

Segmentation multi-organes en IRM abdominale

Spatial decision forest

TAF Santé - UE coeur Patient Numérique

Équipe 2 :

Franco Martin DI MARIA
Santiago QUINTEROS
Ralph AYOUB



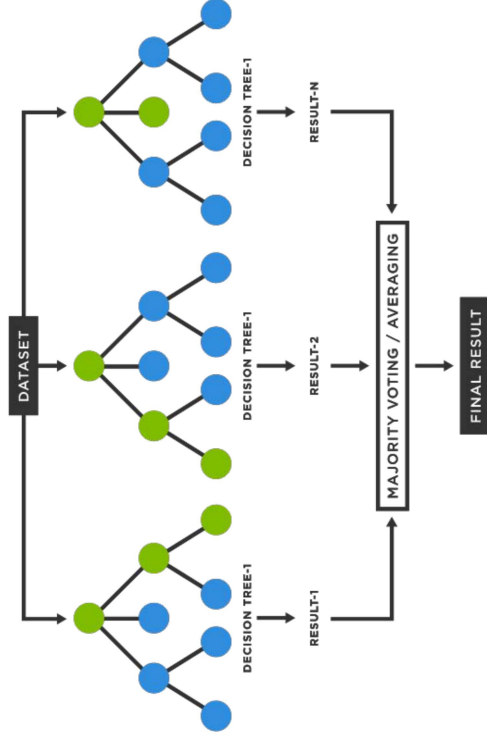
IMT Atlantique
Bretagne-Pays de la Loire
École Mines-Télécom

Sommaire

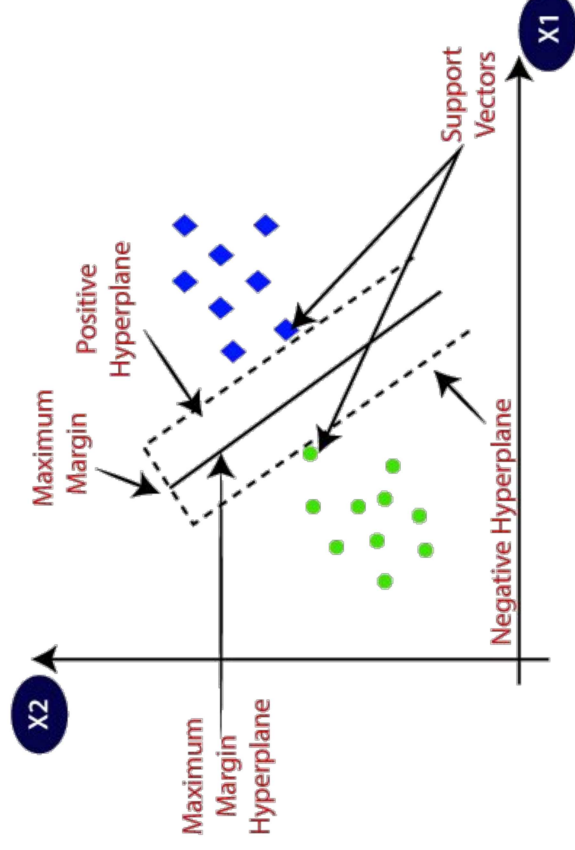
1. Rappel méthodologiques
 - a. Random Forest au lieu de SVM
 - b. Context rich features
 - c. DICE
2. Pipeline
3. Feature Importance: Features finales
4. Résultats
5. Addition de features : Approche bayésienne
6. Conclusion

1.a. Rappel méthodologique : Modèle

Random Forest (RF)



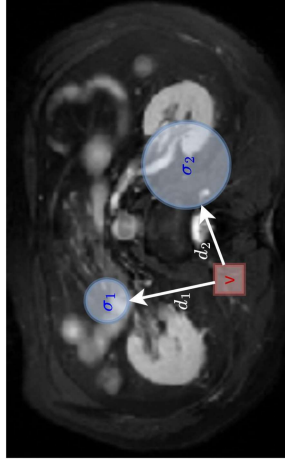
Support Vector Machine (SVM)



Étant donné que SVM était trop lent et donnait de moins bons résultats initiaux, nous avons continué à travailler avec RF, selon les indications des professeurs.

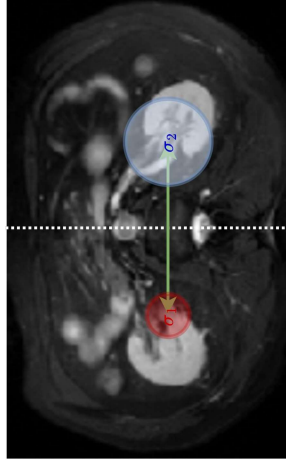
1.b. Rappel méthodologique : Context rich features

Comparer des régions voisins



$$\theta_{d_1, d_2, \sigma_1, \sigma_2, \beta} = I^{\sigma_1}(v + d_1) - \beta I^{\sigma_2}(v + d_2)$$

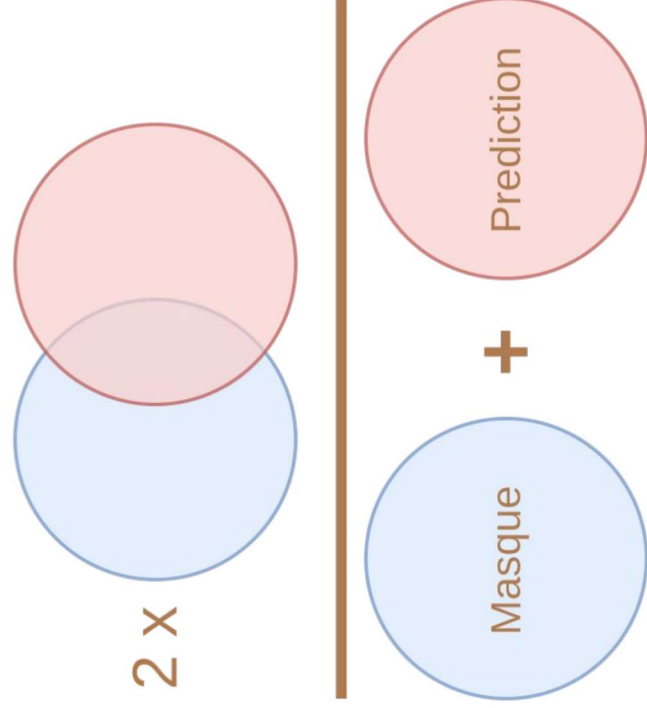
Comparer des régions symétriques



$$\theta_{\sigma_1, \sigma_2, a} = I^{\sigma_1}(v) - I^{\sigma_2}(S_a(v)), a \in \{x, y, z\}$$

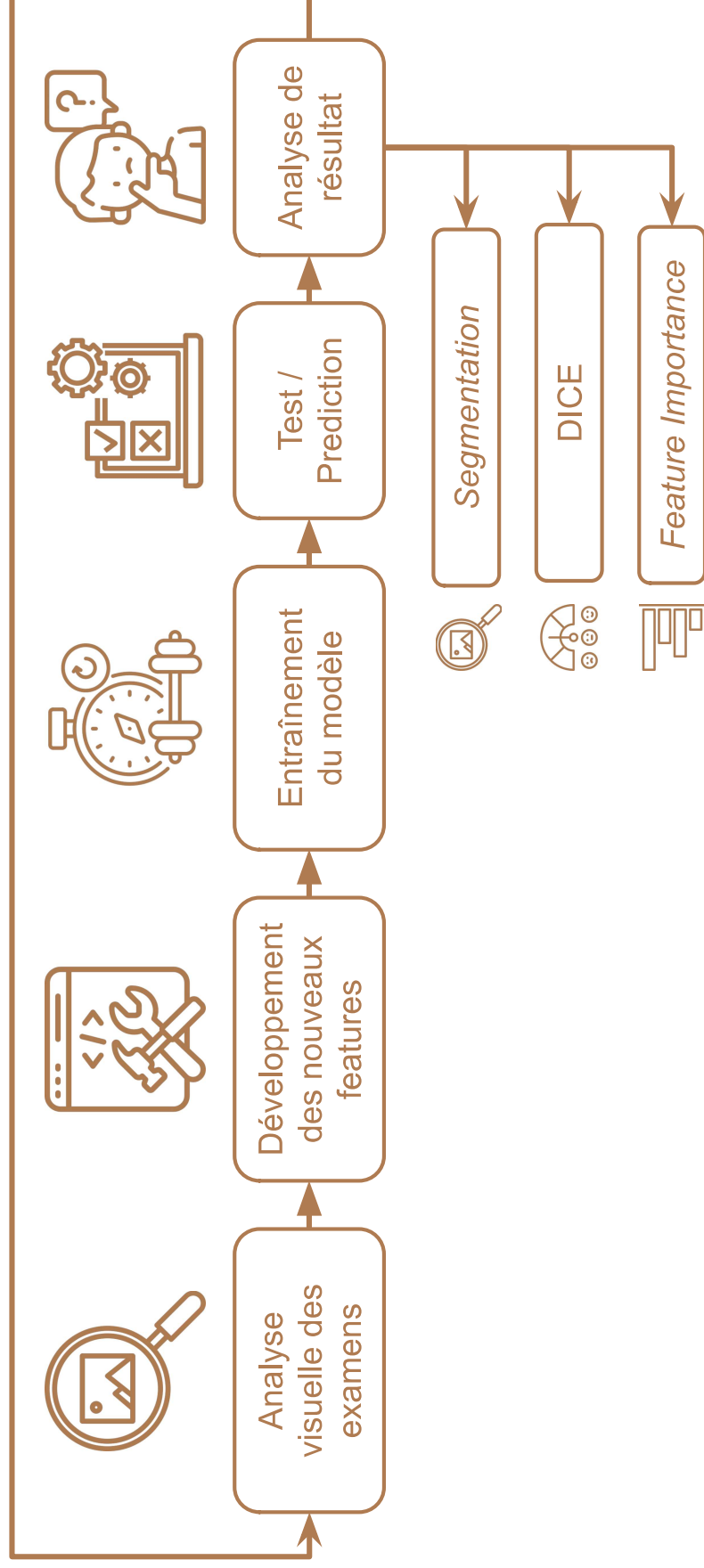
σ : Écart-type du filtre gaussien utilisé pour approximer la moyenne des intensités autour d'un voxel

1.d. Rappel méthodologique : DICE

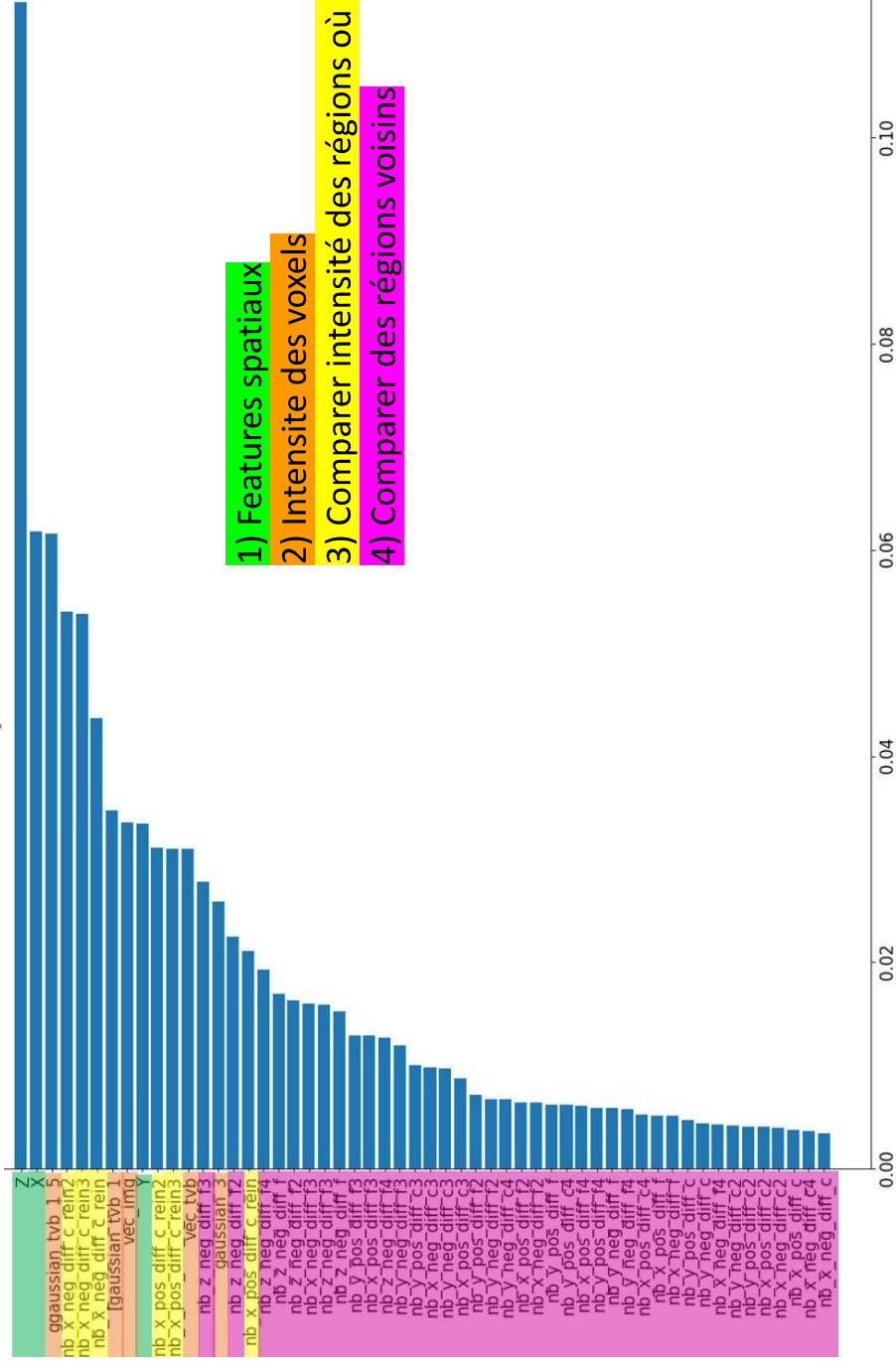
$$DICE = \frac{2.TP}{FN + 2TP + FP} = \frac{2 \times \text{Intersection}}{\text{Masque} + \text{Prediction}}$$


TP = True Positives
FN = False Negatives
FP = False Positives

2. Pipeline



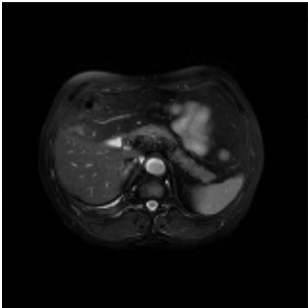

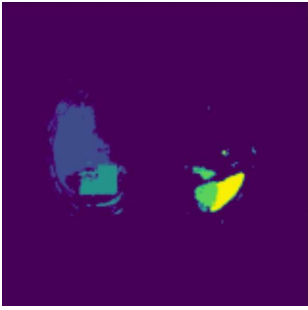
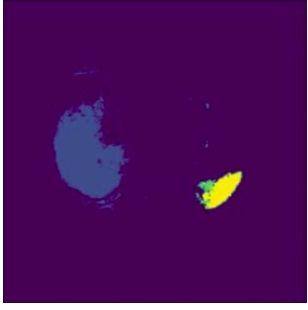
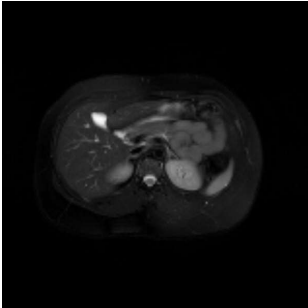
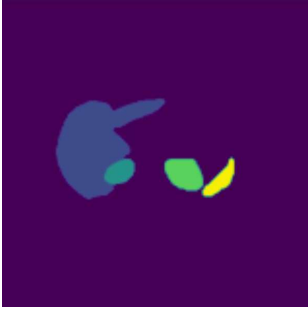
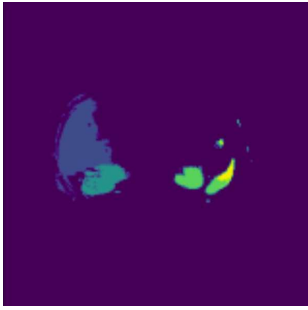
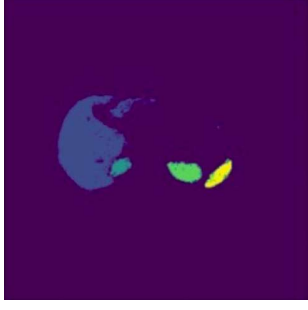
3. Feature Importance: Features finales



Hyperparamètres

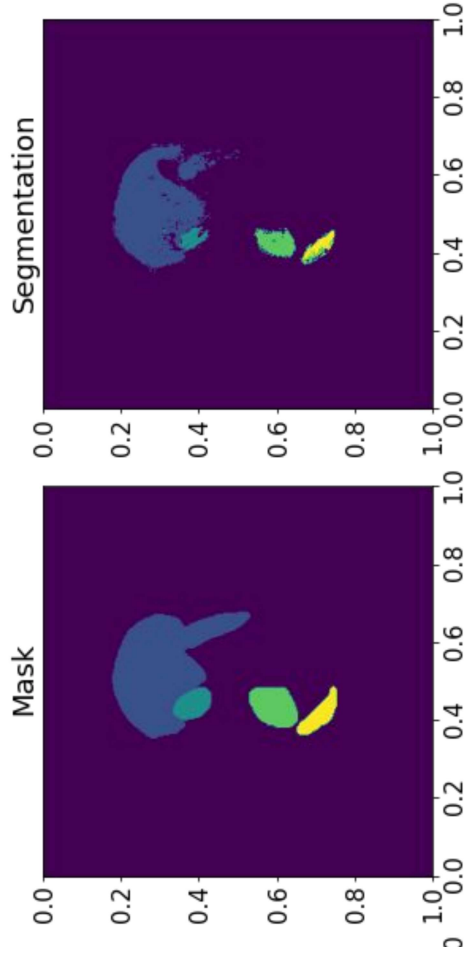
Écrire sur les hyperparamètres testés
dans le modèle et ses résultats

4. Résultats

Examen	Masque	Segmentation Exemple	DICE Exemple	Segmentation Résultat	DICE Résultat
#13			 Foie = 79% R.Droit = 52% R.Gauche = 48% Rate = 58%		Foie = 86% R.Droit = 53% R.Gauche = 45% Rate = 68%
#19			 Foie = 83% R.Droit = 55% R.Gauche = 40% Rate = 44%		Foie = 90% R.Droit = 54% R.Gauche = 45% Rate = 78%

Slice = 50 % de la dimension Z

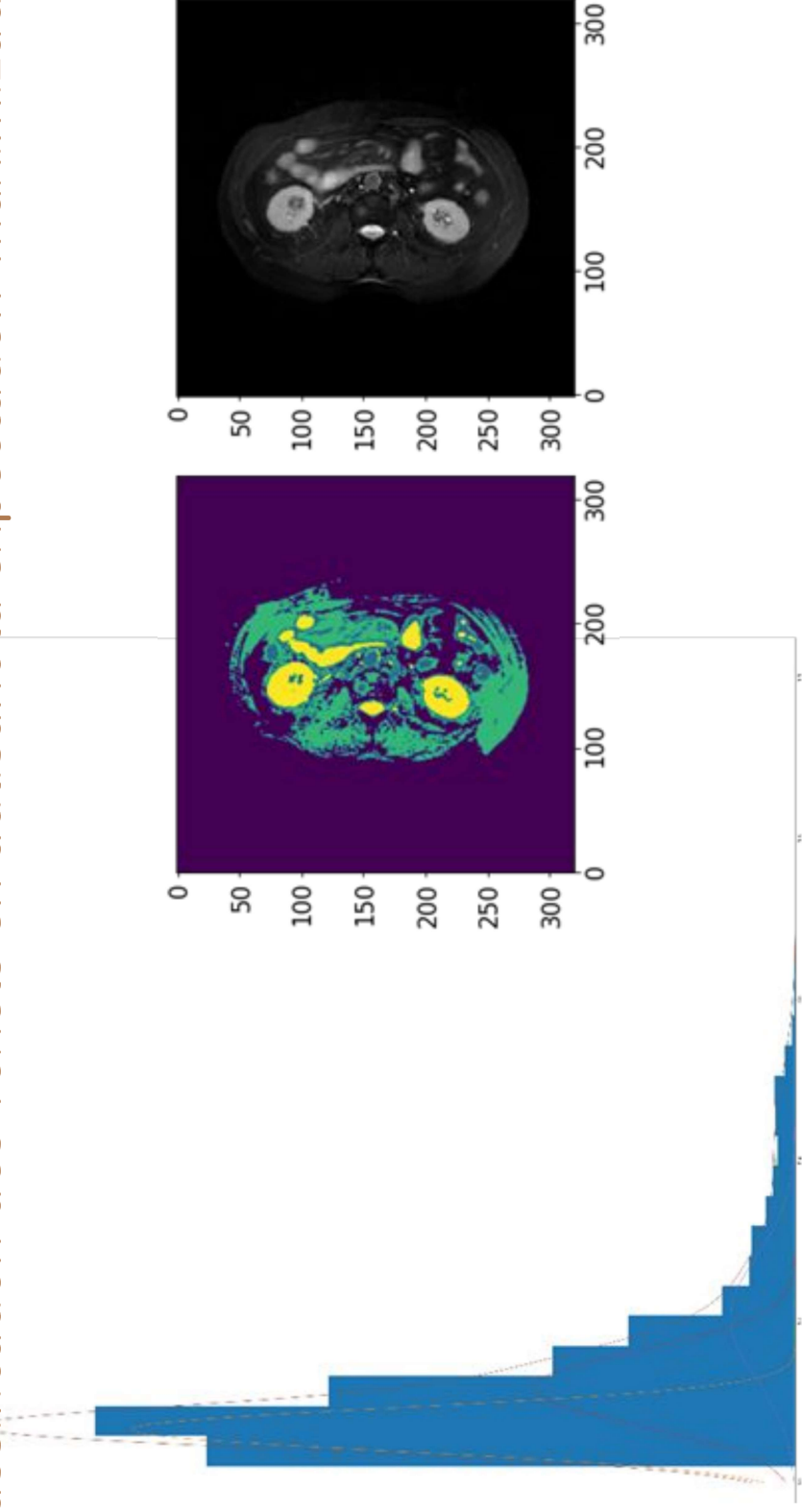
5. Addition de features : Approche bayésienne pour la classification des voxels en utilisant la expectation-maximization



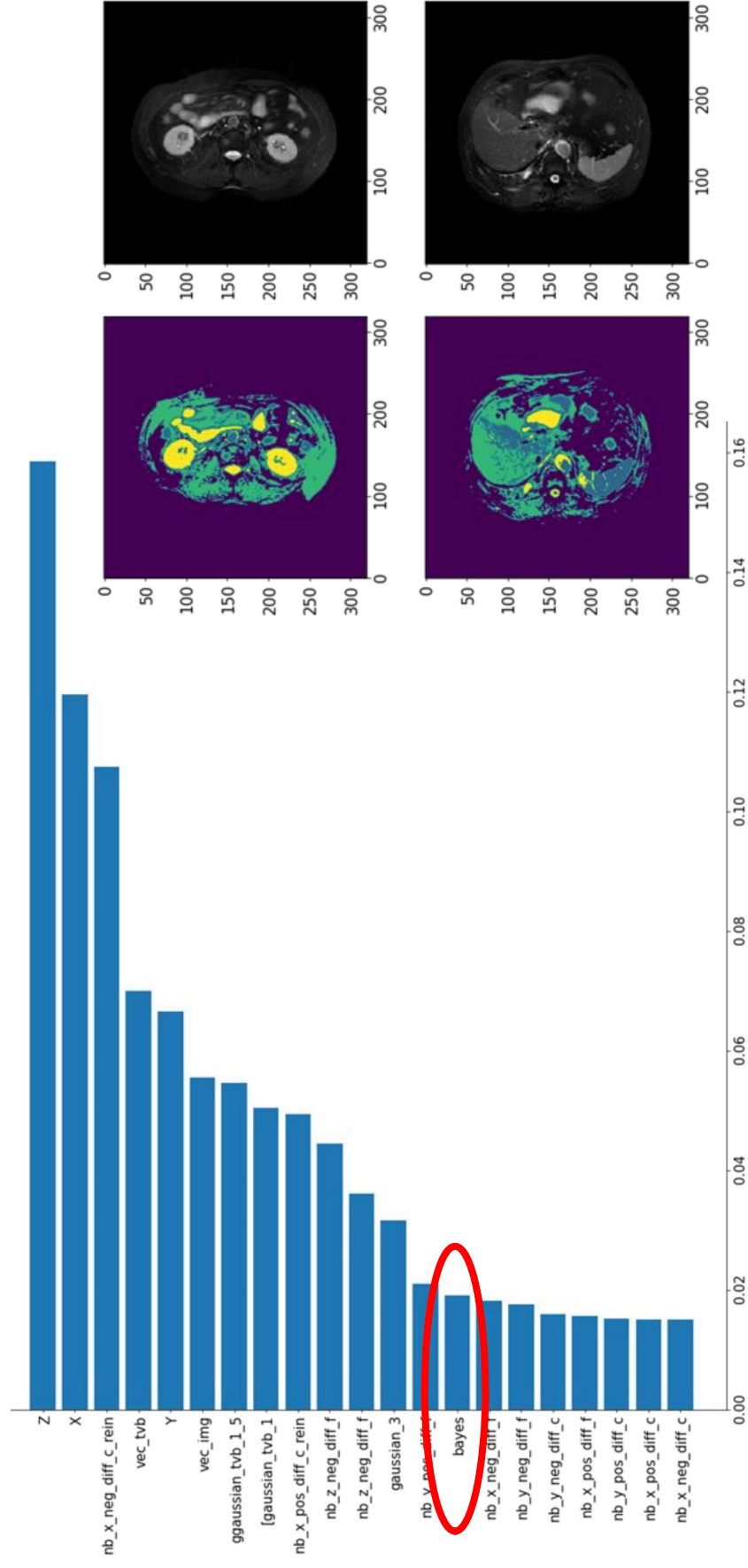
Problème ! Trous dans les segmentations de chaque organe

Avantage : Grand nombre de contours trouvés

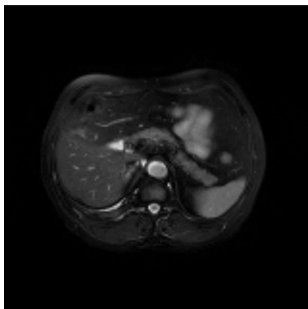
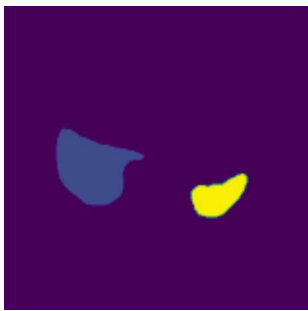
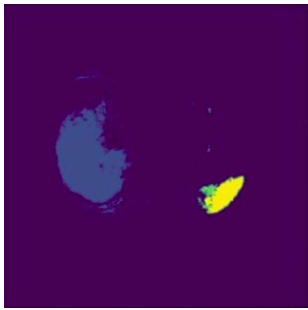
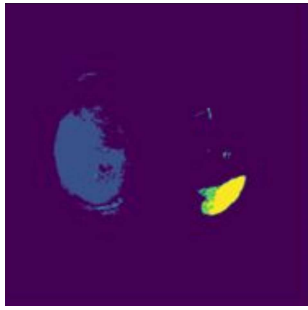
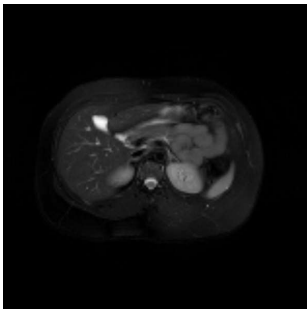
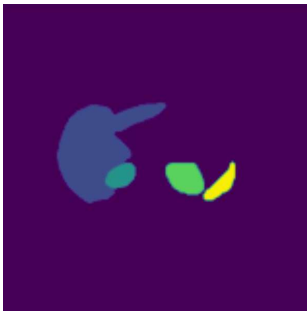
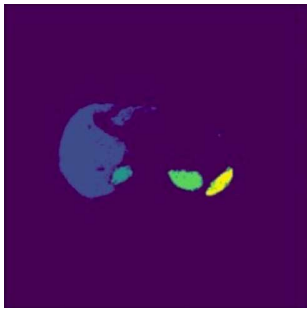

5. Addition de features : Approche bayésienne pour la classification des voxels en utilisant la expectation-maximization



5. Feature Importance: Bayes



5. Résultats avec Bayes

Examen	Masque	Segmentation Sans Bayes	DICE Sans Bayes	Segmentation Avec Bayes	DICE Avec Bayes
#13			 Foie = 86% R.Droit = 53% R.Gauche=45% Rate = 68%	 Foie = 85% R.Droit = 61% R.Gauche=59% Rate = 73%	
#19			 Foie = 90% R.Droit = 54% R.Gauche=45% Rate = 78%	 Foie = 88% R.Droit = 59% R.Gauche=40% Rate = 56%	

Slice = 50 % de la dimension Z

6. Conclusion

L'utilisation de *context rich features* améliore considérablement les résultats.

- Amélioration moyenne de 7,5% dans la segmentation de chaque organe.
- L'augmentation du nombre de features ne garantit pas une amélioration des résultats.
- Importance de **context rich features** dans ce cas :
 - 1) Caractéristiques spatiales
 - 2) Intensité des voxels
 - 3) **Comparer l'intensité des régions où se trouvent les reins**
 - 4) **Comparer des régions voisines**

Bibliographie

- <https://appliedmachinelearning.wordpress.com/2017/03/09/understanding-support-vector-machines-a-primer/>
- <https://www.flaticon.com/>