

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

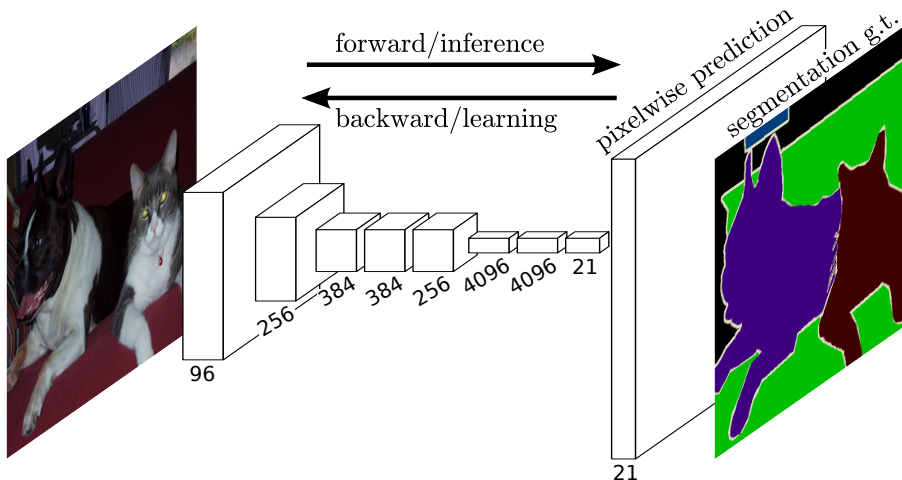


Figure 1: Fully Convolutional Network pour la segmentation d'image [Long et al., 2015]

Opérateur de Max pooling

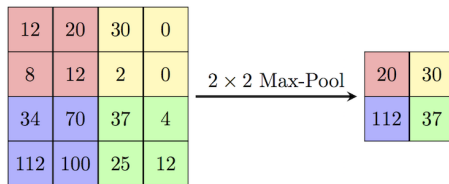


Figure 2: Max pooling

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

Architecture U-Net

2

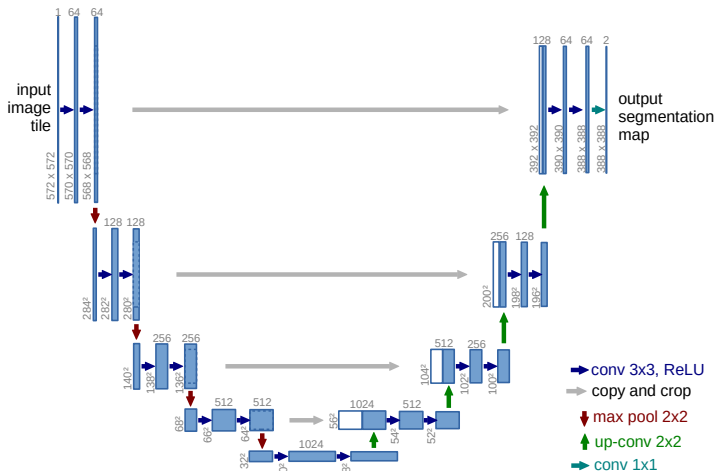


Figure 3: Architecture U-Net [Ronneberger et al., 2015]

Attention U-Net

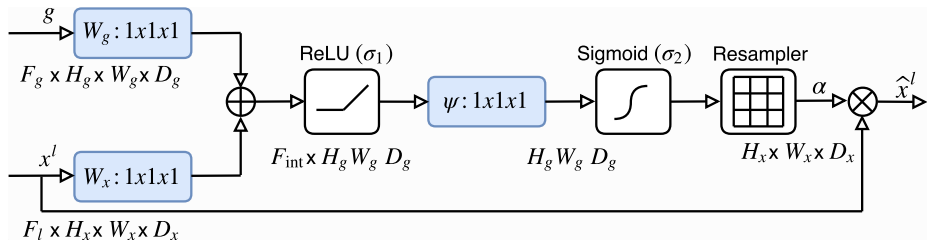


Figure 4: Architecture de *l'attention gate*

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

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

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*.

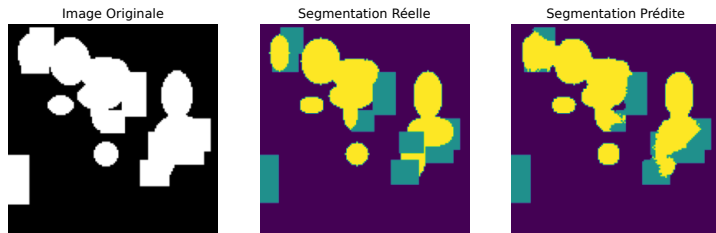


Figure 5: Segmentation par UNetStandard (score IoU : 0.7861)

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*.

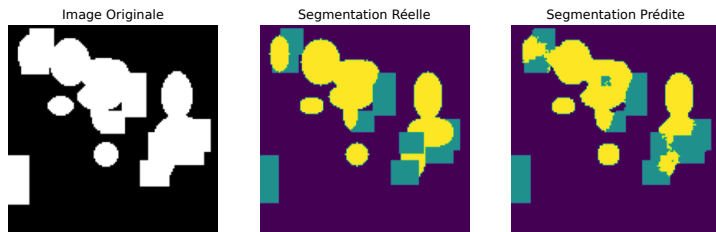


Figure 6: Segmentation par UNetPrecision (score IoU : 0.8248)

UNet Context

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

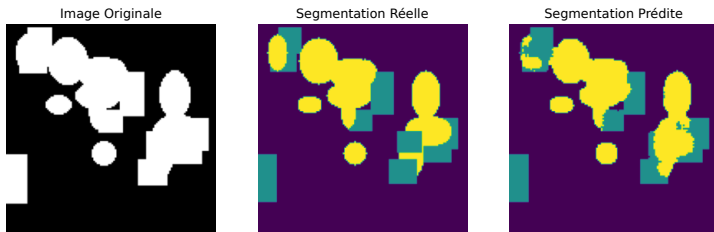


Figure 7: Segmentation par UNetContext (score IoU : 0.8190)

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.