

Rapport bibliographique

Correction du mouvement respiratoire en TEP

Simon Marache-Francisco

Laboratoire CREATIS/LRMN - Philips Medisys

25 octobre 2011



A destination de :

- Jean-Michel Rouet, Philips Medisys
- Carole Lartizien, CREATIS/LRMN
- Rémy Prost, CREATIS/LRMN

Table des matières

I	Introduction	9
II	Imagerie TEP	11
1	Principe Physique	15
1.1	Généralités	15
1.1.1	Détecteur	15
1.2	perturbation trajet du photon	16
1.2.1	Diffusion	16
1.2.2	Déviation	16
1.2.3	Absorbtion	16
2	Déroulement d'une acquisition	17
2.1	2D / 3D	17
2.2	Format des données	17
2.2.1	List-mode	17
2.2.2	Sinogramme	18
3	Algorithmes de reconstruction	19
3.1	Itératifs	19
3.1.1	EM	19
3.1.2	OSEM	19
3.2	Analytiques	19

III Mouvement respiratoire	21
4 Respiration et influence sur les acquisitions TEP/TDM	23
4.1 Mouvement respiratoire	23
4.2 Localisation et Volume	24
4.3 Mesure de l'activité des tumeurs	25
4.3.1 Décalage de la carte d'atténuation	25
4.3.2 Artefacts TEP dûs aux artefacts TDM	26
4.3.3 Déplacement de la tumeur au cours du cycle	26
4.4 Impact du mouvement respiratoire sur la detection	27
4.4.1 Thielemans 2006	28
4.4.2 Chang 2010	29
5 Processus d'estimation du mouvement	31
5.1 Estimation du signal respiratoire	31
5.1.1 Spiromètre	31
5.1.2 Ceinture	31
5.1.3 Basés caméras	32
5.1.4 Techniques basées sur les images TEP	33
5.2 Estimation du champ de mouvement	34
5.2.1 Image TEP 4D	34
5.2.2 Image TDM 4D	36
5.3 Modèle	36
6 Correction du mouvement respiratoire	37
6.1 Introduction	37
6.2 Synchronisation respiratoire	37
6.3 Synchronisation respiratoire avec recalage	40
6.3.1 Estimation du mouvement respiratoire corps entier	40
6.4 Correction pré-reconstruction	41
6.5 Correction pendant la reconstruction	43

6.6	Déconvolution de l'image	45
IV	Evaluation des performances de diagnostique	47
7	Performance des outils de détection	49
7.1	Généralités	49
7.2	Méthodologie ROC - Receiver-Operating Curve	50
7.2.1	Courbes Localization ROC (L-ROC)	52
7.3	F-ROC	53
7.3.1	Courbes Free-ROC	53
7.3.2	Courbes Alternative Free-ROC	54
7.3.3	Comparaison des courbes	54
8	Systèmes de détection	57
8.1	Les CAD en TEP	57
8.2	Types de classification	57
8.2.1	supervisée - méthodologie	57
8.2.2	non supervisée - méthodologie	58
8.3	classifieurs	59
8.3.1	SVM (Séparateur à Vaste Marge)	59
Todo : refSchema	60
8.3.2	LDA	60
8.4	Systèmes humain	60
V	Simulation et base de données (MIC 2011)	63
9	Simulations	65
9.1	principe des simulations	65
9.1.1	monte carlo	65
9.1.2	analytiques	65
9.1.3	MC accélérés	65

9.2	simulateurs disponibles	65
9.3	processus de simulation avec SORTEO	65
9.4	Contribution à SORTEO	65
10	Base de donnée	67
10.1	Présentation	67
10.2	Modèles	67
10.3	données clef	67
VI	Résultats	69
11	Méthodes	71
11.1	Système CAD	72
11.1.1	Vecteur de Caractéristiques	72
11.1.2	Génération de la base d'apprentissage	72
11.1.3	Apprentissage de la Machine à Vecteur de Support (SVM)	74
11.1.4	Génération des sites présumés	74
11.1.5	Règles d'évaluation du résultat	75
11.1.6	Résumé	75
11.2	Optimisation des paramètres du système CAD	77
11.2.1	Paramètres à optimiser	77
11.2.2	Méthodes d'optimisation	78
11.2.3	Mesure de performance de détection	80
12	Analyse des résultats	83
12.1	Optimisation des paramètres	83
12.1.1	Sélection des meilleurs paramètres du classifieur	84
12.1.2	Courbe Free-ROC	89
12.1.3	Comparaison des performances JAFROC	89
12.1.4	Conclusion	90

12.2 Comparaison des performances des différentes méthodes pour la détection des tumeurs pulmonaires	91
12.2.1 Sélection des meilleurs paramètres du classifieur	92
12.2.2 Courbes Free-ROC	93
12.2.3 Comparaison des performances JAFROC	93
12.2.4 Conclusion	93
12.3 Comparaison des performances des différentes méthodes pour la détection des tumeurs hépatiques	97
12.3.1 Sélection des meilleurs paramètres du classifieur	97
12.3.2 Courbes Free-ROC	97
12.3.3 Comparaison des performances JAFROC	99
12.3.4 Conclusion	100
VII Conclusion	103
VIII Bibliographie	105

Première partie

Introduction

Deuxième partie

Imagerie TEP

La Tomographie par Émission de Positons (TEP) est une modalité d'imagerie fonctionnelle utilisant la désintégration d'un traceur radioactif pour mettre en valeur les zones de forte activité métaboliques. Elle est principalement utilisée en imagerie cérébrale, oncologie et cardiologie.

Chapitre 1

Principe Physique

1.1 Généralités

L'imagerie TEP permet de visualiser de manière indirecte les désintégrations de particules survenant dans le corps du patient. Pour cela, on inject un “traceur” contenant une particule radioactive dans le corps du patient. Ce traceur est conçu de manière à se fixer sur les zones du corps que l'on souhaite imager. Pendant toute la durée de l'examen, les particules radioactives vont se désintégrer selon la loi de décroissance radioactive de la formule 1.1.

$$dN = -\lambda N dt \quad (1.1)$$

N représente le nombre de particules radioactives présentes dans le corps du patient. dN représente la variation de ce nombre de particules (le nombre de désintégrations par dt) et λ est une constante dépendant de l'élément radioactif.

Chaque désintégration d'un élément radioactif va déclencher l'émission d'une particule β , aussi appellée positon. En oncologie, on utilise le Fluor ^{18}F qui se désintègre en Oxygène ^{18}O en émettant le positon. Cette particule va parcourir quelques mm avant de s'annihiler avec un électron en émettant 2 photons dans deux directions opposées avec une énergie de 511 KeV.

Ce seront ces photons qui vont être détectés par l'imageur TEP pour reconstituer la position de la désintégration initiale.

1.1.1 Détecteur

Les détecteurs utilisés en TEP sont constitués d'un matériau photomultiplicateur placé devant un capteur. Chaque photon va entraîner un qui va déclencher une émission lumi-

neuse à chaque photon détecté, placé à côté suivi par un détecteur qui va convertir cette émission lumineuse en impulsion électrique.

1.2 perturbation trajet du photon

1.2.1 Diffusion

1.2.2 Déviation

1.2.3 Absorption

Chapitre 2

Déroulement d'une acquisition

2.1 2D / 3D

2.2 Format des données

Les données acquises par une caméra TEP peuvent être stockées sous deux formes principales : Sinogramme et list-mode.

2.2.1 List-mode

Ce format correspond à un enregistrement “brut” des données issues de l’électronique de la caméra.

Ce format de fichier est en fait un enregistrement séquentiel des évènements, dans leur ordre de détection. On peut enregistrer chaque détection indépendamment, ou encore uniquement les coïncidences. Les évènements sont datés, ce qui permet de conserver l’informations temporelles.

Il existe plusieurs formats de fichiers pour le stockage de ces données, notamment le format LMF (List-Mode Format) développé pour le projet ClearPET et le format ROOT développé par le CERN.

L’avantage de ces formats est qu’ils permettent de conserver les informations sur la dynamique de l’acquisition, mais aussi qu’ils permettent le stockage de métadonnées utiles en simulations, notamment le nombre de diffusions, ou de marquer les coincidences fortuites.

2.2.2 Sinogramme

Le sinogramme est une image

Chapitre 3

Algorithmes de reconstruction

3.1 Itératifs

3.1.1 EM

3.1.2 OSEM

3.2 Analytiques

Troisième partie

Mouvement respiratoire

Chapitre 4

Respiration et influence sur les acquisitions TEP/TDM

Le mouvement respiratoire en imagerie TEP engendre plusieurs effets sur les images reconstruites, qui seront détaillés ci-après. Ils occasionnent notamment une diminution de la qualité des images, ce qui peut perturber le travail des praticiens.

4.1 Mouvement respiratoire

Ce mouvement est la succession d'une phase inspiratoire, suivi d'une phase expiratoire. Chacune de ces phases combine plusieurs mouvements élémentaires [servant laval, 2007] :

1. thoracique, avec un déplacement des côtes
2. abdominal, avec un déplacement du diaphragme
3. en cas d'inspiration forcée, action des pectoraux

La figure 4.1 représente 3 instants du cycle respiratoire utilisé dans le NCAT, un modèle de corps humain respirant. On voit clairement tous les effets présentés précédemment, notamment le relèvement des côtes et du sternum à l'aides des guides présents sur les images.

La variabilité inter et intra-patient de ce mouvement est très importante : le volume d'air inspiré peut varier de 500mL à 1200mL selon que la personne a une respiration normale ou profonde. Pour ces deux extrêmes, la fréquence respiratoire varie de 5 cycles/min. à 20 cycles/min. [Sherwood, 2006].

Or une acquisition TEP a une durée de plusieurs minutes par lit, ce qui amène à la reconstruction d'une image dégradée, notamment au niveau de la localisation de la tu-

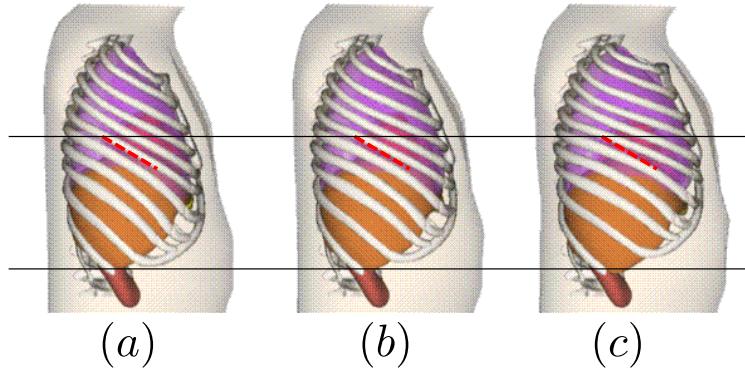


FIG. 4.1: Modèle de mouvement intégré dans le fantôme NCAT. La ligne pointillée rouge sert de référence pour la position d'une des côtes du modèle en expiration. L'image (a) correspond à l'expiration complète, et la (c) à la fin de l'inspiration. (b) correspond à un instant intermédiaire du cycle.

meur, de son activité mesurée et, par extension, de sa détection. De la même manière, des artefacts apparaissent au niveau des zones de forts mouvement dans les images TDM, lorsque les organes bougent pendant une rotation du capteur.

Je vais tout d'abord introduire les effets visibles sur les images, puis je m'attarderai sur les mesures quantitatives utilisés pour mesurer l'apport de la correction du mouvement sur les tumeurs. Ensuite, je détaillerai les publications utilisant des critères pouvant être assimilés à de la détection.

4.2 Localisation et Volume

La localisation et le volume des tumeurs peuvent être modifiés par le mouvement engendré par la respiration (voir figure 4.2). D'après [Lamare et al., 2007a], réalisé sur des simulations monte-Carlo à l'aide du logiciel de simulation Geant4[Jan et al., 2004] en utilisant le modèle NCAT[Segars, 2001], la largeur à mi-hauteur des lésions peut être modifiée de 48% (équation 4.1 : Percent relative difference) dans le cas d'une lésion de 7mm de diamètre dans la partie basse du poumon. L'imprécision axiale sur le positionnement de la tumeur peut atteindre 9% dans les mêmes conditions.

$$\%PRD = \left| \frac{Image\ non\ corrigée - Image\ de\ référence}{Image\ de\ référence} \right| \quad (4.1)$$

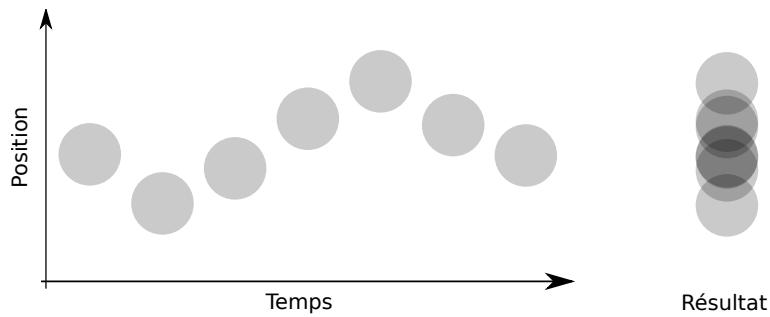


FIG. 4.2: *Effet du déplacement d'une tumeur sur les données acquises. La position de la tumeur change en fonction du temps, ce qui provoque l'acquisition d'une tumeur équivalente présentée à droite.*

4.3 Mesure de l'activité des tumeurs

Le contraste des tumeurs par rapport au fond est un critère important pour déterminer la malignité des tumeurs [Dimitrakopoulou-Strauss et al., 2002, Krak et al., 2005]. Mais ce contraste joue aussi un rôle important sur la détectabilité de la tumeur en facilitant sa détection, comme nous allons le voir ci-après.

L'activité peut être influencée par la respiration de deux manières : par un mauvais ajustement de la carte d'atténuation, et par le moyennage de la position de la tumeur.

4.3.1 Décalage de la carte d'atténuation

La carte d'atténuation utilisée pour corriger les images reconstruites est basée sur une image TDM prise à un instant donné du cycle. Or l'atténuation de la zone correspondant à une tumeur peut être différente de celle du tissus environnant.

D'après l'étude [Erdi et al., 2004] réalisée sur cinq patients, on peut observer des variations très importante de SUV_{max} (voir eq. 4.2) sur les images TEP reconstruites. L'étude a été réalisée sur 5 patients totalisant 8 lésions. L'acquisition TDM 4D a été synchronisée sur le mouvement d'un dispositif placé sur l'abdomen du patient. Ce dispositif était constitué 2 marqueurs réfléchissant les ondes Infra-rouge, placés dans le champ de vue d'une caméra. Les données synchronisées acquises en TDM 4D ont été utilisées pour générer un cycle de 10 images TDM qui ont été adaptés comme carte d'atténuation pour la reconstruction des images TEP.

Les données TEP reconstruites à partir des 10 images ont montré de grande différences en terme de SUV selon l'instant du cycle à partir duquel les lésions ont été extraites. Ces variations allant jusqu'à 24% pour une lésion ($19.8mm^3$ dans l'espace médiastinal) entre une reconstruction TEP réalisée à partir d'une image TDM de fin d'expiration et une image TDM de fin d'inspiration. En recherchant la variation la plus grande sur l'ensemble

du cycle (en non pas en se limitant aux extrêmes), la variation peut atteindre 30%.

La figure 4.3 présente la variation de SUV_{max} en fonction de la phase de utilisée pour la reconstruction.

$$\% \text{ variation } SUV_{max} = 100 \times \frac{|SUV_1 - SUV_2|}{(SUV_1 + SUV_2)/2} \quad (4.2)$$

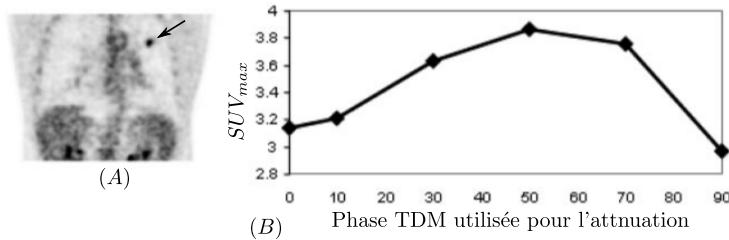


FIG. 4.3: A) Représente une vue coronale d'un patient avec une lésion clairement visible en haut à droite (flèche noire). Le graphique B) représente le SUV_{max} observé sur les images reconstruites en fonction de l'image TDM utilisée pour la reconstruction. Le nombre en abscisse représente la position dans le cycle respiratoire en pourcentage

4.3.2 Artefacts TEP dûs aux artefacts TDM

On peut voir sur les images de la figure 4.4 des artefacts présents sur les images TDM utilisées pour la correction d'atténuation. Ces artefacts proviennent de la manière dont les images sont acquises : la caméra tourne autour du sujet dans un mouvement hélicoïdal, et l'algorithme de reconstruction va ensuite utiliser les acquisitions pour reconstruire une image complète. Or en cas de respiration rapide, des incohérences peuvent survenir quand le mouvement du diaphragme est plus important que celui de la caméra. Ce type d'artefacts peut créer des incohérences dans les images TEP reconstruites.

4.3.3 Déplacement de la tumeur au cours du cycle

Le mouvement respiratoire va avoir pour effet de déplacer la tumeur pendant l'acquisition, ce qui va moyennner la quantité de radioactivité sur l'ensemble du cycle, comme indiqué sur la figure 4.2. Si le déplacement de la tumeur est suffisamment grand par rapport à son diamètre, la réduction de radioactivité va être importante.

L'étude [Boucher et al., 2004] montre que sur des fantomes, un déplacement d'une source radioactive de 6mm sur un cycle respiratoire moyen entraîne une sous-estimation de l'activité maximale de la tumeur de 41% pour une lésion de 1.2mL et de 21% pour une sphère de 19.4mL.

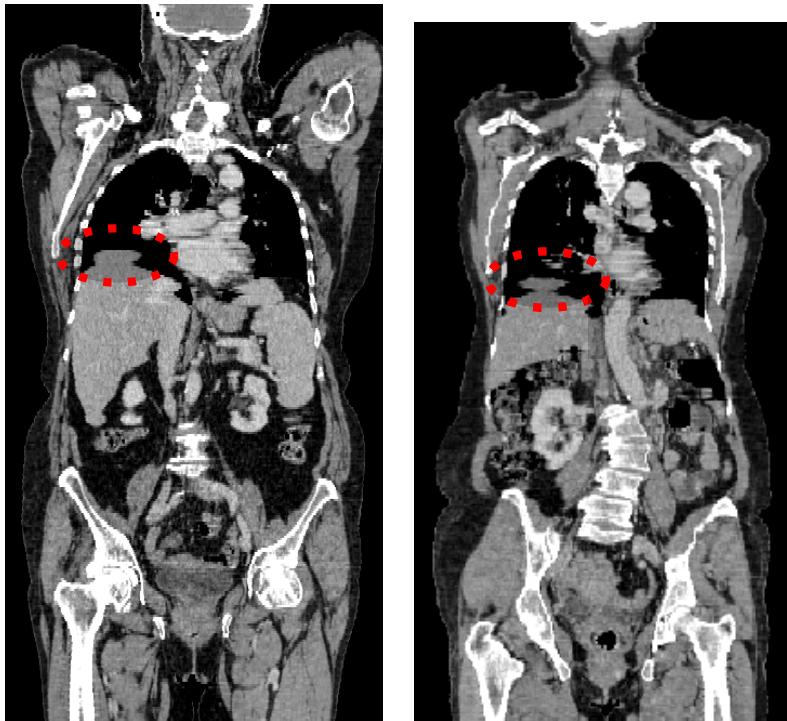


FIG. 4.4: Artefacts présents sur des images TDM utilisées pour la correction d'atténuation

4.4 Impact du mouvement respiratoire sur la détection

Peu de travaux ont été réalisés sur l'impact du mouvement respiratoire sur la détection des tumeurs. Globalement, les critères utilisés sont principalement des mesures orientées sur quantification des lesions (SUV_{max} , profils de lesions, ...). Très peu d'articles utilisent des critères orientés détection tels que les observateurs.

Voici une liste des critères utilisés dans différentes publications pour évaluer la performances d'algorithmes de correction du mouvement respiratoire :

1. SUV_{max} , contraste : [Chang et al., 2010] [Lamare et al., 2007b] [Nehmeh et al., 2002] [Detorie and Dahlbom, 2008]
2. Line profile : [Chang et al., 2010] [Thielemans et al., 2006] [Lamare et al., 2007b]
3. Volume et position de la lésion : [Chang et al., 2010] [Lamare et al., 2007b] [Nehmeh et al., 2002]
4. Rapport signal sur bruit (SNR) : [Chang et al., 2010]
5. Observateur de Hotelling (CHO) : [Thielemans et al., 2006]

Comme on peut le voir, les deux seuls critères qui pourrait s'approcher d'une étude sur la détection sont le SNR et le CHO, mais ils sont largement sous-représentés.

Je vais me concentrer sur les deux publications qui utilisent un observateur, et présenterai les résultats des autres publications dans la partie suivante.

Un autre document par rahmim arman [Rahmim et al.,] propose d'utiliser le CHO pour évaluer l'amélioration de la détection des défauts dans de l'imagerie cardiaque corrigée du mouvement respiratoire. Ce document n'a pas encore donné lieu à publication.

4.4.1 Thielemans 2006

Dans sa publication, Thielemans [Thielemans et al., 2006] utilise le CHO [Barrett et al., 1993] dans le cas où le signal (activité des lésions) et le fond sont connus (activité du poumon). Cet observateur est un classifieur linéaire, utilisé en conjonction avec des informations fréquentielles.

Cependant ils utilisent le CHO uniquement sur des lésions de fort diamètre et contraste (13mm de diamètre et contraste de 4.25 :1, sur des simulations analytiques). Les résultats présentés (fig. 4.5) montrent une amélioration du score pour les méthodes de correction de l'ordre de 50% dans certains cas.

Mais il est difficile d'évaluer de manière précise l'apport des méthodes de détection à l'aide de ces seuls "scores" car ce sont des résultats qualitatifs.

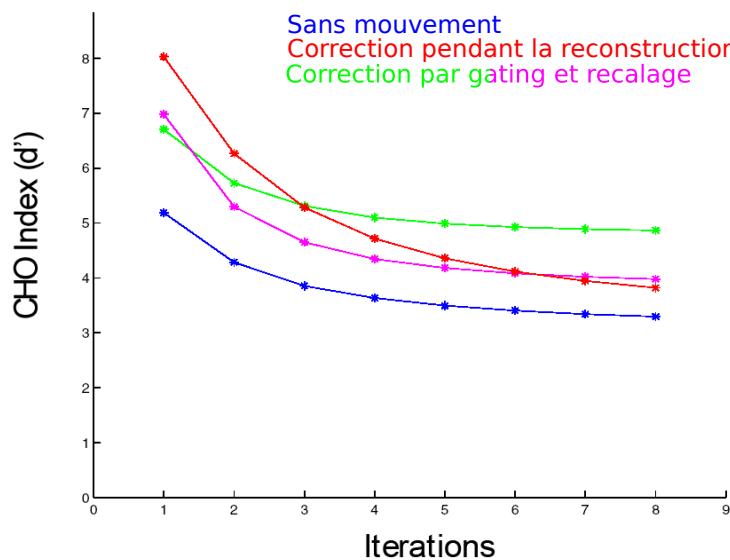


FIG. 4.5: Index de CHO pour différents techniques de correction du mouvement respiratoire en fonction du nombre d'itérations. La méthode utilisant le gating est comparée avec une méthode évolution présentée dans le document.

4.4.2 Chang 2010

Cette publication est une implémentation clinique d'un système de découpage automatique du signal respiratoire par amplitude. Elle est basée sur 13 patients totalisant 21 tumeurs du poumon. Le signal respiratoire est acquis à l'aide d'un dispositif propriétaire (Anzai AZ-733V) basé sur une ceinture abdominale avec capteur de pression. Seuls les données TEP acquises autour d'une amplitude pré-sélectionnée (+/-10% de l'amplitude correspondant à l'acquisition TDM) sont utilisées pour la reconstruction des images corrigées.

Le jeu d'images "témoin", non corrigées, est réalisé en extrayant des données acquises la même quantité de données que pour les images corrigées, mais sans synchronisation.

L'auteur compare le SUV_{max} , SUV_{moyen} , Rapport Signal/Bruit (SNR) et volume apparent de la lésion pour les deux jeu d'images. Le volume de la lésion et le SUV_{moyen} sont calculés sur une région d'intérêt correspondant à 40% du SUV_{max} de la lésion. Le SNR est calculé en divisant le SUV moyen de la tumeur par l'écart-type d'une zone d'intérêt dans le poumon, dont la taille ni la localisation ne sont précisées.

Les résultats présentés montrent une amélioration importante des valeurs du SNR pour les images corrigées du mouvement par rapport aux images témoin. En moyenne, cette augmentation est de 26.3%, mais deux tumeurs sur les 21 de l'étude voient leur SNR augmenter de plus de 66%.

Il est étonnant de constater que les mesures de SUV_{max} et SUV_{moyen} voient leurs valeurs augmenter respectivement de 26.8% et 26%, ce qui est tout à fait semblable avec l'augmentation de SNR. Cependant, les valeurs individuelles d'amélioration pour chaque tumeur ne montrent pas de corrélation.

Il est intéressant de constater qu'il y a un point où le SNR diminue de 3.4%, mais que le SUV_{max} et le SUV_{moyen} augmentent tout de même de presque 18%. Cela semble indiquer une erreur car le SUV de la zone d'intérêt n'est pas censé changer de manière importante.

Chapitre 5

Processus d'estimation du mouvement

5.1 Estimation du signal respiratoire

Le signal respiratoire est une grandeur qui permet de positionner le cycle entre la fin d'inspiration et la fin d'expiration. Il est habituellement fourni par des capteurs externes qui génèrent un signal qui sera corrélé avec la respiration. Cela permet de faire correspondre les données acquises par un imageur avec une phase particulière du mouvement respiratoire.

5.1.1 Spiromètre

Le spiromètre est un capteur externe placé sur la bouche du patient et qui permet de mesurer les déplacements d'air dans le système respiratoire [Guivarc'h et al., 2004a]. Les spiromètres mesurent un débit ou un volume d'air inspiré/expiré (voir illustration figure 5.1). A partir de l'une des grandeurs, il est possible d'estimer l'autre facilement. L'avantage du spiromètre est qu'il permet d'accéder à une mesure caractérisant directement la respiration du patient, et n'est pas sujet à des perturbations externes (mouvements involontaires par exemple). Par contre cela demande un appareillage qui peut être assez invasif pour le patient.

5.1.2 Ceinture

Pour mesurer le signal respiratoire, il est possible d'utiliser un capteur qui va mesurer le périmètre du thorax. L'extension de cette ceinture va correspondre aux mouvements de la cage thoracique et de l'abdomen pendant la respiration du patient. C'est une mesure indirecte de l'amplitude du mouvement respiratoire utilisée couramment en routine clinique.

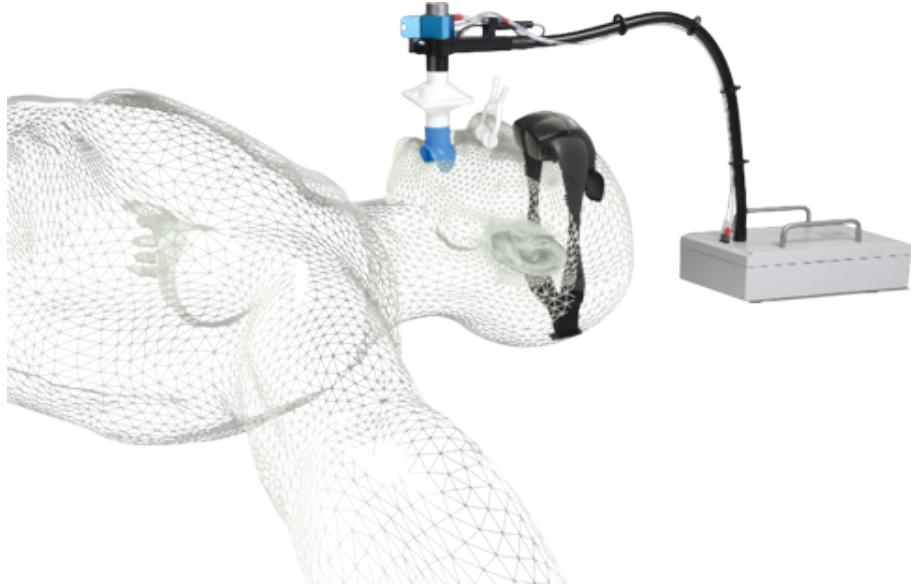


FIG. 5.1: spiromètre Syn'r : on peut voir le système de mesure de la respiration ainsi qu'un système de moniteurs implantés dans les lunettes pour aider le patient à contrôler sa respiration

Différentes technologies existent pour mesurer cette informations (RespiTrace R250 de Studley. Data Systems, Respiratory Belt Transducer de ADInstruments, ...). Elles sont basées sur plusieurs effets (résistif, inductif...) et ont l'avantage d'avoir un faible coût et de ne pas perturber le patient.

Bien qu'elles puissent être influencée par les mouvements involontaires du patient, il a été montré dans [Guivarc'h et al., 2004b] que les données acquises selon les méthodes par respiromètre et par ceinture sont équivalentes.

5.1.3 Basés caméras

Des caméras peuvent être utilisées pour estimer le mouvement respiratoire. Une des techniques consiste à utiliser des informations surfaciques en reconstruisant en 3D certaines parties du corps à l'aide de plusieurs caméras (avec ou sans marqueurs) ou de caméra temps de vol. Cela permet d'avoir plus d'informations sur la respiration.

Une autre technique consiste à installer un marqueur sur le corps du patient et de relever les déplacements de ce marqueur sur plusieurs axes à l'aide d'une caméra. Un tel système est décrit dans [Nehmeh et al., 2002] : Respiratory Gating System de Varian Medical Systems (voir figure 5.2).

Ces techniques ont l'avantage d'être moins invasives et plus facilement acceptées par le patient. Cependant, elles sont beaucoup plus sensibles aux mouvements involontaires

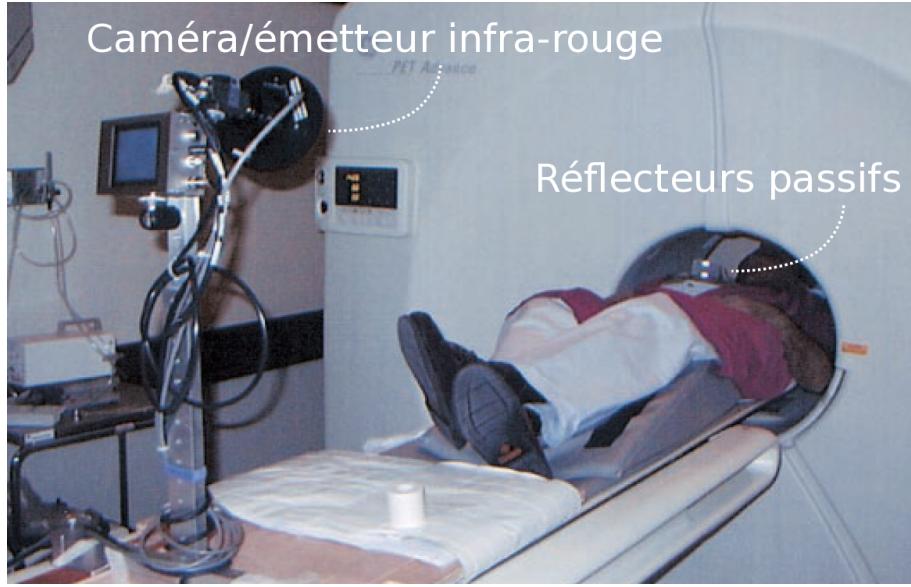


FIG. 5.2: Photographie du système RGS de Varian medical Systems en action : une caméra va détecter le déplacement d'une zone du thorax en mesurant le déplacement de marqueurs placés sur un bloc plastique.

du patient. Pour l'acquisition d'image TDM ce ce risque est faible car elles sont de faible durée (inférieures à la minute), mais il devient important pour les acquisitions TEP qui peuvent durer en tout plusieurs dizaine de minutes. Ces mouvements n'étant probablement pas corrélés avec le mouvement respiratoire, ils vont perturber le signal obtenu.

5.1.4 Techniques basées sur les images TEP

En TEP, la publication de Bundschuh et al. [Bundschuh et al., 2007] utilise les données dynamiques pour estimer le signal respiratoire sans avoir besoin de capteur externes . Ce processus est réalisé en 5 étapes :

1. Les données TEP sont acquises en mode séquentiel : toutes les désintégrations détectées sont enregistrées dans un fichier de manière séquentielles
2. L'image TEP statique est reconstruite. Elle permet de localiser une lésion dans l'image qui servira d'amer pour l'estimation du mouvement respiratoire.
3. Une image TEP est reconstruite pour chaque intervalle temporel de 0.5 secondes.
4. La zone d'intérêt sélectionnée précédemment est sélectionnée dans chaque image reconstruite. La position axiale du barycentre à chaque instant temporel va donner une estimation du mouvement respiratoire pour le volume donné.

Cette technique a été évaluée sur 10 patients et les signaux ont été comparés avec ceux obtenus avec des ceintures abdominales. Pour 3 patients, les courbes respiratoires

obtenues par les deux techniques étaient très fortement corrélées. Pour deux autres patients, l'estimation de mouvement obtenue par la TEP était trop bruitée, mais montrait une bonne corrélation avec le signal obtenu par les ceintures abdominales après filtrage. Pour 3 autres patients, il n'a pas été possible de trouver une corrélation entre les deux signaux. Les deux derniers patients ont bougés pendant l'acquisition TEP, ce qui a perturbé le signal.

Cette technique est intéressante mais contrainte par la qualité de l'image TEP. En pratique, la moitié des acquisitions de signaux n'ont pas permis d'obtenir un signal satisfaisant.

5.2 Estimation du champ de mouvement

Le champ de mouvement est une information beaucoup plus riche que le signal respiratoire car il permet de suivre les déplacements des organes et des lésions à l'intérieur du corps du patient à l'intérieur d'un cycle respiratoire.

Le signal respiratoire acquis par les méthodes précédemment cités est utilisé pour décomposer les données acquises en TDM ou TEP en plusieurs phases, chacune correspondant à un instant du cycle. Ces informations sont utilisées pour assembler les données acquises pour chaque phase, reconstruites indépendamment. Ces reconstructions vont être utilisées pour estimer les champ de mouvements à l'aide de techniques de recalage.

5.2.1 Image TEP 4D

L'estimation du champ de mouvement respiratoire peut être fait à partir des données TEP, comme il a été montré par [Dawood et al., 2008, Dawood et al., 2006].

Les techniques utilisées sont analogues à celle présentée en 5.1.4. Elles consistent à réaliser une acquisition list-mode des données en même temps qu'une acquisition du signal respiratoire, puis à réorganiser les données acquises pour reconstruire les différents instants du cycles indépendamment et sans correction d'atténuation. Le mouvement sera estimé à partir de ces images.

La publication de [Dawood et al., 2008] cherche à corriger le mouvement respiratoire, et pour cela fait une estimation préliminaire de ce mouvement.

Pour obtenir le signal respiratoire, dawood utilise une caméra qui enregistre le mouvement d'un marqueur placé sur l'abdomen du patient. Ce marqueur est un point blanc placé sur un disque noir, et sa position axiale est détectée par seuillage.

La synchronisation avec l'acquisition PET est réalisée à l'aide d'une LED dans le champ de vue de la caméra qui s'allume lors du début de l'acquisition. Une fois l'acquisition réalisée, le signal respiratoire obtenu est utilisé pour répartir les évènements acquis par

l'imageur sur un seul cycle respiratoire. Ce cycle est décomposé en 8 parties qui seront reconstruites séparément, sans correction d'atténuation.

Les auteurs utilisent ensuite un algorithme de flux optique 3D présenté dans [Dawood et al., 2006] et [Horn and Schunck, 1981] pour déterminer le champ de mouvement : Ils estiment un déplacement entre chaque image du cycle et l'image de référence (la 4^e dans le cas de cet article). Les résultat de l'algorithme sera donc une séquence de champ de mouvement formant un champ de déformation 4D.

L'algorithme a été testé sur le fantôme XCAT ainsi que sur les données de 16 patients. La performance de l'estimation de mouvement a été évaluée selon trois critères, évalués sur les images corrigées : la correction du déplacement axial du cœur, le coefficient de corrélation des images corrigées du mouvement, ainsi que le bruit obtenu. Je présenterais ces résultats dans la présentation de cet article dans la partie 6.3.1.

Bai a présenté une technique d'estimation semblable [Bai and Brady, 2009]. Le principe est le même que pour la publication précédente, mais en réalisant une estimation du mouvement à l'aide de B-splines [Thévenaz and Unser, 2000].

Un exemple de champ de déformation obtenu est présenté en 5.3

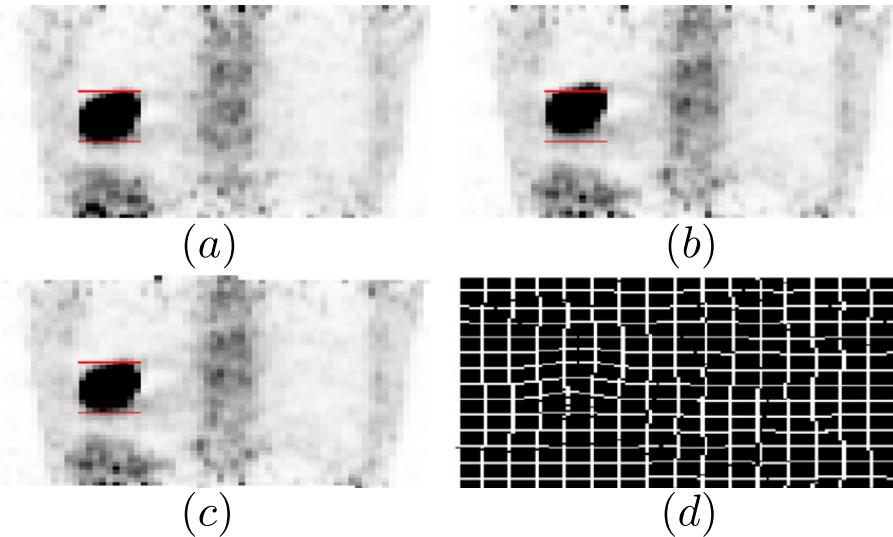


FIG. 5.3: Champ de déformation calculé à l'aide de la méthode présenté en [Bai and Brady, 2009]. a) représente l'image TEP obtenue à partir des données de la phase de référence (mi-expiration), b) correspond à l'image reconstruite pour les données d'expiration complète, et c) le résultat du recalage de l'image de fin d'expiration sur l'image de référence. d) représente le champ de mouvement résultant. Les traits rouge représentent l'extension axiale de la tumeur dans l'image de référence.

5.2.2 Image TDM 4D

Les images TDM peuvent être acquises en mode dynamique de manière à obtenir une suite d'images couvrant tout le cycle respiratoire [Lamare et al., 2007b, Qiao et al., 2006]. Les données sont reconstruites indépendamment, avec un rapport sur bruit plus faible que sur l'image originale.

Des algorithmes de recalage sont utilisés de manière à déduire le champ de mouvement. Le principal avantage de l'utilisation des images TDM 4D est la précision des images. En effet, alors que les images TEP ont une résolution de l'ordre de 5mm, les images TDM atteignent des résolutions inférieures au mm, ce qui permet d'obtenir un champ de mouvement beaucoup plus précis. Cependant, utiliser des images TDM 4D a plusieurs inconvénients :

- Une possible incohérence entre le cycle acquis en TDM 4D et la respiration du patient en TEP. Bien que les imageurs TEP/TDM couplent les deux imageurs sur la même machine, de manière à éviter les mouvements du patients entre les acquisitions, le cycle acquis en TDM ne représente qu'un cycle, tandis que l'acquisition TEP va donner un "cycle moyen" plus proche de la réalité.
- Une dose de radiation émise plus importante. Bien que les technologies récentes permettent de réduire les doses de manière importante pour l'acquisition dynamique, elles restent tout de même plus importante que pour un CT 3D.

Il faut noter que plusieurs publications basées sur des simulations se servent des cartes de labels utilisées pour la simulation pour réaliser les estimation de mouvements [Lamare et al., 2007b]. Cela donne une estimation dans le "meilleur des cas", où l'image TDM est parfaitement en phase avec les images TEP.

5.3 Modèle

Une autre voie est en cours de développement basée sur la création d'un modèle de respiration qui est adapté à chaque patient à partir d'une quantité réduite de données. Fayad [Fayad et al., 2010] propose un modèle basée sur l'analyse en composantes principales.

Ce modèle est adapté à un patient à partir de deux images TDM prises à des instants différents du cycle, et d'un maillage dynamique de la surface du corps du patient obtenue pendant un cycle respiratoire complet. Dans son implémentation, le maillage est obtenu à l'aide d'une caméra temps de vol.

L'avantage de ce modèle est qu'il est totalement continu, et permet l'extraction d'un nombre arbitraire de phases sous la forme de matrices de déformation. Ce modèle a été testé sur des images simulées (2 fantômes XCAT) et 6 patients.

Chapitre 6

Correction du mouvement respiratoire

6.1 Introduction

Nous allons maintenant présenter les techniques de correction du mouvement respiratoire présentées dans la littérature.

Deux approches existent pour la correction du mouvement : les techniques dites prospectives, qui consistent à réaliser la correction pendant l'acquisition en sélectionnant les données à conserver, et rétrospectives, qui réalisent la correction à posteriori, après l'acquisition des données. Actuellement, les techniques les plus prometteuses sont rétrospectives, car elles permettent d'utiliser l'ensemble des données du cycle respiratoire.

6.2 Synchronisation respiratoire

La synchronisation respiratoire correspond à un découpage du cycle respiratoire selon la phase (voir Fig.6.1) ou l'amplitude (voir figure 6.2). Une seule des phases ou amplitude sera sélectionnée pour la reconstruction. En théorie cela permet d'avoir le meilleur résultat, car il est possible de sélectionner les événements correspondants à la phase ou l'amplitude où a été acquise la carte d'atténuation.

Cette technique est notamment présentée dans [Nehmeh et al., 2002], où le signal respiratoire est estimé par une caméra qui suit un marqueur placé sur le torse du patient (système RPM de Varian Medical Systems). L'étude a été réalisée sur 5 patients volontaires comme suit : un scan de transmission de 3 minutes, suivi d'une acquisition avec correction de 10 minutes, puis d'une acquisition témoin non corrigée de 3 minutes. La décomposition du cycle s'effectue en fonction de la phase. L'auteur annonce une réduction du volume des tumeurs pouvant aller jusqu'à 34%, avec une augmentation du SUV_{max} de 160%.

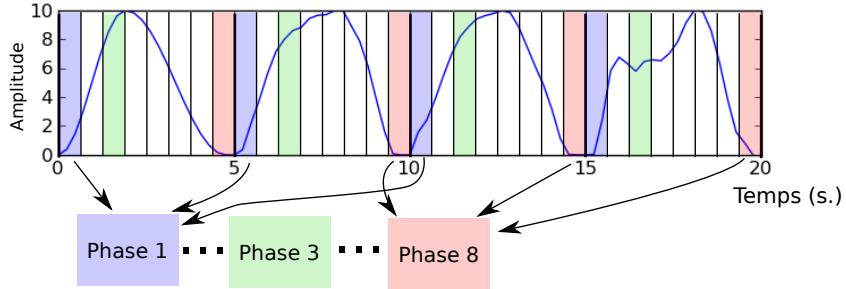


FIG. 6.1: Illustration de la synchronisation respiratoire en phase : Le cycle respiratoire acquis est découpé selon la position du signal acquis dans le cycle. Le signal est analysé pour déterminer les débuts et fins de cycles. Chaque cycle est découpé en un nombre déterminé de phases égales.

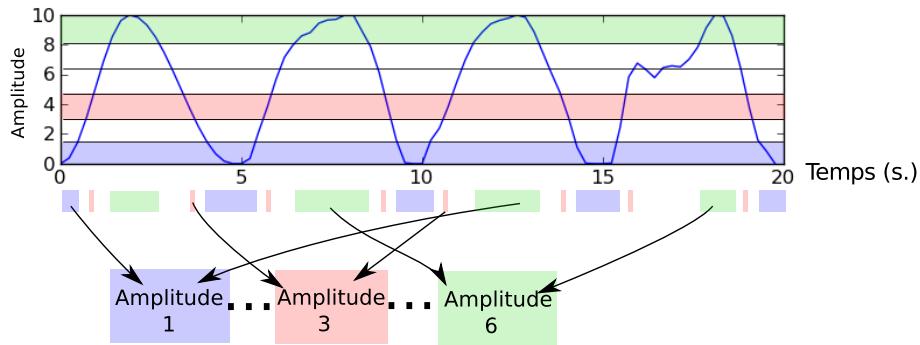


FIG. 6.2: Illustration de la synchronisation respiratoire en amplitude : Le cycle respiratoire acquis est découpé selon son amplitude.

Une autre publication [Boucher et al., 2004] utilise un thermomètre détectant l'air chaud émis en début de cycle respiratoire pour réaliser la synchronisation. Les différentes reconstructions issues de l'expérience sont visibles figure 6.3. Il faut noter que la partie clinique de cette étude a été réalisée sur 10 patients sains, et qu'il n'y a donc pas de mesures de performance de la correction du mouvement sur les lésions.

Une variante de cette technique ne nécessitant pas de capteur est décrite dans [Nehmeh et al., 2003]. Un point faiblement radioactif est fixé au-dessus du torse du patient. Les acquisitions de l'imagerie sont ensuite enregistrées par blocs temporels de 1 seconde, et une zone d'intérêt est reconstruite dans chacune des images. Les données reconstruites montrant le point source dans cette zone d'intérêt sont sommées et l'image finale reconstruite.

Cette technique a été comparée avec celle présentée précédemment basée sur le système RPM. Ces deux techniques n'ont été testées cliniquement que sur un patient mais ont montré des performances tout à fait semblables (6% de différence dans les activités et

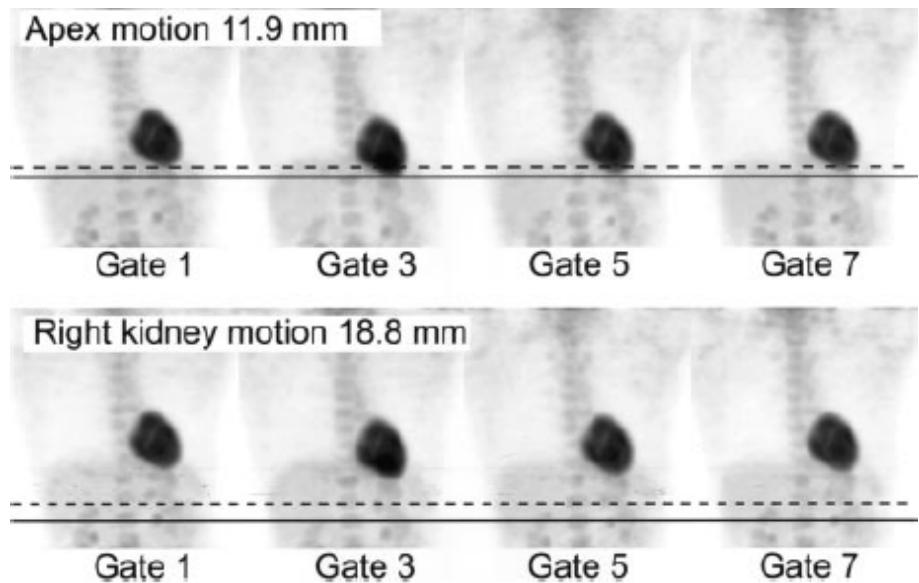


FIG. 6.3: Illustration de l'étendue du mouvement respiratoire sur des images reconstruites après synchronisation respiratoire [Boucher et al., 2004]. La rangée du haut montre l'étendue du mouvement de l'apex du cœur, et celle du bas l'étendue du mouvement du rein

2% pour le volume de la lésion).

Cependant ces techniques n'utilisent pas une carte d'atténuation optimisée pour la position du cycle correspondant aux acquisitions TEP. Guoping et al. [Chang et al., 2010] réalisent la carte d'atténuation à partir d'une image TDM réalisée en respiration libre synchronisée, et reconstruisent les données TEP acquises lorsque l'amplitude respiratoire est proche de celle utilisée pour l'acquisition TDM (voir exemples figure 6.4. Les résultats présentés sur 13 patients (21 tumeurs) montrent une amélioration du rapport signal sur bruit pouvant aller de -3.4 à 81% suivant les tumeurs, avec une amélioration moyenne de 26.3%.

Le principal problème de ces techniques est qu'elles demandent un temps d'acquisition beaucoup plus long à qualité d'image égale. Si l'on ne conserve que 20% des évènements détectés, cela signifie qu'il faut augmenter le temps d'acquisition d'un facteur 5 pour obtenir une image d'une qualité égale. Il n'est donc pas envisageable de mettre en place ces protocoles en routine clinique, car le temps disponible n'est pas suffisant. C'est pour cela que de nombreuses équipes se sont mises à travailler sur une évolution de cette technique, où les images sont déformées les unes sur les autres pour prendre en compte toutes les informations de l'acquisition.

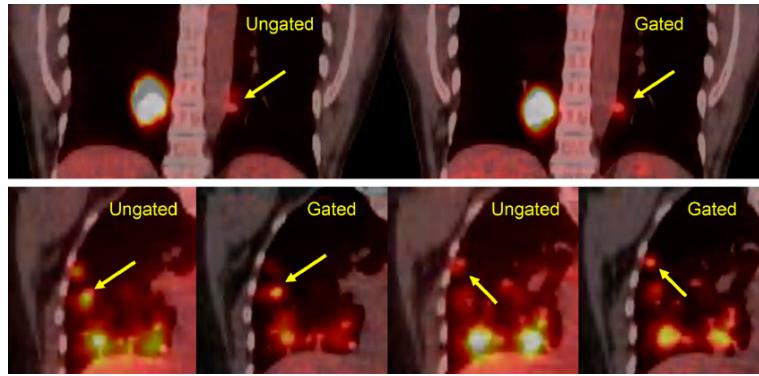


FIG. 6.4: Images TEP/TDM superposées du poumon reconstruites avec et sans gating respiratoire en utilisant la méthode décrite dans [Chang et al., 2010]. On peut observer que les tumeurs sont mieux définies et correspondent à l'image TDM qui sert de référence.

6.3 Synchronisation respiratoire avec recalage

Dans cette section, nous allons détailler la technique consistant à corriger le mouvement en déformant les images reconstruites.

Pour réaliser cela, les différentes techniques se basent sur une estimation préalable du mouvement respiratoire. Les images de chaque phase sont reconstruites indépendamment, puis recalées sur une phase de référence grâce au champ de mouvement. Enfin, les images déformées sont sommées. La difficulté se situe dans l'estimation du champ de mouvement interne lors de la respiration, car ce mouvement est complexe.

Les premières publications décrivant cette technique l'utilisaient notamment pour réaliser de l'imagerie cardiaque en TEP [Klein and Huesman, 1997]. Cette publication démontre la faisabilité du procédé sur un animal en utilisant des techniques de flux optique pour estimer le champs de mouvement. En effet le cœur a l'avantage d'avoir une activité métabolique intense, ce qui rend l'estimation de son mouvement aisée même sur des images avec une faible statistique.

6.3.1 Estimation du mouvement respiratoire corps entier

L'estimation du champ de mouvement interne se fait à l'aide d'une des techniques présentées précédemment en 5.2. Elles sont rappelées brièvement :

imagerie TEP avec gating

L'acquisition TEP est réalisée en même temps que le signal respiratoire. Une image est reconstruite par phase du signal respiratoire, puis un algorithme d'estimation de mouvement est utilisé pour calculer le champ de mouvement entre les instants du cycle.

Les premiers algorithmes étaient utilisés en imagerie cardiaque [Klein et al., 2001] avec des transformations simples (affines), puis d'autres algorithmes plus adaptés aux images corps entier ont été utilisées, comme les flux optiques [Dawood et al., 2006, Dawood et al., 2006], ou l'interpolation par B-spline [Bai and Brady, 2009].

imagerie CT 4D

Les images CT 4D peuvent être utilisées pour réaliser l'estimation du mouvement respiratoire au lieu des données TEP. Cela nécessite par contre une dose plus importante et un temps d'acquisition plus long. Dawood a réalisé plusieurs publications sur le sujet en utilisant le flux optique pour l'estimation du champ de mouvement [Dawood et al., 2006, Dawood et al., 2008]. L'algorithme a été étudié sur des images de patients réels. Une autre publication [Thorndyke et al., 2006] indique une amélioration du rapport de contraste sur bruit (CNR) d'un facteur 3 grâce à la correction.

6.4 Correction pré-reconstruction

Les méthodes de correction du mouvement pré-reconstruction modifient les positions des Lignes de réponse (LDR) fournies par le scanner. Ce recalage des LDR correspond à un déplacement des lignes de réponse dans l'espace du détecteur (voir fig. 6.5) en fonction du mouvement respiratoire. La limitation principale de ce type de méthode est que le champ de mouvement ne peut pas être élastique.

Cependant, il a été étudié en imagerie du cerveau [Bloomfield et al., 2003], où il permettait de corriger les mouvements de la tête. Il a été aussi utilisé en imagerie cardiaque TEP [Livieratos et al., 2005] en utilisant un champ de mouvement rigide (rotation suivie d'une translation).

Dans les deux cas, les résultats ont montré une nette amélioration des images (voir fig. 6.6)

Dans le cadre du mouvement respiratoire du thorax, l'approche de recalage par LDR a été expérimentée par Frédéric Lamare [Lamare et al., 2007a], mais avec des résultats mitigés.

Cette technique de correction du mouvement a été utilisée pour la correction du mouvement respiratoire du thorax [Lamare et al., 2007a, Lamare et al., 2007b], avec des perfor-

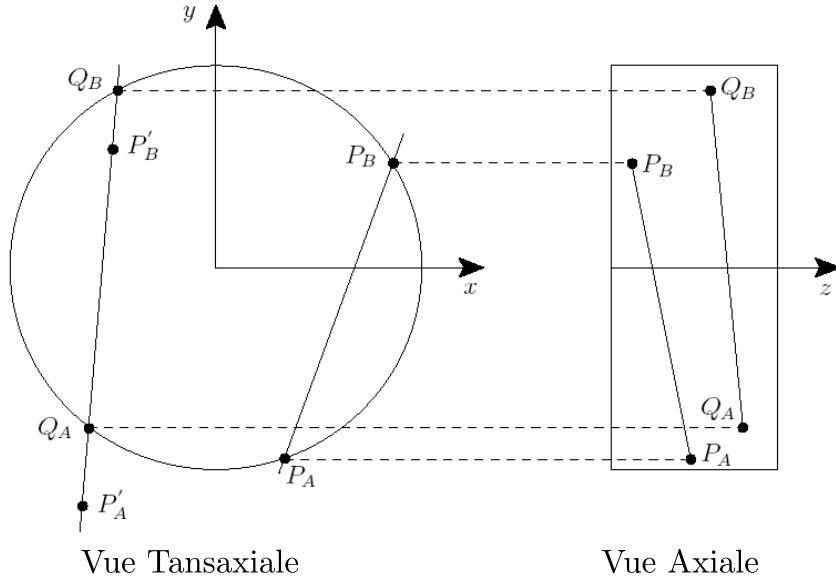


FIG. 6.5: Illustration du recalage des lignes de réponse dans l'espace du détecteur : P_A et P_B représentent les positions des détections, P'_A et P'_B les positions des points corrigé et Q_A et Q_B les détections correspondantes

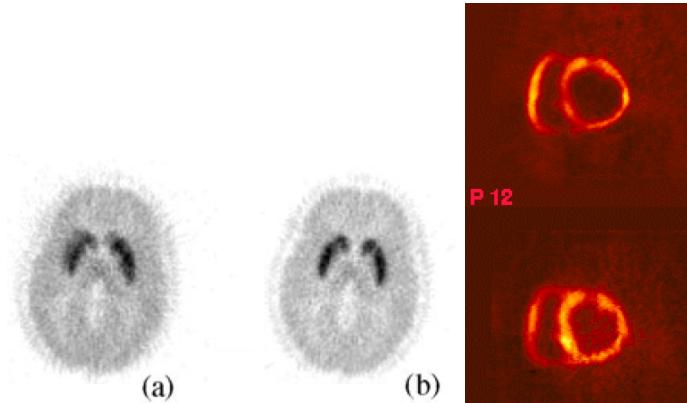


FIG. 6.6: Résultats de l'algorithme de recalage des LOR sur des images de patients utilisant le radio-traceur $[^{11}\text{C}]$ raclopride. (a) montre une image non corrigée du mouvement et (b) une image corrigée. On peut noter que les éléments interne du cerveau sont beaucoup mieux définis. (c) représente une coupe du cœur petit axe non corrigée (en haut) et corrigée (en bas). On peut voir une amélioration de la définition de l'image.

mances plus limitées. En effet, le champ était approximé par une transformation affine, qui peut difficilement modéliser le mouvement du thorax dans son ensemble.

En effet, [Lamare et al., 2007a] réalise une estimation du mouvement affine, en recalant les images TDM de chaque instant du cycle sur l'image de référence à l'aide d'une transformation affine par maximisation de l'information mutuelle normalisée. Le champ de

mouvement est calculé séparément pour le poumon, le coeur et trois organes sous le diaphragme (foie, estomac, rate). Les données sont des simulations réalisées par Geant4 [Jan et al., 2004] pour simuler un imageur Philips Allegro.

Ces résultats ont été améliorés par l'utilisation de la technique suivante qui permettait la prise en compte d'un mouvement élastique.

6.5 Correction pendant la reconstruction

Plusieurs auteurs ont présentés des méthodes permettant de réaliser la correction de mouvement pendant la reconstruction. Qiao et al.[Qiao et al., 2006] et Lamare et al. [Lamare et al., 2007b] ont proposé une méthode de correction du mouvement respiratoire basé sur une modification de la matrice de sensibilité lors de la reconstruction pour prendre en compte le mouvement. Tous les deux utilisent un champ de mouvement élastique estimé en utilisant un champ interpolé par B-splines.

L'algorithme original utilisé est basé sur OPL-EM [Reader et al., 2002] qui organise les données en "sous-ensemble" de la même manière que OS-EM [Hudson, 1994] mais en utilisant les informations list-mode. Le principe de la reconstruction avec correction du mouvement respiratoire est décrit par la formule suivante :

$$f^{k+1} = \frac{f^k}{S} \sum_{t=1}^{N_{frames}} P_t^T \frac{1}{P_t f^k} \quad (6.1)$$

f^k est l'image à l'itération k ,

T est l'opérateur de transposition

P_t représente la matrice système à l'instant t . Chaque élément p_{ij} de cette matrice indique la probabilité de détecter à la ligne de réponse i un évènement généré au voxel j .

N correspond au nombre d'instants temporels considérés.

S est la matrice de sensibilité :

$$S = \frac{1}{N_{frames}} \sum_{t=1}^{N_{frames}} P_t^T N A_t \quad (6.2)$$

A_t est la matrice permettant de corriger les effets de l'atténuation au temps t et N est la matrice de normalisation qui compense l'in-homogénéité spatiale de la sensibilité.

Dans la publication [Lamare et al., 2007b], deux variantes de cette technique sont comparées avec la correction par synchronisation respiratoire avec recalage présentée

précédemment ainsi que la correction pré-reconstruction. Les résultats présentés montrent un clair avantage pour la correction pendant la reconstruction, avec des performances couramment améliorées d'un facteur 2.

Par exemple, la différence relative du contraste (équation 6.3) pour une lésion de 7mm présente dans la partie haute du poumon est de 28% pour les images non corrigées, contre 4.4% pour les images corrigées par la méthode de correction pré-reconstruction et de 1.2% pour la méthode de reconstruction pendant la reconstruction. De la même manière, pour des lésions de 7mm présentes dans le bas du poumon, les images non corrigées montrent une différence relative de contraste de 32%, contre 2.63% pour la correction pré-reconstruction et 1.66% pour la correction pendant la reconstruction.

$$\% \text{Amélioration} = \left| \frac{\text{Image Évaluée} - \text{Référence}}{\text{Référence}} \right| \quad (6.3)$$

La figure 6.7 montre un profil de l'interface poumon/foie avec une tumeur pour les différentes techniques de correction. On voit clairement que l'image non corrigée montre un retard dû au flou de mouvement. Ce retard est partiellement corrigé par la correction de mouvement pré-reconstruction, mais le profil de courbe de la méthode de correction du mouvement pendant la reconstruction est celui qui s'approche le plus de la référence.

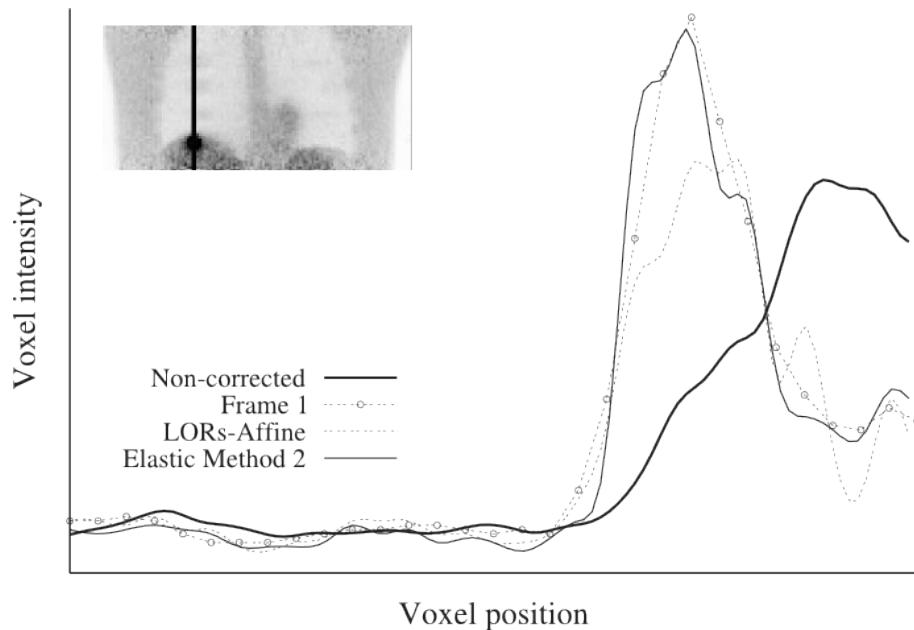


FIG. 6.7: comparaison des performances des différentes techniques de correction du mouvement sur un profil d'image TEP contenant une tumeur placée au niveau du diaphragme. La référence correspond à Frame 1, LORs-Affine correspond à la correction pré-reconstruction et Elastic Method 2 corresponds à la correction pendant la reconstruction.

6.6 Déconvolution de l'image

Cette technique décrite en [El Naqa et al., 2006] utilise une connaissance du mouvement respiratoire acquise à partir d'une image TDM 4D pour déduire un filtrage appelé TLP (*Tumor Location Probability*) qui correspond à la dégradation dû au mouvement respiratoire.

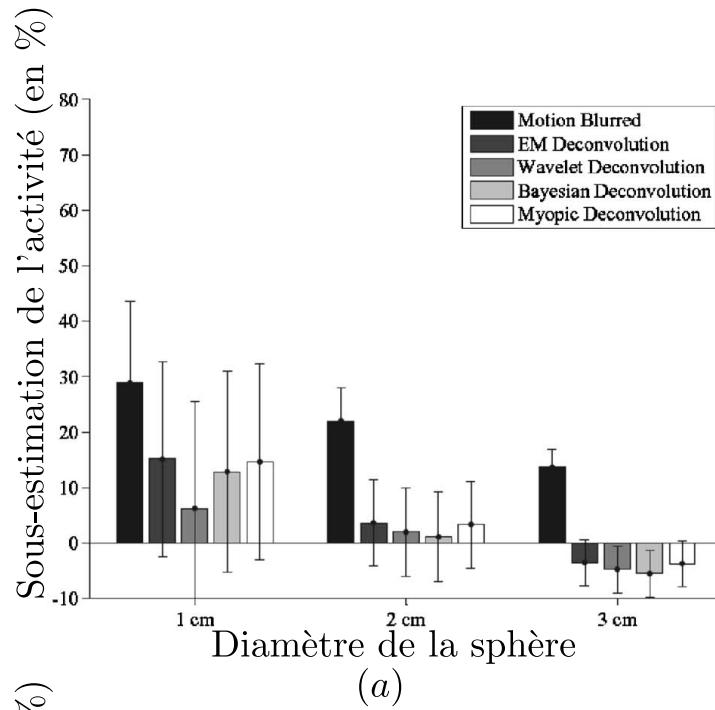
L'image est ensuite déconvoluée pour corriger les effets du mouvement respiratoire. Cette méthode a été évaluée sur un fantôme physique et des patients réels à l'aide d'un grand nombre de critères provenant pour partie de la TEP (sous-estimation de l'activité de la tumeur, exemples d'images), et pour partie du domaine de la déconvolution (entropie, "rugosité").

Les résultats présentés en 6.8 montrent une nette amélioration des performances sur des fantômes, pour un déplacement axial simple de 20mm. L'activité des lésions de fort diamètre est correctement récupérée quelque soit l'algorithme utilisée, mais il n'a pratiquement pas d'effets sur les lésions de 1cm de diamètre.

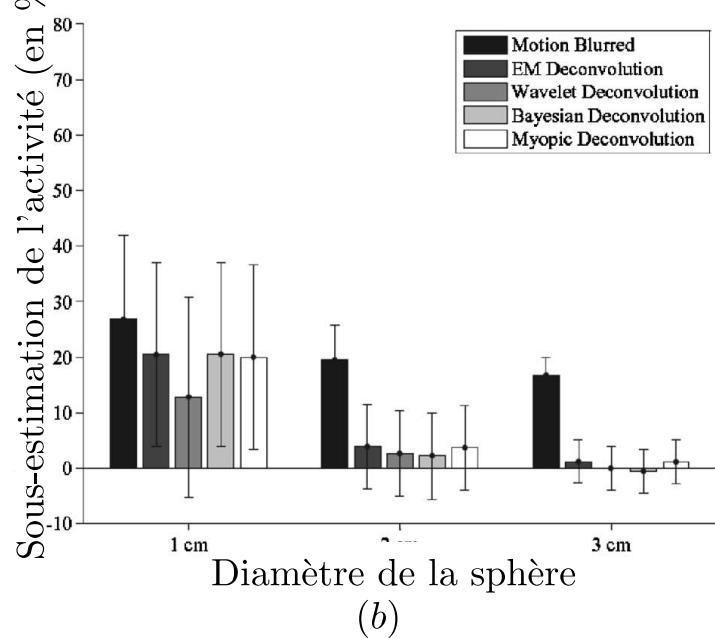
Ce type d'algorithme est peu présenté dans la littérature.

Un autre article utilisant aussi des algorithmes de déconvolution a été présenté par wiemker [Wiemker et al., 2008]. Cependant il ne cherche pas à corriger le mouvement respiratoire sur l'ensemble de l'image mais principalement à améliorer la mesure du SUV sur une lésion. Pour cela, il réalise une estimation de la fonction d'étalement du point (FEP) de l'imageur TEP au niveau de la lésion à l'aide d'un contourage de la lésion réalisé préalablement dur une image TDM. L'estimation de la FEP permet de prendre en compte à la fois les effets du mouvement respiratoire et ceux de la FEP intrinsèque à l'imageur TEP.

Cependant, cette technique est inapplicable dans notre cas car les lésions doivent être suffisamment importante et homogène pour pouvoir les délimiter de manière fiables sur les images TDM, ce qui n'est pas notre cas.



(a)



(b)

FIG. 6.8: Comparaison de l'erreur de sous-estimation de l'activité des lésions en fonction de l'algorithme de déconvolution utilisé sur des fantômes. En a) la lésion a un activité moyenne, tandis qu'en b) l'activité de la lésion est faible par rapport au fond. Le déplacement de la lésion est le même dans les deux cas (2cm)

Quatrième partie

Evaluation des performances de diagnostique

Chapitre 7

Performance des outils de détection

7.1 Généralités

En oncologie, la détection des sites tumoraux est une étape capitale dans la prise en charge des patients. Elle permet l'évaluation de l'état d'avancement de la maladie, ou encore d'étudier la réponse à un traitement [Dimitrakopoulou-Strauss et al., 2002]. Cette détection se fait actuellement par le médecin qui va observer les images TEP/TDM acquises à la recherche de fixations anormales. Cependant, ces fixations peuvent provenir d'autres facteurs, tels que la "grasse brune", des muscles activés ou encore une inflammation locale [Bordessoule et al., 2006]. Associés aux limites de l'imageur, surtout au niveau du rapport signal sur bruit des volumes reconstruits, il est donc possible qu'il y ait une erreur lors du diagnostique.

Dans cette partie, je vais détailler les techniques qui permettent de comparer les performances de plusieurs observateurs (médecins ou algorithmes) face aux mêmes images, ou alors du même observateur face à plusieurs types d'images différentes.

Pour l'instant le problème va être simplifié au cas où un observateur doit classer un signal en "Sain" (normal, H0) ou "Pathologique" (anormal, H1). Les performances d'un classifieur sont indiquées par la matrice de confusion (table 7.1), qui recense les signaux correctement et incorrectement classés

		Classe estimée	
		Sain	pathologique
Classe réelle	Sain	VN (<i>Vrai Négatif</i>)	FP (<i>Faux Positif</i>)
	Pathologique	FN (<i>Faux Négatif</i>)	VP (<i>Vrai Positif</i>)

TAB. 7.1: Matrice de confusion : donne une vue d'ensemble des performances du classifieur. Elle indique le résultat de la classification de signaux connus.

On utilise habituellement deux grandeurs pour mesurer les performances d'un classi-

fieur :

La *sensibilité* (eq. 7.1) correspond à la proportion d'images correctement évaluées pathologiques par l'observateur par rapport au nombre total d'images réellement pathologiques. Elle donne une information sur la capacité du classifieur à détecter les cas pathologiques.

$$Sensibilite = \frac{VP}{VP + FN} \quad (7.1)$$

La *spécificité* (eq. 7.2) représente le même type de grandeur, mais cette-fois ci appliquée aux cas non pathologiques : elle correspond à la capacité du test à donner un résultat négatif lorsque l'image est non pathologique.

$$Specificite = \frac{VN}{VN + FP} \quad (7.2)$$

Ces deux grandeurs sont complémentaires mais ne permettent pas à elles seules de comparer des classifieurs. En effet, un utilisateur va donner des notes, qui vont indiquer son degré de certitude sur la présence de la pathologie (à ne pas confondre avec des notations sur la gravité des lésions, comme les techniques de gradation de [Genestie et al., 1998]).

Les techniques de comparaisons d'organes de décision comme les ROC (Receiver-Operating Curve) permettent de prendre en compte ces incertitudes. Elles proviennent à l'origine du domaine des télécommunications pendant la seconde guerre mondial, où il fallait une métrique permettant de tester les performances des systèmes RADAR [Zou et al., 2007] pour la détection des avions ennemis. Les courbes ROC servent donc à évaluer la capacité de un ou plusieurs "observateurs" à discriminer des signaux entre deux classes "normal" et "anormal". Les informations de sensibilité et de spécificité se limitent à comparer les performances pour un niveau de détection donné.

7.2 Méthodologie ROC - Receiver-Operating Curve

Les ROC [Swets and Pickett, 1982][Metz, 1986] sont des courbes indiquant la spécificité et la sensibilité du modèle de classification pour différents niveaux de certitudes. Elles fournissent une mesure objective des performances d'un observateur dans une tâche de discrimination entre deux classes.

Elles peuvent être utilisées pour comparer les performances relatives de différents observateurs ou pour déterminer leurs paramètres optimaux

L'évaluation d'un observateur par la méthode ROC implique de créer un jeu de données de données labellisé en deux classes : Normale (H_0) et Pathologiques (H_1). L'observateur

va se voir présenter l'ensemble des images et devra les noter individuellement selon un barème défini à l'avance (par exemple 0 : pas du tout pathologique, 1 : potentiellement pathologique, 3 : équivoque, 6 : certainement pathologique). Par convention, plus la note (notée λ) sera élevée, plus l'observateur va considérer qu'il est en présence d'un cas pathologique. A l'inverse, une note basse va indiquer un cas présumé sain.

L'observateur peut être un humain ou un algorithme, et les notes peuvent être discrètes ou continues.

Le tracé de la courbe ROC se fait en reportant la sensibilité et la valeur "1-spécificité" du classifieur pour différents seuils. Par construction, la courbe va commencer au point $(0, 0)$ (tous les points sont marqués négatifs) et se terminer au point de coordonnée $(1, 1)$ (tous les points sont marqués positifs).

Le formalisme ROC considère que les distributions de probabilité des notes des cas H_0 et H_1 suivent une loi gaussienne (voir fig. 7.2). Ce modèle de décision suppose que l'ensemble des valeurs de λ évaluées sur des cas H_0 (sain) suit une distribution de probabilité $P(\lambda_0, \sigma_0)$ de valeur moyenne λ_0 et d'écart-type σ_0 . De même, les valeurs de λ évaluées sur des cas H_1 (pathologiques), suivent une distribution de probabilité $P(\lambda_1, \sigma_1)$. Le mécanisme de décision se base sur le choix d'une valeur de seuil λ_s au-delà de laquelle les observations sont considérées comme pathologiques.

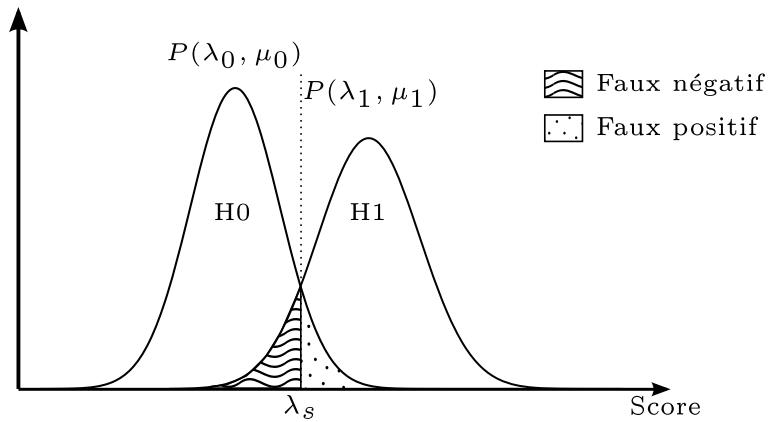


FIG. 7.1: Modèle de la distribution de probabilité de la variable de décision dans pour les populations H_0 ($P(\lambda_0, \mu_0)$) et H_1 ($P(\lambda_1, \mu_1)$) dans les études ROC. λ_s représente le seuil à partir duquel une observation sera catégorisée H_0 ou H_1 .

Ce seuil permet de modifier de manière dynamique la répartition des observations dans la matrice de confusion. Cela permet d'enrichir la comparaison des observateurs par rapport au couple (sensibilité/spécificité) seul.

Un ensemble d'indicateurs permettent de comparer les performances de classificateurs à partir des courbes ROC. La performance est représentée par une FDM (Figure De Mérite). La FDM la plus simple consiste à choisir un niveau de spécificité (noté α) et à comparer les sensibilités des différents classificateurs. L'avantage de ce système est qu'il permet de com-

parer les performances dans des conditions proches de la réalité, où l'on cherche à rester dans un taux de spécificité données. Cependant, les résultats vont dépendre du paramètre α . Une métrique plus globale est l'aire sous la courbe ROC. Étant donné que la courbe sera nécessairement comprise dans un carré unitaire, la valeur de l'aire sera comprise entre 0 (le classifieur donne systématiquement les mauvaises réponses), 0.5 (le classifieur donne des réponses aléatoires) et 1 (le classifieur donne toujours la bonne réponse)[Nie et al., 2006].

IL est important lors du calcul de la FDM d'avoir une estimation de l'erreur. Il est possible de l'estimer en ajustant une courbe théorique (répondant à la loi théorique de la figure 7.2). Plusieurs logiciels ont été développés pour estimer les paramètres, qui ont été comparés dans la publication [Stephan et al., 2003] (AccuROC, Analyse-It, CMDT, GraphROC, MedCalc, mROC, ROCKIT, and SPSS).

Une grandeur souvent utilisée dans la littérature pour évaluer la pertinence d'un résultat est la *p-valeur*. Elle représente la probabilité d'obtenir un résultat au moins aussi extrême que le résultat obtenu (dans notre cas, la courbe ROC), en prenant en compte l'hypothèse selon laquelle le classifieur est aléatoire. Elle permet de vérifier si le test est statistiquement significatif.

Le problème des courbes ROC est que l'observateur ne donne pas d'information de localisation du problème dans l'image. Dans notre cas, nous voulons comparer des classifiants qui détectent les tumeurs dans l'image. Il faut non seulement savoir si des lésions sont présentes, mais aussi avoir leur nombre et leur localisation. Cela est plus proche du travail en routine clinique qui consiste à évaluer l'étendue et le nombre des lésions pour déterminer l'efficacité d'un traitement par exemple.

Pour éviter cette limitation, plusieurs extensions à la méthodologie ROC sont décrites dans la littérature : L-ROC, AF-ROC ou encore F-ROC. Les L-ROC sont décrites ci-après, tandis que les AF-ROC et F-ROC seront décrites dans la section suivante.

7.2.1 Courbes Localization ROC (L-ROC)

L'analyse L-ROC [Farquhar et al., 1999] ajoute l'information de localisation lors de la décision. L'observateur doit indiquer sur l'image qu'il considère comme pathologique la localisation de la lésion la plus probable. Elle est considérée comme un vrai positif si la distance entre la localisation indiquée et la localisation réelle de la lésion est inférieur à une certaine distance.

Cependant, bien que cette technique prenne en compte l'information de localisation, elle ne permet pas de traiter de manière satisfaisante les cas multi-lésions.

7.3 F-ROC

7.3.1 Courbes Free-ROC

les courbes F-ROC [Bunch et al., 1978] sont une généralisation des courbes ROC aux cas où l'on évalue la capacité de l'observateur à détecter un ensemble de lésions dans une série d'images. Chaque image pouvant contenir un nombre indéfini de lésions. L'observateur va donc devoir pointer sur l'image l'ensemble des sites suspects et y associer une note.

Dans ce cas, on ne peut pas utiliser le formalisme ROC car le terme de spécificité n'est pas directement calculable pour chaque niveau de confiance. On utilise à sa place le nombre moyen de faux positifs par image pour un seuil donné (voir fig.7.3.1).

On utilise les termes de LL (Localisation de Lésion) et NL (Non-Lésion) en lieu et place des informations de vrai positifs et faux positifs sur les courbes ROC. De la même manière, la sensibilité et la spécificité sont respectivement FLL (Fraction de localisation de lésion) et FNL (Fraction des Non-Lésions).

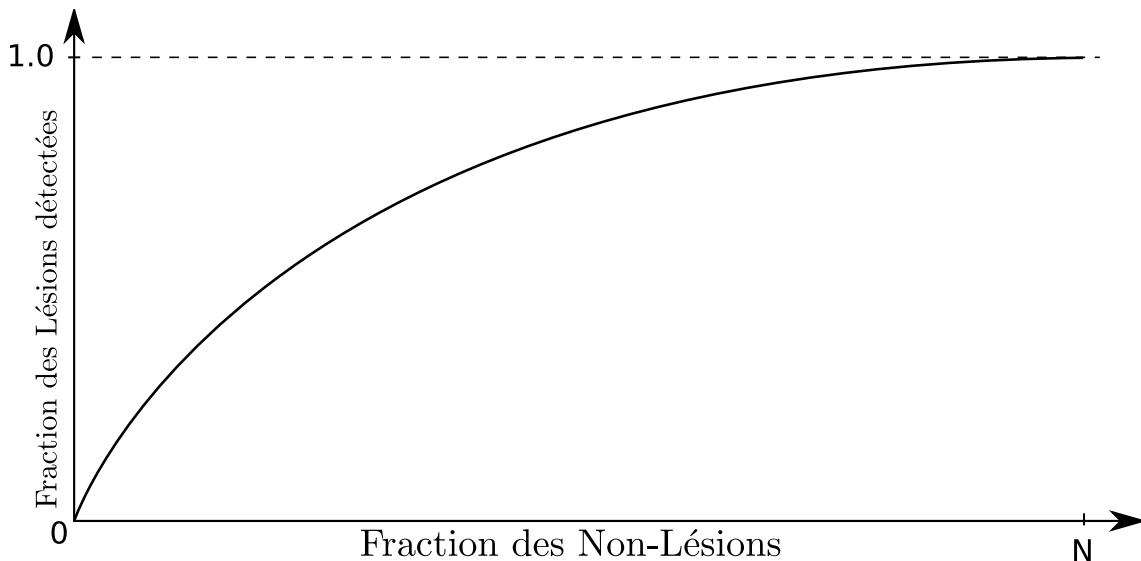


FIG. 7.2: Courbe Free ROC

Les courbes F-ROC n'ayant pas de bornes sur l'axe des abscisses, il est impossible de comparer plusieurs courbes à partir de l'aire sous la courbe. Il reste cependant possible de comparer la sensibilité pour un nombre de faux positifs donnés, mais on retrouve les mêmes problèmes que pour l'analyse ROC : il faut choisir un paramètre.

7.3.2 Courbes Alternative Free-ROC

Les courbes A-FROC [Chakraborty and Winter, 1990] sont des extensions des courbes Free-ROC présentées précédemment mais qui ne prennent en compte que le faux positif de plus haut score par image, ce qui ne pénalise pas le cas où un observateur indique un grand nombre de localisations sans lésions.

7.3.3 Comparaison des courbes

Plusieurs techniques ont été développées pour permettre de réaliser des comparaisons. De la même manière que pour les courbes ROC, il est possible de comparer les courbes F-ROC en fonction de la FLL pour un nombre de faux positifs donnés. Cependant, étant donné que les courbes F-ROC n'ont pas de fin déterminée, il n'est pas possible d'utiliser l'aire sous la courbe. JAFROC[Chakraborty and Berbaum, 2004] (JAcknife Free Receiver Operating Curve) est un algorithme et un logiciel développé par Chakraborty et se base sur une FDM non liée directement à la courbe.

Cette mesure de performance utilise un algorithme dérivé des études A-FROC, ce qui signifie qu'il n'utilise pas l'ensemble des informations disponibles dans les courbes Free-ROC. Il va comparer les scores des faux positifs de plus forte note pour chaque image avec les notes des vrais positifs. La FDM mesure la probabilité d'avoir un score de vrai positif supérieur à celui d'un faux positif (de n'importe quelle image).

Soit θ la valeur de la FDM, N_T le nombre total d'images, indexés par i , N_A le nombre total de cas pathologiques, indexés par j . n_j est le nombre total de lésions dans le cas anormal j .

$$\theta = \frac{1}{N_T N_A} \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{j=1}^{N_A} \sum_{k=1}^{n_j} W_{jk} \psi(X_i, Y_{jk})$$

$$\psi(X, Y) = \begin{cases} 1.0 & \text{si } Y > X \\ 0.5 & \text{si } Y = X \\ 0.0 & \text{si } Y < X \end{cases} \quad (7.3)$$

$$\text{avec } \sum_{k=1}^{n_j} W_{jk} = 1$$

X_i le score du plus haut Faux positif de l'image i , Y_{jk} est la note de la lésion k de l'image j . Si une lésion n'a pas été détectée, alors sa note sera par défaut de "0".

Les poids W_{jk} correspondent à l'importance relative de détecter la lésion k dans l'image j pour le diagnostique. Pour chaque image, la somme des poids doit être égale à 1.

Une seconde version de JAFROC existe avec un pouvoir statistique plus important, mais elle nécessite de disposer d'un grand nombre de cas non pathologiques. La formule est la même que celle précédente (eq. 7.3). La seule différence est que la première sommation se fait sur l'ensemble des cas non pathologiques N_N (eq. 7.4).

$$\theta = \frac{1}{N_T N_A} \sum_{i=1}^{N_N} \sum_{j=1}^{N_A} \sum_{k=1}^{n_j} W_{jk} \psi(X_i, Y_{jk}) \quad (7.4)$$

Chapitre 8

Systèmes de détection

8.1 Les CAD en TEP

Les systèmes CAD (Computer-Aided-Detection) sont des algorithmes permettant d'assister le praticien dans la détection des lésions ou le classement des images médicales. Dans le cadre de l'imagerie TEP oncologique, le besoin principal est celui du suivi thérapeutique. Pour cela, il est important de détecter d'éventuelles lésions résiduelles. Pour cela, il faut que le système CAD soit particulièrement adapté à la recherche de petites lésions de faible contraste qui pourraient échapper au médecin. Cependant, le diagnostic, qui consiste à évaluer la dangerosité des lésions, et leur caractère pathologique est une tâche plus complexe qui relève plus des systèmes d'aide au diagnostic, qui ne seront pas traités ici.

Le développement des systèmes CAD a débuté dans les années 1980 [Chan et al., 1987], notamment pour détecter les micro calcifications en mammographie. Bien qu'il existe plusieurs systèmes CAD commerciaux pour l'imagerie TDM (xLNA pour philips par exemple), aucun CAD commercial pour la TEP n'existe à ma connaissance.

8.2 Types de classification

8.2.1 supervisée - méthodologie

Les classifieurs supervisés nécessitent une connaissance a priori des classes. On entraîne le classifieur en lui fournissant des *exemples* de cas avec l'étiquette associée. A partir de cette base de données d'entraînement, le classifieur va générer un *modèle* predictif permettant de classer de futurs exemples non encore connus.

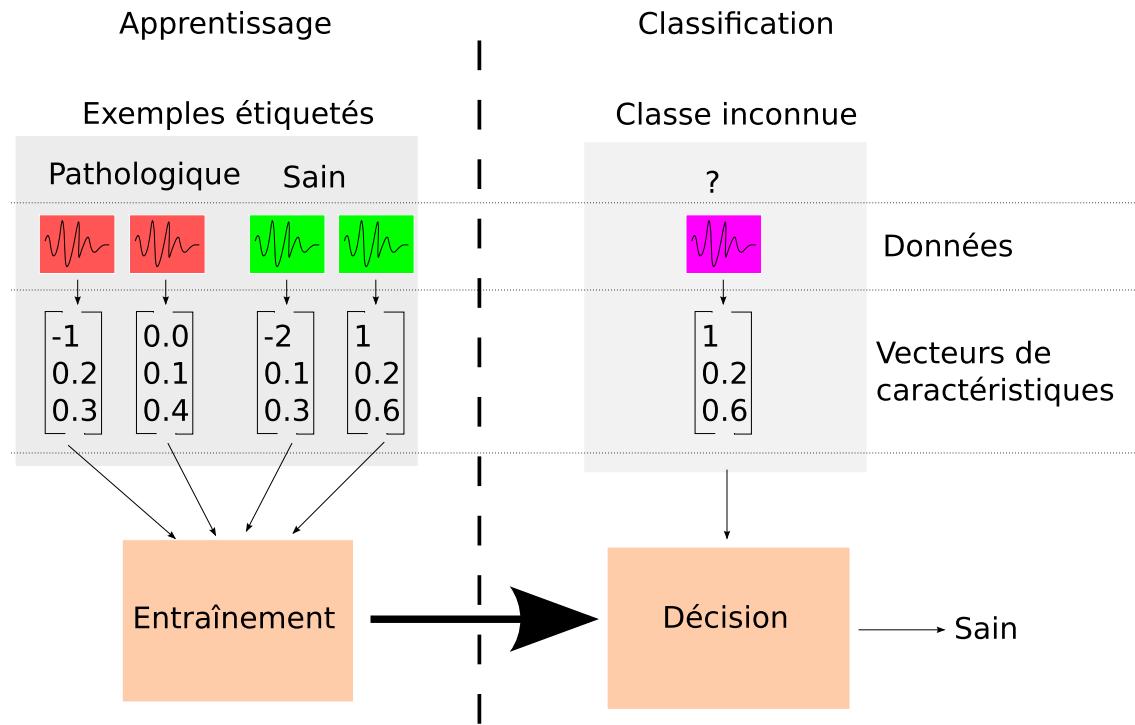


FIG. 8.1: Fonctionnement d'un classifieur supervisé : Les données d'apprentissage servent à entraîner le classifieur pour générer un modèle. Ce modèle permettra de rattacher des observations aux classes apprises.

Machines à vecteur de support (SVM)

La “Machine à Vecteur de Support”, aussi appelée “Séparateur à Vaste Marge”, ou “Support Vector Machines” en Anglais, est un classifieur qui comme son nom l’indique vise à maximiser la marge[Boser et al., 1992], qui est la distance entre les points des données et la surface séparatrice (voir figure 8.2.1).

8.2.2 non supervisée - méthodologie

Dans le système de classification non supervisé, le classifieur ne reçoit directement l'ensemble des données à traiter, sans informations supplémentaires. Il devra de lui-même les classer par similitude en groupes. On utilise ce type de classifieur si on ne connaît pas a priori les classes 8.2.2.

La classification nom supervisée repose sur une méthode statistique utilisant une fonction de proximité.

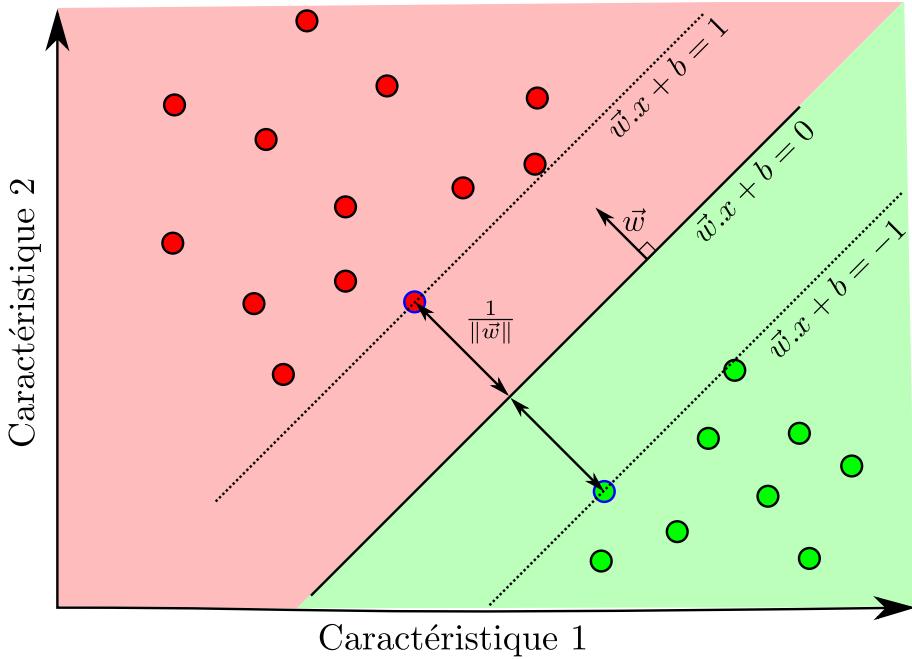


FIG. 8.2: Machine à Vecteur de Support : Les points vecteur de support (entourés de bleu) sont les seuls utilisés pour calculer la surface de séparation d'équation $\vec{w} \cdot x + b = 0$. Le vecteur \vec{w} est normal à la surface de séparation et permet de calculer la marge $\frac{1}{\|\vec{w}\|}$.

8.3 classifiers

8.3.1 SVM (Séparateur à Vaste Marge)

Les SVM sont des classifiants supervisés qui cherchent à maximiser la séparation entre chaque classe. L'idée sous-jacente aux SVM est de trouver l'hyperplan optimal de séparation, et non pas n'importe quel hyperplan qui permettrait de séparer correctement les données d'apprentissage (figure 8.3.1).

L'hyperplan optimal au sens des SVM est celui qui maximise la marge, c'est à dire qui maximise la distance entre l'hyperplan et les vecteurs de caractéristiques les plus proches. La définition de cette marge et de l'hyperplan se fait à partir des vecteurs de support. Ils correspondent aux cas extrêmes des deux classes qui pourraient éventuellement poser des problèmes de classification.

Dans le cas où l'hyperplan de séparation ne pourrait pas être défini par une équation linéaire, des fonctions à noyaux sont utilisées pour projeter les points dans un espace de plus grande dimensions où le problème devient linéaire (voir figure 8.3.1). Cependant, la transformation n'est jamais réalisée explicitement, ce qui permet d'avoir certains noyaux, dont les RBF (Fonctions à base radiales) qui ont un espace d'arrivée de dimensions infinies.

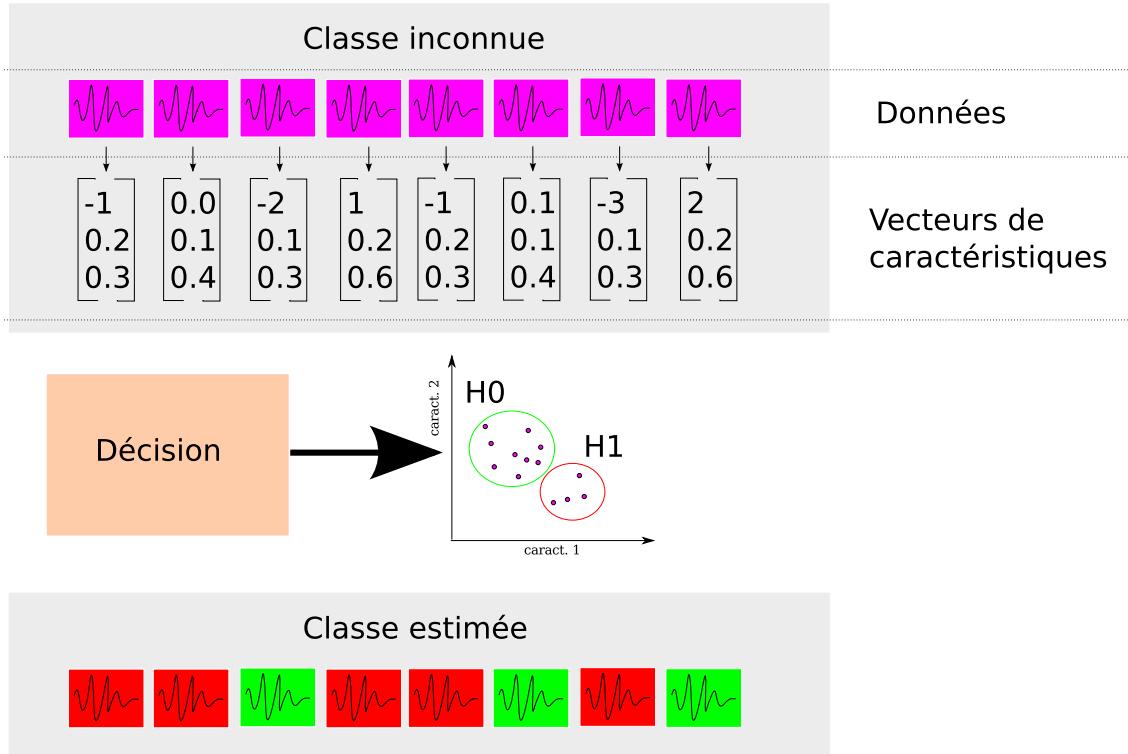


FIG. 8.3: Fonctionnement d'un classifieur non supervisé : Les données brutes sont envoyées au classifieur qui va les regrouper en classes en fonction de leur répartition dans l'espace des caractéristiques.

nies.

Grâce à la maximisation de la marge, les SVM sont performants dans le cas où l'on ne dispose que de faible quantités de données. De plus, ils sont relativement résistants aux phénomènes de sur-apprentissage, qui

Comme indiqué dans le schéma `||A Faire : refSchema||`

8.3.2 LDA

8.4 Systèmes humain

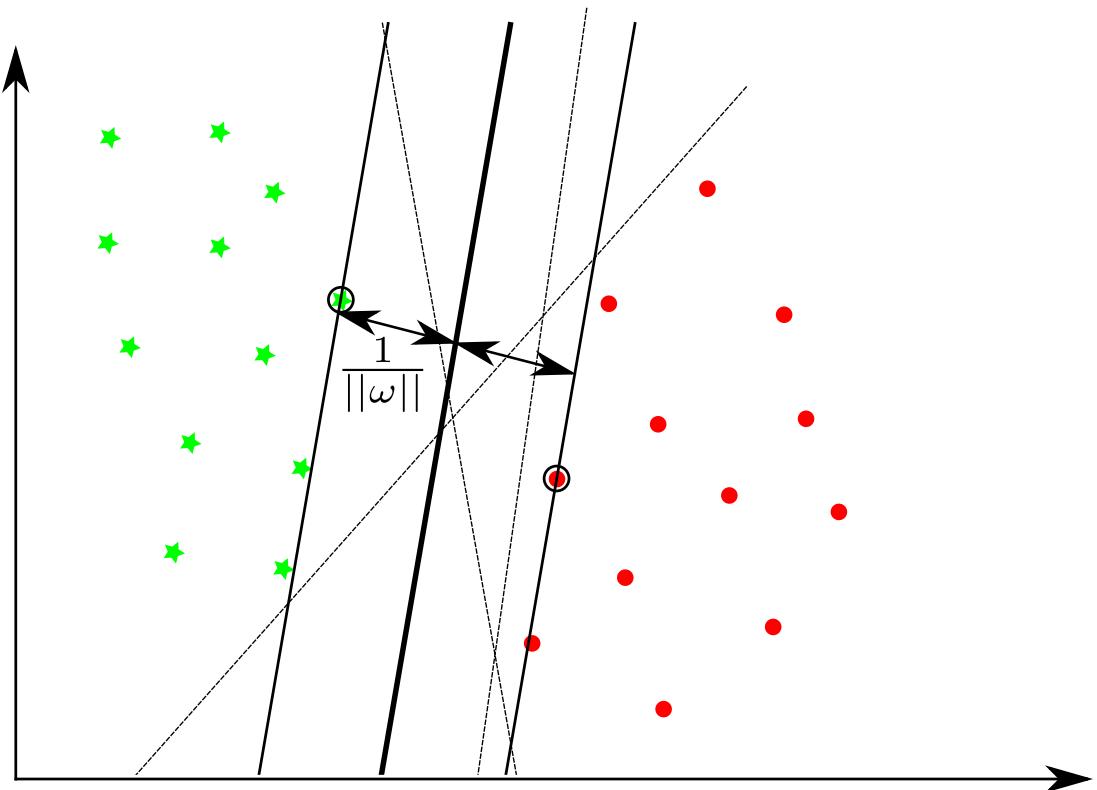


FIG. 8.4: Illustration du principe d'optimisation de la marge sur un cas à deux classes et deux caractéristiques : Il existe une infinité d'hyperplan qui séparent correctement les classes "étoile vertes" et "ronds rouge", représentés par les traits fins en pointillé. Cependant, il existe seulement une seule solution qui va maximiser la marge. Cette solution est représentée en trait plein, avec la marge $\frac{1}{\|\omega\|}$. Les points entourés en noir sont les points support utilisés pour contraindre l'hyperplan.

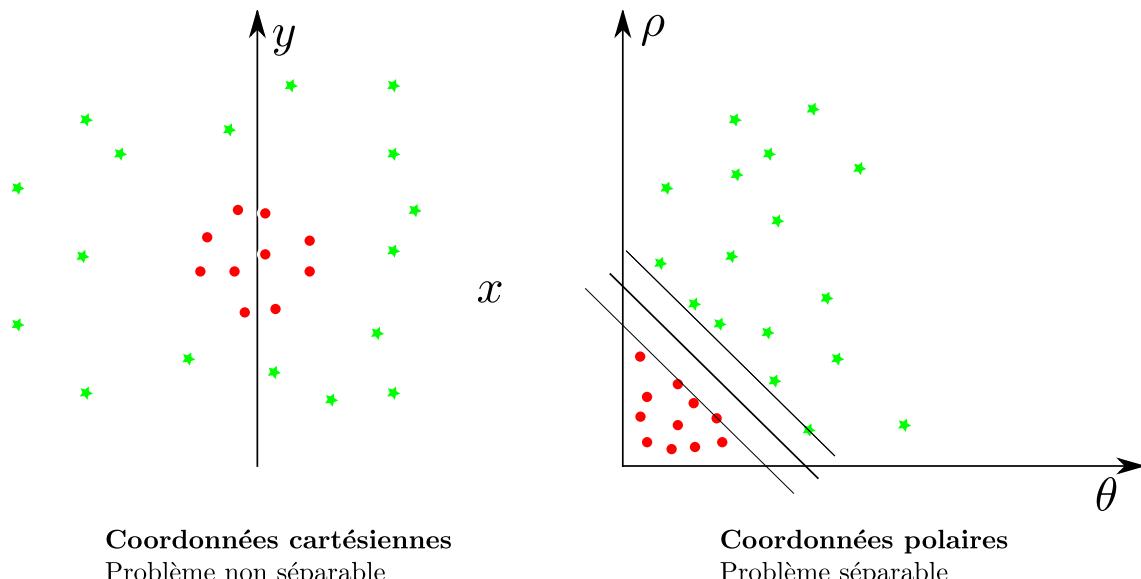


FIG. 8.5: Illustration du principe du changement de base : Des données non séparables dans le repère original peuvent devenir séparables en utilisant les noyaux. Dans ce cas, le passage des coordonnées cartésiennes aux coordonnées polaires permet de rendre le problème original linéairement séparable.

Cinquième partie

Simulation et base de données (MIC 2011)

Chapitre 9

Simulations

9.1 principe des simulations

9.1.1 monte carlo

9.1.2 analytiques

9.1.3 MC accélérés

9.2 simulateurs disponibles

9.3 processus de simulation avec SORTEO

9.4 Contribution à SORTEO

Chapitre 10

Base de donnée

10.1 Présentation

10.2 Modèles

10.3 données clef

Sixième partie

Résultats

Chapitre 11

Méthodes

Nous avons utilisé la base de données présentée dans la partie V pour évaluer les performances des techniques de correction du mouvement respiratoire présentées dans le chapitre 6.

Les techniques de correction du mouvement implémentées sont les suivantes :

1. Correction pendant la reconstruction par modification de la matrice système (voir section 6.5). Elle sera désignée par l'acronyme *TE-MS* (Transformation Élastique de la Matrice Système)
2. Correction post-reconstruction par recalage des images prises à différents instants du cycle (voir section 6.3). Elle sera désignée par l'acronyme *TE-IM* (Transformation Élastique des Images reconstruites)

Elles sont comparées dans cette partie avec les images non corrigées **TE-MS** et des images statiques (qui représentent une correction parfaite). Leur acronymes sont respectivement *NoCorr* et *Statique*

L'objectif est d'évaluer les performances des techniques de correction du mouvement sur la détection des lésions de faible contraste et faible diamètre. Pour cela, les performances d'un système de détection automatique seront mesurées à l'aide des courbes F-ROC.

La suite de ce chapitre présente les caractéristiques principales du système d'aide à la détection (CAD) que nous avons utilisé (voir chapitre 7), l'étape d'optimisation du CAD que nous avons utilisés, puis la méthode utilisée pour mesurer les performances de détection.

11.1 Système CAD

Le système CAD que nous utilisons a été développé à l'origine pendant les travaux de thèse de Sandrine Tomeï ainsi que mes travaux de master [Tomei et al., 2008, Lartizien et al., 2010]. Nous l'avons amélioré et adapté aux besoins de cette étude, notamment en développant les mesures de performances.

Le CAD utilise des informations fréquentielles obtenue par décomposition des images en ondelettes Biorthogonale 4.4 non décimée (figure 11.1). Ces données sont utilisées par le système de classification basé sur un SVM travaillant voxel par voxel. Une étape de réduction des faux positifs est ajoutée par la suite.

Étant donné qu'il n'y a que 107 tumeurs dans le foie et 173 dans le poumon, nous avons utilisé une méthode d'évaluation des performances par resubstitution. Cela signifie que les apprentissages et les tests sont réalisés sur la même base de données constituée de 15 patients présentés dans le chapitre V.

la base d'apprentissage est générée à partir des images utilisées pour la base de test.

11.1.1 Vecteur de Caractéristiques

Nous avons choisi d'utiliser une décomposition en ondelettes 3D non décimée par banc de filtres. Dans le cas tridimensionnel, la décomposition par banc de filtres est résumé par la Figure 11.1. L'image de départ est filtrée séparément dans les trois directions de l'espace par un filtre fréquentiel passe-haut correspondant à la fonction d'ondelettes (noté H) et passe-bas correspondant à la fonction d'échelle (noté L).

Ainsi sept images de détails (HHH, LLH, ...) et une image d'approximation (LLL) sont produites pour chaque niveau j de décomposition. Les huit images du niveau suivant $j + 1$ sont générées de la même manière, mais en considérant l'image d'approximation LLL_j du niveau précédent comme image de départ. Les caractéristiques des images, rassemblées dans un vecteur descripteur de taille $8 \times j$, correspondent ici à l'ensemble de ces coefficients pour chaque voxel de l'image.

11.1.2 Génération de la base d'apprentissage

Les données générées par la décomposition en ondelettes de chaque image se présentent sous la forme de volumes 4D, indiquant pour chaque voxel de l'image 3D l'ensemble des coefficients associés.

La base d'apprentissage sert à entraîner le classifieur dans un processus de classification supervisée, en lui fournissant un ensemble d'exemples avec leur classes associées (voir figure 8.2.1) page 58).

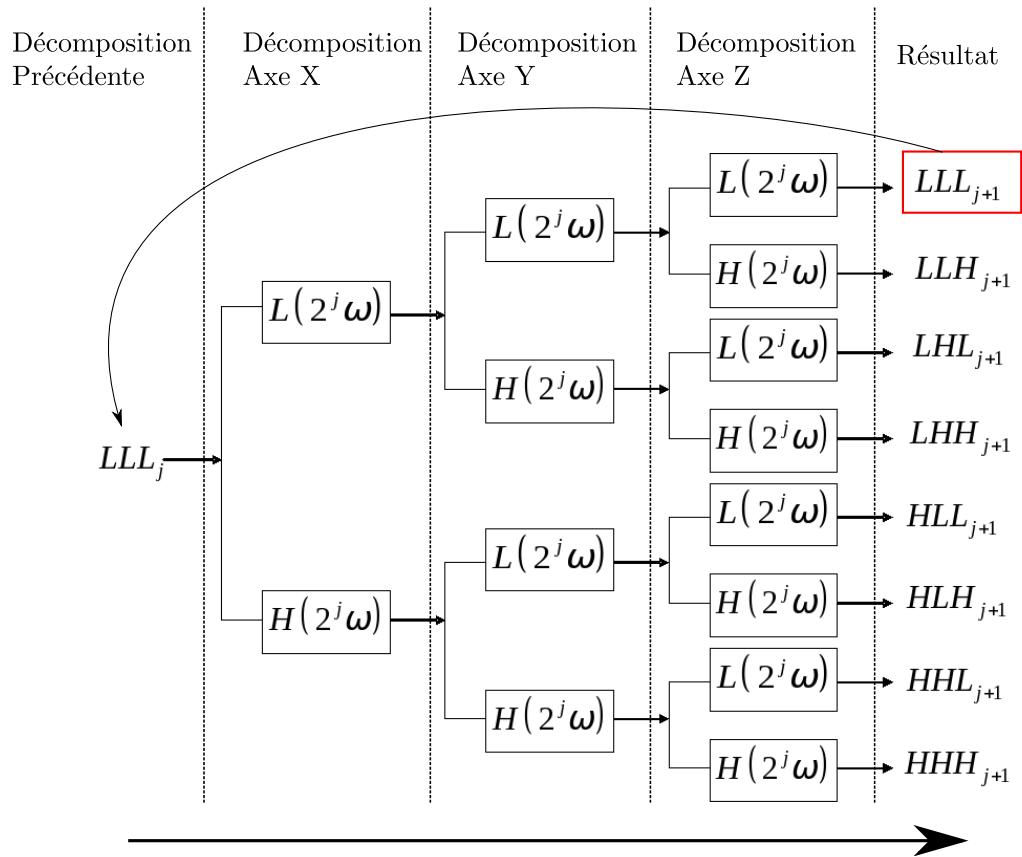


FIG. 11.1: Décomposition en ondelettes par banc de filtres : Chaque image est filtrée selon les 3 dimensions pour obtenir les coefficients d'ondelettes et d'échelle de chaque voxel de l'image. L corresponds à un filtrage passe-bas tandis que H corresponds à un filtrage passe-haut. Les coefficients d'échelle sont contenus dans l'image LLL_{j+1} tandis que les coefficients d'ondelettes sont présents dans $LLH_{j+1}, LHL_{j+1} \dots HHH_{j+1}$

La génération de cette base demande l'extraction de points de la classe "pathologique", et de la classe "sain". Les points correspondants à la classe pathologique sont extraits des centres de chaque tumeur de chaque image de la base pour l'organe considéré. Les points de la classe "sain" sont extraits de manière aléatoire dans les volumes de toutes les images (hors tumeurs). Pour des raisons de simplicité d'implémentation, un nombre fixe de points est extrait de chaque image.

11.1.3 Apprentissage de la Machine à Vecteur de Support (SVM)

La base de données d'apprentissage est donnée en entrée du classifieur SVM (Machine à Vecteur de Support) pour l'apprentissage.

Le principe des SVM est de trouver l'hyperplan optimal de séparation, qui va maximiser la marge de séparation entre les deux classes "pathologique" et "sain" (voir 8.2.1). Cette marge correspond à la distance à l'hyperplan entre les plus proches vecteurs de caractéristiques appartenant à chacune des classes. La définition de cette marge et donc de l'hyperplan, se fait uniquement à partir de vecteurs de support, qui correspondent à l'enveloppe du groupement de point de l'une des deux classes.

Le SVM va fournir en sortie un modèle décrivant l'hyperplan permettant de séparer les données.

11.1.4 Génération des sites présumés

Une fois le classifieur entraîné, on lui soumet les voxels des images pour qu'il les classe. On obtient donc en sortie un ensemble de cartes de score (une par image 3D), dans lesquelles chaque voxel correspond au score indiqué par le SVM. Ce score est une mesure de distance par rapport à l'hyperplan de séparation dans l'espace des points d'apprentissage, et donne donc une mesure de la "certitude" du SVM vis-à-vis de sa classification.

Cette carte de score est ensuite seuillée pour fournir une carte binaire, indiquant pour chaque voxel la classe fournie par le SVM. Le mécanisme de sélection du seuil est défini en 11.2.3.

A cette étape, le résultat est sous forme d'une carte de "voxels" étiquetés comme "sain" ou "pathologiques". Nous avons choisi de travailler sur des agrégats de points plutôt que directement sur les voxels car les cartes binarisées sont très bruitées, et donc non directement exploitables. Les voxels "pathologiques" sont donc agrégés selon une connexité 26 ($3 \times 3 \times 3$). Un score est associé à chaque agrégat, correspondant au score le plus important observé dans l'agrégat.

11.1.5 Règles d'évaluation du résultat

Pour évaluer le résultat, nous avons mis au point des règles permettant de classer les agrégats lorsque nous avons accès à la vérité terrain. Ce sont ces algorithmes qui sont utilisés dans les évaluateurs de performances présentés ci-après.

Les agrégats sont classés en LL (Lésion localisée) et NL (Lésion Non Localisée) selon qu'ils peuvent être considérés comme des vrais positifs ou des faux positifs :

Soit L l'ensemble des points de la lésion, A les points correspondant à l'amas candidat.

Les agrégats seront considérés comme des vrai positifs si ils intersectent une tumeur selon les règles décrites ci-après, ou comme de faux positifs dans le cas contraire. Cependant, si leur taille est inférieure à la taille minimale définie par la première règle ($\alpha \times \text{card}(L)$), l'amas n'est pas considéré.

Règles de classification :

$\text{card}(L \cap A) > \alpha \times \text{card}(L)$ avec α qui définit la proportion minimale de la tumeur qui doit être présente dans l'amas. Elle permet d'éviter les amas qui intersecteraient la tumeur par accident.

$\text{card}(L \cap A) > \beta \times \text{card}(A)$ avec β qui limite l'étendue de l'amas en dehors de la tumeur.

α et β sont des constantes empiriques fixées respectivement à 0.05 et 0.20 dans nos travaux.

11.1.6 Résumé

Ce pseudo-code décrit les différentes étapes du CAD, depuis l'importation des images à l'extraction des lésions potentielles. Il est complété par la figure 11.2 :

1. Décomposition des images en ondelettes : pour chaque voxel de l'image d'origine, on obtient entre 8 et 32 coefficients suivant le niveau de décomposition de l'image, qui correspondent au vecteur de caractéristiques utilisé par le classifieur
2. Extraction de la base d'apprentissage : les coefficients des centres de toutes les tumeurs sont extraits des volumes décomposés, et vont former la base d'apprentissage pathologique. Un certain nombre de voxels sont tirés aléatoirement dans les zones normales de chaque image et leurs coefficients sont ajoutés à la base saine.
3. Apprentissage : le classifieur SVM est entraîné sur cette base d'apprentissage pour générer le modèle qui sera utilisé pour le test.
4. Tests : le SVM entraîné est utilisé pour classer chaque voxel contenu dans les organes à évaluer (poumon et foie).
5. Réduction des faux-positifs : les points sont agrégés en composantes connexes (connexité 26 en 3 dimensions).

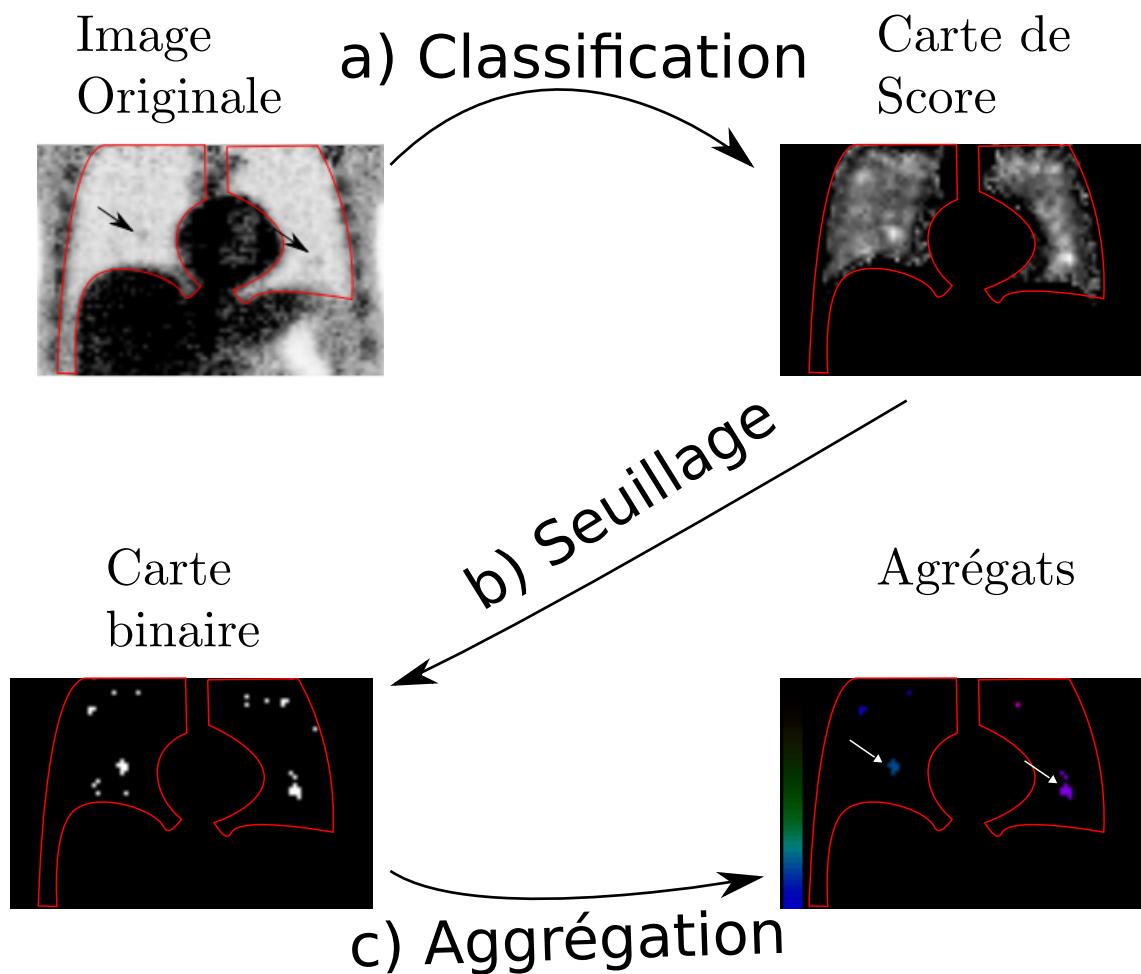


FIG. 11.2: Schéma du système CAD : l'image d'origine en haut à gauche est utilisée par le classifieur pour générer la carte de score. Cette carte est ensuite seuillée par l'étape b) pour générer une carte binaire correspondant aux sites qui dépassent un certain score. L'étape c) correspond à la formation des agrégats qui seront le résultat du système CAD. Cette étape s'accompagne d'une suppression des sites de trop petite taille. Les flèches représentent des lésions dans l'image d'origine

- Évaluation : lorsque nous avons accès à la vérité terrain, il est possible d'évaluer les performances du CAD en classant les agrégats en LL (Lésion Localisée) et LN (Lésion Non Localisée).

11.2 Optimisation des paramètres du système CAD

Les différentes étapes de l'évaluation des performances nécessitent de fixer un grand nombre de paramètres.

11.2.1 Paramètres à optimiser

Paramètres de la base d'apprentissage

Nous avons sélectionné plusieurs paramètres qui, selon nous, peuvent influencer les performances de détection. Ces paramètres sont assez généraux et seront donc sélectionnés une fois et appliqués à tous les jeux de données de la même manière :

Normalisation : les données sont normalisées de manière à ce que la moyenne et l'écart-type de chaque caractéristique soit de 1 ($(\mu, \sigma) = (1, 1)$) noté *moyenne*, ou alors pour que l'ensemble des valeurs soit comprises entre -1 et +1, noté *écart*.

Nombre de points de la base d'apprentissage : Le nombre de points extraits de chaque image pour alimenter la base d'exemples normaux peut avoir une influence sur les résultats. Trois valeurs sont testées. 100 points par images (pts/im.) (soit 1500 pts. négatifs), 200 pts/im. (soit 3000 pts. négatifs) et 1000 pts/im. (soit 15000 pts. négatifs).

positions des points extraits : Les points normaux extraits de la base d'image peuvent être extraits de tout le volume de l'organe hors tumeurs, ou bien extraits sur une partie seulement des volumes hors tumeur, c'est-à-dire en éliminant les bords de l'objet une érosion morphologique de deux voxels.

Le but de la normalisation est d'homogénéiser les plages de valeurs des différentes caractéristiques pour faciliter le travail du classifieur, dont les paramètres C et gamma (définis en 11.2.1) dépendent de la distance entre les points et ne permettent pas de gérer des différences trop importantes d'étendues dans les caractéristiques. La première méthode de normalisation (*moyenne*) a l'avantage d'être relativement peu sensible aux valeurs extrêmes, contrairement à la seconde (*écart*).

Le nombre de point de la base d'apprentissage détermine directement la qualité de l'apprentissage. Le nombre de caractéristiques est de $8 \times j$, avec j le niveau de décomposition des images. Il n'existe pas de règle définitive pour choisir le nombre d'exemples nécessaires

en fonction du nombre de caractéristiques, mais les SVM sont relativement efficaces à éviter le sur-apprentissage. Dans notre cas, il serait donc préférable d'avoir plus de données. Cependant, le nombre de points notés "tumeurs" est limité par le nombre de tumeurs présentes dans la base d'apprentissage (173 tumeurs pour le poumon, 106 pour le foie). Il y a donc un risque de déséquilibre de la base d'apprentissage, qui devrait idéalement avoir le même nombre d'exemples "pathologique" que "sain". Des techniques de correction existent pour les SVM afin de contrebalancer ces déséquilibres en indiquant un paramètre C différent pour chaque classe, mais les tests que nous avons réalisés ne montrent pas d'améliorations significatives des performances.

Les points normaux extraits des images pour alimenter la base vont avoir une influence directe sur la qualité des résultats. Idéalement ils devraient être représentatifs de l'ensemble des cas rencontrés dans la base de tests, mais les bords de certains organes peuvent ressembler à des tumeurs, et rendre l'estimation de la surface de séparation plus difficile. Nous avons donc voulu évaluer la performance du CAD sur une base dépourvue de ces données ambiguës. Pour cela nous avons réalisé une érosion de 2 voxels sur les masques des volumes à extraire.

Paramètres du classifieur

Le classifieur (SVM) utilise en entrée les données d'apprentissage formatées selon les choix opérés précédemment et va générer un modèle. Cependant, cet algorithme dispose de ses propres paramètres, qui sont beaucoup plus dépendant des données. Un nouveau jeu de paramètres sera donc calculé pour chaque type de correction du mouvement respiratoire.

Niveau de décomposition j : il correspond au nombre de niveaux de décomposition pris en compte par le SVM. Les niveaux de décomposition élevés correspondant à des informations de très basse fréquence, les informations qu'ils apportent ne sont pas forcément pertinentes pour la détection des lésions. Cependant, les caractéristiques fréquentielles des images générées par les différents jeux d'images étant différentes, il est nécessaire d'adapter ce paramètre pour chaque niveau.

Coefficient de pénalisation C : lors du calcul de l'hyperplan de séparation des données, chaque point mal classé va pénaliser la surface d'un facteur proportionnel à C .

Largeur de bande γ : cette valeur influe directement sur la largeur de bande du noyau utilisé par le classifieur (Fonction de Base Radiale gaussienne, ou RBF).

11.2.2 Méthodes d'optimisation

La sélection des deux paramètres vu en 11.2.1 est obtenue à l'aide des algorithmes présentés ci-après.

Choix des paramètres du classifieur

Pour obtenir les meilleurs paramètres du classifieur, je réalise une recherche exhaustive par grille. Cela correspond à mesurer un ensemble de critères de performance pour chaque jeu de paramètres possible.

Par exemple, si j'ai deux paramètres A et B, et que je recherche le meilleur jeu de paramètres, je vais tout d'abord sélectionner pour chaque paramètre la taille de la zone de recherche. Pour A, ce sera les valeurs -1, 0, 1, 2 et pour B les valeurs 100, 10000, 50000. Les critères de performance seront évalués pour toutes les combinaisons des valeurs de A et B, tels que (-1, 100), (-1, 10000), (-1, 50000), (0, 100), ..., (2, 50000). Le jeu de paramètres ayant obtenu les meilleures performances sera donc sélectionné.

Les critères de performance que nous avons sélectionnés sont la sensibilité et la spécificité obtenue pour une validation croisée à 5 éléments réalisée sur la base d'apprentissage comme présenté sur la figure 11.3. La validation croisée est une technique permettant de minimiser le biais sur les performances.

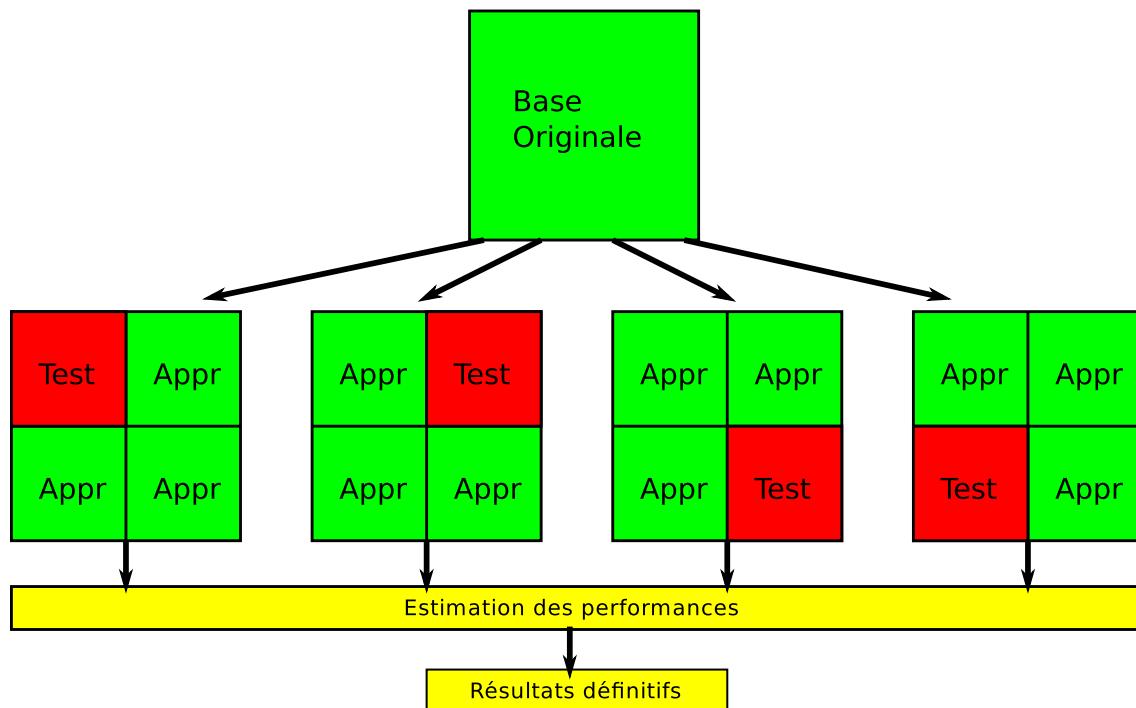


FIG. 11.3: Réalisation d'une validation croisée à n éléments (ici 4) : La base d'exemples d'origine est décomposée en n parts égales. La mesure de performance se fait n fois, avec à chaque fois un apprentissage sur $n - 1$ éléments et un test sur l'élément restant. La mesure de performance est réalisée sur les résultats des n tests.

Pour choisir les meilleurs paramètres du classifieur, j'ai effectué une recherche exhaustive par grille avec les paramètres suivants :

C : de 1 à 10000 en 15 pas logarithmiques

gamma : de 0.0001 à 1 en 15 pas logarithmiques

j : de 1 à 4, soit de 8 à 32 caractéristiques

L'optimisation a été réalisée à l'aide du logiciel rapid-i [Mierswa et al., 2006] pour chaque type d'image. Les indicateurs de performance calculés par validation croisée sont les suivants : sensibilité, spécificité. Le triplet de paramètres retenu est celui qui maximise la sensibilité.

Nous avons représenté pour chaque jeu d'image le nuage de points positionnant chaque triplet dans un espace à deux dimensions ("Sensibilité", "Spécificité"). Cela permet de vérifier que le critère choisi (maximisation de la sensibilité) ne se fait pas trop au détriment de la spécificité.

De ce nuage de point nous pouvons voir le front de Pareto. Ce type de diagramme permet de rechercher un optimum selon plusieurs critères antagonistes. Dans notre cas, nous voulons à la fois une sensibilité et une spécificité importante, sachant qu'il n'existe pas de jeu de paramètres "parfaits" qui permettent d'avoir 100% aux deux. Dans notre cas, le front de Pareto va permettre de vérifier que le choix par maximisation de la sensibilité ne se fait pas au détriment de la spécificité.

11.2.3 Mesure de performance de détection

La mesure de performances décrite ici permet de sélectionner les meilleurs paramètres de génération de la base d'apprentissage, mais aussi une fois ces paramètres sélectionnés, de comparer les différentes techniques de correction du mouvement respiratoire. La recherche des meilleurs paramètres de la base d'apprentissage sera réalisée sur la base d'images statiques afin de ne pas être influencé par les éventuels artefacts des autres type d'images.

Pour un seuil donné, Le CAD va générer un ensemble d'agrégats associés à un score, comme présenté en 11.1.4. Il est ensuite possible d'évaluer la performance de ce CAD à l'aide de courbes F-ROC décrites en 7.3.1 en connaissant la vérité terrain.

Le seuil sélectionné pour générer les agrégats est celui qui maximise la Fraction de Localisation de Lésion (LLF), c'est à dire celui qui va permettre de détecter un maximum de lésions.

Cette sélection est réalisée selon l'algorithme suivant :

Le processus d'estimation de la sensibilité pour un seuil s se fait de la manière suivante : Tout d'abord les cartes de scores sont binarisées en fonction de s . Les agrégats sont estimés sur ces cartes binaires, en prenant en compte les informations provenant des cartes de score correspondantes pour attribuer un score à chaque agrégat. Ils sont ensuite

classés en "Lésion localisée" (LL) ou "Non Lésions" (NL) à l'aide de la vérité terrain, selon les règles présentées en 11.1.5. Une valeur de sensibilité est calculée à partir de ces informations pour le seuil s .

Le seuil optimal retenu sera celui qui va maximiser la sensibilité. Nous recherchons ce maximum pour 40 valeurs réparties de manière uniforme entre -2 et +2.

Ce critère de sélection va naturellement engendrer un grand nombre de faux positifs, mais il faut garder à l'esprit qu'il sera utilisé pour réaliser des courbes F-ROC, qui indiquent une spécificité pour chaque nombre de faux positif en jouant sur un second seuil, toujours supérieur à celui retenu pour extraire les agrégats.

Le second critère utilisé pour comparer les bases d'apprentissage est la figure de mérite décrite en 7.3.3. Elle va comparer les scores des faux positifs de plus fort score pour chaque image avec les score des vrais positifs de l'image.

Chapitre 12

Analyse des résultats

Dans ce chapitre nous allons détailler les résultats obtenus par les méthodes présentées précédemment. Nous commencerons par présenter les courbes obtenues lors de l'étape d'optimisation et d'adaptation du CAD aux données, puis nous parlerons des performances de détection obtenues par ce CAD pour les différents jeux d'images.

12.1 Optimisation des paramètres

Nous avons réalisé des mesures de performances pour les différentes valeurs des paramètres suivants :

- Nombre de points de la base d'apprentissage (100, 200, 1000)
- Normalisation des données (*moyenne*, écart)
- Position des points de la base d'apprentissage (*organe complet*, organe avec érosion)

Pour sélectionner le jeu de paramètre optimal, nous avons crée une base **Témoin** comprenant les valeurs en italique des paramètres présentés ci-dessus. Toutes les autres bases reprennent les valeurs de la base Témoin en modifiant un seul paramètre. Nous utiliseront par la suite les termes définis ci-dessous pour qualifier les 5 jeux de paramètres :

Base Témoin : contient des données normalisées par la méthode "moyenne" avec 200 points sains extraits de chaque l'ensemble du volume des organes.

Base Érodée : contient des données normalisées par la méthode "moyenne" avec 200 points sains extraits du volume de chaque organe érodé (érosion morphologique de 2 voxels).

Base Appauvrie : contient des données normalisées par la méthode "moyenne" avec 100 points sains extraits de l'ensemble du volume de chaque organe.

Base Enrichie : contient des données normalisées par la méthode "moyenne" avec 1000 points sains extraits de l'ensemble du volume de chaque organe.

Base Normalisée écart : contient des données normalisées par la méthode "écart" avec 200 points sains extraits de l'ensemble du volume de chaque organe.

Pour vérifier que les résultats de la sélection des paramètres du classifieur sont stables, une seconde base témoin (**Témoin 2**) a été générée avec les données de seulement 14 images sur les 15 que nous avons simulées. Les points "sains" ne sont pas non plus extraits aux mêmes endroits que pour la base **Témoin**. Nous allons donc vérifier que les paramètres optimaux du CAD ne sont pas dépendants de la base mais de ses paramètres.

12.1.1 Sélection des meilleurs paramètres du classifieur

Les paramètres du classifieur sont déterminés par une recherche par grille. Elle consiste à rechercher l'optimum en évaluant la performance de chaque jeu de paramètre dans un ensemble déterminé à l'avance. La performance de chaque triplet (C, γ, j) est estimée en réalisant une cross-validation à 5 validations sur l'ensemble de la base d'apprentissage.

Les paramètres sont choisis à partir du front de Pareto des figures 12.1 et 12.2 en maximisant la sensibilité.

Dans l'ensemble, on peut voir clairement que les points correspondant au premier niveau de décomposition (bleu foncé) ont une performance systématiquement inférieure aux autres. Pour la base **Témoin**, la performance maximale est atteinte pour environ 15% de sensibilité et une spécificité de 93.5%, ce qui correspond à la valeur de sensibilité la plus faible de tous les points de la base **Témoin**. On observe cependant un front de Pareto marqué, bien qu'en fort retrait par rapport aux autres niveaux de décomposition. Ce même constat se retrouve pour les bases **Appauvrie** (1500 points d'apprentissage) et **Enrichie** (15000 points d'apprentissage).

Les trois autres bases ont des comportements différents. Pour la base *Normalisée écart*, les performances s'effondrent, de ce fait le classifieur est quasiment incapable de discerner les classes. Cela indique qu'il ne parvient pas à trouver une surface de séparation des données avec les paramètres indiqués. Puisque la normalisation moyenne parvient à mieux séparer les données pour ce niveau de décomposition, il est probable que la normalisation ne parvienne pas à homogénéiser les valeurs des différentes dimensions de manière satisfaisante. Dans le cas de la base **Érodée**, la simplification du problème de classification fait que les performances sont nettement améliorées : 55% de sensibilité pour 99.2% de spécificité, ce qui est le score le plus élevé de toutes les bases.

Les performances du second niveau de décomposition (bleu ciel) sont toujours situées environ au barycentre entre les performances du premier niveau et celles des niveaux 3 et 4.

Les performances des décompositions de niveaux 3 (vert) et 4 (rouge) sont systématiquement meilleures que les autres mais sont très variables. La base **Témoin** et la base **Appauvrie** montrent une bonne avance tant en terme de sensibilité que de spécificité pour 3

niveaux de décomposition. La base **Érodée** ne montre, quand à elle, aucune différence de spécificité entre ces deux niveaux de décomposition, mais montre cependant une faible amélioration de la sensibilité pour les 4 niveaux (0.5%). Quant à la base *Normalisée écart*, on n'observe pas de réelles différences de performance entre les deux niveaux de décomposition.

La table 12.1 référence tous les paramètres sélectionnés à partir des courbes de Pareto. On peut observer que la sensibilité la plus importante est atteinte pour la base **Appauvrie**, avec 82% de bonne détection. Ce taux est sensiblement le même que celui de la base **Érodée** (80%). Ces valeurs importantes, par rapport aux autres, peuvent s'expliquer par le fait que ces deux bases proposent un problème simplifié. Dans le cas de la base **Érodée**, les cas litigieux (discontinuités proches des bords des organes) ont été retirés de la base, ce qui simplifie le problème, tandis que pour la base **Appauvrie**, c'est le nombre de points "sain" plus faible (1500 contre 3000) qui permet de rendre le problème plus simple à traiter par le classifieur au détriment de la généralisation du résultat obtenu.

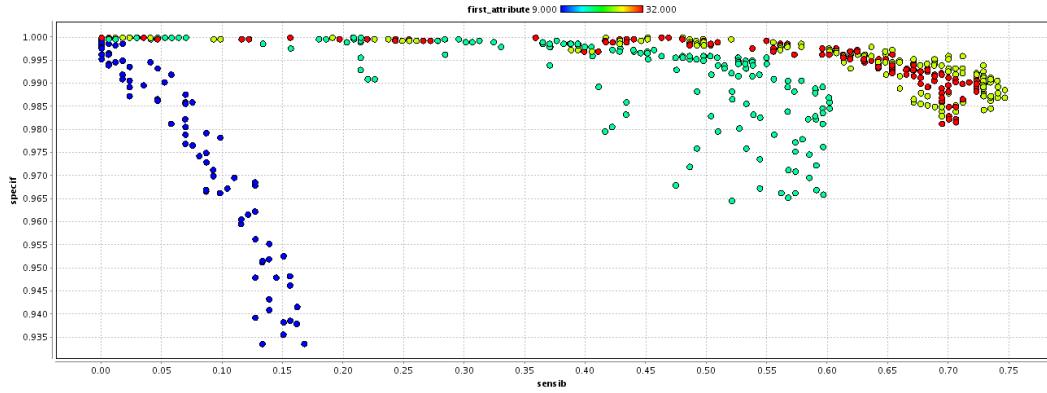
Il est intéressant de constater que les performances en sensibilité pour les bases **Appauvrie**, **Témoin** et **Enrichie** sont inversement proportionnelles à la taille de la base. En effet, plus la complexité de la base est importante, plus il devient difficile de trouver une surface de séparation efficace. Cependant, une base trop simpliste va engendrer une solution qui sera sans rapport avec la réalité, comme nous le verrons plus loin avec les courbes F-ROC.

Les valeurs de spécificité sont toutes très supérieures à 99%, ce qui montre que le classifieur n'a pas de problème pour classer correctement les points sains. En effet, la base étant très déséquilibrée, avec un rapport de 17 points sains pour 1 point "lésion" dans la base **Témoin**, il est normal que le classifieur favorise la classification des points "sain". Il existe des techniques permettant de compenser ce déséquilibre lors de l'apprentissage, mais tous les tests que nous avons réalisés n'ont pas montré d'amélioration du résultat. En effet, l'étape de sélection du seuil (voir section suivante) permet de compenser ces différences.

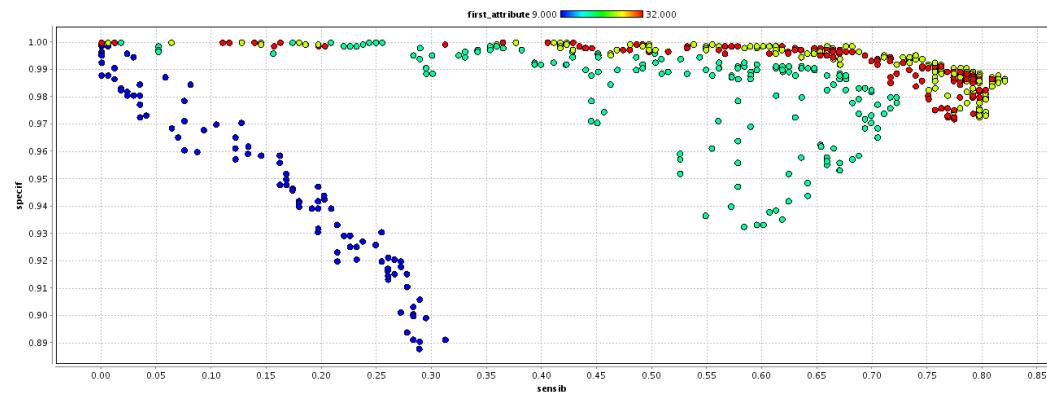
Il est intéressant d'observer que les fronts de Pareto de la base **Témoin 2** sont très semblables à ceux de la base **Témoin** pour une décomposition au troisième niveau. Des disparités apparaissent pour le quatrième niveau, mais les performances optimales sont obtenues pour le même jeu de paramètre. Cela semble indiquer que la base d'apprentissage est suffisamment complète en exemples de lésions.

a	Base Témoin	Base Érodée	Base appauvrie	Base enrichie	Base normalisée écart
C	464	74	5412	5412	10000
γ	0.0053	0.0094	0.00031	0.0017	0.052
j	3	3	3	4	3
Sensibilité	0.75	0.80	0.82	0.60	0.76
Spécificité	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Précision	0.98	0.98	0.97	0.99	0.98

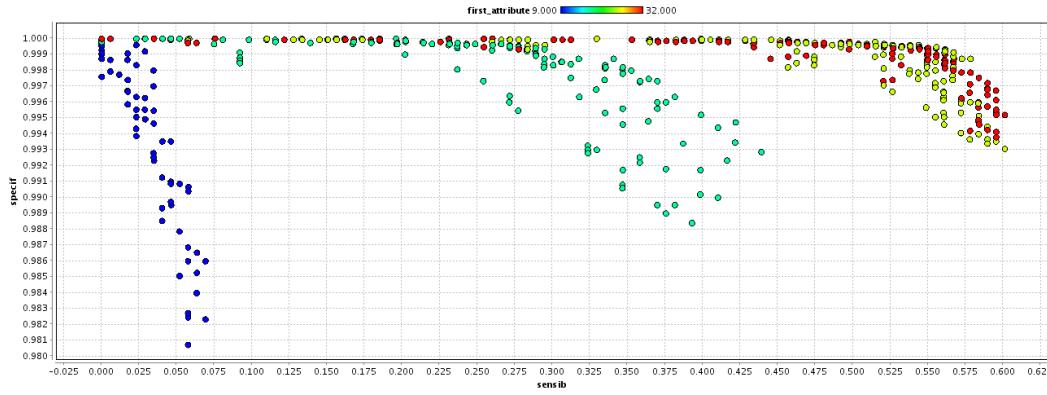
TAB. 12.1: Paramètres (C, γ, j) sélectionnés pour l'optimisation des performances sur les différentes bases. Sont indiqués pour chaque base le triplet de paramètres sélectionnés ainsi que sa position sur le front de Pareto.



a) Base Témoin

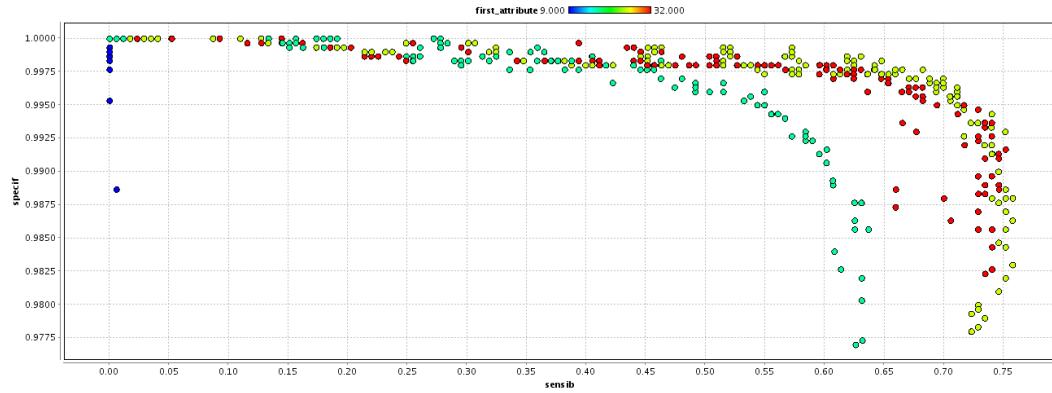


b) Base appauvrie

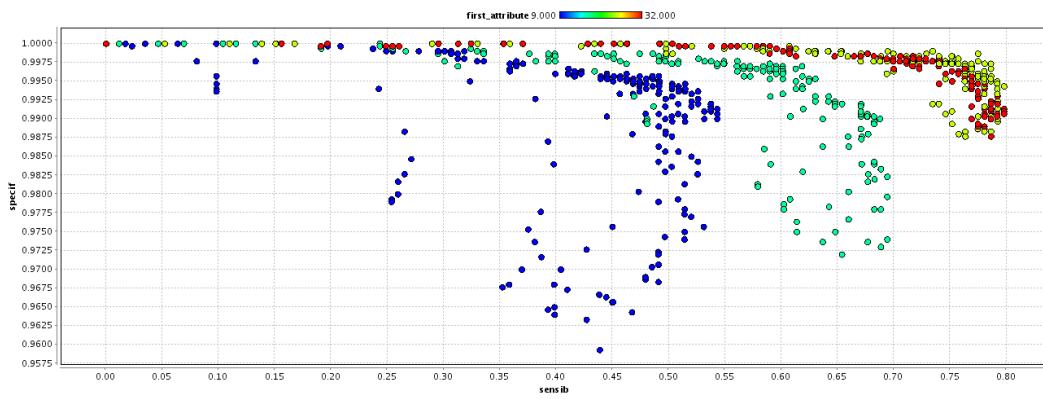


c) Base enrichie

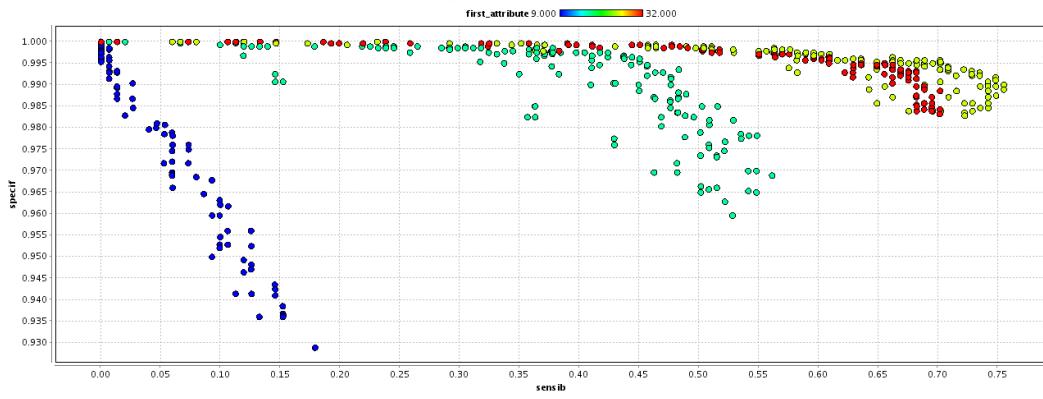
FIG. 12.1: (1/2) Fronts de Pareto des résultats de la recherche des meilleurs paramètres du classifieur. Pour chaque triplet de paramètres (C, γ, j) , la sensibilité et la spécificité sont reportées sur le graphique. Le code de couleurs correspond à la valeur de j . Bleu corresponds à $j = 1$, turquoise à $j = 2$, vert à $j = 3$ et rouge à $j = 4$. En a), la base Témoin, avec 200 points négatifs par image et une normalisation moyenne, en b) la base Appauvrie avec 100 points négatifs par image et une normalisation moyenne, et en c) la base Enrichie avec 1000 points négatifs par image et une normalisation moyenne.



a) Base Normalisée -1/+1



b) Base Érodée



c) Base Témoin 2

FIG. 12.2: (2/2) Fronts de Pareto des résultats de la recherche des meilleurs paramètres du classifieur. Pour chaque triplet de paramètres (C, γ, j) , la sensibilité et la spécificité sont reportées sur le graphique. Le code couleur correspond à la valeur de j . En a) la base Noamrlisée Écart avec 200 points négatifs par image et de normalisation écart. En b), la base Érodée, avec 200 points négatifs par image et une normalisation moyenne, en c) la base Témoin 2, réalisée de la même manière que la base Témoin mais en retirant une image.

12.1.2 Courbe Free-ROC

Les courbes Free-ROC de la figure 12.3 permettent de comparer les performances du CAD sur les différentes bases d'apprentissage. Les courbes ont volontairement été tronquées à 40 faux positifs par image, car ce nombre est déjà trop important pour un système CAD.

On peut observer que les courbes correspondants aux bases **Témoin** et **Enrichie** atteignent leur maximum de performances pour un nombre de faux positifs relativement faible par rapport aux autres bases : entre 17 et 20 faux positifs pour ces bases, contre plus de 40 pour les bases **Appauvrie** et **Érodée**. Cela tend à montrer que le système CAD est plus performant pour ces bases car il crée moins d'agrégats là où il n'y a pas de lésions.

En ce qui concerne la sensibilité maximale obtenue sur les courbes, elle est atteinte pour la base **Témoin** avec environ 62% de sensibilité, suivie par la base **Appauvrie** avec 60%, mais pour un nombre de faux positifs beaucoup plus important (38 contre 18 pour la base **Témoin**). La troisième courbe est la courbe **Normalisation Écart**, suivie par la base enrichie puis la base **Érodée**. Il est important de noter que les sensibilités maximales observées sont très proches, entre 55% et 62%, ce qui indique que la qualité de la base d'apprentissage n'a pas d'impact réel sur la sensibilité maximale atteinte par le CAD, mais qu'il pourra être plus ou moins difficile pour ce dernier de différencier les lésions du bruit de fond.

En pratique, on choisira le seuil pour avoir la certitude d'avoir un nombre de faux positifs "raisonnable" par image. Dans notre cas, les images contiennent environ 10 lésions par image. Il peut être intéressant de comparer les performances des bases pour un ratio de 1 faux positif par lésion, soit 10 faux positifs. Dans ce cas, la base **Témoin** a des performances très semblables avec celles de la base **Enrichie**, à environ 55%, ce qui est déjà très proche de leurs performances maximales. La base **Normalisation Écart** et la base **Appauvrie** sont, quant à elles, à 40% de sensibilité, tandis que la base **Érodée** atteint 35%.

12.1.3 Comparaison des performances JAFROC

La comparaison des performances obtenues par l'algorithme JAFROC [Chakraborty and Winter, 1990] de la figure 12.4 nous montre les FDM (Figure de Mérite) obtenues pour les différentes bases. Les FDM des bases **Témoin**, **Érodée** et **Enrichie** sont quasiment au même niveau (0.18), mais les barres d'erreurs semblent montrer un léger avantage pour la base **Témoin**.

Les bases **Normalisée écart** et **Appauvrie** quand à elles ont une FDM de 0.1 environ, ce qui indique une performance plus faible que les autres.

D'un point de vue statistique, la p-valeur (voir 7.2) fournie par le logiciel est de 0.049, ce qui ne permet pas de pouvoir annoncer avec une fiabilité de 95% que le test est significatif, c.-à-d. que les FDM sont effectivement toutes différentes. Cela se vérifie aisément

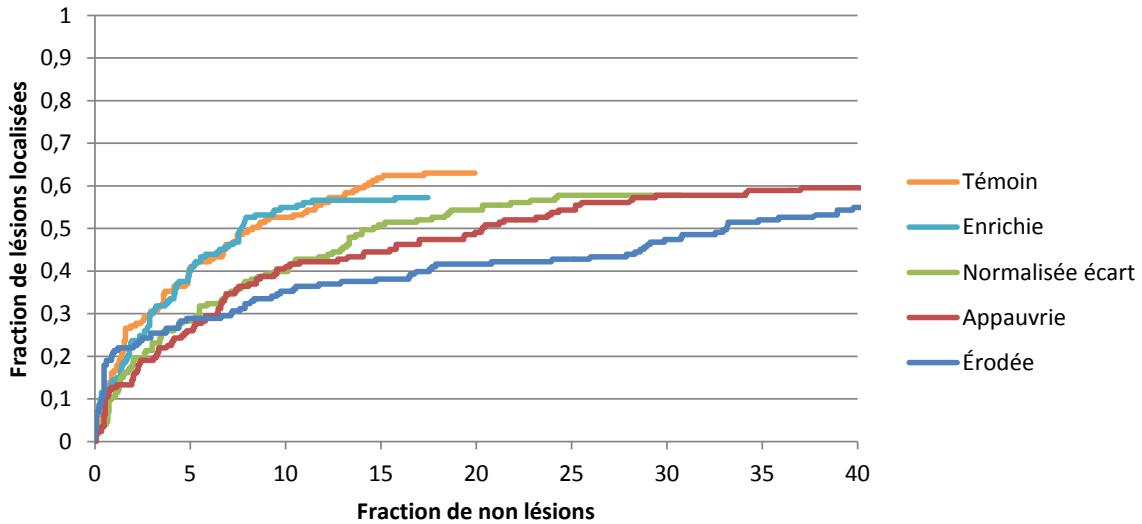


FIG. 12.3: Courbe Free-ROC comparant les performances du CAD sur une base **Témoin** (normalisation moyenne et 200 points négatifs par image), sur une base **Enrichie** (1000 points négatifs par image), sur une base **Appauvrie** (100 points négatifs par image), sur une base **Normalisée écart** (normalisation entre -1 et +1 et 200 points négatifs par image) et enfin sur une base de 100 points négatifs par image mais dont les volumes ont été érodés de 2 voxels.

en regardant l'étendue des barres d'erreur. Mais il faut noter que cette FDM est basée sur une méthode avec une puissance statistique faible [Chakraborty and Berbaum, 2004], ce qui signifie qu'elle sous-estime la p-valeur.

12.1.4 Conclusion

Nous avons vu que tous les indicateurs montrent que le maximum de performance est apporté par la base **Témoin**. De plus, les performances relativement proches de la base **Témoin 2** semblent indiquer que les performances sont stables. Nous allons donc conserver les paramètres de cette base pour la comparaison des différents type d'images :

Pas d'érosion, une normalisation visant à ramener la moyenne et l'écart-type sur les caractéristiques à 1, et 200 points extraits de chaque image de la base d'apprentissage.

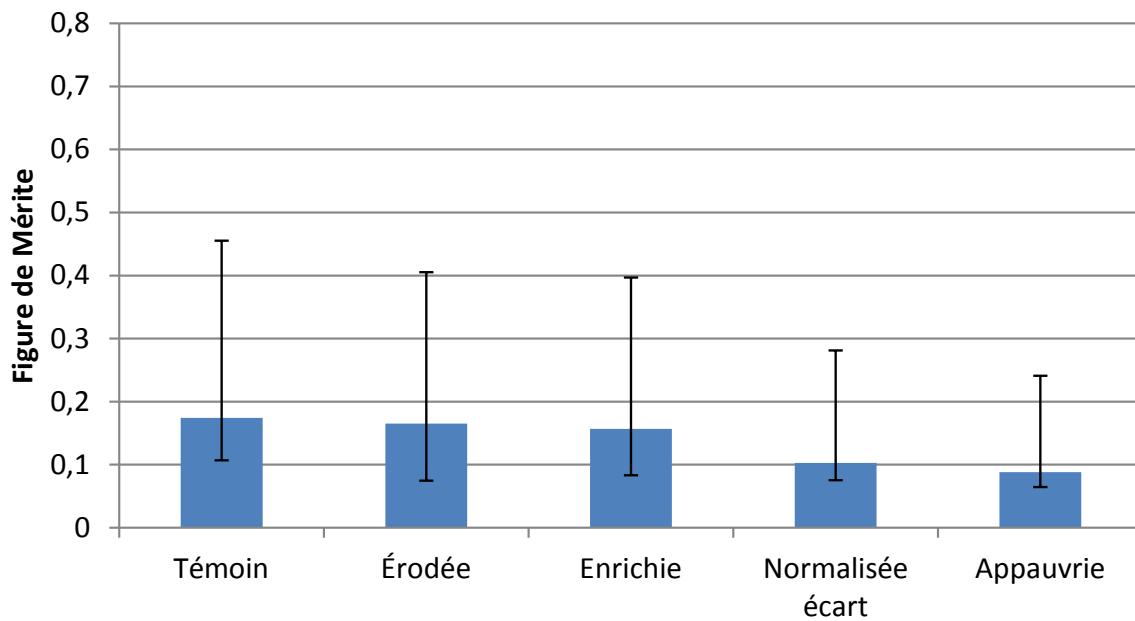


FIG. 12.4: Les FDM (Figure de Mérite) obtenues pour les différents paramètres

12.2 Comparaison des performances des différentes méthodes pour la détection des tumeurs pulmonaires

Les paramètres de génération de la base d'apprentissage retenus sont ceux de la base **Témoin**. Ils correspondent aux choix suivants :

- 200 points tirés aléatoirement dans le volume complet du poumon de chaque image (hors tumeurs)
- normalisation par neutralisation de la moyenne et de la variance, tels que $\mu, \sigma) = (1, 1)$

Quatre jeux d'images seront comparées :

Statique : correspond aux images de la “vérité terrain”, à savoir des images sans mouvement respiratoire. Elle doit donner la performance haute.

NoCorr : représente les images simulées avec mouvement respiratoire mais reconstruites sans aucune correction de mouvement. Elle représente le cas le plus défavorable.

TE-IM (Transformation Elastique images) : correspond aux images reconstruites avec la correction de mouvement post-reconstruction

TE-MS (Transformation Elastique Matrice Système) : correspond aux images reconstruites avec correction de mouvement pendant la reconstruction.

a	Base Statique	Base TE-IM	Base TE-MS	Base NoCorr
C	464	10000	10000	10000
γ	0.0053	0.00097	0.00031	0.00055
j	3	3	4	3
Sensibilité	0.75	0.81	0.82	0.83
Spécificité	0.99	0.99	0.99	0.99
Précision	0.98	0.98	0.98	0.98

TAB. 12.2: Paramètres sélectionnés pour l'optimisation des performances de détection des tumeurs pulmonaires. Chaque triplet de paramètres sélectionné (C, γ, j) est indiqué ainsi que sa valeur se sensibilité et spécificité.

12.2.1 Sélection des meilleurs paramètres du classifieur

De la même manière que pour la sélection de la meilleure base d'apprentissage, il faut adapter les paramètres du classifieur (C, γ, j) aux bases des quatre jeux d'images que nous souhaitons comparer.

La figure 12.5 montre les nuages de points associés aux différents triplets de paramètres (C, γ, j) pour chaque type d'images. Les performances des images statiques sont celles présentées sur la base **Témoin** de la figure 12.1.a . La table 12.2 résume les triplets (C, γ, j) correspondant aux meilleures performances mesurées à l'aides des nuages de points des figures 12.1.a et 12.5.

Il est étonnant de constater que la base 12.1.a, qui correspond aux images **Statique**, offre les plus mauvaises performances pour la décomposition de niveau 1 (17% de sensibilité). La mauvaise performance de cette base d'apprentissage se retrouve pour tous les niveaux de décomposition. Le résultat est également souligné par le tableau 12.2 (sensibilité de 75% contre des valeurs supérieures à 80% pour les autres type d'images). On peut cependant observer que les nuages de points des autres jeux d'images ont la même distribution spatiale que ceux de la base **Statique**, par opposition aux distributions des bases **Érodé** ou **Normalisée écart** vues dans la partie précédente. Par exemple, pour $j = 1$, on observe une forte corrélation de la sensibilité et de la spécificité pour les base **Statique**, **NoCorr**, **TE-IM** et **TE-MS** que l'on ne retrouve pas pour les bases **Érodée** et **Normalisée écart**.

On peut observer qu'il y a une forte corrélation entre la sensibilité et la spécificité des points pour tous les types d'images au premier niveau de décomposition.

Le type d'images ayant les meilleures performances pour la décomposition de niveau 2 est **TE-IM**, avec plus de 70% de sensibilité, comparés aux 60% de la base **Statique**.

Les meilleures performances du CAD sont atteintes pour le troisième niveau de décomposition pour tous les types d'images sauf **TE-MS**, avec une sensibilité d'environ 81 à 84% excepté

pour la base **Statique** avec 75%, confirmant la tendance observée au premier niveau de décomposition.

La spécificité observée pour les meilleurs jeux de paramètres est sensiblement la même quelque soit le type d'image, entre 99% et 99.5%.

12.2.2 Courbes Free-ROC

Les courbes F-ROC obtenues sur les différents type d'images sont présentées dans la figure 12.6.

Toutes les courbes ont un NLF (nombre de faux positifs moyen par image) à peu près équivalent entre 20 et 24, excepté TE-MS avec un NLF de 34. Cependant, les performances en LLF (proportion des lésions localisées) de TE-MS sont constantes à partir d'une NLF de 20 environ.

L'ordre des courbes est constant pour tous les NLF à partir de 5 faux positifs par image. Au delà de cette limite, les performances des images statiques sont supérieures à celles de **TE-IM** de 1 à 5%, tandis que **TE-IM** a des performances supérieures de 3 à 10% à celles des images **TE-MS** et de **TE-MS**. Ces deux dernières ont des performances quasiment identiques.

Cependant, en dessous de 5 faux positifs par image, les courbes sont trop proches pour pouvoir en déduire une tendance.

Globalement, le graphique montre que le maximum de performance est apporté par la base **Statique**, suivi par la base **TE-IM**. Les bases **TE-MS** et **TE-MS** sont très proches l'une de l'autre mais nettement en dessous des deux premières en terme de LLF, à NLF égale.

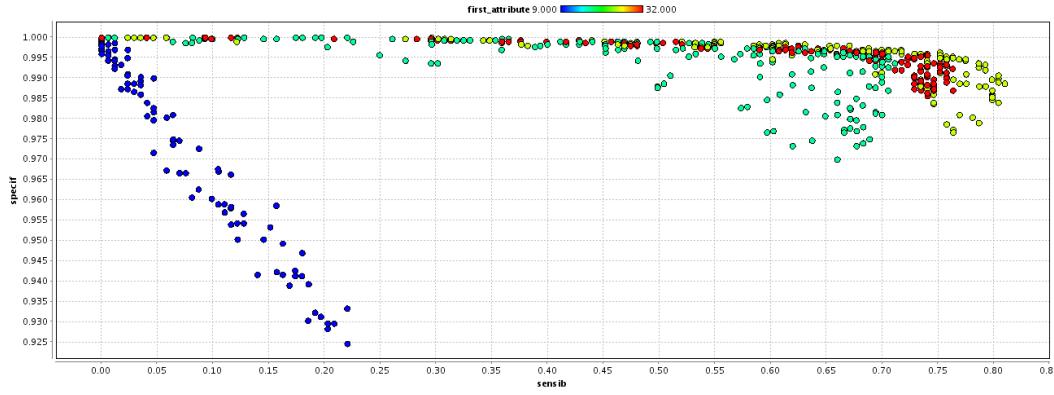
12.2.3 Comparaison des performances JAFROC

Les figures de mérite obtenues par l'algorithme de JAFROC sont présentées dans la figure 12.7. On observe une tendance proche de celle observée sur les courbes F-ROC pour **Statique** : ces images montrent les meilleures performances, suivies par **TE-IM**. Il est intéressant de noter que les valeurs de **TE-IM** et **TE-MS** sont relativement proches, y compris leurs mesures d'erreur, ce qui indique que l'algorithme JAFROC les distingue difficilement. **TE-MS** est quand à lui nettement en retrait.

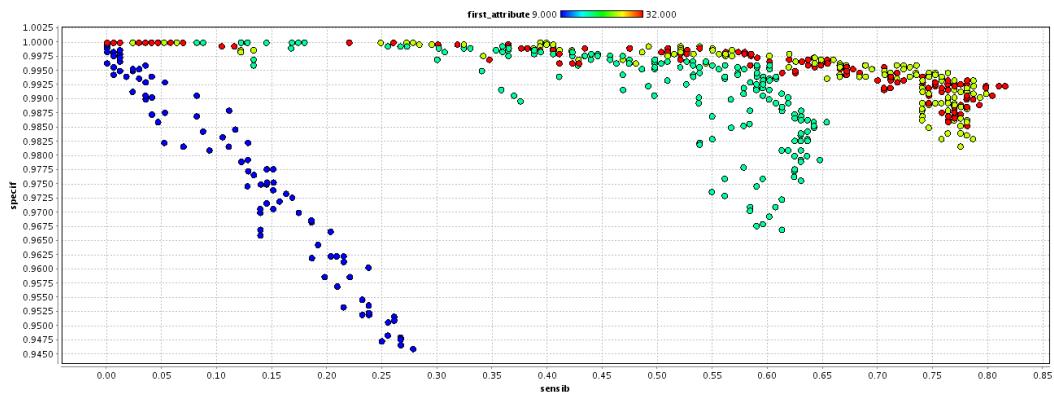
12.2.4 Conclusion

Les résultats présentés précédemment indiquent que les techniques de correction du mouvement respiratoire améliorent les performances de détection par rapport aux images

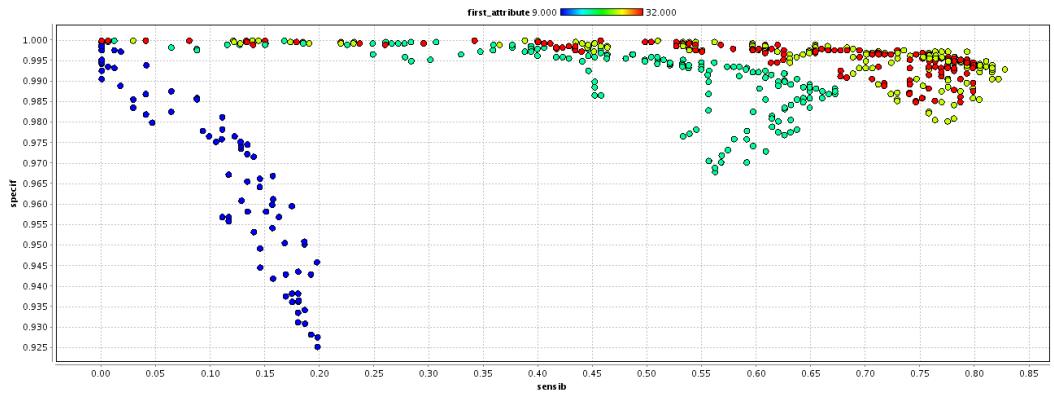
non corrigées. Le résultat est net pour **TE-IM**, surtout lorsque l'on regarde les courbes F-ROC. Il est plus difficile de statuer sur les performances de la méthode **TE-MS**, dont les performances selon JAFROC sont au même niveau que celles de la méthode **TE-IM**, mais qui est nettement moins performante que cette dernière sur les courbes F-ROC.



a) TE-IM



b) TE-MS



c) NoCorr

FIG. 12.5: Fronts de Pareto des résultats de la recherche des meilleurs paramètres du classifieur pour les différents jeux d'images, avec 200 points négatifs par image. Pour chaque triplet de paramètres (C, γ, j) , la sensibilité et la spécificité sont reportées sur le graphique. Le code couleur correspond à la valeur de j . a) représente la correction d'image TE-IM, b) les images non corrigées du mouvement, et c) les images corrigées par la méthode LOR.

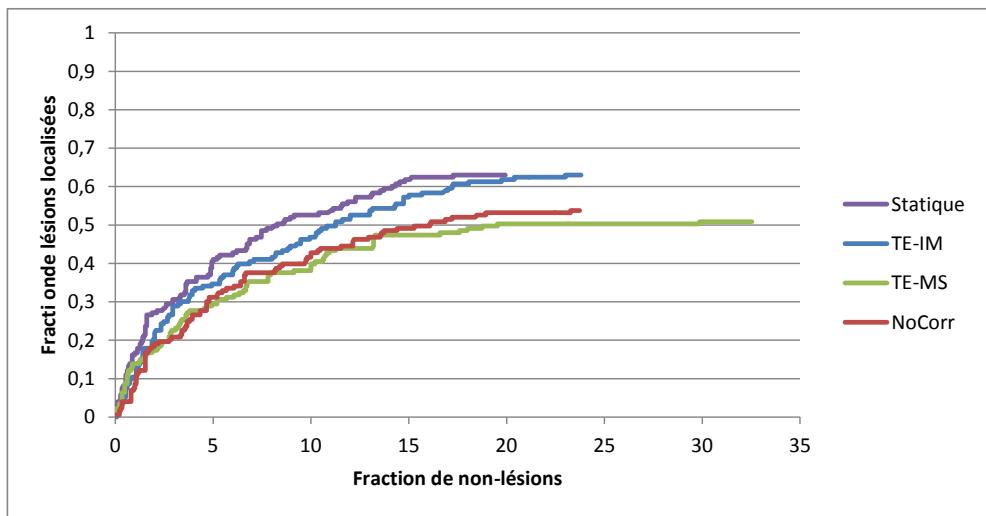


FIG. 12.6: Courbe Free-ROC comparant les performances du CAD selon la technique de correction du mouvement respiratoire.

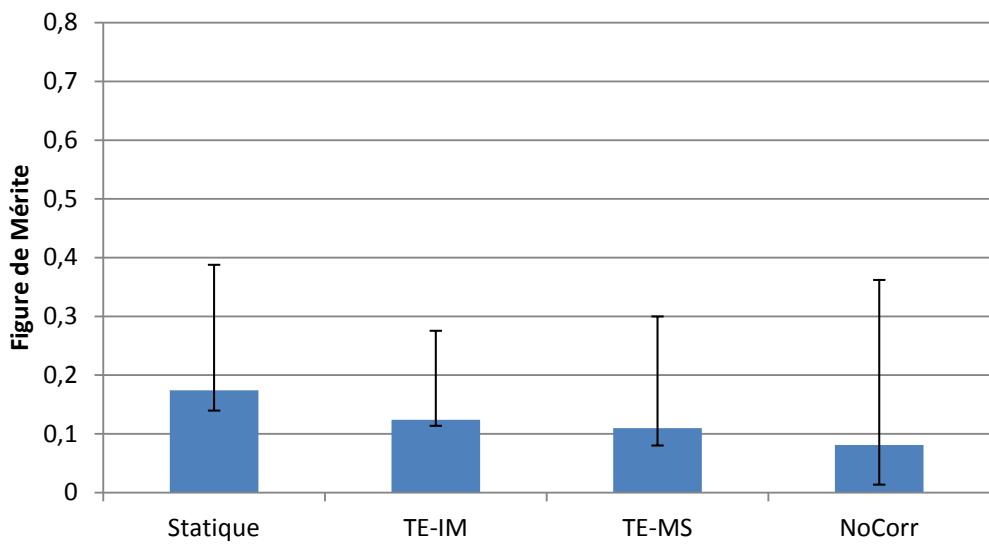


FIG. 12.7: Les FDM (Figure de Mérite) obtenues pour les différentes techniques de correction du mouvement respiratoire sur la détectabilité des lésions du poumon.

12.3 Comparaison des performances des différentes méthodes pour la détection des tumeurs hépatiques

12.3.1 Sélection des meilleurs paramètres du classifieur

Les figures 12.8 et 12.9 nous montrent une répartition des performances très différente de celle observée précédemment pour les travaux sur les tumeurs pulmonaires.

Pour le premier niveau de décomposition, les images **Statique**, **TE-IM** et **TE-MS** montrent une très grande dispersion des valeurs de performances. **TE-MS**, par contre, montre des points plus proches, mais avec des sensibilités très faibles (inférieures à 15%). Cette dispersion montre une rupture par rapport à la corrélation observée sur les bases du poumon.

De la même manière que sur les données ne contenant que le premier niveau de décomposition, les performances obtenues pour $j = 2$ montrent une dispersion très importante des points de donnée pour les images statiques et **TE-IM**. Le nuage de points correspondant à **TE-MS** est plus proche de ceux observés précédemment. La base non corrigée est clairement en difficulté car l'apport des informations du second niveau de décomposition diminue les performances maximales du CAD en sensibilité.

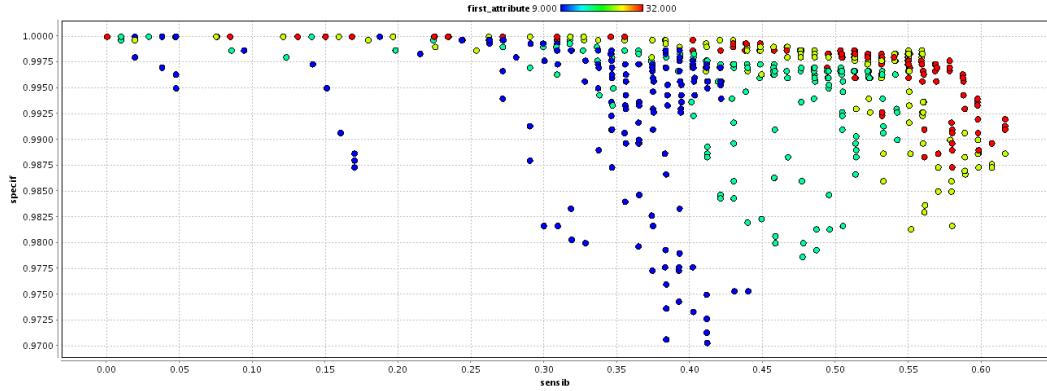
En ajoutant les informations des niveaux de décomposition supérieurs, on observe une amélioration nette des performances, surtout pour la base des images non corrigées **TE-MS**. Tous les type d'images montrent une amélioration des performances lorsque l'on prend en compte le 4^e niveau de décomposition, par opposition aux tumeurs du poumon où l'ajout de ces informations faisait baisser les performances du CAD. Étant donné que les informations fournies par le quatrième niveau de décomposition des ondelettes sont de très basse fréquence, elles ne donnent pas d'information sur la lésion elle-même mais sur son environnement. Cela semble indiquer que le classifieur est mal adapté pour gérer ces données.

Comme pour les lésions pulmonaires, **TE-IM** a la sensibilité la plus forte avec 68% (voir tableau 12.3). Et cette fois ci, **Statique** est seconde avec 62% ,

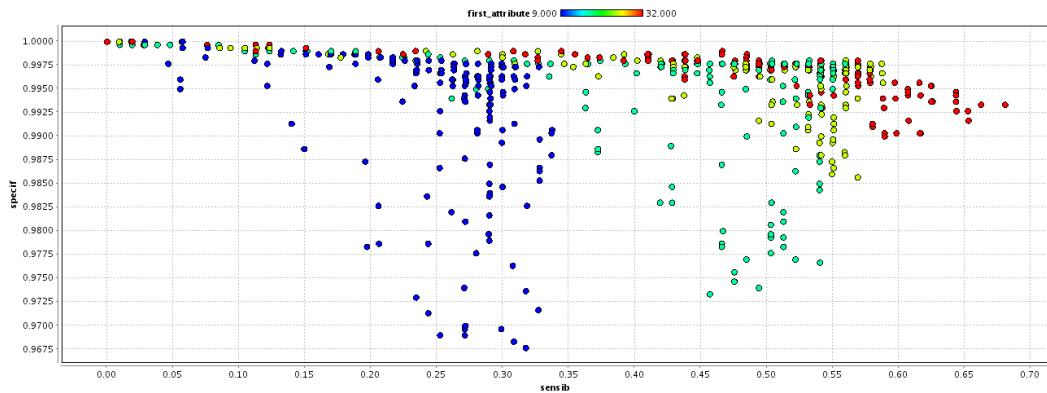
12.3.2 Courbes Free-ROC

Les courbes Free-ROC de la figure 12.10 montrent un ordre différent de celui présenté par l'analyse JAFROC.

Le maximum de performances est apporté par les images statiques, suivi par les images **TE-IM**, puis **TE-MS** et enfin **TE-MS**. Contrairement au poumon, les courbes sont relativement bien séparées avec une différence de sensibilité de 20% entre les images non corrigées et statiques.



a) Statique



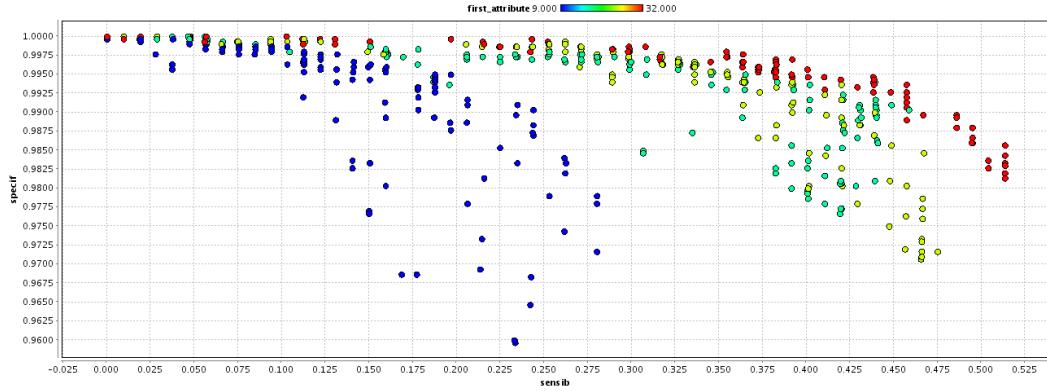
b) TE-IM

FIG. 12.8: Fronts de Pareto des résultats de la recherche des meilleurs paramètres du classifieur, avec 200 points négatifs par image. Pour chaque triplet de paramètres (C, γ, j) , la sensibilité et la spécificité sont reportées sur le graphique. Le code couleur correspond à la valeur de j . a) représente les images statiques, b) les images corrigées du mouvement post-reconstruction.

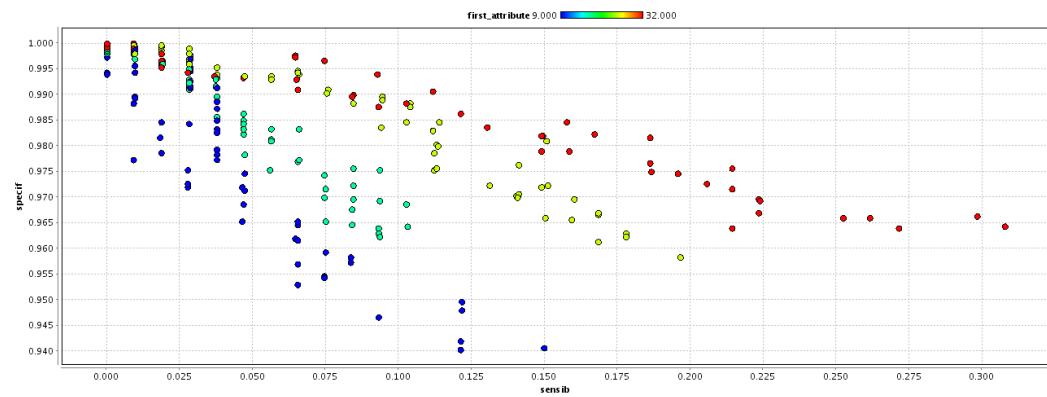
Il est étonnant d'observer que les images statiques et **TE-MS** ont tous les deux un NLF maximum d'environ 17, très supérieur à celui de **TE-IM** et des images non corrigées qui ne dépassent pas 9 faux positifs par image. Mais comme dans les cas précédents, ce nombre important de faux positifs n'apporte qu'une amélioration très faible de la sensibilité pour les images **Statique**, au contraire de **TE-MS** où un important bond de sensibilité (de 50% à 60%) apparaît pour un NLF de 11.5 .

Si l'on se contente de comparer les courbes F-ROC pour un NLF donné de 9, la base d'images statiques a la meilleure sensibilité avec 58%, suivie par **TE-IM** avec 53% et **TE-MS** avec 48%. Les images non corrigées sont en net retrait avec seulement 37% de sensibilité.

Les performances sont globalement en retrait par rapport à celles du poumon, mais l'ordre des courbes reste cohérent avec celui observé sur le poumon.



c) TE-MS



d) NoCorr

FIG. 12.9: Fronts de Pareto des résultats de la recherche des meilleurs paramètres du classifieur, avec 200 points négatifs par image. Pour chaque triplet de paramètres (C, γ, j), la sensibilité et la spécificité sont reportées sur le graphique. Le code couleur correspond à la valeur de j . c) représente la correction d'image pendant la reconstruction et d) les images non corrigées.

12.3.3 Comparaison des performances JAFROC

Les Figures de mérite obtenues par l'algorithme de JAFROC sont présentées dans la figure 12.11. La p-valeur est de 0.1, ce qui ne permet pas de déclarer que statistiquement les données sont différentes. Il n'est pas étonnant de constater que les FDM sont plus élevées que précédemment car le nombre de faux positifs est pratiquement deux fois inférieur à celui obtenu pour le poumon, ce qui est le signe que le classifieur réussit mieux à discerner les vrai positifs.

On observe que les images statiques ont un score supérieur de 60% environ à celui des images Non corrigées. Par contre, il est surprenant de constater que les deux techniques de correction du mouvement respiratoire ont un score égal ou plus faible que les

a	Base Statique	Base TE-IM	Base TE-MS	Base NoCorr
C	858	5412	251	5412
γ	0.002	0.00055	0.0053	0.0017
j	4	4	4	4
Sensibilité	0.62	0.68	0.51	0.31
Spécificité	0.99	0.99	0.99	0.96
Précision	0.98	0.98	0.97	0.94

TAB. 12.3: Paramètres sélectionnés pour l'optimisation des performances du CAD sur les tumeurs hépatiques. Sont indiqués pour chaque base le triplet de paramètres sélectionné ainsi que sa position sur le front de Pareto.

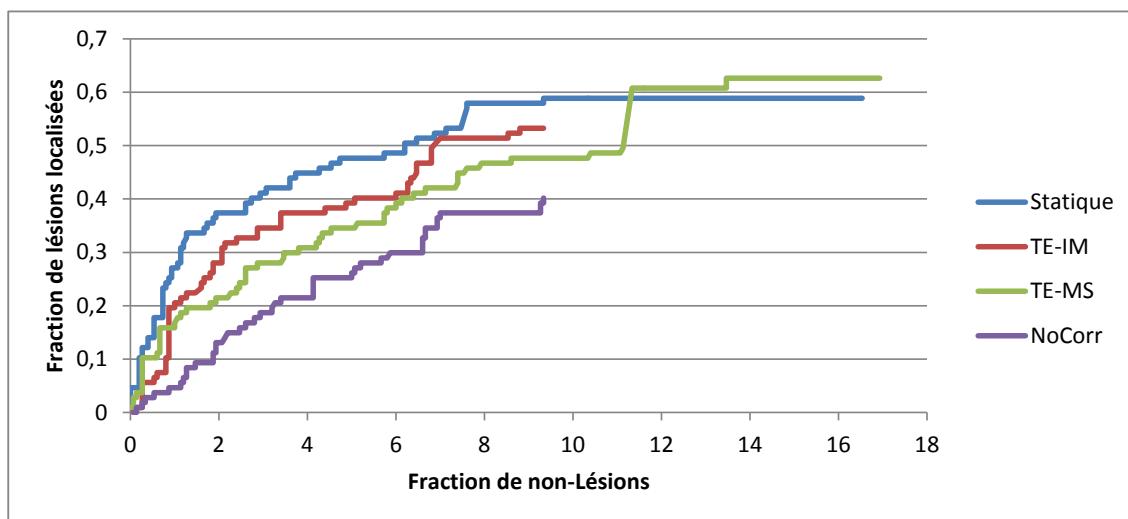


FIG. 12.10: Courbe Free-ROC comparant les performances du CAD selon les techniques de correction du mouvement respiratoire.

images non corrigées, en contradiction avec les résultats de l'analyse F-ROC. Cependant, la proximité des valeurs ne permet pas de montrer une réelle hiérarchie entre les jeux d'images. Tout au plus pourrait-on observer que l'étendue des barres d'erreur semble indiquer que **TE-IM** aurait de meilleures performances que les images non Corrigées, elles-mêmes supérieures aux images **TE-MS**, mais il est n'est pas possible de se prononcer de manière définitive à partir de ces données.

12.3.4 Conclusion

Les résultats des mesures de performance sur les tumeurs hépatiques sont contrastés. Les courbes F-ROC montrent un clair avantage des techniques de correction du mou-

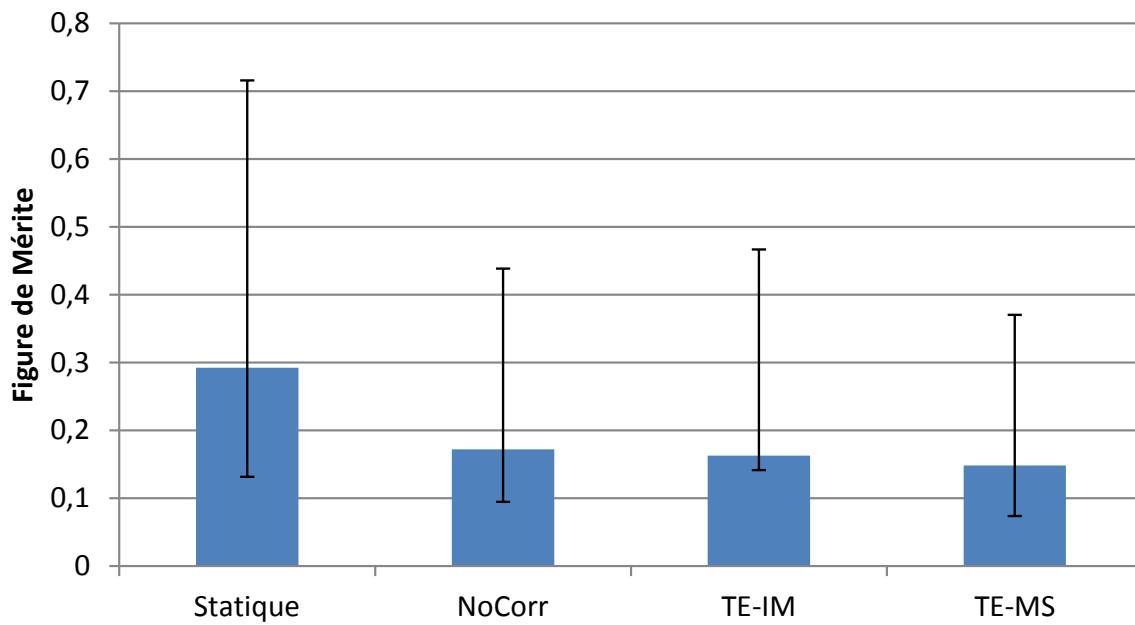


FIG. 12.11: Les FDM (Figure de Mérite) obtenues pour les différents type d'images pour la détectabilité des lésions du foie.

vement respiratoire, surtout pour **TE-IM** aux niveaux de NLF communs à tous les jeux d'images. Par contre, les Figures de Mérite obtenues par JAFROC montrent à l'inverse que **TE-IM** et **TE-MS** sont au même niveau que les images non corrigées du mouvement, en net retrait par rapport aux images **Statique**.

Septième partie

Conclusion

Huitième partie

Bibliographie

Bibliographie

- [Bai and Brady, 2009] Bai, W. and Brady, M. (2009). Regularized B-spline deformable registration for respiratory motion correction in PET images. *Physics in Medicine and Biology*, 54 :2719.
- [Barrett et al., 1993] Barrett, H., Yao, J., Rolland, J., and Myers, K. (1993). Model observers for assessment of image quality. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 90(21) :9758.
- [Bloomfield et al., 2003] Bloomfield, P., Spinks, T., Reed, J., Schnorr, L., Westrip, A., Livieratos, L., Fulton, R., and Jones, T. (2003). The design and implementation of a motion correction scheme for neurological PET. *Physics in Medicine and Biology*, 48 :959.
- [Bordessoule et al., 2006] Bordessoule, D., Jaccard, A., Chaury, M., Desfougères, M., and Monteil, J. (2006). Impact de la tep dans la prise en charge des lymphomes malins hodgkiniens et non hodgkiniens. *Oncologie*, 8(4) :322–330.
- [Boser et al., 1992] Boser, B., Guyon, I., and Vapnik, V. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, pages 144–152. ACM.
- [Boucher et al., 2004] Boucher, L., Rodrigue, S., Lecomte, R., and Benard, F. (2004). Respiratory gating for 3-dimensional PET of the thorax : feasibility and initial results. *Journal of Nuclear Medicine*, 45(2) :214.
- [Bunch et al., 1978] Bunch, P., Hamilton, J., Sanderson, G., and Simmons, A. (1978). A free-response approach to the measurement and characterization of radiographic-observer performance. *J. Appl. Photogr. Eng*, 4(4) :166–171.
- [Bundschuh et al., 2007] Bundschuh, R., Martinez-Moeller, A., Essler, M., Martinez, M., Nekolla, S., Ziegler, S., and Schwaiger, M. (2007). Postacquisition detection of tumor motion in the lung and upper abdomen using list-mode PET data : a feasibility study. *Journal of Nuclear Medicine*, 48(5) :758.
- [Chakraborty and Berbaum, 2004] Chakraborty, D. and Berbaum, K. (2004). Observer studies involving detection and localization : modeling, analysis, and validation. *Medical physics*, 31 :2313.
- [Chakraborty and Winter, 1990] Chakraborty, D. and Winter, L. (1990). Free-response methodology : alternate analysis and a new observer-performance experiment. *Radiology*, 174(3) :873.

- [Chan et al., 1987] Chan, H., Doi, K., Galhotra, S., Vyborny, C., MacMahon, H., and Jokich, P. (1987). Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography. i. automated detection of microcalcifications in mammography. *Medical Physics*, 14 :538.
- [Chang et al., 2010] Chang, G., Chang, T., Pan, T., Clark, John W., J., and Mawlawi, O. R. (2010). Implementation of an Automated Respiratory Amplitude Gating Technique for PET/CT : Clinical Evaluation. *J Nucl Med*, 51(1) :16–24.
- [Dawood et al., 2008] Dawood, M., Buther, F., Jiang, X., and Schafers, K. (2008). Respiratory motion correction in 3-d pet data with advanced optical flow algorithms. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 27(8) :1164 –1175.
- [Dawood et al., 2006] Dawood, M., Lang, N., Jiang, X., and Schafers, K. (2006). Lung motion correction on respiratory gated 3-d pet/ct images. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 25(4) :476–485.
- [Detorie and Dahlbom, 2008] Detorie, N. C. and Dahlbom, M. (2008). Quantitative evaluation of reconstruction algorithms for motion compensated pet. In *Nuclear Science Symposium Conference Record, 2008. NSS '08. IEEE*, pages 5366 –5372.
- [Dimitrakopoulou-Strauss et al., 2002] Dimitrakopoulou-Strauss, A., Strauss, L., Heichel, T., Wu, H., Burger, C., Bernd, L., and Ewerbeck, V. (2002). The role of quantitative 18F-FDG PET studies for the differentiation of malignant and benign bone lesions. *Journal of Nuclear Medicine*, 43(4) :510.
- [El Naqa et al., 2006] El Naqa, I., Low, D., Bradley, J., Vicic, M., and Deasy, J. (2006). Deblurring of breathing motion artifacts in thoracic PET images by deconvolution methods. *Medical physics*, 33 :3587.
- [Erdi et al., 2004] Erdi, Y., Nehmeh, S., Pan, T., Pevsner, A., Rosenzweig, K., Mageras, G., Yorke, E., Schoder, H., Hsiao, W., Squire, O., et al. (2004). The CT motion quantitation of lung lesions and its impact on PET-measured SUVs. *Journal of Nuclear Medicine*, 45(8) :1287.
- [Farquhar et al., 1999] Farquhar, T., Llacer, J., Hoh, C., Czernin, J., Gambhir, S., Seltzer, M., Silverman, D., Qi, J., Hsu, C., and Hoffman, E. (1999). Roc and localization roc analyses of lesion detection in whole-body fdg pet : effects of acquisition mode, attenuation correction and reconstruction algorithm. *Journal of Nuclear Medicine*, 40(12) :2043.
- [Fayad et al., 2010] Fayad, H., Pan, T., Roux, C., and Visvikis, D. (2010). Application of a generic motion model for pet respiratory motion correction. *Journal of Nuclear Medicine*, 51(2) :524.
- [Genestie et al., 1998] Genestie, C., Zafrani, B., Asselain, B., Fourquet, A., Rozan, S., Validire, P., Vincent-Salomon, A., and Sastre-Garau, X. (1998). Comparison of the prognostic value of scarff-bloom-richardson and nottingham histological grades in a series of 825 cases of breast cancer : major importance of the mitotic count as a component of both grading systems. *Anticancer research*, 18(1B) :571–576.

- [Guivarc'h et al., 2004a] Guivarc'h, O., Turzo, A., Visvikis, D., and Bizais, Y. (2004a). Synchronization of pulmonary scintigraphy by respiratory flow and by impedance plethysmography. In *Proceedings of SPIE*, volume 5370, page 1166.
- [Guivarc'h et al., 2004b] Guivarc'h, O., Turzo, A., Visvikis, D., and Bizais, Y. (2004b). Synchronization of pulmonary scintigraphy by respiratory flow and by impedance plethysmography. 5370(1) :1166–1175.
- [Horn and Schunck, 1981] Horn, B. and Schunck, B. (1981). Determining optical flow. *Artificial intelligence*, 17(1-3) :185–203.
- [Hudson, 1994] Hudson, H. (1994). Accelerated Image Reconstruction Using Ordered Subsets of Projection Data. *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*, 13(4).
- [Jan et al., 2004] Jan, S., Santin, G., Strul, D., Staelens, S., Assie, K., Autret, D., Avner, S., Barbier, R., Bardies, M., Bloomfield, P., et al. (2004). GATE : a simulation toolkit for PET and SPECT. *Physics in medicine and biology*, 49 :4543.
- [Klein and Huesman, 1997] Klein, G. and Huesman, R. (1997). A 3D optical flow approach to addition of deformable PET volumes. *nam*, page 0136.
- [Klein et al., 2001] Klein, G., Reutter, R., and Huesman, R. (2001). Four-dimensional affine registration models for respiratory-gated pet. *Nuclear Science, IEEE Transactions on*, 48(3) :756 –760.
- [Krak et al., 2005] Krak, N., Boellaard, R., Hoekstra, O., Twisk, J., Hoekstra, C., and Lammertsma, A. (2005). Effects of ROI definition and reconstruction method on quantitative outcome and applicability in a response monitoring trial. *European journal of nuclear medicine and molecular imaging*, 32(3) :294–301.
- [Lamare et al., 2007a] Lamare, F., Cresson, T., Savean, J., Cheze Le Rest, C., Reader, A., and Visvikis, D. (2007a). Respiratory motion correction using affine transformation of list mode data in PET. *Physics in medicine and biology*, 52 :121–140.
- [Lamare et al., 2007b] Lamare, F., Ledesma Carbayo, M., Cresson, T., Kontaxakis, G., Santos, A., Le Rest, C., Reader, A., and Visvikis, D. (2007b). List-mode-based reconstruction for respiratory motion correction in PET using non-rigid body transformations. *Physics in medicine and biology*, 52(17) :5187–5204.
- [Lartizien et al., 2010] Lartizien, C., Marache-Francisco, S., Le Pogam, A., Tomei, S., and Visvikis, D. (2010). Impact of partial volume correction in whole-body PET imaging : A computer-aided detection study. In *Nuclear Science Symposium Conference Record (NSS/MIC), 2009 IEEE*, pages 3214–3217. IEEE.
- [Livieratos et al., 2005] Livieratos, L., Stegger, L., Bloomfield, P., Schafers, K., Bailey, D., and Camici, P. (2005). Rigid-body transformation of list-mode projection data for respiratory motion correction in cardiac PET. *Physics in Medicine and Biology*, 50 :3313.
- [Metz, 1986] Metz, C. (1986). Roc methodology in radiologic imaging. *Investigative Radiology*, 21(9) :720.

- [Mierswa et al., 2006] Mierswa, I., Wurst, M., Klinkenberg, R., Scholz, M., and Euler, T. (2006). Yale : Rapid prototyping for complex data mining tasks. In Ungar, L., Craven, M., Gunopulos, D., and Eliassi-Rad, T., editors, *KDD '06 : Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 935–940, New York, NY, USA. ACM.
- [Nehmeh et al., 2002] Nehmeh, S., Erdi, Y., Ling, C., Rosenzweig, K., Schoder, H., Larson, S., Macapinlac, H., Squire, O., and Humm, J. (2002). Effect of respiratory gating on quantifying PET images of lung cancer. *Journal of Nuclear Medicine*, 43(7) :876.
- [Nehmeh et al., 2003] Nehmeh, S., Erdi, Y., Rosenzweig, K., Schoder, H., Larson, S., Squire, O., and Humm, J. (2003). Reduction of respiratory motion artifacts in PET imaging of lung cancer by respiratory correlated dynamic PET : methodology and comparison with respiratory gated PET. *Journal of Nuclear Medicine*, 44(10) :1644.
- [Nie et al., 2006] Nie, Y., Li, Q., Li, F., Pu, Y., Appelbaum, D., and Doi, K. (July 2006). Integrating pet and ct information to improve diagnostic accuracy for lung nodules : A semiautomatic computer-aided method. *Journal of Nuclear Medicine*, 47(7) :1075–1080.
- [Qiao et al., 2006] Qiao, F., Pan, T., John Jr, W., and Mawlawi, O. (2006). A motion-incorporated reconstruction method for gated PET studies. *Physics in Medicine and Biology*, 51 :3769.
- [Rahmim et al.,] Rahmim, A., Tang, J., Ay, M., and Bengel, F. 4D Respiratory Motion-Corrected Rb-82 Myocardial Perfusion PET Image Reconstruction.
- [Reader et al., 2002] Reader, A., Ally, S., Bakatselos, F., Manavaki, R., Walledge, R., Jeavons, A., Julyan, P., Zhao, S., Hastings, D., and Zweit, J. (2002). One-pass list-mode em algorithm for high-resolution 3-d pet image reconstruction into large arrays. *Nuclear Science, IEEE Transactions on*, 49(3) :693 – 699.
- [Segars, 2001] Segars, W. (2001). *Development and Application of the new dynamic nurbs-based cardiac-torso (NCAT) phantom*. PhD thesis.
- [servant laval, 2007] servant laval, A. (2007). Cours anatome fonctionnelle. Disponible sur Internet à l'adresse <http://www.chups.jussieu.fr/polysPSM/anatfonctPSM2/poly/POLY.Chp.8.html>.
- [Sherwood, 2006] Sherwood, L. (2006). *Fundamentals of physiology : a human perspective*. Thomson Brooks/Cole.
- [Stephan et al., 2003] Stephan, C., Wesseling, S., Schink, T., and Jung, K. (2003). Comparison of eight computer programs for receiver-operating characteristic analysis. *Clin Chem*, 49(3) :433–439.
- [Swets and Pickett, 1982] Swets, J. and Pickett, R. (1982). *Evaluation of diagnostic systems : methods from signal detection theory*. Academic Press New York.
- [Thévenaz and Unser, 2000] Thévenaz, P. and Unser, M. (2000). Optimization of mutual information for multiresolution image registration. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 9(12) :2083–2099.

- [Thielemans et al., 2006] Thielemans, K., Manjeshwar, R., Tao, X., and Asma, E. (2006). Lesion detectability in motion compensated image reconstruction of respiratory gated pet/ct. In *Nuclear Science Symposium Conference Record, 2006. IEEE*, volume 6, pages 3278 –3282.
- [Thorndyke et al., 2006] Thorndyke, B., Schreibmann, E., Koong, A., and Xing, L. (2006). Reducing respiratory motion artifacts in positron emission tomography through retrospective stacking. *Medical physics*, 33 :2632.
- [Tomei et al., 2008] Tomei, S., Marache-Francisco, S., Odet, C., and Lartizien, C. (2008). Automatic detection of active nodules in 3d pet oncology imaging using the hotelling observer and the support vector machines : a comparison study. In *Nuclear Science Symposium Conference Record, 2008. NSS'08. IEEE*, pages 5314–5319. IEEE.
- [Wiemker et al., 2008] Wiemker, R., Paulus, T., Kabus, S., Bülow, T., Apostolova, I., Buchert, R., and Klutmann, S. (2008). Combined motion blur and partial volume correction for computer aided diagnosis of pulmonary nodules in pet/ct. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 3(1) :105–113.
- [Zou et al., 2007] Zou, K., O'Malley, A., and Mauri, L. (2007). Receiver-operating characteristic analysis for evaluating diagnostic tests and predictive models. *Circulation*, 115(5) :654.