



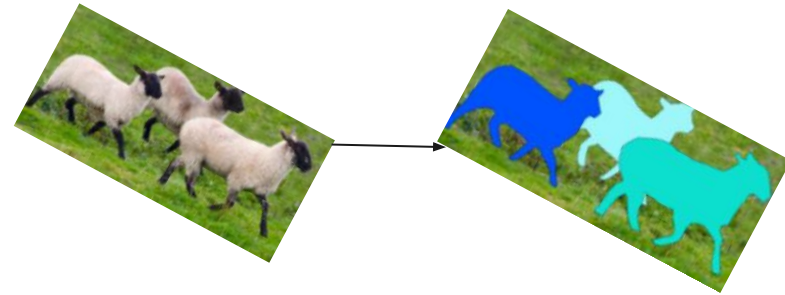
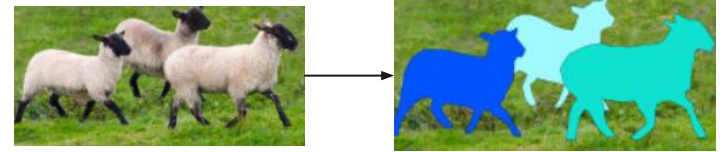
# Invariance par rotation dans les modèles DL

Julien Bergerot, Théau Blanchard, Paule Grangette & Jeanne Salle

*Jeudi 23 Juin 2022*

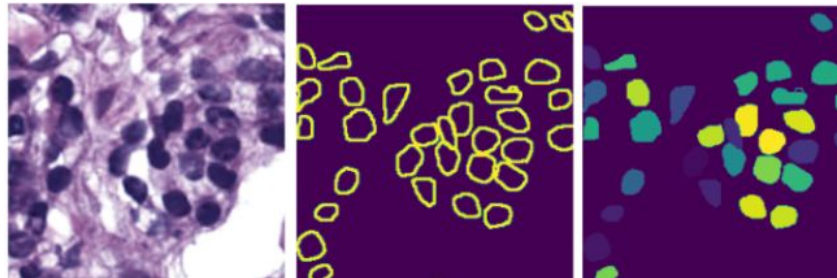
# Problème

- Réseau à convolution invariant par translation
- Pas forcément equivariant
  - Pas nécessaire pour des images réelles où l'orientation est pertinente
  - Pour le domaine du médical, la façon dont on regarde la peau ne doit pas changer le diagnostique



# Identification du problème

- Données histopathologiques
- Segmentation des contours
  - Unet model
- Comptage des noyaux

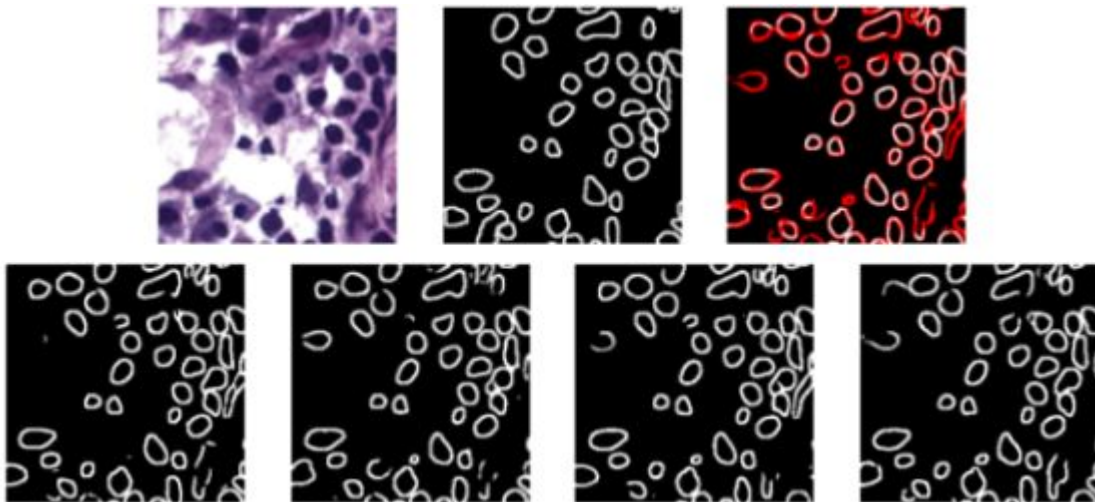


# Résultats

- Beaucoup de différences

Score =  $\text{Count}(4) * 2 + \text{Count}(3)$

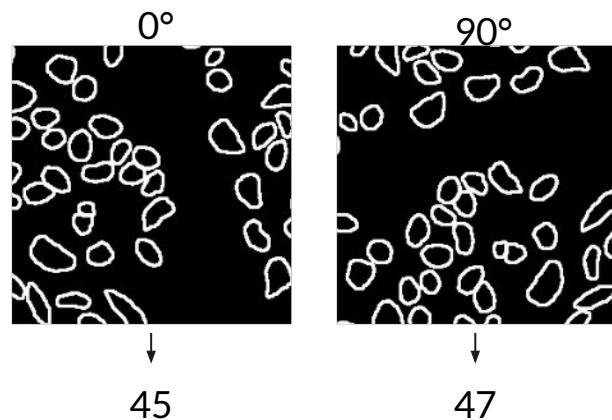
Ici : 0.63



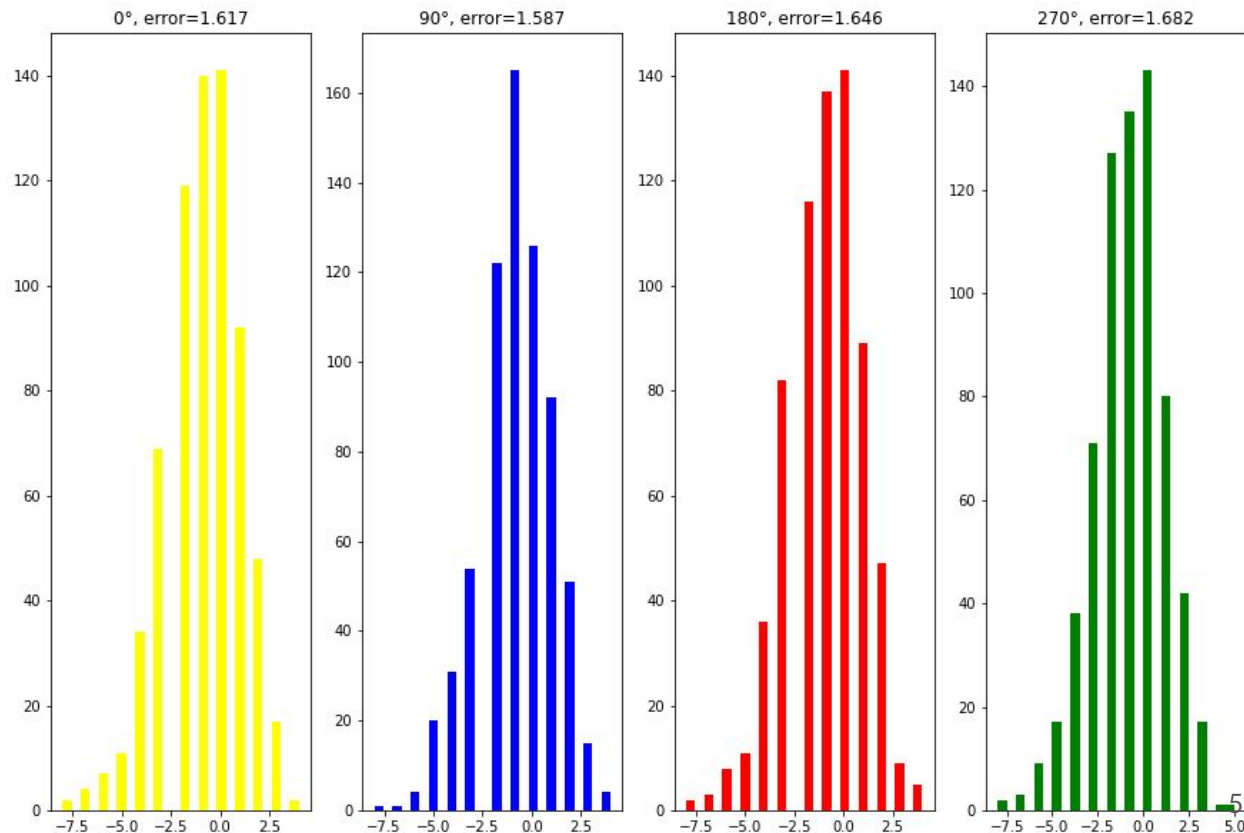
Histogram of the error in the number of nuclei for several rotations

# Résultats

Transfer learning avec VGG16 :

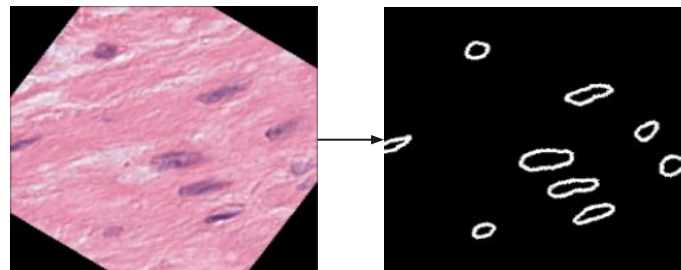


Vérité terrain : 44



## Améliorations : Augmentation de données

- Ajout de rotations aléatoires lors de l'entraînement
- Augmenter les performances et robustesse

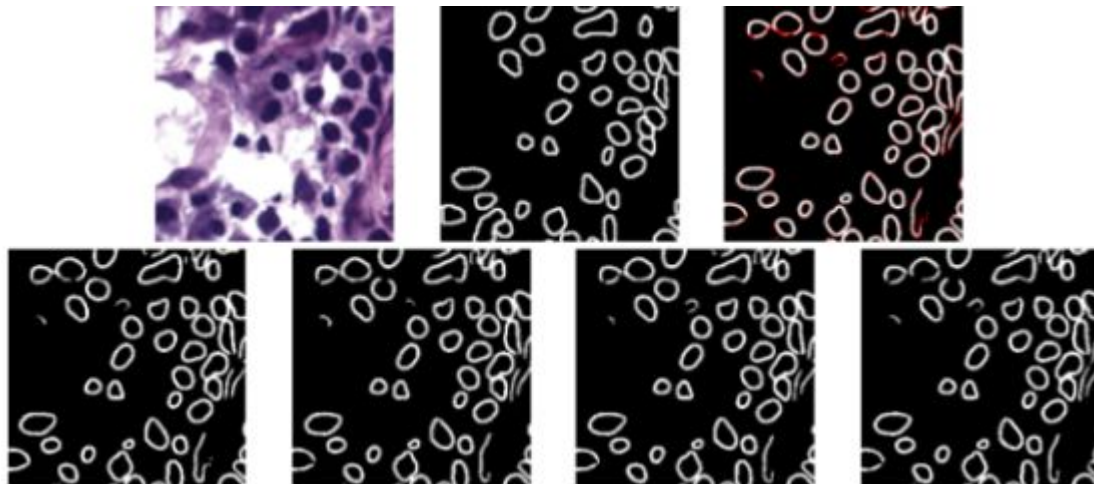


# Résultats

- Beaucoup moins de différences

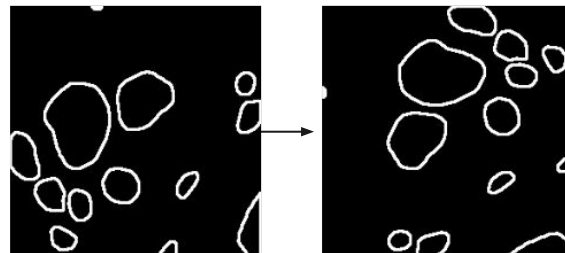
Score =  $\text{Count}(4) * 2 + \text{Count}(3)$

Ici : 0.91



## Améliorations : Augmentation de données

- Ajout de rotations de  $\pm 90^\circ$  et réflexions aléatoires lors de l'entraînement
- Augmenter les performances et robustesse

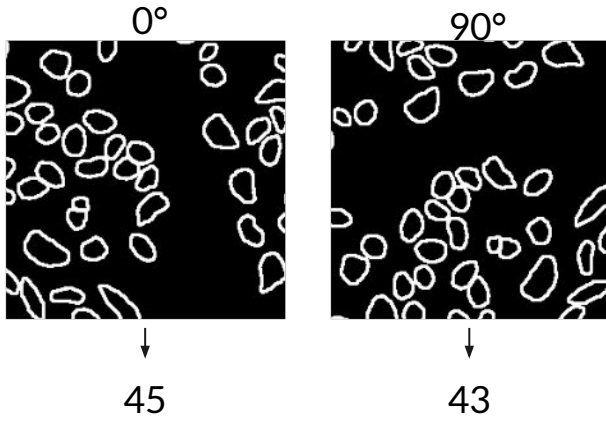




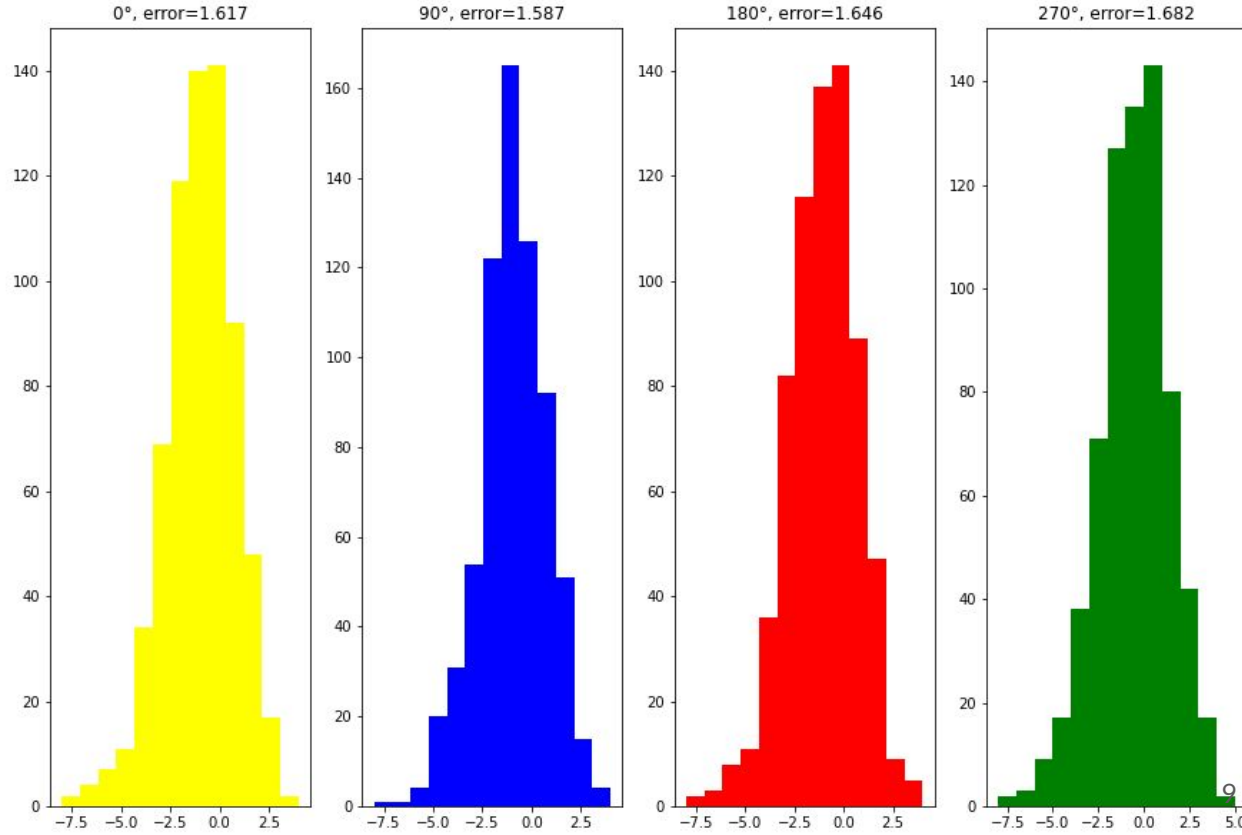
Histogram of the error in the number of nuclei for several rotations

# Résultats

Transfer learning avec VGG16 :



Vérité terrain : 44





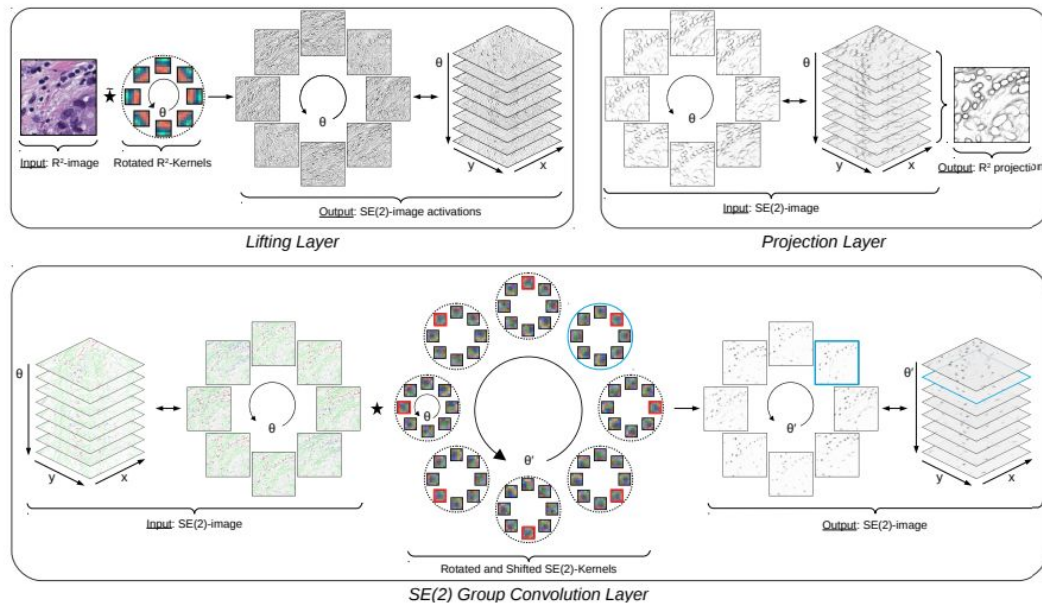
# Approche SE2CNN



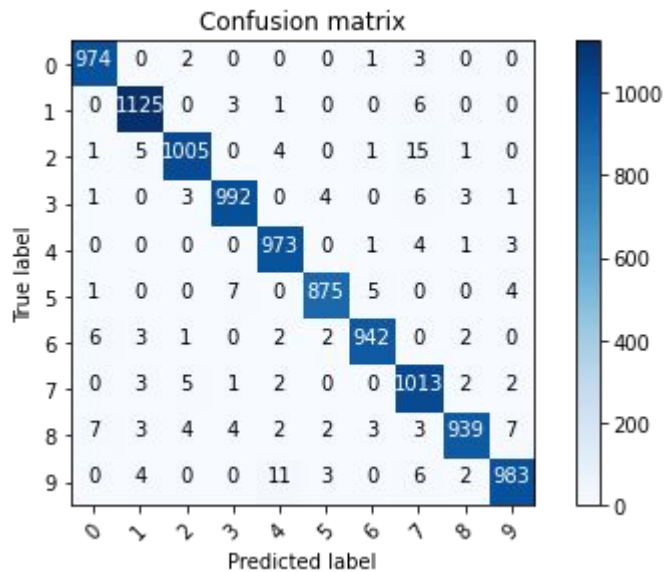
## Article : Roto-Translation Equivariant Convolutional Networks

- Méthode sans data augmentation
- Principe : remplacer les convolutions dans  $\mathbb{R}^2$  par des group convolutions utilisant des représentations du groupe SE(2) (des roto-translations) pour encoder explicitement l'orientation des features apprises → assure équivariance
- Résout les problèmes liés au coût de l'apprentissage de comportements géométriques à l'intérieur des images, assure, par construction l'invariance par rotation et garantie grâce à l'équivariance locale de chaque couche, l'équivariance globale
- Performance meilleure qu'avec augmentation des données

# Approche des G-CNN



## Test sur le dataset MNIST





## Résultats

- Score de différence
  - 0.60 +- 0.05 vs 0.89 +- 0.04
- Dice score
  - Première prédiction
  - Vote strictement majoritaire
  - Vote majoritaire
  - Concaténation

	Sans augmentation	Avec augmentation
Prédiction 1	0.73 +- 0.05	0.81 +- 0.05
Prédiction 2	0.62 +- 0.04	0.77+- 0.03
Prédiction 3	0.75 +- 0.04	0.84 +- 0.04
Prédiction 4	0.8 +- 0.02	0.89 +- 0.04



## Résultats

- Erreur absolue moyenne sans stratégie:
  - 2.21 vs 1.63
- Erreur absolue moyenne:
  - Moyenne
  - Médiane
  - Min
  - Max

	Sans augmentation	Avec augmentation
Moyenne	<b>1.6762279</b>	1.3960426
Médiane	1.81727	1.4674456
Minimum	2.086739	<b>1.2822441</b>
Maximum	2.744995	2.177107



## Conclusion

- Augmentation de données améliore les performances et la robustesse
- D'autres méthodes plus complexes existent : SE2CNN et Harmonic Networks