

Algorithme itératif à faible complexité pour la détection des codes graphiques 2D

M. Ould Barikalla¹, N. Dridi², W. Sawaya² et Y. Delignon²

¹ Orange Labs R&D,
42, rue des Coutures – BP 6243
14066 Caen Cedex 4, France
ouldbarik@voila.fr

² TELECOM Lille1
Cité Scientifique – Rue Guglielmo Marconi
59658 Villeneuve d'Ascq Cedex, France
prénom.nom@telecom-lille1.eu

Résumé : Nous introduisons un nouveau procédé de détection de codes graphiques 2D basé sur une structure itérative conjointe avec le décodage canal. Ce procédé de turbo égalisation est incontournable pour l'identification des codes 2D lorsque l'image captée de ces codes est très fortement flouée. Nous étudions de même la simplification de l'algorithme d'égalisation et proposons un procédé à complexité linéaire avec la taille de la matrice modélisant le flou. L'estimation du flou et de la taille des modules du code sont aussi pris en compte.

Mots-Clés : Codes Graphiques 2D, Factor Graph, Turbo Egalisation, Estimation de paramètres.

1 Introduction

Les codes graphiques, i.e. les codes à barres et leur extension en codes 2D, restent aujourd'hui les solutions de marquage les plus exploitées dans différents services E-commerce et STIC, notamment pour l'identification électronique, le mobile ticketing et le mobile tagging [7]. Les codes 2D comportent plusieurs avantages par rapport à leurs prédécesseurs 1D [8], [9]. Ils rendent possible le codage de quelques milliers de caractères et comportent des codes correcteurs d'erreurs plus robustes, améliorant la fiabilité de l'identification. Dans les systèmes d'identification par lecture d'un code 2D, l'acquisition se fait essentiellement à l'aide d'un bloc optique muni d'une matrice de capteurs numériques. Le système d'affichage/lecture du code introduit plusieurs distorsions qui impactent directement les performances du système [4],[5]. Parmi ces dégradations, le flou affectant l'image observée engendre une corrélation entre les

pixels voisins qui, selon le point de vue des communications, définit une transmission d'information sur un canal à mémoire spatiale. Différents travaux traitent des récepteurs de codes 2D matriciels lus par des capteurs photosensibles [7],[10]. Les procédés de décodage employés sont à faible complexité et peu d'entre eux tiennent compte de la corrélation engendrée par le flou. Ils ne recherchent pas l'optimalité du système de détection et sont guidés par la nécessité de réduire le délai d'attente ressenti par l'opérateur humain lors du traitement. Quelques solutions de décodeurs proposés [12] tiennent compte du flou, cependant elles restent spécifiques à la nature du codage utilisé et ne sont pas généralisables à d'autres familles de codes. La détection par déconvolution par optimisation d'une fonction d'énergie sous contrainte liée à la nature binaire de l'image originelle a été aussi étudiée [11]. Les résultats obtenus avec une matrice de flou 3x3 donnent un taux moyen de bonne détection de 80%. Cette valeur est loin de satisfaire les exigences industrielles en termes de qualité de service. Toutes ces méthodes se révèlent encore inefficaces dans des conditions d'affichage et de prise de vue difficiles particulièrement lorsque les codes sont de densités très élevées. Ils sont mieux adaptés pour des codes où la quantité d'information à lire est au mieux de quelques kilo-octets et un environnement de lecture contrôlée, c'est à dire avec l'afficheur et/ou le lecteur en positions fixes.

Notre objectif est de repousser les limites de cette technologie en proposant un décodeur basé sur une structure itérative tenant compte de la corrélation spatiale générée par le flou. Nous considérons les situations d'un flou important s'étalant sur une surface égale à plus de 2 fois la taille d'un module noir ou blanc du code. Dans un tel schéma, les décodeurs classiques basés sur une simple binarisation ne répondent pas, même si les conditions d'éclairage ou de bruit sont parfaites. Les performances du décodeur proposé et basé sur un traitement statistique manifestent quant à elles un taux de rejet extrêmement faible, assurant une qualité de service largement satisfaisante pour la transmission de données. Ce document est structuré de la sorte : au second paragraphe nous exposons le modèle de transmission et sa représentation par un *factor graph*. Au paragraphe 3 nous décrivons le décodeur dans sa structure itérative basée sur le principe de turbo égalisation. Dans cette structure, la détection des symboles issus du canal est réalisée à l'aide d'un algorithme construit sur le *factor graph*, et répondant à un critère donné d'optimalité. Cependant la complexité de ces algorithmes augmente exponentiellement avec la taille du filtre modélisant le flou. Nous développons ici un algorithme approchant le critère du maximum a posteriori de la marginale et jouissant d'une complexité linéaire avec le filtre de flou. Cet algorithme nécessite une connaissance du canal par une estimation de ses paramètres dont nous présentons la méthode au paragraphe 4. Nous évaluons enfin au paragraphe 5 les performances de ce décodeur et présentons nos résultats montrant effectivement le caractère novateur de ce décodeur pour la transmission d'information par codes graphiques.

2 Description du modèle

Dans un système de transmission d'information par code graphique, la séquence de données $\{d_n\}$ est d'abord codée à l'aide d'un codage canal dont la sortie est structurée en une matrice de symboles \mathbf{U} de taille $I_1 \times I_2$. Chaque symbole de \mathbf{U} prend ses valeurs dans un ensemble binaire $\{0,1\}$. La matrice \mathbf{U} est ensuite entrelacée avant d'être affichée ou imprimée en niveaux de gris sur un support approprié. La lecture du code graphique par une grille de capteurs photosensibles constitue l'image observée du code où chaque symbole de \mathbf{U} s'étale sur

plusieurs pixels. En l'absence de flou, l'image noire ou blanche d'un symbole est alors captée par un ensemble de pixels nommé module (ou dot) de taille $M = M_1 \times M_2$. Nous nous plaçons dans un contexte où le flou généré par la défocalisation de l'image s'étend sur un nombre important de pixels. Soient \mathbf{Q} la matrice de taille $(2N_1 + 1) \times (2N_2 + 1)$ représentant ce flou de défocalisation et \mathbf{T} une matrice tout "1" de taille $M_1 \times M_2$ modélisant un module sans flou. Le niveau de gris de chaque pixel $p_{s,t}$ de l'image observée est exprimé par l'équation linéaire suivante :

$$p_{s,t} = \sum_{k=0}^{I_1-1} \sum_{l=0}^{I_2-1} u_{k,l} g_{s-kM_1, t-lM_2} + w_{s,t} \quad (1)$$

où $g_{s-kM_1, t-lM_2}$ sont les éléments de la matrice $\mathbf{G} = \mathbf{Q} * * \mathbf{T}$ de taille $L_1 \times L_2$ avec $L_1 = (2N_1 + M_1)$ et $L_2 = (2N_2 + M_2)$, $u_{k,l}$ sont les éléments de la matrice des symboles codés \mathbf{U} et $w_{s,t}$ les échantillons d'un bruit additif supposé blanc et Gaussien de densité spectrale unilatérale N_0 . Afin de simplifier les algorithmes de détection nous considérons une observation modulaire au lieu d'une observation par pixel. L'image modulaire \mathbf{Y} est obtenue après avoir appliqué une moyenne arithmétique sur des blocs disjoints de taille $M_1 \times M_2$ contenant les pixels les plus représentatifs d'un module donné. Ces blocs sont choisis en cherchant dans la matrice \mathbf{G} , la sous-matrice \mathbf{G}' de taille $M_1 \times M_2$ ayant la norme de Frobenius la plus élevée. Le modèle du système de transmission se résume alors par l'expression d'une interférence entre symboles linéaires :

$$y_{k,l} = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-p}^p h_{i,j} u_{k-i, l-j} + v_{k,l} \quad (2)$$

où $v_{k,l}$ est l'échantillon d'un bruit additif blanc et Gaussien de variance σ^2/M et $h_{i,j}$ les éléments de la matrice \mathbf{H} d'interférence entre symboles de taille $(2n + 1) \times (2p + 1)$. Nous noterons par la suite :

$$x_{k,l} = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-p}^p h_{i,j} u_{k-i, l-j} \quad (3)$$

où la matrice \mathbf{X} représente l'image modulaire sans bruit. Nous proposons une représentation en «*factor graph*» [6] du système de transmission, modèle graphique sur lequel évolue un algorithme capable d'approcher la probabilité a posteriori marginale $P(u_{k,l} | \mathbf{Y})$. Une fonction globale d'un ensemble de variables peut être représentée par un *factor graph* grâce à sa factorisation en un produit de fonctions locales dont les arguments sont des sous ensembles de ces variables.

Le graphe qui nous intéresse (Fig. 1) est obtenu après une factorisation de la probabilité a posteriori $P(\mathbf{U} | \mathbf{Y})$. Il est formé par des nœuds de variables (formes circulaires) et des nœuds de fonctions (formes carrées) interconnectés entre eux. Les nœuds de variables représentent les variables cachées \mathbf{U} et \mathbf{X} . Pour le graphe dont les variables sont liées par les expressions (2) et (3), les nœuds de fonctions peuvent être de deux sortes: des fonctions de vraisemblance $f_{k,l}$ et des fonctions $r_{k,l}$ connectant un sous-ensemble de variables interférant entre-elles suivant (3).

3 Détection

Nous proposons une structure itérative basée sur le principe de turbo égalisation [1], [2] afin de décoder l'information utile entachée d'interférence entre symboles. Cette structure se compose de deux blocs de détection, le premier fournit une information extrinsèque sur chaque symbole codé et le deuxième bloc est un décodage canal à sortie pondérée et délivre de même une information extrinsèque sur chacun de ces symboles. Les deux détecteurs travaillent séparément mais échangent leurs informations extrinsèques à travers les blocs d'entrelacement et de désentrelacement. Ceux-ci sont indispensables lorsque l'hypothèse d'indépendance de la séquence d'information extrinsèque délivrée par un détecteur est nécessaire au traitement dans le détecteur suivant. L'information délivrée en sortie d'un détecteur est appelée information extrinsèque car elle est calculée indépendamment de la probabilité a priori disponible à son entrée. Notons enfin que l'information extrinsèque sur un symbole délivrée par un détecteur est considérée comme un a priori sur ce symbole par le détecteur suivant.

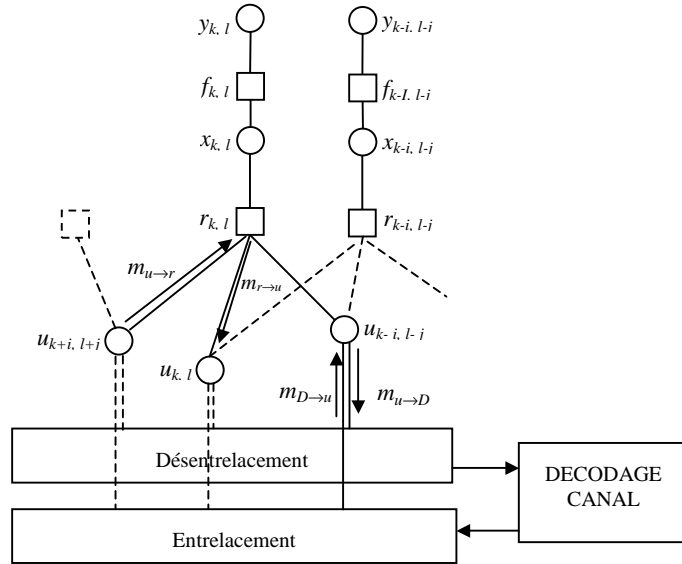


Figure 1 : Représentation en *factor graph* du système de transmission par codes graphiques et structure du turbo égaliseur .

Le premier détecteur est un algorithme dérivé de l'algorithme « somme-produit ». L'algorithme « somme-produit » est un algorithme basé sur un transfert de messages entre nœuds du graphe et permet de calculer la probabilité a posteriori marginale $P(u_{k,l}|\mathbf{Y})$. Nous distinguons les messages partant d'un nœud de fonction vers un nœud de variable et les messages orientés dans le sens inverse. Les règles de ces messages sont résumées dans les expressions suivantes pour $-n \leq i \leq n$ et $-p \leq j \leq p$:

$$m_{u_{k,l} \rightarrow r_{k-i,l-j}} \propto \left(\prod_{(i,j) \neq (0,0)} m_{r_{k-i,l-j} \rightarrow u_{k,l}} \right) m_{D \rightarrow u_{k,l}} \quad (4)$$

$$m_{r_{k,l} \rightarrow u_{k-i,l-j}} \propto \sum_{\sim\{u_{k-i,l-j}\}} \sum_{x_{k,l}} r_{k,l}(x_{k,l}, U) p(y_{k,l} / x_{k,l}) Q_{i,j}^{k,l} \quad (5)$$

Dans la première expression (4) nous distinguons les messages de la forme $m_{D \rightarrow u}$ provenant du décodeur. C'est l'information extrinsèque que celui-ci délivre et est considérée comme une nouvelle probabilité a priori par le premier détecteur:

$$\begin{aligned} P(u_{k,l} = 1) &= m_{D \rightarrow u_{k,l}}(u_{k,l} = 1) \\ P(u_{k,l} = 0) &= m_{D \rightarrow u_{k,l}}(u_{k,l} = 0) \end{aligned} \quad (6)$$

Notons au passage que les messages de la forme $m_{u \rightarrow D}$ sont les informations extrinsèques allant du détecteur vers le décodeur. Afin d'éviter les effets de cycles inhérents aux graphes non orientés, nous initialisons à 1 les messages $m_{r \rightarrow u}$. Nous avons ainsi $m_{u \rightarrow r} = m_{D \rightarrow u}$. Dans l'expression (5) $r_{k,l}$ est une fonction dite comportementale, une fonction indicatrice qui valide ou non une configuration d'interférences au niveau de l'observation $y_{k,l}$:

$$r_{k,l}(x_{k,l}, U) = \left[x_{k,l} = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-p}^p h_{i,j} u_{k-i,l-j} \right] \quad (7)$$

tel que $r(x, U) = [x = \gamma(U)]$ est définie par $r(x, U) = 1$ si $x = \gamma(U)$, 0 sinon, $U = \{u_{k-n,l-p}, \dots, u_{k+n,l+p}\}$. Dans (5) $\sim\{u_{k-i,l-j}\}$ désigne l'ensemble U épointé de $u_{k-i,l-j}$. Nous posons aussi :

$$Q_{i,j}^{k,l} = \prod_{(i',j') \neq (i,j)} m_{u_{k-i',l-j'} \rightarrow r_{k,l}} = \prod_{(i',j') \neq (i,j)} m_{D \rightarrow u_{k-i',l-j'}} \quad (8)$$

Le bruit additif est supposé Gaussien et blanc et nous pouvons écrire (5) comme suit :

$$\begin{aligned} m_{r_{k,l} \rightarrow u_{k-i,l-j}} &\propto \sum_{x_{k,l}} \left(\exp\left(-\frac{(y_{k,l} - x_{k,l})^2}{N_0}\right) \sum_{U' / r_{k,l}=1} Q_{i,j}^{k,l} \right) \\ U' &= U - \{u_{k-i,l-j}\} \end{aligned} \quad (9)$$

En posant $v = x_{k,l} - h_{i,j} u_{k-i,l-j}$, $P(v) = \sum_{U' / r_{k,l}=1} Q_{i,j}^{k,l}$ est la probabilité que l'interférence affectant

le symbole codé $u_{k-i,l-j}$ soit égale à v au niveau de l'observation $y_{k,l}$. L'information extrinsèque relative au symbole $u_{k,l}$ et transférée au deuxième détecteur est le produit de tous les messages dirigés vers $u_{k,l}$.

$$m_{u_{k,l} \rightarrow D} \propto \left(\prod_{(i,j)} m_{r_{k-i,l-j} \rightarrow u_{k,l}} \right) \quad (10)$$

Nous l'exprimons par un rapport de vraisemblance :

$$L_{k,l} = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-p}^p \log \left(\frac{m_{r_{k-i,l-j} \rightarrow u_{k,l}}(u_{k,l} = 1)}{m_{r_{k-i,l-j} \rightarrow u_{k,l}}(u_{k,l} = 0)} \right) \quad (11)$$

La complexité de cet algorithme croît exponentiellement avec la taille de la mémoire du canal, ce qui le rend impraticable dans des applications où le processeur est limité en puissance de calcul, tel que les téléphones mobiles. Notre objectif est de proposer une version de l'algorithme avec une complexité qui croît linéairement avec la mémoire du canal. Or l'estimation prend une forme linéaire lorsque la loi conjointe des variables cachées et observées est Gaussienne. Nous adoptons cette hypothèse qui peut être justifiée pour une mémoire infinie du canal. Dans ce cas, nous approchons la probabilité $P(v) = \sum_{U^l r_{k,l}=1} Q_{i,j}^{k,l}$ par une densité

Gaussienne:

$$f_v(v) \propto \exp\left(-\frac{(v - \mu_{i,j}^{k,l})^2}{2\sigma_{i,j}^{k,l^2}}\right) \quad (12)$$

dont la moyenne et la variance sont :

$$\mu_{i,j}^{k,l} = \sum_{(i',j') \neq (i,j)} h_{i',j'} \mu_{k-i',l-j'} \quad (13)$$

$$\sigma_{i,j}^{k,l^2} = \sum_{(i',j') \neq (i,j)} (h_{i',j'} \sigma_{k-i',l-j'})^2 \quad (14)$$

où $\mu_{k-i',l-j'}$ et $\sigma_{k-i',l-j'}$ sont la moyenne et l'écart type de $u_{k-i',l-j'}$ calculés à partir de l'information extrinsèque délivrée par le décodeur. Cet algorithme dérivé de « somme-produit » sera identifié par MVA pour « *Mean Variance Algorithm* ». Posant $z_{i,j}^{k,l} = y_{k,l} - h_{i,j} u_{k-i,l-j}$ et reportant (12) dans l'expression (9) nous avons :

$$m_{r_{k,l} \rightarrow u_{k-i,l-j}} \propto \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left(-\frac{(z_{i,j}^{k,l} - v)^2}{N_0}\right) f_v(v) dv \quad (15)$$

$$m_{r_{k,l} \rightarrow u_{k-i,l-j}} \propto \sqrt{\frac{2(\sigma_{i,j}^{k,l})^2 N_0}{2(\sigma_{i,j}^{k,l})^2 + N_0} \pi} \exp\left(-\frac{(z_{i,j}^{k,l} - \mu_{i,j}^{k,l})^2}{2(\sigma_{i,j}^{k,l})^2 + N_0}\right) \quad (16)$$

En appliquant (11) dans ces conditions, l'information extrinsèque délivrée au décodeur devient :

$$L_{k,l} = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-p}^p \log\left(\frac{m_{r_{k-i,l-j} \rightarrow u_{k,l}=1}}{m_{r_{k-i,l-j} \rightarrow u_{k,l}=0}}\right) = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-p}^p \frac{2h_{-i,-j}(y_{k-i,l-j} - \mu_{k-i,l-j}^{k,l}) - h_{-i,-j}^2}{2(\sigma_{k-i,l-j}^{k,l})^2 + N_0} \quad (17)$$

Après un certain nombre d'itérations, la décision finale se fait selon la règle suivante :

$$m_{u_{k,l} \rightarrow D} m_{D \rightarrow u_{k,l}}(u_{k,l} = 1) \underset{u_{k,l}=0}{\overset{u_{k,l}=1}{>}} m_{u_{k,l} \rightarrow D} m_{D \rightarrow u_{k,l}}(u_{k,l} = 0) \quad (18)$$

Dans des conditions de flous importants affectant l'image observée d'un code graphique, une simple détection à seuil appliquée sur un module engendre des erreurs irrécupérables même avec le codage canal de type Reed-Solomon conçu actuellement pour la plupart des codes 2D.

Le recours à l'algorithme MVA dont les performances sont attestées dans le paragraphe relatif aux simulations permet de franchir cet obstacle et d'ouvrir la voie pour la conception de décodeurs robustes pour les codes 2D.

4 Estimation du flou et de la résolution des modules

Le flou provient de distorsions basses fréquences qui ont pour origine la mauvaise focalisation du bloc optique ou son mouvement relatif à la scène originale. L'identification du flou est une étape préalable à la détection du code. On distingue les méthodes d'identification exploitant les propriétés spectrales de la réponse impulsionnelle du flou des méthodes estimant le flou dans l'espace image. Ces dernières méthodes supposent que les images cachées peuvent raisonnablement être modélisées par un processus gaussien ou par un processus autorégressif. Cette hypothèse a priori n'est pas adaptée à l'application qui nous concerne. L'image originale n'est en effet ni gaussienne ni autoregressive mais binaire et formée de modules rectangulaires de taille $r_x \times r_y$ indépendants les uns des autres. Nous considérons ici le cas d'un flou de défocalisation présentant une réponse impulsionnelle circulaire définie par:

$$q(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi r^2} & \text{si } \sqrt{x^2 + y^2} \leq r \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (19)$$

r est appelé rayon de confusion du flou. La version discrétisée de $q(x, y)$ est la matrice de flou \mathbf{Q} . Nous proposons d'estimer le rayon de confusion et la résolution des modules dans le domaine spectral. Puisque le flou de défocalisation vérifie (19), la fonction de transfert optique a pour expression [3]:

$$G(f_x, f_y) = \frac{J_1(2\pi r f)}{\pi r f} \quad (20)$$

où $f = \sqrt{f_x^2 + f_y^2}$ et J_1 est la fonction de Bessel modifiée de première espèce d'ordre 1. La détection des cercles concentriques issus de (20) permet alors d'estimer r . Par ailleurs, un module du code graphique a une réponse fréquentielle:

$$T(f_x, f_y) = \sin c(r_x f_x) \sin c(r_y f_y) \quad (21)$$

Les passages à zéro de $T(f_x, f_y)$ forment un canevas de droites parallèles et perpendiculaires. La détection de ce treillis et des cercles concentriques formés par (20) permet alors d'estimer r , r_x et r_y .

5 Simulations

Nous entreprenons d'abord d'étudier les performances de l'algorithme MVA proposé après l'avoir appliqué sur des images fortement flouées. Nous considérons les cas où une simple binarisation après moyennage sur un module échoue au décodage. Ces situations se rencontrent lorsque la taille du flou est de l'ordre de 2 fois la taille d'un module. Dans ces cas les récepteurs classiques basés sur la binarisation après moyennage ne peuvent décoder même si les conditions d'éclairage sont idéales avec un niveau négligeable du bruit additif. En effet, les

performances d'une binarisation après moyennage sont faibles et ne permettent pas au décodage canal de déclencher son processus de détection et de correction d'erreurs.

Pour attester ceci, nous considérons des images de codes graphiques 2D où le cercle de confusion s'étale sur 18 pixels (la taille de la matrice de flou \mathbf{Q} est alors de 37×37 pixels) avec un module \mathbf{T} de taille 18×18 pixels (Fig. 2). Nous mesurons un taux de rejet de 50% en sortie d'un code de Reed-Solomon (RS) de rendement $1/3$ et construit sur le corps de Galois $GF(2^8)$. Nous considérons maintenant un code graphique 2D construit avec un codeur convolutif de rendement $1/3$, ce qui donne un code 2D d'une même densité d'information que celle utilisée précédemment avec le code RS. Dans les mêmes conditions d'éclairage et de bruit que précédemment, l'algorithme MVA proposé affiche un taux de rejet arbitrairement faible (sur 1000000 d'images simulées le taux de bonne détection mesuré est de 100%).

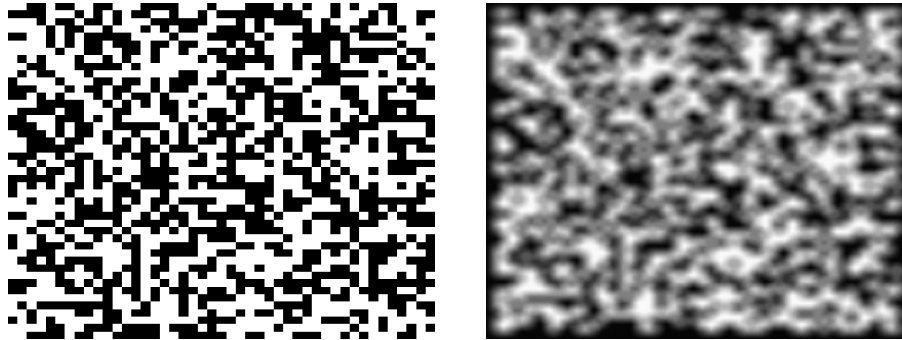


Figure 2 : A gauche le code graphique 2D original avec un module de taille 18×18 pixels et à droite son image flouée avec un cercle de confusion de rayon $r = 18$.

L'estimation du flou et des paramètres de l'image est toutefois nécessaire à l'application du MVA. Nous appliquons les méthodes proposées au paragraphe précédent. Ces méthodes présentent des performances raisonnables lorsque le rapport signal sur bruit de l'image est élevé. Le biais introduit par ces estimateurs reste moins de 2% des valeurs réelles à estimer (r , r_x et r_y) et leur variance est infime pour des rapports signal à bruit supérieurs à 40 dB. L'algorithme MVA n'est nullement affecté par ces imperfections dues à l'estimateur.

Les performances de l'algorithme MVA sont maintenant données dans les tracés de la figure 3 où nous représentons aussi celles d'un code avec un module \mathbf{T} de taille 8×8 pixels et un cercle de confusion $r = 6$ pixels. Ces courbes évaluent le taux d'erreur binaire (TEB) pour plusieurs valeurs du rapport signal à bruit exprimé en E_b/N_0 , E_b étant l'énergie moyenne par bit d'information reçu, et N_0 la densité spectrale du bruit. Alors que dans ces exemples la binarisation après moyennage sature à un taux d'erreur supérieur à 3×10^{-1} , le décodeur proposé atteint rapidement des taux d'erreurs de l'ordre de 10^{-6} , répondant aux exigences de la transmission de donnée.

6 Conclusion :

Nous repoussons les limites des usages des systèmes basés sur une transmission d'information par codes graphiques en proposant une structure de décodage itérative basée sur un algorithme

MVA à faible complexité évoluant sur un *factor graph*. Alors que les procédés classiques de binarisation après moyennage se trouvent limités par l'interférence entre symboles générée par le flou, cette structure permet d'atteindre un taux d'erreur de 10^{-6} pour des valeurs relativement faibles du rapport signal à bruit de l'image reçue. Cette structure nécessite la connaissance des paramètres de l'image, i.e. les tailles du flou et des modules constituant un symbole graphique. Lorsque les conditions d'éclairage et de bruit sont bonnes, une estimation de ces paramètres dans le domaine spectral est possible et l'algorithme MVA proposé est robuste vis-à-vis des imperfections de l'estimateur qui introduit un biais.

La structure itérative proposée avec le MVA présente un taux d'erreur très faible et ceci pour des valeurs du rapport signal à bruit inférieures à celles des images standard. Il est donc intéressant de proposer de meilleurs estimateurs des paramètres du canal afin de pouvoir appliquer l'algorithme MVA lorsque les conditions d'éclairage et de bruit sont mauvaises.

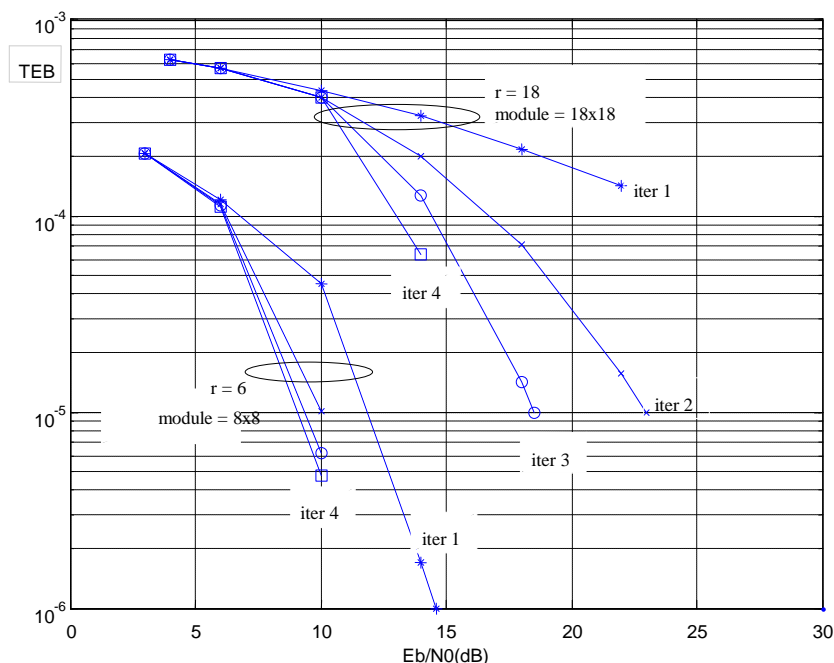


Figure 3 : Taux d'erreur de la structure itérative basée sur l'algorithme MVA en fonction du rapport E_b/N_0 en dB. Deux configurations ont été simulées, et convergent toutes deux après 4 itérations. Alors qu'un détecteur classique à seuil présente un taux d'erreur supérieur à 3×10^{-1} , le décodeur itératif avec égaliseur MVA permet d'obtenir un taux d'erreur de 10^{-6} avec des images de faible qualité.

Références

- [1] C. Douillard, M.Jézéquel, C.Berrou, A. Picart, P.Didier et A. Glavieux. Iterative correction of intersymbol interference: Turbo equalization, *European Transactions on Telecommunications*, pp.507–511, vol. 6, issue 5, Sep. 1995.
- [2] A.Glavieux, C. Laot et J. Labat. Turbo equalization over frequency selective channel, *International Symposium on Turbo-Codes and Related Topics*, pp. 96–102, Brest - France, 3-5 Sep.1997.

- [3] D.B. Gennery. Determination of optical transfer function by inspection of frequency domain plot, *Journal of Optical Society of America*, pp. 1571-1577, vol. 63, Dec. 1973.
- [4] K.Houni, W. Sawaya, Y. Delignon and D. Ramage. Average mutual information for 1D image-based barcode readers, *TAIMA 2007*, Hammamet -Tunisia, 22-26 May 2007.
- [5] K.Houni, W. Sawaya, Y. Delignon. One dimensional barcodes reading: an information theoretical approach, *Applied Optics*, pp. 1025-1036, vol. 47, March 2008.
- [6] F. R. Kschischang, B. J. Frey, and H. A. Loeliger, Factor graphs and the sum-product algorithm. *IEEE Trans.on Information Theory*, pp. 498 – 519, vol. 47, Feb. 2001.
- [7] E. Ottaviani, A. Pavan, M. Bottazzi, E. Brunelli, F. Caselli, M. Guerrero. A common image processing framework for 2D barcode reading, *Seventh International Conference on Image Processing and its Applications*, pp. 652-655, vol.2, Manchester-UK, 13-15 July 1999.
- [8] T. Pavlidis, J. Swartz, Y. P. Wang. Fundamentals of barcode information theory, *IEEE Computer*, pp.74-86, vol. 23, n° 4, Apr. 1990.
- [9] T. Pavlidis, J. Swartz, Y. P. Wang. Information encoding with two dimensional bar codes. *IEEE Computer*, pp. 18-28, vol. 25, n°6, 1992.
- [10] M. Rohs. Real-World Interaction with camera-phones, In *Second International Symposium on Ubiquitous Computing Systems (UCS)*, pp. 39 – 48, Tokyo – Japan, Nov. 2004.
- [11] Y. Shen, E. Y. Lam, N. Wong. Robust binary image deconvolution with positive semidefinite programming, *IAENG International Journal of Applied Mathematics*, pp. 41–48, vol. 36, no. 1, March 2007.
- [12] K. Wang, Y. Zou and H. Wang, Barcode reading from images captured by camera phones, *2nd International Conference on Mobile Techechnology, Applications and Systems*, pp.6 -12, Guangzhou- China, 15-17 Nov. 2005.