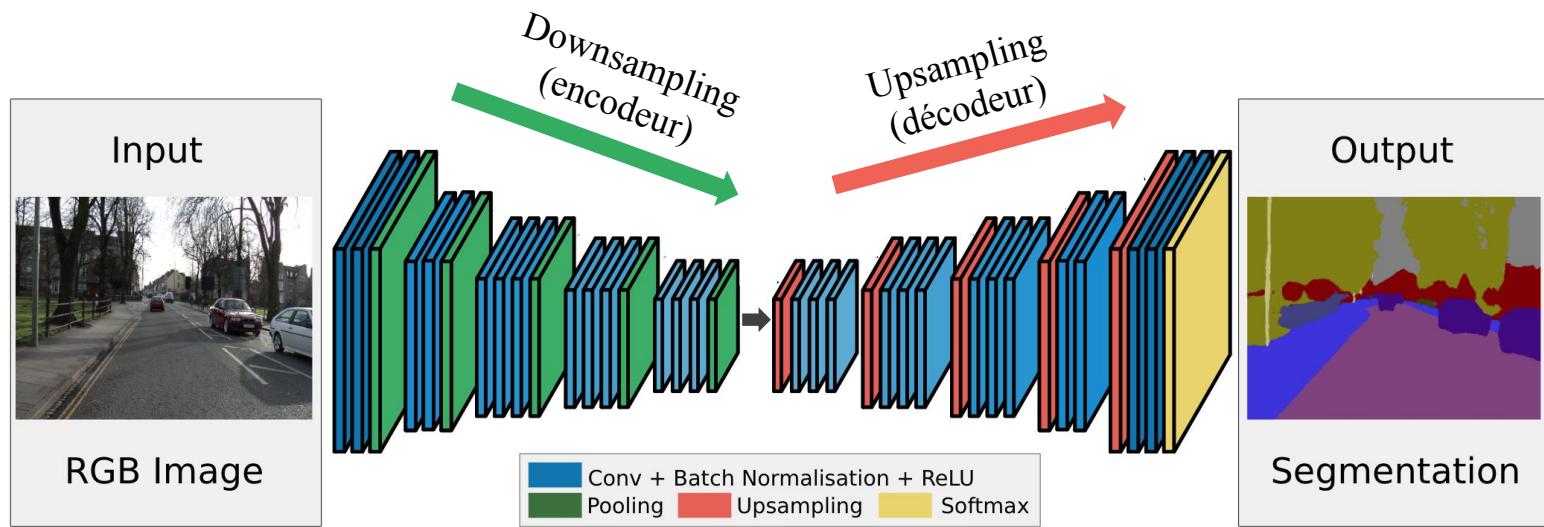


Résolution trop faible en sortie

Segmentation sémantique

Solution : augmenter la resolution en sortie à l'aide d'un **décodeur**.

Réseau encodeur-décodeur (ici “SegNet”)



Problème: la résolution spatiale est perdue avec les couches de sous-échantillonnage
(Conv + Pooling)

Solution: Augmenter la resolution à l'aide d'un décodeur et de couches
de sur-échantillonage (**??? + Conv**)

Adapté de:

Badrinarayanan et al. "Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation." PAMI, 2017.

Pour **augmenter la taille** des cartes d'activation
il faut une opération de “***upsampling***”

Deux types d'approches

- Méthodes sans paramètres => *unpooling*
- Méthode avec paramètres => *convolution transposée*

Unpooling (dégroupage ?)

Noyau 1x1

Stride ½ (genre)

7	8
2	1

« planche de clous »



7	0	8	0
0	0	0	0
2	0	1	0
0	0	0	0

2x2xC

4x4xC

7	8
2	1

« plus proche voisin »



2x2xC

7	7	8	8
7	7	8	8
2	2	1	1
2	2	1	1

4x4xC

Unpooling

7	9
2	1

« interpolation »

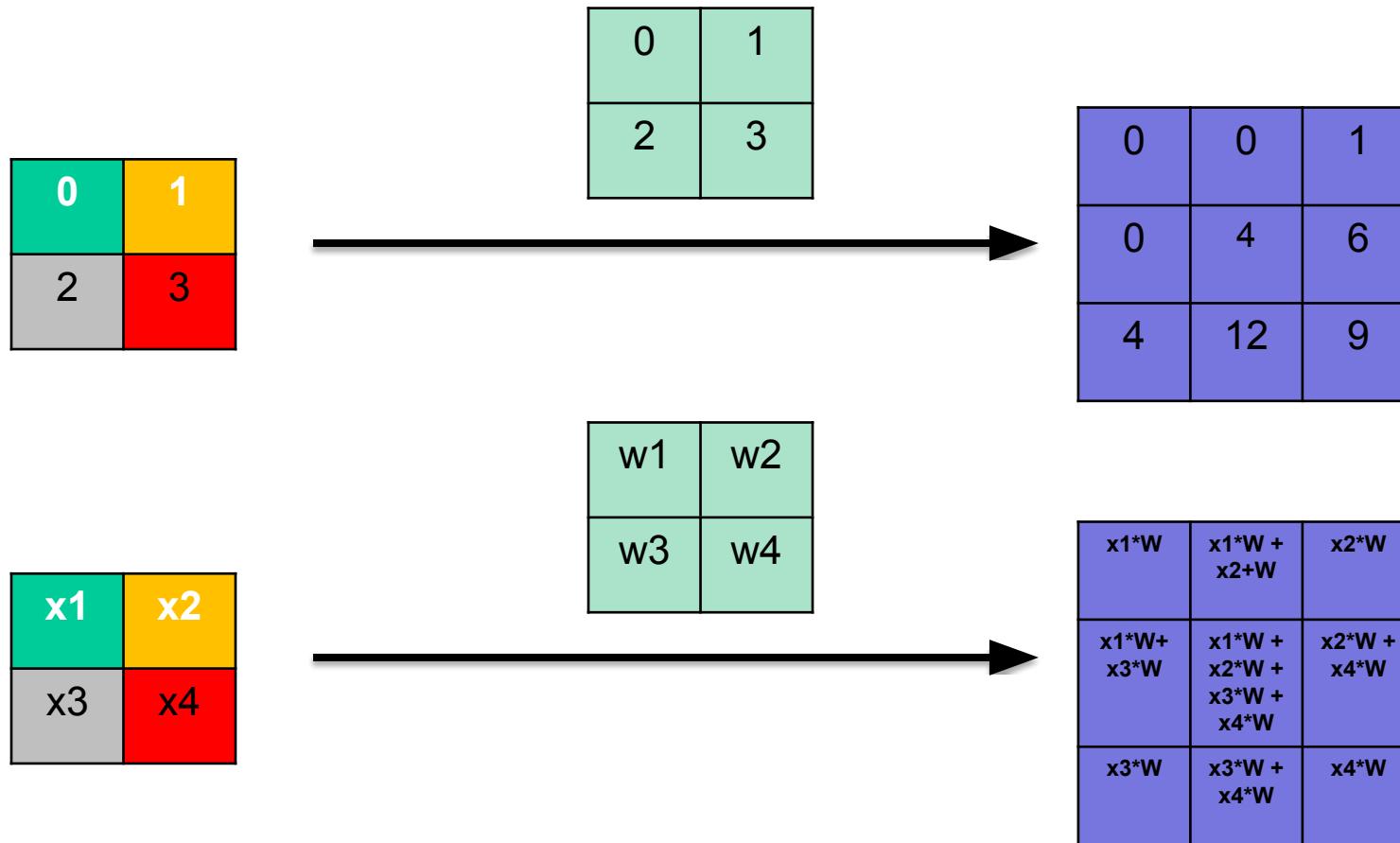


7	8	9	4.5
4.5	4.75	5	2.5
2	1.5	1	0.5
1	0.75	0.5	0.25

Convolution transposée

Exemple avec
2x2 stride 1

Stride dans l'espace de “sortie”, pas l'espace “d'entrée”



Convolution transposée

(exemple 1d)

Convolution “*valid*” stride =1

40	50	70	80	90	10
----	----	----	----	----	----

*

.2	-.3	.4
----	-----	----

=

21	21	26	-7
----	----	----	----

Convolution “*valid*” stride =3

40	50	70	80	90	10
----	----	----	----	----	----

*

.2	-.3	.4
----	-----	----

=

21	-7
----	----

Opération matrice-vecteur

(exemple 1d)

Convolution “*valid*” stride =1

.2	-.3	.4	0	0	0
0	.2	-.3	.4	0	0
0	0	.2	-.3	.4	0
0	0	0	.2	-.3	.4

=

40
50
70
80
90
10

21
21
26
-7

Convolution “*valid*” stride =3

.2	-.3	.4	0	0	0
0	0	0	.2	-.3	.4

=

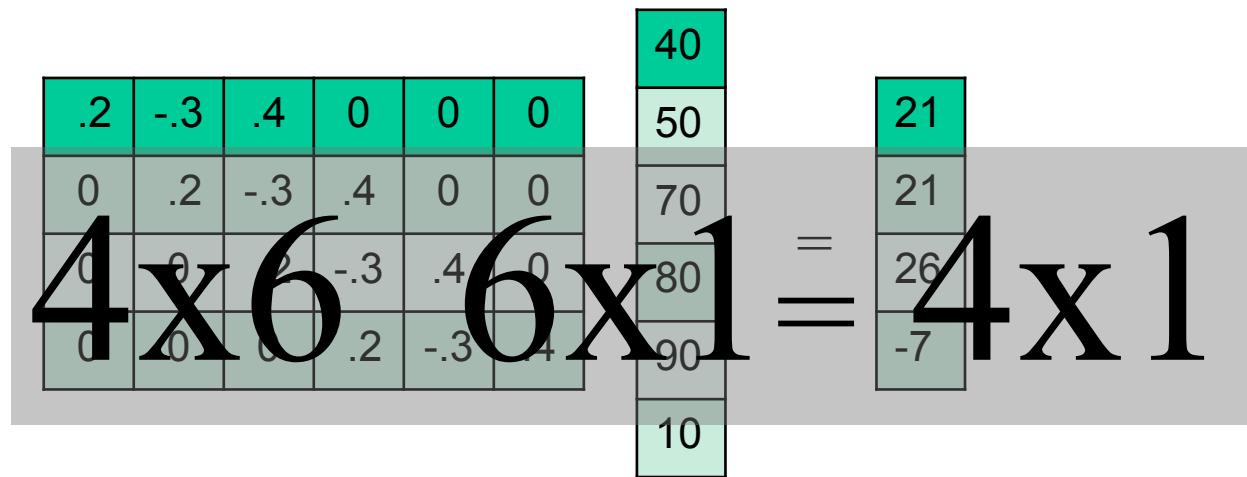
40
50
70
80
90
10

21
-7

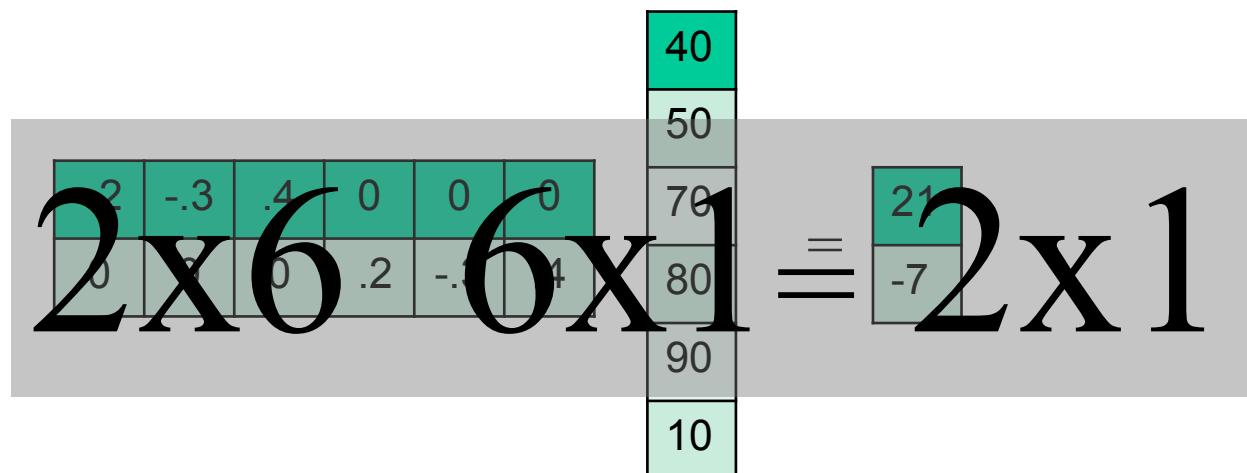
Opération matrice-vecteur

(exemple 1d)

Convolution “valid” stride =1



Convolution “valid” stride =3



Convolution transposée

Le but est d'avoir un filtre dont la taille des opérations **est inversée**

Convolution “*valid*”
stride = 1

.2	0	0	0
-.3	.2	0	0
.4	-.3	.2	0
0	.4	-.3	.2
0	0	.4	-.3
0	0	0	.4

=

8
-2
15
15
4
32

Convolution “*valid*”
stride = 3

.2	0
-.3	0
.4	0
0	.2
0	-.3
0	.4

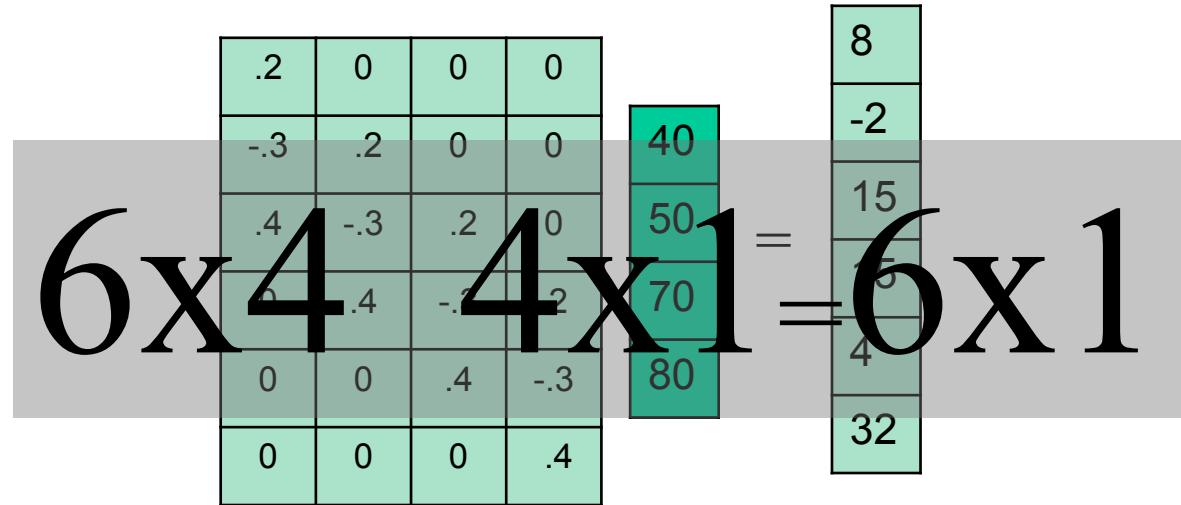
=

8
-12
-16
10
-15
20

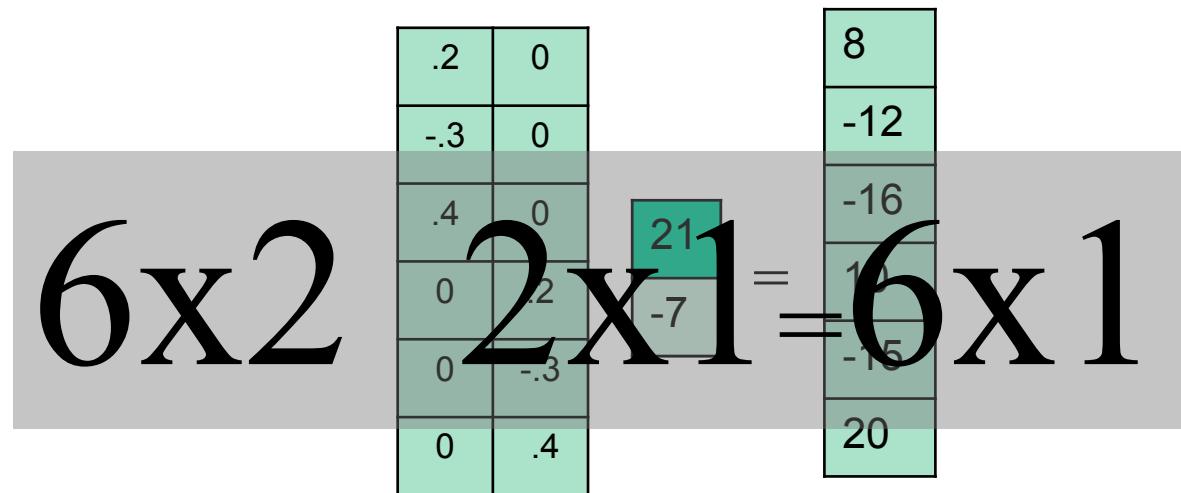
Convolution transposée

Le but est d'avoir un filtre dont la taille des opérations **est inversée**

Convolution “*valid*”
stride = 1



Convolution “*valid*”
stride = 3



Convolution transposée

Le but est d'avoir un filtre dont la taille des opérations **est inversée**

Convolution “*valid*”
stride =1

.2	0	0	0
-.3	.2	0	0
.4	-.3	.2	0
0	.4	-.3	.2
0	0	.4	-.3
0	0	0	.4

Convolution “*valid*”
stride =3

.2	0
-.3	0
.4	0
0	.2
0	-.3
0	.4

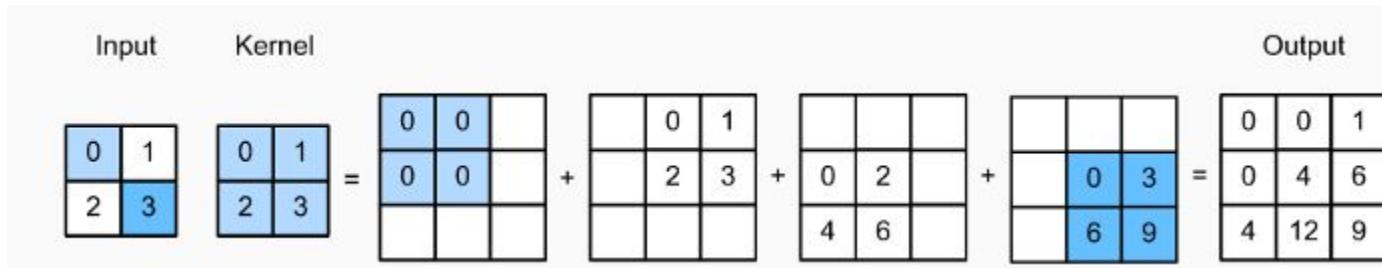
40
50
70
8
-

Matrices
transposées

40
50
-
-15
20

Convolution transposée

Le but est d'avoir un filtre dont la taille des opérations **est inversée**



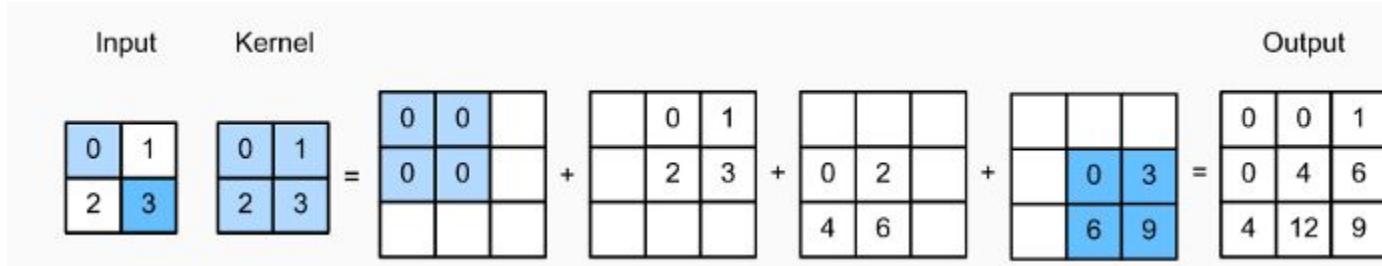
Autres noms:

- Déconvolution
- *Upconvolution*
- *Fractionally-strided convolution*

Ressemble beaucoup à la rétropropagation d'une couche convulsive !

Convolution transpose

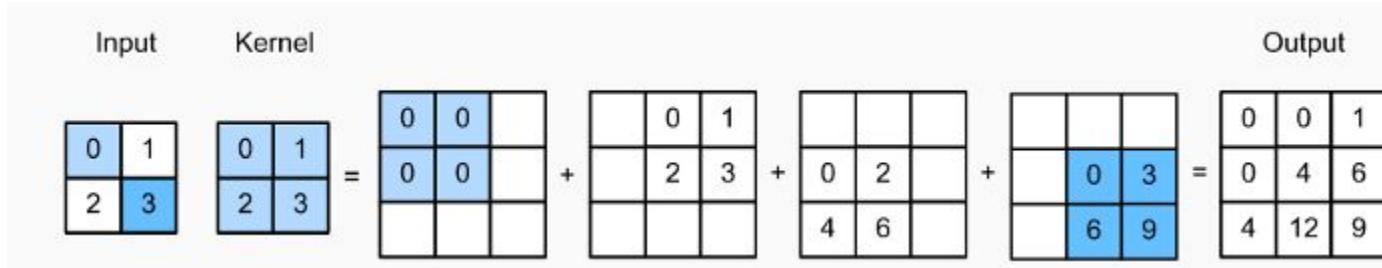
Le but est d'avoir un filtre dont la taille des opérations **est inversée**



Problème ?

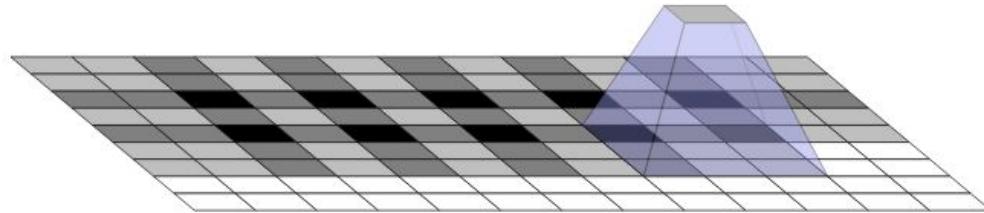
Convolution transpose

Le but est d'avoir un filtre dont la taille des opérations **est inversée**



Problème ?

Crée des artefacts
de “damier” au chevauchement
(*checkerboard*)

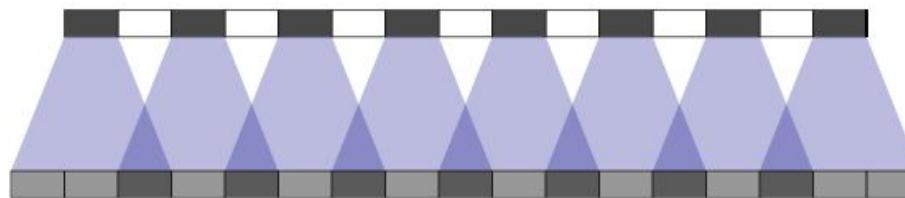


Convolution transpose

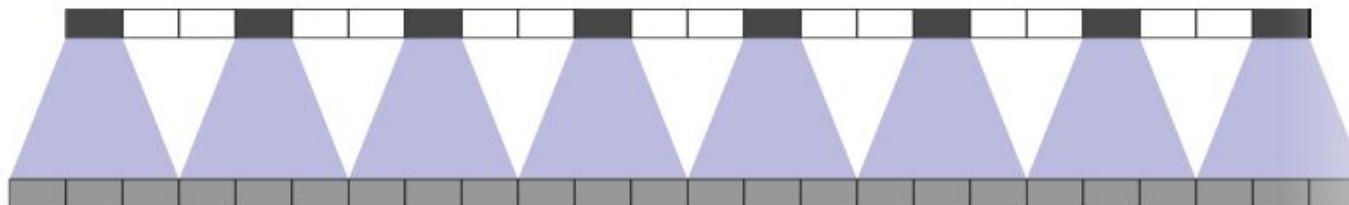
Le but est d'avoir un filtre dont la taille des opérations **est inversée**

Solution ? (partielle)

Augmenter le *stride*
pour éviter le chevauchement



stride = 2
size = 3



stride = 3
size = 3

Convolution transpose

Le but est d'avoir un filtre dont la taille des opérations **est inversée**

Solution ?

Augmenter le stride
pour éviter le chevauchement +
Faire une convolution *sub-pixel*

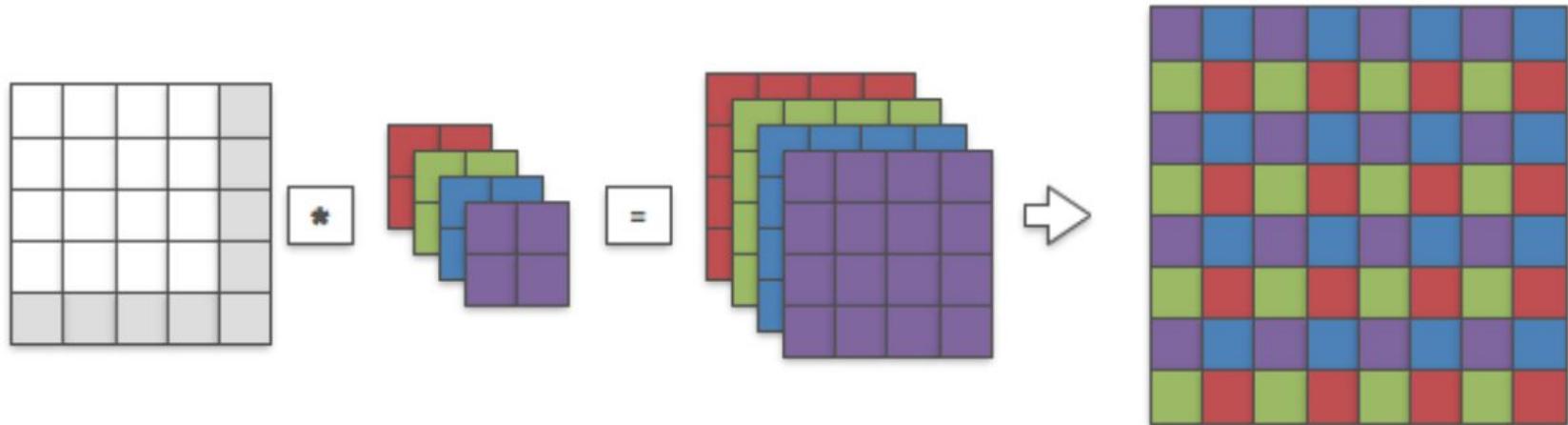


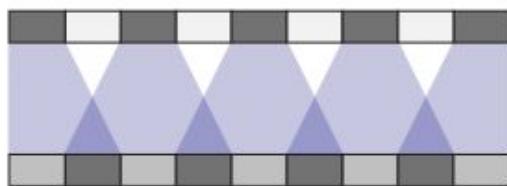
Figure 2: Sub-pixel convolution can be interpreted as convolution + shuffling.

Convolution transpose

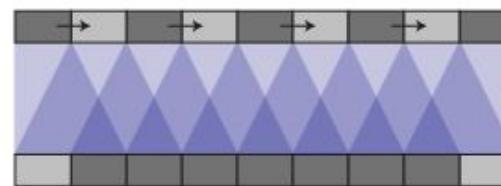
Le but est d'avoir un filtre dont la taille des opérations **est inversée**

Solution ?

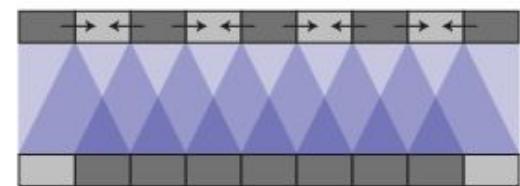
Interpoler puis “nettoyer/filtrer” avec une convolution



Deconvolution



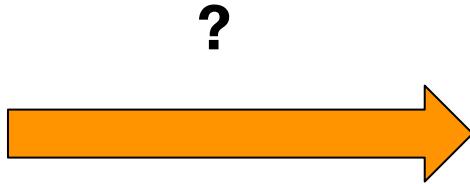
NN-Resize Convolution



Bilinear-Resize Convolution

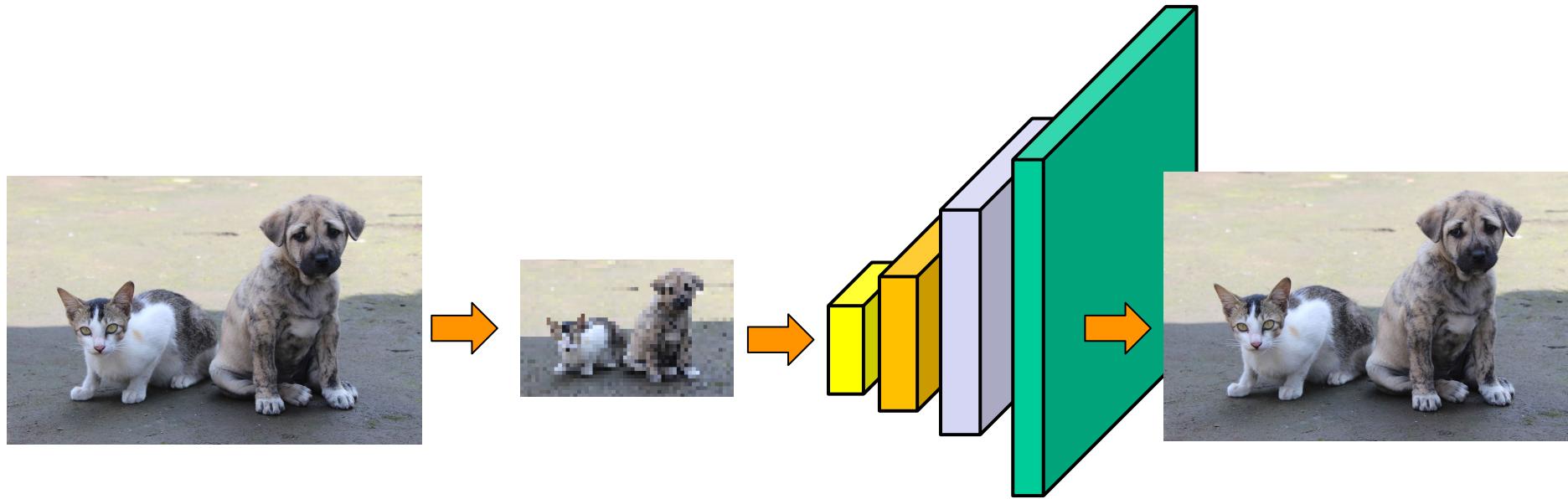
Note: super-résolution

Comment entraîner un réseau convolutif à faire de la super-résolution ?



Note: super-résolution

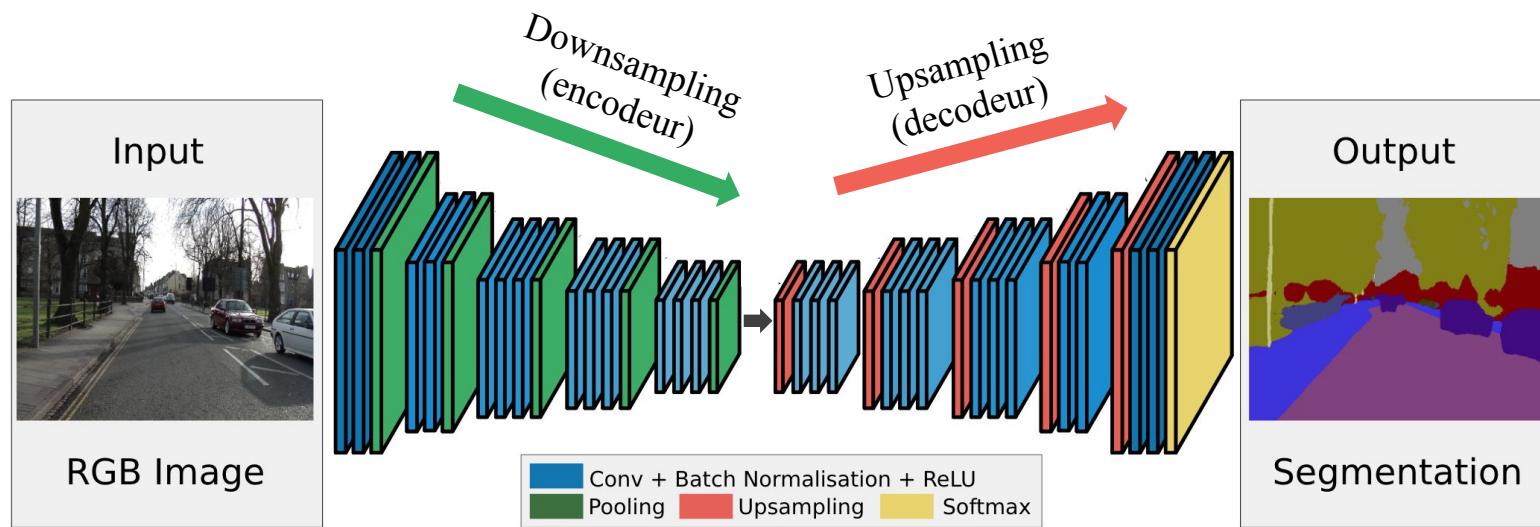
S'entraîner avec des images hautes-résolution qui ont été réduites !



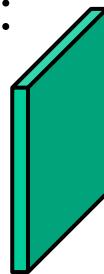
Sub-pixel ou interpolation + convolution

Shi, W., Caballero, J., Huszár, F., Totz, J., Aitken, A. P., Bishop, R., ... & Wang, Z. (2016). Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 1874-1883).

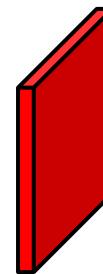
Segmentation: Encodeur-décodeur



Généralement:



: max pooling
(réduction /2)

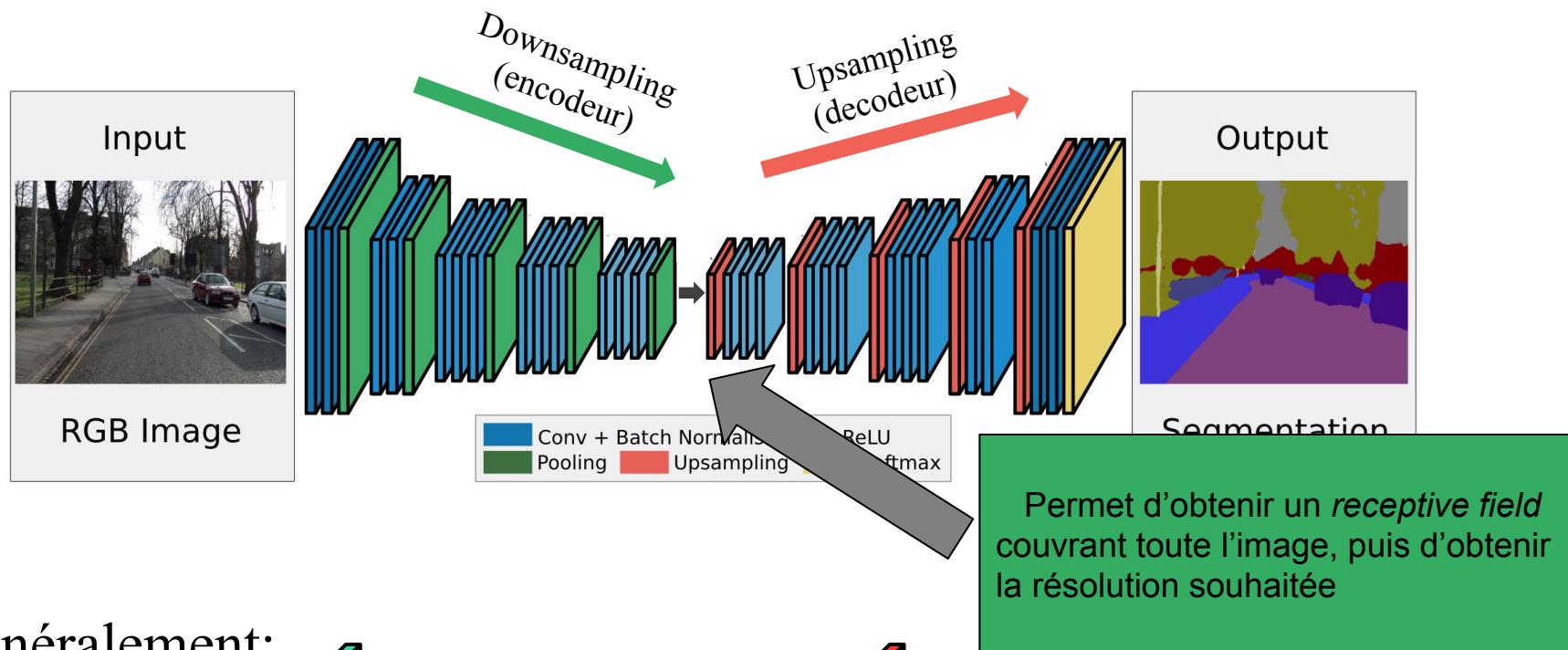


Interpolation
: et/ou
Convolution transposée
(augmentation *2)

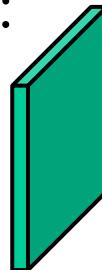
Adapté de:

Badrinarayanan et al. "Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation." PAMI, 2017.

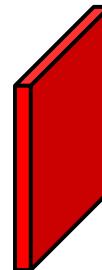
Segmentation: Encodeur-décodeur



Généralement:



: max pooling
(réduction /2)



Interpolation
: et/ou
Convolution transposée
(augmentation *2)

Adapté de:

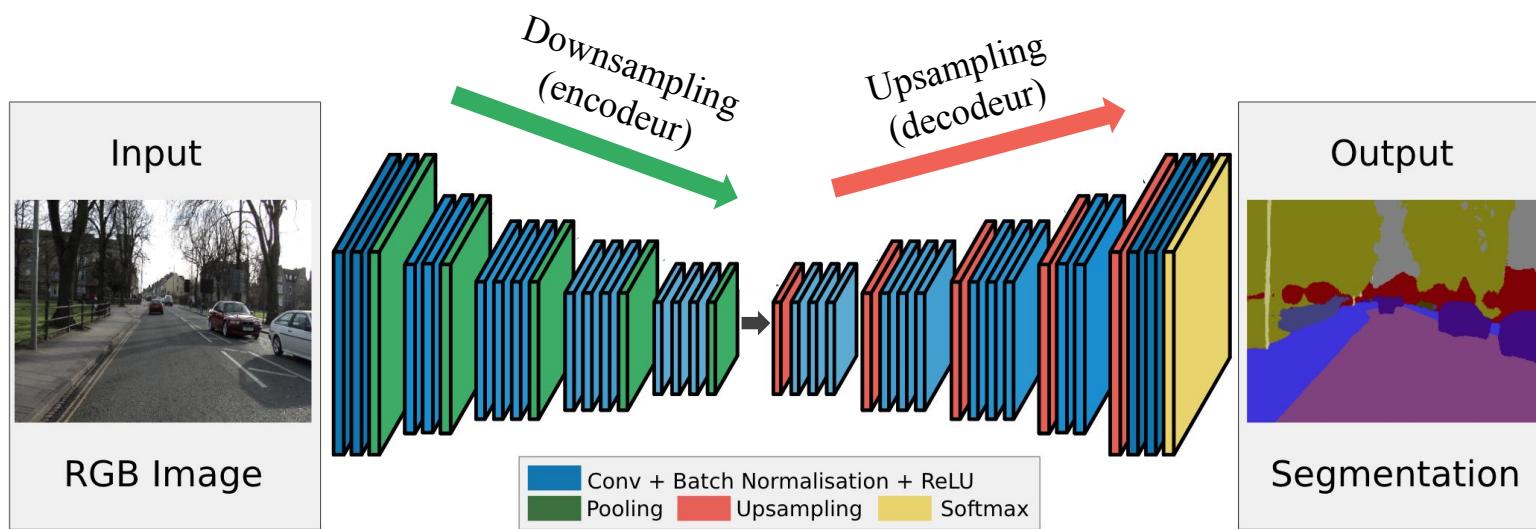
Badrinarayanan et al. "Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation." PAMI, 2017.

Encodeur-décodeur

Encodeur: projette l'image d'entrée vers un espace de plus faible dimension

Décodeur: projette l'image de faible dimension vers l'espace souhaité

Architecture *généralement* symétrique



Adapté de:

Badrinarayanan et al. "Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation." PAMI, 2017.

Encodeur-décodeur

Encodeur: projette l'image d'entrée vers un espace de plus faible dimension
Décodeur: projette l'image de faible dimension vers l'espace souhaité

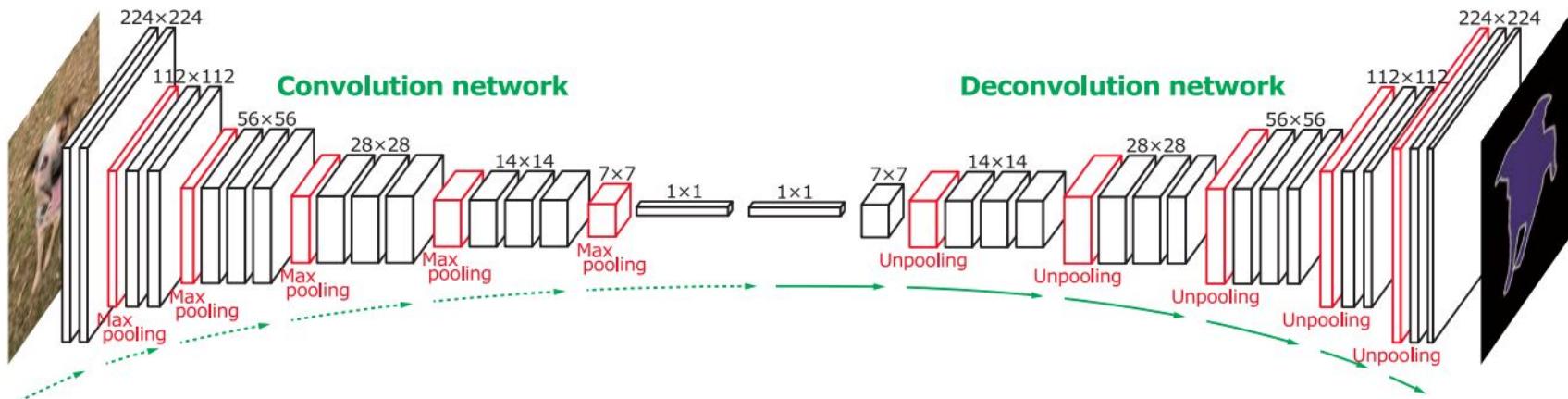


Figure 2. Overall architecture of the proposed network. On top of the convolution network based on VGG 16-layer net, we put a multi-layer deconvolution network to generate the accurate segmentation map of an input proposal. Given a feature representation obtained from the convolution network, dense pixel-wise class prediction map is constructed through multiple series of unpooling, deconvolution and rectification operations.

Noh, H., Hong, S., & Han, B. (2015). Learning deconvolution network for semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 1520-1528).

Max pooling - Max unpooling

7	0	0	0
0	0	8	0
0	0	1	0
0	2	0	0



7	8
2	1

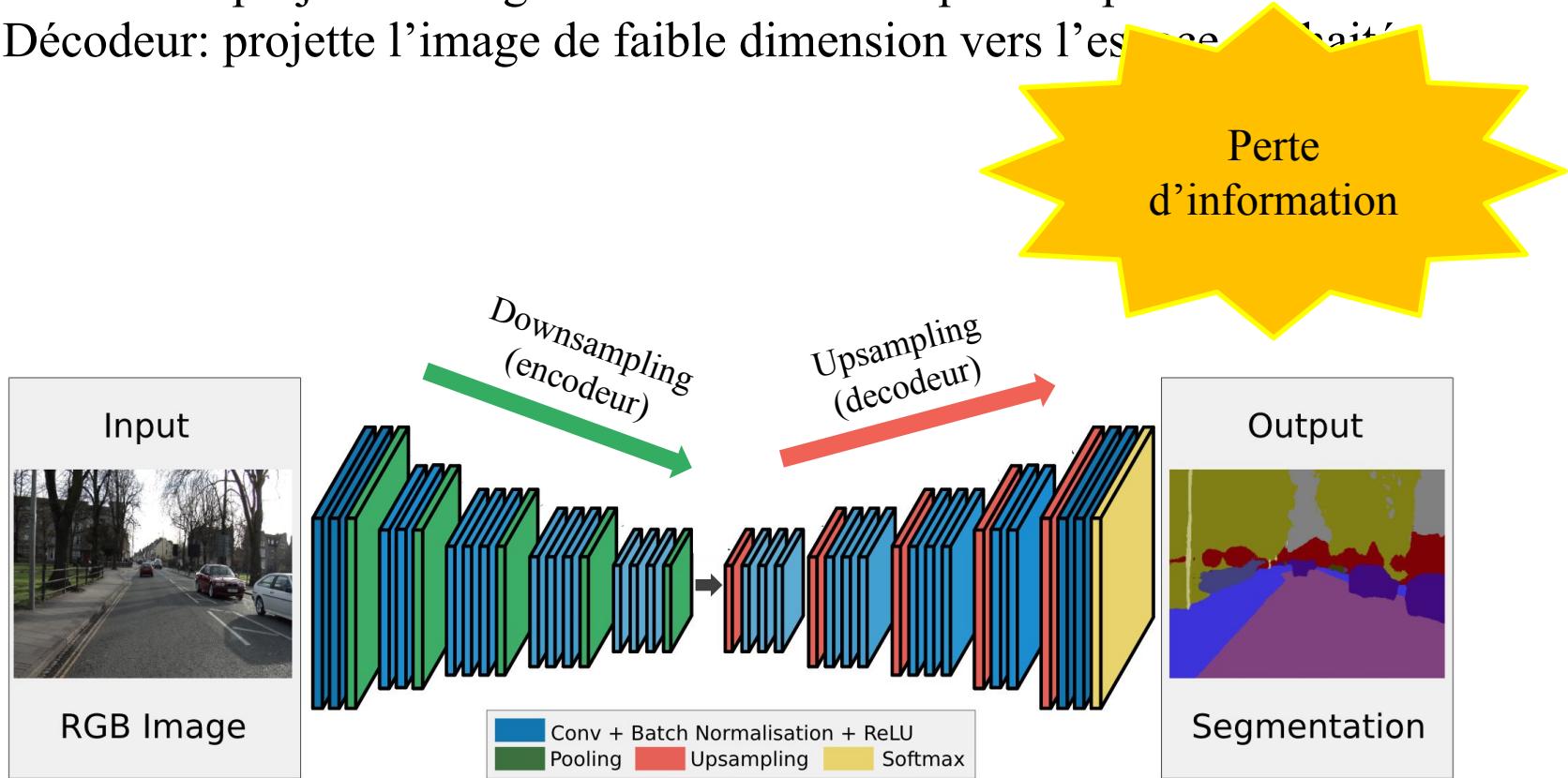
1	2
3	4



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

Encodeur-décodeur

Encodeur: projette l'image d'entrée vers un espace de plus faible dimension
Décodeur: projette l'image de faible dimension vers l'espace d'origine

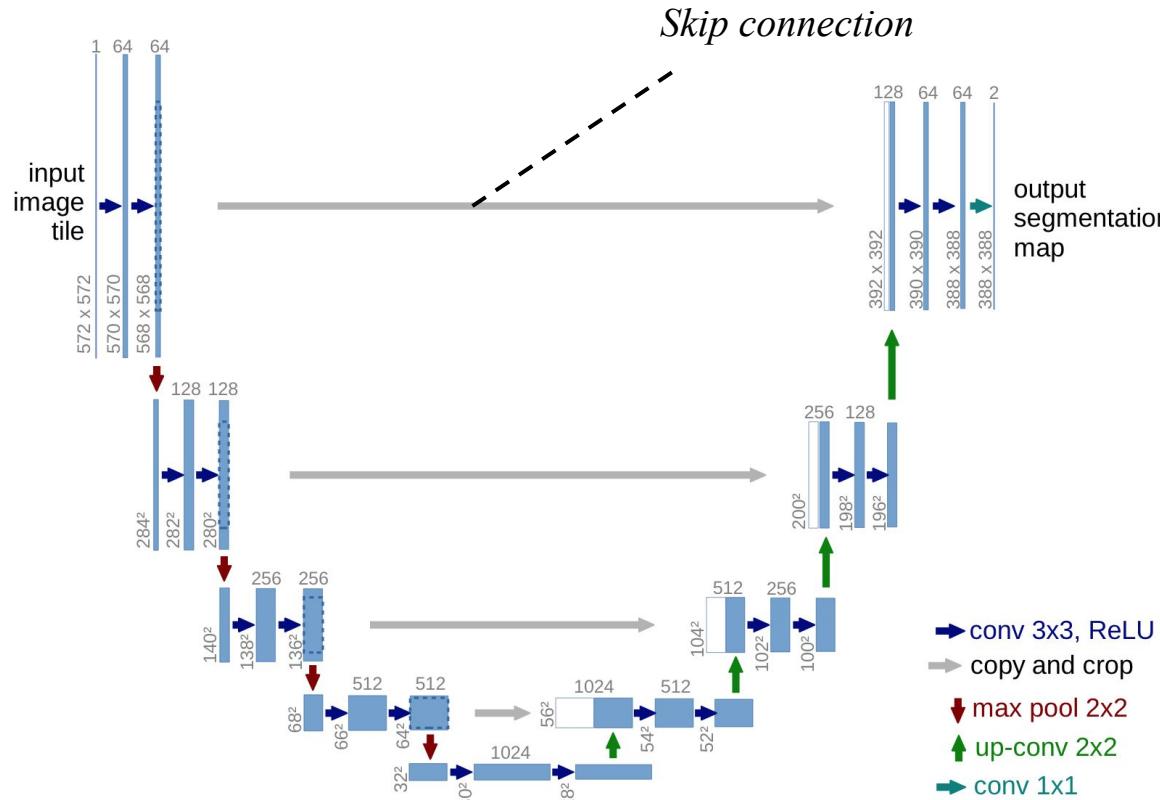


Adapté de:

Badrinarayanan et al. "Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation." PAMI, 2017.

Solution : les *skip connections*

U-Net [Ronneberger et al., 2015]

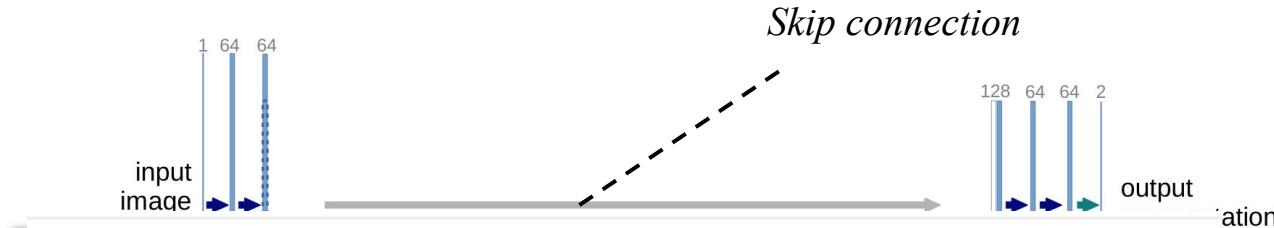


CNN le plus populaire en imagerie médicale

Image: Ronneberger et al. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." MICCAI, 2015.

Solution : les *skip connections*

U-Net [Ronneberger et al., 2015]

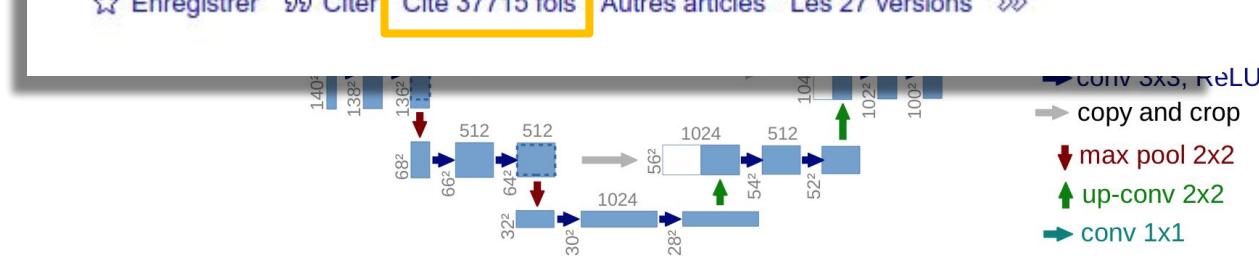


U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation

O Ronneberger, P Fischer, T Brox - International Conference on Medical ..., 2015 - Springer

There is large consent that successful training of deep networks requires many thousand annotated training samples. In this paper, we present a network and training strategy that relies on the strong use of data augmentation to use the available annotated samples more efficiently. The architecture consists of a contracting path to capture context and a symmetric expanding path that enables precise localization. We show that such a network can be trained end-to-end from very few images and outperforms the prior best method (a sliding ...

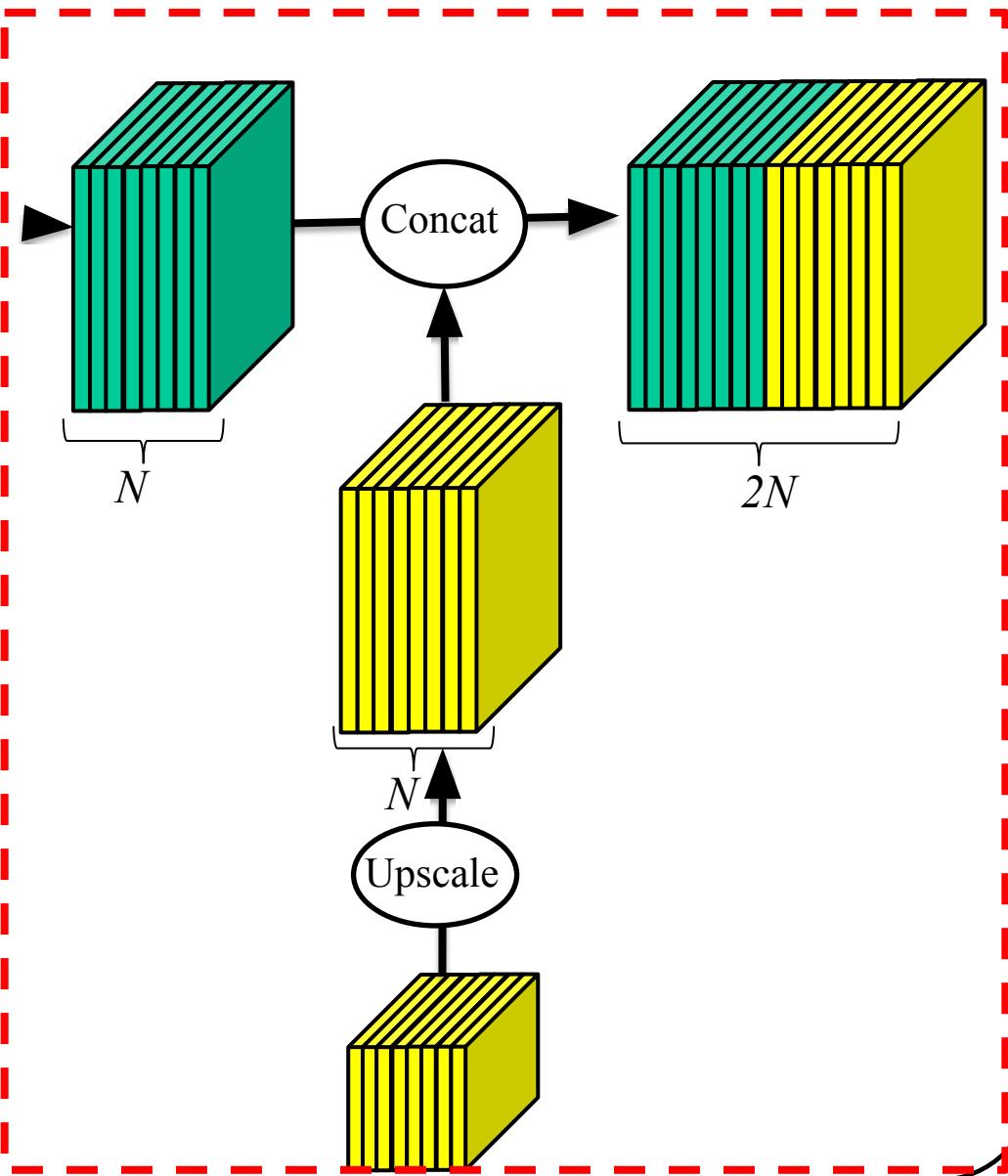
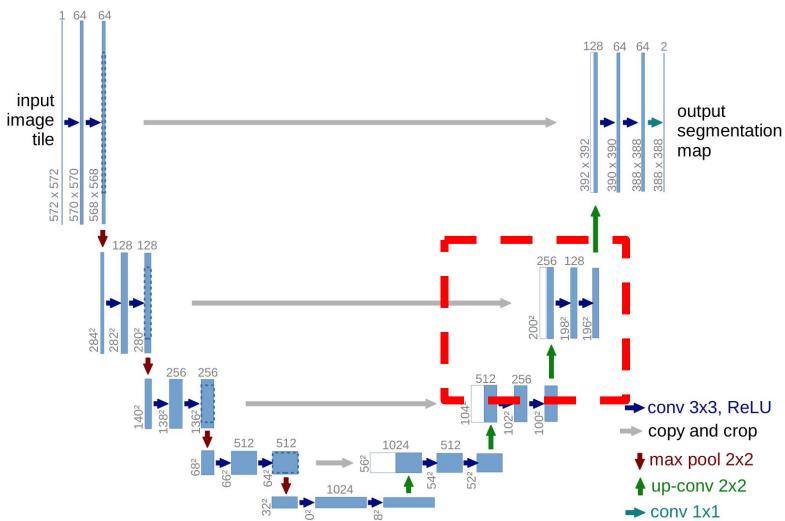
☆ Enregistrer 99 Citer Cité 37715 fois Autres articles Les 27 versions ☰



CNN le plus populaire en imagerie médicale

Image: Ronneberger et al. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." MICCAI, 2015.

Solution : les *skip connections*



3D-UNet/V-Net

Identiques au Unet mais avec des **convolutions 3D**

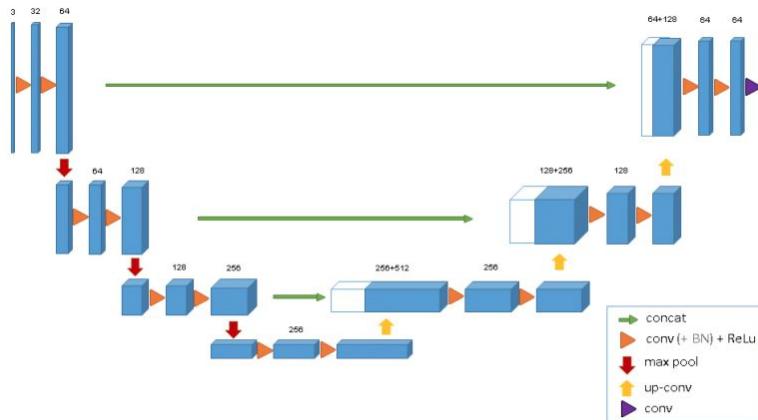
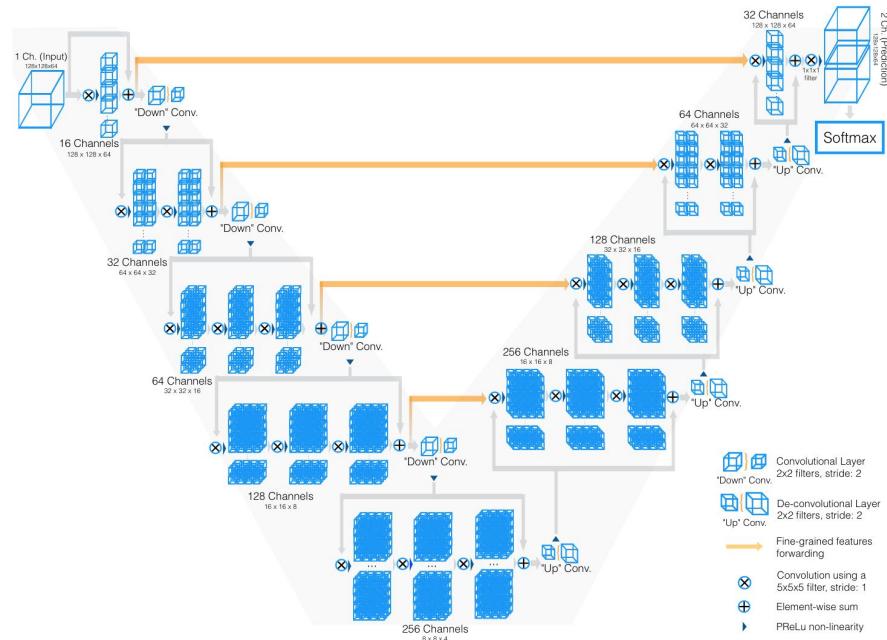


Fig. 2: The 3D u-net architecture. Blue boxes represent feature maps. The number of channels is denoted above each feature map.



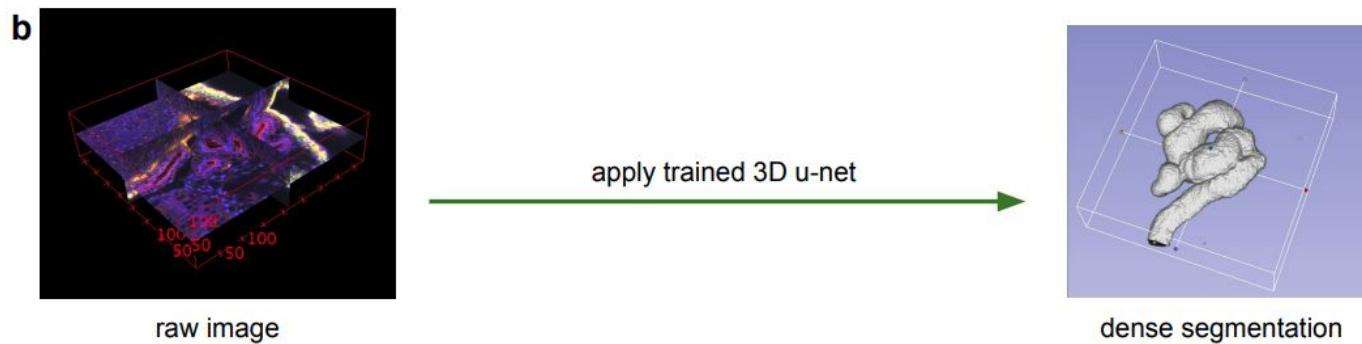
Ciçek, Ö., Abdulkadir, A., Lienkamp, S. S., Brox, T., & Ronneberger, O. (2016, October). 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation. In *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention* (pp. 424–432). Springer, Cham.

Milletari, F., Navab, N., & Ahmadi, S. A. (2016, October). V-net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation. In *2016 fourth international conference on 3D vision (3DV)* (pp. 565–571). IEEE.

3D-UNet/V-Net



Fig. 1. Slices from MRI volumes depicting prostate. This data is part of the PROMISE2012 challenge dataset [7].

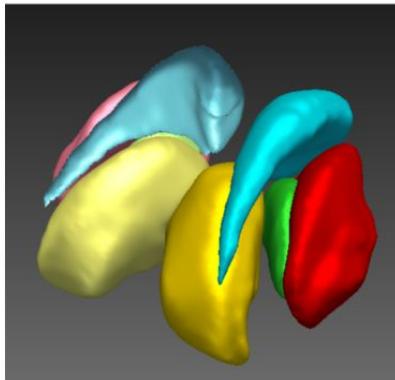
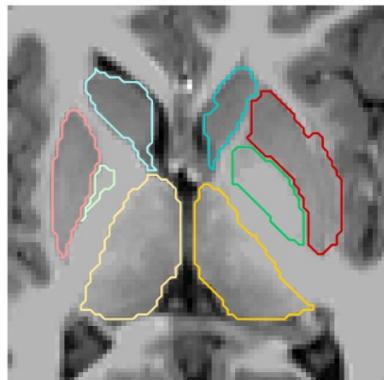


Ciçek, Ö., Abdulkadir, A., Lienkamp, S. S., Brox, T., & Ronneberger, O. (2016, October). 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation. In *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention* (pp. 424–432). Springer, Cham.

Milletari, F., Navab, N., & Ahmadi, S. A. (2016, October). V-net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation. In *2016 fourth international conference on 3D vision (3DV)* (pp. 565–571). IEEE.

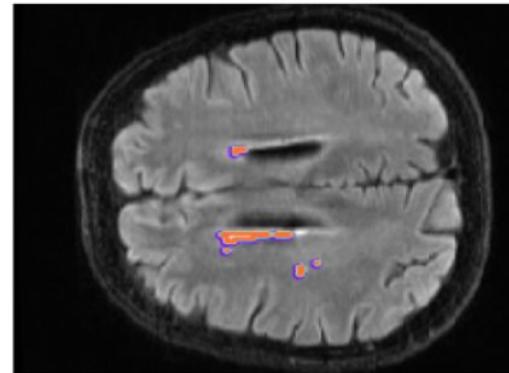
Imagerie médicale

Exemples d'images 3D en imagerie médicale



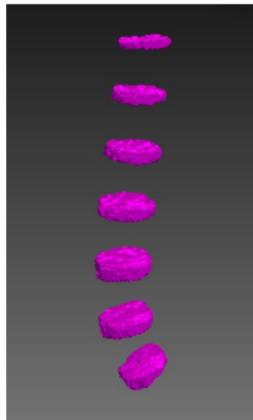
Subcortical brain structures

[Dolz et al, 2018]



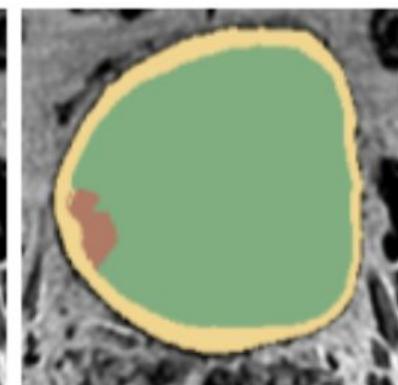
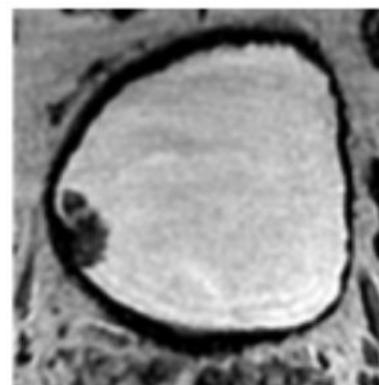
White matter hyperintensities

[Dolz et al, 2019]



Intervertebral disks

[Dolz et al, 2019]

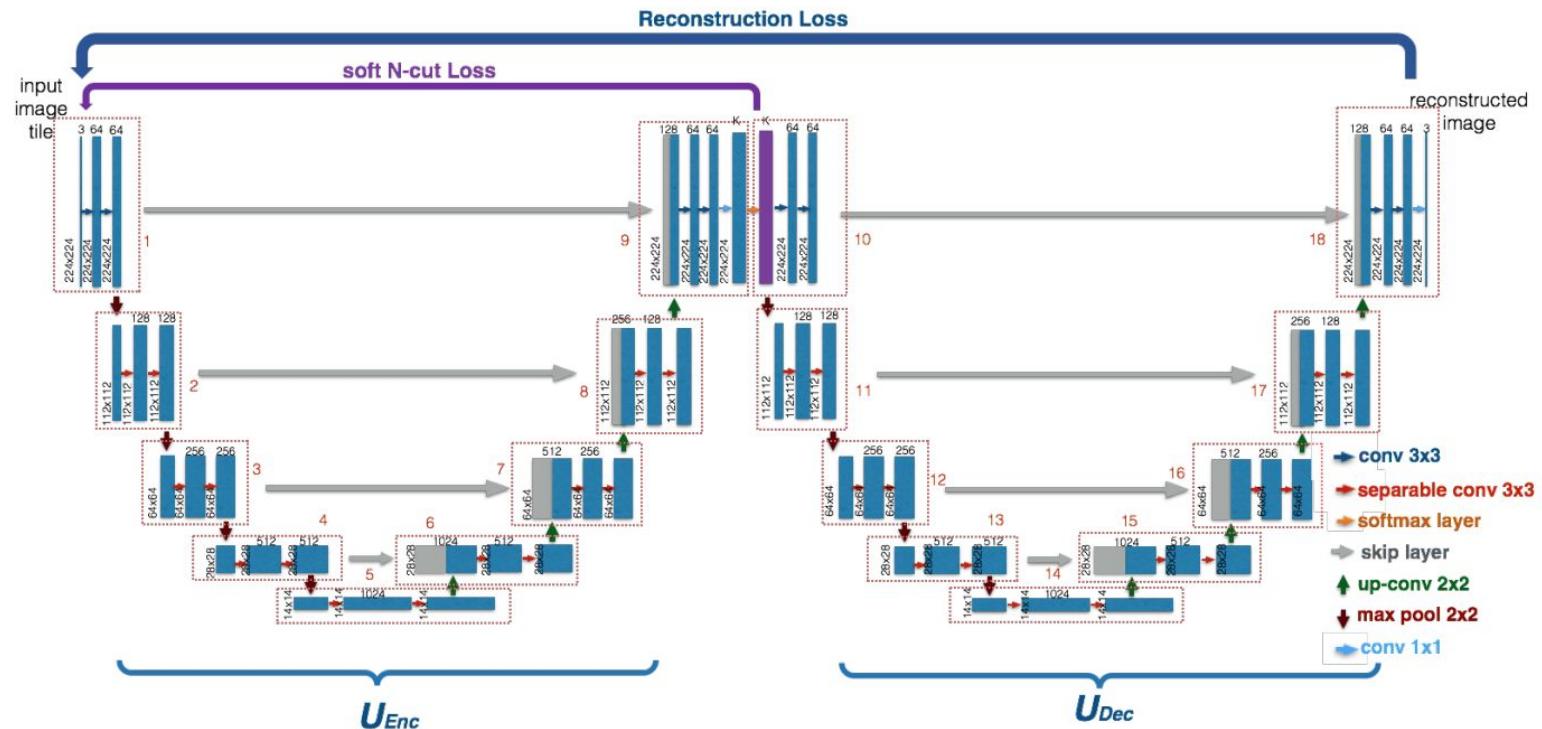


Prostate wall and tumor

[Dolz et al, 2018]

W-Net

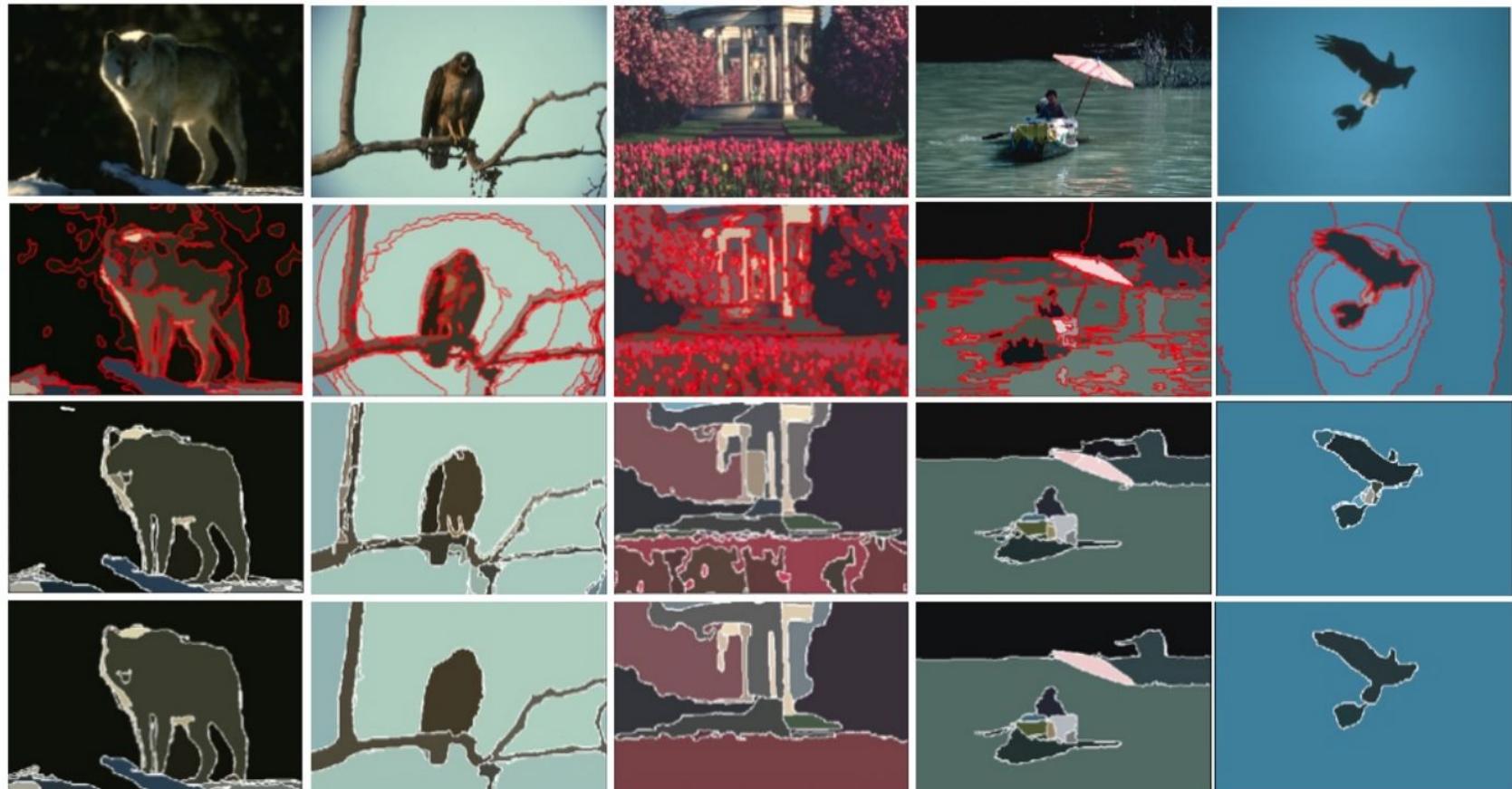
Deux UNets bouts-à-bouts, mais sert à faire de la segmentation hiérarchique



Xia, X., & Kulis, B. (2017). W-net: A deep model for fully unsupervised image segmentation. arXiv preprint arXiv:1711.08506.

W-Net

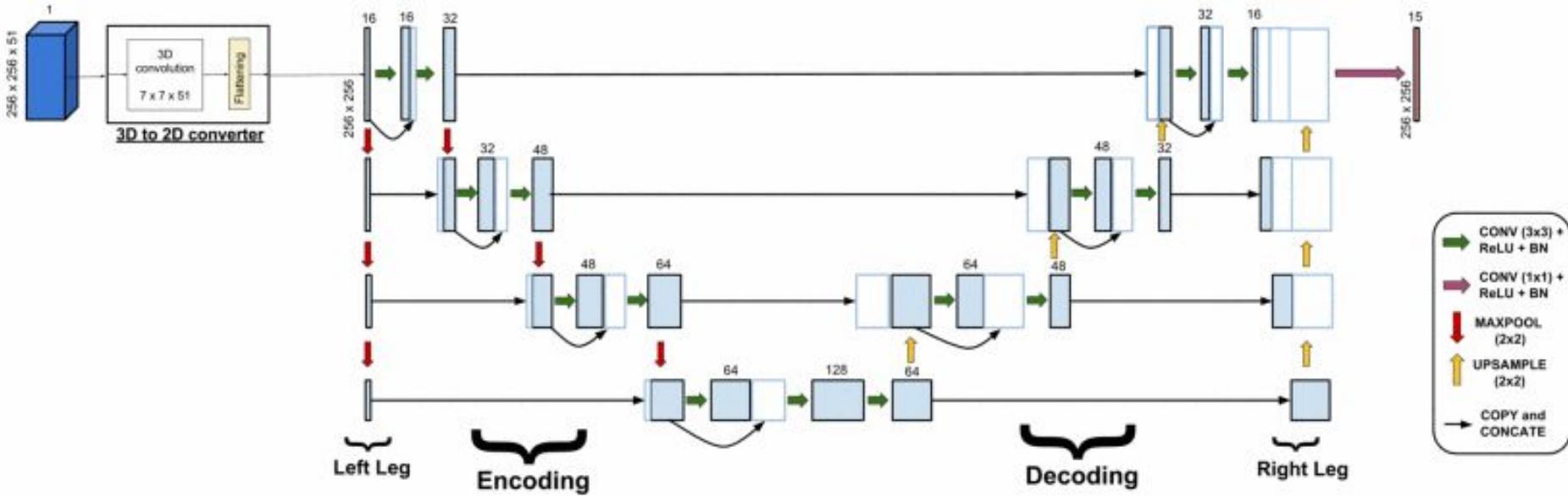
Deux UNets bouts-à-bouts, mais sert à faire de la segmentation hiérarchique



Xia, X., & Kulis, B. (2017). W-net: A deep model for fully unsupervised image segmentation. arXiv preprint arXiv:1711.08506.

M-Net

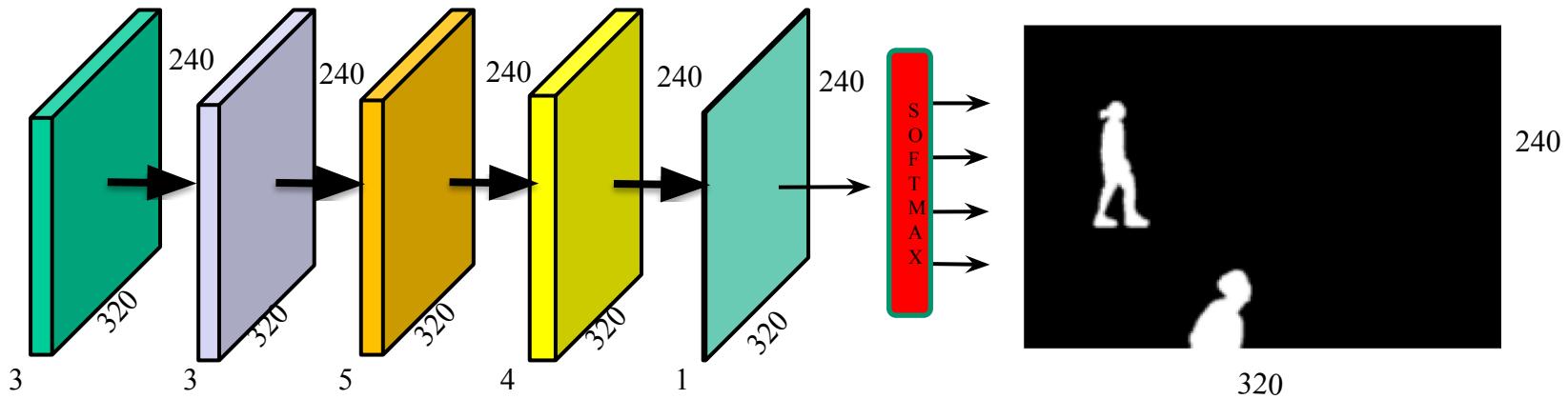
Un UNet avec des “jambes” afin de rajouter du contexte



Mehta, R., & Sivaswamy, J. (2017, April). M-net: A convolutional neural network for deep brain structure segmentation. In 2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2017) (pp. 437-440). IEEE.

Segmentation sémantique

Problème : ce modèle a un champ récepteur (*receptive field*) relativement petit (ici 32x32). Au lieu, on aimeraient que les pixels de sortie aient un champ récepteur de la taille de l'image d'entrée (ici 320x240).

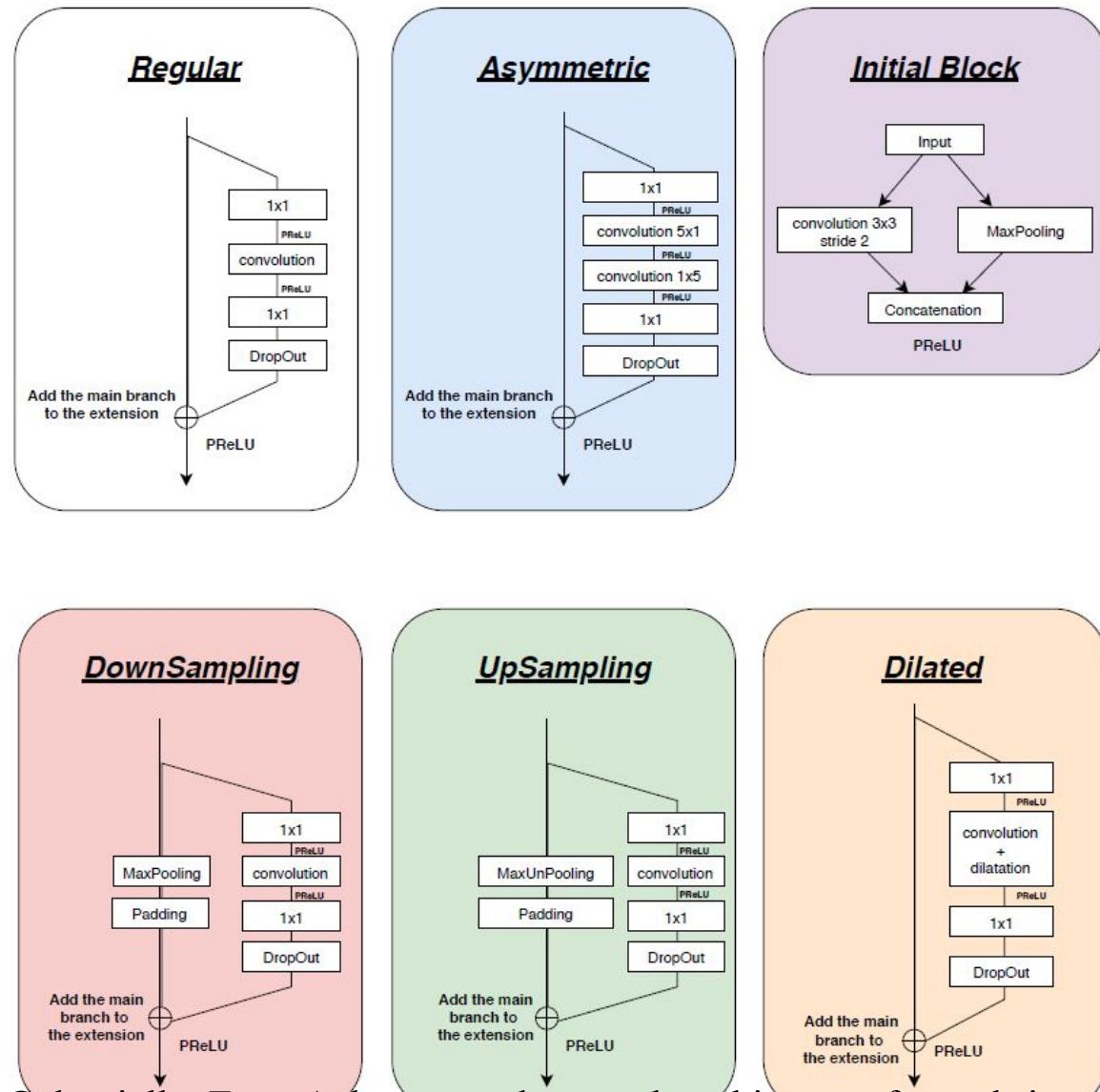
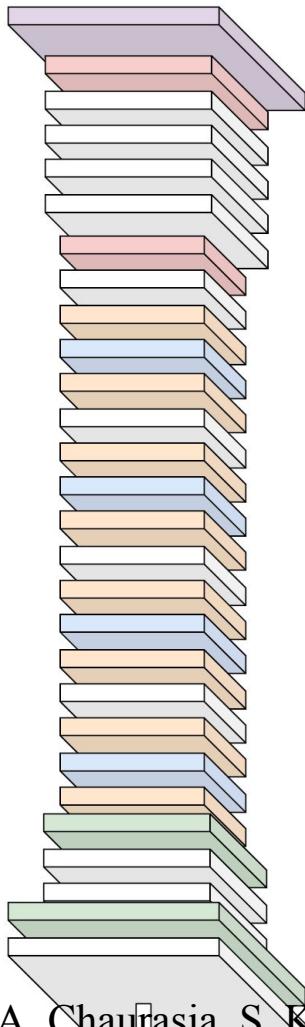


Solutions:

- 1- ~~ajouter beaucoup de couches~~
- 2- utiliser des **convolutions dilatées** (convolutions *à trous*)
- 3- mettre des couches de pooling après chaque bloc convolutionnel
- 4- faire un mélange de tout ça

E-Net

(E pour *Efficient*)



Paszke, A. Chaurasia, S. Kim, and E. Culurciello. Enet: A deep neural network architecture for real-time semantic segmentation, *arXiv: 1606.02147*, 2016.

E-Net : le “combo” ultime

(E pour *Efficient*)

Table 1: ENet architecture. Output sizes are given for an example input of 512×512 .

Name	Type	Output size
initial		$16 \times 256 \times 256$
bottleneck1.0	downsampling	$64 \times 128 \times 128$
4× bottleneck1.x		$64 \times 128 \times 128$
bottleneck2.0	downsampling	$128 \times 64 \times 64$
bottleneck2.1		$128 \times 64 \times 64$
bottleneck2.2	dilated 2	$128 \times 64 \times 64$
bottleneck2.3	asymmetric 5	$128 \times 64 \times 64$
bottleneck2.4	dilated 4	$128 \times 64 \times 64$
bottleneck2.5		$128 \times 64 \times 64$
bottleneck2.6	dilated 8	$128 \times 64 \times 64$
bottleneck2.7	asymmetric 5	$128 \times 64 \times 64$
bottleneck2.8	dilated 16	$128 \times 64 \times 64$
<i>Repeat section 2, without bottleneck2.0</i>		
bottleneck4.0	upsampling	$64 \times 128 \times 128$
bottleneck4.1		$64 \times 128 \times 128$
bottleneck4.2		$64 \times 128 \times 128$
bottleneck5.0	upsampling	$16 \times 256 \times 256$
bottleneck5.1		$16 \times 256 \times 256$
fullconv		$C \times 512 \times 512$

E-Net

(E pour *Efficient*)

Table 2: Performance comparison.

Model	NVIDIA TX1						NVIDIA Titan X					
	480×320		640×360		1280×720		640×360		1280×720		1920×1080	
	ms	fps	ms	fps	ms	fps	ms	fps	ms	fps	ms	fps
SegNet	757	1.3	1251	0.8	-	-	69	14.6	289	3.5	637	1.6
ENet	47	21.1	69	14.6	262	3.8	7	135.4	21	46.8	46	21.6

Table 3: Hardware requirements. FLOPs are estimated for an input of $3 \times 640 \times 360$.

	GFLOPs	Parameters	Model size (fp16)
SegNet	286.03	29.46M	56.2 MB
ENet	3.83	0.37M	0.7 MB

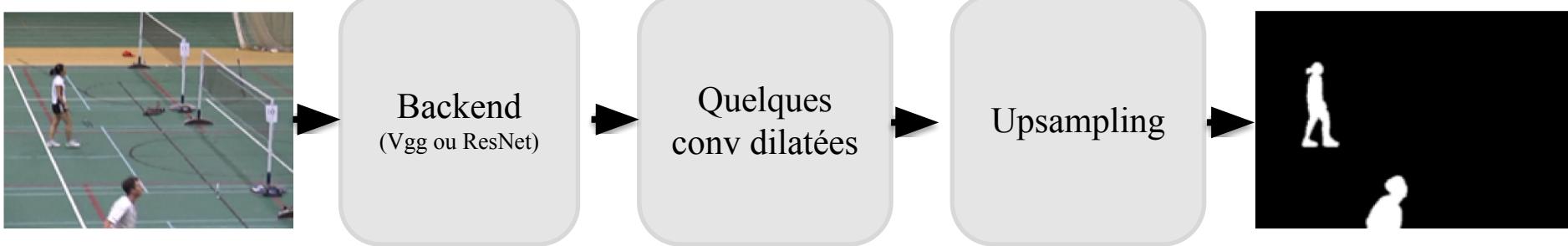
Très efficace!!!

Paszke, A. Chaurasia, S. Kim, and E. Culurciello. Enet: A deep neural network architecture for real-time semantic segmentation, *arXiv: 1606.02147*, 2016.

DeepLab V1, V2, V3, PSPNet, MSCADC, etc.

Plusieurs méthodes utilisent à la fois des **convolutions dilatées** et du « **upsampling** ».

Configuration typique:



H.Zhao, J.Shi, X. Qi, X. Wang, J. Jia, Pyramid Scene Parsing Network, CVPR 2017

L. Chen, G. Papandreou, I.Kokkinos, K.Murphy, A.L. Yuille
Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFs, ICLR 2015

F. Yu, V. Koltun, Multi-Scale Context Aggregation by Dilated Convolution, ICLR 2016

L. Chen, G. Papandreou, I.Kokkinos, K.Murphy, A.L. Yuille
DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs, PAMI 2016

DeepLab V1, V2, V3, PSPNet, MSCADC, etc.

Une méthode très populaire : **DeepLab**



H.Zhao, J.Shi, X. Qi, X. Wang, J. Jia, Pyramid Scene Parsing Network, CVPR 2017

L. Chen, G. Papandreou, I.Kokkinos, K.Murphy, A.L. Yuille
Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFs, ICLR 2015

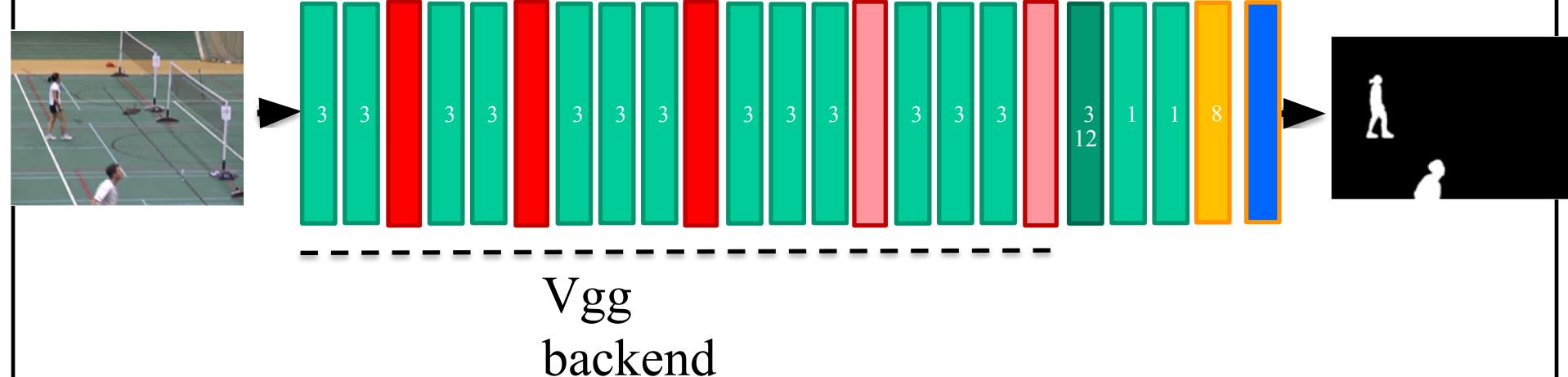
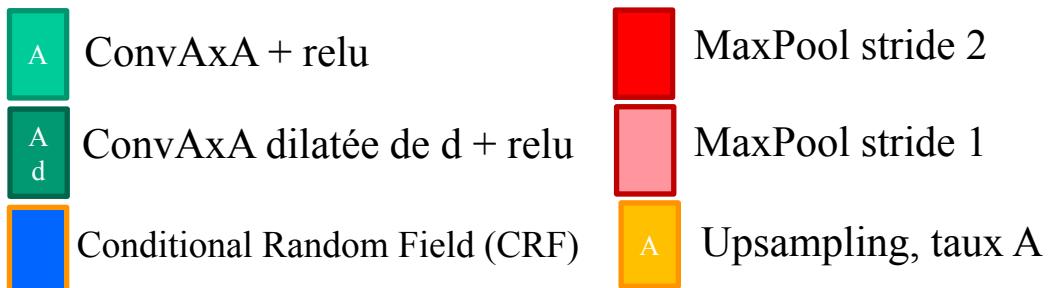
F. Yu, V. Koltun, Multi-Scale Context Aggregation by Dilated Convolution, ICLR 2016

L. Chen, G. Papandreou, I.Kokkinos, K.Murphy, A.L. Yuille
DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs, PAMI 2016

DeepLab V1/V2

(certains détails peuvent varier)

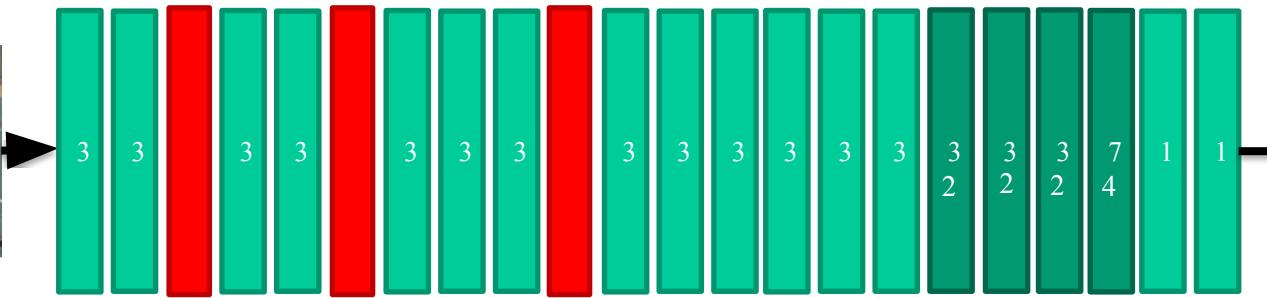
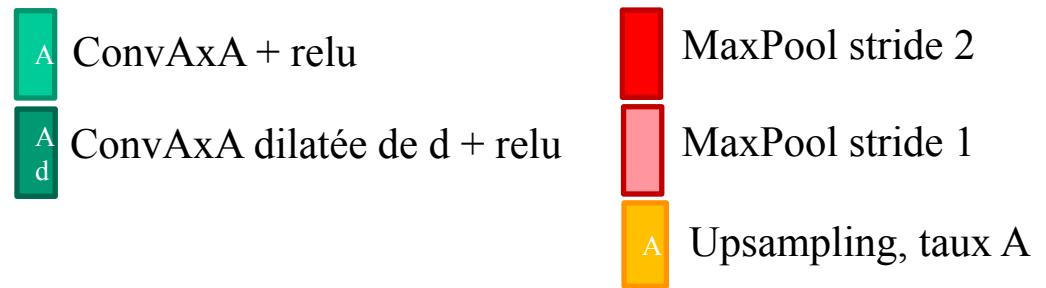
Ex.: Vgg backend



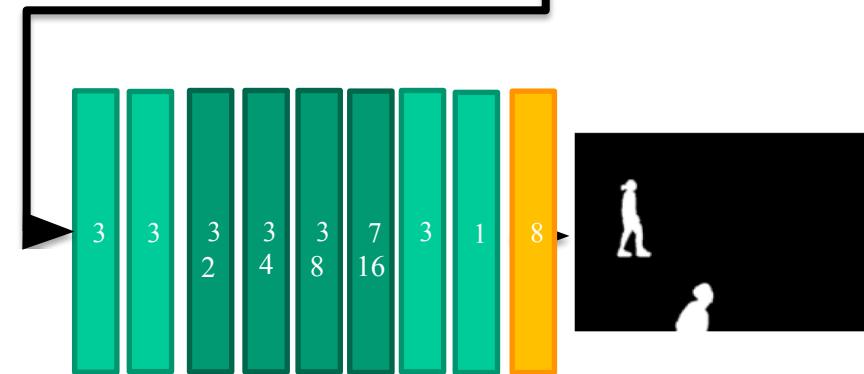
On peut aussi mettre un backend ResNet

MSCADC

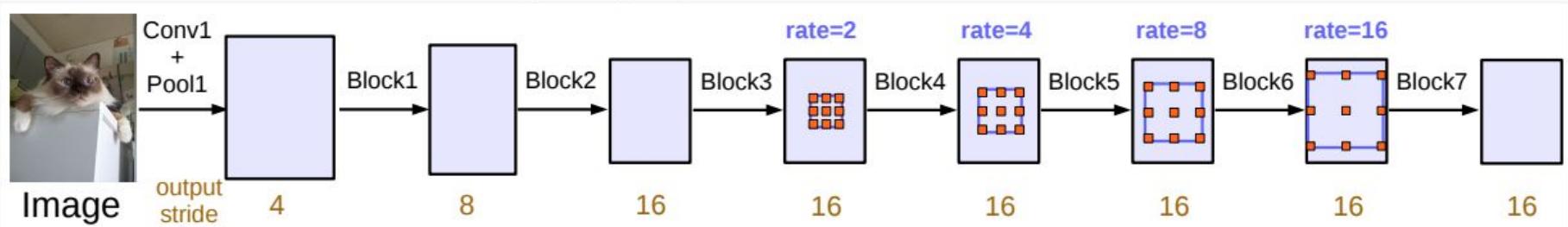
(certains détails peuvent varier)



Backend Vgg modifié



DeepLabv3



(b) Going deeper with atrous convolution. Atrous convolution with $rate > 1$ is applied after block3 when $output_stride = 16$.
Figure 3. Cascaded modules without and with atrous convolution.

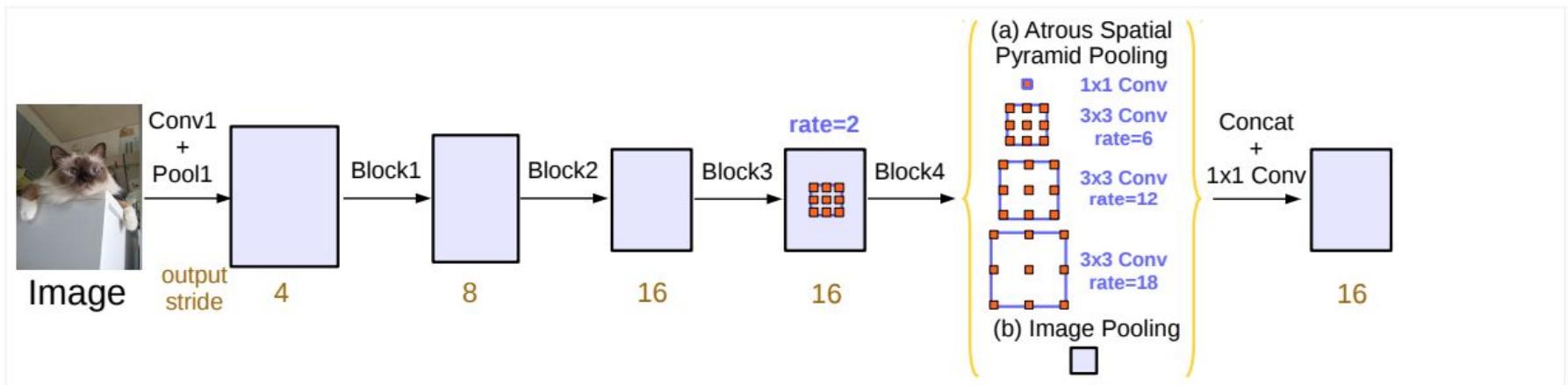


Figure 5. Parallel modules with atrous convolution (ASPP), augmented with image-level features.

Chen, L. C., Papandreou, G., Schroff, F., & Adam, H. (2017). Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation. *arXiv preprint arXiv:1706.05587*.

RefineNet

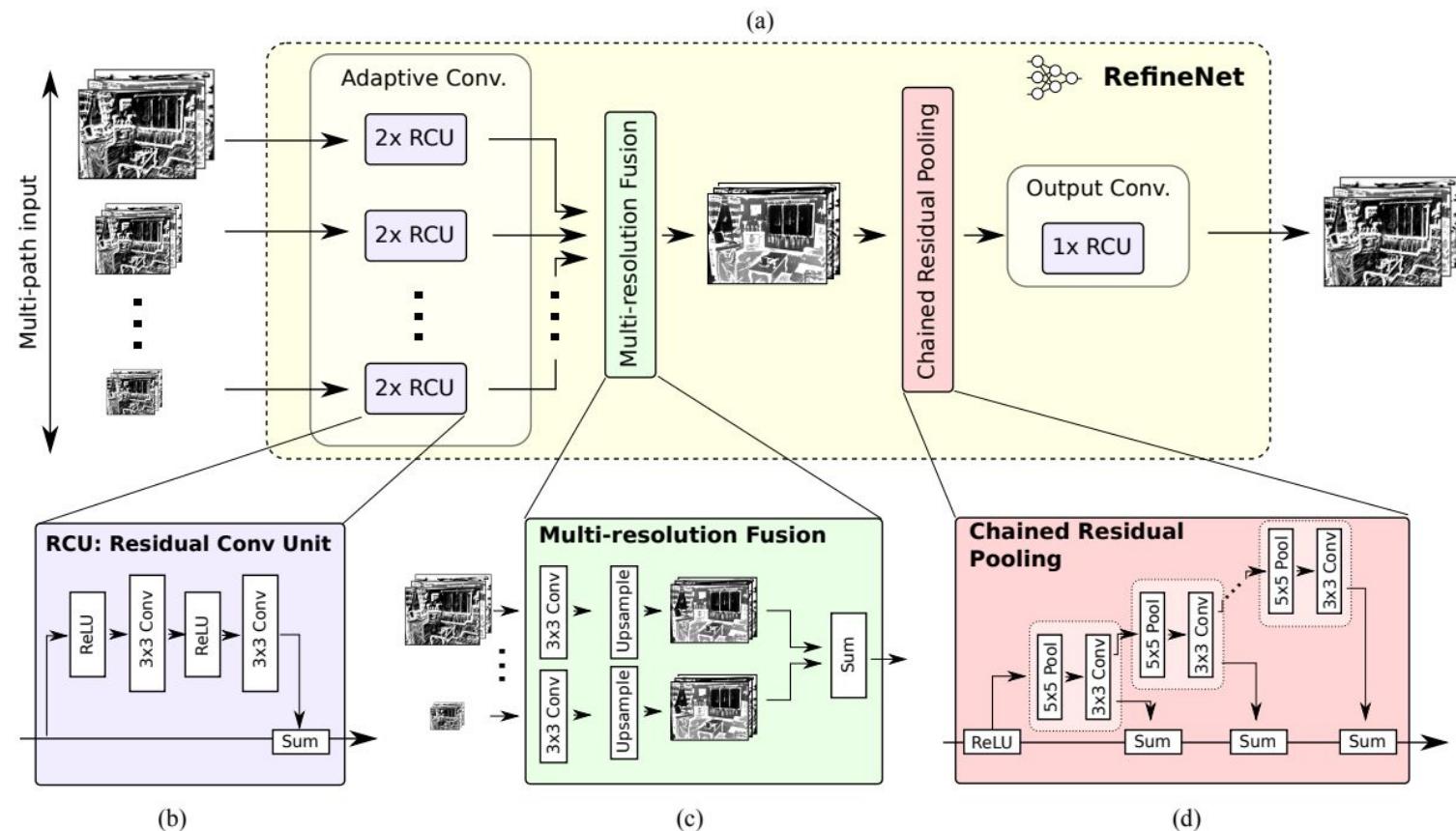
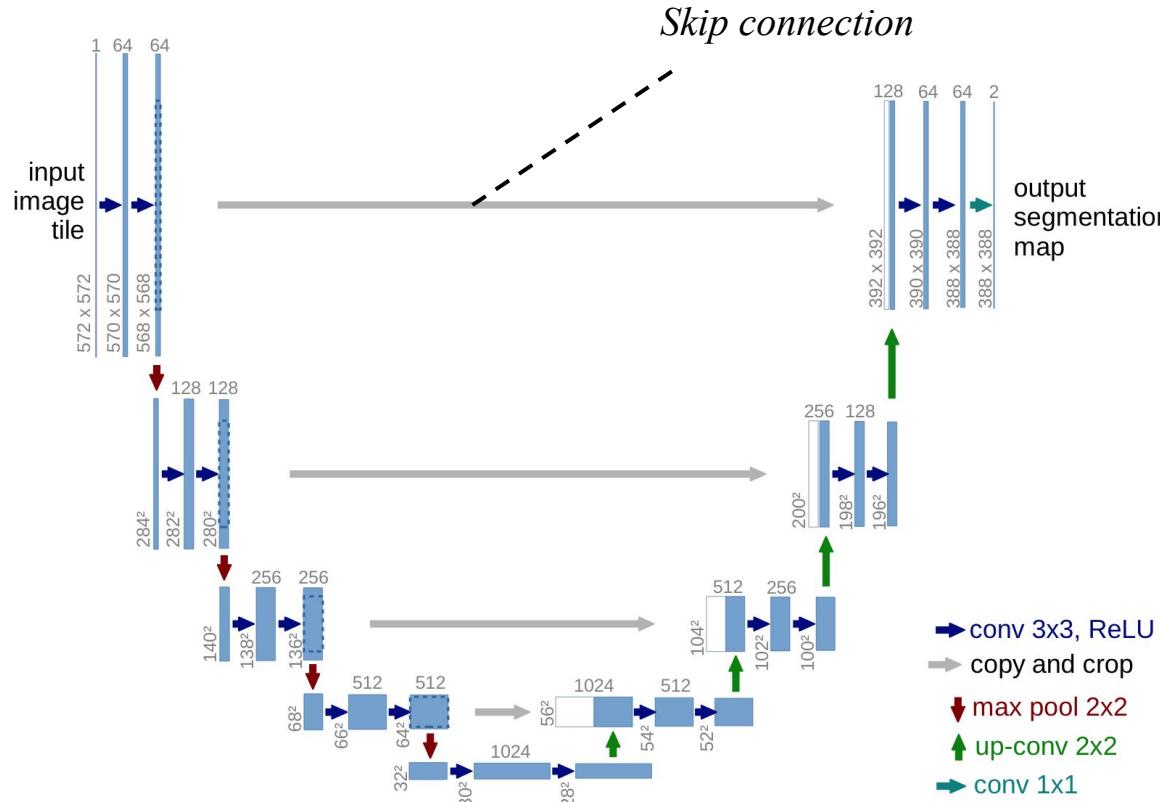


Figure 3. The individual components of our multi-path refinement network architecture RefineNet. Components in RefineNet employ residual connections with identity mappings. In this way, gradients can be directly propagated within RefineNet via local residual connections, and also directly propagate to the input paths via long-range residual connections, and thus we achieve effective end-to-end training of the whole system.

Lin, G., Milan, A., Shen, C., & Reid, I. (2017). Refinenet: Multi-path refinement networks for high-resolution semantic segmentation. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 1925-1934).

En pratique:

U-Net [Ronneberger et al., 2015]

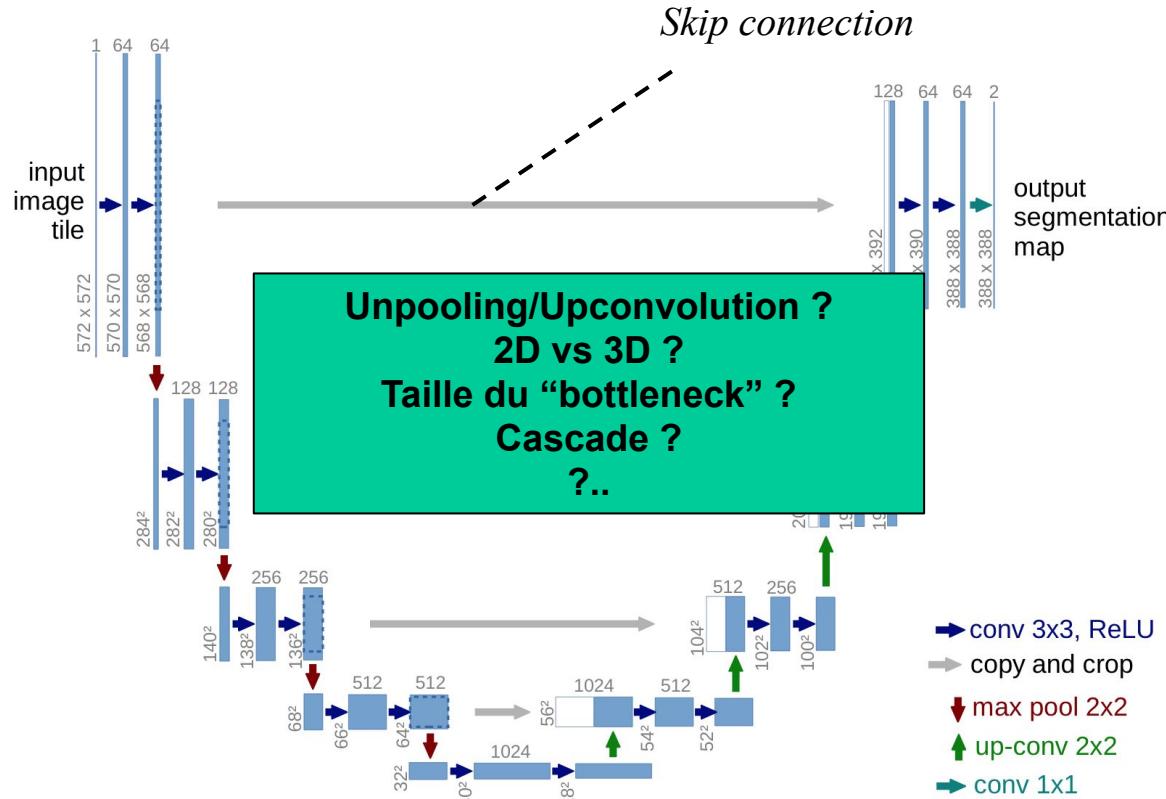


CNN le plus populaire en imagerie médicale

Image: Ronneberger et al. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." MICCAI, 2015.

En pratique:

U-Net [Ronneberger et al., 2015]

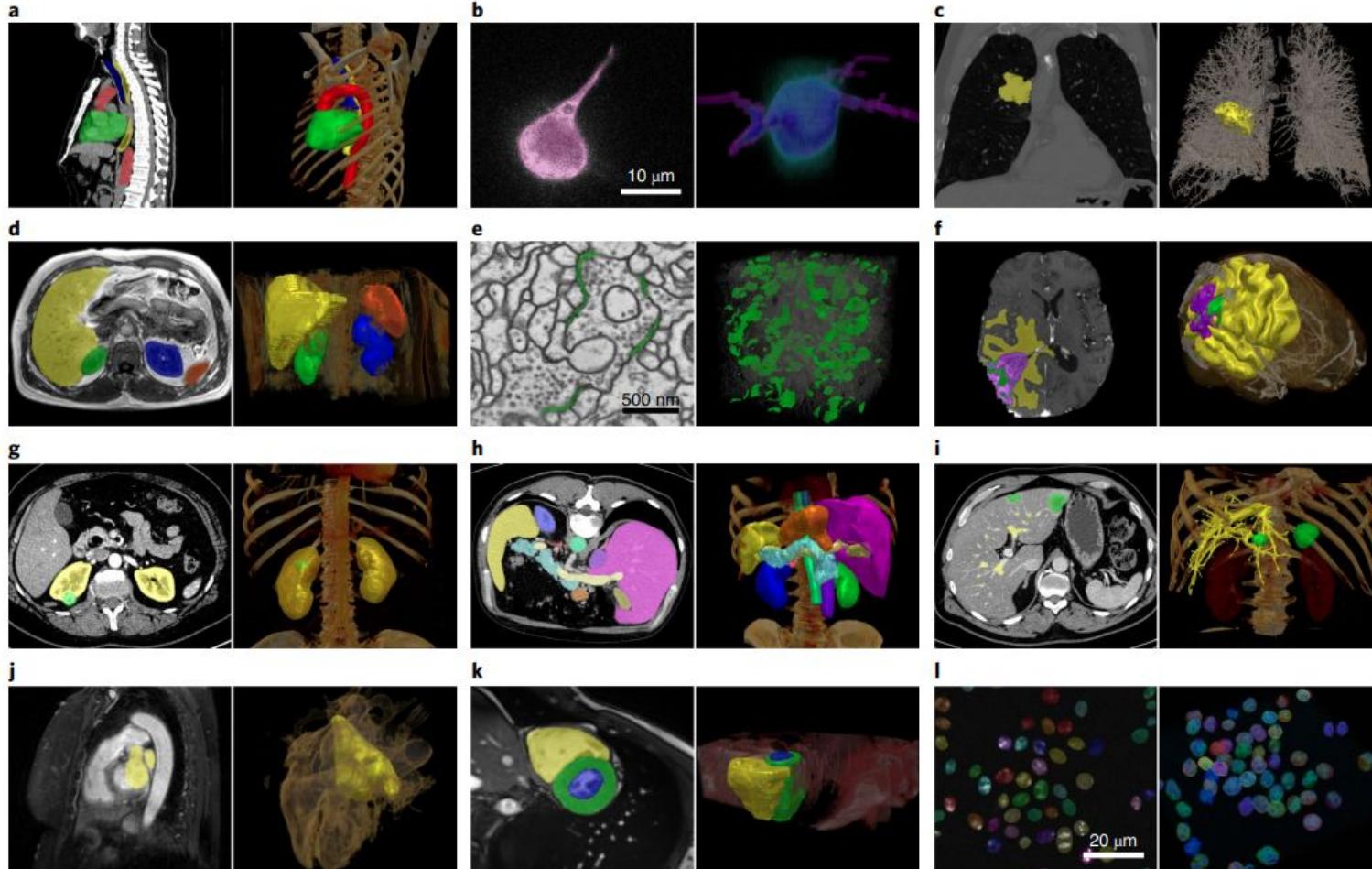


CNN le plus populaire en imagerie médicale

Image: Ronneberger et al. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." MICCAI, 2015.

En pratique : nnU-Net

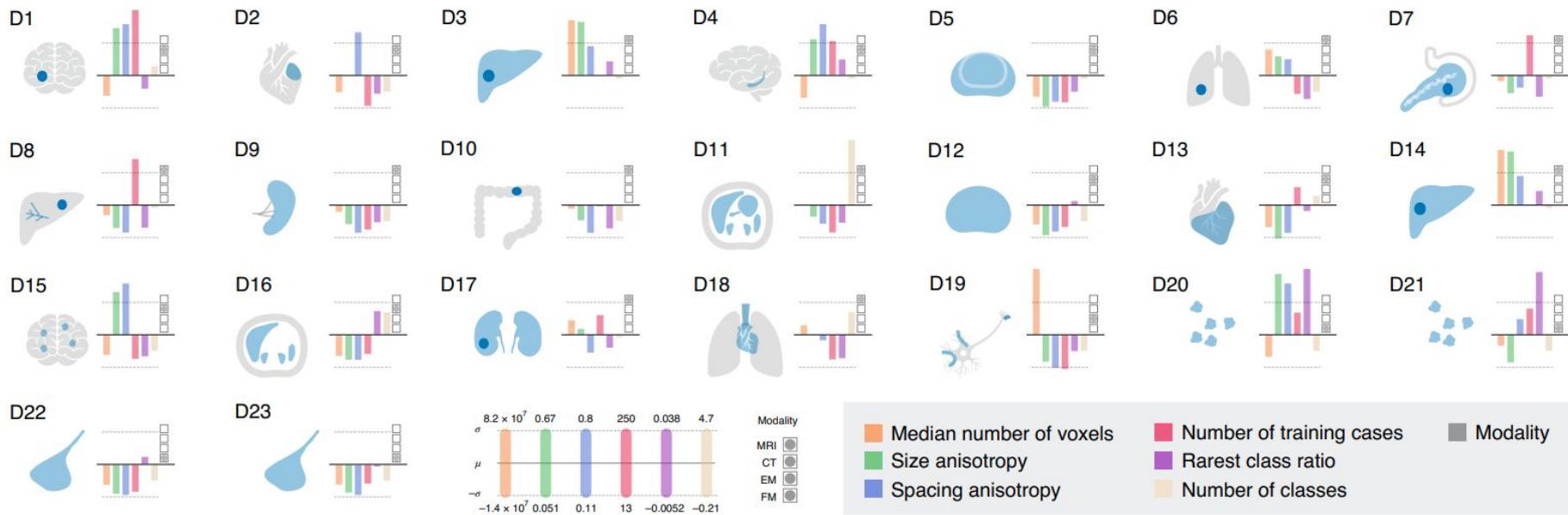
L'imagerie médicale est un domaine très vaste et varié



Isensee, F., Jaeger, P. F., Kohl, S. A., Petersen, J., & Maier-Hein, K. H. (2021). nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nature methods*, 18(2), 203-211.

En pratique : nnU-Net

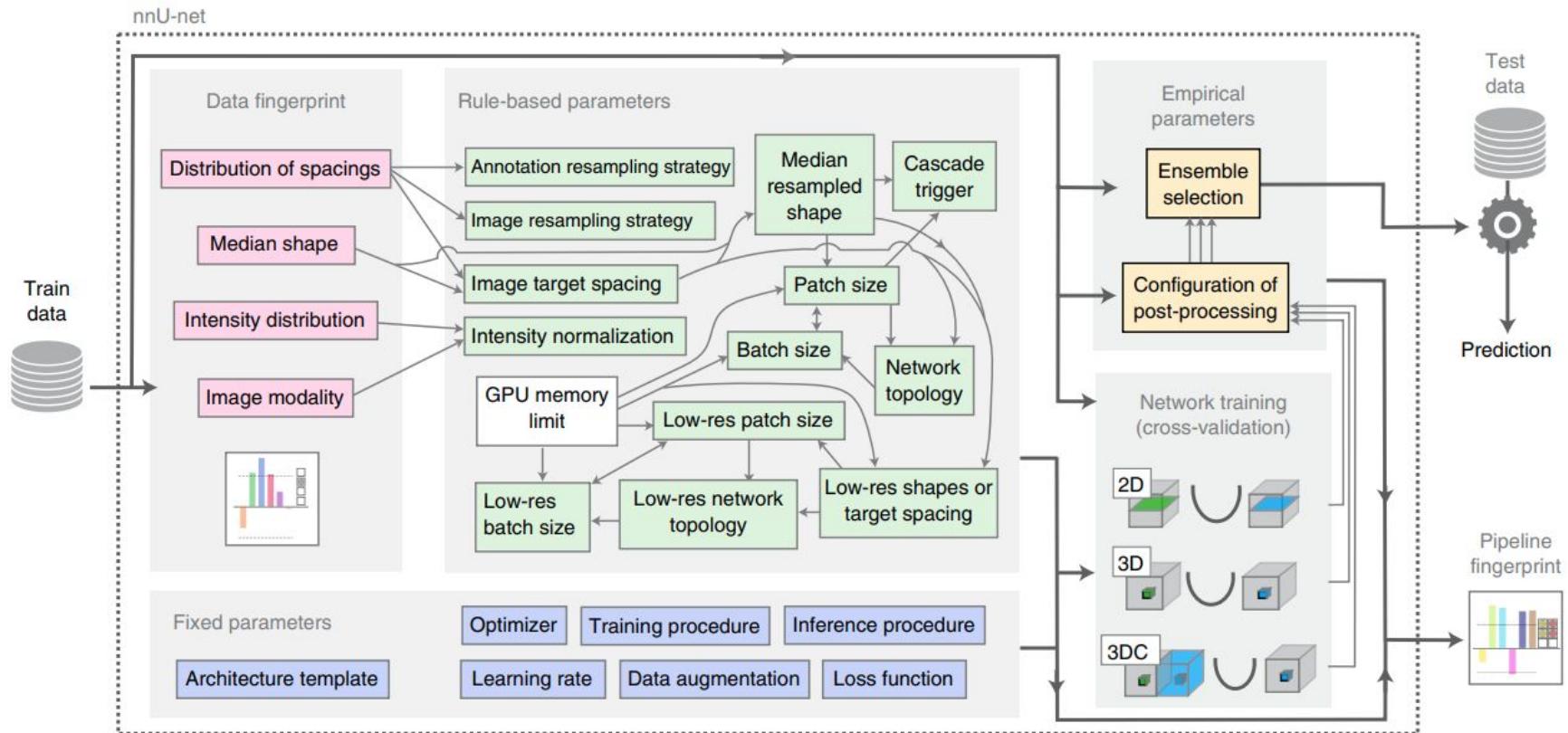
L'imagerie médicale est un domaine très vaste et varié



Isensee, F., Jaeger, P. F., Kohl, S. A., Petersen, J., & Maier-Hein, K. H. (2021). nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nature methods*, 18(2), 203-211.

En pratique : nnU-Net (*no-new-net*)

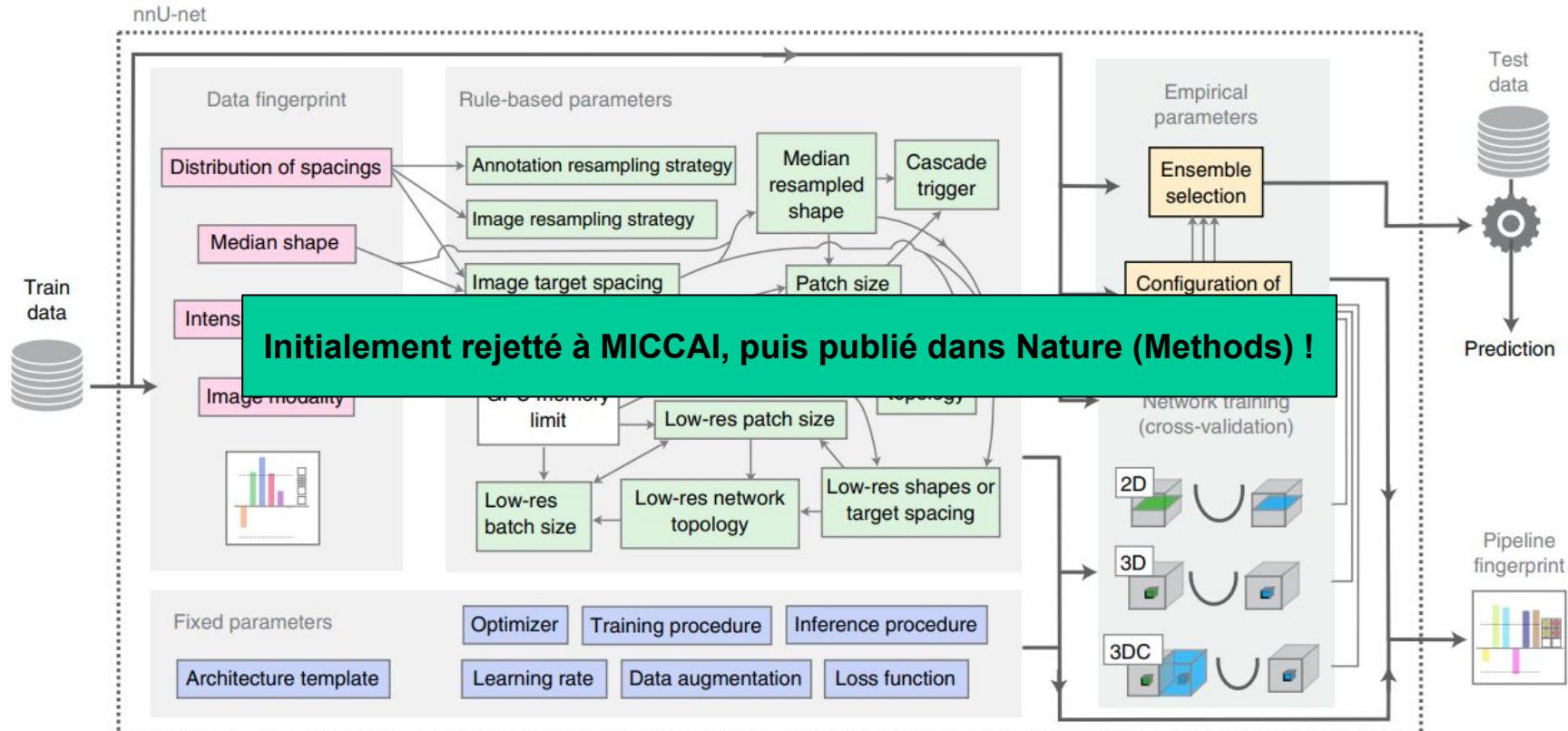
L'imagerie médicale est un domaine très vaste et varié



Isensee, F., Jaeger, P. F., Kohl, S. A., Petersen, J., & Maier-Hein, K. H. (2021). nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nature methods*, 18(2), 203-211.

En pratique : nnU-Net (*no-new-net*)

L'imagerie médicale est un domaine très vaste et varié



Isensee, F., Jaeger, P. F., Kohl, S. A., Petersen, J., & Maier-Hein, K. H. (2021). nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nature methods*, 18(2), 203-211.

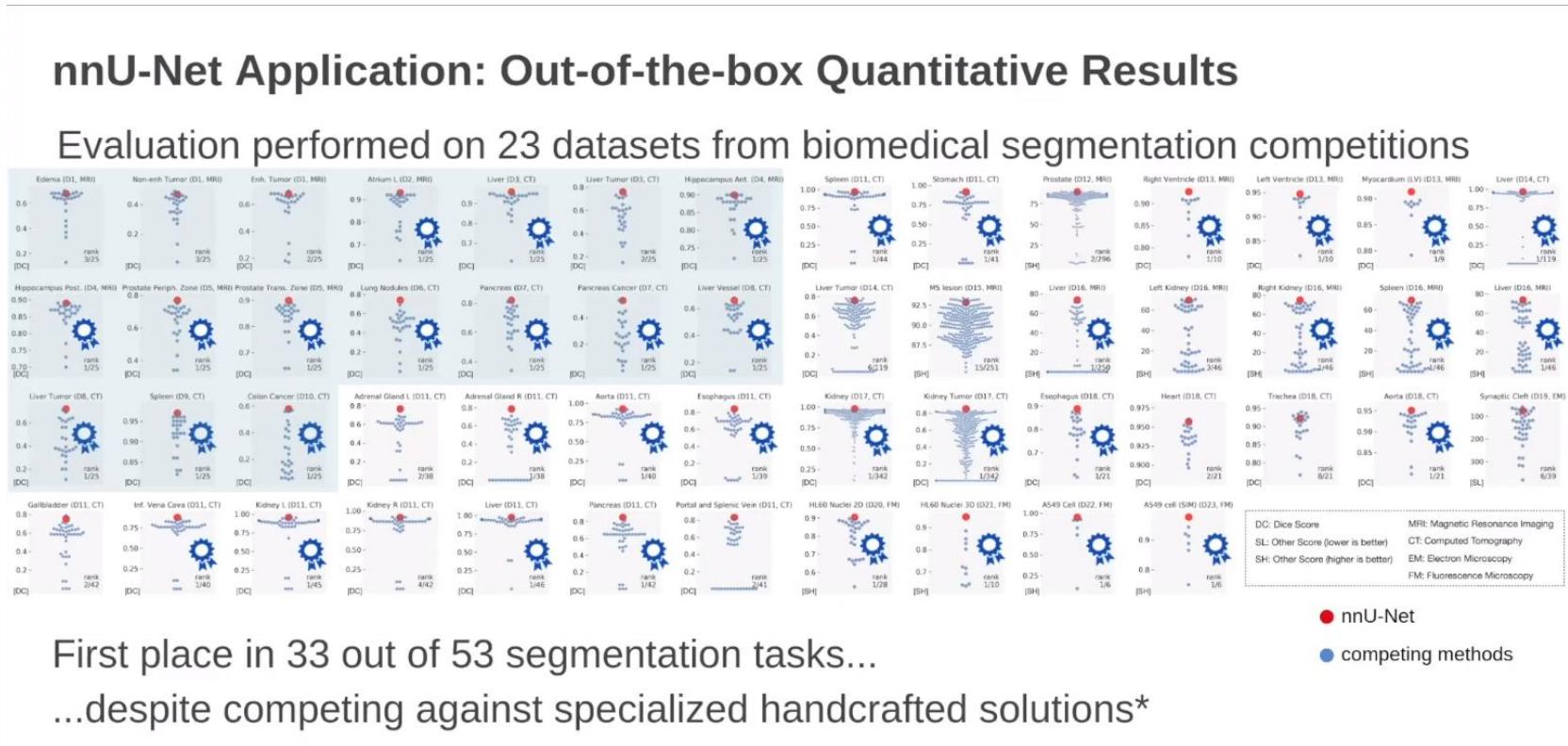
En pratique : nnU-Net

(*no-new-net*)

L'imagerie médicale est un domaine très vaste et varié

nnU-Net Application: Out-of-the-box Quantitative Results

Evaluation performed on 23 datasets from biomedical segmentation competitions



First place in 33 out of 53 segmentation tasks...

...despite competing against specialized handcrafted solutions*

Beyond the Patterns 29 - Fabian Isensee - nnU-Net: self-configuring deep learning image segmentation
<https://www.youtube.com/watch?v=C6tpnJRpt90>

Isensee, F., Jaeger, P. F., Kohl, S. A., Petersen, J., & Maier-Hein, K. H. (2021). nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nature methods*, 18(2), 203-211.