

Analyse statistique pour la reconnaissance d'éléments graphiques après impression et numérisation

Iu. Tkachenko^{1,2}, W. Puech¹, O. Strauss¹, J.-M. Gaudin², C. Destruel² et C. Guichard²

¹Laboratoire LIRMM, UMR CNRS 5506, Université Montpellier 2
161, rue Ada, 34095 Montpellier Cedex 05, France

{iuliia.tkachenko, william.puech, olivier.strauss}@lirmm.fr

²Authentication Industries

CAP OMEGA, Rond-point Benjamin Franklin, 34960 Montpellier Cedex 05, France

{jm.gaudin, c.destruel, c.guichard}@authenticationindustries.com

Résumé

La reconnaissance de motifs texturés est un problème fréquent en traitement et analyse d'images. Dans cet article, nous proposons une méthode de reconnaissance de motifs particuliers. Ces motifs sont définis de façon à être extraits et reconnus facilement après impression puis numérisation du document imprimé. La méthode que nous proposons permet d'identifier des zones à extraire après la numérisation d'un formulaire ou d'un document officiel. Elle s'appuie sur une analyse statistique des motifs extraits.

Mots clefs

Processus d'impression et de numérisation, mesure de corrélation, localisation et reconnaissance des motifs.

1 Introduction

De nos jours, la plupart des documents officiels sont délivrés sous un format numérique en vue d'en faciliter la diffusion, l'archivage et la reproduction. Lorsque ce document est réclamé, l'utilisateur en produit une reproduction physique (impression sur papier). Dans ce contexte, il est important de disposer de techniques de synchronisation entre documents numériques (originaux) et des documents physiques (imprimés par l'utilisateur), comme présenté Figure 1.

Une façon de synchroniser documents numériques et physiques est d'insérer, dans le document, une image texturée dont les caractéristiques résistent à une séquence d'impression et de numérisation (en anglais *Print-and-Scan* : P&S). Nous proposons, dans cet article, de générer une image texturée dont on peut garantir la reconnaissance des caractéristiques après une opération de P&S, de localiser cette image dans la numérisation d'un document imprimé puis d'identifier ses caractéristiques. L'image texturée que nous générons est obtenue par un agencement de motifs particuliers dont nous pouvons assurer la reconnaissance pour un nombre important de scanners et d'imprimantes.

La reconnaissance d'un motif texturé sur une image numérique ne poserait pas de problème s'il n'y avait, entre le document original et sa copie, l'impression et la numérisation. Ces deux opérations provoquent une variation aléatoire entre le document numérique obtenu après P&S et son original. Pour ce qui est de l'impression, cette variation est principalement due au type de papier utilisé, à la technique d'impression (jet d'encre, laser), à la définition de l'imprimante et à transformation des niveaux de gris en motifs. Lors de la numérisation, la correction gamma, l'adaptation du contraste, le positionnement du document et la définition du scanner provoquent aussi une variation non maîtrisée entre document imprimé et document numérique. Les variations dues à la numérisation et à l'impression ont des effets similaires sur le document numérisé, c'est pourquoi nous regroupons ces deux transformations sous le terme global de P&S.

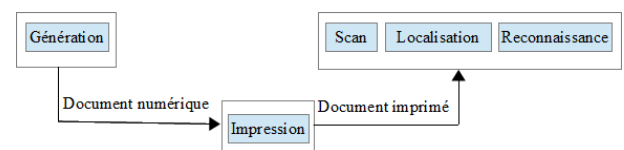


Figure 1 – Vue générale du système de reconnaissance considéré.

Après cette introduction, nous proposons, dans la section 2, une étude bibliographique des travaux antérieurs sur le processus P&S. La section 3 décrit notre méthode de génération d'images texturées, l'étude des variations de cette image après un processus P&S puis le protocole de localisation et de reconnaissance de cette image. Nous présentons et commentons, en section 4, un certain nombre de résultats expérimentaux. Enfin, nous proposons une conclusion en section 5.

2 Etat de l'art

Chaque processus P&S, quel que soit le type ou la marque de l'imprimante et du scanner utilisés, ajoute dans l'image des modifications spécifiques visibles et invisibles par le système visuel humain. Ces modifications peuvent être produites par la dispersion de l'encre dans le papier, les conditions d'éclairage non homogènes lors de la numérisation, le rééchantillonnage inhérent au processus P&S ou la vitesse variable du scanner au cours de l'acquisition [2]. Dans cette section, nous proposons une étude approfondie de ces phénomènes et des modifications qu'ils engendrent. Parlons tout d'abord de l'impression. Comme les imprimantes utilisent des encres denses ou du toner, la sensation visuelle d'un niveau de gris est obtenue par la création d'une image binaire texturée. Cette opération, appelée *halftoning*, est propre à chaque imprimante. La résolution de l'imprimante est aussi un facteur de dégradation de l'image. Elle est mesurée en nombre de points par pouce (dpi)¹. Le type de papier utilisé provoque lui aussi des variations sur l'impression obtenue. Il existe deux types de papier : les papiers fermés et les papiers ouverts. Les papiers les plus utilisés sont les papiers ouverts. Sur ces papiers, l'encre diffuse dans les fibres provoquant ainsi une perte de résolution de la texture imprimée. Lorsqu'on veut obtenir une impression plus fidèle, on utilise plutôt un papier fermé qui a une couche supplémentaire sur laquelle l'encre est fixée à la fois par absorption et par oxydation.

Le flou provoqué par l'impression est aggravé lors de la numérisation [3]. La réponse impulsionnelle du scanner est liée à la fois à son système utilisé, à la définition et à la précision du système mécanique de déplacement de sa caméra linéaire. Il est notable que cette réponse impulsionnelle n'est pas invariante par translation car le flou provoqué par le système optique est plus important sur les bords de la zone utile qu'au centre. La résolution de la numérisation est liée au nombre de pixels scannés par pouce et au flou provoqué par le système optique. L'image numérisée est entachée de bruits aléatoires liés majoritairement à la quantification et aux bruits thermiques et modélisés la plupart du temps par un processus gaussien additif ou multiplicatif [1]. Enfin, la correction gamma [4], qui est utilisée pour corriger l'effet physique du processus de numérisation, provoque une modification non-linéaire de l'image numérisée.

Pour plus de détails sur la modélisation du P&S, nous renvoyons notre lecteur sur [1] pour les imprimantes laser et sur [5] pour les imprimantes à jet d'encre.

Pour toutes ces raisons, l'image obtenue après P&S est très différente de l'image numérique originale. Il est bien sûr possible de compenser certaines modifications par l'utilisation d'une table de correspondance (LUT - pour *look-up-table*). Chaque LUT est caractéristique d'une paire imprimante-scanner et peut être construite en mesurant les changements de couleur après une procédure P&S comme

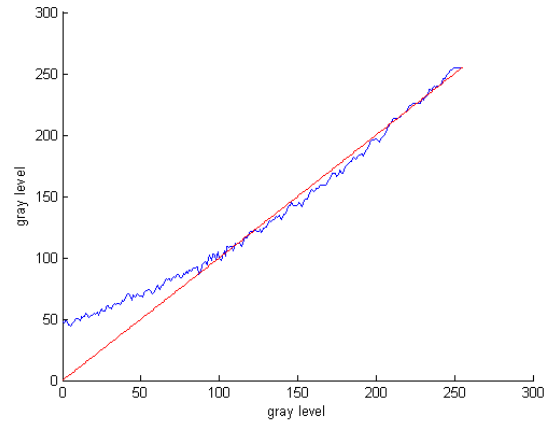


Figure 2 – Exemple de changement des couleurs après le processus P&S. La ligne rouge : les couleurs originaux, la ligne bleue : les couleurs après le processus P&S.

illustrée Figure 2. Dans la Figure 2 la ligne rouge correspond à des couleurs numériques, et la ligne bleue correspond aux couleurs après le processus P&S.

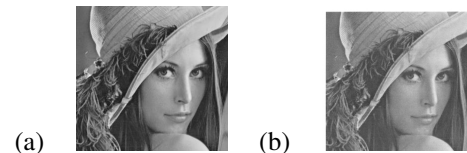


Figure 3 – Exemple d'atténuation des couleurs sombres après P&S : a) Image originale, b) Image imprimée puis numérisée (a).

Notons qu'une image perd surtout des couleurs sombres après l'opération P&S. Pour illustrer cette perte, nous avons imprimé puis numérisé l'image de Lena en niveaux de gris. Notons que l'image originale, Figure 3(a), est plus sombre que l'image scannée, Figure 3(b).

3 Méthode de localisation et de reconnaissance

Dans cette section, nous expliquons la procédure de génération de l'image texturée. Nous présentons ensuite une méthode de détection qui utilise une mesure de corrélation.

3.1 Génération d'image texturée

L'image texturée P que nous générons est obtenue par un agencement de n motifs élémentaires carrés, M_l avec $l = 1 \dots n$, de taille $k \times k$ pixels. Ces motifs sont choisis dans une base de données de motifs ayant de propriétés particulières.

Génération de la base de données des motifs. La base de données contient N motifs $M_l, l = 1 \dots N$ avec $N \gg n$ satisfaisant trois conditions : 1) Les motifs sont binaires ; 2) Le pourcentage de pixels noirs est constant et égal à

¹. digit per inch

$d\%$; 3) Les spectres des motifs ne sont pas indépendants.

Agencement des motifs. En raison des propriétés spécifiques des motifs M_l , certains d'entre eux, après un P&S sont indistinguables l'un de l'autre. Nous devons donc choisir les n motifs parmi les N de la base de donnée qui peuvent être distingués lorsqu'ils sont accolés sur une même image P .

Pour sélectionner les n motifs nécessaires à la construction d'une image, nous avons imprimés et numérisés tous les motifs de notre base de données. Nous appelons S_i ($i = 1 \dots N$) les motifs obtenus par P&S des motifs M_i ($i = 1 \dots N$). Puisque la détection des motifs est réalisée par corrélation, nous allons utiliser la corrélation pour caractériser la détectabilité des motifs. La corrélation de Pearson entre un motif M et un motif S est définie par :

$$cor(M, S) = \frac{\sum_l \sum_c (M^*(l, c))(S^*(l, c))}{\sqrt{\sum_l \sum_c (M^*(l, c))^2} \sqrt{\sum_l \sum_c (S^*(l, c))^2}}, \quad (1)$$

où $M^*(l, c)$ (rsp. $S^*(l, c)$) sont les valeurs centrées de M (rsp. S) définies par $M^*(l, c) = M(l, c) - \mu_M$ (rsp. $S^*(l, c) = S(l, c) - \mu_S$) avec $\mu_M = \frac{1}{k} \sum_l \sum_c M(l, c)$ (rsp. $\mu_S = \frac{1}{k} \sum_l \sum_c S(l, c)$).

La sélection des n motifs doit répondre aux deux critères suivants :

$$\forall i, j \in \{1, \dots, n\}, i \neq j \text{ cor}(M_i, S_i) > \text{cor}(M_i, S_j). \quad (2)$$

$$\forall i, j \in \{1, \dots, n\}, i \neq j \text{ cor}(M_i, S_i) > \text{cor}(M_j, S_i). \quad (3)$$

La condition (2) garantit que chaque motif est mieux corrélé à sa version dégradée par P&S qu'à la version dégradée par P&S des autres motifs de l'ensemble des motifs sélectionnés. La condition (3) garantit que la version dégradée de chaque motif est mieux corrélée à son motif original qu'aux autres motifs de l'ensemble des motifs sélectionnés.

La génération d'images texturées est obtenue par arrangement d'une sélection de n motifs satisfaisant les conditions (2) et (3).

Génération d'une image texturée. Une image texturée P est obtenue par une combinaison de n motifs $M_l, l = 1 \dots n$ satisfaisant les conditions (2) et (3). Dans cet article, nous considérons des images carrées de r^2 motifs et donc de taille $R \times R = rk \times rk$. Cette génération d'images est illustrée sur la Figure 4 avec $r = 4$ et $n = 4$. Dans un premier temps, nous arrangeons de manière régulière les motifs (ici nous utilisons une fréquence d'apparition identique pour chaque motif). Dans un deuxième temps, appliquons une permutation aléatoire des motifs.

3.2 Détection des motifs après P&S

Nous considérons à présent une sélection de n motifs numériques $M_i, i = 1 \dots n$ satisfaisant les conditions (2) et

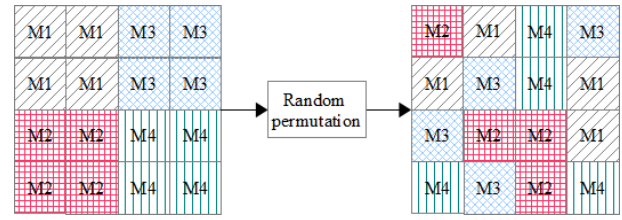


Figure 4 – Exemple de génération d'une image texturée.

(3). Du aux variations aléatoires évoquées en section 2, le choix d'un représentant S_i de la transformation par P&S de M_i ($i = 1 \dots n$) est délicate. Nous proposons différents candidats pour ce représentant.

Modélisation des motifs imprimés et scannés. Pour obtenir S_i , le représentant de la transformation par P&S de M_i ($i = 1 \dots n$), nous proposons de répéter t fois l'opération de P&S de M_i afin d'obtenir un échantillon de $\mathcal{E}_i = \{E_i^1, \dots, E_i^t\}$. Les valeurs de chaque échantillon sont ensuite corrigées par LUT (voir section 2) pour réduire l'effet d'éclaircissement des couleurs.

Pour obtenir S_i , plusieurs possibilités s'offrent à nous (voir Figure 5) dont :

- *L'image moyenne* qui est l'image des valeurs moyennes de chaque pixel des images de \mathcal{E}_i , i.e. $S_i = \frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t E_i^\tau$,
- *L'image médiane* qui est l'image des valeurs médianes de chaque pixel des images de \mathcal{E}_i , i.e. $S_i = \text{median}(E_i^1 \dots E_i^t)$,
- *L'image maximale* qui est l'image des valeurs maximales de chaque pixel des images de \mathcal{E}_i , i.e. $S_i = \max(E_i^1 \dots E_i^t)$,
- *L'image minimale* qui est l'image des valeurs minimales de chaque pixel des images de \mathcal{E}_i , i.e. $S_i = \min(E_i^1 \dots E_i^t)$,
- *L'image originale* qui est le motif original. $S_i = M_i$.

Méthode de détection. La détection se base sur la sélection de n motifs numériques M_i ($i = 1 \dots n$) et leur représentants après P&S S_i ($i = 1 \dots n$). Soit P_s l'image texturée à analyser obtenue après impression et numérisation de l'images texturée originale P . La reconnaissance de l'image texturée se divise en deux étapes : 1) Détection des motifs utilisés pour générer P , puis 2) Application de la permutation inverse. Pour la détection des motifs dans l'image texturée P_s nous utilisons des valeurs de corrélation, définie par l'équation (1), en utilisant une fenêtre glissante entre P_s et les différents $S_i, i = 1 \dots n$.

Recherche du début de l'image numérisée. Nous appelons *début de l'image* le motif en haut à gauche de P_s . La localisation de ce motif est obtenue en utilisant, en fenêtre glissante, les n motifs représentatifs S_i ($i = 1 \dots n$). Pour chaque position, nous considérons la corrélation maximale sur l'ensemble des motifs. Le début de l'image est caractérisé par le passage de cette valeur par un maximum.

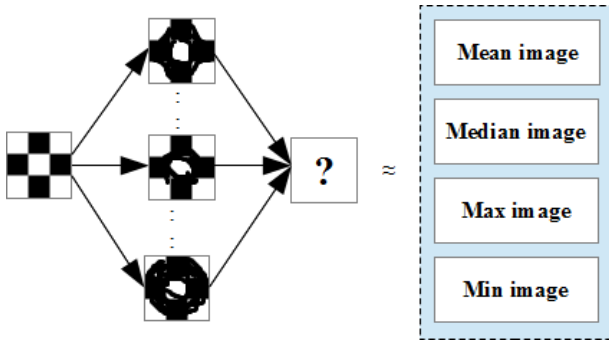


Figure 5 – Modification aléatoire des motifs pendant le processus P&S.

Reconnaissance des motifs. Les motifs ayant générés l'image texturée étant placés selon une grille, comme illustré Figure 4, la localisation de chaque motif peut être déduite de la position du premier motif avec une précision de quelques pixels. Pour rechercher la position et identifier chaque motif de la grille, nous considérons donc une fenêtre de recherche de taille $h \times h$ (h étant légèrement plus grand que k). Pour chaque fenêtre de recherche, nous identifions la position et le motif représentatif S_i ($i = 1 \dots n$) maximisant la corrélation.

4 Résultats expérimentaux

Nous proposons, dans cette section, une expérience illustrant notre méthode basée sur un ensemble de $N = 100$ motifs binaires de taille $k \times k$ avec $k = 12$. Le pourcentage de pixels noirs de chaque motif est fixé à $d = 45\%$ (ce qui représente 64 pixels noirs et 80 pixels blancs dans chaque motif). Dans cette expérience, nous avons générés une images avec $n = 2$ motifs non indépendants sélectionnés parmi les 100 motifs comme étant ceux maximisant les critères 2 et 3. Ces deux motifs sont représentés sur la Figure 6.

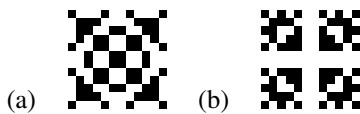


Figure 6 – Exemples de motifs combinés entre eux : a) Motif 1 et b) Motif 2.

Nous avons alors généré une image texturée P de taille $r \times r$ motifs (avec $r = 20$) soit 240×240 pixels (Figure 7).

Nous créons, à partir de l'image texturée ainsi définie, une version imprimable à 600 dpi que nous imprimons puis numérisons à 600 dpi en utilisant l'imprimante-scanner HP LaserJet Pro CM1415. L'image P_s obtenue après cette opération de P&S est présentée sur la Figure 8. Notons que l'image est relativement floue et que la distribution des niveaux de gris a été modifiée par le P&S.

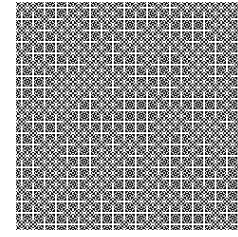


Figure 7 – Image texturée générée par permutation des motifs M_1 et M_2 .

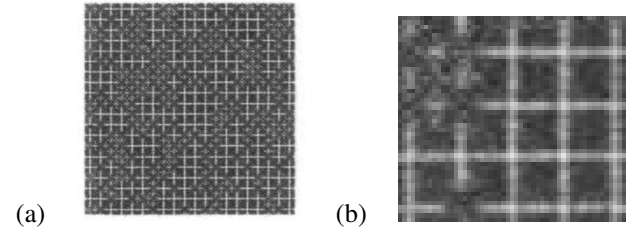


Figure 8 – a) Image texturée de la Figure 7(a) après le processus P&S, b) Zoom de la partie centrale.

Pour définir les motifs représentatifs S_1 et S_2 , nous imprimons et numérisons chacun des motifs M_1 et M_2 200 fois. A partir de cette base de donnée, nous générons des motifs moyens, médians, maximaux et minimaux comme proposé en section 3.2 (voir Figure 9). Nous considérons aussi l'utilisation des motifs originaux M_1 et M_2 pour réaliser la détection.

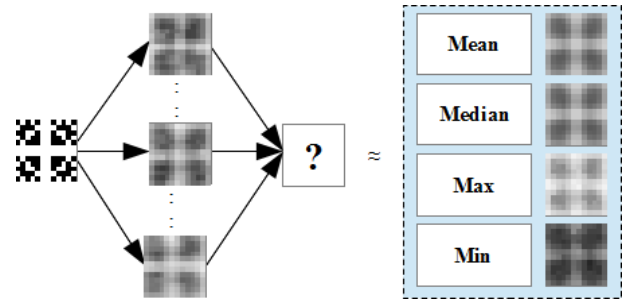


Figure 9 – Exemples des changements de modification subies par le motif M_2 (Figure 6(b)) au cours du processus P&S.

Pour caractériser le processus que nous proposons, nous effectuons la reconnaissance de motifs sur l'image texturée Figure 8 obtenue après P&S. Nous présentons le résultat de l'opération de reconnaissance de motifs sur les Figures 10 et 11.

La Figure 10(a) présente la carte originale des permutations des motifs M_1 et M_2 . Les Figures 10(b) et 11 présentent les résultats de reconnaissance obtenus en utilisant les échantillons originaux (Figure 10(b)), les échantillons représentatifs moyens (Figure 11(a)), médians (Figure 11(b)),



(a) Carte originale (b) Détection de l'image scannée

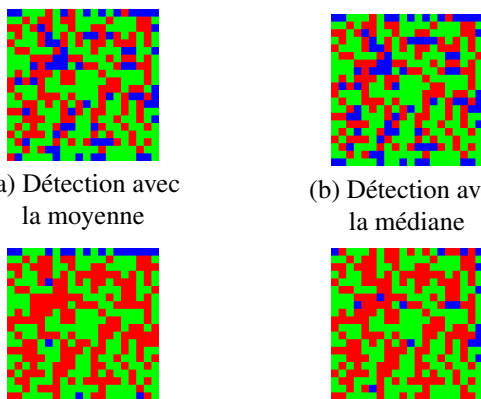
Figure 10 – Résultats de détection dans l'image après P&S en utilisant les motifs numériques originaux.

Type de motif	Taux d'erreur
original	2.25%
Les motifs après P&S	
moyenne	34.25%
médian	33%
maximale	45.75%
minimale	45.50%

Tableau 1 – Résultats de détection en utilisant les différents types de motifs.

maximaux (Figure 11(c)) et minimaux (Figure 11(d)). En bleu les motifs reconnus comme étant M_1 , en vert les motifs reconnus comme étant M_2 . Ces résultats sont repris sur le tableau 1.

Comme on peut le constater, le meilleur taux de détection est obtenu en utilisant les motifs originaux. Dans ce cas, seulement 9 motifs sur 400 ne sont pas bien reconnus. Lorsqu'on utilise les motifs représentatifs issus d'une opération d'agrégation statistique sur des échantillons obtenus par P&S des motifs originaux, on peut constater un biais dans la reconnaissance, au sens où le motif M_2 est plus souvent reconnu que le motif M_1 . Les représentants statistiques du motif M_2 sont mieux corrélés avec les réalisations de P&S du motif M_1 que le représentant statistique du motif M_1 .



(a) Détection avec la moyenne (b) Détection avec la médiane
 (c) Détection avec la valeur maximale (d) Détection avec la valeur minimale

Figure 11 – Résultats de détection en utilisant les échantillons modélisés.

Ce résultat pourrait paraître surprenant et il l'est de prime

abord. En effet, comme l'illustre la Figure 12 sur une des lignes de l'image texturée, les corrélations avec les représentants statistiques sont généralement plus élevées que les corrélations avec les motifs originaux. Figure 12(a) indiquent les positions réelles des motifs (les lignes bleues correspondent au motif M_1 , les lignes vertes au motif M_2 , les lignes rouges aux erreurs de classification). La Figure 12(b) (resp. la Figure 12(c)) montrent la valeur de la corrélation entre le motif M_1 (resp. M_2) avec le motif original, en violet, et le motif médian, en orange (le motif médian étant ceux des motifs représentatifs statistiques donnant le meilleur taux de détection). Sur cette figure, les pics de détection correspondent à la localisation d'un motif. Certes la valeur de corrélation est meilleure avec motif médian qu'avec le motif original, mais par contre il induit plus de fausses détections. Une explication que nous pourrions donner à ce phénomène est que, les deux motifs M_1 et M_2 ont été sélectionnés de façon optimiser la corrélation entre motifs numérisés et motifs originaux et non pas pour optimiser la corrélation entre motifs numérisés et motifs statistiques.

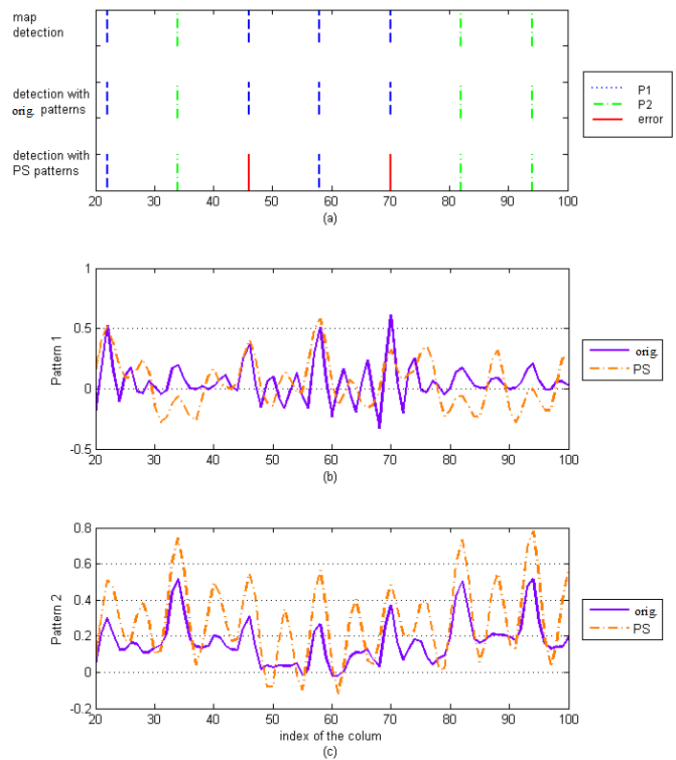


Figure 12 – Valeurs de corrélation d'une ligne de l'image texturée pour les pixels dans l'intervalle [20...100].

5 Conclusion

Lorsqu'une image texturée est imprimée puis numérisée, il existe une différence importante entre l'image obtenue et l'image originale. Dans cet article, nous avons proposé une technique de reconnaissance d'une image texturée, obtenue par l'agencement de motifs binaire particuliers. L'identi-

cation et la localisation de chaque motif composant l'image est obtenue par corrélation. Nous avons considéré deux type d'approche. La première approche consiste à utiliser directement les motifs binaires originaux pour réaliser la détection. La seconde approche consiste à réaliser un nombre important d'impression et de numérisation de ces motifs binaires et de les agréger pour obtenir de motifs représentatifs. De notre expérimentation avec des papiers ouverts et plusieurs paires imprimantes-scanner, il résulte que, dans le contexte de ce travail, les meilleurs résultats de détection étaient obtenus en utilisant les motifs originaux et non pas des motifs représentatifs obtenus par agrégation statistique. Il est cependant à noter que les valeurs de corrélation sont plus élevées avec ces derniers qu'avec les motifs originaux.

Dans notre travail futur, nous allons remettre en cause les critères 2 et 3 pour essayer de mettre à profit les résultats plus tranchés de corrélation obtenus avec les critères statistiques. Nous allons étendre nos expérimentations à un nombre important d'imprimantes et considérer la modélisation du P&S lorsqu'on utilise des papier fermés.

Références

- [1] L. Yu, X. Niu, et S. Sun. Print-and-scan model and the watermarking countermeasure. Dans *Image and Vision Computing*, volume 23, pages 807–814. Elsevier, 2005.
- [2] C. Baras et F. Cayre. 2D bar-codes for authentication : A security approach. Dans *Signal Processing Conference (EUSIPCO), Proceedings of the 20th European*, pages 1760–1766, 2012.
- [3] R. H Vollmerhausen et R. G Driggers. Analysis of sampled imaging systems. SPIE-International Society for Optical Engineering, 2000.
- [4] K. Solanki, U. Madhow, B. S. Manjunath, et S. Chandrasekaran. Modeling the print-scan process for resilient data hiding. Dans *Electronic Imaging*, pages 418–429. International Society for Optics and Photonics, 2005.
- [5] S. V. Voloshynovskiy, O. Koval, F. Deguillaume, et T. Pun. Visual communications with side information via distributed printing channels : extended multimedia and security perspectives. Dans *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series*, volume 5306, pages 428–445, 2004.