



IHAB BENDIDI

ihab.bendidi@etu.u-paris.fr

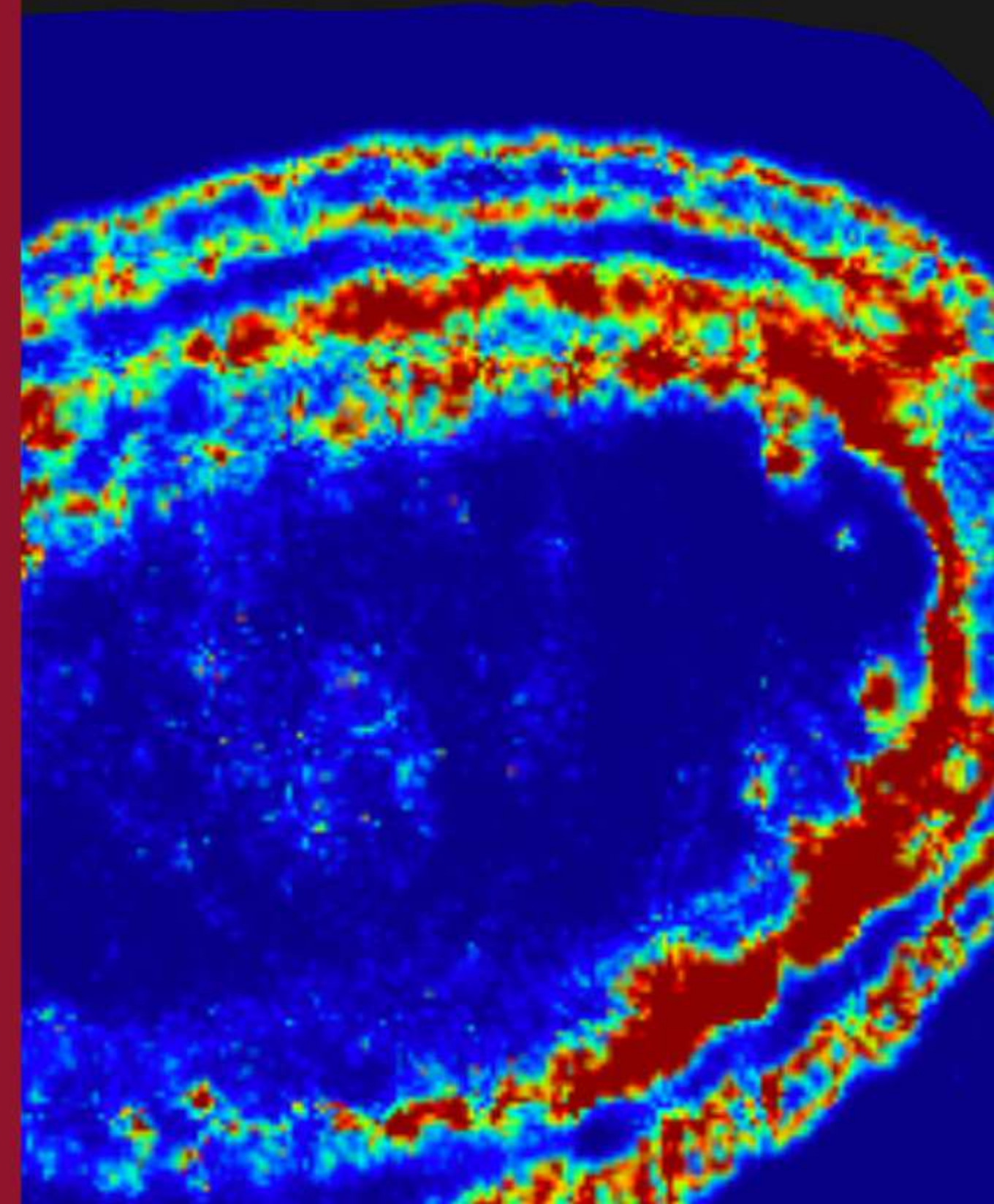
CLÉMENT SIEGRIST

clement.siegrist@etu.u-paris.fr

Imagerie Biomédical : Quantification de l'incertitude de la segmentation sémantique de noyaux grâce aux réseaux bayésiens.



Segmentation Probabiliste avec réseau de neurones à Dropout de Monte-Carlo



SOMMAIRE

Segmentation Probabiliste

QUANTIFICATION DE L'INCERTITUDE DE LA SEGMENTATION
SÉMANTIQUE DE NOYAUX GRÂCE AUX RÉSEAUX
BAYÉSIENS



Introduction



Problématique et motivations



Etat de l'art



Théorie et modèles



Dataset, entraînements & resultats



Conclusion & travaux futurs





Pourquoi un modèle probabiliste ?

Lisser les prédictions en moyennant sur un ensemble de prédictions possibles

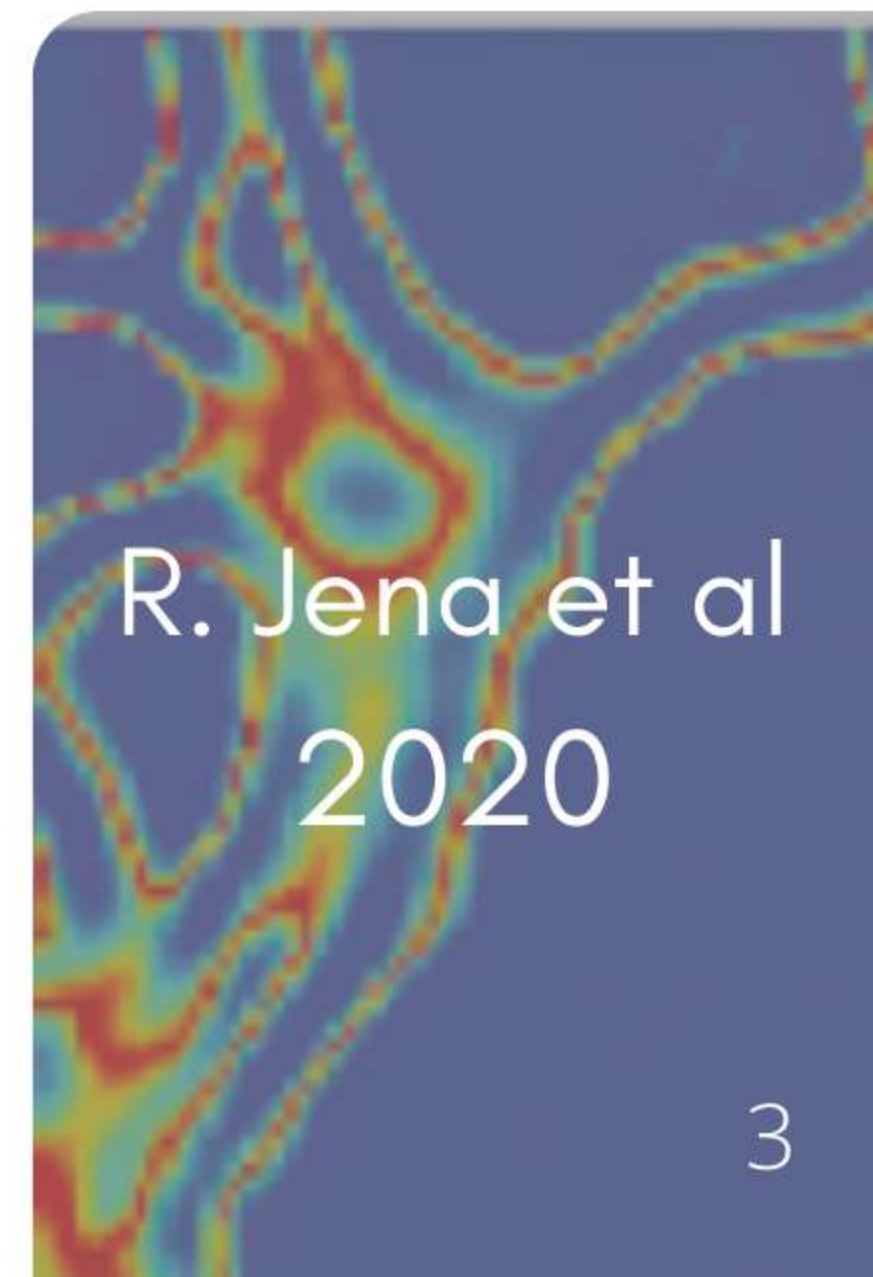
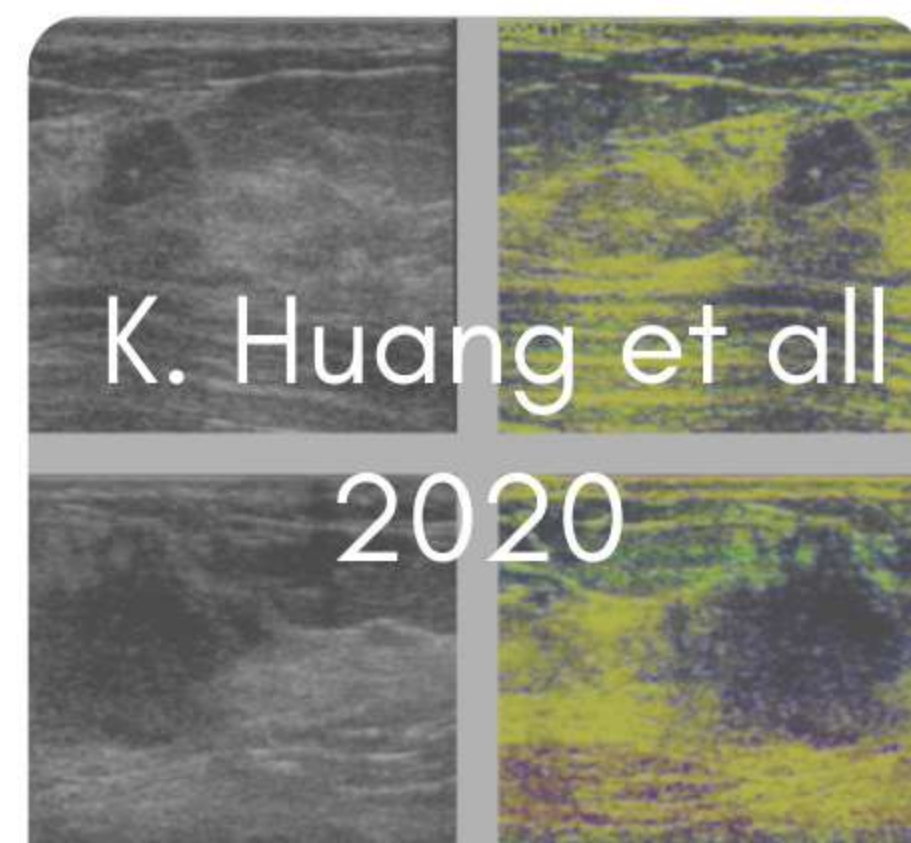
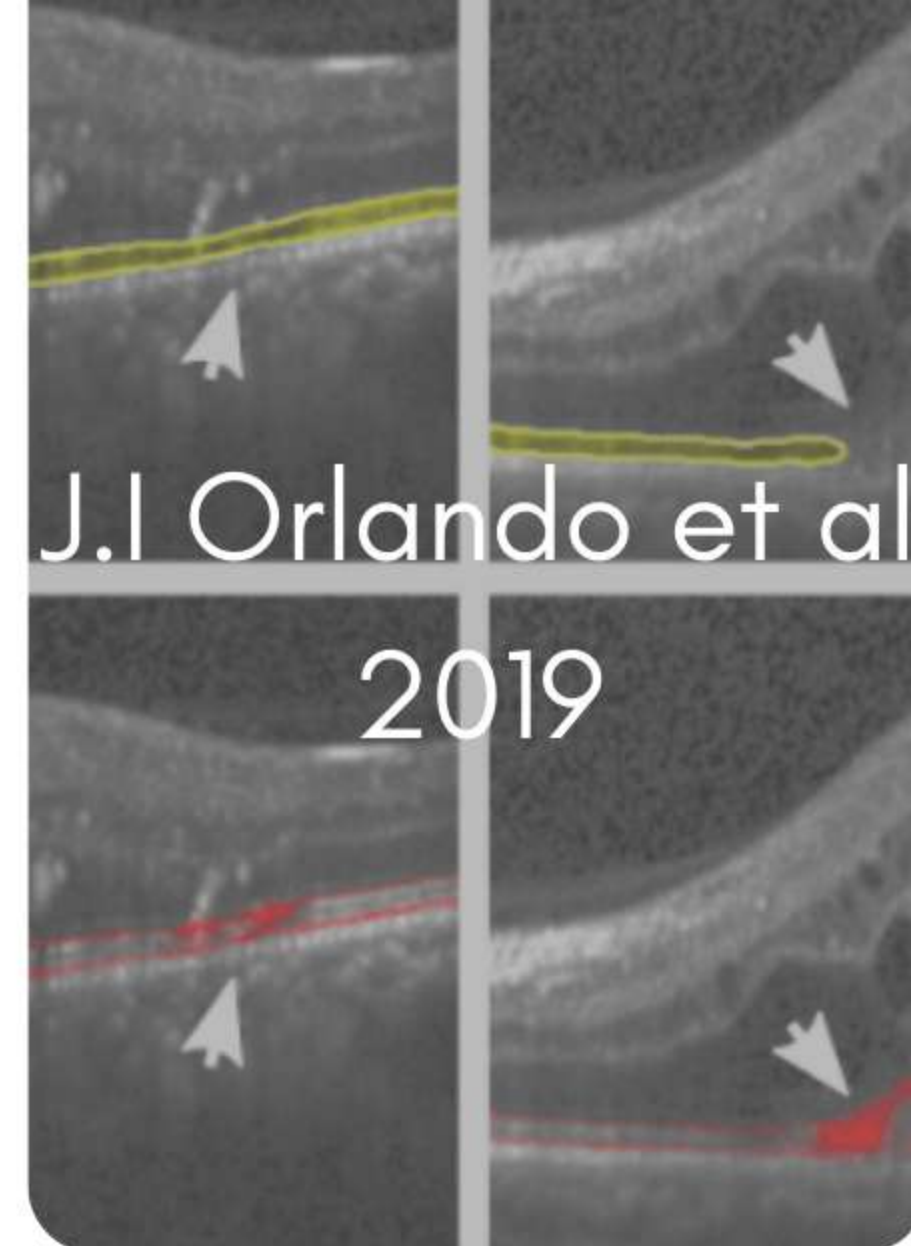
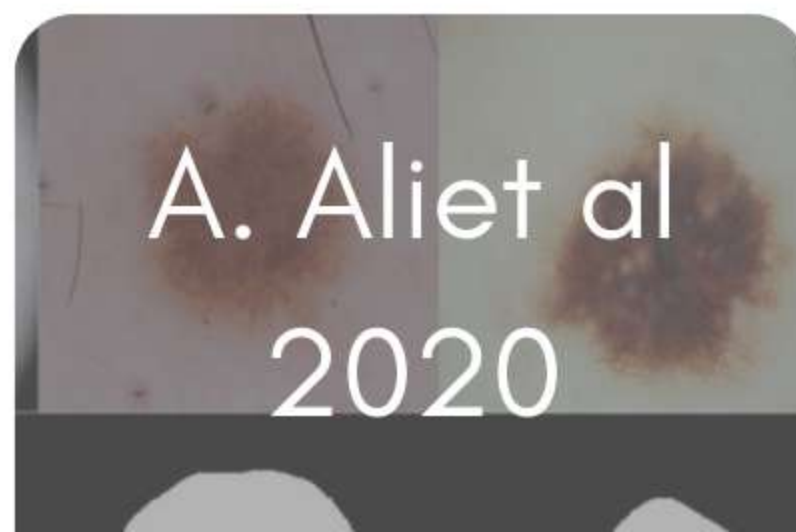
Attribuer un degré de confiance aux prédictions

Diagnostiques plus robustes, mieux guidés et détecter les anomalies

Etudes et approches récentes

Approches probabilistes : Réseaux de neurones bayésien et à Dropout de MonteCarlo

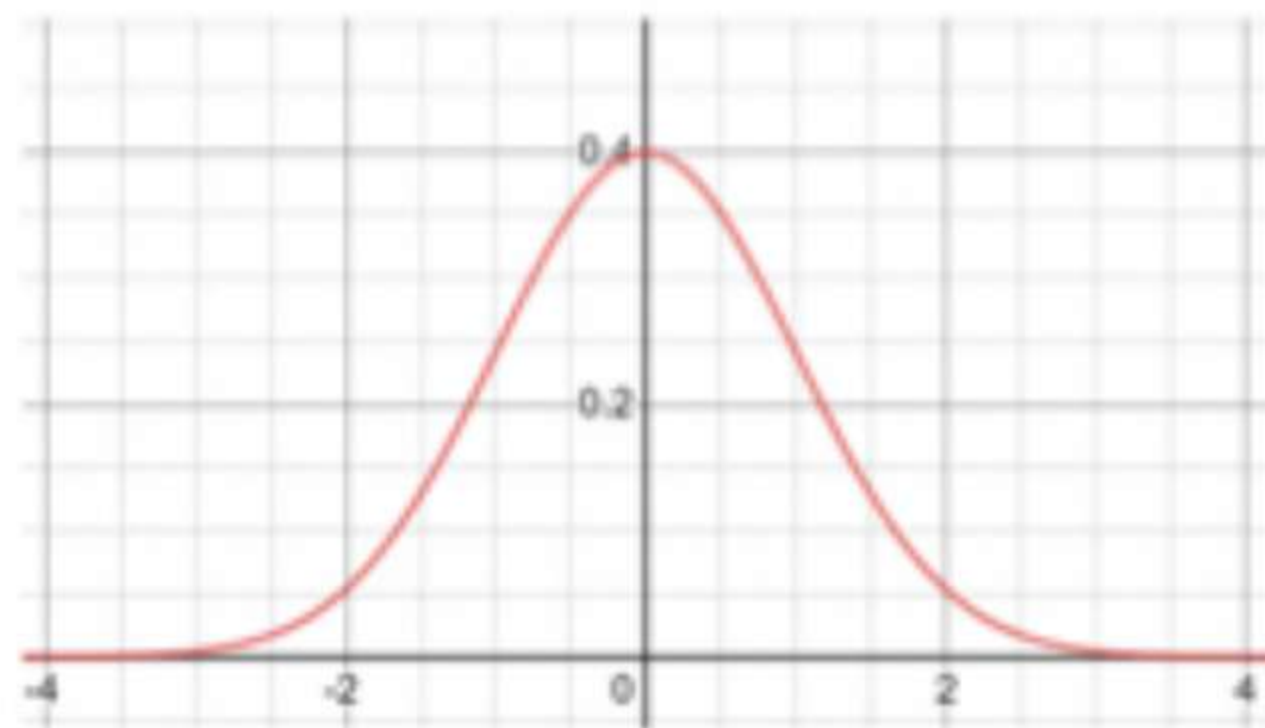
Approches Floues : Réseaux de neurones flous et fuzzy-cmeans





Théorie

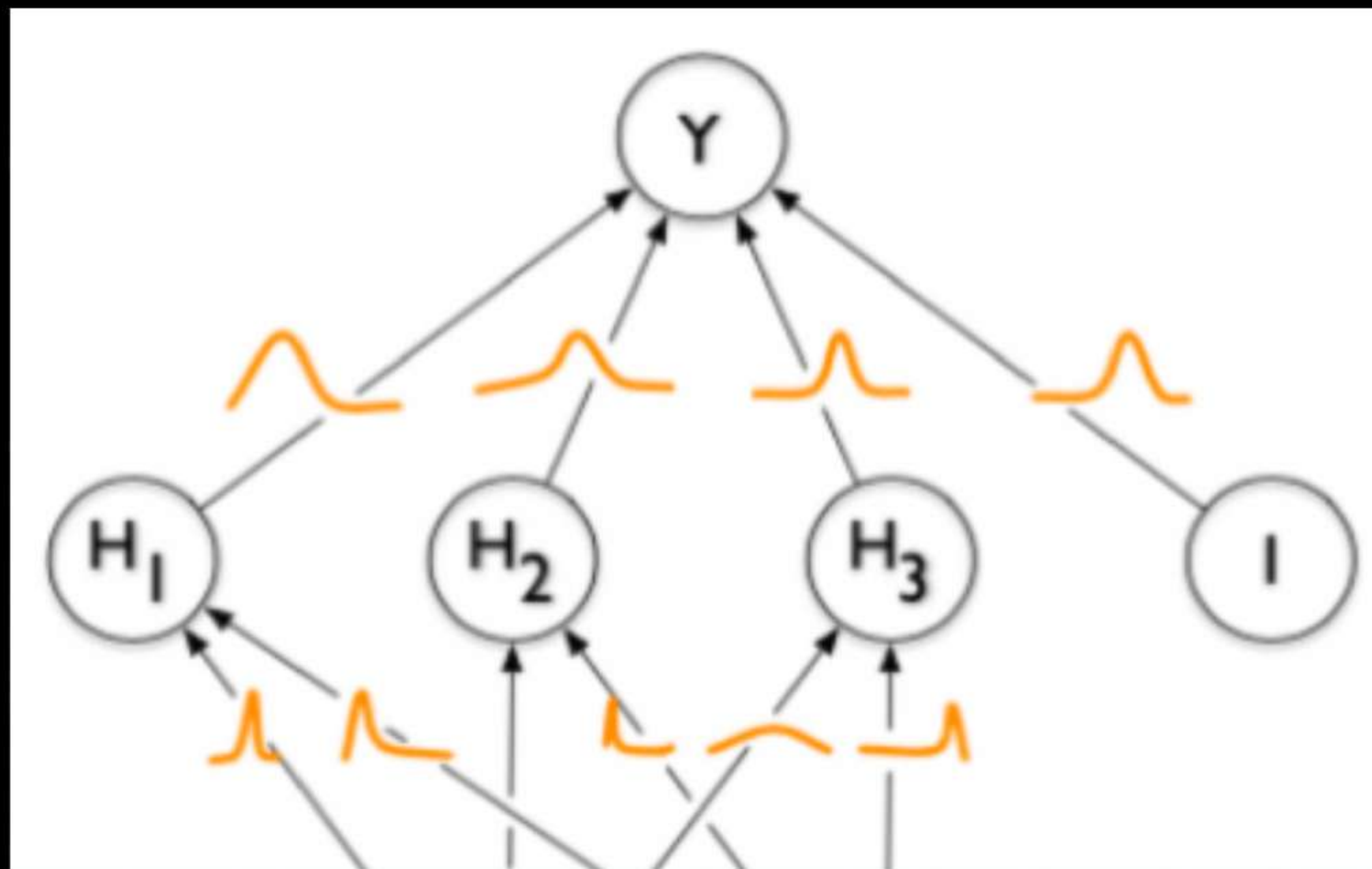
$$w_1 \sim N(0,1)$$



Apprentissage Profond Probabiliste

Estimation des poids pour un modèle Bayésien

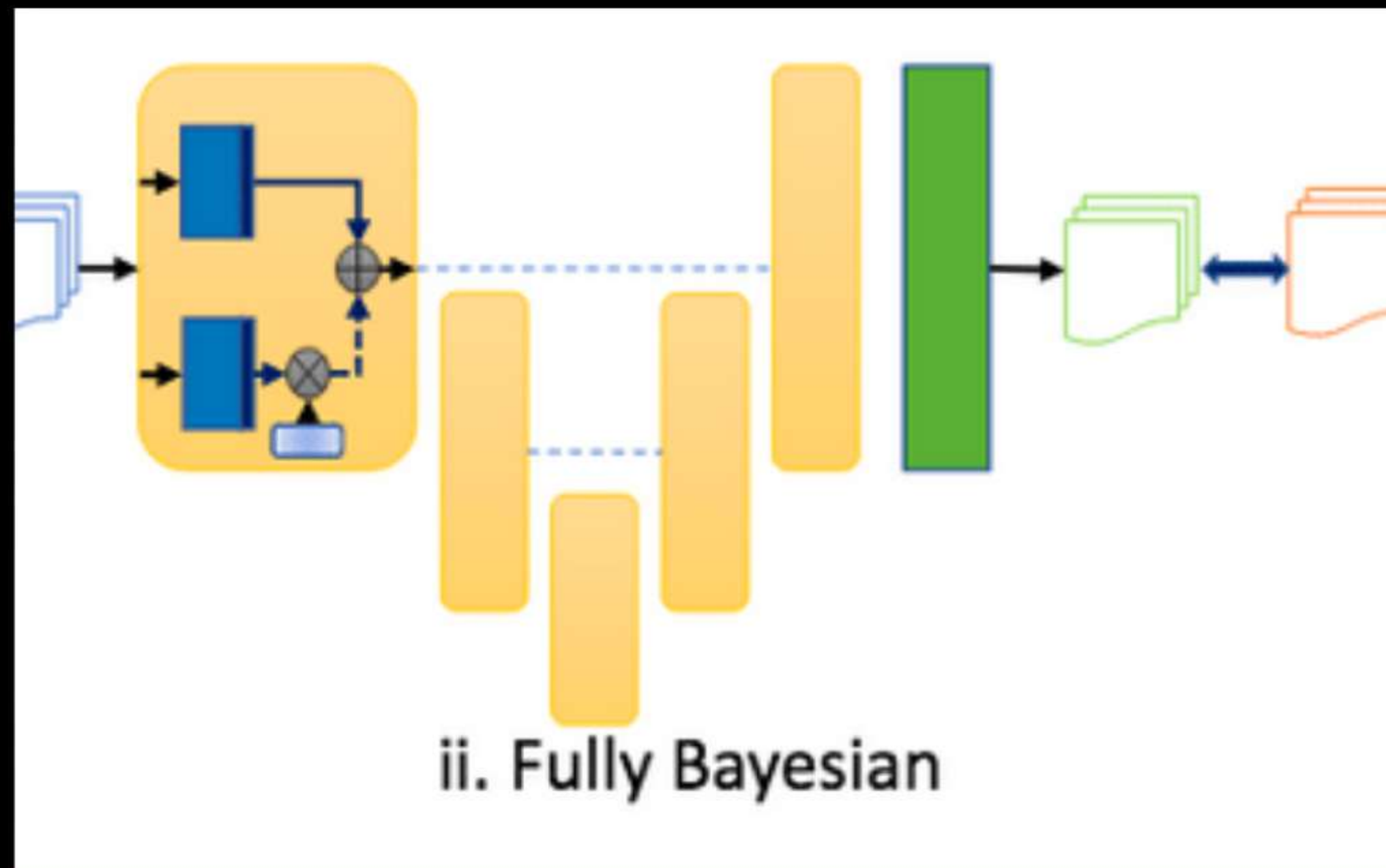




Apprentissage Profond Probabiliste

Estimation des poids pour un modèle Bayésien

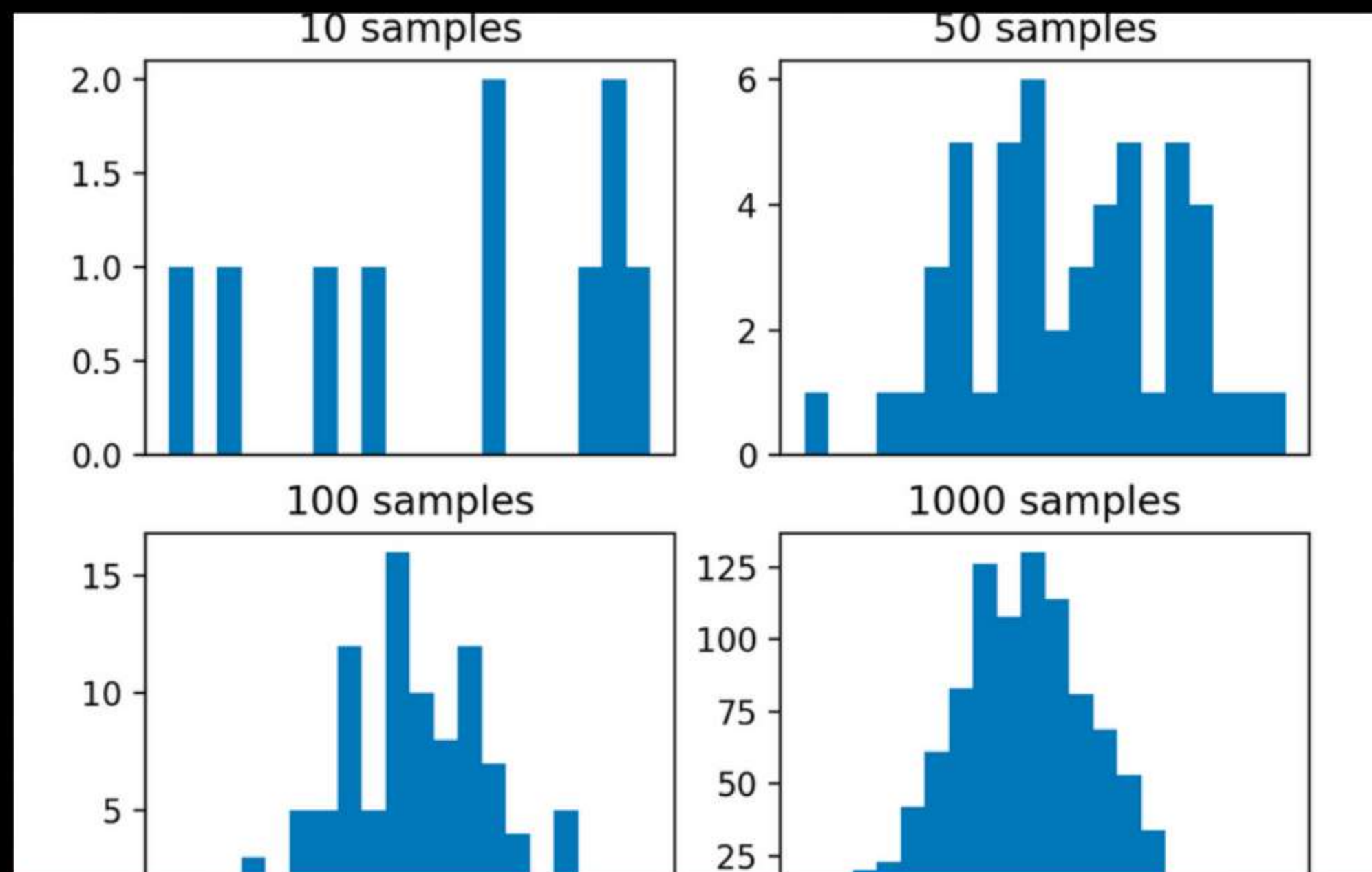




Apprentissage Profond Probabiliste

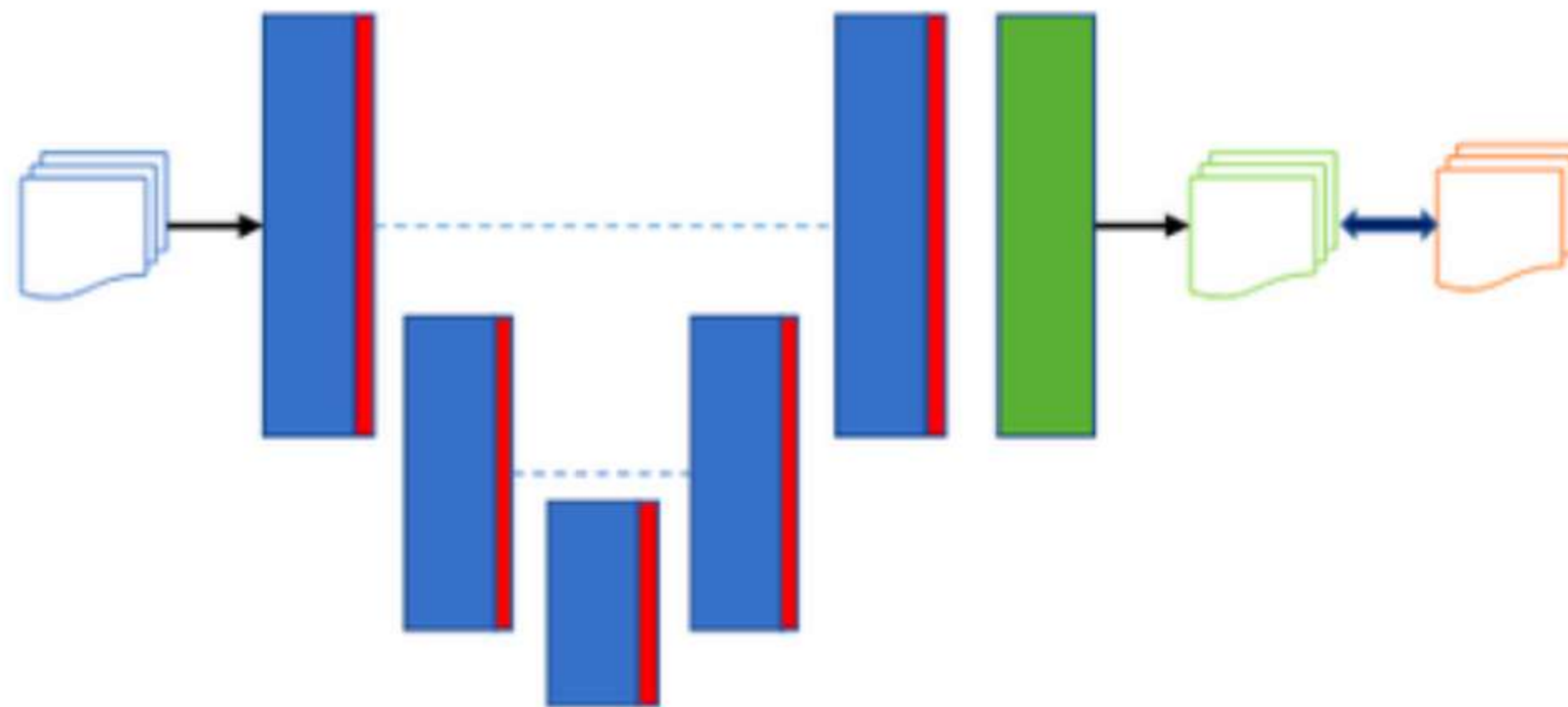
Estimation des poids pour un modèle Bayésien





Apprentissage Profond Probabiliste
Simulation de Monte-Carlo





i. MC Dropout

Apprentissage Profond Probabiliste
Réseau de neurones avec Dropout de Monte-Carlo



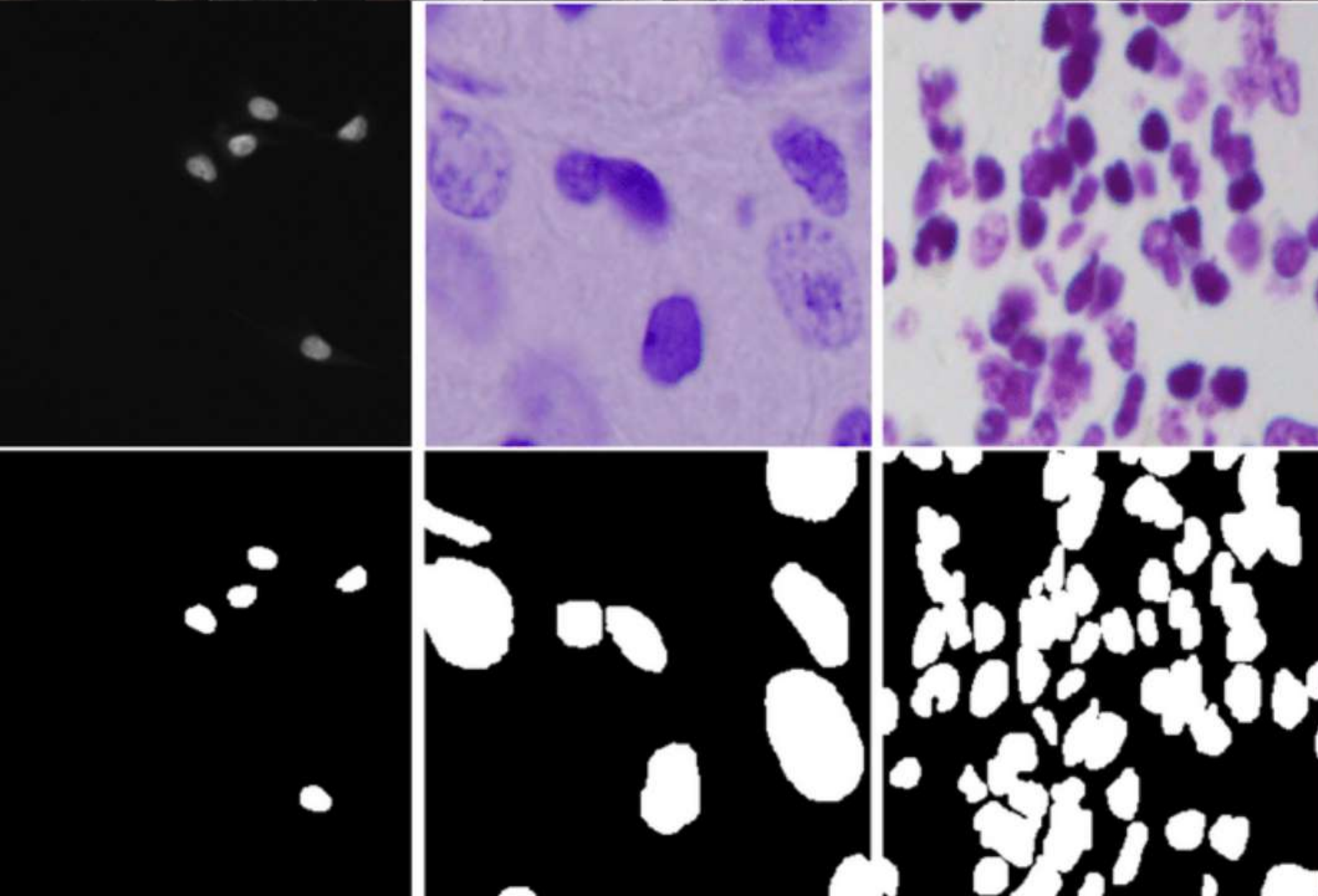


Dataset, Entraînements et Résultats

Data Science Bowl 2018

Dataset

- **Kaggle Data Science Bowl 2018**
- **Noyaux de cellules acquis dans différentes conditions**
- **670 images**
- **Données entièrement labellisées**





Quantification de l'incertitude par réseaux de neurones bayésiens

Entraînements

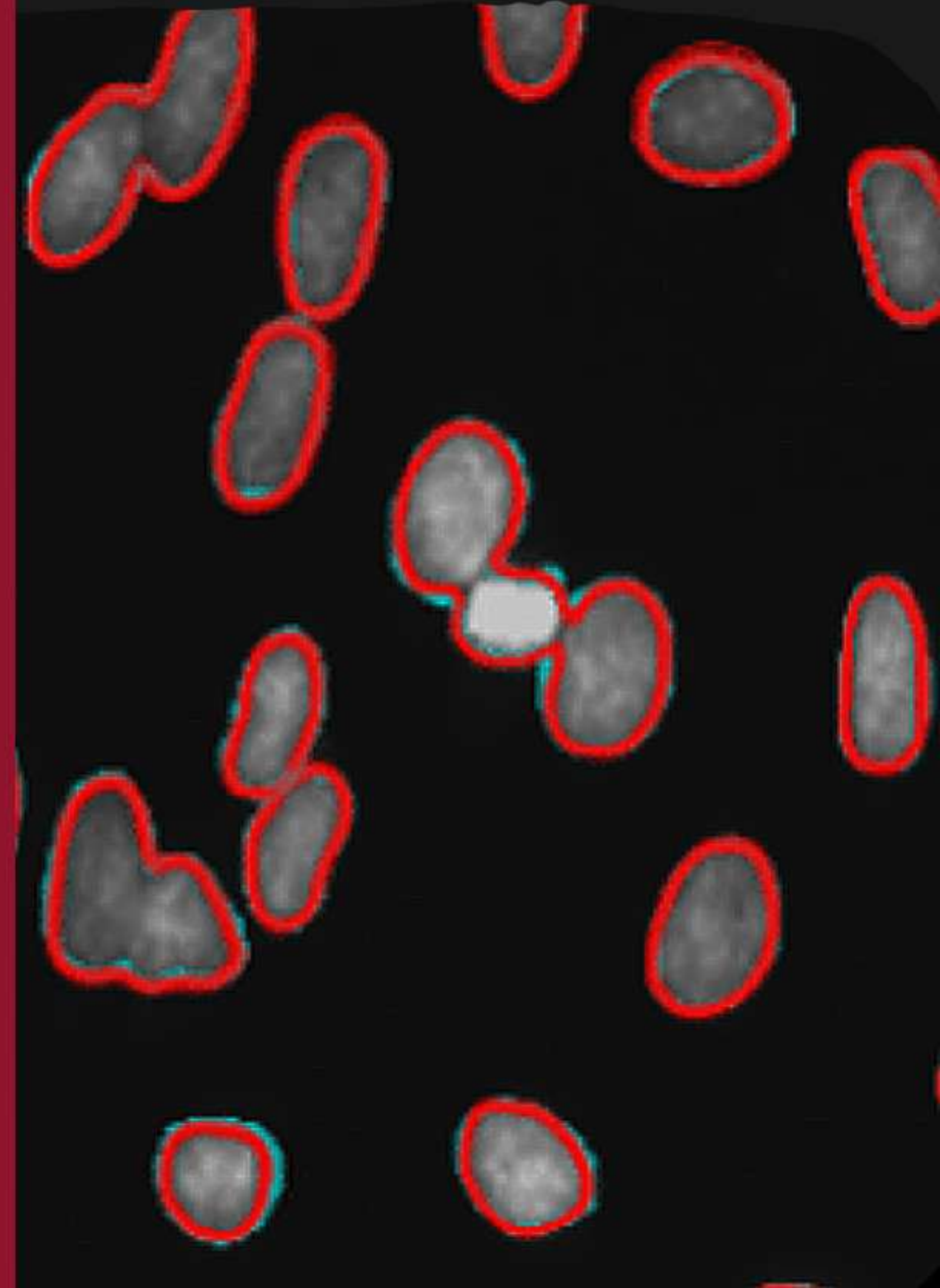
- 70% Training set, 10% Validation set, 20% Test set.
- Hyperparamètres différents
- Nombres d'époques différent



Quantification de l'incertitude par réseaux de neurones bayésiens

Unet Classique

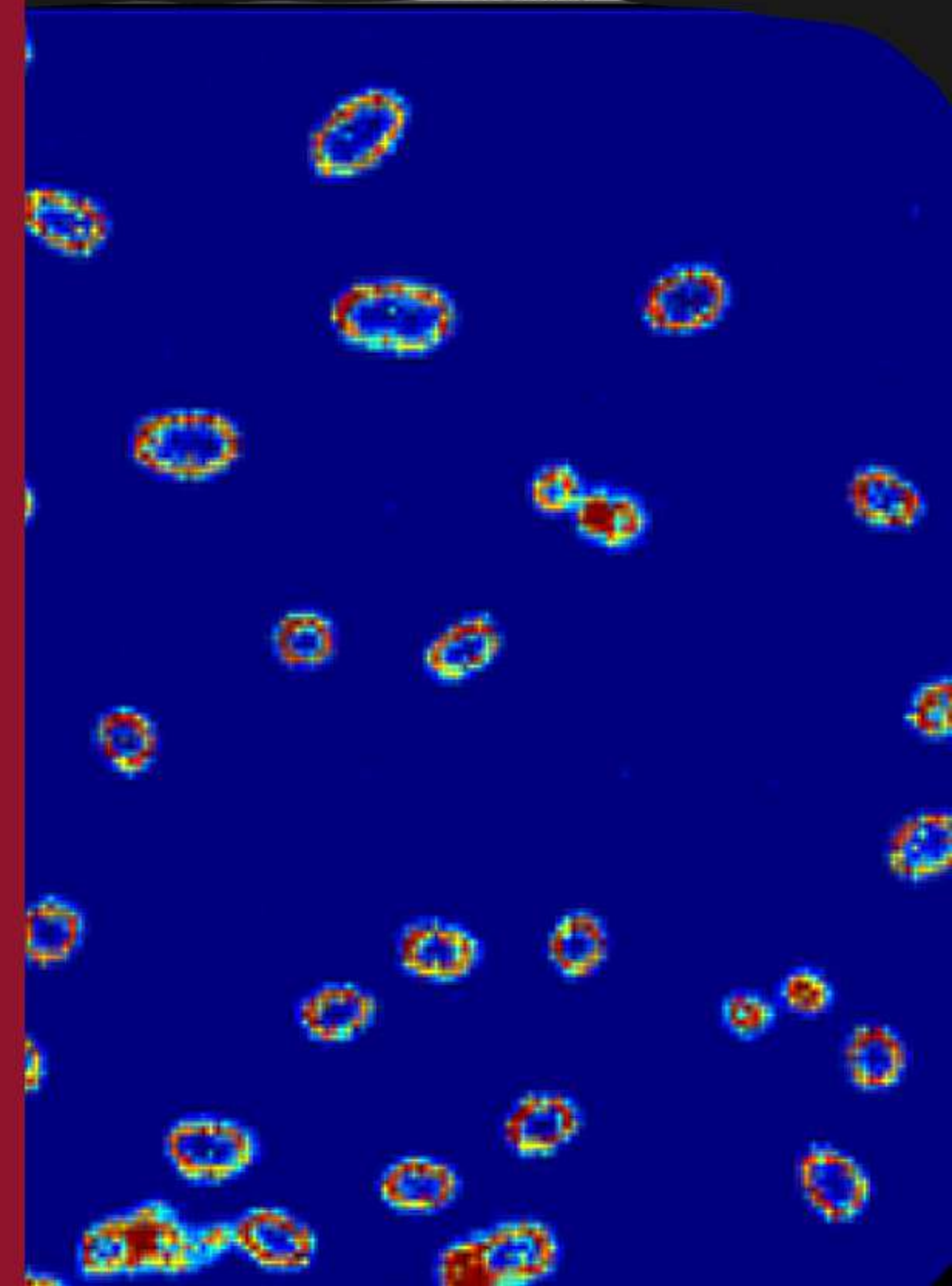
- Entraîné sur train/test/validation aux proportions précédemment citées
- 10 époques
- Précision presque égale à 100%



Quantification de l'incertitude par réseaux de neurones bayésiens

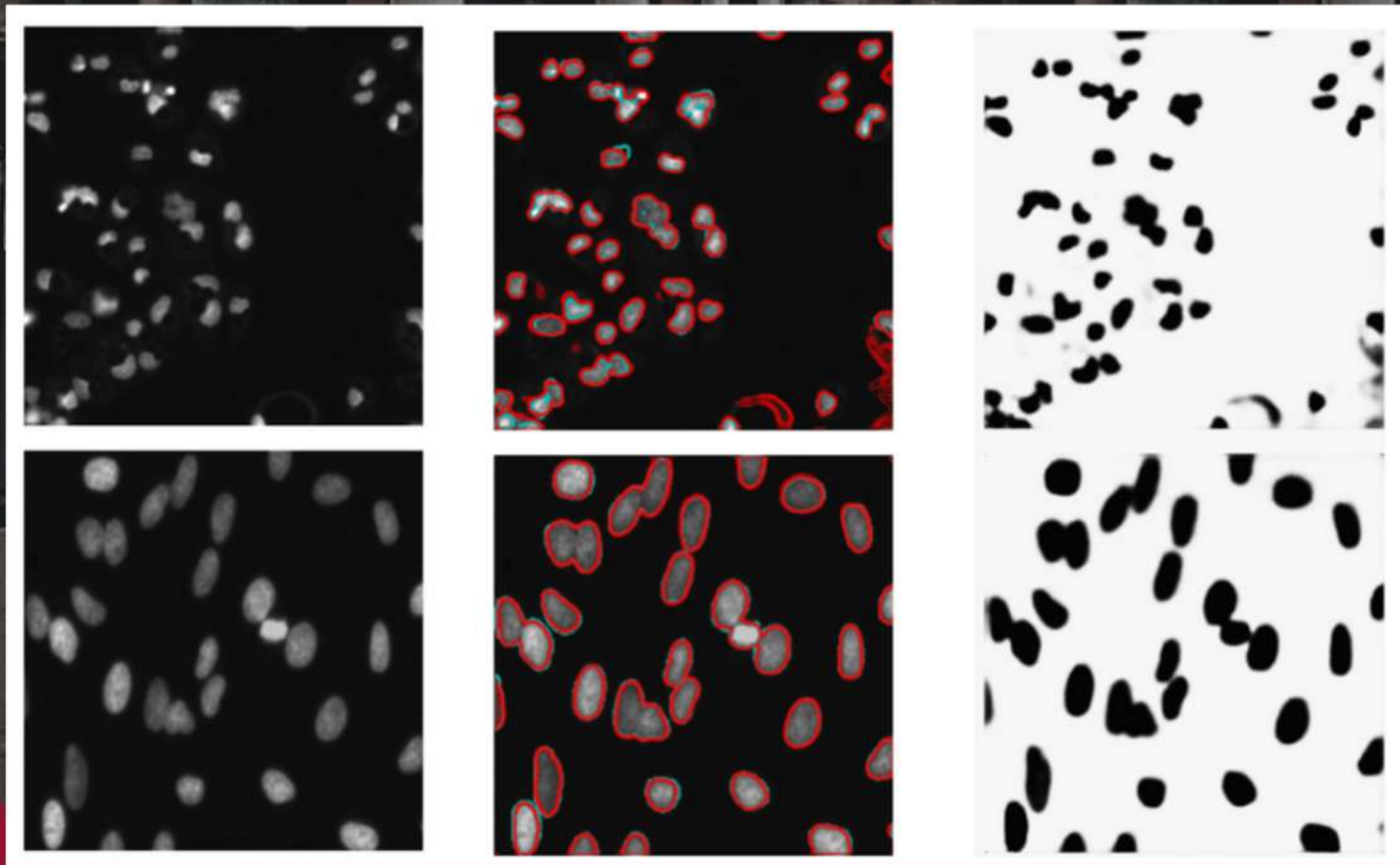
Réseaux de Neurones avec Dropout de Monte-Carlo

- Entraîné sur train/test/validation aux proportions précédemment citées
- 3000 iterations
- environ 95% de précision

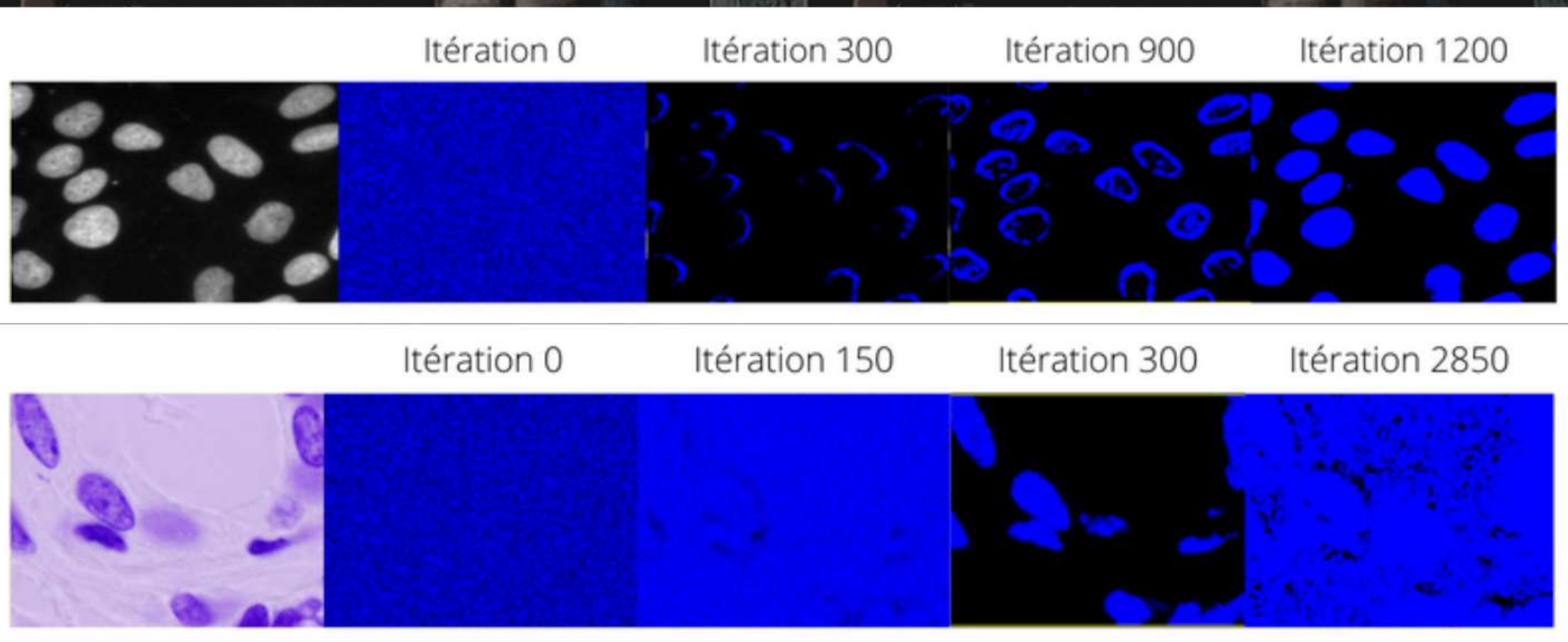




Resultats & Analyses

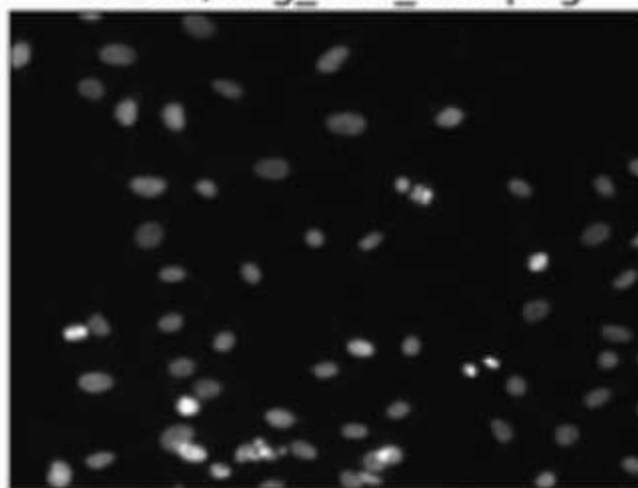


Résultats de la Segmentation
Unet

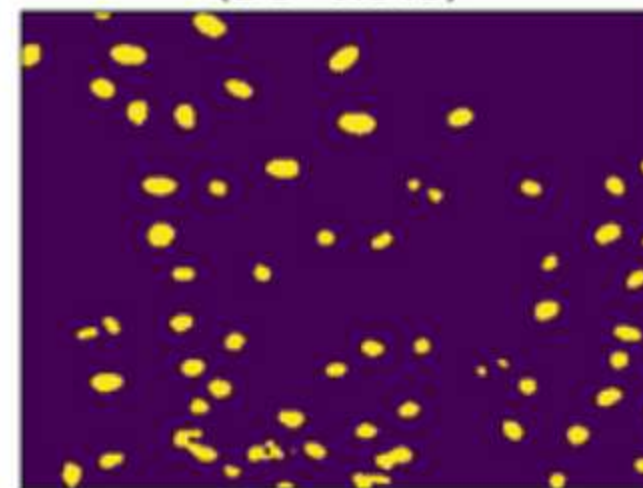


Résultats de la Segmentation
Réseau de neurones à Dropout de Monte-Carlo

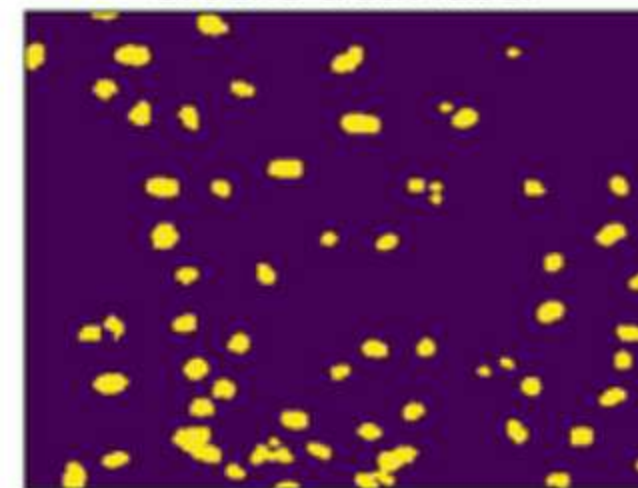
Input image
OP630/img_630_raw.png



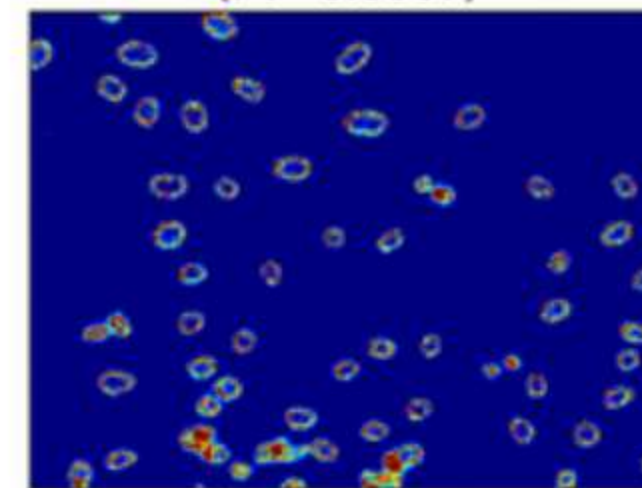
Predicted label
(DC=0.845)



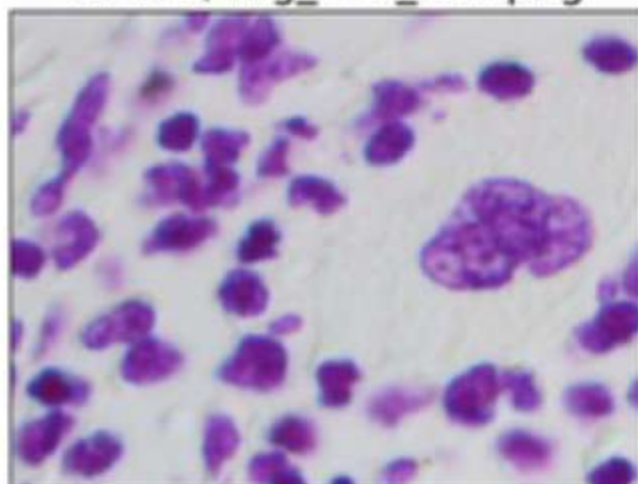
Ground-truth label



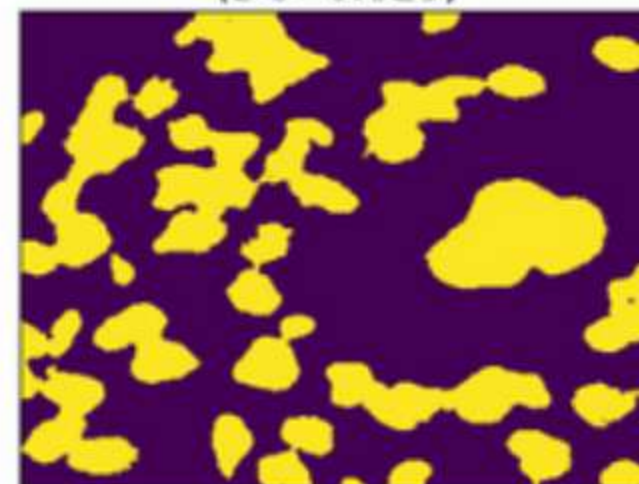
Predicted variance
(PV=0.0067)



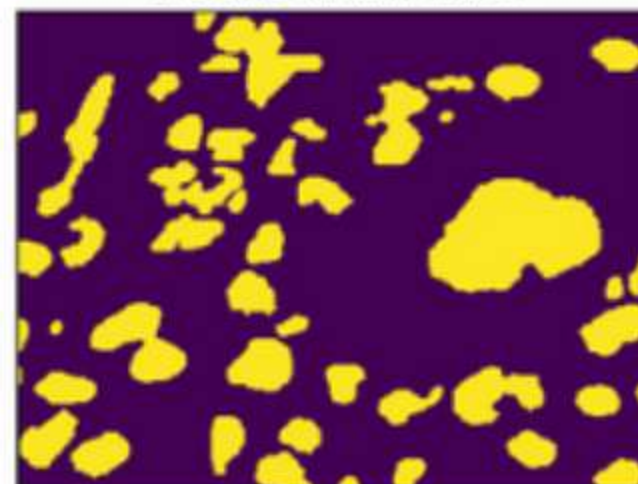
Input image
OP478/img_478_raw.png



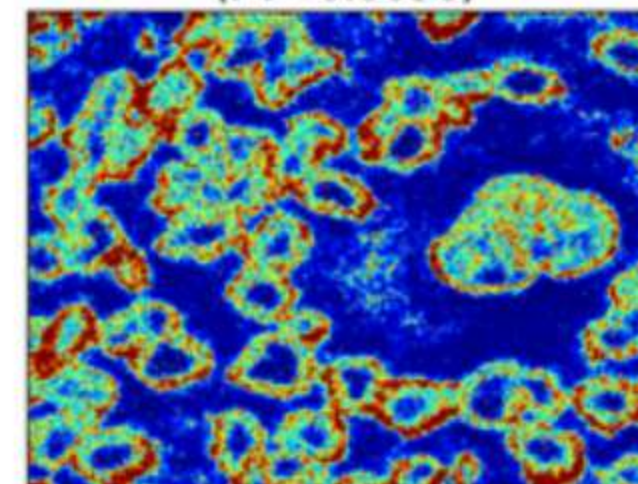
Predicted label
(DC=0.825)



Ground-truth label



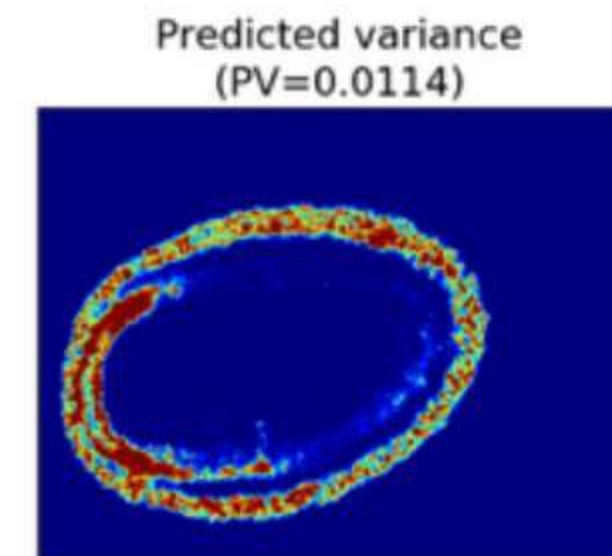
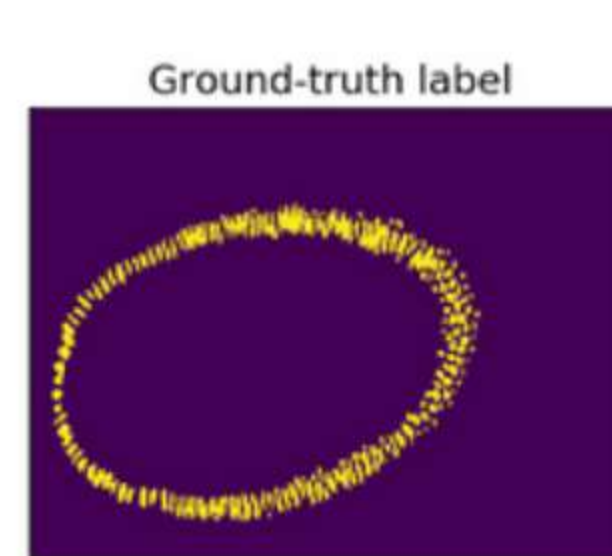
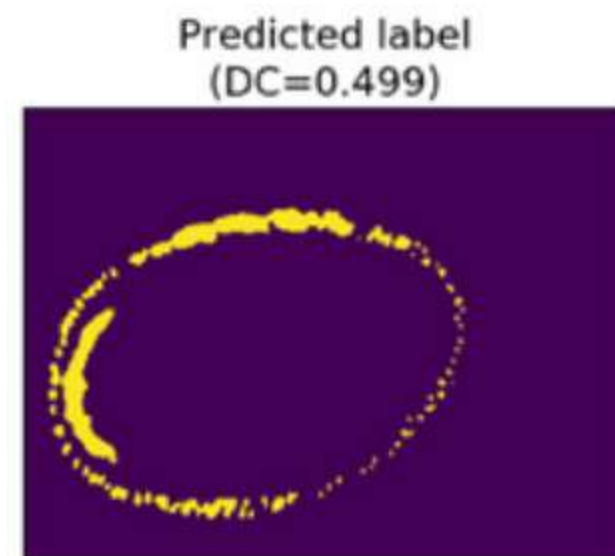
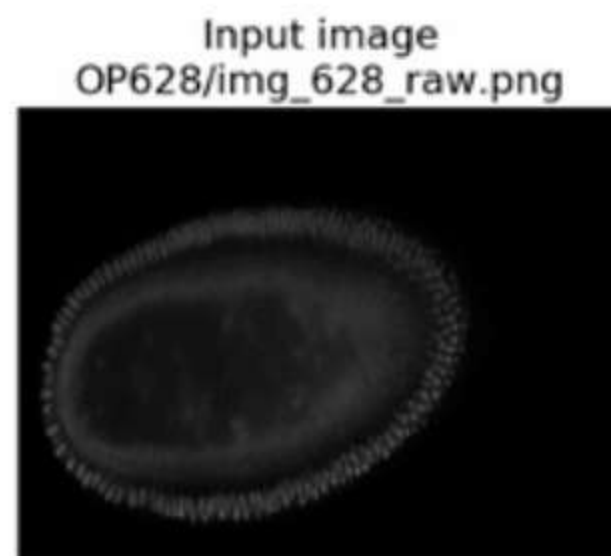
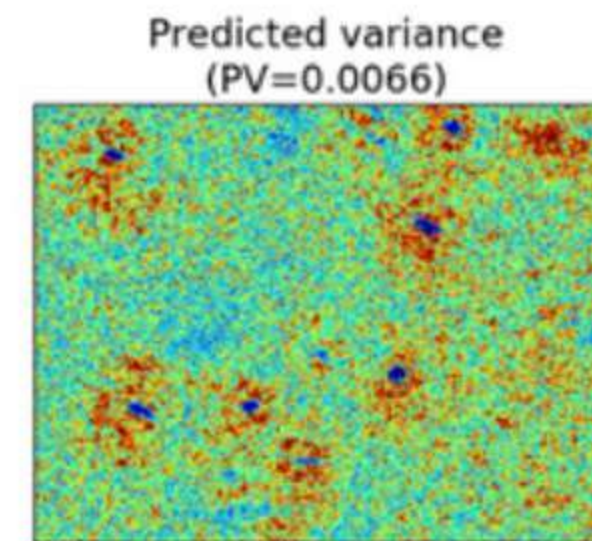
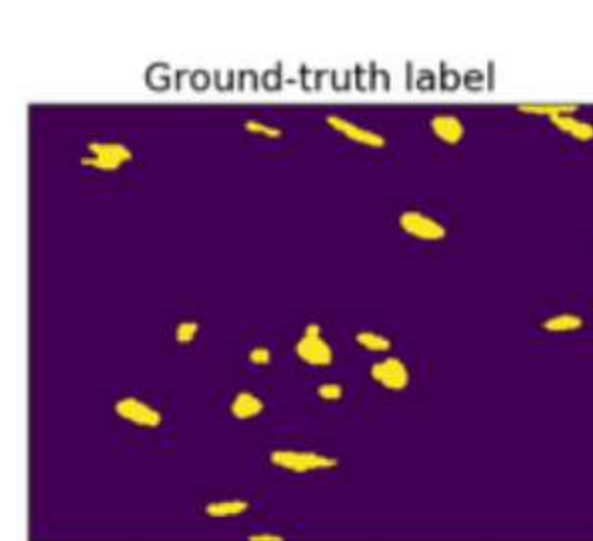
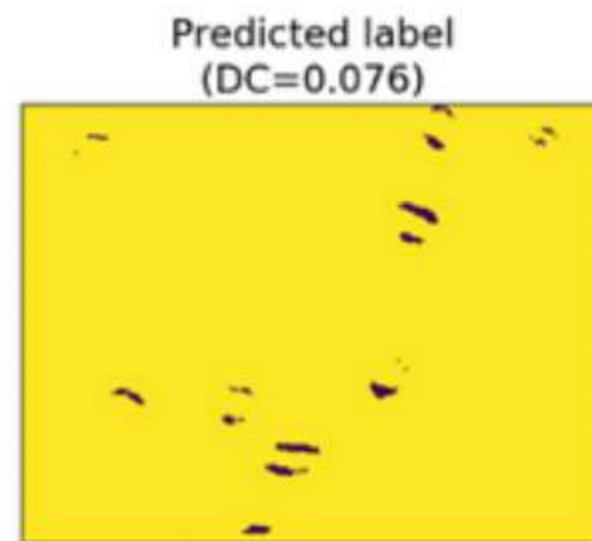
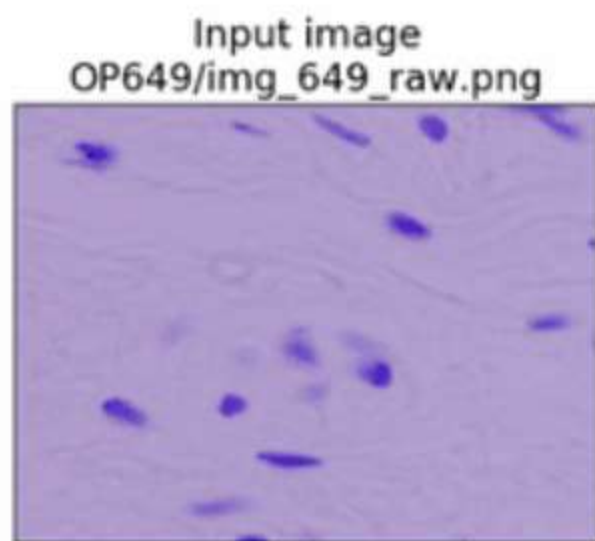
Predicted variance
(PV=0.0056)



Résultats de la Segmentation

Réseau de neurones à Dropout de Monte-Carlo





Résultats de la Segmentation
Réseau de neurones à Dropout de Monte-Carlo

Conclusion

- La segmentation probabiliste fonctionne sur une petit jeu de données
- Donne des informations que l'approche déterministe classique ne donne pas



Travaux Futurs

- Comparer rigoureusement les approches probabilistes et déterministes ainsi que les approches floues.
- Tester sur d'autres jeux de données (Transfer Learning)
- Intégrer du Pré et Postprocessing





IHAB BENDIDI

ihab.bendidi@etu.u-paris.fr

CLÉMENT SIEGRIST

clement.siegrist@etu.u-paris.fr

Imagerie Biomédical : Quantification de l'incertitude de la segmentation sémantique de noyaux grâce aux réseaux bayésiens.



Segmentation Probabiliste avec réseau de neurones à Dropout de Monte-Carlo

