

# Tatouage Réversible Informé Basé sur la Quantification de la Différence entre Pixels pour les Images

Nivine ABBAS, Claude DELPHA

Laboratoire des Signaux et Systèmes (CNRS - Supelec - Université Paris-Sud),  
3, Rue Joliot Curie, 91192 Gif Sur Yvette, France

{Nivine.Abbas, Claude.Delpha}@lss.supelec.fr

## Résumé

*Dans ce papier on propose un schéma de tatouage réversible informé basé sur la quantification différentielle de paires de pixels. On montre que cette approche améliore les performances d'invisibilité statistique et perceptuelle, mais aussi, de réversibilité par rapport aux schémas de référence habituels. On démontre, aussi, que la méthode proposée offre de bonnes performances en terme de robustesse. Par ailleurs, dans le but de montrer les performances de réversibilité on utilise un estimateur basé sur la minimisation de l'erreur quadratique pour estimer l'image hôte restituée après extraction de la marque.*

## Mots clefs

Tatouage Réversible, Schéma Informé, Quantification Différentielle.

## 1 Introduction

A l'ère de l'Internet, l'utilisation et la transmission d'information multimédia au format numérique ne cesse de croître. Et si la qualité d'un document analogique se dégrade après plusieurs copies, un document numérique peut être copié avec la même qualité que celui d'origine, cela même s'il est soumis à des droits d'auteur. A des fins de protection dans le cadre de la diffusion des médias numériques, la recherche sur le tatouage numérique n'a cessé de croître, pendant les dernières décennies. Plusieurs applications importantes ont été abordées comme par exemple celles concernant la gestion des droits d'auteur ou encore l'identification du propriétaire. Dans le cadre des applications importantes où le signal hôte doit être préservé (applications médicales, militaires, ...), et correctement restitué plusieurs algorithmes réversibles furent proposés [1], [2]. Dans ce but, l'un des plus importants que l'on trouve dans la littérature pour les approches dans le domaine spatial est l'algorithme de Tian [2], basé sur l'expansion de la différence. Si on considère qu'un bon algorithme doit offrir des performances satisfaisantes d'invisibilité afin que la marque reste transparente à l'utilisateur final, l'approche de Tian [3] doit être reconsidérée car elle souffre, de la dégradation de ces

performances lorsque la taille de la marque à intégrer est grande (on atteint un PSNR autour de  $36dB$  pour quantité d'information insérée de  $0.5bpp$ ). D'autres auteurs ont essayé d'améliorer l'algorithme de Tian, dans le but d'augmenter la capacité d'insertion. Alattar et al. [2], par exemple a proposé une généralisation de l'algorithme en considérant, un triplé de pixels, un quadruplé, et puis plus généralement un nombre quelconque  $n$  de pixels au lieu d'une paire. Ceci augmente la capacité d'insertion (quantité d'information insérée, payload) jusqu'à  $\frac{n-1}{n}bpp$ . Mais cela n'a pas abouti à de meilleures performances en terme d'invisibilité (perceptuelle et statistique).

D'autre part on retrouve dans les approches modernes des techniques de dissimulation d'information le schéma de tatouage informé basé sur la quantification du signal hôte proposée par Costa [4]. Cette approche offre des performances d'invisibilité perceptuelle et de robustesse relativement bonnes. Elle souffre toutefois de problèmes liés à la réversibilité relativement faible et à la présence de distorsions dues au marquage sur les fonctions de densité de probabilité (PDF) des signaux marqués [5] dégradant ainsi les performances d'invisibilité statistique. Dans le cadre des algorithmes réversibles, on s'intéresse bien souvent surtout à l'aptitude du schéma de permettre de restorer après extraction de la marque le signal hôte à partir du signal tatoué : il s'agit de la réversibilité. Les algorithmes réversibles sont bien souvent considérés parmi les algorithmes dits fragiles. Toutefois, dans le cadre de certaines applications où des manipulations supposées licites peuvent altérer légèrement le signal marqué, la propriété de robustesse de ces algorithmes peut être considérée comme essentielle.

Dans ce travail, on propose une approche permettant de joindre les performances des approches de Tian et de Costa. Nous proposons en effet un algorithme de tatouage réversible basé sur une approche informée et utilisant une quantification différentielle de paire de pixels à l'encodeur. Dans la suite de ce papier, nous rappelons dans un premier temps les principes fondamentaux des approches de Tian et de Costa sur lesquels nous nous appuyons, puis nous décrivons l'algorithme de tatouage proposé. Appliqué à des images, nous évaluons les performances de l'algo-

rithme proposé et proposons par une analyse théorique les explications liées à ces performances. Pour finir, nous donnons les conclusions et perspectives de ce travail.

## 2 État de l'art

### 2.1 Algorithme de Tian

Tian dans [3] a proposé un algorithme de tatouage réversible et fragile, basé sur l'expansion de la différence (DE). C'est l'un des algorithmes qui sert de base à bon nombre de schémas de tatouage réversibles. Il consiste à intégrer un bit dans chaque paire de pixel, si possible, sans causer des problèmes de débordement.

Si on considère une image  $X$  en niveaux de gris dont les pixels prennent des valeurs entre 0 et 255, les principales étapes de la procédure d'encodage dans cet algorithme sont :

- Pour chaque paire de pixels  $(x_1, x_2)$  on calcule la différence  $d$  et la moyenne  $l$  tel que :  $d = x_1 - x_2$  et  $l = \frac{(x_1+x_2)}{2}$ . La transformation inverse dans ce cas est la suivante :  $x_1 = l + \frac{d+1}{2}$  et  $x_2 = l - \frac{d}{2}$ .
- On regroupe les paires de pixel dans trois catégories principales :

1. "**Changeable Differences (CD)**" où  $2 \times \frac{d}{2} + b \leq \min(2 \times (255 - l), 2l + 1)$ , avec  $b$  un bit d'information à insérer.
2. "**Expandable Differences (ED)**" où  $2 \times d + b \leq \min(2 \times (255 - l), 2l + 1)$ , tel que l'on peut considérer deux sous-catégories parmi lesquelles les valeurs particulières des différences  $d = 0$  et  $d = -1$  qui sont problématiques lors de l'extraction de l'information.
3. "**Not Changeable (NC)**", pour les paires dont leurs différences ne vérifient ni l'une ni l'autre des conditions précédentes.

- La différence marquée sera calculée de telle sorte que :

1.  $d' = 2 \times d + b$ , pour les "**Expandable differences**",
2.  $d' = 2 \times \frac{d}{2} + b$ , pour les "**Changeable differences**" (qui n'appartiennent pas à la catégorie "**Expandable differences**").
3.  $d' = d$ , pour les "**Not Changeable**".

Dans les deux premiers cas  $b = LSB(d')$ , où  $b$  correspond à un bit d'information cachée, qui comprend, outre la charge utile (message à insérer), les *LSB* remplacés des "**Changeable differences**", et la "**Location Map**" qui marque l'emplacement des "**Expandable differences**", du fait qu'après marquage, les différences appartenant aux catégories *CD* et *NC*, restent dans la même catégorie, lorsque celles appartenant à *ED* n'y restent pas nécessairement. On remplace alors  $d$  par  $d'$ . A l'aide de  $d'$  et  $l$ , on recalcule par la transformation inverse les paires de pixels marquées :

$$x'_1 = l + \frac{d'+1}{2} \text{ et } x'_2 = l - \frac{d'}{2}.$$

Pour l'extraction de l'information insérée, on utilise la procédure suivante :

- On calcule la différence et la moyenne pour chaque paire marquée,  $d'$  et  $l$ .
- On les regroupe dans 2 catégories : "**Changeable differences (CD)**" et "**Not Changeable (NC)**"
- On collecte tous les *LSB* des différences appartenant à l'ensemble *CD*, un flux de bits  $B$ , qui correspond au payload, est créé.
- La "**Location Map**" et les *LSB* extraits de  $B$  sont utilisés pour restaurer les valeurs des différences originales  $d$ .
- A l'aide de la transformation inverse, les paires de pixels originales sont recalculées, à partir de  $d$  et  $l$ .
- La partie restante de  $B$  correspondra au message inséré. Cet algorithme réversible, souffre des problèmes de débordement (dépassement des valeurs max et min des pixels), de la dégradation du *PSNR* (Peak-Signal-to-Noise-Ratio) due surtout à l'expansion de la différence, et des problèmes de capacité (payload faible) qui ne peut jamais atteindre 0.5bpp de charge utile par un seul balayage, du fait qu'on insère, en plus, la "**Location Map**" et les *LSB* remplacés.

### 2.2 Schéma Scalaire de Costa

Les approches de tatouage moderne se basent surtout sur le schéma de dissimulation d'information informés qui s'appuient sur l'approche proposée par Costa [4] et notamment l'une de ses réalisations pratiques, le schéma scalaire de Costa (SCS) proposé par Eggers et al [6].

Dans cette approche on considère un signal hôte  $X$  (de puissance  $\sigma_x^2$ ), dans lequel on souhaite insérer une information (message) encodée sous la forme d'un signal  $w$  (de puissance  $\sigma_w^2$ ) qui constitue la marque. Pour garantir une certaine transparence perceptuelle de cette marque, on définit le rapport *DWR* (Document-to-Watermark Ratio) suffisamment grand pour que le signal marqué ne puisse pas être visuellement distingué du signal hôte. La particularité de cet algorithme est qu'il construit la marque  $w$  à partir de l'erreur de quantification  $q$  du signal hôte dont le quantificateur de pas delta  $Q_\Delta$  est choisi en fonction des éléments du message  $m$  construit dans un alphabet  $D$ . Pour ce schéma, il a été montré que lorsque l'on utilisait un quantificateur scalaire avec un message binaire, il est possible d'atteindre le maximum d'information à insérer pour un niveau de bruit donné en utilisant un facteur d'optimisation noté  $\alpha$  tel que son optimum est :

$$\alpha_{opt} = \sqrt{\frac{1}{1+2.71*10^{-\frac{WNR}{10}}}}$$

où *WNR* est le rapport marque à bruit (Watermark-to-Noise Ratio). Le pas de quantification associé s'écrit :

$$\Delta = \frac{\sigma_w \sqrt{12}}{\alpha}.$$

A l'encodage, on commence par calculer l'erreur de quantification donnée par  $q = Q_\Delta(x - \Delta(\frac{m}{D} + k)) - (x - \Delta(\frac{m}{D} + k))$ , ( $m$  étant les éléments du message à intégrer,  $k$  la clé utilisée et  $D$  le nombre de symboles dans le message). La marque à insérer est alors :  $w = \alpha q$ . D'où le signal marqué sera donc :  $x + \alpha [Q_\Delta(x - \Delta(\frac{m}{D} + k)) - (x - \Delta(\frac{m}{D} + k))]$ . Notons que si  $\alpha = 1$  et  $D = 2$ , on retombe sur les niveaux pairs de  $\frac{\Delta}{2}$  pour insérer le bit  $m = 0$ , et ceux impairs pour  $m = 1$ .

Au décodage, si on considère que le signal reçu  $V$  a été

affecté par le bruit  $Z$  du canal de transmission, on calcule  $y = Q_{\Delta}(v - k\Delta) - (v - k\Delta)$  tel que  $V = X + W + Z$ . En se basant sur les valeurs de  $y$ , on décide si les éléments du message extrait  $\hat{m}$  correspondent à  $\hat{m} = 0$  ou à  $\hat{m} = 1$  (pour le cas où  $D = 2$ ). Si la valeur de  $y$  est autour de 0, alors  $\hat{m} = 0$ , et si  $y$  est autour de  $\pm \frac{\Delta}{2}$ , on en déduit  $\hat{m} = 1$ . L'avantage de cette approche est qu'elle offre de très bonnes performances en termes de robustesse pour une bonne capacité d'insertion. Un des inconvénients majeurs est que la quantification appliquée directement sur les valeurs des pixels est à l'origine des distorsions sur les fonctions de densité de probabilité des signaux marqués, notamment en absence de clé (*i.e*  $k = 0$ ). Par ailleurs, cela empêche la bonne restauration du signal hôte, en présence du bruit ou pour  $\alpha = 1$ .

### 3 Notre approche : Tatouage Informaté utilisant une quantification différentielle

L'approche que nous proposons a pour objectif de concevoir un algorithme qui combine les performances des deux schémas rappelés dans le paragraphe précédent (sections 2.1 et 2.2). L'idée principale est de mettre en oeuvre une technique informée qui introduit peu de modifications perceptuelles après marquage en s'appuyant sur les différences de pixels pour acquérir de bonnes performances de réversibilité après extraction de la marque (voir Figure 1). Dans ce schéma,  $X$  est l'image hôte,  $X'$  est l'image marquée,  $X'_z$  l'image marquée attaquée par le bruit blanc  $Z$  et  $m$  le message à envoyer. On désigne par  $d$  et  $l$  respectivement les éléments des matrices différence et moyenne des pixels voisins,  $d'$  sera alors la différence marquée d'une part, et  $d'_z$  et  $l_z$  désignent d'autre part, la différence et la moyenne reçues. Les signaux  $\hat{X}$ ,  $\hat{d}$  et  $\hat{m}$ , correspondent respectivement l'estimation de l'image originale après extraction de la marque, l'estimation des différences de pixels et l'estimation du message après extraction.

Le principe de la méthode proposée est de calculer pour chaque couple de pixels voisins ( $x_1, x_2$ ) la différence et la moyenne, et faire l'insertion dans la différence en adoptant la même procédure proposée par Costa : la marque sera donc l'erreur de quantification de cette paire différentielle de pixels pondérée par le facteur d'optimisation  $\alpha$ . Ensuite, par transformation inverse, on recalcule le couple de pixels marqué, à l'aide de la différence quantifiée, tout en gardant la même moyenne.

Les principales étapes de cette procédure de tatouage (*Embedding*) sont :

- Pour chaque paire de pixels ( $x_1, x_2$ ) on calcule la différence et la moyenne :  $d = x_1 - x_2$  et  $l = \frac{(x_1 + x_2)}{2}$
- Pour un  $\alpha$  donné on détermine le pas de quantification  $\Delta = \frac{\sigma_{w_d} \sqrt{12}}{\alpha}$  où  $\sigma_{w_d}^2 = \sigma_d^2 10^{-\frac{DWR}{10}}$
- L'erreur de quantification s'écrit sous la forme  $q = Q_{\Delta}(d - \Delta(\frac{m}{D})) - (d - \Delta(\frac{m}{D}))$
- La différence marquée se note alors  $d' = d + w$  où

$$w = \alpha q$$

- On recalcule les paires de pixels marqués :  $x'_1 = l + \frac{d'}{2}$  et  $x'_2 = l - \frac{d'}{2}$  pour construire l'image marquée  $X'$ .

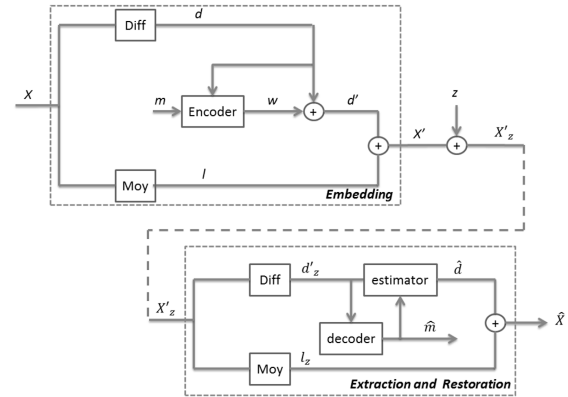


Figure 1 – Schéma de tatouage proposé : parties insertion et extraction de la marque et restauration de l'image hôte.

L'extraction de la marque s'effectue selon la procédure suivante : en partant de l'image reçue (image marquée et corrompue par le bruit du canal), pour chaque couple de pixels, on calcule la différence et la moyenne, on extrait la marque de la différence par la procédure de Costa. On utilise ensuite ce message extrait pour faire la transformation inverse permettant l'estimation de l'image originale (restauration de l'image).

Pour ce schéma proposé, nous évaluons les performances en terme de robustesse, de transparence perceptuelle, de réversibilité. Cette évaluation est d'abord prouvée d'un point de vue théorique puis appliquée sur une base d'image, les performances expérimentales sont données pour montrer la pertinence des résultats obtenus et du schéma proposé.

#### 3.1 Etude de la transparence perceptuelle

Dans cette partie, on démontre d'un point de vue théorique, l'amélioration de la transparence perceptuelle apportée par la méthode proposée. Considérons notre paire de pixels avant et après tatouage tel que :

$$\begin{aligned} x_1 &= l + \frac{d}{2} & x'_1 &= l + \frac{d}{2} + \frac{w}{2} \\ x_2 &= l - \frac{d}{2} & x'_2 &= l - \frac{d}{2} - \frac{w}{2} \end{aligned} \quad (1)$$

Si on calcule la puissance du signal marqué  $X'$  on peut montrer que la puissance de la marque insérée dans l'image complète vaut le quart de celle qui est utilisée pour l'insertion dans la différence de pixels.

$$\sigma_w^2 = \frac{1}{4} \sigma_{w_d}^2 \quad (2)$$

Le fait d'insérer la marque par quantification de la différence, engendre dans l'image une marque de puissance 4

fois plus petite que celle insérée réellement. Sachant que le  $PSNR$  (Peak-Signal-to-Noise-Ratio) qui est bien souvent utilisé pour évaluer la transparence perceptuelle est inversement proportionnel à l'erreur quadratique moyenne  $e$  entre l'image marquée et l'image originale, les bonnes performances d'invisibilité perceptuelle apparaissent pour des valeurs faibles de  $e$ . On notera

$$e = \frac{1}{N} \sum \sum (x - x')^2 = \frac{1}{N} \sum \sum w^2 \quad (3)$$

tel que  $\frac{1}{N} \sum \sum w^2 = \sigma_w^2 + \mu_w^2$  avec  $\mu_w$  qui représente la moyenne de la marque insérée et  $N$  la longueur de  $X$ .

Si on désigne par  $w_{(1)}$  la marque insérée en appliquant le Schéma Scalaire de Costa (SCS), et par  $w_{(2)}$  la marque ressentie sur l'image en appliquant le schéma proposé (que nous noterons SCS-Diff), on aura :

$$\begin{aligned} e_{(1)} &= \sigma_{w_{(1)}}^2 + \mu_{w_{(1)}}^2 \\ e_{(2)} &= \sigma_{w_{(2)}}^2 + \mu_{w_{(2)}}^2 = \frac{1}{4}(\sigma_{w_d}^2 + \mu_{w_d}^2) \end{aligned} \quad (4)$$

D'autre part si on considère un même  $DWR$  pour les deux approches, qui sera  $DWR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_x^2}{\sigma_{w_{(1)}}^2}$  dans le premier cas (SCS), et  $DWR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_x^2}{\sigma_{w_d}^2}$  dans le deuxième cas (SCS-Diff), on a la relation  $\sigma_{w_d}^2 = \frac{\sigma_x^2}{4} \sigma_{w_{(1)}}^2$ , et en utilisant l'équation 2 on aura :

$$\sigma_{w_{(2)}}^2 = \frac{1}{4} \frac{\sigma_d^2}{\sigma_x^2} \sigma_{w_{(1)}}^2 \quad (5)$$

Dans une image naturelle, sachant que les pixels voisins sont généralement corrélés, la puissance de la différence calculée est relativement faible par rapport à celle de l'image, de même, la moyenne de la différence est beaucoup plus petite que celle de l'image.

Donc,  $e_{(2)} \ll e_{(1)}$ , ce qui nous permet de conclure que le schéma proposé améliore les performances d'invisibilité perceptuelle par rapport au schéma SCS originel et qui offre déjà des performances meilleures que celles de Tian.

### 3.2 Etude de la robustesse

Nous avons également évalué les performances en termes de robustesse pour cet algorithme. Dans ce cas, on considère qu'un bruit  $Z$  de puissance  $\sigma_z^2$  vient s'ajouter à l'image lors de sa transmission dans un canal de communication. Cette perturbation engendre sur la différence de pixels, un bruit équivalent de puissance 2 fois plus grande ( $2\sigma_z^2$ ), du fait que chaque différence est calculée à partir de 2 pixels dont chacun a subit le bruit initial de puissance  $\sigma_z^2$ . On peut alors écrire que  $\sigma_z^2 = \frac{1}{2} \sigma_{z_d}^2$ . Par conséquent, en tenant compte de l'équation 2 on peut écrire :

$$\frac{\sigma_{w_d}^2}{\sigma_{z_d}^2} = 2 \frac{\sigma_w^2}{\sigma_z^2} \quad (6)$$

Ainsi, si on considère le Watermark-to-Noise Ratio dans le domaine spatial pour les pixels de l'image ( $WNR$ )

tel que  $WNR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_w^2}{\sigma_z^2}$ , et le Watermark-to-Noise Ratio pour la différence de pixels ( $WNR_d$ ) tel que  $WNR_d = 10 \log_{10} \frac{\sigma_{w_d}^2}{\sigma_{z_d}^2}$ , on pourra écrire la relation suivante :

$$WNR_d = WNR + 3dB \quad (7)$$

Cela signifie donc que pour un  $WNR$  donné, l'erreur que l'on obtiendra en utilisant l'approche sur la différence de paires de pixels, correspond à celle qui serait obtenue pour  $WNR + 3dB$  dans le cas de l'image (lorsque l'on travaille avec l'approche classique SCS). Cette relation permet de voir que les performances évaluées en fonction du  $WNR$  telles que la robustesse pourront être vues comme étant translatées vers des valeurs de  $WNR$  plus grandes ce qui explique l'amélioration ressentie.

### 3.3 Etude de la réversibilité

Dans le cas des schémas informés, la reconstruction du signal hôte après extraction de l'information insérée doit se faire en utilisant un estimateur qui tient compte de la quantification effectuée dans l'approche. Pour évaluer donc la réversibilité et estimer le signal hôte dans le cas du schéma de costa ou dans le cas de notre approche considérons un signal hôte quelconque noté  $S$ . Dans notre cas,  $S$  correspond soit à  $X$  soit à la différence de pixels  $d$ . D'autre part, on désigne par  $V$  le signal marqué bruité reçu, qui correspond soit à l'image soit à la différence de paires de pixels marqués et bruités. En partant du cas sans bruit, où  $Q_{\Delta}(s - \Delta(\frac{m}{D})) = Q_{\Delta}(v - \Delta(\frac{m}{D}))$  et de la relation  $v = s + \alpha[Q_{\Delta}(s - \Delta(\frac{m}{D})) - (s - \Delta(\frac{m}{D}))]$  On aura,  $S = \frac{1}{1-\alpha} V - \frac{1}{1-\alpha} U$ , où  $u = \alpha[Q_{\Delta}(v - \Delta(\frac{m}{D})) + \Delta(\frac{m}{D})]$

Or cette estimation de  $S$  n'est valable que dans le cas sans bruit et à condition que  $\alpha \neq 1$ , donc il faut pouvoir estimer  $S$  en tenant compte de la puissance du bruit. En partant du même principe proposé en [7], on généralise le cas étudié en supposant que le signal hôte et la marque ont une moyenne non nulle où  $S$  suit une loi quelconque de moyenne  $\mu_s$  et de variance  $\sigma_s^2$ ,  $W$  suit une loi quelconque de moyenne  $\mu_w$  et de variance  $\sigma_w^2$  et  $Z$  suit une loi gaussienne de moyenne nulle et de variance  $\sigma_z^2$ . On cherche donc à estimer  $\hat{S}$  tel que  $\hat{S} = aV + bU$  en utilisant un estimateur MSE (Minimum Squared Error). On calcule alors l'erreur quadratique notée  $E$  tel que  $E = \sum (s - av - bu)^2$ . On va donc déterminer les critères qui permettent de minimiser cette erreur selon  $a$  et  $b$  tel que :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial a} &= 2 \sum -v(s - av - bu) \\ \frac{\partial E}{\partial b} &= 2 \sum -u(s - av - bu) \end{aligned} \quad (8)$$

Ainsi lorsque  $\frac{\partial E}{\partial a} = 0$  et  $\frac{\partial E}{\partial b} = 0$ , et par conséquent  $\sum sv - a \sum vv - b \sum uv = 0$  mais aussi  $\sum su - a \sum uv - b \sum uu = 0$ , on peut alors déterminer les expressions de  $a$

et  $b$  qui permettent d'estimer  $\hat{S}$  tel que :

$$\begin{aligned} a &= \frac{\sum sv \sum uu - \sum uv \sum su}{\sum vv \sum uu - (\sum uv)^2} \\ b &= -\frac{\sum sv \sum uv - \sum vv \sum su}{\sum vv \sum uu - (\sum uv)^2} \end{aligned} \quad (9)$$

Or on peut écrire :

$$\begin{aligned} \frac{1}{N} \sum sv &= cov(s, V) + \mu_v * \mu_s = \sigma_s^2 + \mu_w^2 \\ \frac{1}{N} \sum vv &= \sigma_v^2 + \mu_v^2 = \sigma_s^2 + \sigma_w^2 + \sigma_z^2 + \mu_s^2 + \mu_w^2 \\ \frac{1}{N} \sum uv &= cov(U, V) + \mu_u * \mu_v = \alpha \sigma_s^2 + \sigma_w^2 + \alpha \mu_s^2 + \mu_w^2 \\ \frac{1}{N} \sum su &= cov(U, s) + \mu_u * \mu_s = \alpha \sigma_s^2 + \alpha \mu_s^2 \\ \frac{1}{N} \sum uu &= \sigma_u^2 + \mu_u^2 = \alpha^2 \sigma_s^2 + \sigma_w^2 + \alpha^2 \mu_s^2 + \mu_w^2 \end{aligned}$$

On obtient alors :

$$\begin{aligned} a &= \frac{(1-\alpha)(\sigma_s^2 + \mu_s^2)(\sigma_w^2 + \mu_w^2)}{\alpha^2 \sigma_z^2 (\sigma_s^2 + \mu_s^2) + \sigma_w^2 (\sigma_w^2 + \mu_w^2) + (\alpha-1)^2 (\sigma_s^2 + \mu_s^2) (\sigma_w^2 + \mu_w^2)} \\ b &= -\frac{(\sigma_s^2 + \mu_s^2)[(1-\alpha)(\sigma_w^2 + \mu_w^2) - \alpha \sigma_z^2]}{\alpha^2 \sigma_z^2 (\sigma_s^2 + \mu_s^2) + \sigma_w^2 (\sigma_w^2 + \mu_w^2) + (\alpha-1)^2 (\sigma_s^2 + \mu_s^2) (\sigma_w^2 + \mu_w^2)} \end{aligned} \quad (10)$$

Si  $\mu_s = \mu_w = 0$ , on vérifie le cas étudié en [7] :

$$\begin{aligned} a &= \frac{(1-\alpha)\sigma_s^2\sigma_w^2}{\alpha^2\sigma_z^2\sigma_s^2 + \sigma_w^2\sigma_w^2 + (\alpha-1)^2\sigma_s^2\sigma_w^2} \\ b &= -\frac{(1-\alpha)\sigma_s^2\sigma_w^2 - \alpha\sigma_z^2\sigma_s^2}{\alpha^2\sigma_z^2\sigma_s^2 + \sigma_w^2\sigma_w^2 + (\alpha-1)^2\sigma_s^2\sigma_w^2} \end{aligned} \quad (11)$$

Ce qui vérifie bien le résultat obtenu pour le cas sans bruit tel que  $\sigma_z^2 = 0$ , puisque on obtient :

$$a = \frac{1}{(1-\alpha)} \quad \text{et} \quad b = -\frac{1}{(1-\alpha)}$$

Grâce aux paramètres de cet estimateur obtenus équation 10, on peut alors effectuer une évaluation pertinence de la réversibilité du schéma pour des signaux à moyenne non nulle et cela malgré la présence du bruit qui modélise les distortions du canal.

## 4 Résultats et discussions

Nous avons évalué les performances de notre algorithme pour une base d'images naturelles de taille  $512 \times 512$  en niveaux de gris. Pour chacune de ces images, les performances du schéma de tatouage ont été évaluées en terme de robustesse, transparence statistique et réversibilité en s'assurant de la transparence perceptuelle de l'information insérée. Pour mettre en évidence l'efficacité de la méthode proposée (SCS-Diff), nous comparons les performances obtenues avec le schéma de référence : le schéma scalaire de Costa (SCS).

Les résultats obtenus étant similaires pour la base d'image, nous présentons un exemple du résultat des analyses effectuées avec l'image Lena. Pour cette image, nous avons effectué une insertion de la marque en respectant un  $DWR = 30dB$ . Pour effectuer l'insertion de l'information cachée, nous organisons les pixels de l'image en effectuant un balayage zigzag. Dans notre étude nous avons considéré

2 valeurs de payload différentes :  $0.5bpp$  et  $1bpp$ . Lors de l'insertion, pour atteindre un payload égal à  $1bpp$ , nous effectuons 2 balayages successifs sur la différence de pixels : le premier vertical et le second horizontal.

Les performances obtenues en termes d'invisibilité statistique mettent en évidence une amélioration significative des distortions présentes sur la fonction de densité de probabilité (PDF) du signal marqué pour les 2 valeurs de payload étudiées (voir Figure 2 à 5).

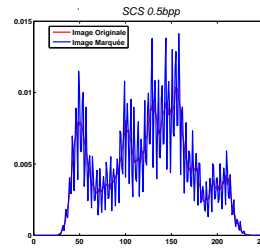


Figure 2 – SCS (0.5bpp)

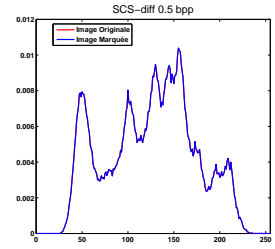


Figure 3 – SCS-Diff (0.5bpp)

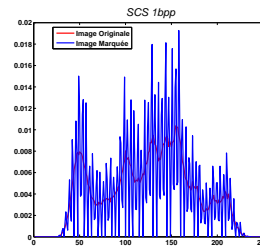


Figure 4 – SCS (1bpp)

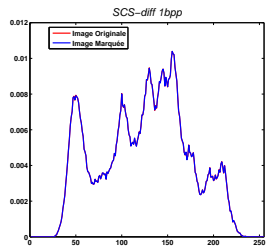


Figure 5 – SCS-Diff (1bpp)

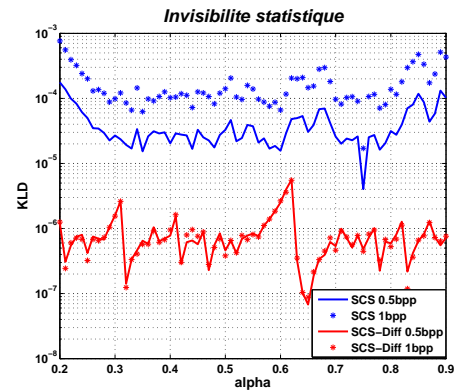


Figure 6 – Comparaison de la KLD des différents schémas

La réduction de distortion se voit clairement au niveau de l'étude de la divergence de Kullback-Leibler (KLD) entre signaux marqués et originaux qui s'améliore de 100 fois par rapport à celle du SCS dans le cas  $1bpp$

(voir Figure 6). Notons que la  $KLD$  obtenue en appliquant l'approche de Tian était de l'ordre de  $10^{-2}$  autour de  $0.5bpp$  et se dégradait de plus avec la taille de la marque.

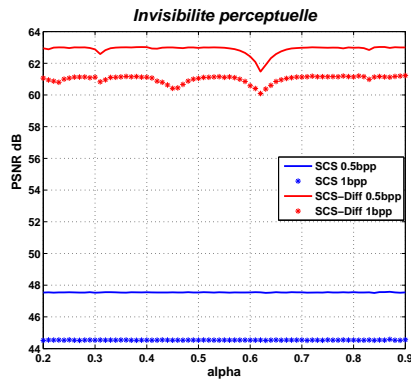


Figure 7 – Comparaison du PSNR des différents schémas

En termes de transparence perceptuelle, l'amélioration par rapport au schéma SCS est de  $15dB$  sur le PSNR (voir Figure 7). Ceci est dû au fait que la modification apportée à la différence sera distribuée sur les deux pixels voisins, réduisant, ainsi, la distorsion globale entre l'image marquée et celle originale. Ces valeurs obtenues pour le  $PSNR$  ( $63dB$  pour SCS-Diff dans le cas  $0.5bpp$ ), sont beaucoup plus grandes par rapport à celles de l'approche de Tian où on ne dépasse pas  $36dB$ .

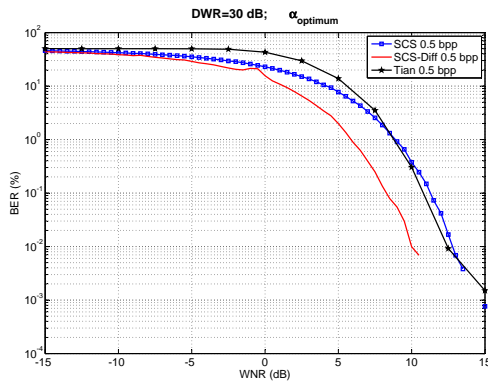


Figure 8 – Robustesse des schémas Tian, SCS et SCS-Diff.

On a tracé le BER (Bit-Error-rate) en fonction du  $WNR$  pour  $\alpha_{opt}$ , dans le cas des deux schémas pour  $0.5bpp$  (voir Figure 8). Un décalage de  $3dB$  apparaît entre les deux courbes, ce décalage est prouvé d'un point de vue théorique par l'équation 7. Ce qui permet d'écrire pour le schéma proposé :  $\alpha_{opt(SCS-Diff)} = \sqrt{\frac{1}{1+1.355 \cdot 10^{-\frac{WNR}{10}}}}$ .

On a évalué la réversibilité de notre approche en se basant sur l'estimateur calculé dans la section 3.3. Dans le

cas du SCS, on estime l'image et dans le cas du SCS-Diff, on estime la différence de pixels  $\hat{d}$  qui sera utilisée pour recalculer l'image  $\hat{X}$ .

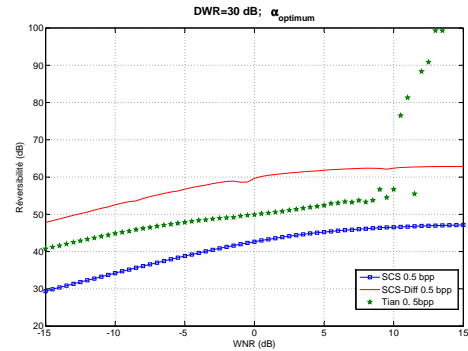


Figure 9 – Réversibilité des schémas Tian, SCS et SCS-Diff

Cette réversibilité est tracée en fonction du  $WNR$ , en utilisant,  $\alpha_{opt}$  et pour  $0.5bpp$  (Voir Figure 9). Là encore, les performances de notre schéma sont les meilleures.

## 5 Conclusion

Dans ce travail, nous avons analysé les performances d'un schéma de tatouage basé sur une quantification différentielle. Appliqué à des images, nous avons montré que ce schéma présente des meilleures performances en terme de robustesse et de transparence perceptuelle et statistique par rapport aux schémas de référence. En se basant sur un estimateur qui minimise l'erreur quadratique, nous avons prouvé que le schéma proposé offre de bonnes performances de réversibilité. Nous avons, aussi, expliqué d'un point de vue théorique les bonnes performances obtenues.

## Références

- [1] I. J. Cox, M. L. Miller, J. A. Bloom, J. Fridrich, et T. Kalker. *Digital watermarking and steganography*. Morgan Kaufmann, second édition, 2008.
- [2] Roberto Caldelli, Francesco Filippini, et Rudy Becarelli. Reversible watermarking techniques : An overview and a classification. *EURASIP Journal of Information Security*, 2010, 2010.
- [3] Jun Tian. Reversible data embedding using a difference expansion. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 13(8), August 2003.
- [4] M. H. M. Costa. Writing on dirty paper. *IEEE Transactions on Information Theory*, 29(3) :439–441, Mai 1983.
- [5] S. Braci, C. Delpha, et R. Boyer. How quantization based schemes can be used in image steganographic context. *Elsevier, Signal Processing : image communication*, 26(8-9) :567–576, October 2011.
- [6] Joachim J. Eggers, Robert Bauml, Roman Tzschoppe, et Bernd Girod. Scalar costea scheme for information embedding. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 51(4) :1003–1019, 2002.
- [7] S. Voloshynovskiy, O. Koval, E. Topak, J.E. Vila Forcen, et P. Comasana Alfaro. Partially reversible data hiding with pure message communications over state-dependent channels. *Signal Processing*, 2009.