

IDENTIFICATION DE SCANNERS X À PARTIR D'EMPREINTES DE CAPTEURS

Anas Kharboutly*, William Puech*, Gérard Subsol*, Denis Hoa†

* LIRMM, Université de Montpellier/CNRS, Montpellier, France

† IMAIOS, MIBI, Montpellier, France

Résumé

Les scanners X produisent une énorme quantité d'images médicales. Dans cet article, nous présentons un nouveau défi dans le domaine de la criminalistique des images médicales, particulièrement sur l'identification des scanners X, basée sur le bruit de capteurs de scanners X. Nous avons construit un modèle de bruit de référence (RPN), puis, nous utilisons ce RPN comme une empreinte unique pour identifier un scanner X. Grâce aux propriétés des images médicales, nous proposons un nouveau concept d'extraction d'empreintes et nous fournissons trois couches d'empreintes. Nous séparons les images médicales en trois couches : l'air, les tissus et les os. Puis à partir de chaque couche, nous construisons une empreinte unique pour le scanner X. Nous testons après la présence de cette empreinte dans une nouvelle image pour l'authentifier. La méthode proposée est robuste et donne une grande précision d'identification en utilisant le concept des trois niveaux RPN.

Mots clefs

Criminalistique des images médicales, identification d'appareils, bruit de capteurs, empreintes de capteurs

1. INTRODUCTION

Les scanners X créent des images médicales 3D [1]. Ces images fournissent une représentation de haute qualité pour n'importe quelle partie anatomique du corps. Les images de scanners X sont stockées dans un format standard des images médicales, le DICOM [2]. Les Fichiers DICOM sont composés de deux parties : les méta-données et les données images. Les méta-données contiennent toutes les informations du patient et le contenu de l'image. En leur absence, ou si les fichiers des méta-données sont modifiés, nous ne pouvons pas authentifier leur information ou le contenu de l'image. Notre objectif est d'identifier l'acquisition d'un scanner X à partir du contenu de l'image sans utiliser les méta-données. La criminalistique numérique est la technologie utilisée pour accomplir cet objectif [3].

Comme pour tous les systèmes d'imagerie, la production de bruit est toujours un sujet de discussion. La réduction de bruit est le premier besoin de tous les utilisateurs finaux d'un sys-

tème d'imagerie. Mais pour nous, l'objectif est d'analyser le bruit. Dans les différents appareils d'imagerie, l'analyse du bruit du capteur est la technique de base de la criminalistique numérique. Il a été proposé pour la première fois par [4] pour l'identification des appareils numériques. Ils ont fondé leur étude sur la photo-réponse non-uniforme (PRNU) qui est un bruit multiplicatif. Ils ont estimé une empreinte digitale de l'appareil photo numérique (APN) à partir d'un ensemble d'images. Puis, ils ont détecté sa présence dans toutes les nouvelles images par corrélation. Dans ce contexte, des nombreux travaux qui se basent sur le PRNU existent déjà [5, 6, 7]. Une amélioration des méthodes de PRNU ont été proposées dans [8, 9], ils ont essayé d'améliorer le taux d'identification de l'appareil et ont réduit l'effet des détails du contenu de l'image. De plus, des améliorations ont été proposées par [10, 11], ils ont fourni un facteur de pondération comme un moyen d'éliminer certaines informations dans les hautes fréquences. Tous ces procédés sont limités à l'image numérique et l'identification d'APN.

Dans le domaine médical, nous ne trouvons pas encore ce genre d'études sur l'identification d'appareils. Dans [12], les auteurs comparent les propriétés de bruit entre deux scanners X de différents fabricants. Une méthode d'identification d'appareil médical a été proposée par [13], mais il concerne les primitives des images 2D en radiographie à rayons X. En ce qui concerne l'identification du scanner X, nous présentons dans [14] une première analyse du problème du scanner X. Nous avons créé une méthode dérivée de celle présentée dans [4] pour extraire l'empreinte du scanner X puis détecter sa présence dans une nouvelle image par corrélation. La limitation de base de l'application de ces méthodes sur les images de scanner X est la grande variation entre les valeurs de l'image. L'inhomogénéité de l'image continue laisse des traces dans les hautes fréquences et il est difficile de l'isoler du bruit. Dans [15], nous avons proposé une amélioration en masquant les traces dans les hautes fréquences. Deux limitations ont été découvertes, un grand nombre d'informations à hautes fréquences a été supprimé, ainsi que la diminution de la précision de l'identification des données réelles. Dans [16], un travail sur l'identification du scanner X est proposé, ils sont capables de séparer les scanners en se basant sur leur

algorithme de reconstruction. Ils caractérisent le bruit radial généré par le scanner X dans une empreinte, qui représente la corrélation entre les 180 projections des bruits composantes et ses moyennes. Le vecteur résultat de l'empreinte est présenté en entrée d'un SVM. Ils ont fondé leur solution sur [4] pour extraire la composante de bruit. La limitation de base est l'extraction du bruit en utilisant la méthode classique de [4], qui va laisser des traces à hautes fréquences en plus du bruit, comme nous l'expliquons dans [14].

Dans cet article, nous présentons un nouveau concept d'extraction d'empreinte dans des images médicales. Nous séparons trois couches homogènes des images du scanner X : la couche os, la couche tissus et la couche air. Chaque scanner X possède donc trois couches d'empreintes. Ensuite, pour tester une nouvelle image, nous vérifions la présence de l'empreinte du scanner X dans chacune de ses couches par corrélation. Contrairement à la méthode PRNU améliorée [15], nous utilisons les informations à hautes fréquences dans la méthode d'identification. Nous avons travaillé sur des images réelles de scanner X, et à partir d'une seule image en 2D, nous avons pu identifier la source du scanner X.

Le reste de ce papier est organisé comme suit. Dans la section 2, nous présentons les préliminaires du bruit d'acquisition de scanners X. Dans la section 3, nous décrivons notre méthode proposée. Dans la section 4, nous présentons des résultats expérimentaux. Dans la section 5, nous concluons et proposons notre vision pour le futur.

2. COMPRÉHENSION PRÉLIMINAIRE

Le scanner X a un détecteur indirect. Il se compose de deux parties : un scintillateur et d'une photodiode au silicium. Le scintillateur est la partie qui absorbe les rayons X, les envoie de la source et les transmet au travers du patient. Il convertit les photons de rayons X reçus à la lumière. Cette lumière est ensuite recueillie par une photodiode de silicium, puis à son tour, convertit la lumière en un courant électrique. Enfin, le courant électrique est transmis à un convertisseur analogique/numérique [17]. Deux types de bruit existent dans le détecteur du scanner X, le bruit multiplicatif quantique et le bruit additif électronique. Le bruit quantique (Q) est le résultat d'un nombre aléatoire de photons envoyés par le tube à rayons X, et l'inhomogénéité du matériau de silicium de la photodiode. Le bruit électrique (EN) est ajouté au signal de l'image pendant l'étape de conversion analogique/numérique. Contrairement au modèle de bruit de l'appareil photo numérique [4], nous ne disposons pas d'un bruit de motif fixe (FPN), car le système d'acquisition CT expose tous les capteurs à la lumière lors de l'acquisition de l'image. La seule composante de bruit du modèle est donc la Photo-Réponse Non-Uniforme (PRNU). Elle est causée par le bruit Q et le bruit EN. Basé sur la classification de bruit du capteur dans [4, 7] et la simplification du concept de la méthode proposée, nous supposons que le bruit PN du détecteur est :

$$PN = FPN + PRNU, \quad (1)$$

et que la forme de l'image de sortie I du système d'acquisition du scanner X est :

$$I = I_0 + I_0 \cdot Q + EN, \quad (2)$$

$$PRNU = I_0 \cdot Q + EN, \quad (3)$$

où I_0 est l'image contenue sans bruit, Q est le facteur PNU quantique et EN est le bruit électrique supplémentaire. Le PNU sert une empreinte unique pour l'appareil d'acquisition. Ses propriétés en font une base pour l'identification des appareils [5, 18, 19] :

- son bruit est unique et les images du même appareil en héritent.
- la robustesse à différentes opérations de traitement, et sa stabilité au cours du temps.

Le système d'acquisition du scanner X garde toujours le bruit EN moins que le bruit Q associé avec seulement quelques rayons, donc nous ne pouvons pas compter sur les faibles fréquences de la composante EN , car elle ne caractérise pas le bruit du détecteur. Comme il est impossible d'accéder à la sortie bruitée des détecteurs du scanner X, nous proposons d'extraire la composante Q de l'image de sortie qui est reconstruite et de l'utiliser comme une empreinte du scanner X.

3. LA MÉTHODE PROPOSÉE

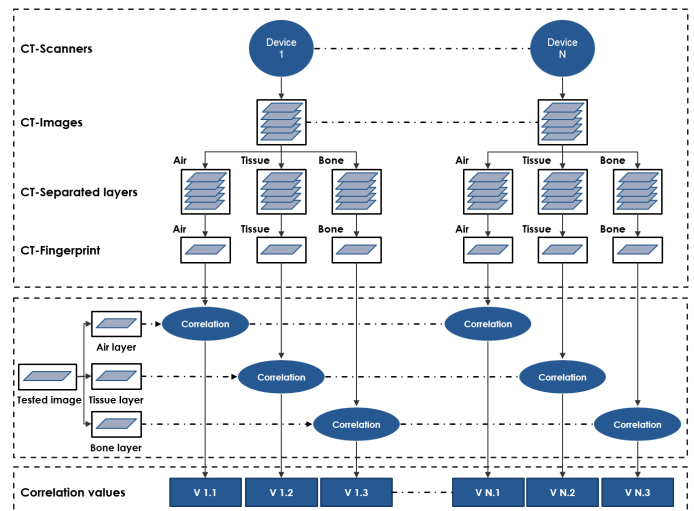


Fig. 1. Vue d'ensemble de la méthode.

Le cœur de notre méthode d'identification consiste à extraire l'empreinte du scanner X. Comme il est impossible d'accéder aux données à la sortie du détecteur du scanner X, on extrait les empreintes du scanner X à partir de ses images reconstruites. Nous construisons un RPN pour chaque scanner X. Ce RPN se compose de trois couches séparées qui représentent l'empreinte de ce scanner X. Pour construire le RPN, nous séparons d'abord les images étudiées en trois couches : 1. Couche d'air, 2. Couche de tissu et 3. Couche d'os. Cette séparation est appliquée en utilisant le seuillage. Ensuite,

nous extrayons le bruit de chaque couche pour construire une image 2D qui représente le RPN des couches. Enfin, une étape de correction de post-traitement est appliquée sur le RPN. Cette étape de correction est importante pour enlever toutes les traces des hautes fréquences qui persistent. La figure 1 illustre une vue d'ensemble de la méthode.

3.1. La séparation en couches

Nous travaillons avec des images médicales de scanner X , qui sont codées en 16 bits. L'idée est de séparer l'image originale du scanner X en couches, où l'intensité sera plus homogène. Cette séparation nous aide à éviter les variations des hautes fréquences qui faussent l'extraction et l'analyse de bruit. Contrairement aux images numériques, dans la plupart des images du scanner X , nous pouvons distinguer trois types de zones. Les zones de haute intensité qui sont les os ou les structures anatomiques au contraste renforcé, les zones de faible intensité qui contiennent des structures anatomiques rempli d'air comme les poumons et les zones de moyenne intensité qui correspondent aux tissus mous comme les muscles. Nous avons séparé chaque image du scanner X en trois couches en utilisant trois gammes d'intensité : l'air, le tissu et l'os. La séparation est appliquée en utilisant une technique de seuillage comme suit, après la proposition que I est une image du scanner X :

$$A(i, j) = I(i, j) | I(i, j) \in [a, b], \quad (4)$$

$$T(i, j) = I(i, j) | I(i, j) \in]b, c], \quad (5)$$

$$B(i, j) = I(i, j) | I(i, j) \in]c, d], \quad (6)$$

A est l'image de l'air, T est l'image des tissus et B est l'image de l'os. Cela sépare les intensités dans l'intervalle de valeur de l'air $[a, b]$, de valeur des tissus $]b, c]$ et de valeur de l'os $]c, d]$ respectivement. Comme dans les images CT on a une échelle calibrée d'intensité (Hounsfield) [20], on peut déterminer des seuils fixes pour certains structure anatomique comme l'os ou les tissus mous, comme présenté dans la section 4.

A partir de (2), et (4) nous pouvons étendre la forme de l'image du scanner X :

$$I = B + Q_B \cdot B + T + Q_T \cdot T + A + Q_A \cdot A + EN. \quad (7)$$

avec $I_1 = B$, $I_2 = T$ et $I_3 = A$, on peut en déduire :

$$I = \sum_i (I_i + Q_i \cdot I_i) + EN, \quad (8)$$

$i \in \{A, T, B\}$.

3.2. Extraction de bruit

Dans la méthode proposée, nous travaillons avec trois couches d'intensité : l'air, les tissus et les os. Cela signifie que nous pouvons extraire le bruit dans chaque couche séparément. Le point fondamental dans l'extraction de bruit est d'appliquer

un filtre de débruitage $F()$ sur l'image I_i , puis extraire la composante de bruit par soustraction :

$$RN_i = I_i - F(I_i), \quad (9)$$

où $i \in \{A, T, B\}$, RN_i est la composante de bruit pré-traitée. En plus du bruit, il existe des artefacts dans les basses fréquences. Ces basses fréquences sont le résultat du débruitage. Nous convertissons la couche originale dans un masque binaire B_i , puis, nous l'appliquons sur la composante de bruit pré-traitée pour extraire la composante de bruit finale n_i . L'application de ce masque supprime les faibles fréquences des artefacts et conserve uniquement les informations de bruit :

$$n_i = B_i \cdot RN_i. \quad (10)$$

Pour extraire la composante de bruit pré-traitée de chaque couche, nous utilisons un filtre de débruitage $F()$ qui est basé sur une transformation en ondelettes [21, 22].

3.3. Référence pattern de bruit

Pour construire un RPN pour une utilisation générale, nous sélectionnons un groupe d'images. Ensuite, nous extrayons leur composante de bruit. Enfin, nous appliquons un opérateur de moyennage. Dans la méthode proposée, nous travaillons sur trois couches séparées, nous devons donc garder ces trois couches séparées même dans l'extraction RPN, afin de construire un RPN différente de chaque couche :

1. Sélectionner un groupe d'images, ces images couvrent presque toutes les parties anatomiques du corps. La variation des images est un point important dans la construction du RPN, afin d'inclure toutes les variations de bruit concernant les différentes parties anatomiques.
2. Séparer ces images en trois couches, selon 3.1.
3. Extraire la composante de bruit de chaque image de chaque couche, selon 3.2.
4. Afin de renforcer la composante Q fixe du bruit de modèle de capteur et éliminer les traces de basses fréquences EN , nous appliquons une opération moyenne sur le groupe de chaque couche d'image, pour extraire un RPN de chacun :

$$RPN_i = \frac{1}{N_i} \sum_{h=1}^{N_i} n_{(i,h)}, \quad (11)$$

où $i \in \{A, T, B\}$, N_i est le nombre d'images utilisées dans la création du RPN et n_i est la composante de bruit.

Le RPN est une composante de bruit amélioré. En plus du bruit, il y a encore quelques artefacts des hautes fréquences qui ont été produits pendant le moyennage. Ces artefacts existent à cause de quelques traces supplémentaires de hautes fréquences. Si les artefacts de hautes fréquences restent dans le RPN, cela affectera l'identification de l'appareil, il rend la discrimination du niveau de bruit au niveau de contenu anatomique.

Pour supprimer ces artefacts de hautes fréquences, nous passons dans le domaine fréquentiel par une transformation de

Fourier rapide. En utilisant un filtre passe-bas de Wiener, nous sommes en mesure d'éliminer tous les pics du signal RPN.

3.4. Les critères d'identification

Pour identifier le scanner X d'une image testée, la composante de bruit de l'image testée N_t doit être corrélée au RPN du scanner X. La corrélation entre N_t et RPN est mesurée par l'énergie de corrélation crête (PCE), qui est une métrique de similitude stable proposée par [7, 23], qui représente le rapport entre la hauteur du pic du plan de corrélation et son énergie totale, étant donné que le plan de corrélation est la corrélation croisée entre les deux signaux de bruit :

$$PCE(N_t, RPN_i) = \frac{E_p(N_t, RPN_i)}{E_{cp}(N_t, RPN_i)}, \quad (12)$$

N_t est la composante de bruit de la couche testée, RPN_i est le bruit de pattern de référence, $i \in \{A, T, B\}$, E_p est la hauteur du pic de la corrélation plan et E_{cp} est l'énergie totale du plan de corrélation.

Nous calculons le PCE entre la composante de bruit de chaque couche séparée de l'image testée et le RPN de la même couche sur tous les appareils étudiés. Pour décider si une image appartient à un scanner X spécifique, il doit avoir la majorité de ses couches (dans notre méthode proposée, au moins 2) comme provenant du même dispositif.

4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Nos expériences ont été appliquées sur 60 images 3D à partir de trois scanners différents (deux de Siemens S1, S2 et un de General Electric GE). Un nombre total de 20,939 images a été utilisé pour construire le RPN des trois appareils et de valider la précision de l'identification. Ces images couvrent presque toutes les parties anatomiques du corps. Tous ont les mêmes paramètres d'acquisition (faisceau d'énergie : (100 120 140) KV, la valeur Pitch : (0.5,1), Reconstruction : (soft, hard)). Le tableau 1 illustre les propriétés des images expérimentales.

	S1	S2	GE
Nb of 3D volumes	20	20	20
Nb of images	7572	7279	5088
Size (pixels)	512x512	512x512	512x512
Bits per pixel	16	16	16
Nb of images of RPN	3363	3756	2092
Nb of tested images	4209	4523	2996

Table 1. Caractéristiques des images expérimentales.

4.1. Pré-traitement de la base de données

Pour préparer la base de données des images, nous avons séparé chaque image étudiée en trois couches. Les valeurs de la gamme de séparation ont été testées expérimentalement sur la base de 9000 images, où les valeurs de la gamme de l'air : [-990, -200], tissu : [-200, 200] et d'os : [200, 1500], correspondant à des valeurs standard pour l'échelle de Hounsfield.

On pourrait aussi utiliser des méthodes automatiques pour fixer les seuils. Toutes les valeurs de moins de -990 ou au-dessus de 1500 ont été ignorées, car elles contiennent des artefacts d'acquisition. La figure 2 illustre un exemple d'une image originale de scanner originale d'une tête et de ses trois couches séparées, issue d'un volume 3D acquis par un appareil Siemens. Ensuite, on extrait la composante de bruit de chaque

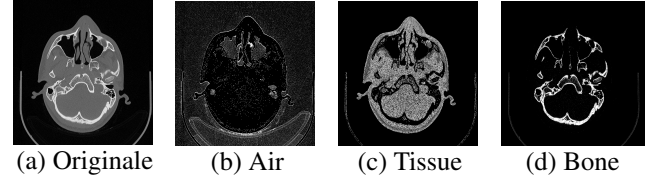


Fig. 2. Image originale d'une tête et de ses trois couches.

image comme nous l'avons expliqué dans la section 3.2. La figure 3 illustre un exemple d'une image originale d'un thorax et le bruit de ses trois couches. Cette image a été acquise à partir d'un volume 3D par un appareil General Electric.

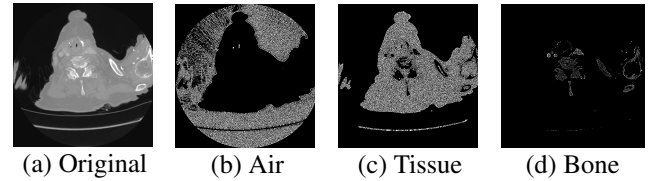


Fig. 3. Image originale d'un thorax et le bruit de ses trois couches.

Enfin, à partir de chaque appareil et chaque couche, nous sélectionnons un groupe d'images pour construire le RPN d'après (12). La figure 4 illustre trois RPNs partiels de trois scanners utilisant différentes couches.

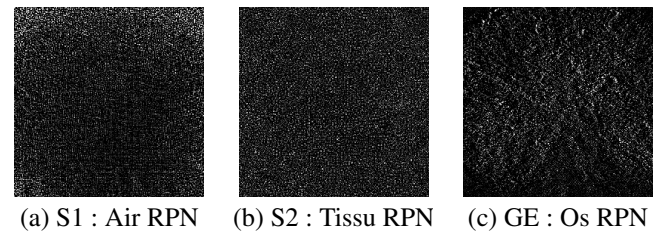
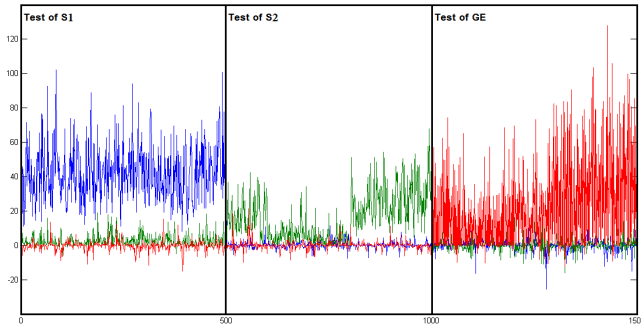


Fig. 4. RPNs de trois scanners différents pour différentes couches.

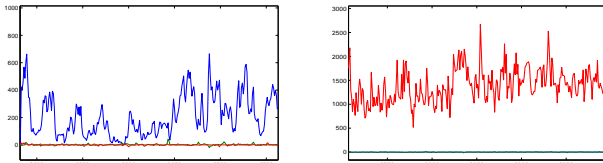
4.2. Les résultats quantitatifs

Nous calculons la PCE entre la composante de bruit de chaque couche et le RPN de chaque appareil de la même couche. La figure 5 illustre des exemples des trois couches différentes, où l'axe x représente le nombre de tranches et l'axe y la valeur du PCE.

En Figure 5.a un exemple de la corrélation entre 1500 images (500 de chaque appareil, respectivement) et les trois RPNs,



(a) PCEs de la couche de tissu des trois scanners



(b) PCEs from the bone of S1 (c) PCEs from the air of GE

Fig. 5. PCEs des images testées à partir de 3 scanners et 3 couches différentes.

en considérant que la couche de tissu seulement. Nous notons que :

- 0-500 : images de S1. Elles sont classées correctement selon les valeurs de position les plus élevées (courbe bleue).
- 501-1000 : images de S2, elles sont classées correctement en fonction de l’endroit avec RPN du deuxième scanner Siemens (courbe verte).
- 1001-1500 : images de GE, il est tout à fait clair que les valeurs les plus élevées de PCE représentent également la classification correcte de ces images (courbe rouge).

Dans la Fig. 5.b, la corrélation de la couche d’os seulement, entre un groupe partiel de tests de S1 et les trois RPNs des trois appareils. Nous pouvons identifier la valeur maximale de PCE selon le RPN du S1. Dans la figure 5.c la corrélation de la couche d’air seulement, entre un groupe partiel testé de GE et les trois RPNs des trois appareils. Les valeurs les plus élevées de PCE avec RPN de GE classent correctement ces images.

Après avoir défini la source du scanner X de chaque couche pour toutes les images testées. Selon le tableau 1, nous pouvons continuer nos critères d’identification pour identifier le scanner X de chaque image. Le tableau 2 illustre la matrice de confusion de la précision de l’identification.

	Siemens 1	Siemens 2	GE	No ID
Siemens 1	81.23 %	9.29 %	3.23 %	6.25 %
Siemens 2	4.75 %	83.63 %	4.24 %	7.38 %
GE	5.27 %	4.03 %	81.81 %	8.89 %

Table 2. Confusion matrice de précision de l’identification.

Dans le tableau 2, chaque ligne représente la précision de l’identification de chaque appareil, la dernière colonne représente le pourcentage des images qui ne sont pas classées du tout, pour lesquelles au moins deux couches ne sont pas bien classées.

5. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Dans cet article, nous avons proposé une nouvelle méthode pour l’identification de scanners X. Elle est basée sur un nouveau concept d’extraction d’empreinte du capteur. Nous avons exploité les propriétés des images médicales pour présenter une empreinte basée sur trois couches. Notre travail a été appliquée à des données réelles à partir des images de patients. La méthode proposée avec la nouvelle technique de RPN montre une bonne performance d’identification, et nous avons été en mesure d’identifier des scanners X partir d’une seule image 2D.

Dans le travail à venir, nous allons étudier la possibilité d’attaquer ce type d’empreinte, d’examiner l’influence de la modification de l’image sur la méthode proposée et d’étudier l’influence de la compression de l’image sur notre méthode.

6. REFERENCES

- [1] J. T. Bushberg et J. M. Boone. *The essential physics of medical imaging*. Lippincott Williams & Wilkins, 2011.
- [2] K. D. Toennies. *Guide to Medical Image Analysis - Methods and Algorithms*. Advances in Computer Vision and Pattern Recognition. Springer, 2012.
- [3] H. T. Sencar et N. Memon. *Digital Image Forensics : There is More to a Picture Than Meets the Eye*. Springer, 2013.
- [4] J. Lukas, J. Fridrich, et M. Goljan. Digital camera identification from sensor pattern noise. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 1(2) :205–214, 2006.
- [5] M. Chen, J. Fridrich, M. Goljan, et J. Lukás. Determining image origin and integrity using sensor noise. *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, 3(1) :74–90, 2008.
- [6] T. Filler, J. Fridrich, et M. Goljan. Using sensor pattern noise for camera model identification. Dans *Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on*, pages 1296–1299. IEEE, 2008.
- [7] M. Goljan, J. Fridrich, et T. Filler. Large scale test of sensor fingerprint camera identification. Dans *IS&T/SPIE Electronic Imaging*, pages 72540I–72540I. International Society for Optics and Photonics, 2009.
- [8] X. Kang, Y. Li, Z. Qu, et J. Huang. Enhancing source camera identification performance with a camera reference phase sensor pattern noise. *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, 7(2) :393–402, April 2012.

- [9] C. T. Li. Source camera identification using enhanced sensor pattern noise. *Trans. Info. For. Sec.*, 5(2) :280–287, 2010.
- [10] C. Shi, N.-F. Law, H.-F. Leung, et W.-C. Siu. Weighting optimization with neural network for photo-response-non-uniformity-based source camera identification. Dans *Asia-Pacific Signal and Information Processing Association, 2014 Annual Summit and Conference (APSIPA)*, pages 1–7, Dec 2014.
- [11] L.-H. Chan, N.-F. Law, et W.-C. Siu. A two dimensional camera identification method based on image sensor noise. Dans *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012 IEEE International Conference on*, pages 1741–1744, March 2012.
- [12] J. B. Solomon, O. Christianson, et E. Samei. Quantitative comparison of noise texture across CT scanners from different manufacturers. *Medical physics*, 39(10) :6048–55, October 2012.
- [13] Y. Duan, G. Coatrieux, et H. Shu. Identification of digital radiography image source based on digital radiography pattern noise recognition. Dans *Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on*, pages 5372–5376. IEEE, 2014.
- [14] A. Kharboutly, W. Puech, G. Subsol, et D. Hoa. Ct-scanner identification based on sensor noise analysis. Dans *Visual Information Processing (EUVIP), 2014 5th European Workshop on*, pages 1–5. IEEE, 2014.
- [15] A. Kharboutly, W. Puech, G. Subsol, et D. Hoa. Improving sensor noise analysis for ct-scanner identification. Dans *Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2015 23rd European*, pages 2411–2415. IEEE, 2015.
- [16] Y. Duan, G. Coatrieux, et H. Shu. Computed tomography image source identification by discriminating ct-scanner image reconstruction process. Dans *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2015 37th Annual International Conference of the IEEE*, pages 5622–5625. IEEE, 2015.
- [17] G. C. Kagadis et S. G Langer. *Informatics in medical imaging*. CRC Press, 2011.
- [18] H. B. Costa, R. F. Zampolo, D. M. Carmo, A. R. Castro, et E. P. Santos. On the practical aspects of applying the prnu approach to device identification tasks. *International Conference on Multimedia Forensics, Surveillance and Security*, September 2012.
- [19] M. Chen, J. Fridrich, et M. Goljan. Digital imaging sensor identification (further study). Dans *In Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents IX. Edited by Delp, Edward J., III; Wong, Ping Wah. Proceedings of the SPIE, Volume 6505*, 2007.
- [20] G. N. Hounsfield. Computed medical imaging. *Journal of computer assisted tomography*, 4(5) :665–674, 1980.
- [21] E. Jerhotová, A. Procházka, et J. Švihlík. *Biomedical image volumes denoising via the wavelet transform*. INTECH Open Access Publisher, 2011.
- [22] N. Jacob et A. Martin. Image denoising in the wavelet domain using Wiener filtering. *Unpublished course project*, 2004. [Online], Project Report, Available : http://homepages.cae.wisc.edu/~ece533/project/f04/jacob_martin.pdf.
- [23] A. Alfalou et C. Brosseau. Understanding correlation techniques for face recognition : from basics to applications. *Face Recognition*, pages 353–380, 2010.