

Architectures U-Net pour la segmentation d'image biomédicale

Félix Husson

December 5, 2025



La problématique des données biomédicale

L'évolution d'une architecture de deep learning
FCN

Opérateur de Max pooling

Architecture U-Net

Attention U-Net

Cas d'étude : Segmentation de carré et d'ellipse
Analyse du trade-off précision/contexte

Conclusion et ouvertures

Références

Contexte des données biomédicales

- ▶ Précision de la labellisation de chaque pixel
- ▶ Des milliers de labels possibles et un manque de données labellisées
- ▶ Variabilité de forme et de taille des organes
- ▶ Images insuffisamment contrasté
- ▶ Data augmentation (robustesse aux déformations)

L'évolution d'une architecture de CNN pour la segmentation d'image

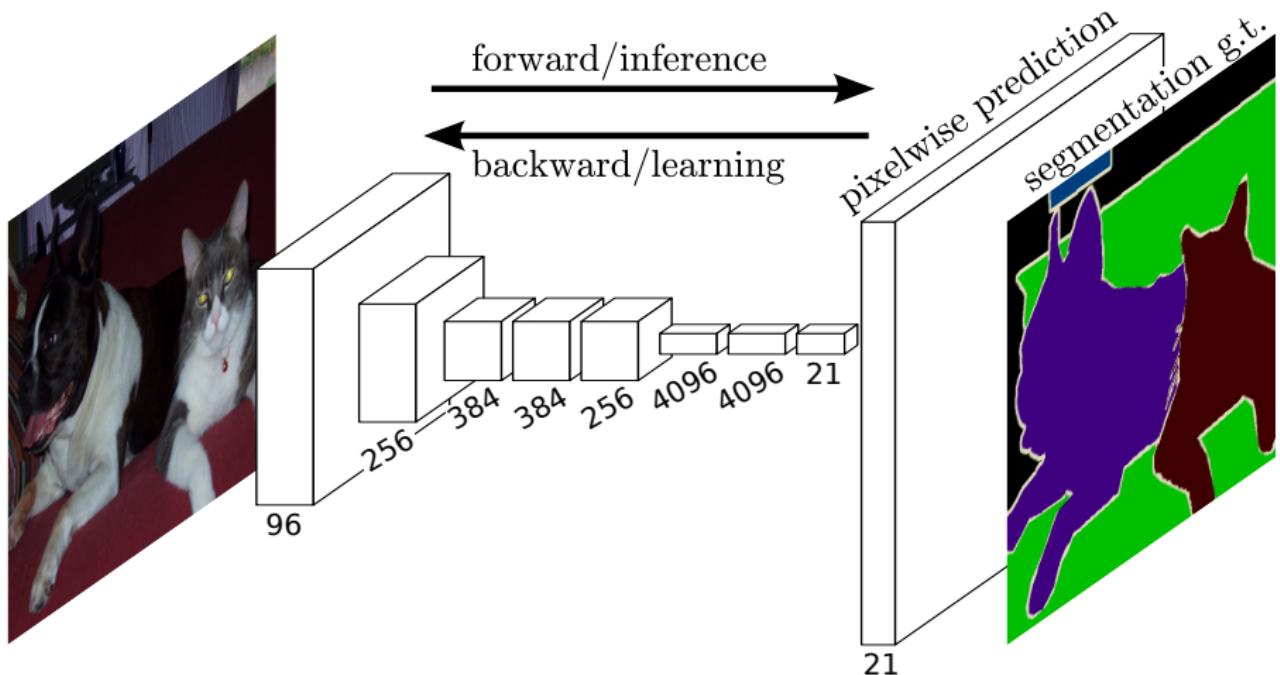


Figure 1: Fully Convolutional Network pour la segmentation d'image [Long et al., 2015]

Opérateur de Max pooling

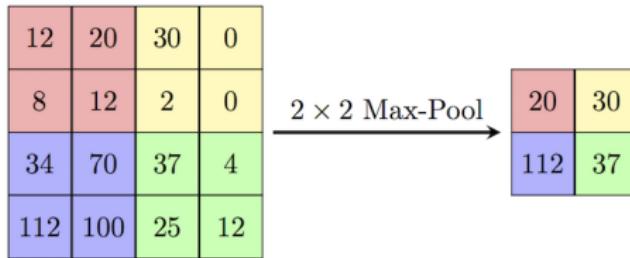


Figure 2: Max pooling

[://production-media.paperwithcode.com/methods/MaxpoolSample2.png](https://production-media.paperwithcode.com/methods/MaxpoolSample2.png).

Architecture U-Net

2

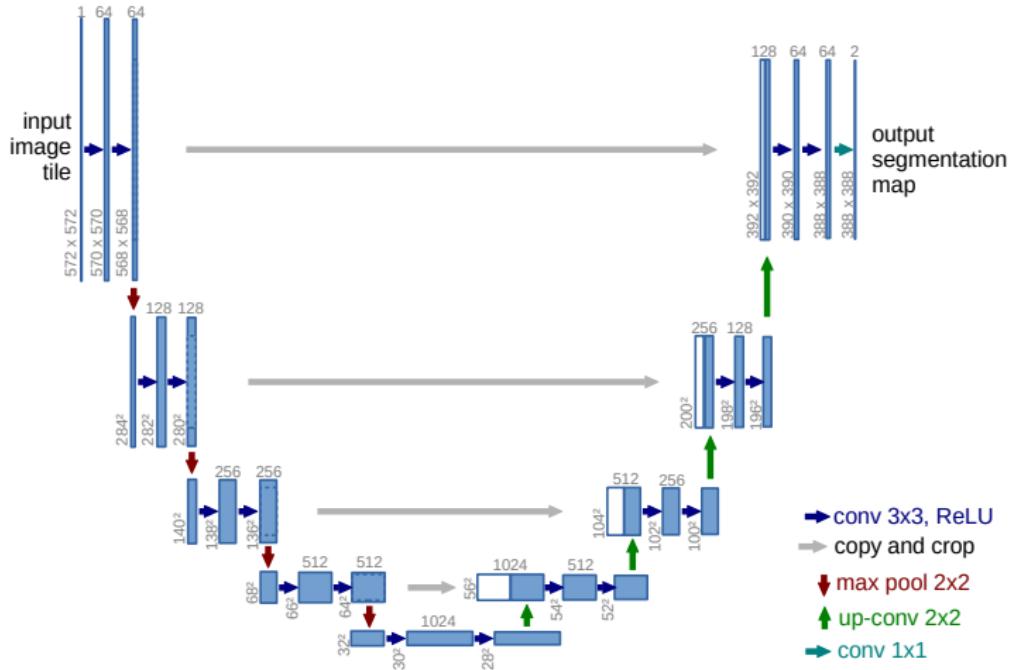


Figure 3: Architecture U-Net [Ronneberger et al., 2015]

Attention U-Net

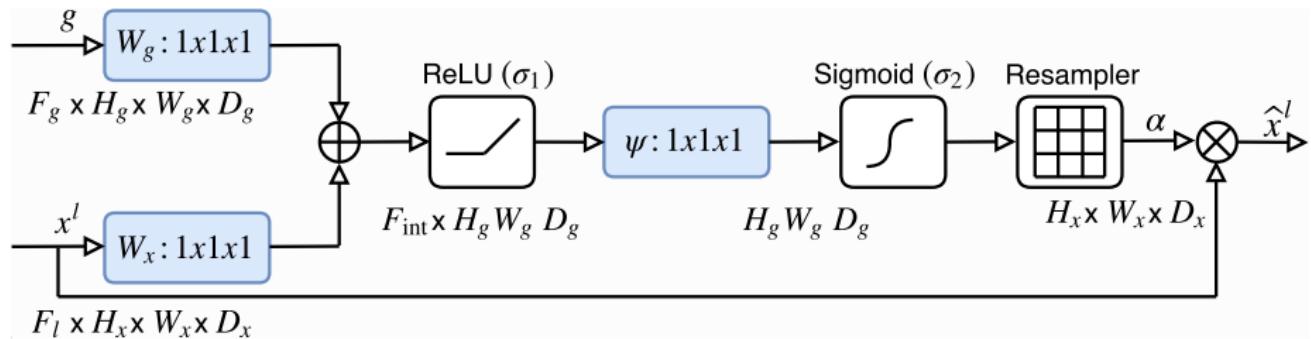


Figure 4: Architecture de l'attention gate

$$q_{\text{att}}^l = \Psi^T (\sigma_1 (W_x^T x_i^l + W_g^T g_i + b_g)) + b_\psi, \quad (1)$$

$$\alpha_i^l = \sigma_2 (q_{\text{att}}^l (x_i^l; g_i; \Theta_{\text{att}})), \quad (2)$$

on définit la fonction d'activation : $\sigma_2(x_i, c) = \frac{1}{1+\exp(-x_i, c)}$

Cas d'étude : Segmentation de carré et d'ellipse par une architecture U-Net

Base de données de taille 1000 avec une partition 80/20, 10 epochs.. Le nombre de couches total est de 6 et 2 *skip connexion*.

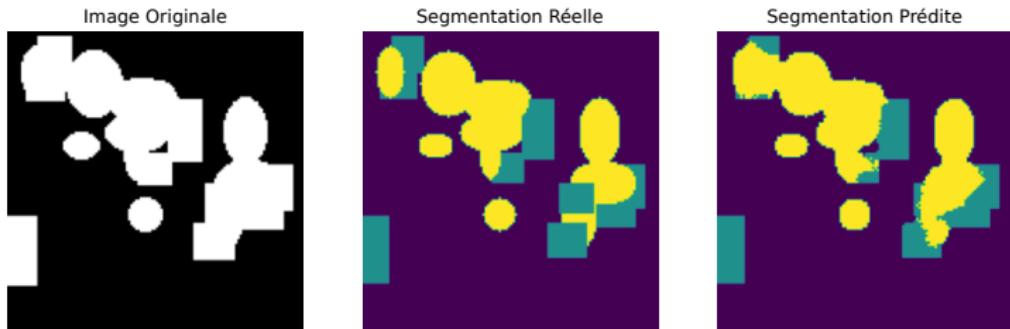


Figure 5: Segmentation par UNetStandard (score IoU : 0.7861)

Il n'y a pas de contraste différent entre les formes.

Analyse du trade-off précision/contexte

Le but est d'illustrer le compromis précision/contexte soulevé par l'article [Ronneberger et al., 2015]. On entraîne deux autres réseaux U-Net plus et moins profond qu'on appellera U-Net Context et U-Net Precision. Le nombre de couches total est de 4 et 1 *skip connexions*.

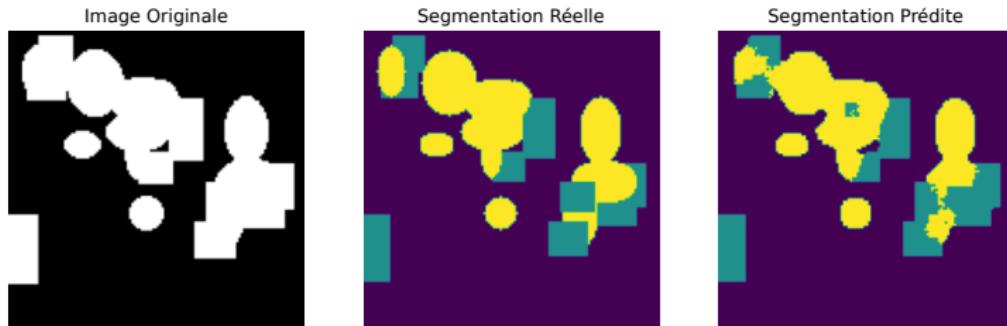


Figure 6: Segmentation par UNetPrecision (score IoU : 0.8248)

UNet Context

Le nombre de couches total est de 8 et 3 *skip connexions*.

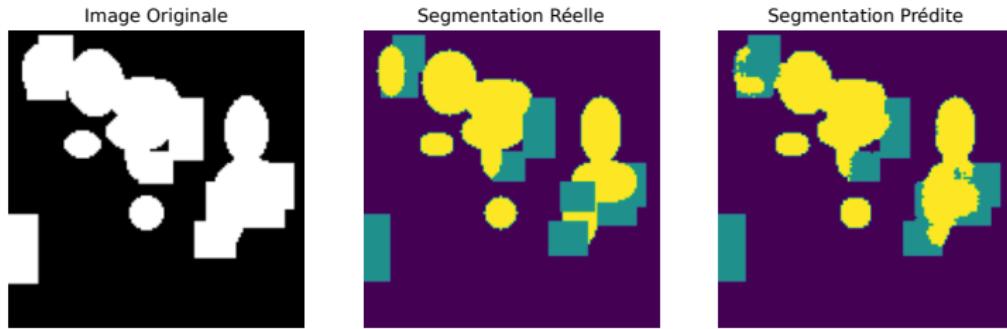


Figure 7: Segmentation par UNetContext (score IoU : 0.8190)

Conclusion et ouvertures

- ▶ L'évolution de l'architecture CNN dans l'application aux images biomédicale
- ▶ Bonne segmentation sur des images de carré et d'ellipse
- ▶ Difficulté à illustrer le compromis contexte/précision
- ▶ Modification de la base de donnée : contraste aléatoire, différents zooms, un fond non uniforme
- ▶ Modification du réseau : prendre des tailles de couches très différentes, changer le critère/ Loss

Merci de votre attention

Références I

-  Long, J., Shelhamer, E., and Darrell, T. (2015).
Fully convolutional networks for semantic segmentation.
In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 3431–3440.
-  Oktay, O., Schlemper, J., Folgoc, L. L., Lee, M., Heinrich, M., Misawa, K., Mori, K., McDonagh, S., Hammerla, N. Y., Kainz, B., Glocker, B., and Rueckert, D. (2018).
Attention u-net: Learning where to look for the pancreas.
-  Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. (2015).
U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation.