

Apprentissage pour l'aide au diagnostic en imagerie multi-modalités du cancer

Carole Lartizien

carole.lartizien@creatis.insa-lyon.fr

CREATIS, Lyon, France



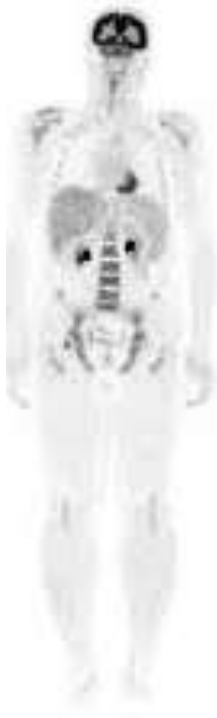
- **Place de l'imagerie médicale dans le diagnostic du cancer**
 - de plus en plus de données...
- **Imagerie médicale et apprentissage pour l'aide au diagnostic**
 - Principe des systèmes d'aide au diagnostic
 - Application en imagerie IRM du cancer de la prostate
- **Quelques enjeux de l'apprentissage pour l'aide au diagnostic**

- **Place de l'imagerie médicale dans le diagnostic du cancer**
 - de plus en plus de données...
- Imagerie médicale et apprentissage pour l'aide au diagnostic
 - Principe des systèmes d'aide au diagnostic
 - Application en imagerie IRM du cancer de la prostate
- Quelques enjeux de l'apprentissage pour l'aide au diagnostic

Détection



IRM



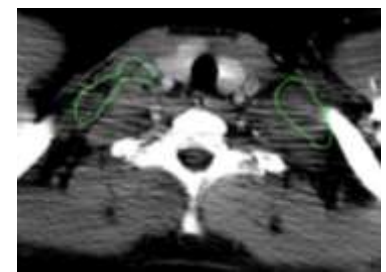
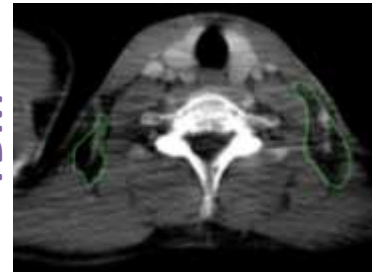
TEP FDG



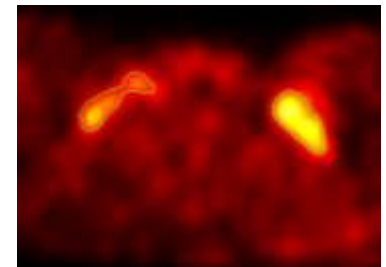
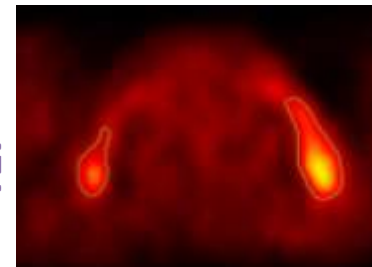
TDM

Discrimination

TDM

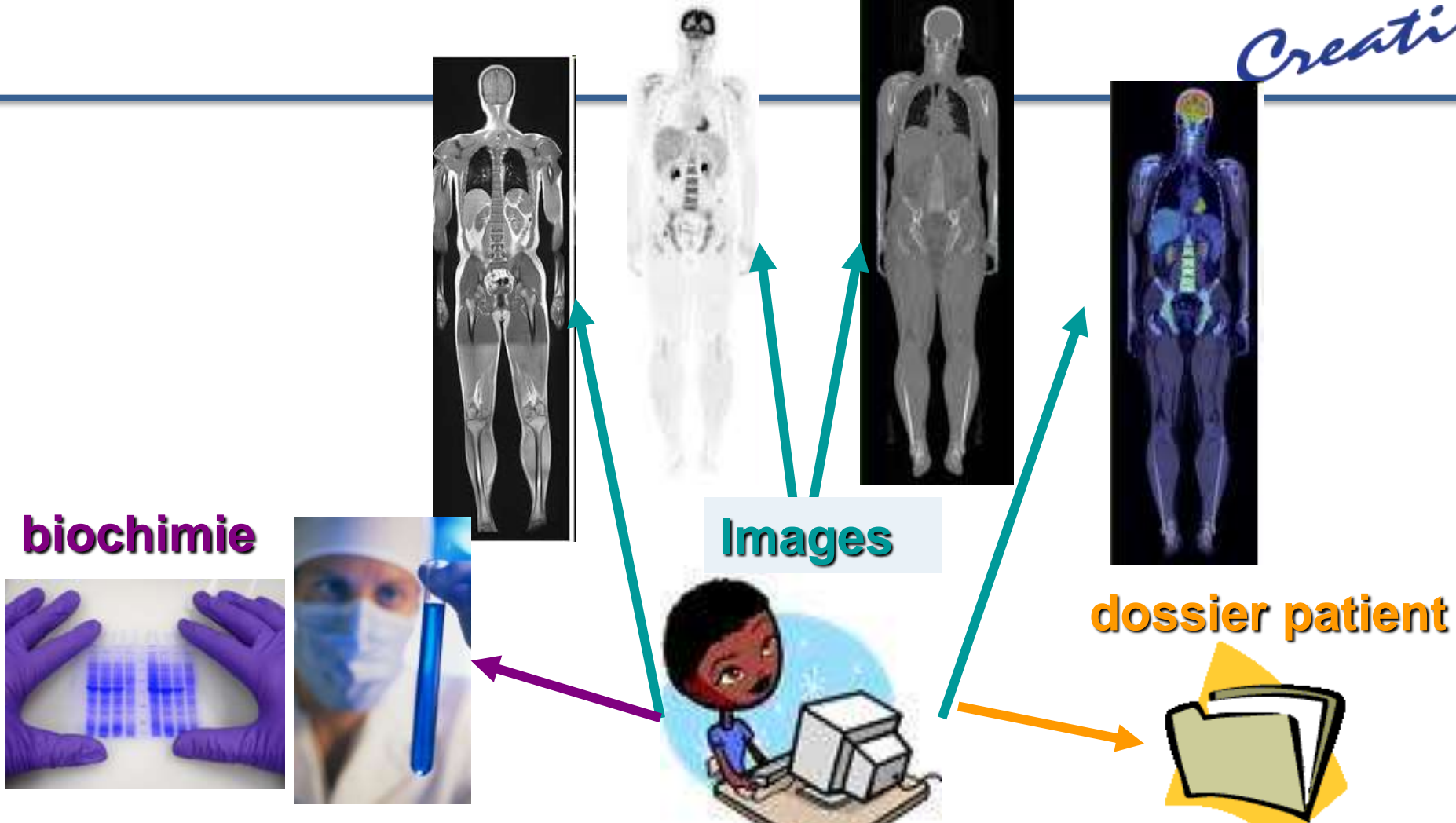


TEP



normal

pathologique

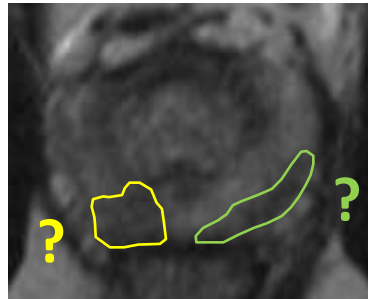


Traitement d'images, extraction de métriques, prise de décision

APPRENDRE à partir de cas connus

- Place de l'imagerie médicale dans le diagnostic du cancer
 - de plus en plus de données...
- **Imagerie médicale et apprentissage pour l'aide au diagnostic**
 - Principe des systèmes d'aide au diagnostic
 - Application en imagerie IRM du cancer de la prostate
- Quelques enjeux de l'apprentissage pour l'aide au diagnostic

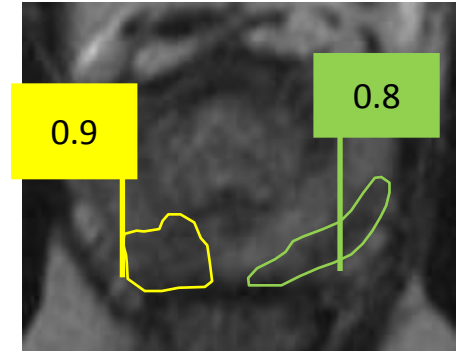
■ Les systèmes d'aide au **diagnostic**



1. Les ROI suspectes sont contourées sur l'image

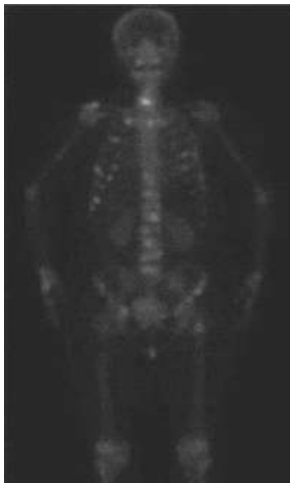


CADx



3. Le CAD retourne un score de malignité pour chaque ROI

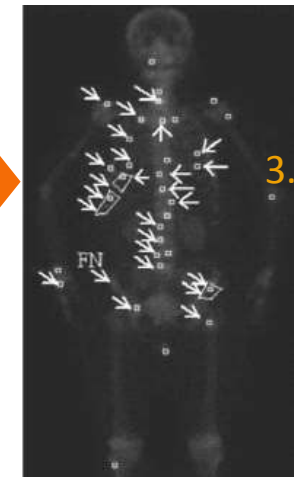
■ Les systèmes d'aide à la **détection**



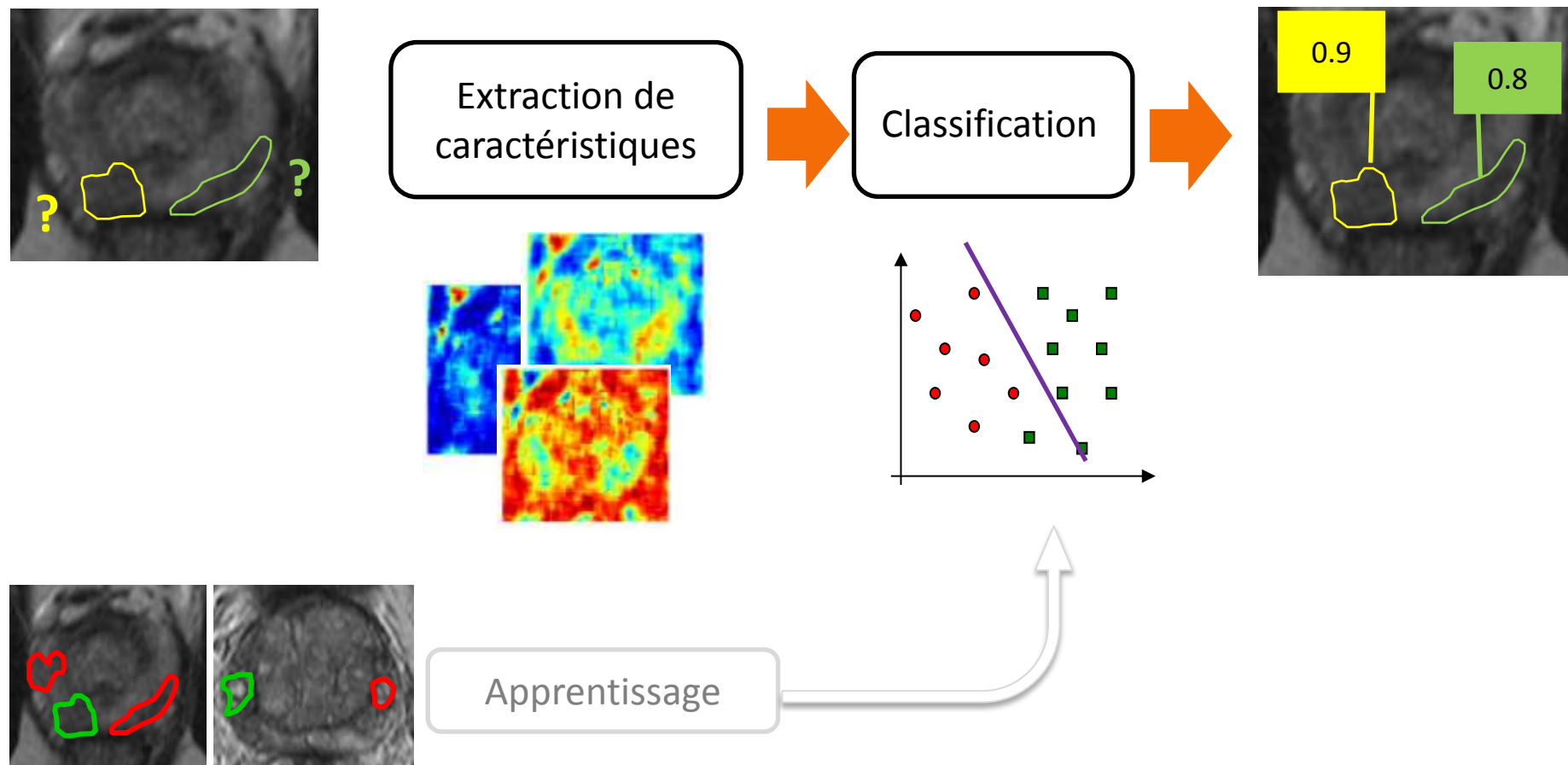
1. Le ou les images sont entrées sans annotation

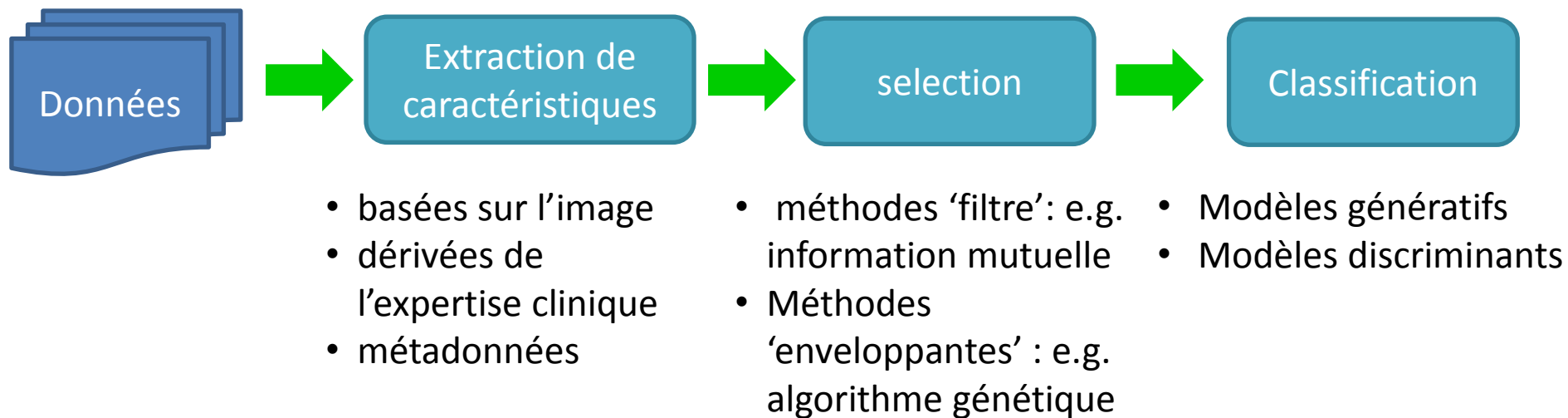


CADe

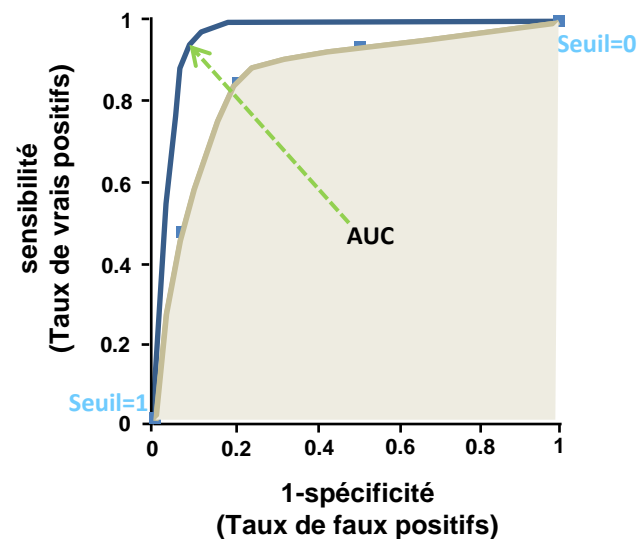


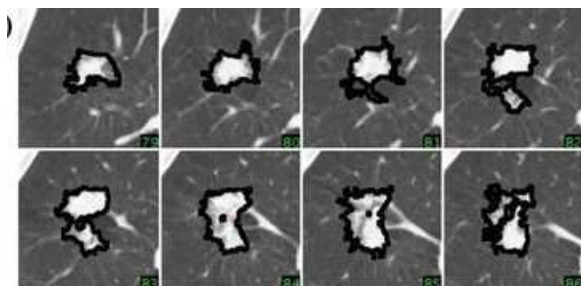
3. Le CAD renvoie une cartographie des zones pathologiques



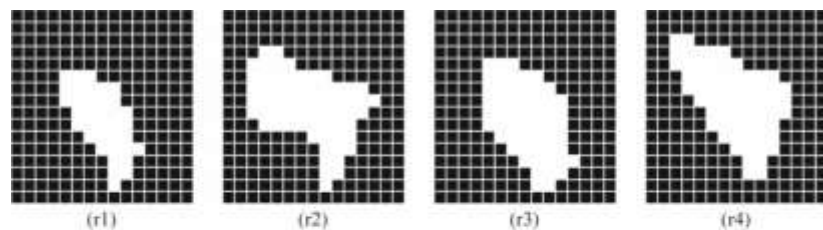


- Optimisation des différentes étapes basée sur une métrique dérivées de l'analyse psychophysique (courbe ROC, sensibilité, spécificité)





**Contourage manuel de lésions pulmonaires
en imagerie TDM**



**Contourage manuel d'une lésion réalisé par
4 experts**

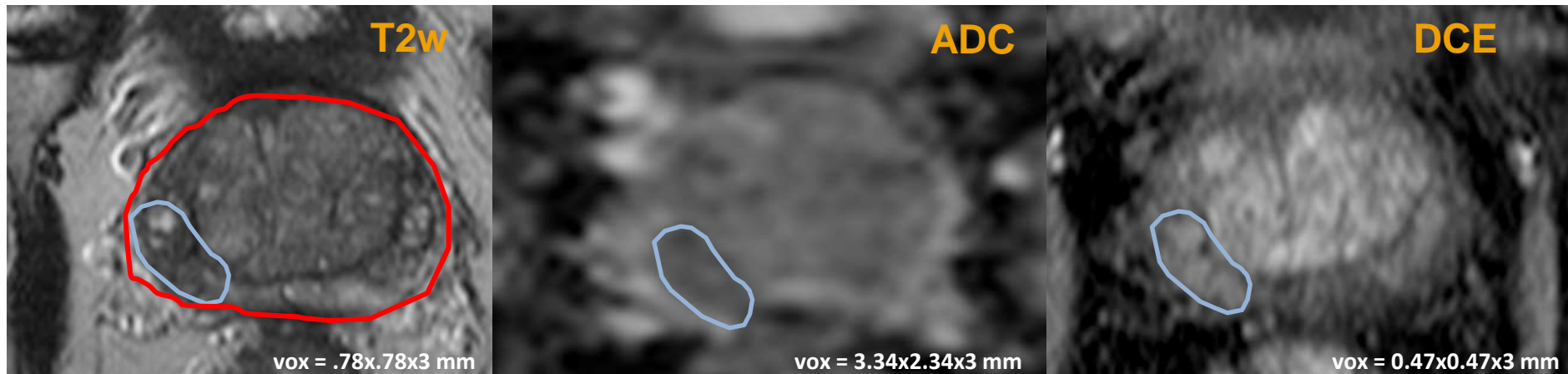
[Biancardi, IJCARS 2010]

- Données hétérogènes, corrélées, bruitées
- Annotations difficilement accessibles: quelle vérité terrain?

- Place de l'imagerie médicale dans le diagnostic du cancer
 - de plus en plus de données...
- **Imagerie médicale et apprentissage pour l'aide au diagnostic**
 - Principe des systèmes d'aide au diagnostic
 - Application en imagerie IRM du cancer de la prostate
- Quelques enjeux de l'apprentissage pour l'aide au diagnostic

Contexte

- Gain de l'IRM multi-séquences démontré pour le diagnostic *in vivo*
- Analyse des données complexe
- grande variabilité inter- et intra-lecteur

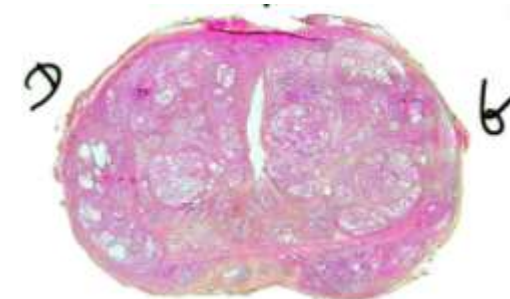


Hyposignal T2 ?

Restriction de la diffusion?

Hyper-vascularité ?

Objectif : Discriminer les lésions cancéreuses des lésions bénignes mais suspectes (adénome, inflammation..)



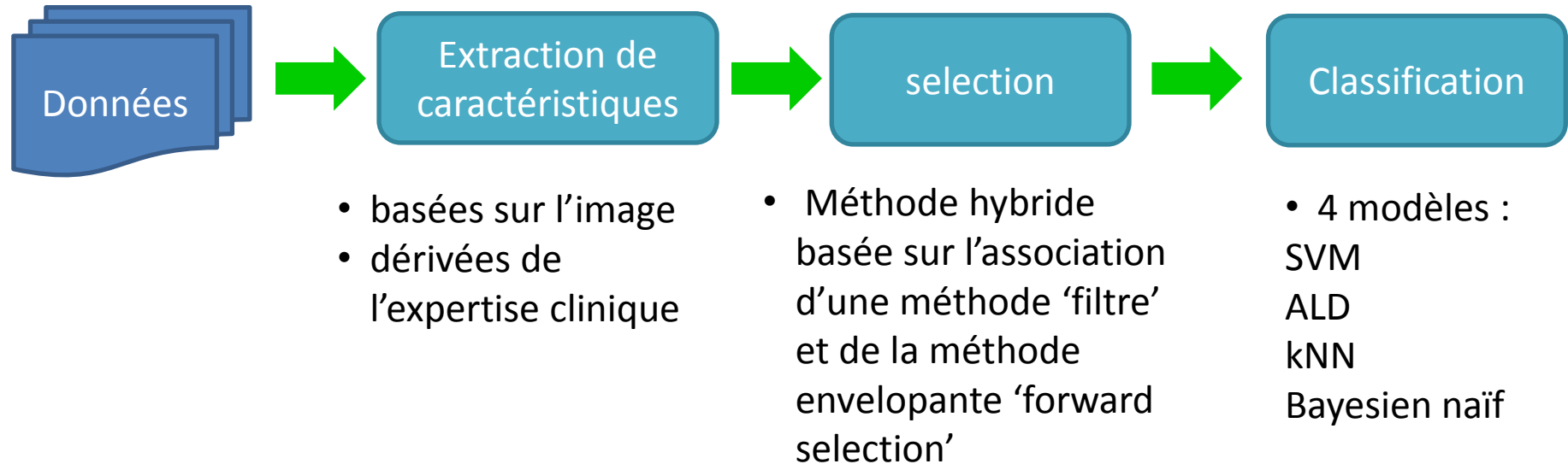
Coupe histologique

Collaboration Pr Olivier Rouvière, HCL, LabTau
Projets INCa: Cartographix (2011-14) et LYRIC (2012-17)
Base de données CLARA-P

Méthode

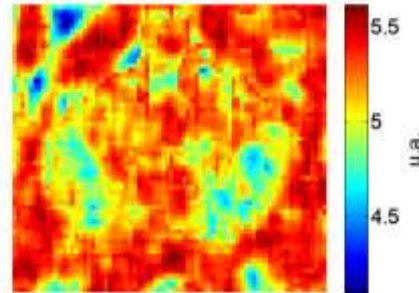
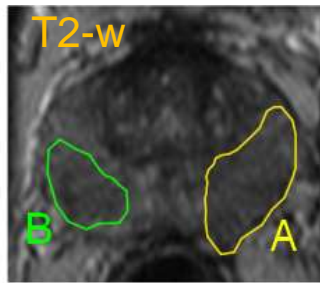
- Extraction et sélection de caractéristiques discriminantes
- Analyse exhaustive de différents schémas de classification (algorithme de classification + série de caractéristiques)

Verrous : Apprentissage sur un faible nombre d'échantillons



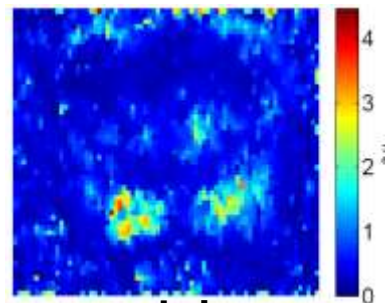
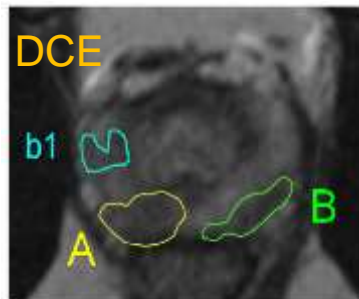
Extraction de caractéristiques

Paramètres de texture



entropie

Paramètres cinétiques semi-quantitatifs



wash-in

- 42 régions d'intérêt (ROI) cancer et 49 ROI bénignes mais suspectes
- Extraction de 117 caractéristiques : statistique 1^{er} et 2nd ordre, gradient, paramètres pharmacocinétiques

[Niaf, PMB 2012]

Performances intrinsèques

	AUC	IC
SVM	0.72	[0.61-0.82]
LDA	0.56	[0.44-0.67]
KNN	0.66	[0.54-0.77]
NBC	0.63	[0.51-0.74]

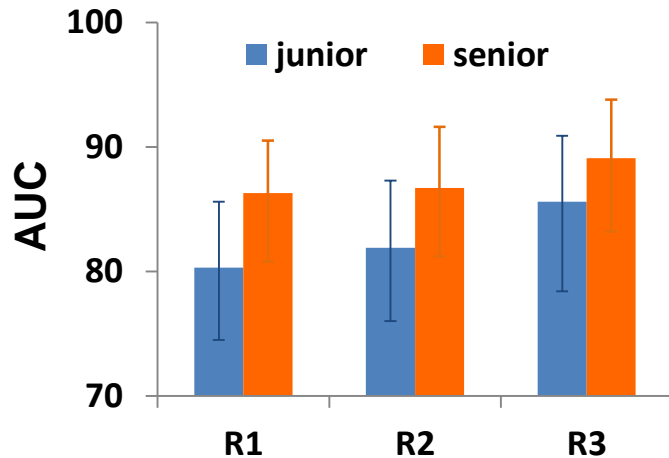
	# caract.	AUC	IC
SVM	15	0.82	[0.73-0.90]
LDA	15	0.75	[0.64-0.84]
KNN	12	0.78	[0.68-0.87]
NBC	4	0.77	[0.66-0.85]

Aire sous la courbe ROC

[Niaf, PMB 2012]

- Performances intrinsèques > état de l'art
- Apport des différentes séquences IRM
- Apport de la sélection d'attributs (dans le contexte de l'apprentissage sur un faible nombre de cas)

Impact sur les performances diagnostiques



- Etude psychophysique sur 12 radiologues
- R1 et R2 : lectures sans CAD
- R3 : lecture avec CAD

[Niaf, Radiology 2014]

Collaboration Service Biostatistiques, HCL, Lyon

Conclusion

- Bonne performance intrinsèque et diagnostique
- Plateau de performance intrinsèque ($AUC \sim 0.8$)

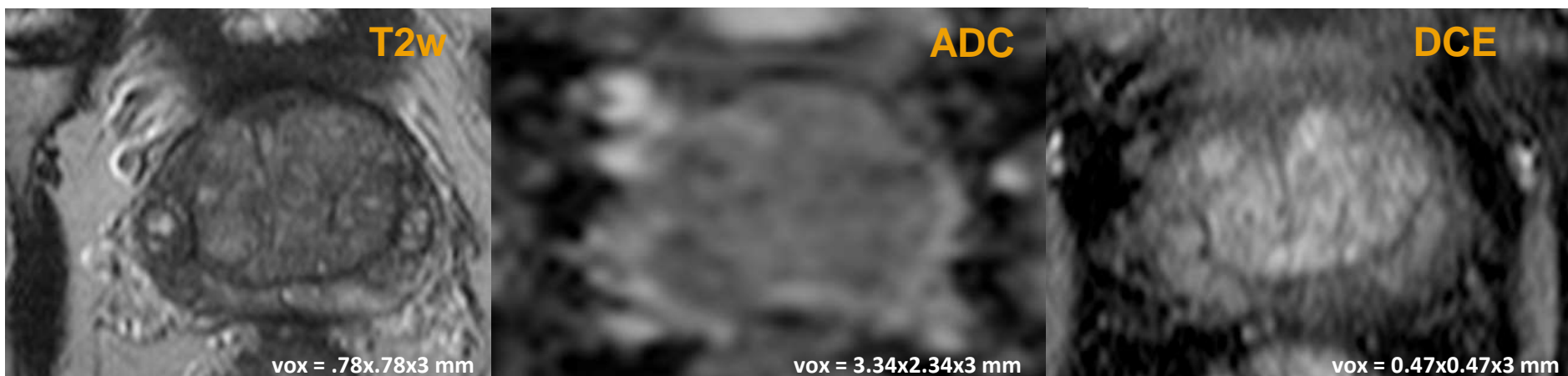
→ Aller au delà des schémas classiques de classification

Objectif : Fournir une carte probabiliste de la pathologie dans l'image

Méthode

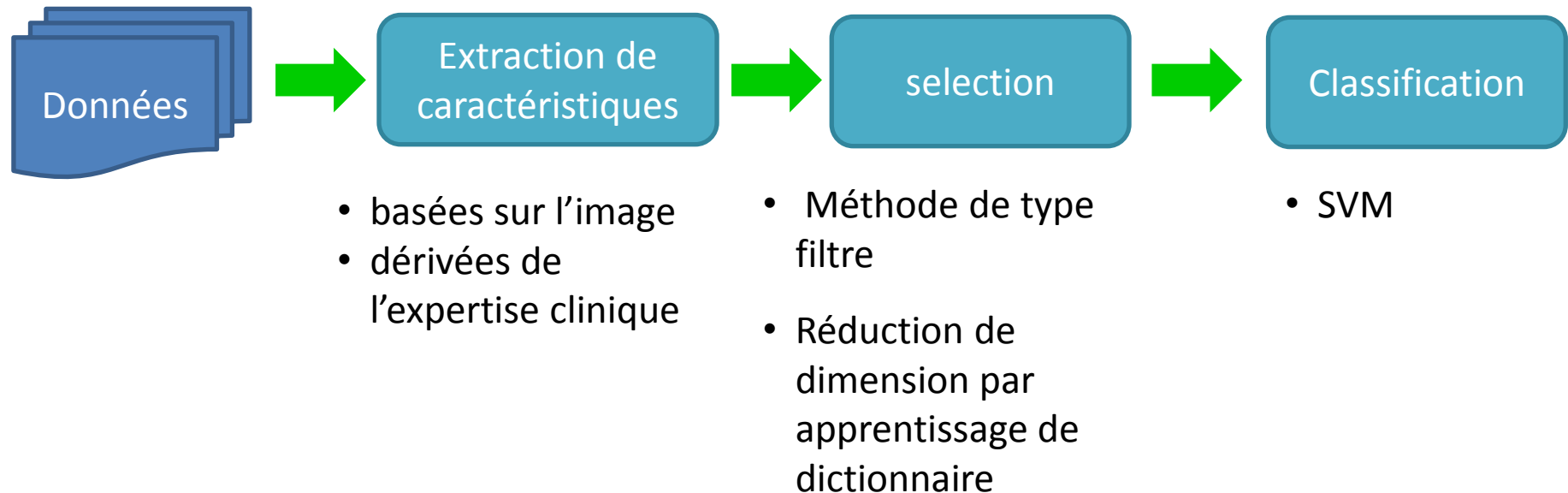
- Extraction et sélection de caractéristiques discriminantes
- Analyse exhaustive de différents schémas de classification

Verrous : Apprentissage sur des masses de données (voxels) déséquilibrées



Collaboration Pr Olivier Rouvière, HCL, LabTau
Projets INCa: Cartographix (2011-14) et LYRIC (2012-17)
Base de données CLARA-P

Choix et contributions méthodologiques



Données

- 42 régions d'intérêt (ROI) cancer, 49 ROI bénignes mais suspectes (NS) et 124 ROIs normales (N)

	N	NS	GS6	GS7	GS8	GS9
voxels (x 10 ^{e3})	360	32	11	34	16	7

Extraction de caractéristiques

- Méthode d'apprentissage de dictionnaire non supervisé et semi-supervisé (Mairal et al, PAMI 2012)

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \sum_{k=1}^K \alpha_i^k \mathbf{d}_k = \mathbf{D} \boldsymbol{\alpha}_i$$

$$\boldsymbol{\alpha}_i \in \mathbb{R}^K$$

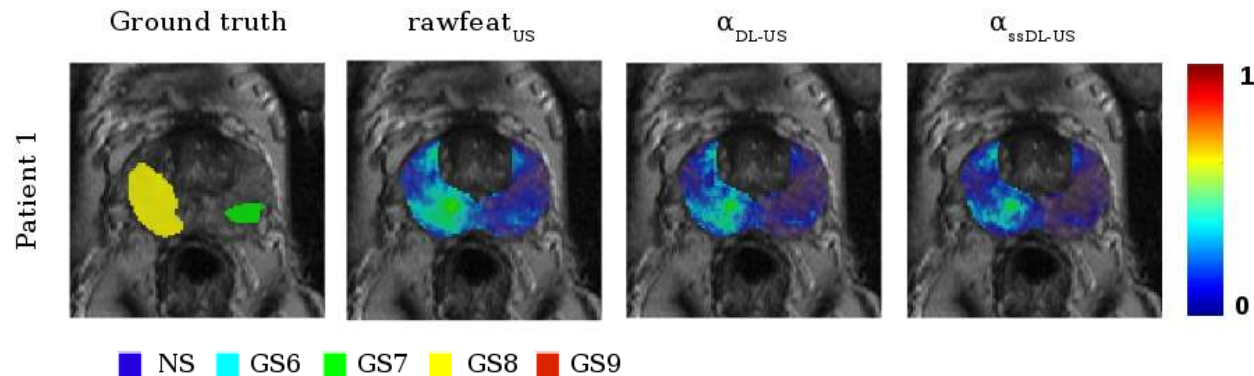
$$\hat{\mathbf{x}}_i \in \mathbb{R}^p$$

$$\min_{\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{p \times K}, \boldsymbol{\alpha}_i \in \mathbb{R}^K} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}_i - \mathbf{D} \boldsymbol{\alpha}_i\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}_i\|_1$$

$$\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^p$$

Résultats

Cartographie du cancer de prostate avec un SVM linéaire



[Lehaire et al, ICIP 2014]
(Collab OCA Lagrange Nice)

Conclusion

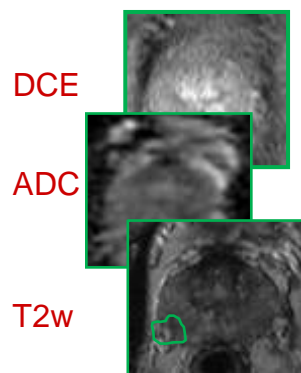
- Bonnes performances intrinsèques
- Prédominance de l'influence non linéarité sur le déséquilibre des classes
- Pas d'amélioration significative de performances avec l'apprentissage de dictionnaire mais réduction de dimension → amélioration des performances calculatoires

Perspectives: Caractérisation in vivo de la pathologie (score d'agressivité..)

- Place de l'imagerie médicale dans le diagnostic du cancer
 - de plus en plus de données...
- Imagerie médicale et apprentissage pour l'aide au diagnostic
 - Principe des systèmes d'aide au diagnostic
 - Application en imagerie IRM du cancer de la prostate
- **Quelques enjeux de l'apprentissage pour l'aide au diagnostic**

Position du problème

- Apprentissage sur des bases de données issues de différents systèmes d'acquisition ou différents protocoles d'imagerie



Données source Ds

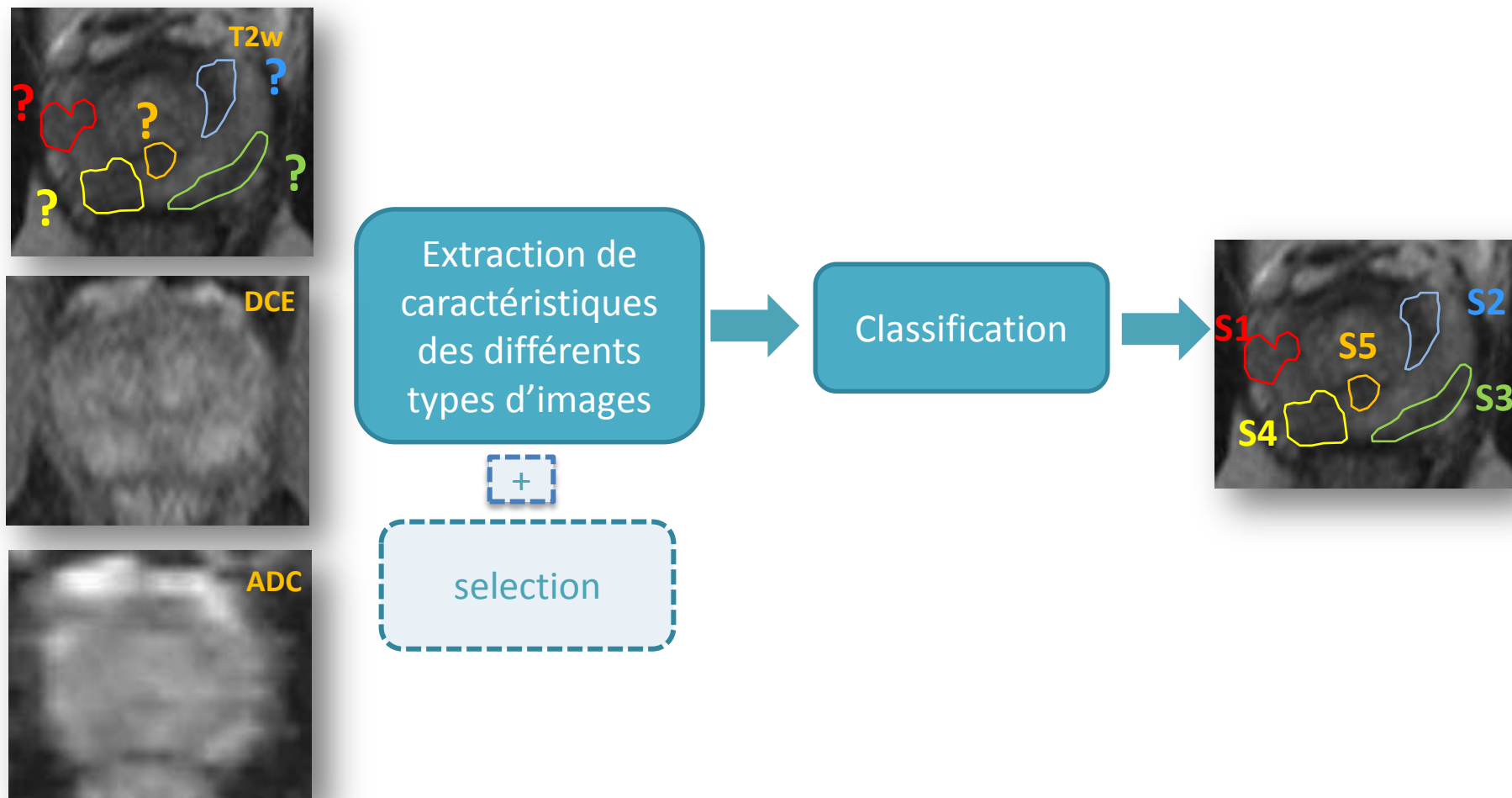


Données cible Dt

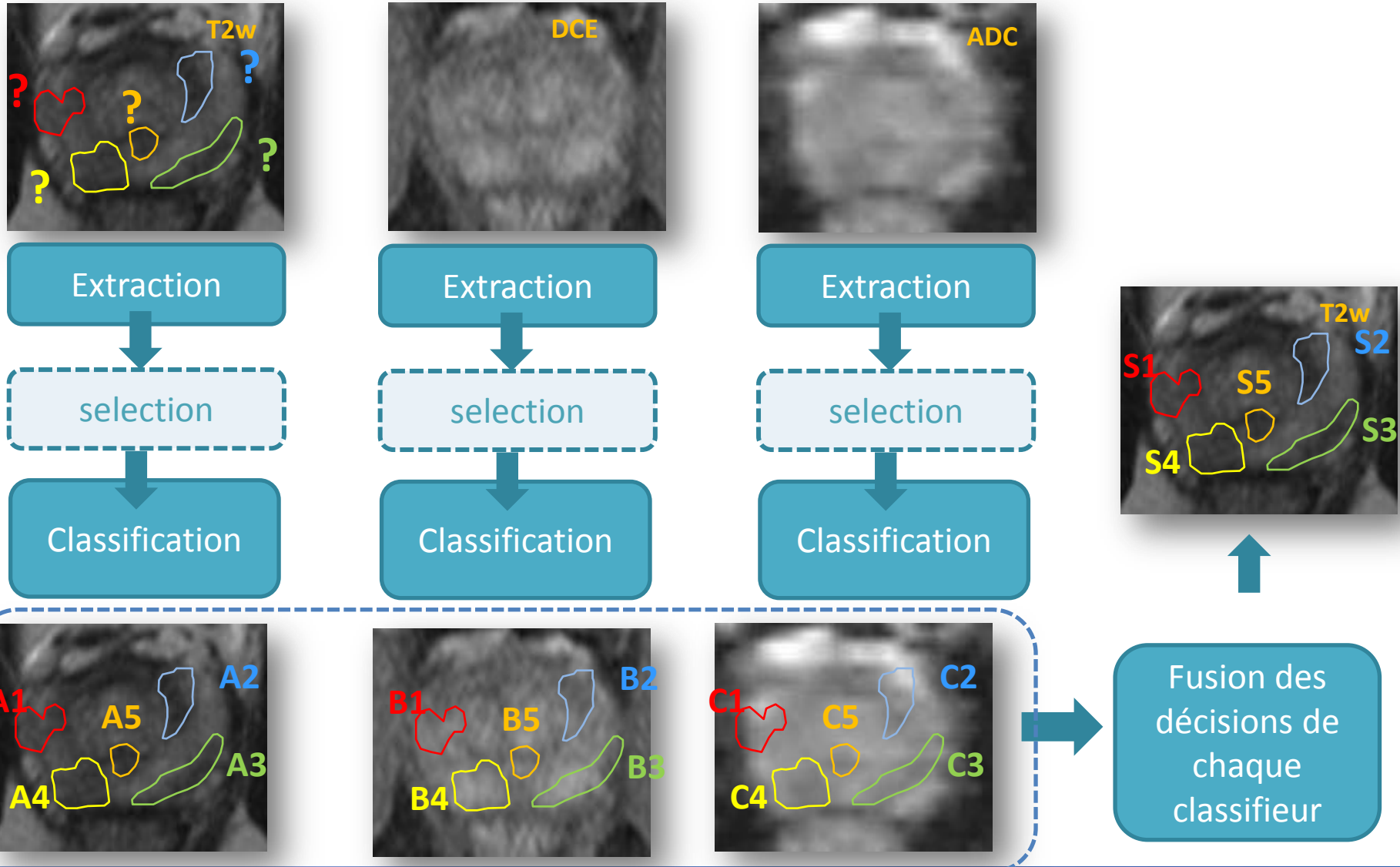
Objectifs

- Ds et Dt ont un nombre suffisant d'exemples d'apprentissage :
 - Améliorer les performances diagnostiques en fusionnant les bases
- Dt contient peu d'exemples d'apprentissage :
 - Adapter le modèle appris sur Ds

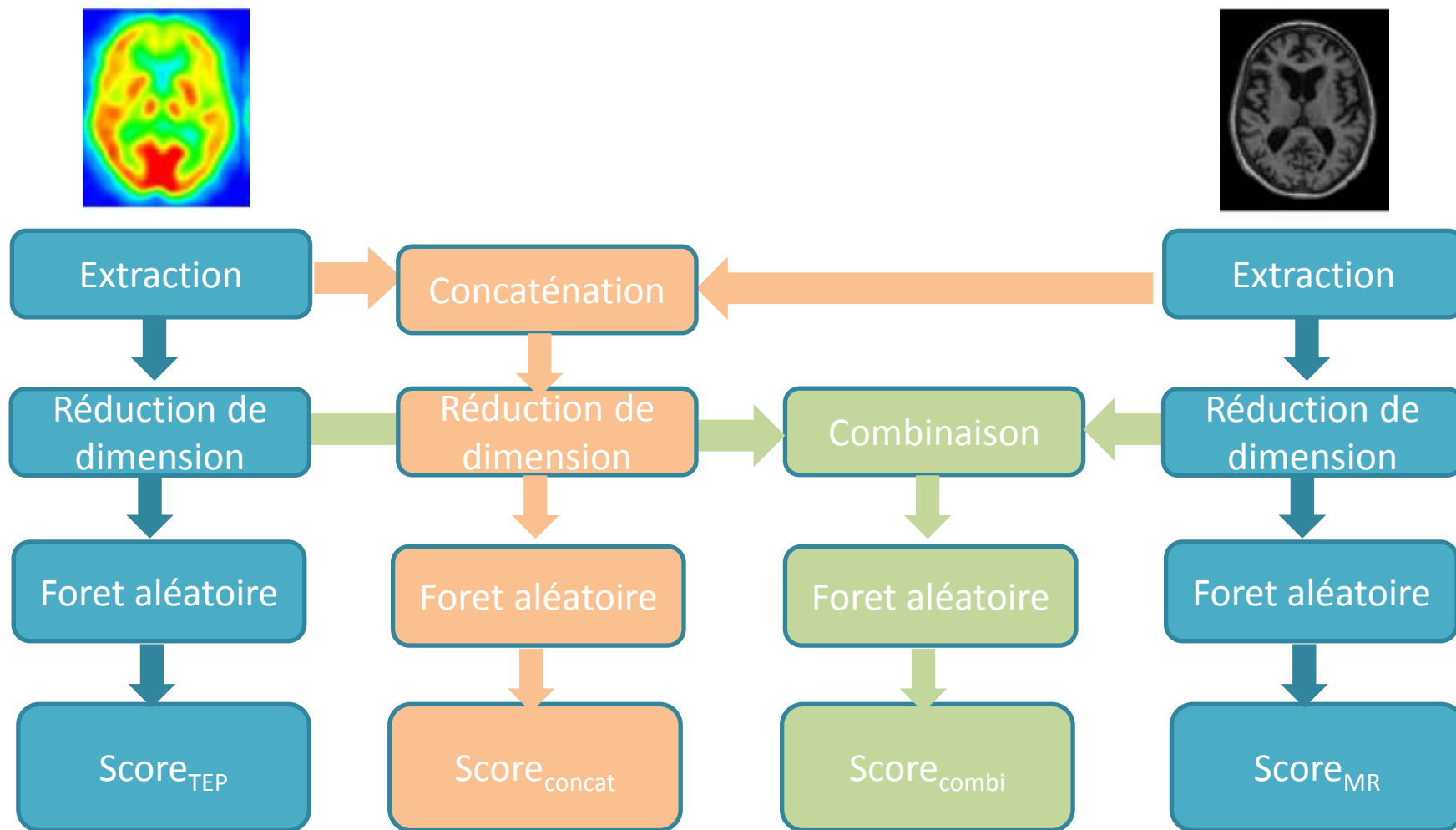
Approche classique



Fusion de décision



Fusion de caractéristiques



[K. Gray, PhD thesis, UCL, London, 2012]

	AD vs. HC		MCI vs. HC	
	MRI	FDG-PET	MRI	FDG-PET
Acc. (%)	87.2 (2.0)	87.8 (2.6)	64.8 (3.0)	65.3 (1.9)
Bacc. (%)	87.2 (2.9)	87.8 (4.0)	65.2 (5.3)	65.3 (3.4)
Sens. (%)	87.5 (3.2)	91.8 (2.9)	64.8 (3.9)	65.3 (2.9)
Spec. (%)	86.9 (2.6)	83.8 (5.1)	65.5 (6.7)	65.2 (3.8)

◀ Avec réduction de dimension

	AD vs. HC		MCI vs. HC	
	Joint embedding	Concatenation	Joint embedding	Concatenation
Acc. (%)	90.0 (2.6)	87.9 (2.6)	75.5 (2.2)	64.3 (2.4)
Bacc. (%)	89.4 (3.6)	87.9 (4.3)	74.7 (3.0)	66.9 (3.9)
Sens. (%)	88.9 (3.4)	92.0 (3.9)	76.9 (3.2)	59.8 (3.2)
Spec. (%)	89.8 (3.8)	83.8 (4.7)	72.4 (4.5)	74.0 (4.6)

◀ Fusion des modalités:
concaténation avant
réduction de dimension
(Score_{concat}) ou après
(Score_{combi})

AD = Alzheimer disease

HC = Healthy control

MCI =mild cognitive impairment

[K. Gray, PhD thesis, UCL, London, 2012]

- Explosion des temps de calcul → Accès à des ressources de calcul distribué

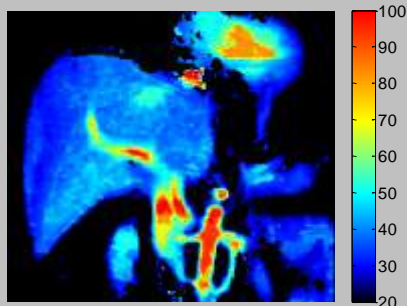
Virtual Imaging Platform

<http://www.creatis.insa-lyon.fr/vip>

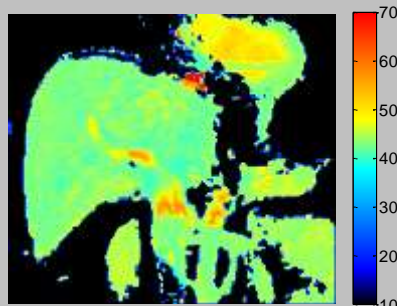


Exemple d'application

Débit artériel
(mL.min⁻¹.100g⁻¹)



Index de perfusion
hépatique (%)

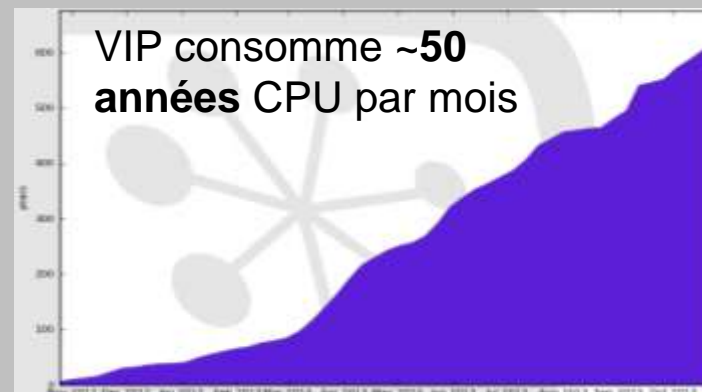


Cartographies des paramètres de perfusion hépatique
1 an de calcul réalisé en 9.5 jours sur la grille EGI

[Leporq, J Med Eng 2013]

Infrastructure

Supported by EGI Infrastructure
Uses biomed VO (most used EGI VO for life sciences in 2013)
VIP accounts for ~25% of biomed's activity



France-Grilles



DIRAC

Utilisateurs



- Place croissante de l'imagerie multimodale dans le diagnostic du cancer
- Apport des méthodes par apprentissage pour l'aide au diagnostic en imagerie du cancer
- Limites des systèmes d'aide au diagnostic basés sur un schéma classique
- Quelques pistes pour adapter les méthodes par apprentissage aux spécificités de l'imagerie médicale