

Empêcher la Détection Criminalistique de Filtrage Médian en Images Numériques

Wei FAN^{*}, Kai WANG^{*}, François CAYRE^{*}, Zhang XIONG[†]

^{*} GIPSA-lab - Grenoble INP - CNRS - UMR5216, 11 rue des Mathématiques, BP46, F-38402, Grenoble Cedex, France

[†] Université de Beihang, 37 rue de Xueyuan, 100191, Pékin, Chine

{wei.fan, kai.wang, francois.cayre}@gipsa-lab.grenoble-inp.fr, xiongz@buaa.edu.cn

Résumé – Le filtrage médian laisse des traces dans l’image, qui peuvent être détectées par des détecteurs criminalistiques. Afin de les atténuer, cet article propose une méthode anti-criminalistique visant à créer une image qui ressemble à celle non filtrée. Ceci est réalisé en résolvant un problème d’optimisation dont la fonction de coût est composée d’un terme de convolution, d’un terme de fidélité d’image, et d’un terme d’a priori. Un noyau de convolution spatialement homogène est utilisé pour approcher le processus de filtrage médian, ce qui se reflète dans le premier terme de convolution. Le deuxième terme de fidélité d’image conserve l’image traitée dans une certaine mesure proche de l’image qui a été filtrée par le filtre médian. Le dernier terme d’a priori régularise la dérivée de l’image obtenue, dont la distribution reste proche de celle de l’image originale. Avec l’application supplémentaire d’une perturbation sur la valeur des pixels, la méthode proposée surpasse les méthodes anti-criminalistiques de l’état de l’art, en fonction de la capacité à résister à la détection des méthodes criminalistiques, et de la qualité de l’image anti-criminalistique produite.

Abstract – For median filtering anti-forensic purposes, this paper proposes an image variational deconvolution optimization framework, which is composed of a convolution term, an image fidelity term, and a prior term. The median filtering process is approximated using a spatially homogenous convolution kernel, which is reflected in the first convolution term. The second fidelity term keeps the processed image still similar to the median filtered image. The last image prior term regularizes the pixel value derivative of the obtained image so that its distribution is close to that of the original image. With an additional pixel value perturbation, the proposed median filtering anti-forensic method outperforms the state-of-the-art methods, with a better forensic undetectability against detectors and a higher visual quality of the processed image.

1 Introduction

Il devient de plus en plus facile de créer de fausses images visuellement plausibles, grâce au développement de caméras de haute qualité et de logiciels puissants de retouches photographiques. Ces fausses images apparaissent avec une fréquence croissante dans notre quotidien : publicité, politique, images personnelles, *etc.* Par conséquent, de nombreux doutes sur l’authenticité de ces images surviennent. Afin de redonner une certaine crédibilité aux images numériques, la criminalistique d’image a émergé dans les dernières années, permettant de décider si une image donnée est authentique ou non. La différence principale entre cette nouvelle technique et le tatouage fragile d’image numérique provient du fait que les techniques criminalistiques ne nécessitent pas d’informations d’authentification pré-intégrées dans l’image. Cette caractéristique rend les techniques criminalistiques pratiques dans de nombreuses applications d’authentification d’image. À rebours, l’anti-criminalistique d’image cherche à modifier une image donnée de façon non détectable par la criminalistique.

Cet article étudie l’anti-criminalistique sur le filtre médian,

qui est un outil largement utilisé pour le débruitage ou le lissage dans le traitement d’image. Le filtrage médian est aussi employé par quelques méthodes anti-criminalistiques afin de supprimer les traces de compression JPEG [1] ou de rééchantillonnage [2]. Pour ces raisons ci-dessus, la présence de traces de filtrage médian, non seulement donne à penser que l’image a été préalablement filtrée par le filtre médian, mais aussi implique la possibilité que d’autres opérations de traitement d’image ont pu être appliquées à l’image.

Pour des raisons de concision, l’abréviation “MFI” désigne ici l’image qui a été filtrée par le filtre médian. Récemment, plusieurs méthodes criminalistiques [3, 4, 5] ont été proposées afin de détecter le filtrage médian en imagerie numérique. Le détecteur K_K [3] analyse le ratio entre la fréquence d’occurrence de la classe 0 et celle de la classe 1 de la différence de valeurs de pixels au premier ordre, dans les blocs d’image. Le détecteur K_C [4] mesure la probabilité de 0 de la différence de valeurs de pixels dans les zones texturées d’une image donnée. Un autre détecteur K_Y [5] a été proposé, basé sur l’analyse de dépendance de pixels dans une fenêtre locale. Les caractéristiques utilisées par K_K , K_C et K_Y changent tous largement dans une image après filtrage médian, ce qui en fait de bons détecteurs de MFI. Par contre, il existe des méthodes

Ce travail est soutenu, en partie par les Bourses d’Excellence Eiffel (no. 812587B), en partie par la région Rhône-Alpes (Programme CIMRA), et en partie par l’ANR Estampille (no. ANR-10-CORD-019).

anti-criminalistiques [6, 7, 8] qui visent à produire une MFI anti-criminalistique à partir de la MFI. La fenêtre du filtre médian peut avoir de nombreuses formes et tailles différentes. Cet article utilise la fenêtre carrée avec la taille 3×3 , qui est aussi la valeur retenue dans l'état de l'art [6, 7, 8]. La MFI anti-criminalistique \mathcal{F}_F [6] est créée en appliquant à la MFI un filtre linéaire. Le noyau de ce filtre est trouvé par un problème de minimisation, en fonction de la qualité de MFI filtrée et de la valeur de sortie de K_Y [5]. La MFI anti-criminalistique \mathcal{F}_W [7] est obtenue par un procédé de tramage, de sorte que la distribution de la paire de différences de valeurs de pixels de la MFI traitée soit proche de celle de l'image originale. Une autre MFI anti-criminalistique \mathcal{F}_D [8] est générée par une injection de bruit, majoritairement réalisée en blocs de pixels relativement complexes dans la MFI.

À la différence des méthodes anti-criminalistiques de l'état de l'art basées sur le filtrage linéaire ou à l'aide d'ajout de bruit, cet article propose une nouvelle méthode basée sur la déconvolution variationnelle d'image dans la section 2. La section 3 compare l'immunité des MFIs anti-criminalistiques produites face aux détecteurs criminalistiques, ainsi que la qualité des images obtenues. Finalement, quelques conclusions et perspectives sont données dans la section 4.

2 Méthode proposée

2.1 Motivation

Dans une certaine mesure, l'anti-criminalistique d'image partage quelques similitudes avec la restauration d'image. En codage ou traitement d'image, leur objectif à tous les deux consiste à approcher au mieux les informations perdues pendant le processus de dégradation d'image, souvent en résolvant un problème mal posé. En général, le but de la restauration d'image est améliorer la qualité d'image. Cependant, l'anti-criminalistique d'image a un autre objectif, encore plus impérieux, *i.e.* : être indétectable par la criminalistique. Étant donné le problème inverse de filtrage médian, on peut le considérer comme un problème de déconvolution en aveugle. Pour la déconvolution d'image, l'estimateur du maximum a posteriori (MAP) (ou une de ses variantes) est souvent employé.

De fait, le processus de filtrage médian pourrait être décrit comme une procédure de convolution linéaire spatialement hétérogène. Pour une fenêtre locale, le noyau de convolution est une matrice de taille 3×3 dont seul un des 9 éléments prendrait la valeur 1, et les 8 autres éléments seraient tous nuls. La forme du noyau est alors complètement dépendante des statistiques d'ordre des pixels encadrés par la fenêtre de filtre. Pourtant, cette information est définitivement perdue pendant le processus de filtrage médian. Afin de simplifier ce modèle, la convolution avec un noyau spatialement homogène \mathbf{k} est utilisée pour se rapprocher du processus de filtrage médian. L'analyse développée ici donnera le premier terme de l'équation (1).

Dans les méthodes criminalistiques proposées dans l'état de l'art [3, 4, 5], la différence de valeurs de pixels d'image est

souvent la caractéristique de base des détecteurs. En général, l'histogramme de différence de valeurs de pixels (à savoir la dérivée de l'image) a un pic plus haut dans la MFI que celui de l'image originale, autour de la classe 0. Pour régulariser la différence de valeurs de pixels, la loi gaussienne généralisée (paramétrée par le paramètre d'échelle α et le paramètre de forme β) de moyenne nulle est utilisée pour la modéliser. L'analyse de ce paragraphe donnera le dernier terme de l'équation (1).

2.2 Déconvolution variationnelle d'image

D'une manière similaire à celle utilisée en anti-criminalistique de compression JPEG [9], nous proposons un problème de déconvolution variationnelle d'image afin de créer une MFI anti-criminalistique, basé sur l'analyse dans la section 2.1 et dans une certaine mesure inspiré par [10, 11] :

$$\arg \min_{\mathbf{u}} \left(\frac{\lambda}{2} (\|\mathbf{K}\mathbf{u} - \mathbf{y}\|_2^2 + \omega \|\mathbf{u} - \mathbf{y}\|_2^2) + \sum_{j=1}^J \left\| \frac{\mathbf{F}^j \mathbf{u}}{\alpha_j} \right\|_{\beta_j}^{\beta_j} \right), \quad (1)$$

Dans cette équation, \mathbf{y} contient les valeurs des pixels de la MFI sous forme vectorisée, cette MFI ayant été produite à partir de l'image originale \mathbf{x} . La variable \mathbf{u} est utilisée pour représenter génériquement une image. $\mathbf{K}\mathbf{u}$ désigne la multiplication matricielle correspondant à une convolution d'image avec le noyau \mathbf{k} . J filtre(s) de dérivée d'image sont utilisés afin de calculer différents types de dérivées d'image. $\mathbf{F}^j \mathbf{u}$ est la multiplication matricielle servant à calculer la j -ème ($j = 1, 2, \dots, J$) dérivée d'image, en utilisant le j -ème filtre linéaire avec le noyau \mathbf{f}^j . α_j et β_j sont les deux paramètres de la loi gaussienne généralisée de moyenne nulle utilisée pour modéliser la j -ème dérivée de l'image. λ et ω sont deux paramètres de régularisation pour équilibrer l'énergie des termes différents.

Il y a trois termes dans l'équation (1). Comme discuté ci-dessus, le processus de filtrage médian est simplifié, et approché par une convolution d'image avec un noyau spatialement homogène – ce qui constitue le premier terme de l'équation (1). Le deuxième terme est conçu pour que la MFI anti-criminalistique produite soit dans une certaine mesure proche de la MFI. Le troisième terme est l'a priori d'image, qui sert à régulariser la dérivée de l'image en utilisant la loi gaussienne généralisée de moyenne nulle. Dans la pratique, on utilise les filtres suivants ($J = 4$) de dérivées d'image : $\mathbf{f}^1 = [1, -1]$, $\mathbf{f}^2 = [1, -1]^T$, $\mathbf{f}^3 = [1, 0, -1]$, et $\mathbf{f}^4 = [1, 0, -1]^T$. D'autres filtres pourraient être ajoutés dans l'équation (1), au prix d'une plus grande complexité de calcul, mais pour un impact mineur sur les résultats finaux.

Pour le terme d'a priori d'image, il faut connaître les valeurs des deux paramètres α et β de la loi gaussienne généralisée de moyenne nulle. En fait, ces deux paramètres sont directement reliés à la variance σ^2 et au kurtosis κ de la loi :

$$\sigma^2 = \frac{\alpha^2 \Gamma(3/\beta)}{\Gamma(1/\beta)}, \quad \kappa = \frac{\Gamma(5/\beta) \Gamma(1/\beta)}{\Gamma(3/\beta)^2}, \quad (2)$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma. Donc, si la variance et le kurtosis sont connus, les deux paramètres $\hat{\alpha}$ et $\hat{\beta}$ peuvent être estimés

$$\min_{\mathbf{u}, \{\mathbf{w}^j\}} \left(\frac{\lambda}{2} \left(\|\mathbf{K}\mathbf{u} - \mathbf{y}\|_2^2 + \omega \|\mathbf{u} - \mathbf{y}\|_2^2 \right) + \sum_{j=1}^J \left(\frac{\gamma}{2} \|\mathbf{F}^j \mathbf{u} - \alpha_j \mathbf{w}^j\|_2^2 + \|\mathbf{w}^j\|_{\beta_j} \right) \right). \quad (4)$$

$$\begin{cases} \left(\mathbf{u}^{(k+1)}, \{(\mathbf{w}^j)^{(k+1)}\} \right) = \arg \min_{\mathbf{u}, \{\mathbf{w}^j\}} \left(\frac{\lambda}{2} \left(\|\mathbf{K}\mathbf{u} - \mathbf{y}\|_2^2 + \omega \|\mathbf{u} - \mathbf{y}\|_2^2 \right) + \sum_{j=1}^J \left(\frac{\gamma}{2} \|\mathbf{F}^j \mathbf{u} + (\mathbf{b}^j)^{(k)} - \alpha_j \mathbf{w}^j\|_2^2 + \|\mathbf{w}^j\|_{\beta_j} \right) \right), \\ (\mathbf{b}^j)^{(k+1)} = (\mathbf{b}^j)^{(k)} + (\mathbf{F}^j \mathbf{u}^{(k+1)} - \alpha_j (\mathbf{w}^j)^{(k+1)}). \end{cases} \quad (5)$$

en utilisant une méthode numérique [12]. Par conséquent, il faut estimer la variance $\hat{\sigma}^2$ et la kurtosis $\hat{\kappa}$ de l’image originale à partir de la MFI. À cette fin, une régression linéaire est employée pour leur estimation, en utilisant la MFI donnée et ses versions encore plusieurs fois filtrées par le filtre médian. Pour le j -ème type de filtre de dérivée d’image, la variance $\hat{\sigma}^2(\mathbf{F}^j \mathbf{x})$ et le kurtosis $\hat{\kappa}(\mathbf{F}^j \mathbf{x})$ de l’image originale sont estimés par :

$$\begin{cases} \hat{\sigma}^2(\mathbf{F}^j \mathbf{x}) = \mathbf{c}_1^{\sigma^2} + \sum_{m=1}^M \mathbf{c}_{m+1}^{\sigma^2} \times \hat{\sigma}^2(\mathbf{F}^j \mathcal{M}\mathcal{F}^{(m)}(\mathbf{x})), \\ \hat{\kappa}(\mathbf{F}^j \mathbf{x}) = \mathbf{c}_1^{\kappa} + \sum_{m=1}^M \mathbf{c}_{m+1}^{\kappa} \times \hat{\kappa}(\mathbf{F}^j \mathcal{M}\mathcal{F}^{(m)}(\mathbf{x})), \end{cases} \quad (3)$$

où $\hat{\sigma}^2(\cdot)$ et $\hat{\kappa}(\cdot)$ sont respectivement la variance et le kurtosis de l’échantillon, et $\mathcal{M}\mathcal{F}^{(m)}(\cdot)$ représente m applications successives du filtrage médian. $\mathbf{c}_m^{\sigma^2}$ et \mathbf{c}_m^{κ} sont les coefficients de la régression linéaire : ils peuvent être obtenus depuis un ensemble d’images par une procédure d’apprentissage.

L’optimisation directe de la fonction de coût dans l’équation (1) n’est pas mathématiquement simple. En pratique, elle peut être résolue en utilisant la méthode “Half Quadratic Splitting” [10] et la méthode de Bregman [13, 11]. Après l’introduction d’un ensemble de variables auxiliaires $\{\mathbf{w}^j\}_{j=1}^J$, le problème d’optimisation dans l’équation (1) peut être ré-écrit sous la forme de l’équation (4), où γ est un paramètre de régularisation. Ensuite, l’itération de Bregman est appliquée à l’équation (4). La méthode de Bregman résout le problème à la $(k+1)$ -ème ($k = 0, 1, 2, \dots$) itération par les formules de l’équation (5), où $\{\mathbf{b}^j\}_{j=1}^J$ sont les variables de Bregman, et $(\mathbf{b}^j)^{(0)} = \mathbf{0}$.

2.3 Perturbation de valeur de pixel

En résolvant le problème d’optimisation dans l’équation (1) sur la MFI, il est possible de créer une MFI anti-criminalistique dotée d’une bonne immunité à la détection anti-criminalistique, mais sa qualité visuelle laissera à désirer. Afin d’obtenir une MFI anti-criminalistique présentant une bonne immunité sans beaucoup de diminution de la qualité d’image, cette section propose une stratégie de perturbation légère de la valeur des pixels de la MFI, avant qu’elle soit utilisée dans l’équation (1).

Les sorties de K_K [3], K_C [4] et K_Y [5] sont toutes implicitement ou explicitement reliées à une différence de valeurs de pixels, elles réagissent d’autant plus fortement dans les régions texturées de l’image. Le but ici est de réduire la fréquence d’occurrence de la différence 0 par une modification légère de la MFI. Si les trois pixels adjacents ont $\mathbf{y}_{i+1} = \mathbf{y}_{i+2} = \mathbf{y}_{i+3}$, la modification de \mathbf{y}_{i+2} à $\mathbf{y}_{i+2} \pm 1$ changera deux différences de valeurs de pixel de 0 à ± 1 . De façon similaire, si deux pixels

adjacents ont la même valeur, le pixel qui a la variance locale plus élevée que l’autre est modifié. De cette manière, la fréquence d’occurrence de la différence 0 est efficacement réduite, avec un impact très limité sur la qualité de l’image.

3 Résultats expérimentaux

Les ensembles d’images pour le test criminalistique sont créés à partir de 545 images¹ de haute résolution et au format TIFF qui n’ont jamais été compressées, ni échantillonnées, ni filtrées. Trois images de taille 512×512 sont extraites depuis le centre de l’image de haute résolution, puis elles sont transformées en niveau de gris à l’aide de la fonction Matlab `rgb2gray`. Les images ainsi extraites qui n’ont pas valeurs valides pour K_K [3], K_C [4] ou K_Y [5] sont exclues. *In fine*, 107 images constituent l’ensemble MFPE pour obtenir les coefficients $\mathbf{c}_m^{\sigma^2}$ et \mathbf{c}_m^{κ} de la régression linéaire dans l’équation (3), M est fixé à 5. Cet ensemble sert aussi à apprendre le filtre linéaire initial et les coefficients afin de créer \mathcal{F}_F [6] et \mathcal{F}_W [7], respectivement. Pour le test criminalistique, 1000 autres images constituent l’ensemble MFTE, d’où 100 images sont sélectionnées de façon aléatoire et constituent le sous-ensemble MFTE100 pour régler les paramètres de la méthode proposée. Pour estimer \mathbf{k} dans l’équation (1), 6 types de noyaux ont été étudiés expérimentalement sur le sous-ensemble MFTE100 : le noyau moyenne, le noyau gaussien, le noyau inspiré par [5], et, pour chaque image, les trois noyaux estimés en utilisant les trois noyaux précédents comme estimation initiale pour la méthode [11]. Les résultats expérimentaux montrent qu’un bon choix pour \mathbf{k} est le noyau estimé par [11] en utilisant le noyau moyenne comme estimation initiale. Afin de créer la MFI anti-criminalistique en résolvant le problème d’optimisation dans l’équation (4), le paramétrage suivant est utilisé : $\omega = 0.1$, $\lambda = 1500$ et $\gamma = 500$. Ces paramètres sont obtenus depuis le sous-ensemble MFTE100, qui est aussi utilisé afin de régler les paramètres pour créer \mathcal{F}_W [7] et \mathcal{F}_D [8].

Toujours pour des raisons de concision, \mathcal{M} représente la MFI, et \mathcal{F}' (resp. \mathcal{F}) représente la MFI anti-criminalistique créée à partir de la MFI sans (resp. avec) la perturbation des valeurs des pixels (cf. la section 2.3). La table 1 rapporte la qualité d’image (les valeurs de PSNR et de SSIM sont calculées en utilisant l’image originale comme référence) et la performance anti-criminalistique (nous utilisons la métrique dite

1. Ces images peuvent être téléchargées depuis : ftp://firewall.teleco.uvigo.es:27244/DS_01_UTF1.zip et <ftp://lesc.dinfo.unifi.it/pub/Public/JPEGloc/dataset/>.

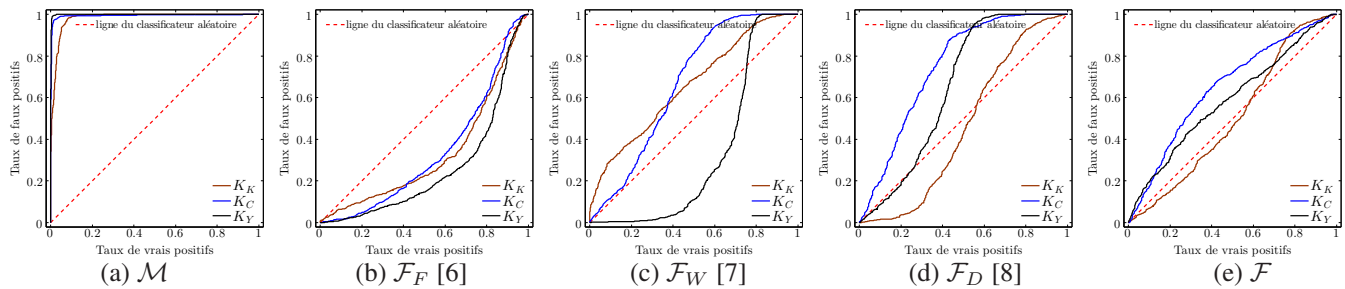


FIGURE 1 – Les courbes ROC pour différents détecteurs : K_K [3], K_C [4] et K_Y [5]. Les résultats sont obtenus à partir de l’ensemble MFTE.

TABLE 1 – Comparaison avec l’état de l’art anti-criminalistique. Les résultats sont obtenus à partir de l’ensemble MFTE.

	Qualité d’image		Performance anti-criminalistique vs.		
	PSNR	SSIM	K_K [3]	K_C [4]	K_Y [5]
\mathcal{M}	37.2847	0.9831	0.9824	0.9938	0.9984
\mathcal{F}_F [6]	30.1129	0.9638	0.3310	0.3389	0.2609
\mathcal{F}_W [7]	33.6033	0.9552	0.6586	0.6668	0.3336
\mathcal{F}_D [8]	33.4272	0.9714	0.4635	0.7479	0.6518
\mathcal{F}'	37.5526	0.9902	0.6762	0.6690	0.6216
\mathcal{F}	37.5184	0.9901	0.5061	0.6490	0.5886

AUC (Area Under Curve), calculée en mesurant l’aire de la surface située sous la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)). Les courbes ROC obtenues pour différents types d’images et pour les détecteurs K_K [3], K_C [4] ou K_Y [5] sont tracées dans la figure 1. En comparant les performances de \mathcal{F}' et de \mathcal{F} dans les dernières lignes de la table 1, l’efficacité de la perturbation des valeurs des pixels proposée dans la section 2.3 est bien validée : elle améliore la performance anti-criminalistique sans grande diminution de la qualité d’image. Les MFIs anti-criminalistiques \mathcal{F} créées par la méthode proposée induisent, pour les détecteurs criminalistiques, des courbes ROC qui sont au plus proche d’une décision aléatoire. Ce fait est également reflété par des valeurs AUC proches de 0.5 dans les dernières trois colonnes de la table 1 pour \mathcal{F} . Enfin, la méthode proposée produit une meilleure qualité d’image que les autres MFIs anti-criminalistiques de l’état de l’art [6, 7, 8].

4 Conclusions et perspectives

Cet article a décrit une déconvolution variationnelle d’image pour effacer les traces de filtrage médian, qui surpasse les méthodes anti-criminalistiques [6, 7, 8] de l’état de l’art. Nous avons utilisé un noyau de convolution pour approcher le filtrage médian, qui est pourtant spatialement hétérogène. Cette simplification peut sembler un peu irrationnelle, mais rend le problème soluble, et donne de bons résultats en pratique. L’a priori d’image emploie la loi gaussienne généralisée pour modéliser la dérivée de l’image. C’est un modèle simple mais très efficace pour notre problème. Enfin, la perturbation des valeurs des pixels améliore encore la performance de la méthode proposée sans nuire à la qualité d’image.

Dans l’état de l’art, on commence à trouver des méthodes

criminalistiques fondées sur de l’apprentissage automatique [14], en utilisant par exemple un SVM (Support Vector Machine). Aujourd’hui, aucune méthode anti-criminalistique ne parviendrait à tromper ces détecteurs lorsque toute l’image serait modifiée. Toutefois, la méthode proposée ici surpasse l’état de l’art et reste non détectable quand une petite portion de l’image originale est modifiée (ce qui correspond généralement au type de modifications typiquement opérées pour tromper).

De plus, même si ces méthodes à base SVM ont des performances supérieures pour le problème de la décision globale (*cette image a-t-elle été modifiée ?*), ils resteront impuissants à fournir une information plus riche, comme par exemple la localisation et l’étendue des modifications trompeuses. Ainsi, pour le futur, il nous paraît plus judicieux de regarder comment utiliser l’un pour guider l’autre, en gardant bien en tête que l’évaluation des méthodes de criminalistique ne saurait se limiter à la comparaison de courbes ROC.

Références

- [1] M. C. Stamm et K. J. R. Liu. *Anti-forensics of digital image compression*. IEEE TIFS, 6(3) (2011) 1050-1065.
- [2] M. Kirchner et R. Röhme. *Hiding traces of resampling in digital images*. IEEE TIFS, 3(4) (2008) 582-592.
- [3] M. Kirchner et J. Fridrich. *On detection of median filtering in digital images*. Proc. SPIE, 7541 (2010) 754110.
- [4] G. Cao, Y. Zhao, R. Ni, L. Yu et H. Tian. *Forensic detection of median filtering in digital images*. Proc. IEEE ICME, (2010) 89-94.
- [5] H.-D. Yuan. *Blind forensics of median filtering in digital images*. IEEE TIFS, 6(4) (2011) 1335-1345.
- [6] M. Fontani et M. Barni. *Hiding traces of median filtering in digital images*. Proc. EUSIPCO, (2012) 1239-1243.
- [7] Z.-H. Wu, M. C. Stamm et K. J. R. Liu. *Counter-forensics of median filtering*. Proc. IEEE ICASSP, (2013) 3043-3047.
- [8] D. T. Dang-Nguyen, I. D. Gebru, V. Conotter, G. Boato et F. G. B. De Natale. *Counter-forensics of median filtering*. Proc. IEEE MMSP, (2013) 260-265.
- [9] W. Fan, K. Wang, F. Cayre et Z. Xiong. *JPEG anti-forensics using non-parametric DCT quantization noise estimation and natural image statistics*. Proc. ACM IHMMSec, (2013) 117-122.
- [10] D. Krishnan et R. Fergus. *Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors*. Proc. NIPS, (2009) 1033-1041.
- [11] D. Krishnan, T. Tay et R. Fergus. *Blind deconvolution using a normalized sparsity measure*. Proc. IEEE CVPR, (2011) 233-240.
- [12] R. W. Buccigrossi et E. P. Simoncelli. *Image compression via joint statistical characterization in the wavelet domain*. IEEE TIP, 8(12) (1999) 1688-1701.
- [13] T. Goldstein et S. Osher. *The split Bregman method for ℓ_1 -regularized problems*. SIAM J. Img. Sci., 2(2) (2009) 323-343.
- [14] X. Kang, M. C. Stamm, A. Peng et K. J. R. Liu. *Robust median filtering forensics using an autoregressive model*. IEEE TIFS, 8(9) (2013) 1456-1468.