

# Réduction du nombre de niveaux de lissage dans une structure de filtre LUM FTC

## Reduction of smoothing levels in LUM FTC filter structure

**Rastislav Lukáč<sup>1</sup>, Viktor Fischer<sup>2</sup>, Nathalie Bochard<sup>2</sup>**

<sup>1</sup> Slovak Image Processing Center, Jarkova 343, 049 25 Dobsina, Slovakia.

<sup>2</sup> Laboratoire Traitement du Signal et Instrumentation, Unité Mixte de Recherche CNRS 5516, Université Jean Monnet, Saint-Etienne, France.

tel.: +33 4 77 48 15 00, fax.: +33 4 77 48 15 20

E-mails: lukacr@ieee.org, fischer@univ-st-etienne.fr, Nathalie.Bochard@univ-st-etienne.fr

Manuscrit reçu le 1<sup>er</sup> juillet 200

Résumé et mots clés

Dans cet article, nous analysons la possibilité de réduire le nombre de niveaux de lissage d'un filtre LUM (lower-upper-middle) adaptatif 3-D basé sur un contrôle par seuils fixes (FTC = fixed threshold control). Outre son excellente capacité d'atténuation du bruit tout en assurant la conservation des détails, le filtre LUM FTC avec une fenêtre de taille  $N$ , est caractérisé par une structure relativement complexe, où l'estimation de la valeur de sortie est faite en fonction de  $(N + 1)/2$  règles de décision. Ceci peut entraver l'implémentation matérielle de tels filtres dans des applications vidéo temps réel. Afin de simplifier la complexité du filtre tout en gardant ses excellentes performances, nous proposons deux approches qui sont la réduction linéaire du nombre de niveaux de lissage et la réduction optimale basée sur un algorithme génétique.

Séquences d'images, statistiques d'ordre, filtre LUM, filtre adaptatif, bruit impulsionnel.

Abstract and key words

In this paper, we analyze the possibility of the reduction of smoothing levels in 3-D adaptive lower-upper-middle (LUM) smoother based on the fixed threshold control (FTC). Besides the excellent noise attenuation capability with the simultaneous signal-detail preservation, recently introduced LUM FTC filter with a window size  $N$  is characterized by a relatively complex structure, where an estimate is formed according to  $(N + 1)/2$  decision rules. This fact can constrain its possible hardware filter implementation in real motion video applications. In order to simplify the filter complexity, however, to retain the excellent filter performance simultaneously, we propose two approaches such as linear reduction of smoothing levels and optimal reduction based on genetic algorithm.

Image sequences, order statistics, LUM smoother, adaptive filter, impulse noise.

Remerciements

Nous tenons à remercier notre collègue Gérard Jacquet pour son aide précieuse lors de la rédaction de cet article.

# 1. Introduction

La lecture d'un signal et sa transmission engendrent, dans la plupart des cas, une dégradation de l'information utile par du bruit. En général, les L-filtres [3], [10], [11], c'est à dire les filtres non linéaires fournissant en sortie une valeur correspondant à la somme pondérée des données ordonnées, représentent l'algorithme de filtrage optimal pour différentes distributions du bruit. Si le bruit a un caractère impulsionnel, le rôle du filtrage est plutôt de remplacer l'échantillon bruité par un échantillon voisin de façon à minimiser la distorsion locale. La classe des filtres non linéaires à sélection (selection nonlinear filter) [21] basés sur une statistique d'ordre [22] tels que les filtres médians [24], les filtres médians pondérés [25], les filtres stack [6], les filtres LUM (lower-upper-middle) [8], [14], [16] et les filtres à permutation sélective [2], représente un outil efficace pour supprimer le bruit à caractère impulsionnel. En effet, la valeur de sortie d'un filtre non linéaire à sélection est choisie parmi les valeurs des échantillons d'entrée. Ainsi, dans des environnements corrompus par du bruit impulsionnel, la distorsion locale introduite par les filtres non linéaires à sélection basés sur une opération d'ordonnement est souvent plus faible que celle de filtres optimaux (L-filtre ou LI-filtre), qui donnent généralement à la sortie une nouvelle valeur ne figurant pas à l'entrée. Pour cette raison, les filtres non linéaires à sélection représentent la classe la plus populaire de filtres utilisés dans des applications de transfert d'images comme la télévision, les vidéo-conférences, les visiphones, la vision en robotique où les possibles erreurs sur les bits transmis peuvent être considérées comme une sorte de bruit impulsionnel [2], [4], [13].

Dans cet article, nous présentons un filtre LUM lisseur adaptatif non compensé en mouvement permettant de supprimer le bruit impulsionnel dans des applications vidéo [12], [19], [20], [26] tout en conservant parfaitement les détails du signal. Cette excellente capacité d'estimation repose sur un ensemble de règles de décisions parmi lesquelles l'échantillon central avant traitement, les sorties des différents filtres LUM lisseurs standards et les valeurs de seuils jouent un rôle important. L'apport de l'étude présentée dans cet article réside dans la réduction du nombre de niveaux formant la structure proposée, sans diminuer la capacité de filtrage. Plus précisément, nous proposons deux approches : l'une basée sur la réduction linéaire du nombre de niveaux de lissage et l'autre basée sur une réduction optimale par un algorithme génétique. Après réduction du nombre de niveaux de lissage, la performance de la méthode proposée est encore comparable au concept original basé sur l'ensemble complet des niveaux de lissage.

# 2. Filtre LUM FTC

Soit  $x_1, x_2, \dots, x_N$  l'ensemble des entrées délimitées par la fenêtre d'un filtre et  $N$  la taille de cette fenêtre. L'ensemble ordonné

$$x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(N)} \quad (1)$$

représente l'opération non linéaire sur les échantillons d'entrée qui place les échantillons atypiques d'images aux extrémités de l'ensemble ordonné [2]. Cette propriété est largement utilisée lorsque le bruit a un caractère non Gaussien ou impulsionnel, car il est alors fortement probable que la valeur médiane représente un échantillon non bruité. Le filtre médian laisse les transitions monotones inchangées, mais fait disparaître les structures qui sont petites en regard de la taille du masque, d'où la raison de présenter une nouvelle approche de filtrage basée sur les statistiques d'ordre (1).

Pour adapter le comportement de filtres basés sur l'ordonnement à une large variété de distributions du bruit, le L-filtre a été introduit en tant que généralisation du filtre médian, du filtre moyenneur, du filtre de rang (rank order filter) et du filtre  $\alpha$ -ajustable ( $\alpha$ -trimmed filter). La sortie du L-filtre [2], [10], [11] est définie par l'équation suivante :

$$y = \sum_{i=1}^N w_i x_{(i)} \quad (2)$$

où  $y$  est la sortie du filtre,  $\{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(N)}\}$  sont les données ordonnées et  $\{w_1, w_2, \dots, w_N\}$  les poids. Par un choix approprié des coefficients de pondération, toutes les opérations mentionnées ci-dessus peuvent être effectuées par un L-filtre.

Les L-filtres représentent une importante généralisation de plusieurs filtres basés sur les statistiques d'ordre. D'une manière équivalente, il est possible de définir une catégorie de filtres basée sur une sélection de l'échantillon de sortie parmi les échantillons d'entrée en fonction de leur position après ordonnancement. La fonction de sélection est souvent réduite au choix d'une statistique d'ordre particulière. Si la sélection de l'échantillon de sortie est donnée par un opérateur médian appliqué à l'entrée, on est dans le cas bien connu du filtre médian défini par

$$y(n) = med\{x_1, x_2, \dots, x_N\} = x_{((N+1)/2)} \quad (3)$$

où  $med$  est un opérateur médian,  $N$  est la taille de la fenêtre et  $x_{((N+1)/2)}$  est l'échantillon central de la séquence ordonnée. Pour simplifier l'écriture et ne pas confondre l'échantillon central avant et après ordonnancement, on notera  $x^*$  la valeur du pixel courant (pixel central de la fenêtre de filtrage).

Les filtres LUM [8], [14], [16] lisseurs de paramètre  $k$  qui représentent un sous-ensemble des filtres à sélection basés sur la statistique d'ordre [22], sont définis par

$$y_k = med\{x_{(k)}, x^*, x_{(N-k+1)}\} \quad (4)$$

où  $y_k$  est la sortie du filtre en fonction du paramètre  $k = 1, 2, \dots, (N+1)/2$ . L'opération de lissage [8] du filtre LUM est obtenue par comparaison des statistiques d'ordre inférieure  $x_{(k)}$  et supérieure  $x_{(N-k+1)}$  avec l'échantillon central  $x^*$  d'une fenêtre de filtrage. Si  $x^*$  se situe dans l'intervalle formé par ces deux statistiques d'ordre, il n'est pas modifié. Si  $x^*$  se trouve en dehors de cet intervalle, il est alors remplacé par un échantillon plus près de la médiane (soit  $x_{(k)}$  si  $x^* < x_{(k)}$ , soit  $x_{(N-k+1)}$  si  $x^* > x_{(N-k+1)}$ ). En fonction du paramètre de lissage  $k$ , les capacités de filtrage du filtre LUM peuvent s'étendre du filtre identité ( $k = 1$ ) au filtre médian ( $k = (N+1)/2$ ).

Le comportement des filtres LUM est bien caractérisé par la probabilité de dégradation [8]

$$p_b = p \sum_{i=k-1}^{N-1} \binom{N-1}{i} \left(\frac{p}{2}\right)^i \left(1 - \frac{p}{2}\right)^{N-i-1} + (2-p) \sum_{i=N-k+1}^{N-1} \binom{N-1}{i} \left(\frac{p}{2}\right)^i \left(1 - \frac{p}{2}\right)^{N-i-1} \quad (5)$$

qui est la probabilité d'obtenir une impulsion en sortie sachant que la probabilité d'apparition d'une impulsion à l'entrée est  $p$ . On peut facilement vérifier que la probabilité de dégradation diminue avec l'augmentation du paramètre  $k$ . Cela signifie que pour une valeur maximale du paramètre  $k$ , le filtre LUM lisseur supprime efficacement le bruit, cependant son effet sur les détails et les contours de l'image se traduit par un flou. Lorsque  $p$  est petit, une faible probabilité de dégradation peut être obtenue avec un  $k$  relativement faible.

Le filtre est donc caractérisé par un compromis entre la suppression du bruit et la conservation des détails du signal, où l'équilibre est choisi avec finesse en fonction des propriétés statistiques locales. Il apparaît alors intéressant d'utiliser une structure adaptative de filtre LUM afin de choisir le meilleur niveau de filtrage [13].

Soit  $y_1, y_2, \dots, y_{(N+1)/2}$  un ensemble de sorties possibles d'un filtre LUM lisseur standard défini par (4). Dans le cas d'une fenêtre cubique spatio-temporelle de taille  $N = 27$ , qui est la fenêtre de filtrage la plus utilisée dans le filtrage de séquences d'images [1], [12], [20], nous obtenons 14 sorties. Pour chaque niveau de filtrage  $k$ , comparons la valeur absolue de la différence entre l'échantillon central  $x^*$  et la sortie du filtre LUM  $y_k$  avec une valeur seuil associée  $Tol_k$ . La sortie du filtre LUM adaptatif est définie par la sortie du filtre LUM standard correspondant au plus grand  $k$  respectant :

$$|y_k - x^*| \geq Tol_k \quad (6)$$

Puisque la valeur absolue de la différence entre l'échantillon central  $x^*$  et la sortie du filtre LUM  $y_k$  croît avec l'indice  $k$  :

$$|y_1 - x^*| \leq |y_2 - x^*| \leq \dots \leq |y_{(N+1)/2} - x^*| \quad (7)$$

le même caractère monotone est appliqué aux valeurs de seuils

$$Tol_1 \leq Tol_2 \leq \dots \leq Tol_{(N+1)/2} \quad (8)$$

Le filtre LUM avec  $k = 1$  étant équivalent au filtre identité, la condition nécessaire à un comportement de filtre normal est que la valeur de seuil  $Tol_1$  soit égale à 0. La valeur des paramètres de seuil  $Tol_1, Tol_2, \dots, Tol_{(N+1)/2}$  conditionne la détermination des niveaux de lissage de sortie. L'objectif des conditions (6), pour  $k = 2, \dots, (N+1)/2$ , est de détecter si l'échantillon central  $x^*$  est bruité et de déterminer le niveau de lissage le plus approprié, c'est-à-dire le niveau qui estimera l'échantillon central bruité avec la meilleure précision. En général, si une des inégalités (6), pour  $k = 2, \dots, (N+1)/2$ , est valide, alors l'échantillon central est bruité. Sinon, l'échantillon central est non bruité et la condition (6) sera valide uniquement pour l'opération identité ( $k = 1$ ). Le comportement adaptatif du filtre LUM FTC est contrôlé par la différence entre l'échantillon central et la sortie du filtre LUM standard, de sorte que le plus grand niveau de lissage satisfaisant (6) varie suivant la position de la fenêtre active du filtre. Dans [13] il est démontré la forte dépendance de la détermination du niveau de lissage de la sortie avec les propriétés statistiques locales du voisinage dans la fenêtre de filtrage.

Le seul problème est de déterminer l'ensemble des seuils optimaux de sorte que la méthode proposée supprime le bruit et préserve les détails de l'image simultanément. Dans [13] l'optimisation est réalisée par un algorithme génétique et les seuils optimaux, dans le cas d'un filtre  $3 \times 3 \times 3$  sont donnés par les valeurs fixes suivantes :

$$Tol_{opt} = \{Tol_1, Tol_2, \dots, Tol_{(N+1)/2}\} = \{0, 4, 5, 7, 9, 12, 15, 16, 22, 23, 38, 43, 48, 52\} \quad (9)$$

Si on applique à une structure de filtre l'ensemble optimal des valeurs de seuils (9), l'adaptation du filtre LUM présentée ici se caractérise alors par d'excellentes performances, une certaine robustesse face au bruit impulsionnel et son insensibilité par rapport à la gamme d'intensité du bruit [13].

### 3. Réduction de la complexité du filtre

Afin de réduire la complexité du filtre, nous proposons la réduction du nombre d'éléments filtrants. Dans un premier temps nous nous focalisons sur une approche linéaire [15] respectant la règle suivante : chaque stade de réduction doit contenir à la fois le filtre identité ( $k = 1$ ) et le filtre médian ( $k = 14$ ), alors que les autres filtres LUM seront sélectionnés linéairement (si possible) dans l'intervalle  $2 \leq k \leq 13$ . La sélection linéaire résulte de la division régulière de l'intervalle arrondie aux entiers. Notons que le nombre de niveaux de lissage considérés est  $n_k$  et la valeur à la sortie est imposée par le filtre LUM (4) ayant le plus grand  $k \in \{k_{lin}\}$  (voir Tableau 1) satisfaisant  $|y_k - x^*| \geq Tol_k$  de l'équation (6).

Dans un second temps nous recherchons le meilleur ensemble réduit de paramètres de filtrage en utilisant l’algorithme génétique (GA) [7], [17], [18], [23]. Généralement, ce type d’algorithme est utilisé pour résoudre des problèmes d’optimisation difficiles. Dans cet article, nous l’utilisons pour rechercher les niveaux de filtrage de chaque ensemble réduit de paramètres  $\{k_{opt}\}$ . La seule contrainte est que le filtre identité ( $k = 1$ ) soit inclus dans chaque ensemble réduit. Cette nécessité vient des équations (6) et (9). La sortie du filtre est fournie par le filtre LUM (4) ayant le plus grand  $k \in \{k_{opt}\}$  (voir Tableau 2) satisfaisant  $|y_k - x^*| \geq Tol_k$  dans l’équation (6).

Dans notre méthode d’optimisation l’algorithme génétique recherche les  $n_k - 1$  valeurs de  $k$  pour lesquelles le filtre LUM adaptatif avec un nombre réduit de paramètres  $n_k$  a la meilleure performance. Pour évaluer le fonctionnement du filtre proposé, nous utilisons comme critère de qualité du filtrage la fonction MAE (erreur absolue moyenne) entre le signal désiré et la sortie du filtre.

Pour chaque ensemble réduit  $\{k_{opt}\}$ , la même structure est utilisée. Les paramètres de l’algorithme utilisé sont les suivants : population de 60 chromosomes, probabilités de croisement et de mutation respectivement égales à 0,9 et 0,1. Le nombre de cycles d’apprentissage est de 5000 et l’optimisation a été testée sur la séquence d’images Salesman affectée par un bruit impulsionnel  $p = 0,1$ . En général, les paramètres optimums ont été atteints en moins de 500 cycles.

Pour ce qui est des paramètres du GA, le faible nombre de chromosomes parents ne fournit pas l’espace suffisant pour une sélection indépendante de GA. La diversité de population augmente avec l’augmentation du nombre de chromosomes parents et cela peut améliorer la condition donnant le taux de chromo-

Tableau 1. Ensemble de paramètres du filtre réduit linéairement

$n_k$	$\{k_{lin}\}$
14	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14
13	1,2,3,4,5,6,7,9,10,11,12,13,14
12	1,2,3,4,6,7,8,9,11,12,13,14
11	1,2,3,5,6,7,9,10,12,13,14
10	1,2,4,5,7,8,10,11,13,14
9	1,2,4,5,7,9,11,13,14
8	1,2,4,6,8,10,12,14
7	1,3,5,7,9,12,14
6	1,3,6,9,12,14
5	1,4,7,11,14
4	1,5,10,14
3	1,7,14
2	1,14

Tableau 2. Ensemble de niveaux de filtrage réduit de façon optimale

$n_k$	$\{k_{opt}\}$
14	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14
13	1,2,3,4,5,6,7,9,10,11,12,13,14
12	1,2,4,5,6,7,8,9,11,12,13,14
11	1,2,4,5,7,8,9,10,12,13,14
10	1,2,4,5,6,8,9,10,13,14
9	1,4,5,6,10,11,13,14
8	1,4,5,6,8,9,12,14
7	1,4,5,7,9,13,14
6	1,4,6,9,12,14
5	1,5,7,11,14
4	1,6,9,14
3	1,7,14
2	1,14

somes valables. Les opérateurs de croisement et de mutation représentent les paramètres les plus importants de GA, car ils influencent directement l’optimisation. Ces paramètres déterminent certains changements des chromosomes, augmentent l’espace d’observation des solutions et améliorent les effets de recherche. La faible probabilité de mutation tend à conserver une certaine part de la variété de chromosomes et la recherche de solution dans l’espace est plus lente. Cependant, si ce paramètre est fixé à une valeur importante, le GA peut aboutir à une solution pire.

L’optimisation a été testée sur un jeu d’apprentissage avec une probabilité de corruption  $p = 0,1$ . L’ensemble optimisé des niveaux de filtrage est présenté dans le Tableau 2. En comparaison avec l’approche linéaire (voir Tableau 1), le jeu optimisé (Tableau 2) a une structure différente pour  $n_k = 4,5, \dots, 12$ . Le fait que chaque ensemble optimisé contienne le filtre médian est très intéressant.

## 4. Résultats expérimentaux

Concentrons nous maintenant sur les performances des filtres LUM standards et des filtres LUM adaptatifs. Les performances de ces méthodes sont testées sur 3 séquences de 30 images de  $256 \times 256$  pixels (Figure 1 a-c) ayant différentes propriétés statistiques. De plus, nous observons le comportement des filtres pour une large gamme de valeurs aléatoires de perturbations par



Figure 1. 5<sup>ème</sup> trame de Salesman (a), Susie (b), People (c) (d) Salesman, la trame bruitée (bruit impulsionnel avec  $p = 0.1$ ) (e) l'erreur estimée (EE) d'un filtre médian (filtre LUM avec  $k = 14$ ) (f) EE d'un filtre LUM à réduction linéaire  $nk = 3$

5

bruit impulsionnel [2] (nous envisageons le bruit de 5%, 10% et 15%) défini par

$$x_{i,j,t} = \begin{cases} v & \text{avec probabilité } p \\ o_{i,j,t} & \text{avec probabilité } 1 - p \end{cases} \quad (10)$$

où  $i, j$  caractérisent la position de l'échantillon,  $t$  est l'index temporel (trame),  $\{o_{i,j,t}\}$  la séquence originale,  $\{x_{i,j,t}\}$  la séquence bruitée,  $p$  la probabilité de dégradation et  $v$  la valeur aléatoire du bruit dans l'intervalle  $[0, 255]$  (pour un codage sur 8 bits de l'échantillon) mise à jour à chaque position. Ainsi, des impulsions positives et négatives d'amplitude variable apparaissent dans l'image bruitée.

Les résultats quantitatifs sont exprimés à travers l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur quadratique moyenne (MSE) et l'inter-corrélation ( $\Delta R$ ) [13]. En général, MAE traduit la conservation des détails du signal, MSE évalue la suppression de bruit et  $\Delta R$  reflète la conservation de la trajectoire du mouvement dans la séquence d'images. Comme dans le cas de MAE et MSE la qualité du résultat augmente avec la diminution de  $\Delta R$ .

Le comportement d'un filtre LUM standard suit la définition (5). Il est clair que la performance de la méthode proposée dépend du paramètre de filtrage fixé et du niveau de bruit impulsionnel  $p$ . Lorsque la probabilité  $p$  est faible, le filtre LUM standard atteint l'équilibre entre la suppression du bruit et la préservation des détails avec un faible  $k$ . Quand le facteur de bruit  $p$  augmente, l'équilibre est atteint par le filtre LUM avec un paramètre de lissage  $k$  plus grand.

Observons maintenant les performances des filtres LUM adaptatifs. Bien que le jeu de tests pour l'optimisation de seuils ait été réalisé avec des séquences d'images affectées par un bruit impulsionnel avec une probabilité  $p = 0,1$ , l'ensemble des seuils optimaux obtenu est suffisamment robuste pour d'autres séquences test et dans une large gamme de dégradations par bruit impulsionnel.

La question est maintenant de savoir comment les réductions proposées affectent les performances du filtre. On peut facilement observer (Figure 2 a-c, Tableaux 3-5) que la réduction linéaire (de  $n_k = 13$  à  $n_k = 3$ ) offre encore d'excellentes capacités de filtrage et des performances comparables aux méthodes basées sur l'ensemble complet de paramètres ( $n_k = 14$ ). Par contre, les résultats obtenus montrent que le filtre LUM adaptatif avec réduction linéaire du nombre de paramètres n'est plus efficace lorsque le nombre de niveaux de lissage  $n_k$  est égal à 2. La méthode utilisant un ensemble réduit de façon optimale donne en général des résultats légèrement supérieurs à l'approche linéaire. Ceci est visible sur la Figure 3 où les courbes sont un peu plus lissées. On note également que les caractéristiques d'atténuation du bruit (exprimées à travers MSE) de l'approche optimale sont plus robustes (Figure 3), ce qui conduit à des performances plus régulières pour chaque ensemble  $\{k_{opt}\}$ , ainsi qu'à l'amélioration des détails du signal (MAE) et de la conservation du mouvement ( $\Delta R$ ).

Toutefois, on doit mettre l'accent sur le fait que l'optimisation de la réduction des niveaux de lissage avec le GA a été faite



pour comparer la réduction linéaire avec une autre méthode de réduction. En réalité, l'amélioration apportée par cette méthode optimale est très faible en regard de la complexité des calculs qu'elle demande.

Nous pouvons également souligner que la sélection des niveaux proposée (obtenue par la première ou par la deuxième méthode) est si représentative, qu'elle peut être généralisée pour une séquence d'images réelles quelconque. Il n'est donc pas néces-

saire de la valider ou (pire) de la refaire avant chaque utilisation. Le fait que les sélections proposées permettent une large généralisation est documenté par les résultats de filtrage présentés dans les tableaux 3 à 5 et dans les figures 1 e et f, où nous pouvons observer une excellente amélioration par rapport aux méthodes traditionnelles équivalentes. On peut s'attendre à la même amélioration pour des séquences d'images statistiquement différentes et pour une large gamme de dégradations par bruit impulsionnel.

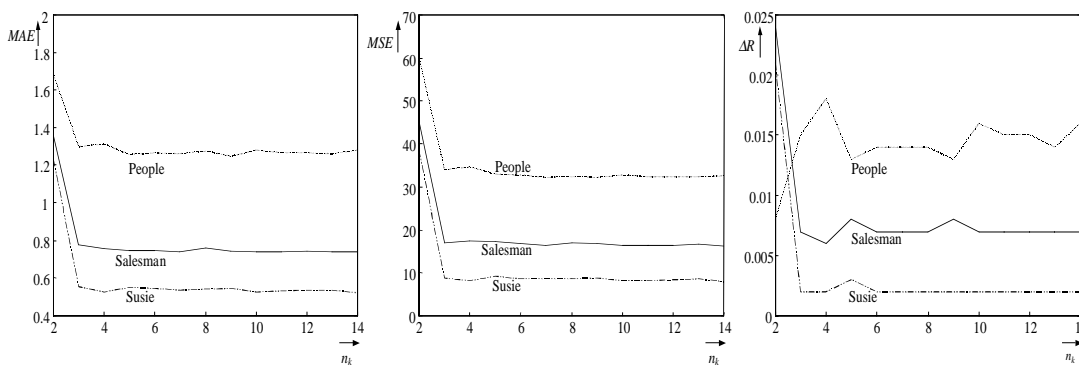


Figure 2. Performances du filtre LUM adaptatif 3-D proposé, en fonction du nombre de paramètres de filtrage réduit linéairement (bruit impulsionnel avec  $p = 0.1$ ) : (a) MAE, (b) MSE, (c) DR

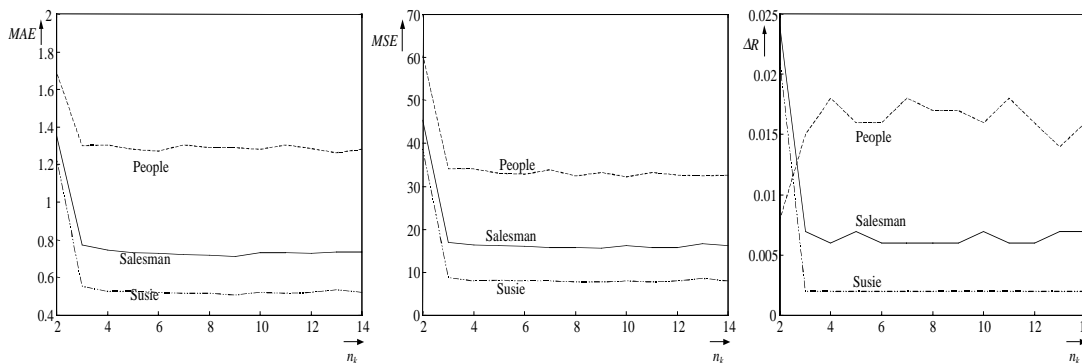


Figure 3. Performances du filtre LUM adaptatif 3-D proposé en fonction de l'ensemble réduit optimisé des niveaux de lissage (bruit impulsionnel avec  $p = 0.1$ ) : (a) MAE, (b) MSE, (c) DR

Tableau 3. Résultats obtenus pour un niveau de bruit  $p = 0.05$  (RL – Réduction Linéaire)

Séquence	Salesman			Susie			People		
	MAE	MSE	$\Delta R$	MAE	MSE	$\Delta R$	MAE	MSE	$\Delta R$
Identité ( $k = 1$ )	3.709	419.2	0.237	3.461	353.3	0.195	3.645	399.7	0.214
LUM ( $k = 5$ )	0.870	19.9	0.009	0.668	9.7	0.002	1.391	30.4	0.010
LUM ( $k = 8$ )	1.344	18.2	0.003	1.063	8.9	0.004	2.353	35.8	0.042
LUM ( $k = 11$ )	2.414	32.1	0.007	1.829	14.3	0.008	4.112	63.7	0.071
Médian (LUM $k = 14$ )	4.107	57.3	0.012	3.190	27.7	0.011	6.843	117.6	0.088
LUM adaptatif	0.386	8.2	0.003	0.265	3.8	0.001	0.863	22.9	0.018
RL proposée $n_k = 5$	0.395	8.5	0.003	0.271	3.9	0.001	0.864	23.5	0.018
RL proposée $n_k = 4$	0.413	9.2	0.003	0.272	4.0	0.001	0.892	24.9	0.019
RL proposée $n_k = 3$	0.436	9.7	0.003	0.284	4.4	0.001	0.859	24.1	0.017
RL proposée $n_k = 2$	0.736	26.1	0.013	0.629	19.9	0.011	0.954	37.3	0.003

Tableau 4. Résultats obtenus pour un niveau de bruit  $p = 0.10$ 

Séquence	Salesman			Susie			People		
	Méthode	MAE	MSE	$\Delta R$	MAE	MSE	$\Delta R$	MAE	MSE
Identité ( $k = 1$ )	7.287	825.1	0.396	6.738	688.4	0.337	7.069	772.8	0.352
LUM ( $k = 5$ )	1.621	54.3	0.029	1.190	28.7	0.012	2.223	68.1	0.010
LUM ( $k = 8$ )	1.731	30.7	0.008	1.286	13.9	0.002	2.762	49.5	0.035
LUM ( $k = 11$ )	2.603	36.9	0.005	1.944	16.5	0.007	4.315	69.2	0.069
Médian (LUM $k = 14$ )	4.237	59.6	0.011	3.265	29.2	0.011	6.982	120.8	0.088
LUM Adaptatif	0.733	16.1	0.006	0.518	8.0	0.002	1.296	32.9	0.017
RL proposée $n_k = 5$	0.748	17.2	0.008	0.551	9.2	0.003	1.260	33.1	0.013
RL proposée $n_k = 4$	0.757	17.5	0.006	0.528	8.3	0.002	1.314	34.7	0.018
RL proposée $n_k = 3$	0.776	17.1	0.007	0.553	8.8	0.002	1.299	34.1	0.015
RL proposée $n_k = 2$	1.355	45.4	0.024	1.229	38.6	0.021	1.684	60.4	0.008

Tableau 5. Résultats obtenus pour un niveau de bruit  $p = 0.15$ 

Séquence	Salesman			Susie			People		
	Méthode	MAE	MSE	$\Delta R$	MAE	MSE	$\Delta R$	MAE	MSE
Identité ( $k = 1$ )	10.567	1194.8	0.501	9.678	989.7	0.433	10.338	1132.7	0.452
LUM ( $k = 5$ )	2.789	125.4	0.069	2.063	76.1	0.035	3.386	136.2	0.047
LUM ( $k = 8$ )	2.155	45.1	0.015	1.545	20.5	0.002	3.228	66.3	0.027
LUM ( $k = 11$ )	2.819	42.8	0.005	2.071	18.9	0.007	4.542	75.7	0.067
Médian (LUM $k = 14$ )	4.389	63.0	0.011	3.344	30.6	0.011	7.131	124.6	0.087
LUM Adaptatif	1.149	27.1	0.012	0.809	13.7	0.004	1.755	44.8	0.012
RL proposée $n_k = 5$	1.189	29.8	0.014	0.878	16.8	0.006	1.762	47.1	0.009
RL proposée $n_k = 4$	1.152	27.8	0.012	0.816	14.4	0.004	1.768	46.3	0.014
RL proposée $n_k = 3$	1.158	27.3	0.012	0.828	14.2	0.004	1.755	45.8	0.013
RL proposée $n_k = 2$	1.968	65.1	0.035	1.770	55.6	0.030	2.376	82.6	0.014

## 5. Conclusion

Cet article se concentre sur l'analyse de filtres LUM lisseurs adaptatifs 3-D basés sur un ensemble réduit de paramètres de lissage. De façon générale, le filtre LUM FTC devrait être utilisé avec succès uniquement dans les applications où apparaît du bruit impulsif, car il tire bénéfice de la sélection de l'échantillon de sortie, de la robustesse de l'opérateur médian et de la détection de l'échantillon central. Cette combinaison exclut l'utilisation des méthodes proposées dans des environnements avec une distribution Gaussienne de bruit additionnel. Deux approches, linéaire et optimale, la seconde étant basée sur un algorithme génétique, ont été utilisées comme outil de réduction. La première approche inclut la présence des filtres identité et médian dans chaque étage réduit, alors que les autres niveaux de lissage sont sélectionnés par division linéaire des

valeurs possibles de ce paramètre jusqu'à atteindre le nombre nécessaire. Dans le cas de la réduction optimale, un algorithme génétique est utilisé pour retrouver l'ensemble réduit optimal. Cette approche est contrainte à la présence du filtre identité dans chaque étage réduit qui est la condition nécessaire résultant de la comparaison entre les sorties du filtre LUM standard et des valeurs de seuils. De même que pour une réduction linéaire, toutes les configurations réduites résultantes incluent également le filtre médian.

On peut dire que les réductions proposées (linéaire et optimale) ne sont pas adaptées lorsque le nombre de niveaux de filtrage considéré est inférieur à 3 (filtre identité compris). Avec la réduction proposée, il est possible de simplifier de manière significative la structure du filtre. Concrètement, les résultats expérimentaux présentés prouvent que le filtre LUM FTC réduit basé uniquement sur l'opération identité (filtre LUM pour  $k = 1$ ), le LUM de valeur intermédiaire avec  $k = 7$  et le filtre

médian standard (filtre LUM pour  $k = 14$ ), c'est-à-dire 3 niveaux de lissage parmi les 14 possibles d'un filtre LUM FTC complet avec une fenêtre de filtrage cubique  $3 \times 3 \times 3$ , donne la même capacité d'atténuation du bruit et de conservation des détails de l'image que le filtre LUM FTC complet basé sur les 14 niveaux de filtrage. Numériquement, la structure LUM lisseur FTC avec les niveaux de filtrage mentionnés ci-dessus donne en comparaison au filtre médian et aux filtres LUM standards au moins 50% d'amélioration selon les critères objectifs utilisés. Pour cette raison, notre prochaine tâche va se centrer sur l'implémentation matérielle de cette approche adaptative 3D pour la suppression du bruit impulsionnel avec conservation des détails de l'image dans une séquence vidéo, où la complexité est au moins 3 fois plus faible. Cette implémentation devrait aboutir à un circuit relativement petit avec des performances et un taux de traitement encore acceptable pour des applications vidéo temps réel [5], [9], [26].

## Références

- [1] Arce G.R., Multistage Order Statistic Filters for Image Sequence Processing. IEEE Transaction on Signal Processing, vol.39, No.5, May 1991, pp. 1146-1163.
- [2] Astola J. and Kuosmanen P., Fundamentals of Nonlinear Digital Filtering. CRC Press, 1997.
- [3] Bolon P., Filtrage d'ordre, vraisemblance et optimalités des prétraitements d'images. Traitement du Signal, Vol. 9, No. 3, 1992, pp. 225-250.
- [4] Boncelet C., Image Noise Models. In Handbook of Image and Video Processing (ed. A. Bovik), Academic Press, 2000.
- [5] Fischer V., Drutarovský M., Lukac R., Implementation of 3-D Adaptive LUM Smoother in Reconfigurable Hardware. Proceedings of the 12th International Conference on Field Programmable Logic and Applications FPL 2002 in Montpellier (La Grande Motte), France, September 2-4, 2002, in Springer Verlag LNCS 2438, pp.720-729.
- [6] Gabbouj M., Coyle E. J. and Gallagher N. C., An Overview of Median and Stack Filtering. Circuit Systems Signal Processing, Vol.11, No.1, 1992, pp. 7-45.
- [7] Goldberg D., Genetic Algorithms in Search, Optimisation, and Machine Learning. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1989.
- [8] Hardie R.C. and Boncelet C.G., LUM Filters: A Class of Rank-Order-Based Filters for Smoothing and Sharpening. IEEE Transaction on Signal Processing, Vol. 41, No. 3, pp. 1061-1076, March 1993.
- [9] Klima M., Dvorak P., Zahradník P., Kolar J., and Kott P., Motion Detection and Target Tracking in a TV Image for Security Purposes. Proc. 28th International IEEE Carnahan Conference on Security Technology 1994 in Albuquerque USA, pp. 43-44, 1994.
- [10] Kotropoulos C. and Pitas I., Adaptive LMS L-Filters for Noise Suppression in Image. IEEE Transactions on Image Processing, Vol.5, No. 12, December 1996, pp. 1596-1609.
- [11] Kotropoulos C. and Pitas I., Nonlinear Model-Based Image /Video Processing and Analysis. John Wiley and Sons, 2001.
- [12] Legendijk R.L., Roosmalen P.M., Biemond J., Video Enhancement and Restoration. In Handbook of Image and Video Processing (ed. A. Bovik), Academic Press, 2000.
- [13] Lukac R. and Marchevský S., LUM Smoother with Smooth Control for Noisy Image Sequences. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Vol. 2001, No. 2, pp. 110-120, June 2001.
- [14] Lukac R. and Marchevský S., Boolean Expression of LUM Smoothers. IEEE Signal Processing Letters, Vol. 8, No. 11, pp. 292-294, November 2001.
- [15] Lukac R., Fischer V. and Drutarovský M., 3-D Adaptive LUM Smoother Based On Reduced Set of Smoothing Levels. Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems in Dubrovnik, Croatia, September 15-18, 2002, Vol.3, pp.871-874.
- [16] Lukac R., Binary LUM Smoothing, IEEE Signal Processing Letters, Vol.9, (2002) 400-403.
- [17] Man K.F., Tang T.S. and Kwong S., Genetic ALgorithm. Springer-Verlag, London 1999.
- [18] Moyne L., Porter L., Passino K. M., Genetic Adaptive Observers. Engineering of Applied Artificial Intelligence. Vol.8, (1995) 261-269
- [19] Nikolaidis N. and Pitas I., 3-D Image Processing Algorithms. John Wiley & Sons, 2000.
- [20] Ozkan M.K., Sezan M.I., and Tekalp A.M., Adaptive Motion – Compensated Filtering of Noisy Image Sequences, IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, vol.3, No.4, August 1993, pp. 277-290.
- [21] Peltonen S., Gabbouj M., and Astola J., Nonlinear Filter Design: Methodologies and Challenges, Proc. 2nd IEEE Region 8-EURASIP Symposium on Image and Signal Processing and Analysis ISPA'01 in Pula, Croatia, 2001, pp.102-106.
- [22] Pitas I., and Venetsanopoulos A. N., Order Statistics in Digital Image Processing. Proceedings of the IEEE, Vol. 80, No. 12, December 1992, pp.1892-1919.
- [23] Salomon R., Evolutionary Algorithms and Gradient Search: Similarities and Differences. IEEE Transactions on Evolutionary Computations, Vol. 2, No. 2, July 1998 pp.45-55.
- [24] Tukey J.W., Exploratory Data Analysis. Reading, MA: Addison-Wesley, 1970.
- [25] Yin L., Yang R., Gabbouj M. and Neuvo Y., Weighted Median Filters: A Tutorial, IEEE Transactions on Circuits and Systems -II, Vol. 43, No. 3, March 1996 pp. 157-192.
- [26] Zahradník P., Klima M., and Cuda J., Real Time Video Motion Detection based on the TMS 320C50 Signal Processor. Proceedings of The Texas Instruments Educators Conference, pp. 51-53, 1995.