Svetlana : un classifieur de masques de segmentation pour Napari

Clément Cazorla[1, 2], Renaud Morin[2] et Pierre Weiss[1]

[1]Institut de Mathématiques de Toulouse (UMR 5219). Université de Toulouse & CNRS. UPS, F-31062 Toulouse Cedex 09, France
[2]Imactiv-3D. Centre Pierre Potier, 1 place Pierre Potier, 31100 Toulouse, France

Introduction

Aujourd'hui, d'excellents résultats de segmentation automatique sont rendus accessibles (Cellpose [1], Stardist [2], Ilastik [3], Labkit [4] etc).
Question : Comment quantifier efficacement ces résultats ?
Svetlana classifie les composantes connexes de masques de segmentation à l'aide de réseaux de neurones légers (Fig. 1).

1. Les plugins

Svetlana se décline en trois plugins (Fig. 2) :

- **Annotation** facilitée des composantes connexes des masques de segmentation (≈1000 en 15 minutes).
- **Entraînement** d'une architecture de réseau neuronal PyTorch arbitraire (éventuellement pré-entraîné).
- **Prédiction** en utilisant le réseau entraîné pour la séparation de différentes populations de cellules par exemple, ou comme outil de post-traitement pour améliorer la segmentation.

2. Expériences

- Expérience 1 : Détection et quantification du nombre d'ostéoclastes activés, en réponse à l'application de différents principes actifs (Fig. 3).
- Expérience 2 : Comptage du nombre de cellules du tube neural et du mésoderme dans un embryon de caille. Démonstration du fait que le réseau sait classifier ces cellules à partir de la seule information d'un voisinage proche, ce qui n'est pas évident a priori (Fig. 4).

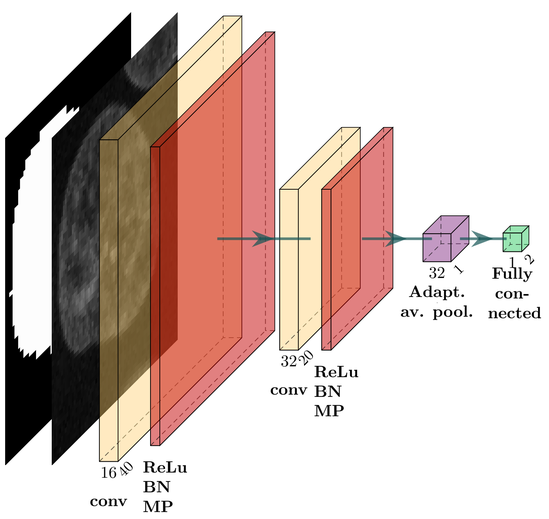

Figure 1 : Architecture de réseau minimaliste à 2 couches utilisée dans les expériences 1 et 2.

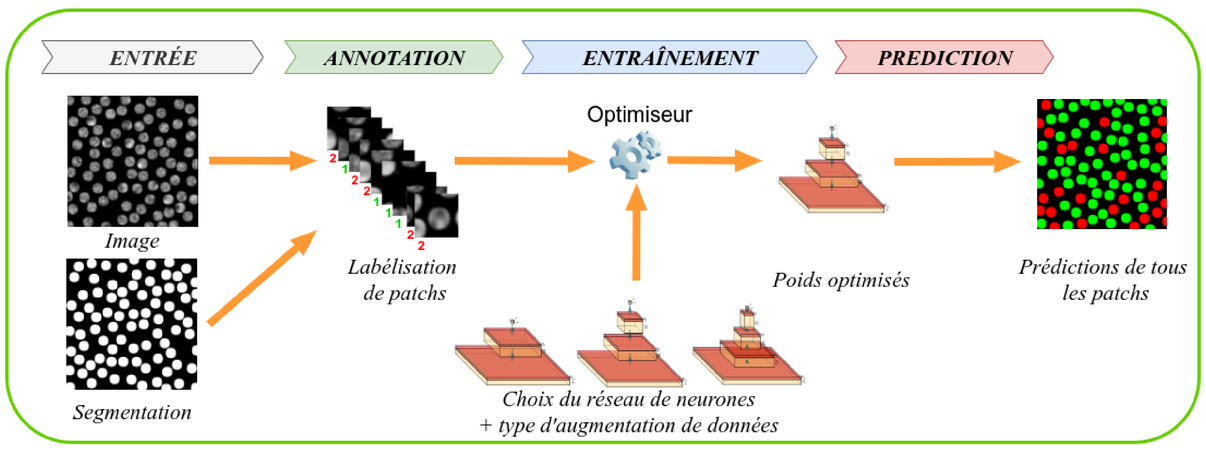

Figure 2 : Vue d'ensemble de Svetlana

2.1 Comptage d'ostéoclastes

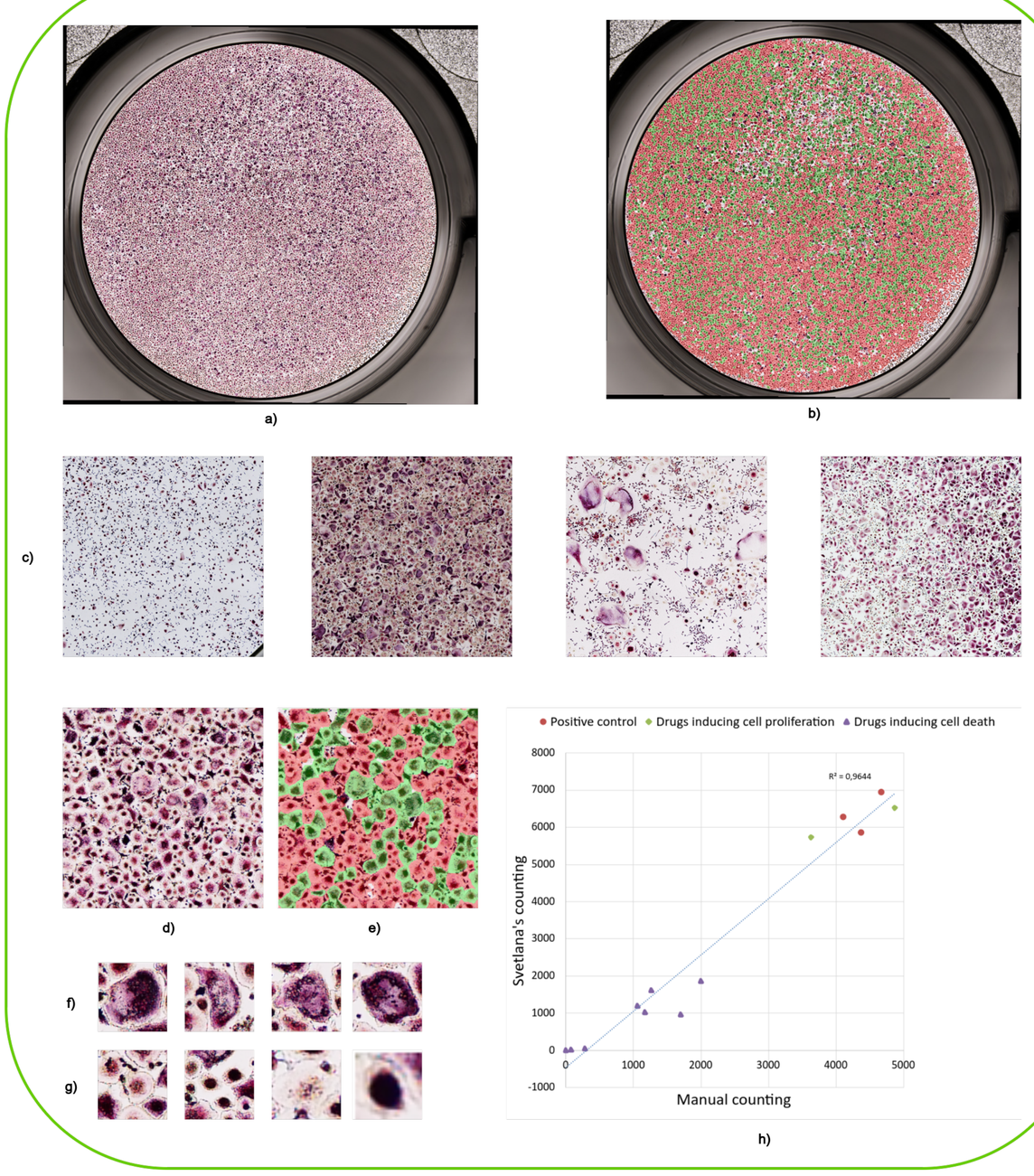

Figure 3 : Classification d'ostéoclastes (images de microscope à champ large fournies par Atlantic Bone Screen). Segmentation Cellpose [1]. Entraînement sur 5400 imagettes. a) et b) exemple d'image et sa classification. c) diversité des images à traiter. d) et e) zoom sur images a et b. f) ostéoclastes activés. g) autres cellules. h) courbe du R^2 (96%).

2.2 Détection de cellules dans un embryon de caille

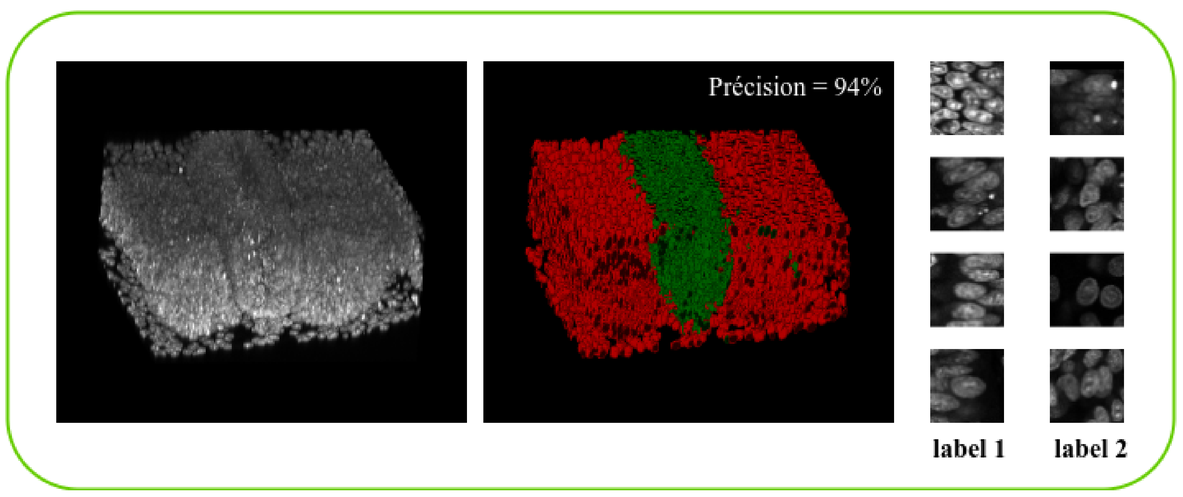

Figure 4 : Classification (image du milieu) des cellules d'un embryon de caille (acquisition (image de gauche) au miscroscope confocal fournie par B. Bénazéraf). Segmentation Cellpose [1]. Entraînement sur 169 imagettes. En vert, le tube neural (label 1). En rouge, le mésoderme (label 2).

2.3 Performances de calcul

	Embryon	Ostéoclastes
Intel Xeon 1.9 GHz	6.25h – 3.3 Wh	5.8 days – 4.9 Wh
Quadro T2000 4 Go	6h – 5.54 Wh	26h – 6.4 Wh
RTX5000 8 Go	45 min – 1.32 Wh	18h – 1.98 Wh

Tableau 1 : Consommation de temps et d'énergie.

3. Conclusion

Svetlana résout des tâches difficiles de classification cellulaire grâce aux réseaux de neurones, et permet de s'attaquer à des problèmes insolubles avec des outils d'intelligence artificielle plus élémentaires comme les forêts aléatoires (voir papier à paraître pour comparaisons).
Svetlana est **open-source** et **modulaire**, permettant d'ajouter de nouvelles fonctionnalités, en intégrant les progrès technologiques et les retours des utilisateurs.

Références

[1] Stringer et al.
Cellpose: a generalist algorithm for cellular segmentation.
Nature methods, 18(1), 2021.

[2] Schmidt et al.
Cell detection with star-convex polygons.
In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2018.

[3] Berg et al.
Ilastik: interactive machine learning for (bio) image analysis.
Nature Methods, 16(12), 2019.

[4] Arzt et al.
Labkit: labeling and segmentation toolkit for big image data.
Frontiers in Computer Science, 2022.

Remerciements

Nous remercions chaleureusement la communauté du forum image.sc pour son aide précieuse, ainsi qu'Atlantic Bone Screen et B. Bénazéraf pour leurs expertises, leurs conseils, et pour avoir fourni des données expérimentales.

Contacts

- Web : www.imactiv-3d.com
- Email : clement.cazorla@imactiv-3d.com

Read the Docs

IMACTIV-3D cnrs UNIVERSITÉ TOULOUSE III PAUL SABATIER