

**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 déterminer l'identification
10 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 données de l'image.

25 **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 (cf. [1] et les références intégrées dans ce document). L'identification de l'origine de l'image vise à vérifier si
30 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 [1] 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.

5 [005] 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 [2] - [4], pour un aperçu des différentes étapes et de la structure des traitements au sein d'un appareil photographique
10 numérique.

[006] Les méthodes criminalistiques passives proposées pour résoudre le problème de l'identification de l'origine de l'image peuvent être divisées entre les deux catégories fondamentales suivantes.

[007] La méthode de la première catégorie est basée sur l'hypothèse qu'il existe des
15 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. [5] , le « Color Filter Array » (CFA), l'algorithme d'interpolation, le dématricage cf. [6] - [8], et la compression JPEG voir [9] sont considérés comme des facteurs influents pour l'identification du modèle de l'appareil photo lorsque les
20 algorithmes d'équilibrage des blancs, "white balancing", voir [10] 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 souci est que les techniques de traitement d'image restent identiques ou similaires et, les composants, produits par quelques fabricants, sont répartis entre les
25 modèles d'appareils photographiques. De plus, comme dans toutes les techniques d'apprentissage automatique, il est difficile de construire un ensemble de caractéristiques discriminantes. En outre, l'analyse de la performance de détection reste un problème ouvert cf. [11].

[008] La méthode de la deuxième catégorie vise à identifier les caractéristiques
30 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
 5 références [12] - [17]. De plus, les méthodes basées sur la présence d'un bruit de
 non-uniformité (PRNU) sont également utilisées 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
 10 modèle de l'appareil photo.

[009] 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 [19] pour l'identification de l'appareil, est généralement compensé dans un
 15 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 [13], [14], [17]. La
 capacité d'extraire de manière fiable ce bruit de l'image est le principal défi dans
 20 cette catégorie. Un autre défi est la falsification de l'origine de l'image due aux
 activités de « contre-analyse », voir la référence [20]. 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.

25 [0010] La plupart des méthodes connues d'imagerie médicale s'appuient sur les
 bruits des capteurs, voir les références [18], [21], ou sur des caractéristiques axées
 sur les opérations dans l'appareil photo, voir les références [6], [8]. 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
 30 compression JPEG peut gravement endommager ces caractéristiques. Dans la
 demande de brevet référencée en [21] 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 d'enregistrement. Le document [21] 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.

[0011] 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 photographie sous la forme image compressée donnée. Par identification passive, on entend prendre une décision dans le cas où la photographie ou l'image n'est pas supposée contenir d'information identifiant sa source. Les problèmes qu'il est envisagé de résoudre sont 1) s'assurer 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 d'application sont nombreux parmi lesquels : cet appareil photographique est-il à l'origine de la photographie du document confidentiel (tels 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

[0012] Le but de l'invention est de fournir un système pour identifier un modèle d'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 une relation linéaire entre l'espérance et la variance des pixels telle que : $\sigma_{y_i}^2 = c \mu_{y_i} + d$ où c et d sont deux paramètres caractérisant ledit modèle d'appareil photographique et μ_{y_i} et $\sigma_{y_i}^2$ désignent respectivement l'espérance et la variance mathématique d'un pixel y_i en position i ayant suivi le traitement post-acquisition ;

le système est caractérisé en ce qu'il comprend un dispositif de traitement d'image apte à traiter ladite photographie à l'aide des paramètres 'c' et 'd' et un troisième

paramètre de 'correction gamma' (γ) défini par la transformation appliquée à chaque pixel y_i , de sorte à déterminer un modèle du bruit généralisé de ladite photographie sous la forme :

$$\sigma_{z_i}^2 = \frac{1}{\gamma^2} \mu_{z_i}^{2-2\gamma} (c\mu_{z_i}^\gamma + d) + \frac{\Delta^2}{12}$$

5 où z_i est le pixel gamma corrigé de y_i , Δ est le pas d'une quantification de ladite photographie gamma corrigée, fixé par ledit appareil photographique, les paramètres (c , d) du modèle du bruit généralisé déterminent des empreintes digitales caractérisant ledit modèle d'appareil photographique, et en ce que le système
10 comprend en outre un dispositif d'exécution de tests d'hypothèses statistiques sur la répartition des pixels de ladite photographie et un dispositif d'analyse statistique afin de déterminer si ladite photographie a été prise par ledit modèle d'appareil photographique ou par un autre modèle appareil photographique.

15 [0013] 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.

[0014] L'invention concerne encore un procédé mis en œuvre dans le système d'identification ci-dessus. Le procédé est caractérisé en ce qu'il comporte les étapes
20 suivantes :

- lecture d'une photographie sous forme d'image compressée en vue de déterminer les matrices de la valeur des pixels,
- estimation d'un modèle du bruit généralisé pour ladite image compressée, en tenant compte du paramètre 'correction gamma',
- 25 - estimation des paramètres du modèle du bruit généralisé,
 - détection des contours ;
 - segmentation de ladite image compressée,
- exécution de tests d'hypothèses statistiques en vue d'identifier un modèle d'appareil photographique.

[0015] Avantageusement, les tests d'hypothèses statistiques sont exécutés en fonction d'une contrainte prescrite sur la probabilité d'erreur.

[0016] Selon un mode de réalisation de l'invention, la photographie est en un format non-compressé de type TIFF ayant suivi une chaîne de traitements post-acquisition.

5 [0017] Selon l'invention, la photographie est une image compressée, selon la norme compression JPEG issue d'un appareil photographique ou d'un scanner.

[0018] Avantageusement, la photographie est une image issue d'un flux vidéo, et compressée selon la norme de compression MPEG.

10 [0019] L'invention concerne encore l'utilisation du procédé ci-dessus pour la détection de la falsification d'une zone d'une photographie.

[0020] 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.

[0021] L'invention concerne encore l'utilisation du procédé ci-dessus dans la recherche de preuves à partir d'une image compromettante.

15 [0022] 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 [0023] 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 la chaîne des traitements post-acquisition utilisée dans les appareils photographique numériques ;
- 25 - la figure 3 montre les paramètres (c, d) estimés des images JPEG issus de l'appareil photo Canon Ixus 70 avec différents réglages de l'appareil ;
- la figure 4 montre les paramètres (c,d) estimés des images JPEG issus de différents appareils du même modèle Canon Ixus 70;
- la figure 5 montre les paramètres (c,d) estimés des images JPEG issus de
- 30 différents modèles d'appareils photographiques;

- la figure 6 illustre le diagramme de dispersion de l'espérance et la variance des pixels à partir des images JPEG issues des appareils photos Nikon D70 et Nikon D200;
- la figure 7 montre la distribution empirique des résidus Z dans un segment comparée à la distribution Gaussienne théorique;
- la figure 8 montre les performances de détection des tests proposés pour 50 et 100 pixels extraits aléatoirement à partir d'images JPEG, simulées avec un facteur de qualité 100;
- la figure 9 montre les performances de détection du test proposé (GLRT) pour 100 pixels extraits aléatoirement à partir des images JPEG, simulées avec des facteurs de qualité différents;
- la figure 10 montre les performances de détection du GLRT pour 50 et 100 pixels extraits aléatoirement à partir des images JPEG d'un appareil Nikon D70 et d'un appareil Nikon D200;
- la figure 11 illustre la comparaison entre la probabilité théorique de fausse alarme (FAP) et le FAP empirique, tracée en fonction du seuil de décision t ;
- la Table 1 illustre l'estimation des paramètres sur des images de synthèses;
- la Table 2 illustre les modèles des appareils de photos utilisés pour les expériences.

[0024] 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

[0025] La figure 1 représente un système 1 pour déterminer l'identification d'un appareil photographique. La référence 1 indique le système et la référence 2 l'appareil photographique qui a pris une photographie 3.

[0026] C'est à partir de cette photographie 3 que le système 1 va déterminer le modèle d'appareil photographique qui a pris 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'une image compressée apte au traitement qui va suivre. Les formats de type JPEG ou TIFF (*format* de fichier pour les images numériques) sont des formats aptes à ce traitement. Par format de type JPEG, on entend un fichier d'image, compressée selon la norme JPEG. L'image

compressée est issu des appareils d'acquisition de photographie telle qu'un appareil photographique ou un scanner.

[0027] 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 accueillir les données de la photographie 3. Ces données sont traitées par un dispositif de traitement 12 qui met en œuvre un traitement qui sera explicité ci-dessous. Un dispositif d'exécution de tests d'hypothèse statistique sur la répartition des pixels et un dispositif d'analyse statistique 14 fournira une indication sur l'identification du modèle d'appareil photographique à l'origine de ladite photographie.

[0028] Selon le procédé conforme à l'invention, à la première étape, la 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 qui, par souci de clarté, sera $Z = z_i$ avec $1 \leq i \leq L$ correspondant à la valeur des composantes de la matrice suivant un ordre de lecture lexicographique. Pour les images en couleurs, trois couleurs distinctes sont usuellement utilisées: le rouge, le vert et le bleu. Dans ce cas, une image est assimilable à 3 matrices distinctes, une matrice par canal de couleurs : $Z = z_i^k$ avec $1 \leq k \leq 3$

[0029] 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 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).

[0030] Le bruit présent dans les photographies numériques, présente la propriété d'être hétéroscédastique : Les propriétés stochastiques (aléatoires) de bruit ne sont pas constantes sur l'ensemble des pixels de l'image.

[0031] 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.

[0032] La figure 2 illustre l'ensemble de la chaîne des traitements post-acquisition dans des appareils photographiques numériques. 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 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.

[0033] Dans la demande de brevet référence [21], les paramètres (a,b) ont été exploités pour identifier de façon passive un modèle d'appareil photographique, où a et b sont deux paramètres caractéristiques d'un d'appareil photographique. Cette méthode est basée sur l'hétéroscédasticité du 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 corrompant l'image RAW lors de sa capture, mais avant traitements post-acquisition, donne la variance du bruit comme une fonction linéaire de l'espérance mathématique des pixels et répond à la relation suivante:

$$y_i \sim \mathcal{N}(\mu_{y_i}, a\mu_{y_i} + b)$$

(1) où y_i est le bruit du pixel

RAW, i est l'indice de pixel, et, μ_x , et σ_x^2 désignent respectivement l'espérance et la variance mathématique d'une variable aléatoire x . 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. Or, pour un appareil photographique, ceci n'est pas crucial car il n'y a pas beaucoup de sensibilité ISO et un petit nombre d'images est suffisant pour estimer les paramètres de référence (a, b) pour chaque sensibilité ISO. Par conséquent, 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 paramètre de correction gamma).

[0034] 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 dématricage, l'équilibrage des blancs, et la correction gamma. Pour étendre le procédé référencé dans [21] aux images TIFF, supposons que l'effet de l'algorithme de dématricage et d'équilibrage des blancs soit négligeable sur la relation hétéroscédastique de l'espérance et de la variance du pixel :

$$\sigma_{y_i}^2 = c\mu_{y_i} + d \quad (2)$$

où y_i pour simplifier les notations est référencé au pixel blanc équilibré. Les paramètres (c, d), dans l'équation (2), diffèrent des paramètres (a, b) de l'équation (1) en raison des opérations de dématricage et d'équilibrage des blancs. Néanmoins, la relation entre l'espérance et la variance du pixel blanc équilibré reste linéaire. Par souci de simplification, l'indice de canal de couleur est omis et la correction gamma est définie par la transformation, appliquée d'élément par élément, suivante :

$$z_i = y_i^{\frac{1}{\gamma}} = (\mu_{y_i} + \eta_{y_i})^{\frac{1}{\gamma}} = \mu_{y_i}^{\frac{1}{\gamma}} \left(1 + \frac{\eta_{y_i}}{\mu_{y_i}}\right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (3)$$

dans cette relation γ est le paramètre de correction (typiquement, $\gamma = 2.2$) et η_{y_i} est un signal de moyenne nulle, correspondant au bruit Gaussien d'acquisition, après dématricage et équilibrage des blancs. Le premier ordre du développement en série de Taylor de $(1 + x)^{(1/\gamma)}$ pour $x = 0$ conduit à:

$$\begin{aligned} z_i &= \mu_{y_i}^{\frac{1}{\gamma}} + \frac{1}{\gamma} \mu_{y_i}^{\frac{1}{\gamma}-1} \eta_{y_i} + o\left(\frac{\eta_{y_i}}{\mu_{y_i}}\right) \\ &\approx \mu_{z_i} + \frac{1}{\gamma} \mu_{z_i}^{1-\gamma} \eta_{y_i} \end{aligned} \quad (4)$$

[0035] où $\mu_{z_i} = \mu_{y_i}^{\frac{1}{\gamma}}$ est l'espérance du pixel après application de la correction gamma, dont la valeur est notée " z_i ". En prenant l'espérance et la variance sur les deux côtés de l'équation (4) , nous obtenons :

$$\sigma_{z_i}^2 = \frac{1}{\gamma^2} \mu_{z_i}^{2-2\gamma} \sigma_{\eta_{y_i}}^2 = \frac{1}{\gamma^2} \mu_{z_i}^{2-2\gamma} (c\mu_{z_i}^{\gamma} + d) \quad (5)$$

5 En outre , l'image gamma corrigée subit la quantification Q_{Δ} avec Δ le pas de la quantification fixé par l'appareil photographique. Avec les hypothèses du document [22], la quantification du bruit peut être modélisée par un bruit additif qui est uniformément réparti et non corrélé avec le signal d'entrée. En tenant compte de la variance de la quantification du bruit, on obtient le modèle généralisé du bruit dans
10 une photographie sous la forme d'une image compressée:

$$\sigma_{z_i}^2 = \frac{1}{\gamma^2} \mu_{z_i}^{2-2\gamma} (c\mu_{z_i}^{\gamma} + d) + \frac{\Delta^2}{12} \quad (6)$$

où z_i désigne un pixel de l'image de format TIFF final. Pour simplifier, supposons que le pas de la quantification est unitaire, c'est à dire $\Delta= 1$. Maintenant, on note la relation (6) ci-dessus par la fonction $f(\cdot)$: $\sigma_{z_i}^2 = f(\mu_{z_i} | c, d, \gamma)$. Ce modèle, défini par
15 l'équation (6), sera exploité pour l'identification d'un modèle d'appareil photographique. Par ailleurs, ce modèle du bruit généralisé est plus précis par rapport au modèle du bruit non-linéaire utilisé dans les documents référencés en [23], [24].

[0036] Par ailleurs, la compression JPEG est une opération clé de post-traitement qui
20 est couramment mise en œuvre dans un appareil photo numérique. Les distorsions causées par la compression peuvent interférer sur l'estimation des paramètres. Par conséquent, il est souhaitable d'évaluer l'exactitude de l'estimation avec différents facteurs de qualité. La table 1 montre la moyenne et l'écart-type des paramètres estimés pour les images TIFF non compressées et pour les images JPEG
25 compressées, avec les facteurs de qualité {70, 80, 90}. Les paramètres (c, d, γ) utilisés pour générer des images de synthèse sont estimés à partir des images JPEG compressée avec des appareils Nikon D70 et Nikon D200.

[0037] La Figure 6 illustre le modèle du bruit généralisé (6) des photographies sous la forme d'images JPEG compressée issues des appareils Nikon D70 et Nikon D200. Les images sont extraites de la base de données d'image Dresden [25]. On utilise aussi des images de référence de base de données TID2008 [26] qui couvrent les différentes scènes imagées pour générer des images de synthèse, compressées avec *imagemagick*. La présente invention ne traite que des images JPEG avec des facteurs de qualité typiquement supérieurs à 60.

[0038] Pour le problème d'identification du modèle de l'appareil photographique, il est nécessaire d'évaluer la variabilité des paramètres (c, d) de l'appareil photographique pour les différents réglages de l'appareil et les différents dispositifs par modèle d'appareil, et de vérifier leur discriminabilité pour différents modèles d'appareils photo.

[0039] La Figure 3 représente les paramètres (c, d) estimés à partir des images JPEG d'un appareil photo Canon Ixus 70 obtenues avec différents réglages de l'appareil, à savoir ISO 80 et ISO 200.

[0040] La Figure 4 illustre la stabilité des paramètres estimés pour différentes instances du même modèle d'appareil photographique Canon Ixus 70 ; les réglages en termes de sensibilités ISO étant différents pour les photographies considérées.

[0041] La Figure 5 illustre la discriminabilité des paramètres pour différents modèles d'appareils photographiques. Notons que les paramètres (c, d) sont invariants de la scène d'image et de l'appareil photographique. Ils sont robustes pour le procédé post-acquisition non- linéaire et discriminatoires pour différents modèles d'appareils photo. Ces paramètres peuvent être exploités comme empreintes digitales unique pour identifier les modèles d'appareils photographiques.

[0042] La troisième étape du procédé selon l'invention concerne l'estimation des paramètres du modèle de bruit à partir d'une image non-compressée ayant été sujette à l'ensemble des traitements post-acquisition ou à partir d'une image compressée au format JPEG. Le modèle du bruit généralisé de la relation (6) est non linéaire, ce qui provoque une difficulté pour estimer les paramètres du modèle. Lorsque le paramètre correction gamma est connu à l'avance, une approche évidente est d'inverser ce paramètre de correction gamma pour obtenir de nouveau

l'hétéroscédastité du modèle de bruit (2) puis d'effectuer des moindres carrés pondérée (WLS), approche proposée dans [21]. Mais, cette approche conduit à de nombreux problèmes dans la pratique voir référence [27]. Tout d'abord, parce que le paramètre correction gamma ne peut pas être connu à l'avance car il est déterminé expérimentalement en passant une cible de calibrage avec une gamme complète de luminance connue, mais, un tel calibrage n'est pas disponible dans la pratique. Un autre procédé pour estimer le facteur correction gamma sans information de calibrage ou de connaissances de dispositif d'imagerie a été proposé dans la référence [28]. Cependant, la stabilité de ce procédé sur une grande base de données d'images réelles est encore remise en question. En second lieu, même lorsque la valeur du facteur correction gamma est exactement connue, l'effet de la quantification du bruit Q_{Δ} rend l'inversion de la correction gamma dans une mauvaise condition. Enfin, cette inversion non linéaire introduit une information spatiale indésirable dans le signal, ce qui empêche d'obtenir une bonne estimation des paramètres.

[0043] Le but de l'invention est de donner une méthodologie pour estimer les paramètres du modèle qui fonctionne directement sur le modèle du bruit généralisée non- linéaire (6).

[0044] Par ailleurs, l'estimation des paramètres du modèle du bruit peut être effectuée à partir d'une ou plusieurs images. On se concentre ici sur l'estimation automatique des paramètres de bruit à partir d'une seule image. En effet, les nombreuses méthodes présentées dans les documents [21], [23], [24], [29], concernant l'estimation des paramètres du bruit, s'appuient sur des mesures de base similaires mais différentes dans les détails. Dans ces documents, la variance du bruit est représentée en fonction du contenu de l'image. Les méthodologies commencent à partir de l'obtention locale de la variance du bruit et le contenu de l'image estimée, en effectuant la courbe d'ajustement du diagramme de dispersion, basée sur la connaissance préalable de modèle du bruit. Ces techniques existantes comportent deux difficultés principales: - l'influence du contenu de l'image et - la corrélation spatiale du bruit dans les images. En fait, les régions homogènes, où les moyennes et les variances locales sont estimées, sont obtenues en effectuant une détection de bord (contour) et une segmentation d'image. Cependant, dans ces régions

homogènes, l'exactitude de ces estimations locales pourrait être contaminée en raison de la présence de valeurs aberrantes (textures, les détails et les bords). En outre, en raison de la corrélation spatiale, les estimations locales de la variance du bruit sont généralement surestimées. Dans l'ensemble, les deux difficultés peuvent se traduire par l'imprécision de l'estimation des paramètres du bruit.

[0045] La méthode de la présente invention se fonde également sur des mesures telles que la segmentation d'une image, la détection de bord, l'étude d'un cas isolé de courbe de l'ajustement du diagramme de dispersion. Cette méthode permet d'estimer les paramètres du modèle sans nécessiter aucune connaissance préalable du type de bruit. Une première étape de prétraitement, qui consiste en un partitionnement en 64 sous-images, précède l'estimation afin d'éviter l'effet de l'algorithme de compression JPEG, qui fonctionne séparément sur chacun des blocs d'une taille constante de 8 x 8 pixels, ainsi que la corrélation spatiale entre les pixels dans une image compressée. On suppose que la corrélation spatiale entre les pixels de chaque sous-image est négligeable de sorte que les pixels sont supposés indépendants. Cette étape de prétraitement peut permettre de fournir des estimations de paramètres régionaux plus précis dans les régions d'image homogène.

[0046] Dans la deuxième étape on procède à la détection des contours et à la segmentation d'images. Considérons une image JPEG Z , pour améliorer la précision de la segmentation, nous effectuons une estimation de la structure de l'image en utilisant un filtre de débruitage $\mathcal{D} : Z^{\text{app}} = \mathcal{D} (Z)$ où Z^{app} est une structure d'image approximative . L'image résiduelle Z^{res} est la différence entre l'image bruitée Z et l'image débruitée Z^{app} . Ladite image résiduelle Z^{res} est considérée en tant que structure du bruit, et sera en outre utilisée pour estimer les variances du bruit local. Le filtre de débruitage \mathcal{D} utilisé est à base d'ondelettes, en raison de sa précision relative et de son efficacité de calcul, voir les références (voir [12], [30]). L'image Z , par conséquent, Z^{app} et Z^{res} , sont agencés en 64 vecteurs de pixels $z_L = (z_{L,1}, \dots, z_{L,N})$, où $L \in \{ 1, \dots, 64 \}$ est l'emplacement de l'indice dans la grille de 8 x 8 pixels et N est le numéro ou indice de blocs. Par conséquent, le vecteur z_k contient tous les pixels au même emplacement de la grille 8 x 8 et les pixels $(z_{1,B}, \dots, z_{64,B})$ sont dans le même bloc \mathcal{B} .

[0047] Pour la détection des contours, au lieu d'identifier des pixels pour lesquels une discontinuité locale existe, on vise plutôt à identifier si un bloc de 8 x 8 est homogène ou bien s'il contient un contour ou une discontinuité. La détection des blocs homogènes est aussi cruciale parce que l'estimation des paramètres du modèle du bruit généralisé ci-dessus repose sur eux. À cette fin, nous calculons l'écart type de chaque bloc et le comparons à l'écart type global. Pour calculer l'écart type de chaque bloc, on utilise la médiane de la valeur absolue à la moyenne (MAD) qui est considérée comme une estimation robuste de l'écart type. De plus, pour atténuer la corrélation spatiale entre les pixels de chaque bloc, la transformée en cosinus discrète (DCT), qui est considérée comme une transformation sous-optimale offrant une bonne décorrélation, est utilisée pour le calcul de l'écart type.

[0048] Par conséquent, l'estimation de l'écart type de chaque bloc \mathcal{B} est donnée par

$$\hat{s}_B = \text{MAD}\left(\text{DCT}(z_{1,B}^{\text{app}}, \dots, z_{64,B}^{\text{app}})\right) \quad (7)$$

[0049] L'image débruitée Z^{app} est employée à la place de l'image bruitée Z parce que le bruit peut contaminer gravement le calcul de l'écart type. En outre, seuls 63 coefficients AC sont utilisés dans la relation (7). Le coefficient DC est exclu. L'écart type global est simplement calculé comme la médiane de la valeur absolue à la moyenne (MAD) de tous les pixels résiduels Z_i^{res}

$$\hat{s} = \text{MAD}(Z^{\text{res}}) \quad (8)$$

Or, si un contour perturbe un bloc de 8 x 8, l'écart type local \hat{S}_B serait élevé. Nous utilisons l'écart type global \hat{s} comme un seuil adaptatif. Par conséquent, l'ensemble des blocs homogènes est défini par :

$$\mathcal{S} = \{1 \leq B \leq N : \hat{s}_B \leq \hat{s}\} \quad (9)$$

Certains contours faibles peuvent ne pas être détectés avec ce procédé. Par conséquent, on propose de trier l'écart type standard estimé, \hat{S}_B , des blocs sélectionnés ci-dessus, dans l'ordre décroissant et de choisir 80 % du nombre de blocs pour les opérations ultérieures. Les autres blocs sont exclus de l'ensemble \mathcal{S} .

Après la détection des blocs homogènes, l'image est divisée en K segments ne se chevauchant pas. La structure approximative de l'image est utilisée pour la segmentation. L'idée est que les pixels dont la valeur débruitée prend le même niveau de gris sont indépendants et identiquement distribués. En outre, pour éviter l'effet de la compression JPEG, nous utilisons seulement une sous-image, c'est à dire un vecteur Z_L . En fait, la quantification du bruit introduite dans le domaine DCT n'est pas spatialement invariante et la quantification d'erreur est plus élevée pour les pixels près des frontières de blocs. Par conséquent, on choisit la sous-image, z_L correspondant à l'emplacement (4, 4) de la grille. Chaque segment S_k avec, $k \in \{1, \dots, K\}$ est défini par:

$$S_k = \left\{ z_{L,B} : z_{L,B}^{\text{app}} \in \left[u_k - \frac{\Delta_k}{2}, u_k + \frac{\Delta_k}{2} \right], B \in \mathcal{S} \right\} \quad (10)$$

[0050] En d'autres termes, la plage dynamique de l'image est uniformément divisée en K intervalles de longueur Δ_k . Le nombre de segments K utilisé est réglé sur le nombre de niveaux de quantification, par exemple $K = 2^8$ pour une quantification sur 8 bits, et $\Delta_k = 1$. Il convient de noter que le filtre de débruitage estime les intensités des pixels débruités sur la base de l'information locale autour de chaque pixel. Ainsi, le filtre de débruitage crée une corrélation artificielle entre les pixels débruités, ce qui entrave l'estimation de la variance du bruit dans chaque segment. L'utilisation d'une sous-image diminue également l'effet provoqué par le filtre de débruitage. Par conséquent, les pixels dans chaque segment S_k sont supposés être indépendants et identiquement distribués. Par souci de clarté, le pixel de chaque segment S_k est maintenant noté ; $z_{k,i}$, $i = \{1, \dots, n_k\}$ où n_k est le nombre de pixels dans le segment S_k . De manière analogue, $z_{k,i}^{\text{app}}$ et $z_{k,i}^{\text{res}}$ désignent respectivement sa valeur débruitée et sa valeur résiduelle.

[0051] Par conséquent, la moyenne locale et la variance locale de chaque segment sont donnés par :

$$\hat{\mu}_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} z_{k,i}^{\text{app}} \quad (11)$$

$$\hat{\sigma}_k^2 = \frac{1}{n_k - 1} \sum_{i=1}^{n_k} (z_{k,i}^{\text{res}} - \bar{z}_k^{\text{res}})^2 \quad \text{with} \quad \bar{z}_k^{\text{res}} = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} z_{k,i}^{\text{res}} \quad (12)$$

[0052] Puisque la moyenne locale ($\hat{\mu}_k$) est calculée comme la moyenne de toutes les valeurs débruitées de chaque segment, on suppose que sa variance est négligeable, i.e. la moyenne locale $\hat{\mu}_k$ est très proche de la vraie valeur μ_k : $\hat{\mu}_k \approx \mu_k$. Mais, la variance de ($\hat{\sigma}_k^2$) est plus cruciale et doit être traitée avec attention. Selon le théorème de la limite centrale de Lindeberg (ou « Central Limit Theorem », CLT) [31, théorème 11.2.5] , pour un très grand nombre de pixels n_k , la variance locale $\hat{\sigma}_k^2$ suit la distribution gaussienne

$$\hat{\sigma}_k^2 \sim \mathcal{N}(\sigma_k^2, d_k \sigma_k^4) \quad \text{with} \quad d_k = \frac{2}{n_k} \quad (13)$$

où $\hat{\sigma}_k^2 = f(\mu_k | c, d, \gamma)$ est la variance réelle à l'égard de μ_k .

[0053] L'approche par maximum de vraisemblance (ou « Maximum Likelihood », ML) est utilisée pour s'adapter au modèle paramétrique global $\hat{\sigma}_k^2 = f(\mu_k | c, d, \gamma)$, pour l'ensemble des points des couples $\{ \hat{\mu}_k ; \hat{\sigma}_k^2 \}_{k=1}^K$. Le logarithme de la fonction vraisemblance sur l'ensemble des K segments est donné par:

$$\mathcal{L} = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left[\log(2\pi d_k f^2(\hat{\mu}_k | c, d, \gamma)) + \frac{\hat{\sigma}_k^2 - f(\hat{\mu}_k | c, d, \gamma)}{d_k f^2(\hat{\mu}_k | c, d, \gamma)} \right] \quad (14)$$

En pratique, comme la vraie valeur de μ_k n'est pas connue, on remplace μ_k par $\hat{\mu}_k$ dans le logarithme de la fonction vraisemblance \mathcal{L} . Le maximum de vraisemblance (ML) des estimations de (c, d, γ) est obtenu en maximisant le logarithme de la fonction de vraisemblance \mathcal{L} :

$$(\hat{c}, \hat{d}, \hat{\gamma}) = \arg \max_{(c, d, \gamma)} \mathcal{L}(c, d, \gamma) \quad (15)$$

[0054] Pour résoudre le problème de la relation (15) on utilise la méthode de Nelder-Mead (voir référence [32]). Cette méthode nécessite un point de départ $(c_{ini}; d_{ini}; \gamma_{ini})$. En supposant $\gamma_{ini} = 1$, pour calculer $(c_{ini}; d_{ini})$ avec $\gamma_{ini} = 1$, nous prenons chaque paire

5 $(\hat{\mu}_{k1}, \hat{\sigma}_{k1}^2)$ et $(\hat{\mu}_{k2}, \hat{\sigma}_{k2}^2)$ et on résout le système de l'équation linéaire suivant:

$$\begin{cases} \hat{\sigma}_{k1}^2 &= f(\hat{\mu}_{k1} | c, d, \gamma_{ini}) \\ \hat{\sigma}_{k2}^2 &= f(\hat{\mu}_{k2} | c, d, \gamma_{ini}) \end{cases} \quad (16)$$

pour obtenir une solution $(c_{k1,k2}; d_{k1,k2})$. La valeur $(c_{ini}; d_{ini})$ est donnée par la moyenne de toutes les solutions possibles de $(c_{k1,k2}; d_{k1,k2})$. L'avantage de cette méthode est qu'il n'y a pas besoin de résoudre un système compliqué de dérivées

10 partielles avec trois paramètres. De toute évidence, il est difficile de garantir la convergence de la solution globale. Pour supprimer les valeurs aberrantes de K segments, on utilise la règle classique des trois-sigma (voir référence [33]). En fait, nous définissons un pixel moyen dans chaque segment S_k comme suivant:

$$\bar{z}_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} z_{k,i} \quad (17)$$

15 [0055] Comme les pixels $z_{k,i}$ de chaque segment S_k sont indépendants et identiquement distribués, d'après le théorème de la limite centrale de Lindeberg (CLT) [31, théorème 11.2.5], le pixel moyen (\bar{z}_k) suit la distribution gaussienne pour

$$\bar{z}_k \sim \mathcal{N}\left(\mu_k, \frac{\sigma_k^2}{n_k}\right) \quad (18)$$

n_k grand

[0056] En dessous de la normale, le pixel (\bar{z}_k) est considéré comme non aberrant si

20 la condition suivante est satisfaite: $|\bar{z}_k - \hat{\mu}_k| \leq 3\hat{\sigma}_k / \sqrt{n_k}$. Après suppression des valeurs aberrantes, tous les segments restants sont utilisés pour l'estimation des paramètres par maximum de vraisemblance (ML).

[0057] L'application de la théorie des tests d'hypothèses nécessite la connaissance de la distribution statistique d'un pixel. Même si l'image Z a subi les procédés de post-acquisition non-linéaires et la compression JPEG, pour simplifier l'étude de la répartition de pixel JPEG, nous ne travaillons que sur les blocs homogènes. D'après
5 la relation (4) ci-dessus, le pixel $z_{k,i}$ est réécrit comme suit:

$$z_{k,i} = \mu_k + \eta_{z_{k,i}} \quad (19)$$

où $\eta_{z_{k,i}}$ désigne le bruit après la compression JPEG. En fait, l'opération DCT utilisée dans le schéma de compression JPEG est une transformation linéaire qui peut approximativement décorrélérer l'image d'entrée. Par conséquent, le bruit $\eta_{z_{k,i}}$ du
10 domaine spatial dans l'image JPEG décompressée est une combinaison linéaire des variables aléatoires indépendantes distribuées. En vertu du théorème limite centrale de Lindeberg (CLT), on modélise la distribution marginale de $\eta_{z_{k,i}}$ par la distribution gaussienne de moyenne nulle. La variance du bruit $\eta_{z_{k,i}}$ dépend de l'espérance du pixel μ_k , et suit le modèle du bruit généralisé (6).

15 [0058] La figure 7 montre la distribution empirique des résidus $z_{k,i}^{res}$ dans un segment extrait d'une image JPEG naturelle, comparée à la distribution gaussienne théorique. La distribution gaussienne est suffisante pour modéliser un pixel en segments homogènes.

Formulation de test d'hypothèse

20 [0059] 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 trois paramètres $(c_j, d_j; \gamma_j)$. Dans un test d'hypothèse binaire, l'image Z inspectée est soit acquise par un modèle d'appareil photographique 0, ou bien par un modèle d'appareil photographique 1. L'objectif de test est de décider entre deux hypothèses
25 définies par : $\forall k \in \{1, \dots, K\}, \forall i \in \{1, \dots, n_k\}$

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0 = \left\{ z_{k,i} \sim \mathcal{N}(\mu_k, \sigma_{k,0}^2) \right\} \\ \mathcal{H}_1 = \left\{ z_{k,i} \sim \mathcal{N}(\mu_k, \sigma_{k,1}^2) \right\} \end{cases} \quad (20)$$

où $(\sigma_{k,j}^2 = f\{\mu_k \mid c_j, d_j; \gamma_j\})$ est la variance du bruit par rapport au paramètre d'image μ_k sous l'hypothèse \mathcal{H}_j . Comme expliqué précédemment, on met l'accent sur une garantie prescrite d'une probabilité de fausse alarme. Par conséquent, en définissant

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

la classe de tests avec une probabilité de fausse alarme supérieure délimitée par α_0 .

Ici $\mathbb{P}_{\mathcal{H}_j}(\mathbf{E})$ représente la probabilité de l'événement \mathbf{E} sous l'hypothèse \mathcal{H}_j avec $j \in \{0,1\}$, et la borne supérieure au dessus de θ doit être comprise comme l'ensemble des valeurs possibles pour les paramètres du modèle. Parmi tous les tests de la

10 classe \mathcal{K}_{α_0} , on vise à trouver un test δ qui maximise la fonction puissance, défini par la probabilité de détection correcte:

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

La relation (20) met en évidence trois difficultés fondamentales de l'identification du modèle de l'appareil photographique. Tout d'abord, même si tous les paramètres des modèles $(\mu_k, c_j, d_j, \gamma_j)$ sont connus, le test le plus puissant, à savoir le LRT, n'a jamais été étudié pour ce problème. La deuxième difficulté concerne les paramètres inconnus d'image μ_k en pratique. Enfin, les deux hypothèses \mathcal{H}_0 et \mathcal{H}_1 sont composites parce que les paramètres de l'appareil photo $(c_0; d_0; \gamma_0)$ et $(c_1, d_1; \gamma_1)$ sont inconnus.

20 [0060] Par souci de clarté, nous supposons que le paramètre de l'appareil photographique $(c_0; d_0; \gamma_0)$ est connu et nous résolvons seulement le problème dans lequel l'hypothèse alternative \mathcal{H}_1 est composite, autrement dit, les paramètres de l'appareil photographique $(c_1; d_1; \gamma_1)$ ne sont pas connus. Il est à noter qu'un test qui maximise la puissance de détection quelle qu'elle soit $(c_1, d_1; \gamma_1)$ 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 difficulté. En outre, il convient de souligner que le test GLRT traité avec des paramètres d'image inconnus, lorsque les paramètres de l'appareil photographique sont connus, peut être interprété comme un test d'hypothèse fermé où une image donnée est, soit acquise par le modèle d'appareil photographique 0, soit par le modèle d'appareil photographique 1. Tandis que, le test GLRT traité avec les paramètres de l'appareil photographique inconnu ($c_1, d_1 ; \gamma_1$) devient un test d'hypothèse ouverte dans lequel une image donnée est acquise par un modèle d'appareil photographique 0 ou non. 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.

Test du rapport de vraisemblance pour deux hypothèses simples.

[0061] 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 $\bar{\delta}$ qui résout le problème (20) est le test LRT proposé par la règle de décision suivante:

$$\delta(\mathbf{Z}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{if } \Lambda(\mathbf{Z}) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} \Lambda(z_k) < \tau \\ \mathcal{H}_1 & \text{if } \Lambda(\mathbf{Z}) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} \Lambda(z_k) \geq \tau \end{cases} \quad (21)$$

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

$$\mathbb{P}_{\mathcal{H}_0} \left[\Lambda(\mathbf{Z}) \geq \tau \right] = \alpha_0 \quad (22)$$

pour s'assurer que le LRT est dans la classe $\mathcal{K}\alpha_0$, le rapport de vraisemblance (LR) d'une d'observation z_k est défini par

$$\Lambda(z_{k,i}) = \frac{1}{2} \log \left(\frac{\sigma_{k,0}^2}{\sigma_{k,1}^2} \right) + \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\sigma_{k,0}^2} - \frac{1}{\sigma_{k,1}^2} \right) (z_{k,i} - \mu_k)^2 \quad (23)$$

[0062] Afin d'établir analytiquement la performance statistique du LRT, il est nécessaire de caractériser la distribution statistique du LR $\Lambda(\mathbf{Z})$ sous chaque hypothèse \mathcal{H}_j . Pour cela, nous appliquons le théorème de la limite centrale de Lindeberg (CLT) [31, théorème 11.2.5], qui nécessite de calculer la moyenne et la variance de $\Lambda(z_{k,i})$. A partir de l'équation (23), la moyenne et la variance de $\Lambda(z_{k,i})$ sous hypothèse \mathcal{H}_j sont données par

$$\mathbb{E}_{\mathcal{H}_j} \left[\Lambda(z_{k,i}) \right] = \frac{1}{2} \log \left(\frac{\sigma_{k,0}^2}{\sigma_{k,1}^2} \right) + \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\sigma_{k,0}^2} - \frac{1}{\sigma_{k,1}^2} \right) \sigma_{k,j}^2 \quad (24)$$

$$\text{Var}_{\mathcal{H}_j} \left[\Lambda(z_{k,i}) \right] = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\sigma_{k,0}^2} - \frac{1}{\sigma_{k,1}^2} \right)^2 \sigma_{k,j}^4 \quad (25)$$

et

où $\mathbb{E}_{\mathcal{H}_j}[\cdot]$ et $\text{Var}_{\mathcal{H}_j}[\cdot]$ désignent respectivement l'espérance et la variance mathématique sous l'hypothèse \mathcal{H}_j . Enfin, la distribution statistique du LR $\Lambda(\mathbf{Z})$ sous hypothèse \mathcal{H}_j est donné par

$$\Lambda(\mathbf{Z}) \xrightarrow{D} \mathcal{N}(m_j, v_j) \quad (26)$$

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

$$m_j = \sum_{k=1}^K \frac{n_k}{2} \left[\log \left(\frac{\sigma_{k,0}^2}{\sigma_{k,1}^2} \right) + \left(\frac{1}{\sigma_{k,0}^2} - \frac{1}{\sigma_{k,1}^2} \right) \sigma_{k,j}^2 \right] \quad (27)$$

$$v_j = \sum_{k=1}^K \frac{n_k}{2} \left(\frac{1}{\sigma_{k,0}^2} - \frac{1}{\sigma_{k,1}^2} \right)^2 \sigma_{k,j}^4 \quad (28)$$

15

Etant donné qu'une image 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 défini par

20

$$\Lambda^*(\mathbf{Z}) = \frac{\Lambda(\mathbf{Z}) - m_0}{\sqrt{v_0}} \quad (29)$$

En conséquence, le test correspondant δ^* est réécrit comme suit :

$$\delta^*(\mathbf{Z}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{if } \Lambda^*(\mathbf{Z}) < \tau^* \\ \mathcal{H}_1 & \text{if } \Lambda^*(\mathbf{Z}) \geq \tau^* \end{cases} \quad (30)$$

Le seuil de décision τ^* et la fonction puissance β_{δ^*} sont obtenus par les deux théorèmes suivants:

[0063] **Théorème 1.** En supposant que tous les paramètres du modèle $(\mu_k, c_j, d_j, \gamma_j)$, $k \in \{1, \dots, k\}$, $j \in \{0, 1\}$ sont exactement connus, pour un niveau de probabilité de fausse-alarme donné α_0 , le seuil de décision du test δ^* est donné par

$$\tau^* = \Phi^{-1}(1 - \alpha_0) \quad (31),$$

où $\Phi(\cdot)$ et $\Phi^{-1}(\cdot)$ désignent respectivement la fonction cumulative de distribution standard Gaussienne de la variable aléatoire et son inverse.

Ce seuil de décision garantit que la probabilité de fausse-alarme sera égale à α_0 , qui permet de décider que la photographie ne provient pas de l'appareil photographique 0 alors que c'est effectivement le cas.

Théorème 2 . La fonction puissance du test δ^* est donnée par :

$$\beta_{\delta^*} = 1 - \Phi\left(\frac{m_0 - m_1 + \tau^* \sqrt{v_0}}{\sqrt{v_1}}\right) \quad (32)$$

Le fait de normaliser le LR $\Lambda(\mathbf{Z})$, permet au test δ^* d'être applicable à n'importe quelle image compressée ou non-compressée, ayant été sujette à l'ensemble des traitements de la chaîne d'acquisition, car, le LR $\Lambda^*(\mathbf{Z})$ normalisé suit la distribution Gaussienne standard sous hypothèse \mathcal{H}_0 . La puissance de détection β_{δ^*} sert de borne supérieure d'un test statistique pour le problème de l'identification de l'appareil

photographique. Le test $\bar{\delta}^*$ permet de justifier d'un taux prescrit de fausse alarme et maximise aussi la probabilité de détection. Comme sa performance statistique est analytiquement établie, il peut fournir un résultat analytique prévisible pour toute probabilité de fausse alarme α_0 .

5 Test du rapport de vraisemblance généralisé

A. *Test du rapport de vraisemblance généralisé avec les paramètres inconnus de l'image.*

[0064] Le GLRT conçu dans ce paragraphe traite de la difficulté dans laquelle les paramètres μ_k de l'image sont inconnus en supposant que les paramètres de l'appareil photographique (c_0, d_0, γ_0) et (c_1, d_1, γ_1) sont connus, i.e. l'image inspectée \mathbf{Z} est soit acquise par le modèle d'appareil photographique 0 ou par le modèle de l'appareil photographique 1.

[0065] Comme le paramètre de l'image, μ_k , n'est pas connu, on remplace μ_k par $\hat{\mu}_k$ défini en (11). Comme décrit ci-dessus, la variance de $\hat{\mu}_k$ est négligeable. En outre, pour améliorer la performance du GLRT, nous retirons les pixels aberrants $z_{k,i}$ de chaque segment S_k en utilisant la règle classique des trois-sigma (voir référence [33]). Le pixel $z_{k,i}$ est considéré comme non-aberrant si la condition suivante est satisfaite : $(|z_{k,i}^{\text{res}}| \leq 3\hat{\sigma}_k)$. Cette étape est répétée itérativement pour obtenir de meilleures estimations de $\hat{\mu}_k$ et de $\hat{\sigma}_k^2$. En fait, ce procédé de retrait des valeurs aberrantes est également effectué dans l'estimation des paramètres du modèle d'appareil photographique. Après élimination des valeurs aberrantes, tous les pixels restants sont utilisés pour les tests proposés.

[0066] Le rapport de vraisemblance généralisé (GLR) $\hat{\Lambda}(z_{k,i})$ d'une observation $z_{k,i}$ est maintenant donné par :

$$\hat{\Lambda}_1(z_{k,i}) = \frac{1}{2} \log \left(\frac{\hat{\sigma}_{k,0}^2}{\hat{\sigma}_{k,1}^2} \right) + \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\hat{\sigma}_{k,0}^2} - \frac{1}{\hat{\sigma}_{k,1}^2} \right) (z_{k,i} - \hat{\mu}_k)^2 \quad (33).$$

où $\hat{\sigma}_{k,j}^2 = f(\hat{\mu}_k, c_j, d_j, \gamma_j)$. puisque la variance de $\hat{\mu}_k$ est négligeable, le **GLR**

$\hat{\Lambda}(\mathbf{Z}) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{n_k} \hat{\Lambda}(z_{k,i})$ suit aussi la distribution gaussienne avec la moyenne m_i et la variance v_i sous l'hypothèse \mathcal{H}_i

$$\hat{\Lambda}_1(\mathbf{Z}) \xrightarrow{D} \mathcal{N}(m_j, v_j) \quad (34)$$

Par conséquent, le GLRT $\hat{\delta}_1^*$ basé sur le GLR normalisé $\hat{\Lambda}_1^*(\mathbf{Z}) = \hat{\Lambda}(\mathbf{Z}) \hat{m}_0 / \sqrt{\hat{v}_0}$ est défini par:

$$\hat{\delta}_1^*(\mathbf{Z}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{if } \hat{\Lambda}_1^*(\mathbf{Z}) < \hat{\tau}_1^* \\ \mathcal{H}_1 & \text{if } \hat{\Lambda}_1^*(\mathbf{Z}) \geq \hat{\tau}_1^* \end{cases} \quad (35)$$

Ici, \hat{m}_0 et \hat{v}_0 sont respectivement les estimations de m_0 et v_0 par substitution de, μ_k par $\hat{\mu}_k$ dans les relations (27) et (28). Du théorème Slutsky (voir référence [31, théorème 11.2.11]), il résulte que le seuil de décision et la fonction puissance du test $\hat{\delta}_1^*$ sont asymptotiquement donnés par les théorèmes 1 et 2 respectivement.

Test du rapport de vraisemblance généralisé avec les paramètres d'image et les paramètres de l'appareil photographique inconnus.

[0067] Lorsque les paramètres de l'appareil photographique 1, à savoir (c_1, d_1, γ_1) , ne sont pas connus, l'hypothèse \mathcal{H}_1 devient composite. Le GLRT conçu en ce paragraphe vise à vérifier si l'image inspectée est acquise par le modèle de l'appareil photographique 0 ou par un autre modèle de l'appareil photographique 1 inconnu et dont les paramètres peuvent prendre des valeurs quelconques. Avant de concevoir le GLRT, nous effectuons l'estimation de maximum de vraisemblance (ML) des paramètres de l'appareil photographique sur l'image inspectée \mathbf{Z} ; (voir ci-dessus). En outre, au lieu d'estimer trois paramètres simultanément, on met $\gamma_1 = \gamma_0$ et on réduit le problème de maximisation de la relation (15) à un problème à deux paramètres. Soit $(\hat{c}_1; \hat{d}_1)$ la solution de ce problème de maximisation, en mettant $\gamma_1 = \gamma_0$, nous nous attendons à ce que l'image inspectée \mathbf{Z} soit prise par le modèle de l'appareil photographique 0. Si l'image \mathbf{Z} est prise par le modèle d'appareil photographique 0, les paramètres $(\hat{c}_1; \hat{d}_1)$ sont dans le voisinage de $(c_0; d_0)$. Les estimations de maximum de vraisemblance ML $(\hat{c}_1; \hat{d}_1)$ convergent asymptotiquement vers leur

valeur exacte : $\hat{c}_1 \xrightarrow{P} c_1$ et $\hat{d}_1 \xrightarrow{P} d_1$. Les paramètres (c_1, d_1, γ_1) caractériseraient un modèle d'appareil photographique inconnu. En outre, les estimations maximum de vraisemblance (ML) $(\hat{c}_1; \hat{d}_1)$ présentent une certaine variabilité. Notons $(\sigma_{c_1}^2, \sigma_{d_1}^2, \sigma_{c_1, d_1})$ respectivement la variance de \hat{c}_1 , la variance de \hat{d}_1 et la covariance entre \hat{c}_1 et \hat{d}_1 .

[0068] Le $\mathbf{GLR} \hat{\Lambda}_2(z_{k,i})$ d'une observation $z_{k,i}$ est maintenant donné par :

$$\begin{aligned} \hat{\Lambda}_2(z_{k,i}) &= \frac{1}{2} \log \frac{f(\hat{\mu}_k | c_0, d_0, \gamma_0)}{f(\hat{\mu}_k | \hat{c}_1, \hat{d}_1, \gamma_1)} \\ &+ \frac{f(\hat{\mu}_k | \hat{c}_1, \hat{d}_1, \gamma_1) - f(\hat{\mu}_k | c_0, d_0, \gamma_0)}{2f(\hat{\mu}_k | \hat{c}_1, \hat{d}_1, \gamma_1)f(\hat{\mu}_k | c_0, d_0, \gamma_0)} (z_{k,i} - \hat{\mu}_k)^2 \end{aligned} \quad (36)$$

D'après le théorème de Slutsky [31, théorème 11.2.11], l'espérance mathématique asymptotique du $\mathbf{GLR} \hat{\Lambda}_2(\mathbf{Z}) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{n_k} \hat{\Lambda}_2(z_{k,i})$ sous l'hypothèse \mathcal{H}_j reste inchangée. Tandis que la variance asymptotique du $\mathbf{GLR} \hat{\Lambda}_2(\mathbf{Z})$ est nécessaire pour tenir compte de la variabilité de $(\hat{c}_1; \hat{d}_1)$. En se basant sur la méthode de Delta, voir référence [34], on obtient la variance asymptotique du $\mathbf{GLR} \hat{\Lambda}_2(z_{k,i})$:

$$\begin{aligned} \text{Var}_{\mathcal{H}_j} [\hat{\Lambda}_2(z_{k,i})] &= \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\sigma_{k,0}^2} - \frac{1}{\sigma_{k,1}^2} \right)^2 \sigma_{k,j}^4 \\ &+ \frac{1}{4} \frac{\text{Var}[f(\hat{\mu}_k | \hat{c}_1, \hat{d}_1, \gamma_1)]}{\sigma_{k,1}^4} \\ &+ \frac{3}{4} \frac{\text{Var}[f(\hat{\mu}_k | \hat{c}_1, \hat{d}_1, \gamma_1)]}{\sigma_{k,1}^8} \sigma_{k,j}^4 \end{aligned} \quad (37)$$

15 où la variance $\text{Var}[f(\hat{\mu}_k | \hat{c}_1; \hat{d}_1, \gamma_1)]$ est donnée par

$$\begin{aligned} \text{Var}[f(\hat{\mu}_k | \hat{c}_1, \hat{d}_1, \gamma_1)] &= \frac{\mu_k^{4-2\gamma_1}}{\gamma_1^4} \sigma_{c_1}^2 + \frac{\mu_k^{4-4\gamma_1}}{\gamma_1^4} \sigma_{d_1}^2 \\ &+ 2 \frac{\mu_k^{4-3\gamma_1}}{\gamma_1^4} \sigma_{c_1 d_1} \end{aligned} \quad (38)$$

[0069] Le deuxième et les derniers termes de la relation (37) tiennent compte de la variabilité de $(\hat{c}_1; \hat{d}_1)$ et de la variance du $\mathbf{GLR} \hat{\Lambda}_2(z_{k,i})$.

[0070] Par conséquent, la variance asymptotique du $\mathbf{GLR} \hat{\Lambda}_2(\mathbf{Z})$ est simplement la somme de tous les $\hat{\Lambda}_2(z_{k,i})$

$$\tilde{v}_j = \text{Var}_{\mathcal{H}_j} [\hat{\Lambda}_2(\mathbf{Z})] = \sum_{k=1}^K n_k \text{Var}_{\mathcal{H}_j} [\hat{\Lambda}_2(z_{k,i})] \quad (39)$$

5

De même, en vertu du théorème de la limite centrale de Lindeberg (CLT), le $\mathbf{GLR} \hat{\Lambda}_2(\mathbf{Z})$ suit la distribution gaussienne sous l'hypothèse \mathcal{H}_j

$$\hat{\Lambda}_2(\mathbf{Z}) \xrightarrow{D} \mathcal{N}(m_j, \tilde{v}_j) \quad (40)$$

Ceci permet de concevoir le $\mathbf{GLRT} \hat{\delta}_2^*$ sur la base du $\mathbf{GLR} \hat{\Lambda}_2^*(\mathbf{Z}) = \hat{\Lambda}_2(\mathbf{Z}) - \hat{m}_0 / \sqrt{\hat{v}_0}$ normalisé

10

$$\hat{\delta}_2^*(\mathbf{Z}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{if } \hat{\Lambda}_2^*(\mathbf{Z}) < \hat{\tau}_2^* \\ \mathcal{H}_1 & \text{if } \hat{\Lambda}_2^*(\mathbf{Z}) \geq \hat{\tau}_2^* \end{cases} \quad (41)$$

où \hat{m}_0 et \hat{v}_0 sont obtenus en remplaçant $\hat{\mu}_k, c_1; d_1$ par $\hat{\mu}_k, \hat{c}_1; \hat{d}_1$ respectivement. Le seuil de décision et la fonction puissance du $\mathbf{GLRT} \hat{\delta}_2^*$ sont donnés par les deux théorèmes suivants.

15 [0071] **Théorème 3.** Lorsque l'image inspectée \mathbf{Z} est acquise par le modèle de l'appareil photographique 0, caractérisé par les paramètres $(c_0; d_0; \gamma_0)$, pour un niveau de probabilité de fausse-alarme donné α_0 , le seuil de décision du $\mathbf{GLRT} \hat{\delta}_2^*$ est donné par:

$$\hat{\tau}_2^* = \Phi^{-1}(1 - \alpha_0) \quad (42)$$

[0072] Ce seuil de décision garantit que la probabilité de fausse-alarme sera égale à α_0 , ce qui permet de décider que la photographie ne provient pas de l'appareil photographique 0 alors que c'est effectivement le cas.

[0073] **Théorème 4** La fonction puissance du **GLRT** $\hat{\delta}_2^*$ est donnée par

$$\beta_{\hat{\delta}_2^*} = 1 - \Phi \left(\frac{m_0 - m_1 + \hat{\tau}_2^* \sqrt{\tilde{v}_0}}{\sqrt{\tilde{v}_1}} \right) \quad (43).$$

5

VI . Expériences numériques

[0074] La performance de détection des tests proposés est d'abord réalisée théoriquement sur une base de données de simulation. Les modèles d'appareils photographique 0 et 1 sont respectivement caractérisés par $(c_0 ; d_0 ; \gamma_0) = (-0.0012 , 0.11 , 0.8)$ et $(c_1 ; d_1 ; \gamma_0) = (-0.0025 , 0.20 , 0.85)$. Ces paramètres correspondent respectivement aux modèles d'appareil photo Nikon D70 et Nikon D200 dans la base de données d'image Dresden (cf. [25], voir Fig. 6). Les paramètres de l'appareil photographiques sont utilisés pour générer aléatoirement 5000 images pour le modèle de l'appareil photo 0 et 5000 images pour le modèle de l'appareil photographique 1 qui sont compressés avec différents facteurs de qualité. Les résultats sont présentés dans les Figures 8 et 9 respectivement pour un nombre distincts de pixels choisi aléatoirement dans l'image (Figure 8) et pour différents facteurs de qualité (Figure 9).

[0075] En outre, la mise en oeuvre du **GLRT** $\hat{\delta}_2^*$ exige de connaître la matrice de covariance des estimations de maximum de vraisemblance (ML) $(\hat{c}_1 ; \hat{d}_1)$. Toutefois, les estimations de maximum de vraisemblance ML $(\hat{c}_1 ; \hat{d}_1)$ sont données numériquement, ce qui entraîne une difficulté pour définir la matrice de covariance. Pour simplifier ce problème, nous estimons $(\hat{c} ; \hat{d})$ sur chaque image à partir de $M = 50$ images qui sont prises par le modèle de l'appareil photographique 0. Ensuite, nous estimons la matrice de covariance des M précédents couples $(\hat{c} ; \hat{d})$. Très exactement, c'est la matrice de covariance qui caractérise la variabilité de $(c_0 ; d_0)$ dans la pratique. Par la mise en oeuvre du **GLRT** $\hat{\delta}_2^*$, nous nous attendons à ce que les paramètres $(\hat{c}_1 ; \hat{d}_1)$ tombent dans le voisinage de $(c_0 ; d_0)$, à savoir que l'image inspectée \mathbf{Z} est acquise par le modèle d'appareil photographique 0. Cela

25

nous amène à exploiter cette matrice de covariance dans la mise en œuvre du **GLRT** $\hat{\delta}^*_2$. Cette étape est également réalisée dans le test avec les images réelles.

[0076] La figure 8 représente la performance de détection des tests proposés pour différents nombres de pixels. La probabilité de détection correcte β_δ de chaque test est représentée en fonction de la probabilité de fausse alarme α_0 (courbes de « caractéristique opérationnelle de réception » ou COR). La très faible perte de puissance entre le LRT δ^* et le GLRT $\hat{\delta}^*_1$ met en évidence la précision de l'algorithme d'estimation proposé. En outre, on voit sur cette figure 8 que la perte de puissance entre le GLRT $\hat{\delta}^*_1$ et le GLRT $\hat{\delta}^*_2$ diminue lorsque le nombre de pixels augmente. Pour seulement 50 pixels, il n'existe pas de statistiques suffisantes pour la convergence suivant le théorème de la limite centrale de Lindeberg (CLT).

[0077] La figure 9 montre les performances de détection du GLRT $\hat{\delta}^*_2$ pour différents facteurs de qualité. Comme prévu, la probabilité de détection correcte β_δ décroît avec la diminution du facteur de qualité. En fait, le fait de sélectionner de façon aléatoire un certain nombre de pixels (i.e. 50 et 100 pixels) pour les tests proposés permet une meilleure visibilité puisque leur fonction puissance est parfaite, par exemple, pour différents facteurs de qualité de seulement 500 pixels, $\beta_\delta = 1$. Contrairement aux méthodes qui exploitent tous les pixels, la méthode proposée dans la présente invention ne nécessite qu'un petit nombre de pixels pour réaliser une performance de détection parfaite.

[0078] Il est important de rappeler que les tests **GLRTs** proposés sont conçus dans le cadre de la théorie des tests d'hypothèse où les paramètres de l'appareil photographique de référence ($c_0 ; d_0 ; \gamma_0$) sous l'hypothèse \mathcal{H}_0 sont supposés être connus à l'avance. Par conséquent, ces paramètres doivent être définis avec précision dans la pratique. Pour cela, nous utilisons $M = 50$ images et on extrait les paramètres (c, d, γ) à partir de chaque image. Le paramètre de référence γ_0 est calculé comme la moyenne des M valeurs de gamma estimées. Ensuite, nous ré-estimons les paramètres (c, d) dans chaque image en mettant le paramètre γ à la moyenne γ_0 . Le problème de maximisation de la relation (15) avec trois paramètres réduit de nouveau à une relation avec deux paramètres. La variabilité des paramètres (c, d) peut être également diminuée. Les paramètres de référence ($c_0,$

d_0) sont finalement obtenus en faisant la moyenne des précédentes estimations (c,d). Evidemment, l'utilisation d'un nombre plus important d'images permet d'obtenir une meilleure estimation, mais il est aussi moins réaliste. Le nombre de 50 images est un bon compromis.

5 [0079] Pour mettre en évidence la pertinence des tests GLRTs proposés, deux modèles d'appareils photographique, Nikon D70 et Nikon D200 de la base de données d'image Dresden [25], sont choisis pour mener l'expérience puisque deux modèles d'appareils photographiques de la même marque peuvent présenter des caractéristiques similaires. Seul le canal de couleur rouge est utilisé dans cette
10 expérience. Les appareils photos Nikon D70 et Nikon D200 sont respectivement fixés à \mathcal{H}_0 et \mathcal{H}_1 . Les paramètres de l'appareil de référence sont estimés comme décrit ci-dessus.

[0080] La Figure 10 montre les performances de détection du **GLRT** $\hat{\delta}^*_1$ et $\hat{\delta}^*_2$ pour différents nombre de pixels. On peut noter un comportement similaire aux
15 courbes COR de la Figure 9, issue de la base de données simulée. Il existe une petite perte de puissance entre les deux fonctions puissance car le test **GLRT** $\hat{\delta}^*_2$ prend en compte les différentes estimations (\hat{c}_1 ; \hat{d}_1) qui sont influencées par le contenu de l'image. Néanmoins, les deux tests GLRTs proposés à partir de 500 pixels sont presque parfaits.

20 [0081] La Figure 11 montre la comparaison entre les probabilités théorique et empirique de fausse alarme qui sont tracées en fonction du seuil de décision \mathcal{T} . Les deux tests **GLRTs** $\hat{\delta}^*_1$ et $\hat{\delta}^*_2$ proposés montrent une capacité de garantie d'un taux prescrit de fausse alarme, même s'il y a une légère différence dans certains cas (typiquement lorsque $\alpha_0 \leq 10^{-3}$) en raison de l'influence du contenu de l'image, de la
25 présence des faibles aberrations qui ne peuvent pas être détectées par le procédé sélection des pixels ci-dessus, et de l'imprécision relative du théorème de la limite centrale de Lindeberg (CLT) pour de faibles probabilités (ou queues de distributions).

C. Résultats sur une grande base de données

[0082] Les expériences sont menées sur une grande base de données pour vérifier
30 l'efficacité de la méthode proposée. La base de données d'image publique Dresden

[25] est choisie pour nos expériences. Les caractéristiques techniques des appareils photographiques sont présentées dans la table 2, voir plus de détails dans [25]. La base de données couvre les différents dispositifs par modèle d'appareil photographique, différentes scènes imagées, différents réglages d'appareil photo et des conditions environnementales différentes. Toutes les images sont acquises avec une qualité JPEG la plus élevée et une résolution maximale disponible.

[0083] 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 issus d'un flux vidéo et compressée selon la norme MPEG.

[0084] 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.

[0085] Enfin, Un autre cas d'utilisation du système d'identification d'un modèle d'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 la zone complémentaire (le reste de l'image). Si l'élément inspecté provient d'une autre photographie et a été ajouté par copier/coller, les propriétés du 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).

[0086] 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 spatial 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.

[0087] 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 photographique donné.

[0088] 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).

[0089] 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.

REFERENCES

- 5 [1] H. Farid, "A survey of image forgery detection," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 2, no. 26, pp. 16–25, Mar. 2009.
- [2] 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.
- 10 [3] J. Nakamura, *Image Sensors and Signal Processing for Digital Still Cameras*. CRC Press, 2005.
- [4] T. H. Thai, R. Cogranne, and F. Retraint, "Statistical model of natural images," in *Image Processing, International Conference on*, Sep. 2012, pp. 2525–2528.
- 15 [5] 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.
- [6] 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, Mar. 2007.
- 20 [7] 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.
- 25 [8] A. Swaminathan, M. Wu, and K. J. R. Liu, "Digital image forensics via intrinsic fingerprints," *Information Forensics and Security, IEEE Transactions on*, vol. 3, no. 1, pp. 101–117, Mar. 2008.
- 30 [9] K. S. Choi, E. Y. Lam, and K. K. Y. Wong, "Source camera identification by JPEG compression statistics for image forensics," in *TENCON, IEEE Region 10 Conference*, Nov. 2006, pp. 1–4.
- [10] Z. Deng, A. Gijsenij, and J. Zhang, "Source camera identification using auto-white balance approximation," in *Computer Vision, IEEE International Conference on*, Nov. 2011, pp. 57–64.
- 35 [11] C. Scott, "Performance measures for Neyman-Pearson classification," *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 8, pp. 2852–2863, Aug. 2007.
- 40 [12] 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.
- 45 [13] 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.

- [14] M. Goljan, J. Fridrich, and T. Filler, "Large scale test of sensor fingerprint camera identification," in Proc. SPIE, Electronic Imaging, Security and Forensics of ultimedia Contents, vol. 7254, Jan. 2009, pp. 18–22.
- 5 [15] 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, Jun. 2010.
- [16] 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, Apr. 2012.
- 10 [17] C.-T. Li and Y. Li, "Color-decoupled photo response non-uniformity for digital mage forensics," Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on, vol. 22, no. 2, pp. 260–271, Feb. 2012.
- 15 [18] T. Filler, J. Fridrich, and M. Goljan, "Using sensor pattern noise for camera model identification," in Image Processing, IEEE International Conference on, Oct. 2008, pp. 1296–1299.
- 20 [19] K. Kurosawa, K. Kuroki, and N. Saitoh, "CCD fingerprint methodidentification of a video camera from videotaped images," in Image Processing, International Conference on, vol. 3, Oct. 1999, pp. 537–540.
- [20] 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 [21] T. H. Thai, R. Cogranne, and F. Reiraint, "Camera model identification based on the heteroscedastic noise model," Image Processing, IEEE Transactions on, vol. 23, no. 1, pp. 250–263, Jan. 2014.
- 30 [22] B. Widrow, I. Kollar, and M.-C. Liu, "Statistical theory of quantization," Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on, vol. 45, no. 2, pp. 353–361, Apr. 1996.
- [23] H. Faraji and W. J. MacLean, "CCD noise removal in digital images," Image Processing, IEEE Transactions on, vol. 15, no. 9, pp. 2676–2685, Sep. 2006.
- 35 [24] X. Liu, M. Tanaka, and M. Tokunomi, "Estimation of signal dependent noise parameters from a single image," in Image Processing, International Conference on, Sep. 2013, pp. 79–82.
- 40 [25] T. Gloe and R. Bohme, "The 'dresden image database' for benchmarking digital image forensics," Proceedings of the ACM symposium on Applied computing, vol. 2, pp. 1585–1591, 2010.
- 45 [26] N. Ponomarenko, V. Lukin, A. Zelensky, K. Egiazarian, M. Carli, and F. Battisti, "TID2008 - a database for evaluation of full-reference visual quality assessment metrics," Advances of Modern Radioelectronics, vol. 10, pp. 30–45, 2009.
- 50 [27] R. P. Kleihorst, R. L. Lagendiik, and J. Biemond, "An adaptive orderstatistic

- noise filter for gamma-corrected image sequences,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 6, no. 10, pp. 1442–1446, Oct. 1997.
- [28] H. Farid, “Blind inverse gamma correction,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 10, pp. 1428–1433, Oct. 2001.
- [29] A. Foi, M. Trimeche, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, “Practical poissonian-gaussian noise modeling and fitting for single-image rawdata,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 17, no. 10, pp. 1737–1754, Oct. 2008.
- [30] M. K. Mihak, I. Kozintsev, and K. Ramchandran, “Spatially adaptive statistical modeling of wavelet image coefficients and its application to denoising,” in *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on*, vol. 6, Mar. 1999, pp. 3253–3256.
- [31] E. L. Lehmann and J. P. Romano, *Testing Statistical Hypotheses*, 3rd ed. New York: Springer, 2005.
- [32] J. A. Nelder and R. Mead, “A simplex method for function minimization,” *The Computer Journal*, vol. 7, pp. 308–313, 1965.
- [33] F. R. Hampel, “The influence curve and its role in robust estimation,” *Journal of the American Statistical Association*, no. 69, pp. 382–393, Jun. 1974.
- [34] A. Stuart and J. K. Ord, *Kendall’s Advanced Theory of Statistics*, 6th ed. Arnold, 1994, vol. 1

REVENDEICATIONS

1. Système (1) 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 une relation
 5 linéaire entre l'espérance et la variance des pixels telle que : $\sigma_{y_i}^2 = c \mu_{y_i} + d$ où c et d sont deux paramètres caractérisant ledit modèle d'appareil photographique et μ_{y_i} et $\sigma_{y_i}^2$ désignent respectivement l'espérance et la variance mathématique d'un pixel y_i en position i ayant suivi le traitement post-acquisition,

10 le système est caractérisé en ce qu'il comprend un dispositif de traitement d'image (12) apte à traiter ladite photographie à l'aide des paramètres 'c' et 'd' et un troisième paramètre de 'correction gamma' (γ) défini par la transformation appliquée à chaque pixel y_i , de sorte à déterminer un modèle du bruit généralisé de ladite photographie sous la forme :

$$\sigma_{z_i}^2 = \frac{1}{\gamma^2} \mu_{z_i}^{2-2\gamma} (c \mu_{z_i}^\gamma + d) + \frac{\Delta^2}{12}$$

15 où z_i est le pixel gamma corrigé de y_i , Δ est le pas d'une quantification de ladite photographie gamma corrigée, fixé par ledit modèle d'appareil photographique, les paramètres (c, d) du modèle du bruit généralisé déterminent des empreintes digitales caractérisant ledit modèle d'appareil photographique, et en ce que le système
 20 comprend en outre un dispositif d'exécution de tests d'hypothèses statistiques sur la répartition des pixels de ladite photographie (3) et un dispositif d'analyse statistique (14) afin de déterminer si ladite photographie (3) a été prise par ledit modèle d'appareil photographique ou par un autre modèle d'appareil photographique .

2. Système selon la revendication 1, caractérisé en ce que le dispositif d'analyse (14)
 25 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 caractérisé en ce qu'il comporte les étapes suivantes :

- lecture d'une photographie sous forme d'image compressée en vue de
 30 déterminer les matrices de la valeur des pixels,
- estimation d'un modèle du bruit généralisé pour ladite image compressée, en tenant compte du paramètre 'correction gamma',

- estimation des paramètres du modèle du bruit généralisé,
 - détection des contours ;
 - segmentation de ladite image compressée,
- exécution de tests d'hypothèses statistiques en vue d'identifier un modèle d'appareil photographique.

5

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.

10

5. Procédé selon la revendication 3, caractérisé en ce que la photographie est en un format non compressé du type TIFF ayant suivi une chaîne de traitements post-acquisition.

6. 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.

15

7. Procédé selon la revendication 3 caractérisé en ce que la photographie est une image issue d'un flux vidéo et compressée selon la norme de compression MPEG.

8. Utilisation du procédé selon l'une des revendications 3 à 6 pour la détection de la falsification d'une zone d'une photographie.

20

9. 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.

10. Utilisation du procédé selon l'une des revendications 3 à 6 pour la recherche de preuves à partir d'une photographie compromettante.

11. Application du procédé selon l'une des revendications 3 à 6 dans des logiciels spécialisés, pour la recherche de preuves à partir de média numériques.

25

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 relation linéaire

5 entre l'espérance et la variance des pixels telle que : $\sigma_{yi}^2 = c \mu_{yi} + d$ où c et d sont deux paramètres caractérisant ledit modèle d'appareil photographique et μ_{yi} et σ_{yi}^2 désignent respectivement l'espérance et la variance mathématique d'un pixel y_i en position i ; le système comprend un dispositif de traitement d'image apte à traiter ladite photographie à l'aide des paramètres ' c ' et ' d ' et un troisième paramètre de

10 'correction gamma' (γ), de sorte à déterminer un modèle du bruit généralisé de ladite photographie. Le système comprend en outre un dispositif d'exécution de tests d'hypothèses statistiques sur la répartition des pixels et un dispositif d'analyse statistique afin de déterminer si ladite photographie a été prise par ledit modèle d'appareil photographique ou par un autre modèle appareil photographique.

15 L'invention concerne encore l'utilisation du procédé ainsi que son application.

Figure pour l'abrégé : figure 8