

Pseudo-CT basée sur l'IRM pour la correction d'atténuation

Chaibi Hassen¹, Nourine Rachid²

¹: Labo IVARM – USTO Oran, chaibih@yahoo.fr.

²: Laboratoire d'Informatique et des Technologies de L'Information d'Oran, nourinerachid@lycos.com

Résumé : La correction d'atténuation (CA) est une étape primordiale pour la reconstruction des images PET. Ces dernières années de nouvelles recherches s'orientent vers l'exploitation de l'information IRM plutôt que CT pour établir cette carte d'atténuation, vu la richesse de l'information en IRM, ainsi que la sécurité de son utilisation. Néanmoins, l'utilisation de l'IRM pose le problème de la faible discrimination entre certains types de tissus. Dans cet article, nous proposons alors d'établir à partir d'une IRM une pseudo-CT, qui sera utilisée ultérieurement pour la CA. Nous considérons le problème comme une régression et nous proposons d'utiliser un perceptron à multicouches (PMC) pour le résoudre. Vu la complexité anatomique du corps humain, nous utilisons plusieurs PMC tel que chacun soit dédié à une zone spécifique du corps. Les résultats obtenus sont acceptables.

Mots clé: PET/IRM, Correction d'atténuation, Réseau de neurones

1 Introduction

L'imagerie multi-modalité combinant différents scanners, tels que PET/CT, SPECT/CT et plus récemment PET/IRM commence à révolutionner la médecine nucléaire. Ainsi, ces dernières années, les combinaisons PET/CT et SPECT/CT ont facilité la transition de la phase de recherches théorique à la pratique clinique [1].

Seulement, l'utilisation des images CT pose quelques inconvénients, tel que le faible contraste entre les tissus, l'ajout de radiation significative aux malades. Ainsi, de nombreuses recherches dans ce domaine se sont orientées récemment sur les systèmes hybrides PET/IRM [2,6]. Même si pour l'instant le développement de ces systèmes pose quelques problèmes, leur utilisation clinique n'est qu'une question de temps [10,11].

Le développement de ce type d'imagerie multimodal PET/IRM est motivé par divers facteurs. D'abord, les images IRM sont utilisées pour obtenir des images anatomiques et structurelles avec une meilleure résolution spatiale que celle offerte par l'imagerie CT. L'IRM offre aussi d'excellents contrastes entre les matières blanches et grises et tient compte de la formation d'image fonctionnelle dans des études du cerveau. Enfin, l'IRM n'utilise pas de radiation, ce qui permet son utilisation sans restriction dans des études périodiques, en pédiatrie par exemple et en d'autres situations où l'exposition à la radiation est un souci.

L'utilisation de l'imagerie PET nécessite, pour être quantitative, que soit pris en compte les effets d'atténuation dus au milieu traversé par les photons, avant leur détection. Ce problème a suscité de très nombreux travaux proposant différentes méthodes de correction d'atténuation (CA) [7, 12]. Les méthodes, proposant des cartes d'atténuation sont généralement regroupées en deux classes principales. La première classe inclut des techniques de correction sans transmission basées sur des méthodes calculées, et modèles statistiques pour l'évaluation des distributions d'atténuation. La deuxième classe inclut des méthodes basées sur les scanners de transmission comprenant une source extérieure de radionucléide ou un CT. D'autre part, une nouvelle classe de méthodes se développe actuellement, basée sur l'exploitation de l'imagerie IRM [1].

Dans le cas de la combinaison PET/CT, la correction d'atténuation est directe : les coefficients d'atténuation sont calculés à partir des images de transmission CT, où les différents tissus sont assez bien discriminés (bonne séparation entre les os et les autres tissus 'non-osseuse'). Malheureusement, ceci ne fonctionne pas aussi bien pour le PET/IRM puisque des structures anatomiques différentes telles que l'os et l'air ont les valeurs semblables sur les IRM. De plus, les images IRM seules n'apportent pas suffisamment d'information sur les coefficients d'atténuation des tissus [1]. Par conséquent, il est nécessaire d'utiliser d'autres méthodes pour estimer des CA à partir des images IRM.

Nous présentons dans la section suivante quelques unes de ces méthodes proposées par différents chercheurs. Nous décrirons ensuite l'approche que nous proposons et dont l'idée de base est d'estimer à partir d'une image IRM une image CT (que l'on appellera pseudo-CT), qui sera alors utilisée ultérieurement pour l'établissement de la CA. Différents problèmes sont soulevés dans cette approche que nous présenterons dans la section résultats et discussions.

2 Etat de l'art

Le signal IRM (grandeur et phase) d'un voxel individuel est lié à la densité de proton, et non pas la densité d'électron qui est nécessaire pour le calcul de la carte d'atténuation. Par exemple, dans la plupart des séquences standards IRM, l'air, l'os, le support du patient et les anneaux ne produisent aucun signal, tandis que leurs coefficients d'atténuation sont différents. Cela explique la difficulté à estimer

les coefficients d'atténuation directement à partir des IRM [3]. Néanmoins de nombreuses techniques sont proposées dans la littérature que l'on peut regrouper en deux classes : les méthodes qui se focalisent sur la partie crânienne (le cerveau), et les autres qui tentent d'étudier le corps entier [4].

L'approche par technique de segmentation du cerveau a été la première utilisée par Goff-Rougetet et al, qui a proposé une méthode pour calculer des coefficients de (CA) des images PET [4]. Elle est basée sur un alignement des images IRM aux images de transmission PET. Les images IRM alignées sont alors segmentées dans trois classes (tissu, cerveau, os). L'air est considéré seulement en dehors du patient. Les valeurs linéaires de coefficient d'atténuation (μ) à 511 keV sont alors assignées à ces classes de tissu. El Fakhri et al ont également mentionné une méthode de CA à partir d'image IRM, mais n'ont pas fourni d'autres détails de leur implémentation ou une évaluation des performances. Une méthode alternative a été suggérée par Zaidi et al [6]. Les auteurs ont utilisé une méthode de segmentation basée sur la logique floue, les images IRM sont segmentées dans cinq classes de tissu auxquelles on a assignées des coefficients d'atténuation à 511 keV.

L'approche Atlas est une alternative aux procédures de segmentation pour la CA basée sur l'IRM. Un atlas se compose typiquement d'une image IRM modèle ainsi qu'une image correspondante d'étiquette d'atténuation. L'image IRM modèle peut être obtenue comme une moyenne d'images alignées de plusieurs patients. L'image d'étiquette pourrait représenter une segmentation dans différentes classes de tissu (par exemple air, os et tissu mou) ou une carte d'atténuation alignée à partir d'un scanner de transmission PET ou un scanner CT. L'image IRM ATLAS est alignée à l'image IRM du patient. En appliquant la même transformation spatiale à l'image d'atténuation d'atlas une carte correspondante d'atténuation est produite (spécifique au patient).

Les approches basées sur un Atlas ont été présentées par Kops et Herzog [4] et Hofmann et autres [1]. Kops et le Herzog produisent un modèle des images de transmission PET des données de 10 patients qui sont recalées au modèle de transmission PET dans SPM2. Le modèle IRM dans SPM2 (qui est déjà aligné avec le modèle de transmission PET) est normalisée à l'image IRM du patient. La transformation obtenue est alors appliquée à l'image d'atténuation du modèle pour produire une image d'atténuation pour ce patient. Le même groupe a également présenté une étude basée sur la segmentation et le recalage de l'image IRM à l'image de mesure de transmission PET.

Hofmann et al ont suggéré une approche révisée basée sur un Atlas, où ils essayent de créer des pseudo-CT pour la correction d'atténuation [1]. Les auteurs utilisent un ensemble de volumes IRM-CT alignés de 17 patients. Chacun des 17 volumes IRM disponibles est aligné à l'image IRM du patient, par la suite les vecteurs d'alignements sont appliqués aux volumes correspondants d'image CT produisant 17 ensembles d'image de CT. Dans la 2ème étape un module de reconnaissance de forme est employé pour identifier l'image IRM de l'atlas la plus proche de l'image IRM du patient. L'image CT correspondante à cette image IRM trouvé est la pseudo-CT spécifique au patient.

En raison du manque de systèmes de simulation IRM/PET pour les études du corps entier, les applications extra-crâniennes sont rares. Beyer et al [5] installent une boîte à outils qui facilite la contre-vérification de carte d'atténuation basée sur l'IRM et celles basées sur une image CT. Ils ont étudié dix patients qui ont subi des balayages courants de torse avec les bras vers le haut sur un tomographe combiné au PET (CT/PET) et des balayages complémentaires IRM. D'abord, les images IRM étaient alignées aux images CT en utilisant un algorithme d'alignement non-linéaire. En second lieu, la distribution d'intensité de valeurs de voxels IRM a été assortie à celle de l'image CT correspondante. La transformation d'intensité IRM-CT a été exécutée dans un processus en trois étapes basé sur un algorithme de mise en correspondance d'histogramme.

Bien que principalement utilisées pour la formation d'image du cerveau, des méthodes basées sur atlas peuvent également être appliquées aux images du corps entier. Cependant, la variabilité anatomique est haute et il est peu probable qu'une transformation spatiale générale capture toute la variation entre un modèle et une anatomie spécifique (du patient).

Hofmann et al [1] estime que son approche pourrait être utilisée pour la carte d'atténuation des images extra-crâniennes. La validation de son approche a été effectuée sur deux ensembles de données du corps entier d'un lapin.

Z. Hu et al aborde dans leur étude [13] la CA sur les images du corps entier. Ils utilisent un algorithme de segmentation pour distinguer 4 classes biologiques (l'air, les poumons, les tissus mous et des os). Outre la segmentation d'image, cette étude présente une technique de compensation qui a été élaborée pour réduire les artefacts ou les erreurs de quantification découlant de troncature dans l'image IRM du corps entier (autour des bras).

3 Approche proposée

Le travail que nous présentons dans cet article entre dans le cadre globale de développement de système combiné PET/IRM comme alternative au system PET/CT, vu les propriétés importantes en termes de contraste et de résolution des images IRM. Néanmoins, il est établi que l'établissement d'une carte d'atténuation est plus simple en images CT qu'en IRM. Notre idée est donc de proposer un system permettant de prédire l'image CT correspondante à une IRM, pour ensuite établir la carte d'atténuation nécessaire à la correction de l'image PET.

Nous considérons donc l'établissement d'une image pseudo-CT à partir d'une IRM comme un problème de régression où nous voudrions expliquer les valeurs CT à travers celles de l'IRM. Seulement, plutôt que de considérer que cette régression est linéaire tel que proposé par Matthias Hofmann [1], nous supposons qu'elle est non linéaire. C'est pourquoi nous avons opté pour l'utilisation d'un réseau de neurone pour établir cette régression.

Choix du type de réseau de Neurone

Les réseaux de neurones possèdent d'indéniables qualités lorsque l'absence de linéarité et/ou le nombre de variables explicatives rendent les modèles statistiques traditionnelles inutilisables. La propriété d'approximation universelle de réseaux de neurones en fait des outils performants pour la régression non linéaire. On a montré que toute fonction continue d'un compact de \mathbb{R}^p dans \mathbb{R}^q peut être approchée avec une précision arbitraire par un réseau à une couche cachée en adaptant le nombre de neurones [8]. De ce fait on a utilisé un perceptron multicouche « feed-forward backpropagation network ».

Dans tout problème de régression il est nécessaire de préciser en plus de la variable à expliquer, les variables explicatives. D'autre part, estimer la valeur d'un pixel en CT à travers la valeur de son correspondant dans l'IRM étant impossible, nous avons opté pour l'exploitation du voisinage de ce dernier. De plus, plutôt que d'utiliser les valeurs du voisinage, nous avons choisi d'utiliser la variation d'intensité autour du pixel. Cette variation est résumée par deux paramètres, la moyenne et l'écart-type, calculés sur différents voisinages du pixel traité. Comme voisinages du pixel dans l'IRM, nous avons choisie 8 voisinages où le pixel est un coin et deux voisinages centrés autour de celui-ci, tel que le montre la figure 1.

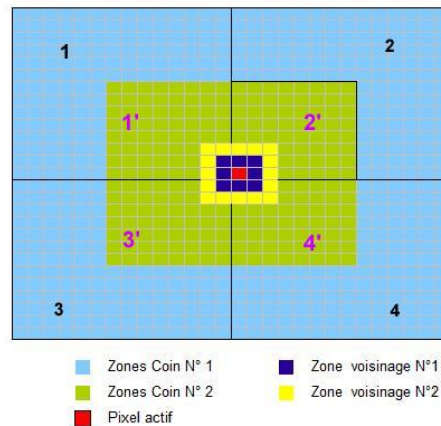


Figure 1 : Répartition des fenêtres de voisinage utilisées

Après avoir testé différents modèles de réseaux de neurones sur les différentes parties du corps, nous sommes arrivé à la conclusion suivante : la forte variation anatomiques entre les différentes zones du corps, rend difficile l'établissement d'un seul réseau de neurone, globale pour tout le corps. Pour y remédier, nous proposons de spécifier sur tout le corps des zones où la complexité anatomique est faible, c'est-à-dire qu'il y a une certaine homogénéité entre les coupes

de chaque zone. L'idée est alors d'utiliser des réseaux de neurones spécifiques sur chacune de ces zones. Ainsi, sur la base d'une étude préliminaire nous avons divisé horizontalement la tête en quatre zones que nous supposons homogènes, tel que le montre la figure 2. Le principe est le même pour l'ensemble du corps humain.

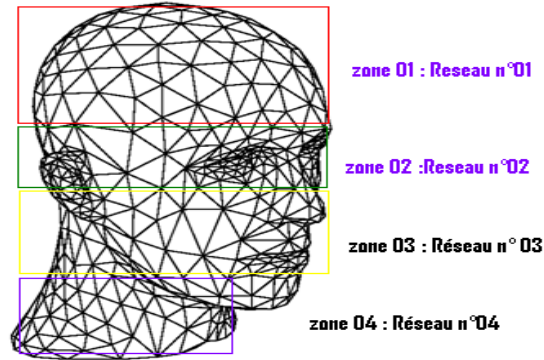


Figure 2 : Répartition des réseaux sur la tête.

D'autre part et afin d'augmenter la robustesse de prédiction des pseudo-valeurs CT, nous proposons de subdiviser chaque coupe (image) d'une zone anatomique en quatre sous images, auxquelles on dédiera des perceptrons spécifiques, comme l'indique la figure 3. Chaque zone homogène du corps sera alors traitée par quatre perceptrons identiques en architecture mais différents en termes d'apprentissages. De plus, ce choix de quatre zones permet de faciliter l'utilisation du modèle, car il suffit de centrer les images IRM du patient, pour que chaque perceptron se voit confier la partie adéquate (sur laquelle il a fait l'apprentissage). Cette opération se limite à placer le centre du volume IRM du Patient sur les même coordonnées que le centre du volume IRM d'apprentissage. Vu la variabilité anatomique inter-sujet un autre choix positionnerait mal les perceptrons, et on risque de donner à un perceptron une partie à traiter qu'il n'a pas étudié.

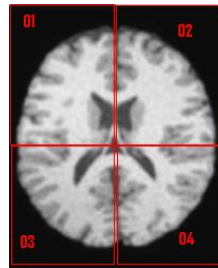


Figure 3 : Répartition des 4 perceptrons sur 4 sous images d'une coupe

Architecture du PMC

Le Réseau PMC que nous proposons doit estimer la valeur CT d'un pixel en se basant sur les variations des valeurs des voisinages autour du pixel correspondant dans l'IRM. Tel que nous l'avons cité précédemment nous avons sélectionné 10 voisinages autour du pixel traité. Ainsi, en calculant la variance et la moyenne de chaque voisinage, nous avons avec la valeur du pixel 21 entrées pour le PMC. Deux couches cachées s'en suivent l'une de 13 neurones, la seconde de 5 neurones et enfin un neurone en sortie, tel que le montre la figure 4.

Le problème avec les réseaux de neurones c'est le choix de l'architecture (nombre de couches et de neurones), Vu que dans notre problème il ya d'autre paramètres à optimiser (zone couverte, taille des fenêtres...), nous avons procédé comme suite :

- Premièrement on devra régler le problème de l'architecture du réseau et utiliser la configuration trouvé comme une configuration idéale pour tous les autres.
- Après quoi on cherche à optimiser les autres paramètres.

Pour résoudre le premier problème nous avons fait une étude préliminaire sur un nombre de coupe réduit, où nous avons testé plusieurs configurations pour choisir le nombre de couche et le nombre de neurones. Les critères étaient de minimiser le taux d'erreur d'apprentissage et la différence statistique entre l'image CT réel et pseudo-CT. Une fois le problème de l'architecture réglé, nous avons entamé une autre étude pour définir les zones couverts par chaque ensemble de perceptrons.

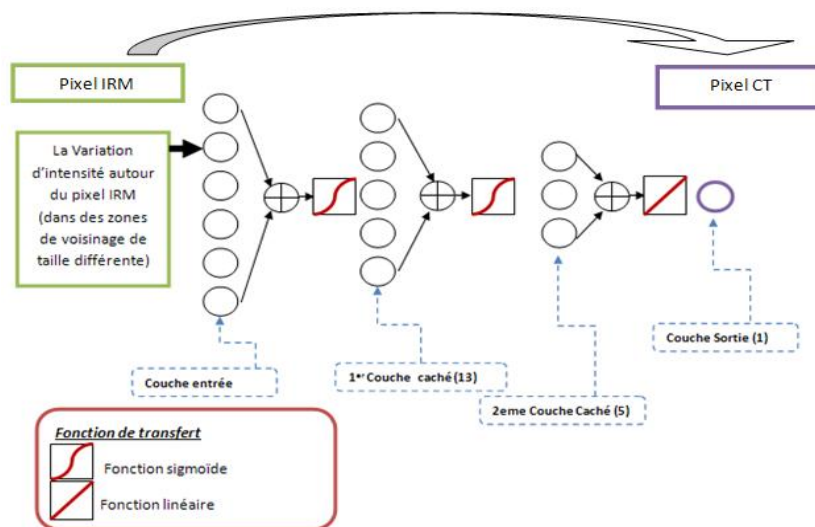


Figure 4 : Architecture du réseau PMC

L'utilisation d'un réseau de neurones passe par deux phases, la première est l'apprentissage et la deuxième l'exploitation ou l'utilisation de ce réseau.

A- Apprentissage du PMC :

L'apprentissage d'un réseau de neurones étant supervisé, il faut pouvoir définir des exemples d'apprentissage, ainsi que des contre-exemples (étape de collecte de données), suivi de l'étape d'apprentissage.

A.1 La Collecte des données :

Elle se présente en deux opérations :

- Extraction de formes : c'est un prétraitement qui consiste à ignorer l'arrière plan de l'image IRM et de ne traiter que les pixels qui forment la partie anatomique étudiée.
- Balayage et définition des vecteurs : le parcours de la zone étudiée se fait ligne par ligne, et pour tout pixel IRM on calcule la variation de son voisinage (selon la répartition déjà vue). Ainsi chaque pixel est représenté par un vecteur de 21 valeurs. Le parcours de l'image CT correspondante s'effectue en même temps, sauf qu'on ne retient que la valeur du pixel CT.

A.2 L'Apprentissage :

La normalisation des données est la première étape d'apprentissage, elle consiste à définir les valeurs d'entrées et de sorties du perceptron dans l'intervalle [0 1]. La matrice des variations (Résultats des images IRM) représente l'entrée, et la matrice des valeurs CT représente la sortie du PMC. Comme algorithme d'apprentissage nous avons utilisé l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

B- Exploitation Et utilisation du PMC

Pour utiliser des PMC il faut passer par le prétraitement précédant à savoir l'extraction de formes. Le balayage de l'image est réalisé ligne par ligne, et pour chaque pixel on calcule le vecteur des variations. Ce vecteur est passé comme entrée au PMC correspondant (qui couvre la zone du pixel IRM), et c'est ce dernier qui va donner comme résultat la valeur du pixel de l'image pseudo-CT.

4 Résultats et validation

Notre modèle a été testé en premier lieu sur deux volumes IRM et CT du même patient parfaitement alignés. Une partie des images est utilisée pour l'apprentissage et l'autre partie pour le teste. Pour juger de la qualité des résultats, on a tracé le profil horizontal des images (réel et pseudo-CT) que nous juxtaposons. La différence entre les deux courbes n'est statistiquement pas très significative, ce qui dénote d'une bonne estimation. Le modèle a pu prédire des zones d'Os et de l'Air dans

les images de la tête, ce qui était un grand défaut des modèles déjà testé (l'air et l'os on la même intensité du signal IRM) (figure 5 et 7).

Pour le test du modèle sur la partie hors-crânienne, et vue le manque de données (images IRM et CT) du corps entier on a utilisé des images démonstratives du projet « Visible Korean Human » [9]. Le projet est une base de données qui contient des images IRM et CT d'un cadavre. Le modèle a été testé sur la partie abdominale (figure 9), et il a donné des résultats acceptables (vu la qualité des images IRM de la base d'apprentissage qui sont trop bruitées). Les images qui suivent représentent les images originales (CT) et les images résultats du modèle (les pseudo-CT) ainsi que les courbes du profil horizontal.

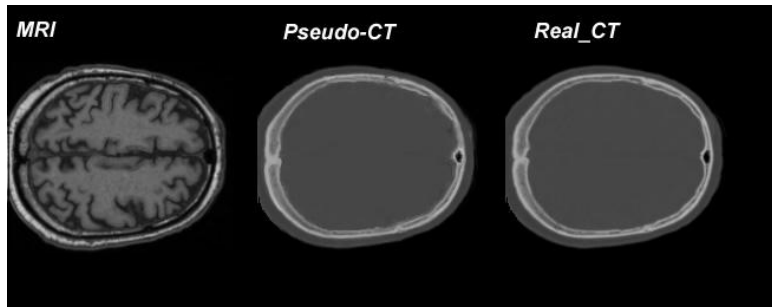


Figure 5 : (1) Image IRM, (2) Image Résultat (Pseudo-CT) correspondante, (3) Image CT Originale.

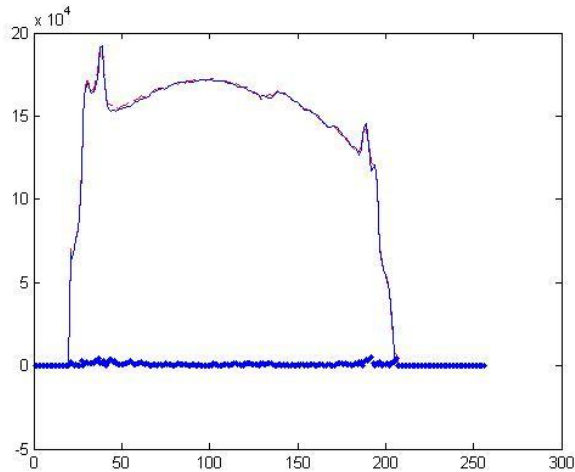


Figure 6: Profil horizontal des résultats de la figure 5

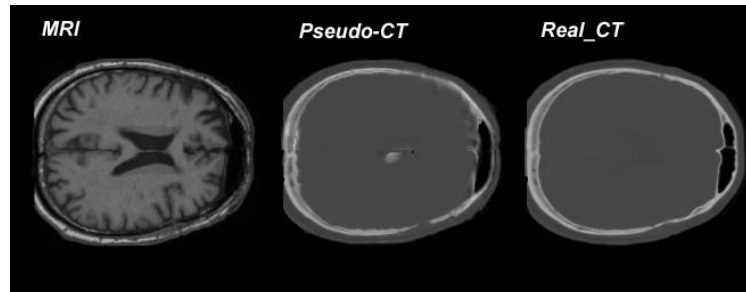


Figure 7 : (1) Image IRM, (2) Image Résultat (Pseudo-CT) correspondante, (3) Image CT Originale.

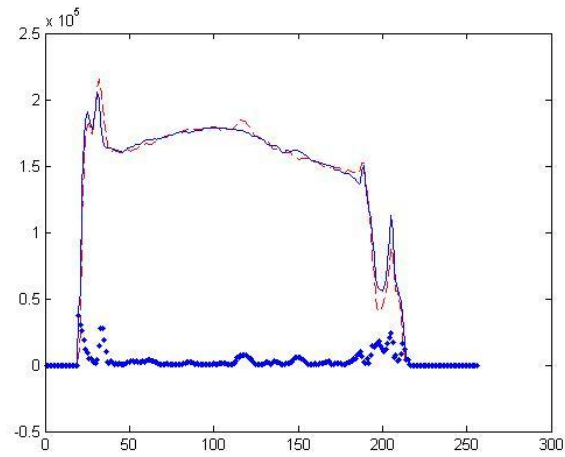


Figure 8: Profil horizontal des résultats de la figure 7.

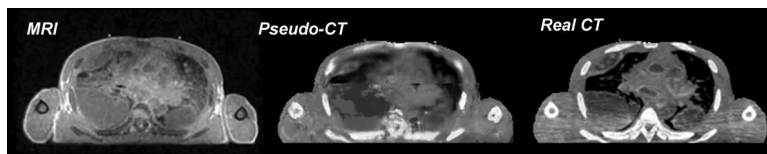


Figure 9 : (1) Image IRM, (2) Image Résultat (Pseudo-CT) correspondante, (3) Image CT Originale.

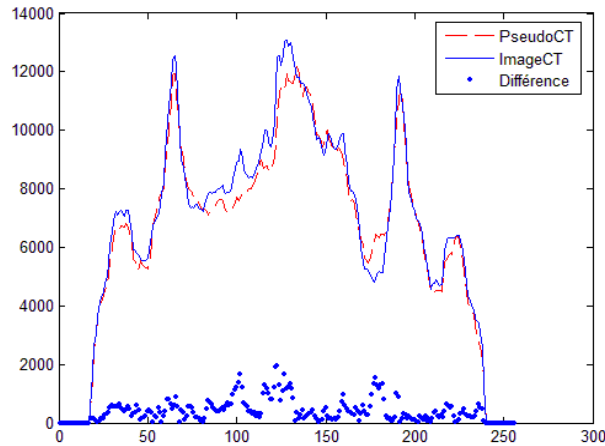


Figure 10: Profil horizontal des résultats de la figure 9.

Le profil horizontal d'une image c'est la somme des valeurs des pixels de la même colonne, ainsi le résultat est un vecteur qui représente une courbe. On trouve dans la littérature aussi la définition du profil horizontal comme étant le vecteur qui représente une ligne au milieu dans l'image. Dans notre cas nous avons opté pour la première définition.

On remarque sur les images de la partie crânienne que visuellement il n'existe pas une grande différence (figures 5 et 7). Les courbes de profils confirment cette constatation en indiquant une faible différence statistique (figures 6 et 8). On peut dire que les résultats sont acceptables.

Dans la partie hors-crânienne les résultats sont moins réussis (figure 10) On pense que ceci revient à la mauvaise qualité des images de la base d'apprentissage, mais malgré cela on peut observer que le modèle a pu prédire l'ensemble des tissus (fig. 9)

Il faut noter, qu'il a fallu configurer différemment les perceptrons selon la partie traitée (crânienne et hors-crânienne). Cette configuration passe par la définition de la taille des fenêtres de variation.

5 Perspective et conclusion:

Conscient qu'une évaluation de notre modèle sur des volumes d'image est plus que nécessaire, mais le problème principal c'est le manque de données du même patient (dans les 3 modalités IRM, CT et PET). Dans les prochains

travaux on va utiliser des volumes entiers, afin de faire une évaluation clinique qui passera par un expert en imagerie nucléaire.

Les premiers résultats montrent la puissance de notre modèle à prédire des Pseudo-CT. La méthode proposée ne se fonde pas sur l'information anatomique locale et semble donc prometteuse pour des applications du corps entier.

6 Référence

- [1] Hofmann et al. MRI-Based Attenuation Correction for PET / MRI: A Novel Approach Combining Pattern Recognition and Atlas Registration .The Journal Of Nuclear Medicine. Volume 49 - No. 11. November 2008.
- [2] Catana et al. Simultaneous Acquisition of Multislice PET and MR Images: Initial Results with a MR-Compatible PET Scanner. The Journal Of Nuclear Medicine . Volume 47- No. 12 .December 2006.
- [3] Habib Zaidi. Is MR-guided Attenuation Correction a Viable Option for Dual-Modality PET / MR Imaging. Radiology: Volume 244 - No 3.September 2007.
- [4] Hofmann et al. Towards quantitative PET/MRI; A Review of MR-based attenuation correction techniques. J Nucl Med Mol Imaging .93-104. Volume 36 (supplement 1).Mars 2009.
- [5] T.Beyer et al. MR-based attenuation correction for torso-PET/MR imaging: pitfalls in mapping MR to CT data. J Nucl Med Mol Imaging. 1142-1146. Volume 35, Numero 6, juin 2008.
- [6] Habib Zaidi,Marie-Louise,Daniel O.Slosman. Magnetic resonance imaging-guided attenuation and scatter corrections in three-dimensional brain positron emission tomography . Med. Phys. 30-5. May 2003.
- [7] I. Buvat et al. Comparison of different protocols for attenuation correction in cardiac SPECT imaging – Review. ACOMEN. Volume 4, No 2.1998 .
- [8] Philippe Besse. Learning Statistics & Data mining. UMR CNRS C5583.Version July 2009
- [9] Visible Korean Human. <http://vkh3.kisti.re.kr/new/overview/index.htm>
- [10] Judenhofer MS, Catana C, Swann BK, et al. Simultaneous PET/MR images, acquired with a compact MRI compatible PET detector in a 7 tesla magnet. Radiology. 244:807–814.2007.
- [11] Judenhofer MS, Wehrl HF, Newport DF, et al. Simultaneous PET/MRI: a new perspective for functional and morphological imaging. Nat Med.14:459–465. 2008.
- [12] O. de Dreuille et al, 'Principe et technique de la tomographie par émission de positons (TEP)', Elsevier SAS, EMC-Radiologie 1 (2004) 2–35, imaging. Nat Med.14:459–465.2008.
- [13] Hu, Z. et al. MR-Based Attenuation Correction for a Whole-Body Sequential PET/MR System. •Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference • 2009