

**SYSTEME D'IDENTIFICATION D'UN MODELE D'APPAREIL PHOTOGRAPHIQUE  
ASSOCIE A UNE IMAGE COMPRESSEE AU FORMAT JPEG, PROCEDE,  
UTILISATIONS ET APPLICATIONS ASSOCIES**

5

**DOMAINE TECHNIQUE DE L'INVENTION**

[001] L'invention se rapporte à l'identification d'un modèle d'appareil photographique, plus particulièrement, l'invention concerne un système pour  
10 déterminer l'identification d'un modèle d'appareil photographique à partir d'une photographie numérique ayant suivi l'ensemble des traitements de la chaîne d'acquisition, voire compressée selon la norme JPEG. L'invention concerne aussi un procédé de mise en œuvre d'un tel système. Ces systèmes trouvent des applications importantes pour déterminer la provenance d'une photographie.

15 [002] La criminalistique numérique ou la recherche de preuves dans un média numérique a connu un développement important au cours de la dernière décennie. Dans ce domaine, les méthodes proposées se distinguent en deux catégories selon que l'on souhaite identifier le modèle d'appareil photographique ou l'appareil lui-même (une instance d'un certain modèle).

20 [003] De manière générale, les méthodes d'identification sont passives ou actives. Dans le cas des méthodes actives, les données numériques représentant le contenu de l'image sont modifiées afin d'insérer un identifiant (méthode dite de tatouage ou de watermarking). Lorsque l'image inspectée ne contient pas de tatouage, l'identification de l'appareil d'acquisition doit se faire à partir des  
25 données de l'image.

**ETAT DE LA TECHNIQUE ANTERIEURE**

[004] Concernant la criminalistique, on identifie deux problèmes clés : identification de l'origine de l'image et détection des fausses images ( voir [ 1 ] - [3] et les références intégrés dans ce documents). L'identification de l'origine de l'image  
30 vise à vérifier si une image numérique donnée est acquise par un appareil photo spécifique (i.e. une instance) et/ou déterminer son modèle. La détection des fausses images vise à détecter tout acte de manipulation comme l'épissage, le retrait ou l'ajout dans une image. Pour résoudre ces problèmes, il existe deux

approches, active et passive. Le tatouage numérique est considéré comme une approche active. Il y a néanmoins quelques limitations cf. [3] car le mécanisme d'incorporation doit être disponible, et la crédibilité de l'information incorporée dans l'image reste discutable. L'approche passive a été de plus en plus étudiée dans la dernière décennie. Le filigrane, ou l'information préalable de l'image, y compris la disponibilité de l'image originale, n'est pas requise dans son mode de fonctionnement. Les méthodes criminalistique passives s'appuient sur les empreintes digitales de l'appareil photographique, laissées dans l'image, pour identifier son origine et vérifier son authenticité. Ces empreintes sont extraites par la chaîne de traitements d'acquisition d'image; voir les références [4] - [6], pour un aperçu des différentes étapes et de la structure des traitements au sein d'un appareil photographique numérique.

[005] Les méthodes criminalistique passives proposées pour le problème de l'identification de l'origine de l'image peuvent être divisées entre les deux catégories fondamentales suivantes. La méthode de la première catégorie est basée sur l'hypothèse qu'il existe des différences entre les modèles d'appareils, que ce soit pour les techniques de traitement d'image et pour les composants technologiques. En effet, l'aberration de l'objectif cf. [ 7 ] , le « Color Filter Array » ( CFA ), l'algorithme d'interpolation, le dématricage cf. [ 8 ] - [ 11 ], et la compression JPEG voir les références [ 12 ], [13] sont considérés comme des facteurs influents pour l'identification du modèle de l'appareil photo lorsque les algorithmes d'équilibrage des blancs, "white balancing", [ 14 ] sont utilisés pour l'identification de l'appareil source. Sur la base de ces facteurs, un ensemble de fonctionnalités est fourni et utilisé dans l'algorithme d'apprentissage automatique. Le principal défi est que les techniques de traitement d'image restent identiques ou similaires et, les composants, produits par quelques fabricants, sont partagés entre les modèles d'appareils photographiques. De plus, comme dans toutes les applications de l'apprentissage automatique, il est difficile de sélectionner un ensemble de fonctionnalités précises. En outre, l'analyse de la mise en place de la performance de détection reste un problème ouvert cf. [ 15 ] .

[006] La méthode de la deuxième catégorie vise à identifier les caractéristiques uniques, ou empreintes digitales, de l'appareil d'acquisition. Le "Sensor Pattern

Noise" (SPN) ou bruit caractéristique d'un capteur, est basé sur les imperfections résultant du processus de fabrication du capteur photographique et sur la non-uniformité lors de la conversion électronique de la photo en raison du manque d'homogénéité des wafer (galettes) de silicium (également appelé « Photo-Response Non-Uniformity » ou PRNU). Cela est une empreinte digitale unique, voir les références [ 17 ] - [ 21 ]. De plus, les méthodes basées sur la présence d'un bruit de non-uniformité (PRNU) sont également utilisées dans la référence [22] pour l'identification du modèle de l'appareil photographique. Ces méthodes sont basées sur l'hypothèse que l'empreinte digitale obtenue à partir d'une image au format TIFF, ou JPEG, contient des traces du filigrane intrinsèque qu'est le SPN contenant des informations sur le modèle de l'appareil photo.

[007] Il est à noter que les deux principaux composants du Sensor Pattern Noise SPN sont les « Fixed Noise Pattern » (FPN) et le « Photo-Response Non-Uniformity » PRNU. Le FPN, ou « structure de bruit de forme fixe », qui est utilisé dans la référence [23] pour l'identification de l'appareil, est généralement compensé dans un appareil photographique par la soustraction d'une image sombre sur l'image de sortie. Par conséquent, le Fixed Noise Pattern (FPN) n'est pas une empreinte digitale robuste et ne pourra pas être utilisée dans les travaux ultérieurs. Le PRNU est directement exploité dans certains travaux, voir les références [17], [18], [21]. La capacité d'extraire de manière fiable ce bruit de l'image est le principal défi dans cette catégorie. Un autre défi est la falsification de l'origine de l'image due aux activités de « contre-analyse », voir la référence [24]. Cependant, les méthodes existantes sont conçues avec une exploitation très limitée de la théorie des tests d'hypothèses et des modèles statistiques d'image. Par conséquent, leur performance reste analytiquement non établie.

[008] La plupart des méthodes d'image de médecine légale s'appuient sur les bruits des capteurs, voir les références [22], [25], ou sur des caractéristiques axées sur les opérations dans l'appareil photo, voir la référence [10]. La plupart des appareils photo numériques exportent des images dans le format JPEG. La capacité d'extraction des caractéristiques d'images est mise en doute parce que la compression JPEG peut gravement endommager ces caractéristiques. Dans la demande de brevet référencée en [25] nous avons proposé d'exploiter les

paramètres (a, b) pour identifier de façon passive un modèle d'appareil photographique. Cette méthode est basée sur l'hétéroscédasticité du bruit présent dans une image RAW. Une image RAW est une image n'ayant subi aucun des traitements post-acquisition de la chaîne de traitement). La demande de brevet

5 référencé en [25] montre une performance de détection parfaite pour l'identification d'un modèle d'appareil photographique à partir des images RAW, d'images non compressées ou d'images compressées sans pertes. Cependant, il est utile d'étendre cette méthode aux images compressées de format TIFF ou JPEG.

10 [009] La problématique abordée dans la présente invention est celle de l'identification passive d'un modèle d'appareil photographique d'acquisition à partir d'une image compressée donnée. Par identification passive, on entend prendre une décision dans le cas où l'image n'est pas supposée contenir d'information

15 s'assurant qu'une photographie n'a pas été prise par un appareil donné lorsque cette dernière est compromettante ou, 2) à l'inverse, garantir qu'une photographie inspectée a bien été prise par un appareil plutôt que par un autre. Les exemples qu'il est possible de donner sont nombreux parmi lesquels : cet appareil photographique est à l'origine de la photographie du document confidentiel (tels

20 que ceux disponibles sur wikileaks); une photographie donnée à caractère pédopornographique a-t-elle pu avoir été acquise avec l'appareil photographique d'un suspect ; la copie d'un contrat a-t-elle été scannée avec l'appareil du client ; la photographie d'un document permet de copier et marquer le document etc...

### EXPOSE DE L'INVENTION

25 [0010] Le but de l'invention est de fournir un système pour identifier un appareil photographique à partir d'une photographie sous la forme d'une image compressée, ladite photographie ayant suivi un traitement de post-acquisition et répondant à la relation linéaire entre l'espérance et la variance des pixels telle que :

30  $\sigma^2_{y_{m,n}} = a \mu_{y_{m,n}} + b$  où a et b sont deux paramètres caractérisant ledit modèle d'appareil photographique,  $\mu_{y_{m,n}}$  et  $\sigma^2_{y_{m,n}}$  sont respectivement, l'espérance et la variance mathématique du pixel  $y_{m,n}$  en position (m,n) ayant suivi le traitement post-acquisition,

le système est caractérisé en ce qu'il comprend un dispositif de traitement d'image apte à fournir une relation analytique entre des paramètres ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) du modèle des coefficients DCT, Transformation en Cosinus Discrète, et les paramètres (a, b) de l'appareil photographique sous la forme :

$$\beta_{p,q}^{-1} = c_{p,q}\alpha_{p,q} + d_{p,q}$$

5 de sorte que les paramètres (c, d) déterminent des empreintes digitales caractérisant un modèle d'appareil photographique et dépendent à la fois de la fréquence (p, q) et des paramètres a et b, en ce que le système comprend en outre un dispositif d'exécution de tests d'hypothèses statistiques du coefficient DCT et un dispositif d'analyse statistique  
10 afin de déterminer si ladite photographie a été prise par ledit modèle d'appareil photographique ou par un autre modèle d'appareil photographique.

[0011] Avantageusement, le dispositif d'analyse fournit une indication sur l'identification dudit modèle d'appareil photographique en certifiant l'exactitude de l'identification avec une précision préalablement définie.

15 [0012] L'invention concerne encore un procédé mis en œuvre dans ledit système, qui comporte les étapes suivantes :

- lecture d'une image compressée Z en vue de déterminer les matrices représentant la valeur des pixels,

- estimation des paramètres d'empreinte décrivant le modèle basée sur des  
20 opérations suivantes:

- application d'un filtre de débruitage afin d'obtenir une image de la valeur approchée des pixels et une image de résidus contenant les détails du contenu et le bruit;
- application de la transformée en cosinus discrète sur l'image  
25 des résidus donnant une image dans le domaine fréquentiel de l'image des résidus;
- sélection de blocs de pixels pour lesquels la variance empirique de l'image de résidus dans le domaine fréquentiel ne dépasse pas un seuil;

30 - estimation de la valeur des paramètres du modèle;

- exécution de tests d'hypothèse statistiques en vue d'identifier un appareil photographique.

[0013] Avantageusement, les tests d'hypothèses statistiques sont exécutés en fonction de d'une contrainte prescrite sur la probabilité d'erreur.

5 [0014] Selon l'invention, la photographie est une image compressée, selon la norme compression JPEG issue d'un appareil photographique ou d'un scanner.

[0015] Avantageusement, la photographie est une image issue d'un flux vidéo, et compressée selon la norme de compression MPEG.

10 [0016] L'invention concerne encore l'utilisation du procédé ci-dessus pour la détection de la falsification d'une zone d'une photographie.

[0017] Par ailleurs, l'invention concerne l'utilisation du procédé ci-dessus pour la détection, de façon supervisée, de la falsification d'une zone d'une photographie.

[0018] L'invention concerne encore l'utilisation du procédé ci-dessus dans la recherche de preuves à partir d'une photographie compromettante.

15 [0019] L'invention concerne l'application du procédé ci-dessus dans des logiciels spécialisés, dans la recherche de preuves à partir de média numériques.

## **BREVE DESCRIPTION DES FIGURES**

20 [0020] D'autres caractéristiques, détails et avantages de l'invention ressortiront à la lecture de la description qui suit, en référence aux figures annexées, qui illustrent:

- la figure 1 montre un système pour déterminer l'identification d'un modèle d'appareil photographique conforme à l'invention ;
- la figure 2 illustre l'ensemble de la chaîne d'acquisition d'une image naturelle et les traitements effectués dans les appareils photo numériques;
- 25 - la figure 3 montre la comparaison entre le modèle exact de coefficient DCT équation (7) et le modèle d'approximation de coefficient DCT équation (8) ;
- la figure 4 montre les paramètres ( $\hat{\alpha}$ ,  $\hat{\beta}$ ) estimés à partir de chaque

image de la base de données d'image Dresden capturée avec deux modèle d'appareils photo distincts : Canon Ixus 70 et Nikon D200;

- la figure 5 montre les paramètres (  $c_{64}$  ,  $\hat{d}_{64}$  ) estimés à partir de chaque image de la base de données d'image Dresden capturée avec deux modèle

5 d'appareils photo distincts : Canon Ixus 70 et Nikon D200;

- la figure 6 montre les performances de détection du test  $\delta^*$  pour les données simulées avec des paramètres  $\alpha = 3$  ,  $c_0 = 11,5$  ,  $d_0 = -4$  ,  $c_1 = 13$  ,  $d_1 = -5,5$ ;

10 - la figure 7 montre les performances de détection des tests  $\hat{\delta}^*_1$  et  $\hat{\delta}^*_2$  pour les données simulées avec des paramètres  $\alpha = 3$  ,  $c_0 = 11,5$  ,  $d_0 = -4$  ,  $c_1 = 13$  ,  $d_1 = -5,5$ ;

- la figure 8 montre les performances de détection des tests  $\delta$  pour 500 images issues de la base de données d'image Dresden, obtenues par deux appareils photos Canon Ixus 70 et Nikon D200.

15 [0021] Pour plus de clarté, les éléments identiques ou similaires sont repérés par des signes de référence identiques sur l'ensemble des figures.

### **DESCRIPTION DETAILLEE D'UN MODE DE REALISATION**

[0022] La figure 1 représente un système pour déterminer l'identification d'un appareil photographique. La référence 1 indique le système et la référence 2 le  
20 modèle d'appareil photographique qui a pris une photographie 3.

[0023] C'est à partir de cette photographie 3 que le système 1 va déterminer le modèle d'appareil photographique qui a capturée cette photographie. Ce système se compose d'un analyseur de photo qui va examiner cette photographie 3. La photographie 3 se présente sous la forme d'un fichier compressé apte au  
25 traitement qui va suivre. Les formats de type JPEG ou tout image issue de la décompression d'une image préalablement compressée au format JPEG. Par format de type JPEG, on entend un fichier d'image, compressée selon la norme JPEG. L'image compressée est issus des appareils d'acquisition de photographies telle qu'un appareil photographique numérique ou un scanner.

30 [0024] Le système 1 peut être mis en œuvre sur un ordinateur de type PC. Ce système 1 est muni d'un organe d'entrée 10 pour pouvoir accueillir les données de la photographie 3. Ces données sont traitées par un organe de traitement 12 qui met en œuvre un traitement qui sera explicité ci-dessous. Un dispositif d'exécution

de tests d'hypothèse statistique des coefficients DCT et un dispositif d'analyse statistique 14 fournira une indication sur l'identification du modèle d'appareil photographique à l'origine de ladite photographie.

[0025] Selon le procédé conforme à l'invention, à la première étape, la  
5 photographie numérique 3 est vue comme une ou plusieurs matrices dont les éléments représentent la valeur de chacun des pixels. Dans le cas d'une image en niveau de gris, la photographie peut être représentée par une unique matrice :

$$Z = z_i \text{ avec } 1 \leq i \leq L$$

Pour les images en couleurs, trois couleurs distinctes sont usuellement utilisées:  
10 le rouge, le vert et le bleu. Dans ce cas, une image est assimilable à 3 matrices distinctes, une matrice par canal de couleurs :

$$Z = z_i^k \text{ avec } 1 \leq k \leq 3$$

[0026] La seconde étape du procédé consiste à séparer les différents canaux de couleurs, lorsque l'image analysée est en couleur. La suite des opérations étant  
15 réalisée de manière identique avec chacune des matrices représentant les canaux de couleurs, nous considérons que l'image est représentée par une unique matrice (l'indice k est omis).

[0027] Le bruit présent dans les photographies numériques, présente la propriété d'être hétéroscédastique : Les propriétés stochastiques (aléatoires) de bruit ne  
20 sont pas constantes sur l'ensemble des pixels de l'image.

[0028] En raison du grand nombre de photons incidents sur les capteurs, il est possible d'approximer avec une grande précision le processus de comptage par une variable aléatoire Gaussienne.

[0029] La figure 2 illustre l'ensemble de la chaîne d'acquisition d'une image  
25 naturelle et les traitements effectués. Cette chaîne d'acquisition comprend plusieurs étapes de traitement (dématriçage, équilibrage des blancs, et correction gamma) à la suite desquelles une image polychromatique est obtenue à partir de l'intensité lumineuse mesurée par chaque cellule photosensible du capteur. Selon la méthode de chaque étape, la qualité de l'image finale peut varier de façon  
30 significative. Chaque étape affecte l'image de sortie finale. Il convient de noter que la séquence d'opérations diffère d'un fabricant à un autre.

[0030] Aujourd'hui, le format d'image JPEG apparaît de plus en plus comme un standard dans les images numériques. La plupart des appareils photo numériques



et des logiciels codent les images dans ce format. L'utilisation de la compression JPEG est une question d'équilibre entre la taille de stockage et la qualité de l'image. Une image qui est compressée avec un facteur de compression élevé nécessite peu d'espace de stockage au détriment d'une moindre qualité visuelle.

- 5 [0031] L'opération de Transformation en Cosinus Discrète (DCT) est l'une des étapes clés de la compression JPEG. Etant donné une image arbitraire  $Z$ , l'opération de DCT est appliquée à chaque bloc de  $8 \times 8$  pixels de  $Z$  comme suit

$$I_{p,q} = \frac{1}{4} T_p T_q \sum_{m=0}^7 \sum_{n=0}^7 z_{m,n} \times \cos\left(\frac{(2m+1)p\pi}{16}\right) \cos\left(\frac{(2n+1)q\pi}{16}\right) \quad (1)$$

où  $z_{m,n}$  représente un pixel à l'intérieur d'un bloc de  $8 \times 8$  de  $Z$ ,  $0 \leq m \leq 7$ ,  $0 \leq n$

- 10  $\leq 7$  et  $I_{p,q}$  désigne le coefficient bidimensionnel de DCT et

$$T_p = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{for } p = 0 \\ 1 & \text{for } p > 0 \end{cases} \quad (2)$$

[0032] Le terme  $T_q$  peut être facilement dérivé par analogie avec le terme  $T_p$ . Le coefficient DCT à la position  $(0, 0)$ , appelé le coefficient courant continu (DC), représente la valeur moyenne des pixels dans le bloc  $8 \times 8$  pixels. Les 63

15 coefficients restants sont appelés le coefficient courant alternatif (AC). Deux avantages principaux de l'opération DCT sont la décorrélation sous-optimale et le compactage d'énergie. Après l'opération DCT, l'énergie est située principalement dans les basses fréquences tandis que les hautes fréquences contiennent principalement des composantes du bruit.

- 20 [0033] La modélisation de la distribution des coefficients DCT a été largement étudiée dans la littérature. Les modèles Laplacien en référence [27], Gaussien généralisé (cf. [28]) et Gamma généralisé ( $\Gamma$ ) (cf. [29]) ont été proposés pour les coefficients DC. Mais la distribution Laplacienne reste un choix dominant dans le traitement d'image en raison de sa simplicité et de sa précision relative. Dans
- 25 nos travaux antérieurs, nous avons établi un cadre mathématique rigoureux pour

modéliser les coefficients AC, voir plus de détails dans référence [ 6 ]. Comme le coefficient DC représente la valeur moyenne des pixels dans chaque bloc de  $8 \times 8$  pixels, la répartition de coefficient DC ne peut pas être directement dérivée du fait de l'hétérogénéité dans une image naturelle. Soit  $I$  un coefficient AC, par souci de clarté, l'indice dudit coefficient AC est omis. En raison de la variabilité de la variance du bloc, la fonction de densité de probabilité (pdf) du  $I$  est donnée en fonction d'un modèle bi-stochastique (cf. [ 27 ] ) de la manière suivante

$$f_I(x) = \int_0^{\infty} f_{I|\sigma^2}(x|t)f_{\sigma^2}(t)dt, \quad x \in \mathbb{R} \quad (3)$$

où  $f_X(x)$  désigne la fonction de densité de probabilité (pdf) d'une variable aléatoire notée  $X$  et où  $\sigma^2$  désigne la variance du bloc considéré. On suppose que les pixels à l'intérieur d'un bloc sont indépendamment et identiquement distribués, cf. [ 27 ]. Étant donné  $\sigma^2$  une variance constante du bloc, la distribution des coefficients AC de  $I$  peut être approchée par une distribution Gaussienne de moyenne nulle, en vertu du théorème de la limite centrale de Lindeberg ( CLT ) pour les variables aléatoires corrélées cf. [27], [30]

$$f_{I|\sigma^2}(x|t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} \exp\left(-\frac{x^2}{2t}\right) \quad (4)$$

En outre, la distribution de la variance  $\sigma^2$  sur l'ensemble des blocs constituant une image peut être modélisée de façon approchée par la loi de distribution de gamma  $G(\alpha, \beta)$  cf. [6] définie par la fonction de densité de probabilité (pdf) suivante :

$$f_{\sigma^2}(t) = \frac{t^{\alpha-1}}{\beta^{\alpha}\Gamma(\alpha)} \exp\left(-\frac{t}{\beta}\right) \quad (5)$$

où  $\alpha$  est un paramètre de forme positif,  $\beta$  est un paramètre d'échelle positif, et  $\Gamma(\cdot)$  représente la fonction gamma. À partir de (3), (4) et (5), le modèle de distribution statistique du coefficient AC de  $I$  est donné comme:

$$f_I(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\beta^\alpha\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty \exp\left(-\frac{t}{\beta} - \frac{x^2}{2t}\right) t^{\alpha-\frac{3}{2}} dt \quad (6)$$

A partir de [31] et en utilisant la représentation intégrale de la fonction de Bessel modifiée, notée  $K_\nu(\cdot)$ , l'intégrale (6) peut être écrite

$$f_I(x) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{\left(|x|\sqrt{\frac{\beta}{2}}\right)^{\alpha-\frac{1}{2}}}{\beta^\alpha\Gamma(\alpha)} K_{\alpha-\frac{1}{2}}\left(|x|\sqrt{\frac{2}{\beta}}\right) \quad (7)$$

5 où  $K_\nu(x)$  représente la fonction de Bessel modifiée [ 31, chapitre . 5,5 ]. Le modèle de coefficients AC proposé en (7) comprend les cas particuliers de distribution Laplacienne et de distribution Gaussienne (cf. [ 6 ]) . Comme indiqué dans [ 6 ] , ce modèle surpasse les modèles de Laplace et de Gauss, mais au détrimment des expressions plus complexes. En utilisant l'approximation de Laplace

10 [ 32 ] ( voir plus de détails dans l'Annexe A), une approximation de la fonction  $f_I(x)$  peut être donnée comme:

$$f_I(x) \approx \frac{|x|^{\alpha-1}}{(2\beta)^{\frac{\alpha}{2}}\Gamma(\alpha)} e^{-|x|\sqrt{\frac{2}{\beta}}} \quad (8)$$

[0034] Il convient de noter que d'autres expansions polynomiales de la fonction de Bessel modifiée  $K_\nu(x)$  sont également données dans [31], aussi une

15 approximation polynomiale de  $f_I(x)$  peut être dérivée . Cependant, ces approximations ne sont pas considérées dans la présente demande. La précision de l'approximation donnée en ( 8 ) dépend du choix des fonctions  $g(t)$  et  $h(t)$  (voir plus loin dans la relation (56)). Le principal avantage de la relation ( 8 ) est de fournir une approximation sous la forme d'une fonction exponentielle. Ce modèle

20 approché est utilisé pour simplifier le calcul des fonctions de vraisemblance ainsi que le calcul du seuil pour le rapport de vraisemblance utilisé dans les tests proposés. L'estimation des paramètres est effectuée en se basant sur le modèle exact défini dans la relation (7).

[0035] On peut noter que ce modèle approché est un cas particulier du modèle de distribution de gamma généralisé quand  $\gamma = 1$  (la variable  $\gamma$  est donnée dans la référence [29, Eq (6.)]). Un exemple est donné sur la Fig. 3 pour illustrer la précision du modèle exact de la distribution des coefficients DCT d'une image JPEG et la précision du modèle approché de la distribution des coefficients DCT. Les données empiriques sont extraites à partir d'une image réelle de la base de données d'image Dresden (voir [33]) préalablement compressée en utilisant le standard de compression JPEG. Les paramètres sont estimés à partir des données empiriques sur la base du modèle exact de la distribution des coefficients DCT. Les modèles exact et approché du coefficient DCT sont représentés avec les paramètres estimés par maximum de vraisemblance. Le principal inconvénient du modèle d'approximation est que lorsque  $x$  tend vers 0, la fonction (8) tend vers 0 lorsque  $\alpha > 1$ , et elle tend vers l'infinie lorsque  $\alpha < 1$ . Cela conduit à une imprécision au voisinage de 0, comme représenté sur la Fig. 3. Néanmoins, cela ne cause pas de perte dans la performance de détection, lorsqu'on conçoit le test LRT, autant en terme de capacité à garantir une probabilité de fausse-alarme qu'en terme de probabilité de détection correcte. Comme le modèle de coefficients AC défini par la relation (7) est symétrique, les moments impairs disparaissent. Sur la base de la loi de l'espérance totale, le calcul montre que

$$\mathbb{E}_I [I^2] = \mathbb{E}_{\sigma^2} [\mathbb{E}_{I|\sigma^2} [I^2|\sigma^2]] = \mathbb{E}_{\sigma^2} [\sigma^2] = \alpha\beta \quad (9)$$

$$\mathbb{E}_I [I^4] = \mathbb{E}_{\sigma^2} [3\sigma^4] = 3\alpha\beta^2(\alpha + 1) \quad (10)$$

où  $\mathbb{E}_X$  désigne l'espérance mathématique d'une variable aléatoire  $X$ . Par conséquent, la méthode des moments (MM) permet l'estimation des paramètres  $(\alpha, \beta)$  comme suit :

$$\hat{\alpha}^{MM} = \frac{\hat{m}_2}{\hat{\beta}^{MM}} \quad (11)$$

$$\hat{\beta}^{MM} = \frac{\hat{m}_4}{3\hat{m}_2} - \hat{m}_2 \quad (12)$$

où  $\hat{\alpha}^2$  et  $\hat{\alpha}^4$  sont respectivement le deuxième et le quatrième moments empiriques de  $I$ . L'estimation du maximum de vraisemblance (ML) des paramètres  $(\alpha, \beta)$  sont définies comme la solution du problème de la maximisation

$$(\hat{\alpha}^{ML}, \hat{\beta}^{ML}) = \arg \max_{(\alpha, \beta)} \sum_{i=1}^N \log f_I(I_i) \quad (13)$$

5 où  $N$  est le nombre de coefficients à la même fréquence. Il est à noter que la fonction de vraisemblance est différentiable mais le calcul de la dérivée semble extrêmement difficile. Comme il n'y a pas de forme exacte ou analytique pour le maximum de vraisemblance (13), il est proposé de résoudre le problème de maximisation numériquement à l'aide de la méthode d'optimisation de Nelder -  
10 Mead [34]. Les estimations MM  $(\hat{\alpha}^{MM}, \hat{\beta}^{MM})$  sont pris comme solution initiale dans l'algorithme d'optimisation .

[0036] Comme discuté ci-dessus, l'un des principaux avantages de l'approximation en (8) est le compactage de l'énergie. L'énergie a tendance à être situées principalement dans les basses fréquences tandis que les hautes fréquences  
15 contiennent principalement des composantes du bruit. Par conséquent, il existe une différence d'échelle entre les coefficients DCT. Les coefficients DCT ne partagent pas les mêmes paramètres  $(\alpha, \beta)$ . Comme l'estimation des paramètres  $(\alpha, \beta)$  est effectuée séparément sur chaque fréquence, nous devons désigner les paramètres  $(\alpha_{p,q}, \beta_{p,q})$  par rapport au coefficient DCT de  $I_{p,q}$ .

## 20 **B. Les empreintes intrinsèques de l'appareil photo**

[0037] Dans nos travaux antérieurs références: [25] et [35], les paramètres  $(a,b)$  ont été exploités pour identifier de façon passive un modèle d'appareil photographique, où  $a$  et  $b$  représentent des paramètres caractéristiques d'un d'appareil photographique. Cette méthode est basée sur l'hétéroscédasticité du  
25 bruit présent dans une image RAW. Les propriétés stochastiques (aléatoires) de bruit ne sont pas constantes sur l'ensemble des pixels de l'image. Plus précisément, la valeur de chaque pixel dépend linéairement du nombre de photons incidents. Ce modèle, qui représente tous les bruits contaminant l'image RAW, donne la variance du bruit comme une fonction linéaire de l'espérance  
30 mathématique des pixels et répond à la relation suivante:

$$y_{m,n} \sim \mathcal{N}(\mu_{y_{m,n}}, a\mu_{y_{m,n}} + b) \quad (14)$$

où  $y_{m,n}$  est la valeur mesurée du pixel RAW à la position (m,n) et  $\mu_{y_{m,n}}$  son espérance mathématique. Même si cette méthode montre une performance de détection presque parfaite, il y a deux limitations principales. Premièrement, elle se concentre sur les images RAW, qui peuvent ne pas être disponibles dans la pratique. En effet, la partie la plus difficile lors de l'extension de cette méthode à d'autres formats d'image, par exemple TIFF et JPEG, est l'impact du procédé post acquisition (dématriçage, équilibrage des blancs et gamma correction) ainsi que du procédé de compression, car le dématriçage provoque la corrélation spatiale entre les pixels et les opérations non-linéaires détruisent la relation linéaire entre l'espérance et la variance du pixel. Deuxièmement, l'empreinte digitale proposée, définie par les paramètres (  $a$ ,  $b$  ), dépend de la sensibilité ISO. Bien que cela ne soit pas crucial en pratique, car il n'y a pas beaucoup de sensibilité ISO et seul un petit nombre d'images est suffisant pour estimer les paramètres de référence (  $a$ ,  $b$  ) pour chaque sensibilité ISO, il est souhaitable de compter sur une empreinte qui est invariante par rapport au contenu de l'image et qui est robuste pour les opérations de transformation non linéaires (par exemple le facteur de correction gamma).

[0038] Pour rendre une image couleur complète à la sortie et améliorer sa qualité visuelle, une image RAW nécessite un processus de post acquisition, par exemple, le dématriçage, l'équilibrage des blancs, et la correction gamma. Pour étendre le procédé référencé dans [21] aux images compressées, supposons que l'effet de l'algorithme de dématriçage et d'équilibrage des blancs soit négligeable sur la relation hétéroscédastique de l'espérance et de la variance du pixel. Alors l'image compressée répond à la relation entre l'espérance et la variance des pixels telle que :  $\sigma_{y_{m,n}}^2 = a \mu_{y_{m,n}} + b$  où  $a$  et  $b$  sont deux paramètres caractérisant un modèle appareil photographique,  $\mu_{y_{m,n}}$  et  $\sigma_{y_{m,n}}^2$  sont respectivement, l'espérance et la variance mathématique du pixel  $y_{m,n}$  en position m,n.

[0039] Nous allons fournir une relation analytique entre les paramètres (  $\alpha$ ,  $\beta$  ) du modèle du coefficient DCT (Transformé de cosinus discret) et les paramètres de

l'appareil photographique  $(a, b)$ . On suppose que les pixels dans chaque bloc de  $8 \times 8$  sont indépendants et identiquement distribués. De plus, nous supposons que l'effet de l'algorithme de dématricage et d'équilibrage des blancs est négligeable sur la relation hétéroscédastique de l'espérance et de la variance du pixel. La correction gamma est définie par la transformation, appliquée à chaque pixel indépendamment, définie comme suit :

$$z_{m,n} = |y_{m,n}|^{\frac{1}{\gamma}} = |\mu_{y_{m,n}} + \eta_{m,n}|^{\frac{1}{\gamma}} = \left| \mu_{y_{m,n}} \left( 1 + \frac{\eta_{m,n}}{\mu_{y_{m,n}}} \right) \right|^{\frac{1}{\gamma}} \quad (15)$$

où  $|\cdot|$  désigne la valeur absolue et  $\gamma$  est le facteur de correction (typiquement,  $\gamma = 2.2$ ). Ici,  $y_{m,n}$  est référencé comme le pixel blanc équilibré et  $\eta_{m,n}$  est un signal de moyenne nulle, représentant le bruit de pixel à la position  $(m,n)$  de variance :  $\sigma^2_{\eta_{m,n}} = \text{Var} [\eta_{m,n}] = a\mu_{y_{m,n}} + b$ . Le premier ordre du développement en série de Taylor de  $(1+x)^{1/\gamma}$  pour  $x=0$  conduit à :

$$z_{m,n} = \mu_{y_{m,n}}^{\frac{1}{\gamma}} + \frac{1}{\gamma} \mu_{y_{m,n}}^{\frac{1}{\gamma}-1} \eta_{m,n} + o\left(\frac{\eta_{m,n}}{\mu_{y_{m,n}}}\right) \quad (16)$$

En prenant l'espérance et la variance sur les deux côtés de l'équation (16), nous obtiendrons :

$$\sigma^2_{z_{m,n}} = \frac{1}{\gamma^2} \mu_{z_{m,n}}^{2-2\gamma} \sigma^2_{\eta_{m,n}} = \frac{1}{\gamma^2} \mu_{z_{m,n}}^{2-2\gamma} (a\mu_{z_{m,n}}^{\gamma} + b) \quad (17)$$

où  $\mu_{z_{m,n}}$  et  $\sigma^2_{z_{m,n}}$  représentent, respectivement, la valeur de l'espérance et de la variance du pixel  $z_{m,n}$ . La relation (17) se justifie sous l'hypothèse de  $\eta_{m,n} \ll \mu_{y_{m,n}}$ . Par ailleurs, on peut noter que la variance du pixel gamma corrigé,  $\sigma^2_{z_{m,n}}$  est directement proportionnelle à la variance du bruit  $\sigma^2_{\eta_{m,n}}$  et inversement proportionnelle à la valeur de l'espérance  $\mu_{z_{m,n}}$ . En prenant la variance sur les deux côtés de l'équation (1), il s'ensuit que  $\text{Var} [I_{p,q}] = \text{Var} [z_{m,n}] = \sigma^2_{z_{m,n}}$ .

Cela se justifie sous l'hypothèse que les pixels sont indépendants et identiquement distribués dans le bloc  $8 \times 8$ . Il résulte de l'équation (9) que

$$\alpha_{p,q}\beta_{p,q} = \mathbb{E}[I_{p,q}^2] = \text{Var}[I_{p,q}] = \frac{1}{\gamma^2} \mu_{z_{m,n}}^{2-2\gamma} (a\mu_{z_{m,n}}^\gamma + b) \quad (18)$$

En outre, à partir de (9) et (10), on obtient

$$\text{Var}[I_{p,q}^2] = \mathbb{E}[I_{p,q}^4] - \mathbb{E}^2[I_{p,q}^2] = 2\alpha_{p,q}^2\beta_{p,q}^2 + 3\alpha_{p,q}\beta_{p,q}^2 \quad (19)$$

De plus, un calcul à partir de (1) donne à

$$\text{Var}[I_{p,q}^2] = S_{p,q} \text{Var}[z_{m,n}^2] + (1 - S_{p,q}) \text{Var}^2[z_{m,n}] \quad (20)$$

où

$$S_{p,q} = \frac{1}{4^4} T_p^4 T_q^4 \sum_{m=0}^7 \sum_{n=0}^7 \cos^4\left(\frac{(2m+1)p\pi}{16}\right) \cos^4\left(\frac{(2n+1)q\pi}{16}\right) \quad (21)$$

10

où Il résulte de (16) que

$$\text{Var}[z_{m,n}^2] = \frac{4}{\gamma^2} \mu_{z_{m,n}}^{4-2\gamma} (a\mu_{z_{m,n}}^\gamma + b) = 4\mu_{z_{m,n}}^2 \alpha_{p,q} \beta_{p,q} \quad (22)$$

Par conséquent, du (19)-(22) on obtient:

$$(S_{p,q} + 1)\alpha_{p,q}\beta_{p,q} + 3\beta_{p,q} = 4S_{p,q}\mu_{z_{m,n}}^2 \quad (23)$$

15

Par souci de simplification, en résolvant les équations (18) et (23) et en utilisant à nouveau la série de Taylor, on obtient une relation à peu près linéaire

$$\beta_{p,q}^{-1} = c_{p,q}\alpha_{p,q} + d_{p,q} \quad (24)$$

20

où les paramètres  $(c_{p,q}, d_{p,q})$  dépendent à la fois de la fréquence  $(p,q)$  et des paramètres  $(a, b)$  de l'appareil photographique. En conséquence, les paramètres  $(c_{p,q}, d_{p,q})$  peuvent être utilisés comme empreinte digitale pour l'identification du modèle de l'appareil photographique.

25

**Estimation de l'empreinte de l'appareil photographique**



[0040] Il est important de rappeler que la compression JPEG implique des étapes de base, à savoir: l'opération DCT, la quantification uniforme des coefficients DCT avec une matrice de quantification et un codage entropique des valeurs quantifiées . Par conséquent, il semble que les empreintes digitales de l'appareil photographique  $(c_{p,q}, d_{p,q})$  donné par l'analyse mathématique ci-dessus pourraient travailler avec les coefficients DCT originaux quantifiés extraits du fichier JPEG. Toutefois, en raison de l'effet de la quantification, l'information qui n'est pas visuellement significative est ignorée. La haute fréquence contient la plupart des zéros. Ainsi il n'y a pas suffisamment de statistiques pour estimer les paramètres  $(c_{p,q}, d_{p,q})$ . En outre, les paramètres  $(c_{p,q}, d_{p,q})$  estimés à basse fréquence peuvent être contaminés parce que leurs coefficients DCT sont fortement influencés par le contenu de l'image.

[0041] Soit  $\mathbf{Z}$  une image couleur avec trois composantes  $\mathbf{Z} = \{ \mathbf{Z}^c \}$  où  $c \in \{ R, G, B \}$  désigne l'indice de canaux rouge, vert et bleu . Afin d'atténuer l'impact du contenu de l'image, nous proposons de supprimer le contenu de l'image à partir de l'image  $\mathbf{Z}$  donnée dans le domaine spatial en utilisant un filtre de débruitage  $\mathcal{D}$  sur chaque canal de couleur pour obtenir une image résiduelle  $\mathbf{W}^c$

$$\mathbf{W}^c = \mathbf{Z}^c - \mathcal{D}(\mathbf{Z}^c) \quad (25)$$

L'image résiduelle avec 3 composantes  $\{\mathbf{W}^c\}$  est converti en image monochrome comme

$$\overline{\mathbf{W}} = 0.2989\mathbf{W}^R + 0.587\mathbf{W}^G + 0.114\mathbf{W}^B \quad (26)$$

L'image résiduelle  $\overline{\mathbf{W}}$  est ensuite transformé dans le domaine DCT

$$\mathbf{I}^w = \text{DCT}(\overline{\mathbf{W}}) \quad (27)$$

où  $\mathbf{I}^w$  est l'image des coefficients DCT de l'image résiduelle  $\overline{\mathbf{W}}$ .

[0042] Par souci de clarté, l'image  $\mathbf{I}^w$  est arrangée dans 64 vecteurs de coefficients DCT suivants l'ordre de « zig -zag » utilisé dans le standard de compression JPEG. Soit  $\mathbf{I}^w_k = ( I_{k,1}^w, \dots, I_{k,N}^w )^T$ ,  $k \in \{ 1, \dots, 64 \}$ , le vecteur de longueur  $N$

représentant le k-ième coefficient DCT où  $I_{k,i}^w$ ,  $1 \leq i \leq N$ , désigne la valeur du k-ième coefficient DCT du bloc  $i$  et  $\mathbf{U}^T$  désigne la transposée de la matrice  $\mathbf{U}$ . De façon analogue, les paramètres caractérisant la distribution de  $I_k^w$  sont désignés ( $\alpha_k, \beta_k$ ) et les empreintes digitales de l'appareil photographique sont également notées ( $c_k, d_k$ ).

[0043] L'analyse mathématique effectuée ci-dessus est basée sur l'hypothèse forte que les pixels sont distribués de façon identique à l'intérieur d'un petit bloc de  $8 \times 8$ . Cette hypothèse peut ne pas être réaliste en raison de la présence de bords ou de détails dans une image naturelle. Par conséquent, pour assurer approximativement le cadre mathématique, nous travaillons uniquement sur les blocs homogènes  $8 \times 8$  et nous effectuons l'estimation des paramètres sur les données sélectionnées. Avant la sélection d'un bloc, les blocs saturés doivent être exclus parce qu'ils faussent le cadre mathématique ci-dessus. Un pixel est désigné comme saturé si sa valeur de niveaux de gris se trouve dans la zone correspondant au 10% inférieure ou supérieure de la plage dynamique (typiquement la plage dynamique est de  $[0, 255]$  pour une image 8 bits, les zones saturées sont donc  $[0, 25]$  et  $[220, 255]$ ). Un bloc est désigné comme saturé s'il existe au moins un pixel saturé dans le bloc. La sélection des blocs est réalisée par un simple procédé non-adaptatif basé sur l'écart-type du bloc. L'idée est que dans un bloc homogène sans bord ou en détail, l'écart-type du bloc doit être faible. L'écart-type du bloc est estimé par un estimateur robuste : la médiane de la valeur absolue des écarts à la moyenne (MAD). Par conséquent, un bloc  $i$  est sélectionné si les deux conditions suivantes sont remplies

$$\begin{cases} s_i = 1.4826 \cdot \text{median}_k |I_{k,i} - \text{median}_k(I_{k,i})| \leq \tau_1 \\ s_i^w = 1.4826 \cdot \text{median}_k |I_{k,i}^w - \text{median}_k(I_{k,i}^w)| \leq \tau_2 \end{cases} \quad (28)$$

où  $k \in \{2, \dots, 64\}$  et  $I_{k,i}$  désigne le k-ième coefficient DCT dans le bloc  $i$  de l'image  $\bar{Z}$  en niveaux de gris en utilisant la même transformation qu'en (26). Ici, au lieu de calculer la médiane de la valeur absolue des écarts à la moyenne (MAD) de chaque bloc dans le domaine spatial, on calcule la médiane de la valeur absolue des écarts à la moyenne (MAD) dans le domaine DCT pour profiter profit des propriétés de décorrélation et de compactage d'énergie de la DCT et ainsi

obtenir une meilleure estimation de l'écart-type. Les coefficients DC sont exclus du calcul. Les seuils  $T_1$  et  $T_2$  sont fixés à  $T_1 = 1,5$  et  $T_2 = 0,8$ . Il est à noter que la première condition est d'éliminer des blocs avec des bords forts et la seconde est de supprimer les blocs où une perturbation peut exister à cause du filtre de débruitage.

[0044] Dans la pratique, l'empreinte de l'appareil photographique ( $c_k, d_k$ ) doit être estimée à partir d'une seule image. Par conséquent, plusieurs paires de  $(\alpha_k, \beta_k)$  à partir d'une seule image sont nécessaires. Soit  $\bar{N}$  le nombre de blocs sélectionnés, pour chaque fréquence, on extrait par hasard  $N_\ell$  échantillons avec  $N_\ell \leq \bar{N}$  de  $I_{ki}^w, i \in \{1, \dots, N_\ell\}$  et  $\ell \in \{1, \dots, L\}$ , à partir de  $N$  échantillons, on effectue l'estimation du maximum de vraisemblance ML des paramètres  $(\alpha_k, \beta_k)$ . Les paramètres  $(c_k, d_k)$  sont estimés en considérant  $L$  paires de  $(\hat{\alpha}_{k,\ell}, \hat{\beta}_{k,\ell}), \ell \in \{1, \dots, L\}$ , et en appliquant les estimations des moindres carrés ordinaires (MCO) cf. [36]. A partir de la relation (24) on obtient:

$$\begin{pmatrix} \hat{c}_k \\ \hat{d}_k \end{pmatrix} = (\mathbf{H}_k^T \mathbf{H}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{V}_k$$

$$\mathbf{H}_k = \begin{pmatrix} \hat{\alpha}_{k,1} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \hat{\alpha}_{k,L} & 1 \end{pmatrix} \quad \text{and} \quad \mathbf{V}_k = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_{k,1}^{-1} \\ \vdots \\ \hat{\beta}_{k,L}^{-1} \end{pmatrix} \quad (29)$$

[0045] Les estimations MCO  $(\hat{c}_k, \hat{d}_k)$  ne sont pas biaisées et sont asymptotiquement équivalentes à des estimations du maximum de vraisemblance ML car les estimations ML  $(\alpha_{k,1}, \beta_{k,1})$  suivent la distribution gaussienne asymptotique cf. [37]. Par conséquent, les estimations  $(\hat{c}_k, \hat{d}_k)$  suivent également la distribution. Afin de s'assurer qu'il y a suffisamment de statistiques pour l'estimation, nous utilisons  $L = 200$  et  $N_\ell = 4096$  (soit environ 10% de  $\bar{N}$ ).

[0046] Même si le contenu de l'image est supprimé, les coefficients DCT de  $I_k^w$  à basse fréquence peuvent encore être affectés légèrement. Par conséquent, il est plus pertinent d'utiliser les coefficients DCT de  $I_k^w$  à haute fréquence. Un exemple est donné sur la Fig. 4 pour illustrer la relation linéaire entre  $\alpha_k$  et  $\beta_k^{-1}$ . En outre, la figure 5 montre un nuage de points des paramètres (

$\hat{c}$ ,  $\hat{d}$ ) estimés à partir de chaque image en suivant la méthode ci-dessus. Les images utilisées pour la figure 4 et la figure 5 couvrent différentes scènes et des différents réglages de l'appareil photographique. Les paramètres  $(c, d)$  sont invariantes et robustes pour le traitement des algorithmes non - linéaires. En outre, du fait que les paramètres  $(c, d)$  sont liées à des paramètres  $(a, b)$  qui ont été proposés pour l'identification du modèle de l'appareil photographique dans [ 25 ] et [ 35 ] , ils sont aussi discriminatifs pour différentes modèles de l'appareil photographique et ils peuvent être également exploités pour l'identification du modèle de l'appareil photographique.

10

### Formulation du test d'hypothèses statistiques

[0047] La présente invention vise à identifier les modèles d'appareils photo basés sur des statistiques DCT. Cette partie permet d'analyser deux modèles d'appareils photographiques 0 et 1. Chaque modèle d'appareil photographique  $j$ ,  $j \in \{0,1\}$ , est caractérisé par des paramètres  $(c_{k,j}, d_{k,j})$  où  $k$  désigne la fréquence avec  $k \in \{2, \dots, 64\}$ . Dans un test d'hypothèse binaire, l'image  $\mathbf{Z}$  inspectée est soit acquise par un modèle d'appareil photographique 0, ou par un modèle d'appareil photo 1. L'objectif de test est de décider entre deux hypothèses définies par :

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0 = \left\{ I_{k,i}^w \sim P_{\alpha_k, \beta_{k,0}}, \beta_{k,0}^{-1} = c_{k,0}\alpha_k + d_{k,0} \right\} \\ \mathcal{H}_1 = \left\{ I_{k,i}^w \sim P_{\alpha_k, \beta_{k,1}}, \beta_{k,1}^{-1} = c_{k,1}\alpha_k + d_{k,1} \right\} \end{cases} \quad (30)$$

où  $P_{\alpha_k, \beta_{k,j}}$  représente la distribution statistique des coefficients DCT de  $I_{k,i}^w$  sous hypothèse  $\mathcal{H}_j$  des paramètres  $(\alpha_k, \beta_{k,j})$ . Comme expliqué précédemment, on met l'accent sur la garantie prescrite d'une probabilité de fausse alarme. Par conséquent, on définit

$$\mathcal{K}_{\alpha_0} = \left\{ \delta : \sup_{\theta} \mathbb{P}_{\mathcal{H}_0} \left[ \delta(\mathbf{Z}) = \mathcal{H}_1 \right] \leq \alpha_0 \right\}$$

la classe de tests dont la probabilité de fausse alarme inférieure à la borne prescrite par  $\alpha_0$ . Ici,  $\mathbb{P}_{\mathcal{H}_j}(E)$  représente la probabilité d'événement  $E$  sous

25

l'hypothèse  $\mathcal{H}_j$  avec  $j \in \{0,1\}$ , et le supremum au dessus de  $\theta$  doit être compris comme n'importe quel valeur pour les paramètres du modèle. Parmi tous les tests de la classe  $K\alpha_0$ , on vise à trouver un test  $\bar{\delta}$  qui maximise la fonction puissance, défini par la probabilité de détection correcte:

$$\beta_{\bar{\delta}} = \mathbb{P}_{\mathcal{H}_1} [\bar{\delta}(\mathbf{Z}) = \mathcal{H}_1]$$

5

[0048] Le problème défini en (30) met en évidence trois difficultés fondamentales de l'identification du modèle de l'appareil photo. Tout d'abord, même si tous les paramètres de modèle  $(\alpha_k, c_k, j, d_k, j)$  sont connus, le test le plus puissant, à savoir le LRT, n'a jamais été étudié pour ce problème.

10 La deuxième difficulté concerne les paramètres de nuisance inconnus  $\alpha_k$  en pratique. Une approche possible pour faire face à des paramètres de nuisance inconnus consiste à les éliminer en utilisant le principe d'invariance cf.[38]. Cette approche a été discutée dans les références [39], [40] et a réalisé une bonne performance dans certaines applications cf. [41]. Cependant, cette

15 approche ne peut être appliquée ici car les hypothèses testées ne possèdent pas les propriétés de « symétrie » requises pour l'application du principe d'invariance en statistique. Une autre approche est de concevoir un test GLRT en remplaçant les paramètres inconnus par des estimations du maximum de vraisemblance ML cf. [42]. Enfin, les deux hypothèses  $\mathcal{H}_0$  et  $\mathcal{H}_1$  sont composites car les

20 paramètres de l'appareil photographique  $(c_k, j, d_k, j)$  sont inconnus.

[0049] Par souci de clarté, nous supposons que les paramètres de l'appareil photo  $(c_k, 0, d_k, 0)$  sont connus et nous résolvons seulement le problème dans lequel l'hypothèse alternative  $\mathcal{H}_1$  est composite, autrement dit, les paramètres de l'appareil photo  $(c_k, 1; d_k, 1)$  ne sont pas connus. Il est à noter qu'un test qui

25 maximise la puissance de détection quelle qu'elle soit  $(c_k, 1; d_k, 1)$  pourrait exister. Notre objectif principal est d'étudier le test LRT et de concevoir le test GLRT pour répondre à la deuxième et à la troisième difficultés.

[0050] En outre, il convient de souligner que le test GLRT traité avec des paramètres de nuisance inconnus  $\alpha_k$ , lorsque les paramètres de l'appareil photo sont connus, peut être interprété comme un test d'hypothèse fermé où une image

30

donnée est soit acquise par le modèle d'appareil photo 0, soit par le modèle d'appareil photo 1. Tandis que, le test GLRT traité avec les paramètres de l'appareil photo inconnu (  $c_{k,1}$  ;  $d_{k,1}$  ) devient un test d'hypothèse ouverte dans lequel une image donnée est acquise par un modèle d'appareil photo 0 ou non.

- 5 En effet, l'image donnée peut être acquise par un modèle d'appareil photo inconnu. Par conséquent, les deux tests proposés peuvent être appliqués, en fonction de l'exigence du contexte.

### B. Test du rapport de vraisemblance pour deux hypothèses simples.

- 10 [0051] Lorsque tous les paramètres du modèle sont connus, en vertu du lemme de Neyman- Pearson [31, théorème 3.2.1], le test le plus puissant,  $\delta$  qui résout le problème (30) est le test LRT proposé par la règle de décision suivante:

$$\delta(\mathbf{Z}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{if } \Lambda(\mathbf{Z}) = \sum_{i=1}^{\bar{N}} \Lambda(I_{k,i}^w) < \tau \\ \mathcal{H}_1 & \text{if } \Lambda(\mathbf{Z}) = \sum_{i=1}^{\bar{N}} \Lambda(I_{k,i}^w) \geq \tau \end{cases} \quad (31)$$

le seuil de décision  $\mathcal{T}$  est la solution de l'équation suivante:

$$\mathbb{P}_{\mathcal{H}_0} \left[ \Lambda(\mathbf{Z}) \geq \tau \right] = \alpha_0 \quad (32)$$

pour s'assurer que le test LRT est dans la classe  $K\alpha_0$ , en utilisant l'approximation du modèle de coefficient DCT, définie en ( 8 ), le rapport de vraisemblance ( LR ) d'une observation  $I_{k,i}^w$  est défini par

$$\begin{aligned} \Lambda(I_{k,i}^w) &= \log \frac{P_{\alpha_k, \beta_{k,1}}(I_{k,i}^w)}{P_{\alpha_k, \beta_{k,0}}(I_{k,i}^w)} \\ &= \frac{\alpha_k}{2} \log \frac{\beta_{k,1}^{-1}}{\beta_{k,0}^{-1}} - \sqrt{2} |I_{k,i}^w| \left( \sqrt{\beta_{k,1}^{-1}} - \sqrt{\beta_{k,0}^{-1}} \right) \end{aligned} \quad (33)$$

La distribution statistique du rapport de vraisemblance, LR noté  $\Lambda(\mathbf{Z})$ , sous chaque hypothèse  $\mathcal{H}_j$  est donné par

$$\Lambda(\mathbf{Z}) \xrightarrow{D} \mathcal{N}(m_j, v_j) \quad (34)$$

où la notation  $\xrightarrow{D}$  désigne la convergence vers la distribution et  $(m_j, v_j)$  désignent respectivement la moyenne et la variance du LR  $\Lambda(\mathbf{Z})$  défini plus loin en (66) et (67). Comme une image RAW naturelle est hétérogène, il est proposé de normaliser le LR  $\Lambda(\mathbf{Z})$  afin de fixer le seuil de décision indépendamment du contenu de l'image. Le LR normalisé est définie par

$$\Lambda^*(\mathbf{Z}) = \frac{\Lambda(\mathbf{Z}) - m_0}{\sqrt{v_0}} \quad (35)$$

En conséquence, le test correspondant  $\delta^*$  est réécrit comme suit :

$$\delta^*(\mathbf{Z}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{if } \Lambda^*(\mathbf{Z}) < \tau^* \\ \mathcal{H}_1 & \text{if } \Lambda^*(\mathbf{Z}) \geq \tau^* \end{cases} \quad (36)$$

[0052] La normalisation du LR de  $\Lambda(\mathbf{Z})$  permet au test  $\delta^*$  d'être applicable à n'importe quelle image RAW naturelle car le LR  $\Lambda^*(\mathbf{Z})$  normalisé, suit la distribution gaussienne standard sous l'hypothèse  $\mathcal{H}_0$ . Le seuil de décision  $\tau^*$  et la fonction puissance  $\beta_{\delta^*}$  sont obtenus par le théorème suivant:

[0053] **Théorème 1:** En supposant que tous les paramètres du modèle  $(\alpha_k, c_{k,j}, d_{k,j})$  sont exactement connus, le seuil de décision et la fonction puissance  $\beta_{\delta^*}$  du test  $\delta^*$  est donné par

$$\tau^* = \Phi^{-1}(1 - \alpha_0) \quad (37)$$

$$\beta_{\delta^*} = 1 - \Phi \left( \frac{m_0 - m_1 + \tau^* \sqrt{v_0}}{\sqrt{v_1}} \right) \quad (38)$$

où  $\Phi (\cdot)$  et  $\Phi^{-1} (\cdot)$  désignent respectivement la fonction de répartition de la distribution Gaussienne standard et sa fonction réciproque.

Ce seuil de décision garanti que la probabilité de fausse-alarme sera égale à  $\alpha_0$ , c'est à dire de décider que la photographie ne provient pas de l'appareil photographique 0 alors que c'est effectivement le cas.

[0054] Comme nous proposons de concevoir le test LRT en utilisant la fonction d'approximation du modèle de coefficient DCT défini en ( 8 ), il est souhaitable d'évaluer la perte de puissance entre le test LRT théorique et le LRT approché.

10 Dans le test LRT théorique, nous utilisons le modèle de coefficient DCT exact, défini en (7), et la moyenne ainsi que la variance du LR sont numériquement calculées par les calculs d'intégrales. La fonction de puissance des deux tests LRTs est représentée sur la Figure 6 pour les données simulées avec des paramètres  $\alpha = 3$  ,  $c_0 = 11,5$  ,  $d_0 = -4$  ,  $c_1 = 13$  ,  $d_1 = -5,5$ . Ces paramètres  
15 correspondent respectivement à des paramètres à la fréquence 64 de Canon Ixus 70 et des appareils Nikon D200 de la base de données d'image Dresden cf. [ 33 ]. ( voir Fig . 5 ). Ils sont utilisés pour générer deux vecteurs de coefficients  $2^{10}$  et  $2^{12}$  . La simulation est réalisée avec 5000 répétitions.

[0055] La figure 6 montre clairement que la perte de puissance entre le test LRT  
20 théorique et le LRT approximative est négligeable. La puissance de détection  $\beta_{\delta^*}$  sert de borne supérieure d'un test statistique pour le problème de l'identification de l'appareil photographique. Le test  $\delta^*$  permet de justifier d'un taux de fausse alarme prescrit et maximise aussi la probabilité de détection. Comme sa performance statistique est analytiquement établie, il peut fournir un résultat  
25 analytique prévisible pour toute probabilité de fausse alarme  $\alpha_0$ .

En fait , le test LRT vise à prendre une décision en utilisant le rapport entre la fonction du maximum de vraisemblance d'une image donnée sous l'hypothèse alternative  $\mathcal{H}_1$  caractérisée par les paramètres de l'appareil photo (  $c_{k, 1}$  ,  $d_{k, 1}$  ) et la fonction du maximum de vraisemblance sous l'hypothèse nulle  $\mathcal{H}_0$  caractérisée  
30 par les paramètres de l'appareil photo (  $c_{k, 0}$  ,  $d_{k, 0}$  ) . Si ce rapport est inférieur à



un seuil, l'hypothèse nulle  $\mathcal{H}_0$  est acceptée. A l'inverse, l'hypothèse l'alternative  $\mathcal{H}_1$  est acceptée. Par conséquent, plus la distance entre les deux points  $(c_{k,0}, d_{k,0})$  et  $(c_{k,1}, d_{k,1})$  est petite, plus l'identification de l'appareil photographique est difficile.

## 5 Test du rapport de vraisemblance généralisé

[0056] Dans cette partie, on conçoit deux tests GLRTs pour traiter avec des paramètres inconnus. Il est proposé de remplacer les paramètres inconnus par leurs estimations du maximum de vraisemblance ML définies en ( 33 ). En supposant que les paramètres de l'appareil photo  $(c_{k,0}, d_{k,0})$  et  $(c_{k,1}, d_{k,1})$

10 sont connus , le premier test GLRT est conçu comme suit

$$\hat{\delta}_1(\mathbf{Z}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{if } \hat{\Lambda}_1(\mathbf{Z}) = \sum_{i=1}^{\bar{N}} \hat{\Lambda}_1(I_{k,i}^w) < \hat{\tau}_1 \\ \mathcal{H}_1 & \text{if } \hat{\Lambda}_1(\mathbf{Z}) = \sum_{i=1}^{\bar{N}} \hat{\Lambda}_1(I_{k,i}^w) \geq \hat{\tau}_1 \end{cases} \quad (39)$$

où , à nouveau pour assurer  $\hat{\delta}_1$  d'être dans la classe  $K\alpha_0$  ,  $\hat{\tau}_1$  est la solution de l'équation

$$\mathbb{P}_{\mathcal{H}_0} \left[ \hat{\Lambda}_1(\mathbf{Z}) \geq \hat{\tau}_1 \right] = \alpha_0 \quad (40)$$

15 et le rapport de vraisemblance généralisé ( GLR ) de  $\hat{\Lambda}_1(I_{k,i}^w)$  est donné par

$$\hat{\Lambda}_1(I_{k,i}^w) = \frac{\hat{\alpha}_k}{2} \log \frac{\hat{\beta}_{k,1}^{-1}}{\hat{\beta}_{k,0}^{-1}} - \sqrt{2} |I_{k,i}^w| \left( \sqrt{\hat{\beta}_{k,1}^{-1}} - \sqrt{\hat{\beta}_{k,0}^{-1}} \right)$$

Ici, l'estimation du maximum de vraisemblance ML de  $\hat{\alpha}_k$  est donnée par la méthode proposée précédemment et

$\hat{\beta}_{k,j}^{-1} = c_{k,j} \hat{\alpha}_k + d_{k,j}$ ,  $j \in \{0, 1\}$ . L'estimation ML de  $\hat{\alpha}_k$  converge  
20 asymptotiquement vers sa vraie valeur:  $\hat{\alpha}_k \xrightarrow{\mathbb{P}} \alpha_k$ . Par conséquent, d'après le théorème de la Slutsky [ 38 , théorème 11.2.11 ] , nous obtenons la distribution statistique asymptotique du GLR de  $\hat{\Lambda}_1(\mathbf{Z})$  sous chaque hypothèse  $\mathcal{H}_j$

$$\widehat{\Lambda}_1(\mathbf{Z}) \xrightarrow{D} \mathcal{N}(m_j, v_j) \quad (42)$$

Comme dans le cas du test LRT, il est proposé de normaliser le **GLR**  $\widehat{\Lambda}_1(\mathbf{Z})$ . Cependant, l'espérance  $m_0$  et la variance  $v_0$  ne sont pas définis car le paramètre  $\alpha_k$  est inconnu en pratique. Nous remplaçons  $\alpha_k$  par  $\widehat{\alpha}_k$  définie dans (66) et (67) pour obtenir les estimations de  $m_0$  et de  $v_0$  désignant respectivement  $\widehat{m}_0^{(1)}$  et  $\widehat{v}_0^{(1)}$ . Par conséquent, le GLR normalisé  $\widehat{\Lambda}_1^*(\mathbf{Z})$  est défini par:

$$\widehat{\Lambda}_1^*(\mathbf{Z}) = \frac{\widehat{\Lambda}_1(\mathbf{Z}) - \widehat{m}_0^{(1)}}{\sqrt{\widehat{v}_0^{(1)}}} \quad (43)$$

et le  $\widehat{\delta}_1^*$  correspondant est réécrit comme suit

$$\widehat{\delta}_1^*(\mathbf{Z}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{if } \widehat{\Lambda}_1^*(\mathbf{Z}) < \widehat{\tau}_1^* \\ \mathcal{H}_1 & \text{if } \widehat{\Lambda}_1^*(\mathbf{Z}) \geq \widehat{\tau}_1^* \end{cases} \quad (44)$$

10 En utilisant à nouveau le théorème de Slutsky [38, théorème 11.2.11], on obtient le seuil de décision et la fonction puissance du test  $\widehat{\delta}_1^*$ .

[0057] **Théorème 2**. Lorsque les paramètres de l'appareil photo ( $c_{k,0}, d_{k,0}$ ) et ( $c_{k,1}, d_{k,1}$ ) sont connus, le seuil de décision et la fonction puissance du test  $\widehat{\delta}_1^*$  sont donnés par

$$15 \quad \widehat{\tau}_1^* = \Phi^{-1}(1 - \alpha_0) \quad (45) \text{ et } \beta_{\widehat{\delta}_1^*} = 1 - \Phi\left(\frac{m_0 - m_1 + \widehat{\tau}_1^* \sqrt{v_0}}{\sqrt{v_1}}\right) \quad (46)$$

Lorsque les paramètres de l'appareil photo ( $c_{k,1}, d_{k,1}$ ) ne sont pas connus, nous pouvons également concevoir le test GLRT suivant la procédure ci-dessus. Les paramètres inconnus ( $c_{k,1}, d_{k,1}$ ) sont remplacés par les estimations MCO de ( $\widehat{c}_{k,1}, \widehat{d}_{k,1}$ ) défini en (33)

$$20 \quad \widehat{\Lambda}_2(I_{k,i}^w) = \frac{\widehat{\alpha}_k}{2} \log \frac{\widehat{\beta}_{k,1}^{-1}}{\widehat{\beta}_{k,0}^{-1}} - \sqrt{2} |I_{k,i}^w| \left( \sqrt{\widehat{\beta}_{k,1}^{-1}} - \sqrt{\widehat{\beta}_{k,0}^{-1}} \right) \quad (47)$$

où  $\hat{\beta}^{-1}_{k,0} = \hat{c}_{k,0} \hat{\alpha}_k + d_{k,0}$  et  $\hat{\beta}^{-1}_{k,j} = \hat{c}_{k,1} \hat{\alpha}_k + \hat{d}_{k,1}$ .

[0058] Comme les estimations MCO de  $(\hat{c}_{k,1}, \hat{d}_{k,1})$  sont conformes, le GLR  $\hat{\Lambda}_2(\mathbf{Z}) = \sum_{i=1}^N \hat{\Lambda}_2(I^w_{k,i})$  converge aussi vers la distribution gaussienne avec la moyenne  $m_j$  et la variance  $v_j$  sous chaque hypothèse  $\mathcal{H}_j$ . De même, le GLR normalisé  $\hat{\Lambda}_2^*(\mathbf{Z})$  est défini par

$$\hat{\Lambda}_2^*(\mathbf{Z}) = \frac{\hat{\Lambda}_2(\mathbf{Z}) - \hat{m}_0^{(2)}}{\sqrt{\hat{v}_0^{(2)}}} \quad (48)$$

où  $\hat{m}_0^{(2)}$  et  $\hat{v}_0^{(2)}$  sont les estimations de l'espérance  $m_0$  et de la variance  $v_0$  en remplaçant  $\alpha_k$  par  $\hat{\alpha}_k$  et  $(c_{k,1}, d_{k,1})$  par  $(\hat{c}_{k,1}, \hat{d}_{k,1})$ . Le test  $\hat{\delta}_2^*$  correspondant est réécrit comme suit

$$\hat{\delta}_2^*(\mathbf{Z}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{if } \hat{\Lambda}_2^*(\mathbf{Z}) < \hat{\tau}_2^* \\ \mathcal{H}_1 & \text{if } \hat{\Lambda}_2^*(\mathbf{Z}) \geq \hat{\tau}_2^* \end{cases} \quad (49)$$

D'après le théorème de Slutsky, le seuil de décision et la fonction puissance du test  $\hat{\delta}_2^*$  sont donnés par le théorème suivant:

**Théorème 3**. Lorsque les paramètres de l'appareil photo  $(c_{k,0}, d_{k,0})$  sont connus et les paramètres  $(c_{k,1}, d_{k,1})$  ne sont pas connus, le seuil de décision et la

fonction puissance du test  $\hat{\delta}_2^*$  sont donnés par :

$$\hat{\tau}_2^* = \Phi^{-1}(1 - \alpha_0) \quad (50) \text{ et}$$

$$\beta_{\hat{\delta}_2^*} = 1 - \Phi\left(\frac{m_0 - m_1 + \hat{\tau}_2^* \sqrt{v_0}}{\sqrt{v_1}}\right) \quad (51)$$

[0059] Les deux tests GLRTs proposés peuvent être appliqués dans le contexte pratique. Le premier test GLRT  $\hat{\delta}_1^*$  vise à détecter toute image donnée acquis

par le modèle d'appareil photo 0 ou le modèle d'appareil photo 1 tandis que le test

GLRT  $\hat{\delta}^*_2$  vise à vérifier si l'image donnée est acquise par le modèle de l'appareil photographique 0 .

[0060] Ce seuil de décision garanti que la probabilité de fausse-alarme sera égale à  $\alpha_0$ , c'est-à-dire de décider que la photographie ne provient pas de l'appareil photographique 0 alors que c'est effectivement le cas.

[0061] La Figure 7 représente la fonction puissance de deux tests GLRTs  $\hat{\delta}^*_1$  et  $\hat{\delta}^*_2$  comparé avec le test LRT  $\delta^*$  pour les coefficients  $2^{10}$  et  $2^{12}$ . La perte de puissance est évidemment révélée en raison de l'erreur d'estimation des paramètres du modèle. Par ailleurs, on peut noter que la perte de puissance diminue lorsque le nombre de coefficients augmente. Pour coefficients  $2^{14}$  utilisés, tous les tests sont parfaits,  $\beta_{\delta^*} = \beta_{\delta^*_1} = \beta_{\delta^*_2} = 1$ , c'est à dire qu'il n'y a pas d'erreur de détection sur 5000 images simulées à partir du modèle de l'appareil photo 0 et sur 5000 images simulées à partir du modèle de l'appareil photo 1.

[0062] La méthode proposée peut être étendue aux images issues d'un flux de vidéo. Un flux vidéo est composé d'une succession d'images qui défilent à un rythme fixe. La compression vidéo est une méthode de compression de données qui consiste à réduire la quantité de données, en minimisant l'impact sur la qualité visuelle de la vidéo. L'intérêt de la compression vidéo est de réduire les coûts de stockage et de transmission des fichiers vidéo. Les séquences vidéo contiennent une très grande redondance statistique, aussi bien dans le domaine temporel que dans le domaine spatial. La propriété statistique fondamentale sur laquelle les techniques de compression se fondent, est la corrélation entre pixels. Cette corrélation est à la fois spatiale, les pixels adjacents d'une image courante sont similaires, et temporelle, les pixels des images passées et futures sont aussi très proches du pixel courant. Les algorithmes de compression vidéo de type MPEG utilisent la transformation DCT (transformé en cosinus discrète) sur des blocs de 8 x 8 pixels, pour analyser efficacement les corrélations spatiales entre pixels voisins de la même image. Ainsi, dans le procédé selon l'invention la photographie peut être une image issue d'un flux vidéo et compressée selon la norme MPEG.

[0063] Il est possible d'envisager un autre cas d'utilisation du système d'identification d'un modèle d'appareil photographique en vue de déterminer si une

zone de l'image n'a pas été falsifiée, par copier/coller depuis une autre photographie ou par suppression d'un élément.

[0064] Enfin, il est possible d'envisager un autre cas d'utilisation du système d'identification d'un appareil photographique en vue de déterminer, de façon supervisée, si une zone de l'image n'a pas été falsifiée (par copier/coller depuis une autre photographie ou par suppression d'un élément). On entend ici par « supervisée » le fait que l'utilisateur souhaite s'assurer de l'intégrité d'une zone préalablement définie. Le principe est alors d'appliquer la méthode d'identification aux deux " sous-images " issues respectivement de la zone ciblée par l'utilisateur et de sa complémentaire (le reste de l'image). Si l'élément inspecté provient d'une autre photographie et a été ajouté par copier/coller, les propriétés de bruit seront différentes, ce que le système proposé sera capable d'identifier (en supposant que les photographies n'ont pas été prises dans les mêmes conditions d'acquisition et avec le même modèle d'appareil photographique, ce qui semble raisonnable).

[0065] La méthode d'identification du modèle d'appareil photographique proposée répond aux deux faiblesses des méthodes brièvement présentées dans l'état de l'art : 1) leurs performances ne sont pas établies et, 2) ces méthodes peuvent être mises en échec par la calibration de l'appareil photographique. La méthode proposée reposant sur les propriétés du bruit inhérentes à l'acquisition des photographies compressées, elle est applicable quels que soient les traitements post-acquisition appliqués par un utilisateur (notamment en vue d'améliorer la qualité visuelle). En outre, la modélisation paramétrique de la distribution statistique de la valeur des pixels dans le domaine fréquentiel permet de fournir de façon analytique les performances du test proposé. Cet avantage permet notamment d'assurer le respect d'une contrainte prescrite sur la probabilité d'erreur.

[0066] Les principaux domaines d'applications de l'invention sont d'une part, la recherche de preuve à partir d'une image « compromettante » et, d'autre part, la garantie qu'une photographie a été acquise par un appareil donné.

[0067] La méthode proposée peut être étendue au contrôle de l'intégrité d'une photographie. Le but est alors de garantir qu'une photographie n'a pas été modifiée/falsifiée depuis son acquisition. Cela permet par exemple de détecter les photographies comportant des éléments provenant d'un appareil photographique

différent, i.e. importés après l'acquisition, ou encore d'assurer l'intégrité d'un document scanné ou photographié (un document juridique par exemple).

- [0068] Le procédé de l'invention pourra être développé dans des logiciels spécialisés de fabricants logiciels, dans la recherche de preuve à partir de média numériques. Le procédé selon l'invention peut être utilisé auprès des tribunaux en vue de fournir un outil d'aide à la décision.

### Expériences numériques

### Résultats sur une grande base de données

### ANNEXE A

- 10 L'approximation de Laplace de modèle de coefficient DCT

[0069] Nous allons décrire brièvement l'approximation de Laplace [43]. La méthode de Laplace vise à fournir un rapprochement des intégrales de la forme  $\int \exp(-g(t)) dt$  quand la fonction  $g(t)$  atteint le minimum global à  $t^*$ . Considérons l'intégrale

$$15 \quad \mathcal{I} = \int e^{-g(t)} dt \quad (52)$$

Le développement de Taylor de la fonction  $g(t)$  à  $t^*$  donne:

$$g(t) = g(t^*) + g'(t^*)(t - t^*) + \frac{g''(t^*)}{2}(t - t^*)^2 + o((t - t^*)^2) \quad (53)$$

- où  $g'(t)$  et  $g''(t)$  représentent respectivement la première et la seconde dérivées de la fonction  $g(t)$ . Étant donné que la fonction  $g(t)$  atteint un minimum à  $t^*$ ,  $g'(t^*) = 0$ . Par conséquent, l'intégrale  $\mathcal{I}$  peut être approchée comme

$$20 \quad \mathcal{I} \approx e^{-g(t^*)} \int e^{-\frac{g''(t^*)}{2}(t-t^*)^2} dt. \quad (54)$$

Cette intégrale prend la forme de l'intégrale gaussienne. nous obtenons:

$$\mathcal{I} \approx \sqrt{\frac{2\pi}{|g''(t^*)|}} e^{-g(t^*)} \quad (55)$$

Une généralisation a été faite dans [32] avec une fonction arbitraire  $h(t)$

$$\mathcal{I} = \int h(t) e^{-g(t)} dt \approx \sqrt{\frac{2\pi}{|g''(t^*)|}} h(t^*) e^{-g(t^*)} \quad (56)$$

À partir de la relation (6) , le modèle de coefficient DCT de  $f_I(x)$  est réécrite  
5 comme suit

$$f_I(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\beta^\alpha}\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty h(t) e^{-g(t)} dt \quad (57) \quad \text{où}$$

$$g(t) = \frac{t}{\beta} + \frac{x^2}{2t} \quad \text{and} \quad h(t) = t^{\alpha-\frac{3}{2}} \quad (58)$$

La fonction  $g(t)$  atteint le minimum à  $t^*=|x|\sqrt{\beta/2}$  et sa seconde dérivée est définie  
10 par  $g''(t) = x^2/t^3$ . Par conséquent, la fonction  $f_I(x)$  peut être approchée comme  
suit :

$$f_I(x) \approx \frac{|x|^{\alpha-1}}{(2\beta)^{\frac{\alpha}{2}}\Gamma(\alpha)} e^{-|x|\sqrt{\frac{2}{\beta}}} \quad (59)$$

## **ANNEXE B**

Distribution statistique du test LR  $\Lambda(Z)$

[0070] A noter qu'à partir de la relation ( 33 ) il est nécessaire de  
15 définir les deux premiers moments de la variable  $|I|$  . Étant donné une variance  
connue  $\sigma^2$ , la variable aléatoire  $I$  est la variable gaussienne de moyenne nulle  
avec la variance  $\sigma^2$ . Ainsi, la variable aléatoire  $|I|$  suit la distribution demi-  
normale cf. [44]. Par conséquent, on obtient

$$\mathbb{E}_{I|\sigma^2} [|I| | \sigma^2] = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma \quad (60)$$

Sur la base de la loi de l'espérance totale, l'espérance mathématique de  $|I|$  est donnée par

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_I [|I|] &= \mathbb{E}_{\sigma^2} \left[ \mathbb{E}_{I|\sigma^2} [|I| | \sigma^2] \right] \\ &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \mathbb{E}_{\sigma^2} [\sigma] \\ &= \sqrt{\frac{2}{\pi}} \beta^{\frac{1}{2}} \frac{\Gamma(\alpha + \frac{1}{2})}{\Gamma(\alpha)} \end{aligned} \quad (61)$$

5 En outre, la variance de  $|I|$  est donnée par

$$\begin{aligned} \text{Var}_I [|I|] &= \mathbb{E}_I [|I|^2] - \mathbb{E}_I^2 [|I|] \\ &= \alpha\beta - \frac{2\beta}{\pi} \frac{\Gamma^2(\alpha + \frac{1}{2})}{\Gamma^2(\alpha)} \end{aligned} \quad (62)$$

En conséquence, il résulte de (33) que les deux premiers moments du LR  $\Lambda(I_{k,i}^w)$  ) sous chaque hypothèse  $\mathcal{H}_j$  sont donnés par:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\mathcal{H}_j} \left[ \Lambda(I_{k,i}^w) \right] &= \frac{\alpha_k}{2} \log \frac{\beta_{k,1}^{-1}}{\beta_{k,0}^{-1}} \\ &\quad - \frac{2}{\sqrt{\pi}} \beta_{k,j}^{\frac{1}{2}} \frac{\Gamma(\alpha_k + \frac{1}{2})}{\Gamma(\alpha_k)} \left( \sqrt{\beta_{k,1}^{-1}} - \sqrt{\beta_{k,0}^{-1}} \right) \end{aligned} \quad (63)$$

$$\begin{aligned} \text{Var}_{\mathcal{H}_j} \left[ \Lambda(I_{k,i}^w) \right] &= 2 \left( \sqrt{\beta_{k,1}^{-1}} - \sqrt{\beta_{k,0}^{-1}} \right)^2 \\ &\quad \times \left( \alpha_k \beta_{k,j} - \frac{2\beta_{k,j}}{\pi} \frac{\Gamma^2(\alpha_k + \frac{1}{2})}{\Gamma^2(\alpha_k)} \right) \end{aligned} \quad (64)$$



où  $E_{\mathcal{H}^j} [\cdot]$  et  $\text{Var}_{\mathcal{H}^j} [\cdot]$  désignent respectivement l'espérance et la variance mathématique sous l'hypothèse  $\mathcal{H}^j$ . En raison d'un grand nombre de coefficients dans une image naturelle, en vertu du théorème de la limite centrale de Lindeberg' ( CLT ) [ 38 , théorème 11.2.5 ], la distribution statistique du LR  $\Lambda ( Z )$  est donnée

$$\Lambda(\mathbf{Z}) \xrightarrow{D} \mathcal{N}(m_j, v_j) \quad (65)$$

où la notation  $\xrightarrow{D}$  désigne la convergence en distribution et

$$m_j = \overline{N} E_{\mathcal{H}^j} \left[ \Lambda(I_{k,i}^w) \right] \quad (66)$$

$$v_j = \overline{N} \text{Var}_{\mathcal{H}^j} \left[ \Lambda(I_{k,i}^w) \right] \quad (67)$$

avec  $E_{\mathcal{H}^j} \Lambda [(I_{k,i}^w)]$  et  $\text{Var}_{\mathcal{H}^j} [\Lambda (I_{k,i}^w)]$  défini respectivement dans (63) et (64).

10

15

## REFERENCES

- 5 [1] T. V. Lanh, K.-S. Chong, S. Emmanuel, and M. Kankanhalli, "A survey on digital camera image forensic methods," in *Multimedia and Expo, 2007 IEEE International Conference on*, 2007, pp. 16–19.
- [2] T.-T. Ng, S.-F. Chang, C.-Y. Lin, and Q. Sun, "Passive-blind image forensics," in *In Multimedia Security Technologies for Digital Rights*, 2006.
- 10 [3] H. Farid, "A survey of image forgery detection," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 2, no. 26, pp. 16–25, 2009.
- [4] R. Ramanath, W. E. Snyder, Y. Yoo, and M. S. Drew, "Color image processing pipeline," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 22, no. 1, pp. 34 – 43, Jan. 2005.
- 15 [5] J. Nakamura, *Image Sensors and Signal Processing for Digital Still Cameras*. CRC Press, 2005.
- [6] T. H. Thai, R. Cogranne, and F. Reirant, "Statistical Model of Natural Images," in *ICIP 2012, International Conference on Image Processing*, Sep. 2012, pp. 2525 – 2528.
- 20 [7] K. S. Choi, E. Y. Lam, and K. Wong, "Source camera identification using footprints from lens aberration," in *Proc. of the SPIE*, vol. 6069, Feb. 2006, pp. 172 – 179.
- [8] M. Kharrazi, H. T. Sencar, and N. Memon, "Blind source camera identification," in *Image Processing, 2004. ICIP '04. 2004 International Conference on*, vol. 1, Oct. 2004, pp. 709 – 712.
- 25 [9] S. Bayram, H. Sencar, N. Memon, and I. Avciabas, "Source camera identification based on cfa interpolation," in *Image Processing, 2005. ICIP 2005. IEEE International Conference on*, vol. 3, Sept. 2005, pp. 69 – 72.
- [10] A. Swaminathan, M. Wu, and K. J. R. Liu, "Nonintrusive component forensics of visual sensors using output images," *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, vol. 2, no. 1, pp. 91 – 106, 2007.
- 30 [11] H. Cao and A. C. Kot, "Accurate detection of demosaicing regularity for digital image forensics," *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, vol. 4, no. 4, pp. 899 – 910, Dec. 2009.
- [12] K. S. Choi, E. Lam, and K. Wong, "Source camera identification by JPEG compression statistics for image forensics," in *TENCON 2006. 2006 IEEE Region 10 Conference*, Nov. 2006, pp. 1 – 4. [13] G. Xu, S. Gao, Y. Q. Shi, R. Hu, and W. Su, "Camera model identification using markovian transition probability matrix," in *Proc. 9th Int. Workshop Digital Watermarking*, vol. 5703. Springer, Aug. 2009, pp.294 – 307.
- 40 [14] Z. Deng, A. Gijsenij, and J. Zhang, "Source camera identification using auto-white balance approximation," in *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*, Nov. 2011, pp. 57 – 64.
- [15] C. Scott, "Performance measures for Neyman-Pearson classification," *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 8, pp. 2852–2863, aug.2007.
- 45 [16] J. Lukas, J. Fridrich, and M. Goljan, "Digital camera identification from sensor pattern noise," *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, vol. 1, no. 2, pp. 205 – 214, Jun. 2006.

- [17] M. Chen, J. Fridrich, M. Goljan, and J. Lukas, "Determining image origin and integrity using sensor noise," *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, vol. 3, no. 1, pp. 74 – 90, Mar. 2008.
- 5 [18] M. Goljan, J. Fridrich, and T. Filler, "Large scale test of sensor fingerprint camera identification," in *Proc. SPIE, Electronic Imaging, Security and Forensics of Multimedia Contents XI*, vol. 7254, Jan. 2009, pp. 18 – 22.
- [19] C.-T. Li, "Source camera identification using enhanced sensor pattern noise," *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, vol. 5, no. 2, pp. 280 –287, June 2010.
- 10 [20] X. Kang, Y. Li, Z. Qu, and J. Huang, "Enhancing source camera identification performance with a camera reference phase sensor pattern noise," *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, vol. 7, no. 2, pp. 393 –402, April 2012.
- [21] C.-T. Li and Y. Li, "Color-decoupled photo response non-uniformity for digital image forensics," *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, vol. 22, no. 2, pp. 260 – 271, Feb. 2012.
- 15 [22] T. Filler, J. Fridrich, and M. Goljan, "Using sensor pattern noise for camera model identification," in *Image Processing, ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on*, Oct. 2008, pp. 1296 – 1299.
- [23] K. Kurosawa, K. Kuroki, and N. Saitoh, "CCD fingerprint method identification of a video camera from videotaped images," in *Image Processing, International Conference on*, vol. 3, 1999, pp. 537 – 540.
- [24] T. Gloe, M. Kirchner, A. Winkler, and R. Böhme, "Can we trust digital image forensics?" in *International Conference on Multimedia, 2007*, pp. 78 – 86.
- 25 [25] T. H. Thai, R. Cogranne, and F. Retraint, "Camera Model Identification based on the Heteroscedastic Noise Model," be revised and resubmitted to *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2012.
- [26] —, "Steganalysis of jsteg algorithm based on a novel statistical model of quantized DCT coefficients," in to be published in *ICIP, International Conference on Image Processing*, Sep. 2013.
- 30 [27] E. Y. Lam and J. W. Goodman, "A mathematical analysis of the DCT coefficient distributions for images," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 10, pp. 1661 – 1666, Oct. 2000.
- [28] F. Muller, "Distribution shape of two-dimensional DCT coefficients of natural images," *Electronics Letters*, vol. 29, no. 22, pp. 1935 – 1936, Oct. 1993.
- 35 [29] J.-H. Chang, J.-W. Shin, N. S. Kim, and S. K. Mitra, "Image probability distribution based on generalized gamma function," *Signal Processing Letters, IEEE*, vol. 12, no. 4, pp. 325 – 328, Apr. 2005.
- [30] M. Blum, "On the central limit theorem for correlated random variables," *Proceedings of the IEEE*, vol. 52, no. 3, pp. 308 – 309, Mar. 1964.
- 40 [31] I. M. Ryzhik and I. S. Gradshteyn, *Tables of Integrals, Series, and Products*. United Kingdom: Elsevier, 2007.
- [32] R. Butler and A. Wood, "Laplace approximations for hypergeometric functions with matrix argument," *The Annals of Statistics*, vol. 30, no. 4, pp. 1155 – 1177, 45 2002.
- [33] T. Gloe and R. Bohme, "The 'dresden image database' for benchmarking digital image forensics," *Proc. ACM SAC*, vol. 2, pp. 1585–1591, 2010.
- [34] J. Nelder and R. Mead, "A simplex method for function minimization," *The Computer Journal*, vol. 7, pp. 308–313, 1965.

- [35] T. H. Thai, R. Cogranne, and F. Reiraint, "Camera model identification based on hypothesis testing theory," in *Signal Processing Conference IEEE TRANSACTION ON IMAGE PROCESSING 11 (EUSIPCO)*, 2012 Proceedings of the 20th European, aug. 2012, pp. 1747–1751.
- 5 [36] C. Rao and H. Toutenburg, *Linear models : Least Squares and Alternatives*, 2nd ed. Springer, 1999.
- [37] L. Le Cam, *Asymptotics Methods in Statistical Decision Theory*. Newyork: Series in Statistics, Springer, 1986.
- 10 [38] E. L. Lehmann and J. P. Romano, *Testing Statistical Hypotheses*, 3rd ed. Newyork: Springer, 2005.
- [39] M. Fouladirad and I. Nikiforov, "Optimal statistical fault detection with nuisance parameters," *Automatica*, vol. 41, pp. 1157–1171, 2005.
- [40] L. Scharf and B. Friedlander, "Matched subspace detectors," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 42, no. 8, pp. 2146–2157, 1994.
- 15 [41] L. Fillatre, I. Nikiforov, and F. Reiraint, "Epsilon-optimal non-bayesian anomaly detection for parametric tomography," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 11, pp. 1985–1999, 2008.
- [42] D. Birkes, "Generalized likelihood ratio tests and uniformly most powerful tests," *The American Statistician*, vol. 44, no. 2, pp. 163–166, 1990.
- 20 [43] L. Tierney and J. B. Kadane, "Accurate approximations for posterior moments and marginal densities," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 81, no. 393, pp. 82 – 86, Mar. 1986.
- [44] N. L. Johnson, S. Kotz, and N. Balakrishnan, *Continuous univariate distributions*, 2nd .
- 25

## REVENDEICATIONS

1. Système pour identifier un modèle d'appareil photographique (2) à partir d'une photographie (3) sous la forme d'une image compressée, ladite photographie (3) ayant suivi un traitement de post-acquisition et répondant à la relation linéaire
- 5 entre l'espérance et la variance des pixels telle que :  $\sigma_{y_{m,n}}^2 = a \mu_{y_{m,n}} + b$  où a et b sont deux paramètres caractérisant ledit modèle appareil photographique,  $\mu_{y_{m,n}}$  et  $\sigma_{y_{m,n}}^2$  sont respectivement, l'espérance et la variance mathématique du pixel  $y_{m,n}$  en position (m,n) ayant suivi le traitement post-acquisition,
- le système est caractérisé en ce qu'il comprend un dispositif de traitement
- 10 d'image (12) apte à fournir une relation analytique entre des paramètres ( $\alpha$ ,  $\beta$ ), du modèle des coefficients DCT, Transformation en Cosinus Discrète, et les paramètres (a, b) de l'appareil photographique sous la forme :

$$\beta_{p,q}^{-1} = c_{p,q} \alpha_{p,q} + d_{p,q}$$

- de sorte que les paramètres (c, d) déterminent des empreintes digitales caractérisant un modèle d'appareil
- 15 photographique et dépendent à la fois de la fréquence (p, q) et des paramètres a et b, en ce que le système comprend en outre un dispositif d'exécution de tests d'hypothèses statistiques des coefficients DCT et un dispositif d'analyse statistique (14) afin de déterminer si ladite photographie a été prise par ledit modèle d'appareil photographique ou par un autre modèle d'appareil photographique.
- 20 2. Système selon la revendication 1, caractérisé en ce que le dispositif d'analyse statistique (14) fournit une indication sur l'identification dudit modèle d'appareil photographique en certifiant l'exactitude de l'identification avec une précision préalablement définie.
3. Procédé mis en œuvre dans le système selon les revendications 1 et 2
- 25 caractérisé en ce qu'il comporte les étapes suivantes :

- lecture d'une image compressée Z en vue de déterminer les matrices représentant la valeur des pixels,
- estimation des paramètres d'empreinte décrivant le modèle, basée sur les opérations suivantes:

- application d'un filtre de débruitage afin d'obtenir une image de la valeur approchée des pixels et une image de résidus contenant les détails du contenu et le bruit;
  - application de la transformée en cosinus discrète sur l'image des résidus donnant une image dans le domaine fréquentiel de l'image des résidus;
  - sélection de blocs de pixels pour lesquels la variance empirique de l'image de résidus dans le domaine fréquentiel ne dépasse un seuil;
- 5
- 10 - estimation de la valeur des paramètres du modèle;  
- exécution de tests d'hypothèses statistiques en vue d'identifier un appareil photographique.
- 15 4. Procédé selon la revendication 3, caractérisé en ce que les tests d'hypothèses statistiques sont exécutés en fonction d'une contrainte prescrite sur la probabilité d'erreur.
5. Procédé selon la revendication 3 caractérisé en ce que la photographie est une image compressée, selon la norme de compression JPEG issue d'un appareil photographique ou d'un scanner.
- 20 6. Procédé selon la revendication 3 caractérisé en ce que la photographie est une image appartenant à un flux vidéo et compressée selon la norme de compression MPEG.
7. Utilisation du procédé selon l'une des revendications 3 à 6 pour la détection de la falsification d'une zone d'une photographie.
- 25 8. Utilisation du procédé selon l'une des revendications 3 à 6 pour la détection, de façon supervisée, de la falsification d'une zone d'une photographie.
9. Utilisation du procédé selon l'une des revendications 3 à 6 pour la recherche de preuves à partir d'une photographie compromettante.
10. Application du procédé selon l'une des revendications 3 à 6 dans des logiciels
- 30 spécialisés, pour la recherche de preuves à partir de média numériques.

### Abrégé

L'invention concerne un système et un procédé pour identifier un modèle d'appareil photographique à partir d'une photographie sous la forme d'une image compressée ayant suivi un traitement de post-acquisition et répondant à une

5 relation linéaire entre l'espérance et la variance des pixels telle que :  $\sigma_{ym,n}^2 = a \mu_{ym,n} + b$  le système est caractérisé en ce qu'il comprend un dispositif de traitement d'image apte à fournir une relation analytique entre des paramètres ( $\alpha$ ,  $\beta$ ), du modèle des coefficients DCT, Transformation en Cosinus Discrète, et les

paramètres ( $a$ ,  $b$ ) de l'appareil photographique sous la forme:  $\beta_{p,q}^{-1} = c_{p,q} \alpha_{p,q} + d_{p,q}$  de

10 sorte que les paramètres ( $c$ ,  $d$ ) déterminent des empreintes digitales caractérisant un modèle d'appareil photographique et dépendent à la fois de la fréquence ( $p$ ,  $q$ ) et des paramètres  $a$  et  $b$ . Le système comprend en outre un dispositif d'exécution de tests d'hypothèses statistiques des coefficients DCT et un dispositif d'analyse statistique afin de déterminer si ladite photographie a été prise par ledit modèle

15 d'appareil photographique ou par un autre modèle appareil photographique. L'invention concerne encore l'utilisation du procédé ainsi que son application.

Figure pour l'abrégé : figure 3