



Faculté de génie
Département de génie électrique et génie informatique

RESTAURATION DE DÉFAUTS DE S-VHS

Mémoire de maîtrise es sciences appliquées
Spécialité : génie électrique

Dinh Kha LE

Sherbrooke (Québec), Canada

Janvier 2008

IV 1800



Library and
Archives Canada

Published Heritage
Branch

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Direction du
Patrimoine de l'édition

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence
ISBN: 978-0-494-37895-3
Our file Notre référence
ISBN: 978-0-494-37895-3

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

■+■
Canada

Résumé

Le VHS est encore le format de bande magnétique le plus populaire dans le domaine de l'enregistrement de vidéo pour les consommateurs. En raison de la limitation de la résolution horizontale, une version améliorée du format VHS a été introduite : le format S-VHS. Bien que le nouveau format permette de reproduire l'image avec une bonne qualité, il y a encore des défauts :

- L'image semble brouillée, et les détails manquent de netteté.
- Les couleurs sont dégradées et manquent d'éclat.

Ce travail propose deux méthodes de restauration de défauts de S-VHS. La première combine les techniques de débrouillage avec les techniques de rehaussement. Dans cette méthode, la luminance et la chrominance sont traitées séparément. La deuxième approche proposée utilise une structure de réseaux de neurones en cascade et permet d'utiliser l'information dans la luminance traitée afin de mieux restaurer la chrominance.

Les résultats d'expériences ont montré que les deux méthodes proposées sont capables de donner des images plus nettes et plus éclatantes. En plus, grâce à la simplicité et la non-itération, il est possible de les faire fonctionner en temps-réel.

Remerciements

Je profite de ces lignes pour souligner l'aide et le support apportés par les personnes qui m'ont aidé à accomplir ce travail. Sans leur aide précieuse, cet ouvrage n'aurait probablement pas vu le jour.

Je tiens à remercier mon directeur de recherche, Monsieur Chon Tam LE DINH, pour ses précieux conseils, son expertise et son soutien financier. De lui, j'ai appris beaucoup de choses, non seulement scientifiquement mais aussi dans la vie.

Je remercie également Messieurs François MICHAUD et Roch LEFEBVRE, qui ont accepté de juger ce travail.

Je voudrais aussi remercier le CRSNG (Conseil de Recherches en Sciences Naturelles et Génie) pour le financement du projet.

J'aimerais enfin remercier mes parents, ma tante et mon oncle, mon frère, ma Paula et tous mes amis pour l'encouragement et le soutien accordé tout au long de mes travaux.

Table des matières

1. Introduction	1
2. Méthodes existantes pour la restauration et le rehaussement d'image	5
2.1. Débrouillage d'image	6
2.1.1. Approches linéaires	6
2.1.1.1. Déconvolution supervisée.....	6
2.1.1.2. Déconvolution aveugle	9
2.1.2. Approches non-linéaires	13
2.1.3. Résumé	16
2.2. Rehaussement d'image	16
2.2.1. Technique <i>Unsharp Masking</i>	16
2.2.2. Techniques <i>Unsharp Masking</i> modifiées	17
2.2.3. Résumé	19
3. Méthodes proposées pour la restauration de défauts en S-VHS.....	20
3.1. Méthode de débrouillage et rehaussement.....	20
3.1.1. Restauration de la luminance.....	21
3.1.1.1. Débrouillage	23
3.1.1.2. Rehaussement	25
3.1.2. Restauration de la chrominance.....	33
3.2. Méthode de réseaux des neurones en cascade	35
3.3. Résumé	38
4. Résultats et discussions	40
4.1. Conditions expérimentales	40
4.2. Critère d'évaluation	40
4.3. Résultats	41

4.3.1. Méthode de débrouillage et rehaussement	41
4.3.1.1. Luminance	41
4.3.1.2. Chrominance.....	49
4.3.1.3. Résultats finaux	51
4.3.2. Méthode de réseaux de neurones en cascade.....	58
4.3.2.1. Luminance	58
4.3.2.2. Chrominance.....	61
4.3.2.3. Résultats finaux	63
4.3.3. Résumé	68
Conclusion.....	69
Annexe A.....	71
Bibliographie	78

Liste des figures

Figure 1-1. Allocation de fréquence de format VHS (en haut) et S-VHS (en bas).....	2
Figure 1-2. Image originale (en haut) et image sous le format S-VHS (en bas)	3
Figure 2-1. Filtrage inverse limité par seuil	7
Figure 2-2. Algorithme IBD (déconvolution aveugle itérative).....	11
Figure 2-3. Algorithme NAS-RIF	12
Figure 2-4. Neurone formel.....	13
Figure 2-5. Exemple du réseau de neurones avec trois couches	14
Figure 2-6. Réseau de neurones dans le mode d'apprentissage	15
Figure 2-7. Technique de rehaussement <i>Unsharp Masking</i>	16
Figure 2-8. Illustration de la technique UM	17
Figure 3-1. Schéma général pour restaurer la luminance	21
Figure 3-2. Différence de la luminance : originale (en haut) et S-VHS (en bas)	22
Figure 3-3. Comparaison en signal entre la luminance originale et celle de format S-VHS....	23
Figure 3-4. Débrouillage de la luminance de format S-VHS	24
Figure 3-5. Technique « <i>gain Laplacien</i> » pour rehausser d'image	26
Figure 3-6. Illustration de la technique « <i>gain Laplacien</i> »	27
Figure 3-7. Technique de rehaussement proposée pour diminuer l'effet de suroscillation.....	27
Figure 3-8. Illustration de l'approche proposée pour diminuer l'effet de suroscillation	28
Figure 3-9. Rehaussement d'image basé sur la segmentation.....	29
Figure 3-10. Rehaussement par la combinaison de la segmentation avec les techniques de rehaussement	30
Figure 3-11. Signaux de la luminance dans les zones uniformes claires (en haut) et sombres (en bas)	31
Figure 3-12. Technique de rehaussement pour la zone uniforme.....	32
Figure 3-13. Différence entre les images de chrominances originales et celles du format S-VHS	33
Figure 3-14. Comparaison entre la chrominance originale (bleue) et la chrominance S-VHS (rouge)	34

Figure 3-15. Algorithme proposé pour restaurer la chrominance de l'image S-VHS	34
Figure 3-16. Structure proposée pour l'approche à réseaux de neurones.....	36
Figure 3-17. Réseau de neurones pour la luminance.....	37
Figure 3-18. Réseau de neurones pour la chrominance.....	38
Figure 3-19. Schéma global de la méthode débrouillage et rehaussement.....	39
Figure 4-1. Image de la luminance de la séquence «Mobile & Calendar» avant (en haut) et après le débrouillage (en bas)	43
Figure 4-2. Réponse impulsionnelle (en haut) et réponse fréquentielle (en bas) du filtre utilisé pour le débrouillage de la luminance.....	44
Figure 4-3. Résultat de la technique «gain Laplacien» (en bas) comparant avec la luminance de S-VHS (en haut)	46
Figure 4-4. Rehaussement avec la combinaison de la segmentation et les rehaussements techniques	48
Figure 4-5. Résultats de la restauration de composantes de chrominance	50
Figure 4-6. Résultat avec la séquence «Mobile & Calendar»: l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas).....	52
Figure 4-7. Résultat avec le réseau de neurones pour la luminance.....	60
Figure 4-8. Différences de la restauration de chrominance : la méthode proposée (en haut, à gauche), pas avec la luminance (en haut, à droite), avec la luminance de S-VHS (en bas, à gauche) et avec le masque binaire de contour (en bas, à droite).....	63
Figure 4-9. Résultat avec la séquence «Mobile & Calendar» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas).....	64

Liste des tableaux

TABLEAU 4-1. RÉSULTATS DE DÉBROUILLAGE LA LUMINANCE.....	42
TABLEAU 4-2. RÉSULTATS DE REHAUSSEMENT AVEC LA TECHNIQUE « <i>GAIN LAPLACIEN</i> »	45
TABLEAU 4-3. RÉSULTATS DE REHAUSSEMENT AVEC LA MÉTHODE PROPOSÉE	47
TABLEAU 4-4. RÉSULTATS DE LA RESTAURATION DE LA CHROMINANCE.....	49
TABLEAU 4-5. RÉSULTATS DU RÉSEAU DE NEURONES POUR LA LUMINANCE .	59
TABLEAU 4-6. RÉSULTAT DU RÉSEAUX DE NEURONES POUR LA CHROMINANCE	62

1. Introduction

Le VHS (*Video Home System*, système de vidéo maison), présenté la première fois en 1977, est encore le format de bande magnétique le plus populaire dans le domaine de l'enregistrement de vidéo pour les consommateurs. Le principe de ce format est d'enregistrer le signal vidéo en couleur sur une bande magnétique de ½ pouce, utilisant la technique «couleur en basse fréquence» (*color-under*). Avec cette technique, les traitements de la luminance et de la chrominance sont séparés. Une modulation de la fréquence (FM) est appliquée sur la luminance à la fréquence 4 MHz, tandis que la chrominance est remodulée de 3.58 MHz à 629 kHz par un oscillateur local. C'est en raison de cette transformation que cette technique est appelée «couleur en basse fréquence». Le VHS est devenu le format le plus répandu pour la vidéo familiale à travers le monde entier dans les années 1980s et 1990s.

Bien que le format VHS soit très populaire, il a deux limitations. La première est sa résolution horizontale. En raison de la fréquence utilisée dans la modulation FM de la luminance, le nombre de lignes de l'image du format VHS est limité à 240, alors que la capacité du standard NTSC pour la télévision est de 330 lignes. Par ailleurs, une autre limitation du format VHS est l'interférence entre la chrominance et la luminance dans la zone autour de la fréquence 1 MHz. Afin d'améliorer ces limitations, en 1988, le S-VHS (*Super VHS*) a été introduit comme une nouvelle et meilleure version du format VHS. Avec l'augmentation de l'allocation de fréquences de FM (figure 1-1), la résolution horizontale permet maintenant d'atteindre 420 lignes. En plus, cette modification peut aussi aider à diminuer l'interférence entre les deux signaux (voir les deux cercles à la figure 1-1) [1], [2].

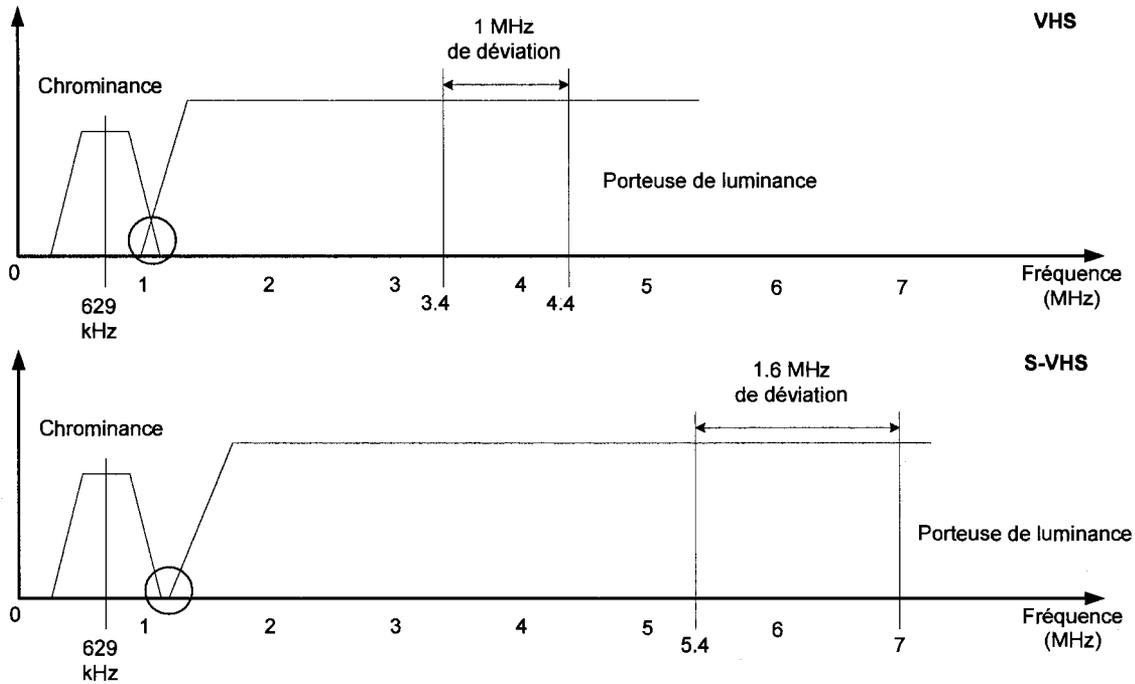


Figure 1-1. Allocation de fréquence de format VHS (en haut) et S-VHS (en bas)

Généralement, les deux formats VHS et S-VHS permettent de reproduire l'image avec une bonne qualité en utilisant des cassettes magnétiques qui sont peu dispendieuses. Ce sont les caractéristiques qui justifient pourquoi elles sont si populaires. Cependant, avec l'apparition du DVD (*Digital Video Disc*, disque de la vidéo numérique), un produit utilisant une technologie numérique, la bande magnétique devient démodée et peut-être appelée à disparaître dans un futur rapproché. Ceci donne lieu à un nouveau besoin : restaurer les films ou les documents stockés sur les cassettes VHS ou S-VHS.

En comparant les images stockées sur le format S-VHS avec les images originales, il est facile de remarquer quelques formes de dégradation produites par le premier (figure 1-2).



Figure 1-2. Image originale (en haut) et image sous le format S-VHS (en bas)

Premièrement, les images semblent brouillées sur la dimension horizontale. Donc, les contours et les détails manquent de netteté. En plus, en raison de la limitation sur la largeur de la bande du signal de la chrominance [2], la couleur de l'image S-VHS devient dégradée et n'est pas aussi éclatante par rapport à l'image originale. Pour ces raisons, il convient de trouver une méthode pour restaurer et augmenter la qualité d'image S-VHS.

Le but de ce projet est de concevoir une méthode pour restaurer efficacement les défauts du format S-VHS. La méthode proposée doit non seulement augmenter la netteté pour les contours et les détails, mais aussi corriger la couleur d'image. En plus, afin d'appliquer cette méthode aux produits des consommateurs, le système proposé doit être simple et capable de fonctionner en temps-réel.

Pour décrire la méthode proposée, la suite de cet ouvrage est composée de trois chapitres tels que montrés ci-dessous :

Chapitre 2 : Méthodes existantes pour la restauration et le rehaussement d'image

Ce chapitre est consacré à l'introduction des approches existantes qui sont peut-être potentielles ou utiles pour restaurer l'image S-VHS.

Chapitre 3 : Méthodes proposées pour la restauration de défauts en S-VHS

Dans cette partie, les méthodes proposées pour la restauration des défauts de S-VHS sont présentées et discutés.

Chapitre 4 : Résultats et discussions

Les résultats expérimentaux obtenus avec les méthodes proposées au chapitre précédent sont présentés dans ce chapitre.

2. Méthodes existantes pour la restauration et le rehaussement d'image

D'après un aperçu des recherches sur les techniques existantes, il semble qu'il y ait un manque de propositions et de méthodes pour restaurer l'image S-VHS. Afin de trouver la solution à ce problème, ce chapitre présente une brève révision des approches existantes qui sont considérées comme des solutions potentielles ou utiles.

Dans le domaine de traitement d'image, les deux sujets qui peuvent contribuer à solutionner le problème du format S-VHS sont la restauration d'image et le rehaussement d'image.

La restauration d'image cherche à rétablir la qualité de l'image dégradée afin qu'elle soit similaire le plus possible à celle de l'image originale. Les techniques utilisées pour faire la restauration sont développées à partir du type de dégradation. Pour le cas de l'image S-VHS, ce sont les techniques de débrouillage d'image qui seront uniquement traitées dans cet ouvrage.

Le rehaussement d'image occupe aussi un rôle important dans le domaine de traitement d'image. Ce sont les techniques qui modifient l'apparence d'une image de façon à ce qu'un observateur ou une machine puisse extraire plus facilement une certaine information désirée. Les techniques utilisées dans le rehaussement d'image sont diversifiées en raison de la variation d'applications.

La suite de ce chapitre est la révision des techniques existantes qui concernent les deux sujets abordés précédemment : débrouillage d'image et rehaussement d'image.

2.1. Débrouillage d'image

Comme les autres sujets dans le domaine de la restauration d'image, la solution au problème de débrouillage d'image est normalement dépendante du modèle mathématique supposé de la dégradation. Par conséquent, il est possible de diviser les approches existantes pour débrouiller l'image en deux groupes principaux : les approches linéaires et les approches non-linéaires.

2.1.1. Approches linéaires

En général, une image brouillée (c'est-à-dire floue) $g(i, j)$ peut être modélisée comme un résultat de la convolution entre l'image originale $f(i, j)$ et la fonction de brouillage $b(i, j)$ [3] :

$$g(i, j) = f(i, j) * b(i, j) \quad (2-1)$$

Par conséquent, le débrouillage d'image peut parfois être appelé la déconvolution d'image. Lorsque la fonction de brouillage $b(i, j)$ est connue, l'image brouillée peut être restaurée avec la déconvolution supervisée. Dans le cas où elle est inconnue, les techniques de déconvolution aveugle sont utilisées.

2.1.1.1. Déconvolution supervisée

Le filtrage inverse est peut-être la technique la plus simple pour le débrouillage d'image. Avec le modèle convolutif tel que l'équation (2-1), l'équivalent dans le domaine fréquentiel est :

$$G(\omega_1, \omega_2) = F(\omega_1, \omega_2)B(\omega_1, \omega_2) \quad (2-2)$$

L'image originale peut donc être restaurée par :

$$\hat{F}(\omega_1, \omega_2) = \frac{G(\omega_1, \omega_2)}{B(\omega_1, \omega_2)} = G(\omega_1, \omega_2)H(\omega_1, \omega_2) \quad (2-3)$$

Ici, $H(\omega_1, \omega_2)$ s'appelle le filtre inverse de la fonction de brouillage $B(\omega_1, \omega_2)$. Cette technique est simple, mais son désavantage est la sensibilité aux bruits. Normalement, la réponse fréquentielle $B(\omega_1, \omega_2)$ est semblable à la forme d'un filtre passe-bas. Donc, dans la zone de haute fréquence, la valeur de $B(\omega_1, \omega_2)$ est petite et alors celle de $H(\omega_1, \omega_2)$ devient

très grande. Dans ce cas, les bruits (si existants) sont amplifiés dans l'image restaurée. Une solution pour limiter cet effet est d'utiliser un seuil γ pour limiter la valeur de $H(\omega_1, \omega_2)$ dans la zone $B(\omega_1, \omega_2)$ qui est petite [3] :

$$H(\omega_1, \omega_2) = \begin{cases} \frac{1}{B(\omega_1, \omega_2)}, & \text{si } |B(\omega_1, \omega_2)| > 1/\gamma \\ \frac{\gamma |B(\omega_1, \omega_2)|}{B(\omega_1, \omega_2)}, & \text{sinon} \end{cases} \quad (2-4)$$

La figure 2-1 montre la différence dans les réponses fréquentielles entre le filtre inverse conventionnel et le filtre inverse limité par seuil.

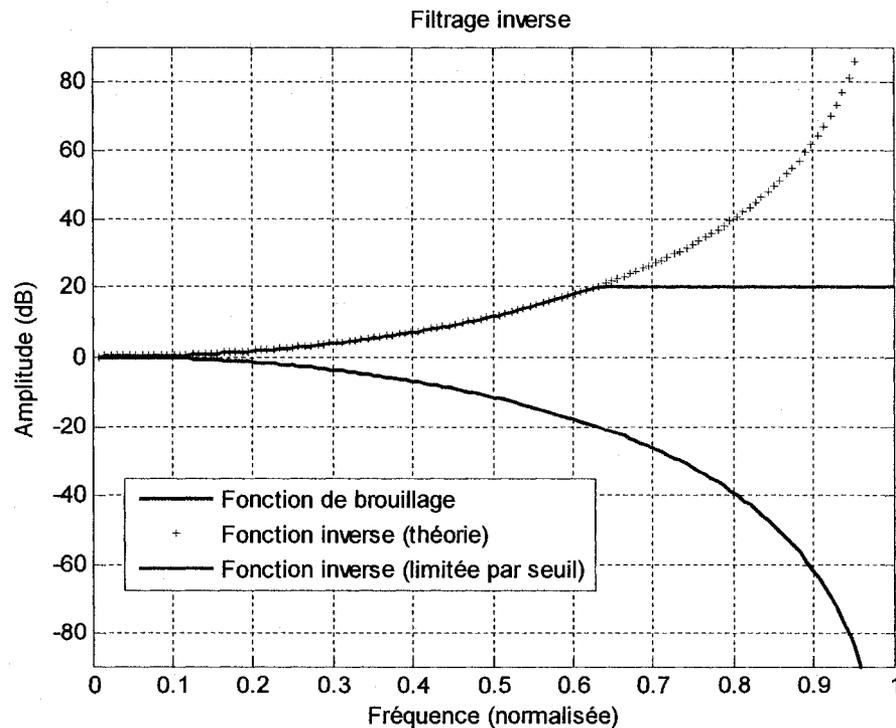


Figure 2-1. Filtrage inverse limité par seuil

Il y a plusieurs méthodes pour implémenter le filtrage inverse décrit par (2-3) et (2-4). Il est possible de faire directement la restauration dans le domaine fréquentiel : $\hat{F}(\omega_1, \omega_2) = G(\omega_1, \omega_2)H(\omega_1, \omega_2)$, et ensuite de trouver l'image débrouillée $\hat{f}(i, j)$ en utilisant la transformation de Fourier inverse. Une autre approche est de construire le filtre spatial

équivalent $h(i, j)$ basé sur la réponse fréquentielle $H(\omega_1, \omega_2)$ et d'effectuer la déconvolution dans le domaine spatial. Dans ce cas, l'image restaurée est donnée par :

$$\hat{f}(i, j) = g(i, j) * h(i, j) \quad (2-5)$$

Pour réduire la sensibilité au bruit, le filtre inverse peut aussi être implémenté en utilisant une procédure itérative. Posant $\hat{F}(\omega_1, \omega_2)$ comme étant l'image restaurée, l'objectif est qu'elle ressemble à l'image originale $F(\omega_1, \omega_2)$. Alors, d'après l'équation (2-2) :

$$G(\omega_1, \omega_2) \cong \hat{F}(\omega_1, \omega_2)B(\omega_1, \omega_2) \quad (2-6)$$

Pour obtenir un bon résultat de restauration, il faut estimer $\hat{F}(\omega_1, \omega_2)$ afin de minimiser la fonction d'erreur en quadratique :

$$J = \left| G(\omega_1, \omega_2) - \hat{F}_k(\omega_1, \omega_2)B(\omega_1, \omega_2) \right|^2 \quad (2-7)$$

Van Cittert [4] a proposé une approche itérative pour faire l'estimation de $\hat{F}(\omega_1, \omega_2)$:

$$\begin{aligned} \hat{F}_n(\omega_1, \omega_2) &= \hat{F}_{n-1}(\omega_1, \omega_2) + \lambda B^*(\omega_1, \omega_2)[G(\omega_1, \omega_2) - \hat{F}_{n-1}(\omega_1, \omega_2)B(\omega_1, \omega_2)] \\ &= (1 - \lambda |B(\omega_1, \omega_2)|^2) \hat{F}_{n-1}(\omega_1, \omega_2) + \lambda B^*(\omega_1, \omega_2)G(\omega_1, \omega_2) \end{aligned} \quad (2-8)$$

Selon l'équation (2-8), l'image reconstruite est mise à jour après chaque itération. La constante λ est utilisée afin de contrôler la vitesse de la convergence. Il est possible de récrire (2-8) comme suit :

$$\begin{aligned} \hat{F}_n(\omega_1, \omega_2) &= \lambda B^*(\omega_1, \omega_2)G(\omega_1, \omega_2) \sum_{i=0}^{n-1} (1 - \lambda |B(\omega_1, \omega_2)|^2)^i \\ &= \frac{G(\omega_1, \omega_2)}{B(\omega_1, \omega_2)} \left[1 - (1 - \lambda |B(\omega_1, \omega_2)|^2)^n \right] \end{aligned} \quad (2-9)$$

Il est facile de remarquer que, d'après l'équation (2-9), si λ est bien choisi pour que $\left| 1 - \lambda |B(\omega_1, \omega_2)|^2 \right| < 1$, quand $n \rightarrow \infty$, $\hat{F}_n(\omega_1, \omega_2)$ converge vers $\frac{G(\omega_1, \omega_2)}{B(\omega_1, \omega_2)} = F(\omega_1, \omega_2)$. Fondée

sur la même approche itérative, une autre solution plus simple est présentée dans [5] :

$$\hat{F}_n(\omega_1, \omega_2) = \hat{F}_{n-1}(\omega_1, \omega_2) + \lambda[G(\omega_1, \omega_2) - \hat{F}_{n-1}(\omega_1, \omega_2)B(\omega_1, \omega_2)] \quad (2-10)$$

L'avantage de ces configurations itératives est d'éviter l'opération inverse (ou la division). Par conséquent, ces approches sont moins sensibles au bruit. Toutefois, elles nécessitent plusieurs itérations, ce qui pose problème pour fonctionner en temps-réel.

2.1.1.2. Déconvolution aveugle

La technique de filtrage inverse est simple, mais en pratique, la fonction de brouillage (ou *point spread function*, PSF) est normalement inconnue. Pour cette raison, le débrouillage d'image sans modèle du brouillage devient la déconvolution aveugle. La solution populaire pour ce problème est d'estimer la fonction PSF, et ensuite d'utiliser la technique de filtrage inverse pour la restauration d'image. Pour obtenir une bonne estimation, les connaissances *a priori* du facteur de brouillage, en plus des caractéristiques d'image, peuvent être utilisées.

La situation la plus simple pour le débrouillage aveugle survient lorsqu'une image de référence (similaire avec l'image originale et non-brouillée) est disponible. Si tel est le cas, il est possible d'utiliser deux méthodes présentées en [6] pour estimer la fonction de brouillage.

La première méthode est basée sur l'hypothèse que la fonction de brouillage est normalement une fonction lissée en fréquence autour de zéro. Dans cette hypothèse, l'amplitude de sa réponse fréquentielle peut être estimée par :

$$|\hat{B}(\omega_1, \omega_2)| = \frac{S[|G(\omega_1, \omega_2)|]}{|F_L(\omega_1, \omega_2)|} \quad (2-11)$$

Dans l'équation (2-11), S est une opération de lissage et $F_L(\omega_1, \omega_2)$ est la composante de basse fréquence de l'image originale. Parce que l'image originale est non-disponible, $F_L(\omega_1, \omega_2)$ peut être remplacé par $F'_L(\omega_1, \omega_2)$, la composante de basse fréquence d'une image de référence. Si la réponse fréquentielle de phase est supposée zéro, il est facile d'obtenir la fonction de brouillage $b(i, j)$ avec la transformation de Fourier inverse.

Une autre méthode pour estimer la fonction de brouillage est la méthode «sous-image». Dans cette méthode, les deux images (l'image brouillée et l'image de référence) sont divisées en blocs rectangulaires sans recouvrement $g_{mn}(i, j)$ et $f_{mn}(i, j)$. Les tailles des blocs sont plus

grosses que la taille supposée de la fonction de brouillage. L'amplitude du facteur de brouillage $|B(\omega_1, \omega_2)|$ est estimée par :

$$|\hat{B}(\omega_1, \omega_2)| = \frac{\sum_n \sum_m |G_{nm}(\omega_1, \omega_2)|}{\sum_n \sum_m |F_{nm}(\omega_1, \omega_2)|} \quad (2-12)$$

Il est rapporté que cette méthode donne de bons résultats si la fonction de brouillage est constante partout dans l'image.

Si seule l'image dégradée est disponible, l'estimation de la fonction PSF est plus difficile. Normalement, une procédure itérative est utilisée dans la plupart des approches de matière à estimer le facteur de brouillage et ainsi, l'image restaurée. Cependant, dans quelques cas particuliers (par exemple : la cause de brouillage d'image est le mouvement linéaire de caméra), le facteur de brouillage peut alors être estimé grâce à un processus à une seule étape (non-itératif) [7].

La méthode la plus populaire utilisant l'approche itérative est la méthode IBD (*Iterative Blind Deconvolution*, déconvolution aveugle itérative) [8]. Avec cette méthode, il faut d'abord choisir les valeurs initiales $b_0(i, j)$ pour la fonction de brouillage et $f_0(i, j)$ pour l'image restaurée. Ensuite, la fonction de brouillage et l'image restaurée sont estimées simultanément et itérativement jusqu'à la convergence ou jusqu'à l'atteinte d'un nombre d'itérations prédéterminé. Pendant l'estimation, les résultats sont transformés alternativement entre le domaine spatial et le domaine des fréquences, mettant en œuvre les contraintes connues pour chaque domaine. Dans le domaine spatial, la contrainte pour l'image restaurée est la limite de valeur d'intensité de pixels. Par exemple, pour l'image de type monochrome (noir et blanc) avec 256 niveaux de gris, toutes les valeurs négatives sont remplacées par zéro, et toutes les valeurs supérieures à 255 sont remplacées par 255. Dans le domaine des fréquences, il est possible d'utiliser les contraintes comme le filtre Wiener [9] :

$$\begin{aligned} \tilde{B}_k(\omega_1, \omega_2) &= \frac{G(\omega_1, \omega_2) \hat{F}_{k-1}^*(\omega_1, \omega_2)}{|\hat{F}_{k-1}(\omega_1, \omega_2)|^2 + \alpha / |\hat{B}_{k-1}(\omega_1, \omega_2)|^2} \\ \tilde{F}_k(\omega_1, \omega_2) &= \frac{G(\omega_1, \omega_2) \hat{B}_{k-1}^*(\omega_1, \omega_2)}{|\hat{B}_{k-1}(\omega_1, \omega_2)|^2 + \alpha / |\hat{F}_{k-1}(\omega_1, \omega_2)|^2} \end{aligned} \quad (2-13)$$

Dans l'équation (2-13), la constante α représente l'énergie du bruit additif (s'il y a lieu) et est déterminée a priori selon des connaissances antérieures. La figure 2-2 illustre le processus itérative d'estimation de la fonction de brouillage et de restauration de l'image.

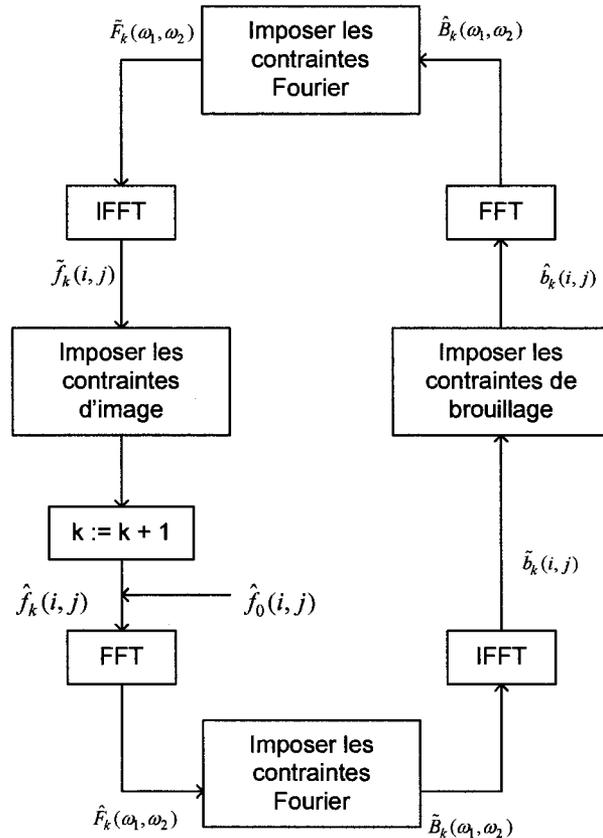


Figure 2-2. Algorithme IBD (déconvolution aveugle itérative)

L'algorithme IBD est populaire puisque sa complexité de calcul est faible. Malheureusement, sa convergence est incertaine. Par ailleurs, sa performance est dépendante des valeurs initiales estimées de la fonction de brouillage et de l'image restaurée, alors il faut bien les choisir. Dans [10], les auteurs proposent une façon d'initialiser ces valeurs en utilisant la technique *zero-sheet separation* (séparation des plages de zéros) [11].

Une autre solution itérative pour la restauration de l'image brouillée est la méthode NAS-RIF (*Nonnegativity And Support constraints Recursive Inverse Filter*, filtrage récursif avec contraintes de non-négativité et de région de support), proposée par D. Kundur *et coll.* dans

[12], [13]. Cette méthode est une extension de l'algorithme d'égalisation aveugle des canaux de transmission. Dans celle-ci, un filtre FIR adaptatif est combiné avec un opérateur non-linéaire pour débrouiller l'image qui contient un objet flou sur un arrière-plan uniforme. Son fonctionnement est illustré à la figure 2-3.

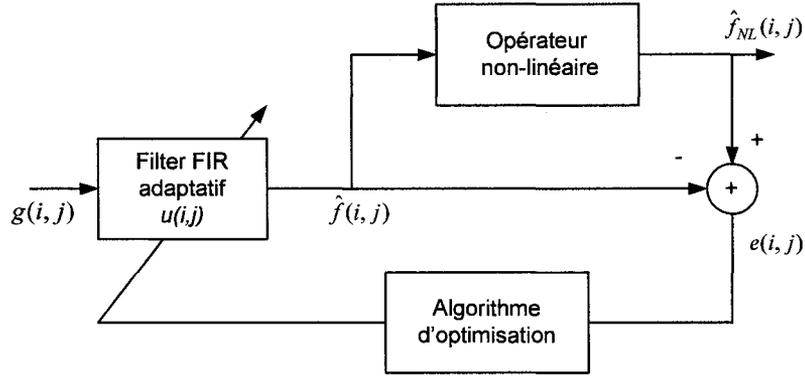


Figure 2-3. Algorithme NAS-RIF

Les coefficients du filtre FIR unitaire sont mis à jour avec un processus récursif afin de minimiser le critère d'erreur quadratique :

$$J(u) = \sum_{\forall(i,j)} e^2(i,j) + \gamma \left[\sum_{\forall(i,j)} u(i,j) - 1 \right]^2 \quad (2-14)$$

Le deuxième terme dans (2-14) est utilisé afin d'assurer que le gain du filtre $u(i,j)$ soit unitaire et d'éviter ainsi le cas trivial de minimum global (*all-zero*) quand l'arrière-plan est tout noir. La fonction du filtre non-linéaire est d'imposer la contrainte de la région de support. Un exemple possible de cette non-linéarité est défini en (2-15) :

$$f_{NL}(i,j) = \begin{cases} \hat{f}(i,j) & \text{si } (i,j) \in D_{\text{sup}} \text{ et } \hat{f}(i,j) \geq 0 \\ 0 & \text{si } (i,j) \in D_{\text{sup}} \text{ et } \hat{f}(i,j) < 0 \\ L_B & \text{si } (i,j) \notin D_{\text{sup}} \end{cases} \quad (2-15)$$

Dans l'équation (2-15), L_B est la valeur dans la région d'arrière-plan (hors de la région de support d'objet). Une version améliorée de cette méthode est présentée dans [14] avec trois modifications. Ces modifications permettent d'augmenter la vitesse de la convergence, et la classification de région de support est plus précise. Il existe une autre version modifiée de l'algorithme NAS-RIF, présentée dans [15]. Dans celle-ci, une fonction de coût de type

Module Constant (CM) est utilisée pour le critère d'erreur, ce qui permet de réduire la complexité de calcul. Dans [16], les auteurs ont proposé une technique pour appliquer la régularisation sur le schéma RIF, formant un nouvel algorithme : NSR-RIF (*Nonnegativity and Support constraints Regularized Recursive Inverse Filter*). Il est rapporté que NSR-RIF peut donner des résultats meilleurs que NAS-RIF en présence du bruit additif.

À la différence de la méthode IBD, la probabilité de la convergence du NAS-RIF est meilleure. Par contre, sa complexité est plus haute. De plus, ses applications principales sont limitées : l'imagerie par résonance magnétique, l'image d'astronomie, l'image de radiographie, etc., en raison de la supposition que l'arrière-plan de l'image est uniforme.

2.1.2. Approches non-linéaires

Les techniques décrites à la section 2.1.1 sont développées et basées sur un modèle linéaire de l'équation (2-1). La plupart d'entre elles peuvent fonctionner assez bien dans le cas où il n'y a pas de bruit. Cependant, si l'image est non seulement brouillée mais aussi dégradée par les autres types de bruit (par exemple : bruit additif), la restauration avec ces techniques peut être médiocre.

Au cours des dernières années, il y a eu plusieurs travaux de recherche visant à appliquer les réseaux de neurones au domaine du traitement des signaux. L'idée principale du réseau de neurones est inspirée par le fonctionnement du système neuronal.

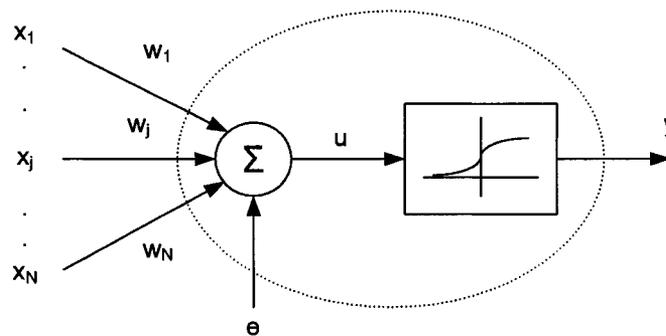


Figure 2-4. Neurone formel

L'élément de base d'un réseau de neurone artificiel est le neurone formel (figure 2-4), un modèle mathématique simplifié d'un neurone biologique. Chaque neurone est lié à plusieurs

entrées, et chaque entrée x_j est connectée au neurone avec un poids w_j associé, formant une somme pondérée :

$$u = \sum_{j=1}^N x_j w_j + \theta \quad (2-16)$$

La seule sortie du neurone formel est calculée par une fonction d'activation, qui est peut-être une fonction linéaire ou non-linéaire (par exemple : la fonction sigmoïde, $y = 1/(1 + e^{-u})$). Dans l'équation (2-16), θ est un biais qui peut être utilisé pour modifier le seuil d'activation de la fonction d'activation. Pour augmenter la performance, beaucoup de neurones sont connectés et organisés en couches, formant ainsi un réseau de neurones. Un exemple de connexion d'un réseau de neurones avec trois couches est montré à la figure 2-5.

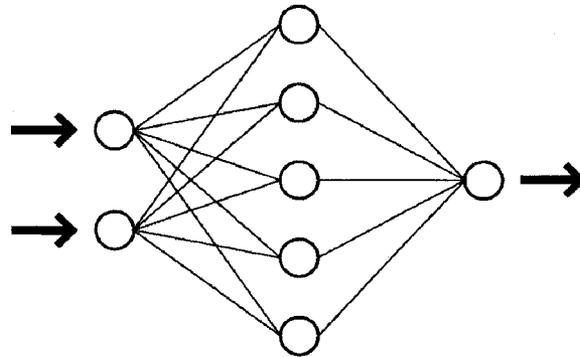


Figure 2-5. Exemple du réseau de neurones avec trois couches

Le réseau de neurones est considéré comme un système ayant la capacité d'apprendre par l'expérience. Alors, pour utiliser les réseaux de neurones, en général il faut réaliser deux étapes : l'apprentissage et l'application. Dans la première étape, le réseau de neurones apprend par expériences à produire les sorties désirées. Pendant cette étape, leurs paramètres (les poids, les biais, etc.) sont ajustés par l'algorithme d'apprentissage. La figure 2-6 illustre un réseau de neurones dans la mode d'apprentissage. Quand l'apprentissage est fini (les erreurs entre la sortie et la sortie désirée sont minimales, le réseau ayant convergé vers des paramètres stables), le réseau de neurones peut être utilisé dans de vraies applications.

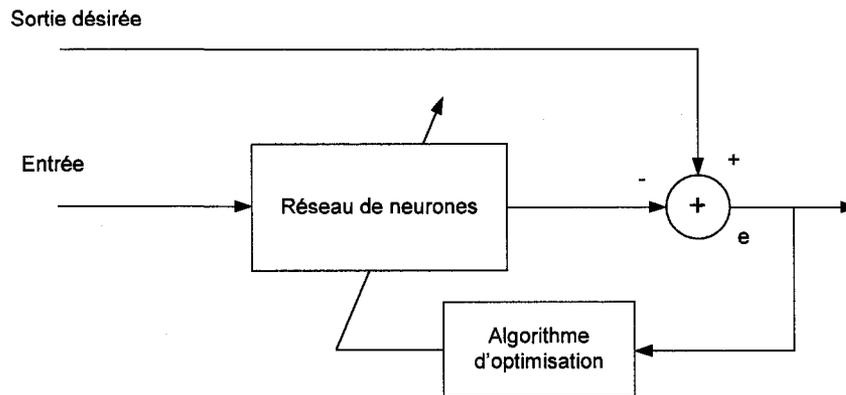


Figure 2-6. Réseau de neurones dans le mode d'apprentissage

Avec sa capacité d'apprentissage et d'adaptation, un réseau de neurones est considéré comme une bonne solution pour les problèmes mal posés comme le débrouillage d'image. Dans [17], les auteurs ont proposé un modèle de réseaux de neurones pour restaurer l'image brouillée et dégradée par un bruit additif. L'étape d'apprentissage utilise une entrée des exemples d'images dégradées, pendant que des exemples d'images originales correspondantes sont utilisées pour la sortie désirée. Une version modifiée de ce modèle est présentée dans [18], et la performance de cette version est augmentée dans [19]. Les résultats obtenus démontrent l'utilisabilité des réseaux de neurones dans le domaine du traitement d'image.

Le point fort des réseaux des neurones est leur capacité à résoudre non seulement des problèmes linéaires mais aussi des problèmes non-linéaires. Par exemple, dans la télévision, la relation non-linéaire entre l'intensité de la lumière entrée dans la caméra et le voltage du signal sortie est différente que celle entre le voltage du signal entrée et l'intensité de la lumière fournie par le moniteur. La solution pour égaliser ce problème non-linéaire s'appelle la correction gamma. Dans [20], les auteurs proposent une méthode de correction gamma développée à partir des réseaux de neurones de Volterra. Les images résultantes obtenues sont plus nettes. Un filtre non-linéaire basé sur les réseaux de neurones pour débrouiller et diminuer les bruits dans l'image est aussi présenté dans [21].

Bien qu'étant un outil puissant pour résoudre beaucoup de problèmes mal définis, le désavantage principal de la technique des réseaux de neurones est l'étape d'apprentissage initial. Cette étape peut prendre beaucoup de temps et peut affecter fortement les résultats.

2.1.3. Résumé

Il existe plusieurs techniques pour débrouiller les images. Dans le cas où la fonction de brouillage est connue, il est possible de faire la restauration d'image avec les techniques de déconvolution simples comme le filtrage inverse ou le filtre Wiener. En pratique, le problème est plus difficile car la dégradation est inconnue. Si une image de référence (non brouillée et similaire avec l'image originale) est disponible, il est possible d'estimer le facteur de brouillage en utilisant les deux images (l'image brouillée et l'image de référence). Si tel n'est pas le cas, les techniques de déconvolution aveugle peuvent être appliquées. Les points faibles de ces techniques sont l'itération et la convergence. En général, quand le mécanisme de brouillage est inconnu (linéaire ou non-linéaire) et avec l'existence du bruit, les réseaux de neurones peuvent s'avérer une solution intéressante.

2.2. Rehaussement d'image

Les techniques de rehaussement d'image modifient l'image pour des fins différentes. Elles peuvent permettre d'avoir des images plus grandes (l'interpolation) ou plus petites (la décimation). Par ailleurs, ces techniques sont capables d'augmenter la performance des systèmes de reconnaissance d'image. Pour le cas de l'image S-VHS, les techniques présentées sont celles qui peuvent aider à rehausser les contours et les détails dans l'image.

2.2.1. Technique *Unsharp Masking*

La technique *Unsharp Masking* (UM) est la technique la plus populaire pour modifier le contraste d'image. Cette technique peut rehausser les détails dans l'image en augmentant les composantes à haute fréquence. La figure 2-7 montre le principe de cette technique.

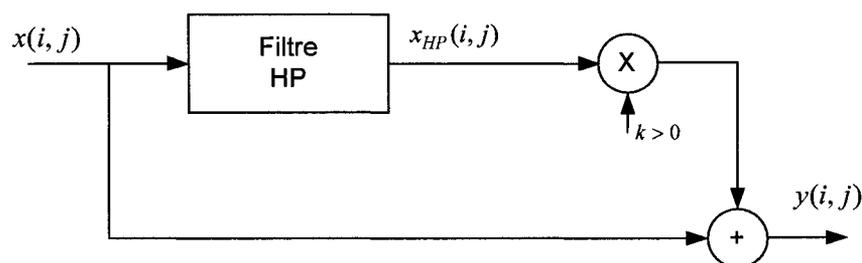


Figure 2-7. Technique de rehaussement *Unsharp Masking*

Soit $x(i, j)$ est l'image entrée, l'image rehaussée $y(i, j)$ par la technique UM est donnée par :

$$y(i, j) = x(i, j) + kx_{HP}(i, j) \quad (2-17)$$

Dans l'équation (2-17), $x_{HP}(i, j)$ sont les composantes à haute fréquence et la constante $k > 0$ fonctionne comme un gain pour contrôler le niveau d'augmentation. Dans l'image résultante, il est possible d'observer que les détails sont plus clairs. La figure 2-8 illustre l'effet de la technique UM sur un contour. Il est possible de remarquer que le contour est plus tranchant (la ligne ... dans le dessin du signal $y(i, j)$ signifie le contour original, et les deux lignes verticales signifient la limite du contour).

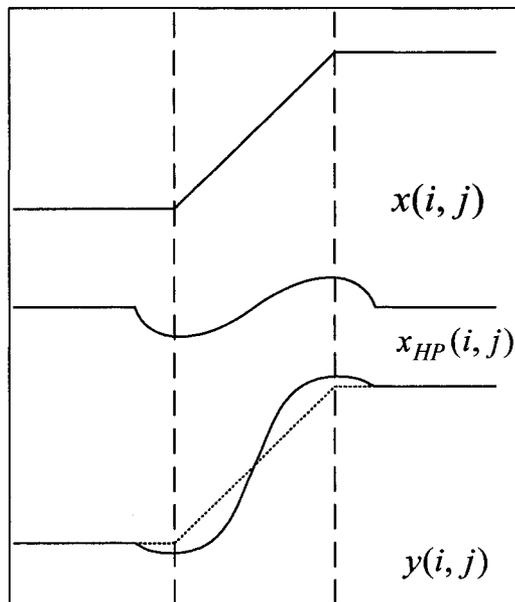


Figure 2-8. Illustration de la technique UM

2.2.2. Techniques *Unsharp Masking* modifiées

La technique UM est simple, mais elle a deux défauts majeurs :

- L'amplification du bruit.
- L'effet de suroscillation (l'effet *ringing*).

Le premier problème est causé par le filtre passe-haut (HP), où le bruit peut passer. Donc, avec l'augmentation des détails, les bruits sont amplifiés également. Plusieurs modifications

peuvent être apportées pour diminuer cette amplification. Dans [22], un filtre HP non-linéaire, décrit dans l'équation (2-18), est proposé pour remplacer le filtre HP linéaire :

$$x_{HP}(i, j) = 2x^2(i, j) - x(i, j-1)x(i, j+1) - x(i-1, j)x(i+1, j) \quad (2-18)$$

Ce filtre non-linéaire est basé sur l'opération Teager et fonctionne comme un filtre HP moyenne-locale-pondéré (*local-mean-weighted highpass filter*). Selon les auteurs, d'après la loi Weber, le système de vision humaine est plus sensible à la différence d'intensité dans les zones sombres que dans les zones éclatantes. Avec ce filtre, les composantes à haute fréquence dans les zones sombres sont moins amplifiées, donc l'amplification du bruit dans ces zones est diminuée. Une autre solution utilisant les filtres polynomiaux est présentée dans [23]. Dans cette configuration, quatre filtres passe-haut directionnels sont utilisés au lieu d'un filtre passe-haut dans la technique UM conventionnelle. Les résultats de quatre filtres passe-haut passent par quatre filtres non-linéaires, pour déterminer si les pixels sont des détails ou du bruit (par rapport aux autres directions). Seuls les détails sont rehaussés.

Pour le problème d'amplification du bruit, il est possible de le réduire en remplaçant le gain fixe k par un gain adaptatif $k(i, j)$. Dans [24], les auteurs ont proposé une méthode pour calculer $k(i, j)$. Avec cette configuration, l'équation (2-17) devient :

$$\begin{aligned} y(i, j) &= x(i, j) + \lambda_{hor} k_{hor}(i, j) x_{HP_hor}(i, j) + \lambda_{ver} k_{ver}(i, j) x_{HP_ver}(i, j) \\ &= x(i, j) + \lambda_{hor} [x(i-1, j) - x(i+1, j)]^2 x_{HP_hor}(i, j) \\ &\quad + \lambda_{ver} [x(i, j-1) - x(i, j+1)]^2 x_{HP_ver}(i, j) \end{aligned} \quad (2-19)$$

Ici, $x_{HP_hor}(i, j)$ et $x_{HP_ver}(i, j)$ sont les composantes à haute fréquence dans les directions horizontale et verticale, respectivement (λ_{hor} et λ_{ver} sont seulement les deux constantes). Dans le cas où $x(i, j)$ est le bruit, les autres pixels autour de $x(i, j)$ ne sont pas différents en intensité. Donc, si les deux gains $k_{ver}(i, j)$ et $k_{hor}(i, j)$ sont petits, alors l'amplification du bruit est diminuée. Une autre façon de contrôler le gain est trouvée dans [25]. Deux fonctions rationnelles sont utilisées afin de calculer les deux gains $k_{ver}(i, j)$ et $k_{hor}(i, j)$, comme dans l'équation (2-20) :

$$\begin{aligned}
k_{hor}(i, j) &= \frac{[x(i-1, j) - x(i+1, j)]^2}{\alpha[x(i-1, j) - x(i+1, j)]^4 + \beta} \\
k_{ver}(i, j) &= \frac{[x(i, j-1) - x(i, j+1)]^2}{\alpha[x(i, j-1) - x(i, j+1)]^4 + \beta}
\end{aligned}
\tag{2-20}$$

Avec ces fonctions, les gains vont tendre vers leur valeur maximale dans les zones avec les contours faibles. Les gains sont petits dans les zones de bruit (pour diminuer l'amplification du bruit) et les zones avec les contours forts (pour réduire l'effet de suroscillation). Une version 3D (spatial et temporelle) de cette méthode pour les applications de télévision est présentée dans [26].

2.2.3. Résumé

Les techniques de rehaussement d'image basées sur la technique UM peuvent aider à discerner mieux les détails dans l'image. Cependant, ses problèmes sont l'amplification du bruit et l'effet de suroscillation. Les recherches pour améliorer la performance de la technique UM se concentrent sur l'adaptation, c'est-à-dire qu'il faut appliquer le rehaussement différemment à travers les zones différentes dans l'image. Avec cette approche, il est possible de diminuer l'amplification du bruit et d'éviter l'effet de suroscillation.

3. Méthodes proposées pour la restauration de défauts en S-VHS

Dans ce chapitre, des méthodes sont proposées pour restaurer les défauts de format S-VHS. Celles-ci sont basées sur l'observation et la comparaison des images originales et des images S-VHS, en plus des techniques décrites au chapitre 2. L'objectif de ces méthodes est d'augmenter la qualité d'image de format S-VHS pour obtenir des images plus nettes avec des couleurs plus éclatantes. De plus, afin de permettre d'appliquer les méthodes en temps-réel, il faut éviter les approches itératives.

La suite du chapitre est consacrée à deux méthodes proposées :

- Méthode de débrouillage et rehaussement.
- Méthode de réseaux de neurones en cascade.

La différence entre les deux méthodes réside dans l'hypothèse du modèle de dégradation. L'une est basée sur un modèle linéaire, et l'autre est sur un modèle non-linéaire.

3.1. Méthode de débrouillage et rehaussement

La première méthode proposée est basée sur l'observation des défauts du format S-VHS. Dans l'image S-VHS, les détails et les contours sont brouillés sur la dimension horizontale. En plus, les couleurs sont dégradées par rapport à l'image originale. Afin de trouver une solution, dans cette méthode, les hypothèses de travail suivantes sont posées :

- Le brouillage est causé par la convolution comme dans le modèle linéaire donné par l'équation (2-1).

- La fonction de brouillage est une fonction unidimensionnelle (1-D, puisque le brouillage est seulement dans la dimension horizontale) et invariante spatialement.
- Le rôle de la chrominance est moins important que la luminance. Alors, une méthode simple est préférée pour la restauration de la chrominance.

L'image S-VHS est sous le format de couleur YCbCr, c'est-à-dire qu'elle est composée de la luminance Y et des deux composantes de chrominance Cb et Cr. Parce que les rôles de ces deux composantes sont différents (la luminance ressemble à l'image en noir et blanc, tandis que les chrominances créent les couleurs pour l'image), elles sont traitées différemment. Pour la luminance, les tâches supposées sont :

- Estimer la fonction de brouillage de 1D.
- Estimer la fonction inverse pour faire la déconvolution.
- Rehausser les détails et les contours.

Pour la chrominance, la tâche dans ce cas est plus simple : corriger les couleurs afin qu'elles soient plus éclatantes.

La suite de cette méthode est divisée en deux parties : l'une pour les algorithmes qui sont appliqués sur la luminance et l'autre qui traite la chrominance.

3.1.1. Restauration de la luminance

La méthode proposée pour restaurer la luminance Y consiste en deux étapes en cascade, comme illustre par la figure 3-1.

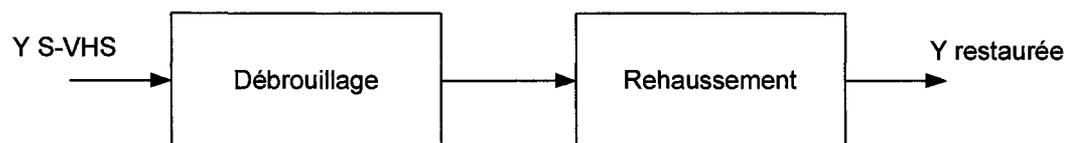


Figure 3-1. Schéma général pour restaurer la luminance

La figure 3-2 suivante montre la différence entre l'image de luminance originale et celle du format S-VHS.



Figure 3-2. Différence de la luminance : originale (en haut) et S-VHS (en bas)

L'effet du brouillage sur les contours dans l'image S-VHS est illustré à la figure 3-3.

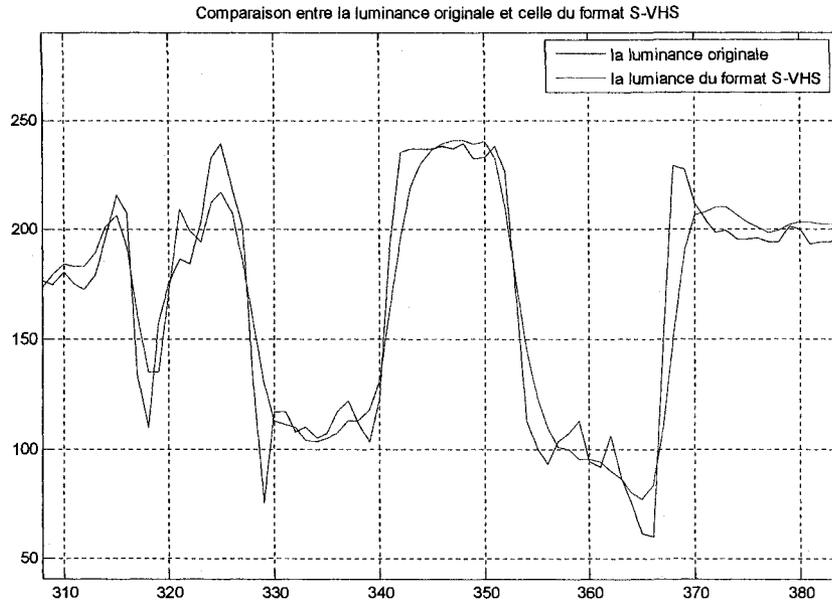


Figure 3-3. Comparaison en signal entre la luminance originale et celle de format S-VHS

3.1.1.1. Débrouillage

Dans cette étape, le facteur de brouillage est d'abord estimé, et ensuite la technique de filtrage inverse est utilisée pour faire le débrouillage. Puisque dans le cas du S-VHS, quelques images originales (échantillons) sont disponibles, elles peuvent être utilisées pour estimer la fonction de brouillage. La méthode proposée ici est basée sur la méthode «sous-image» [6].

La configuration proposée pour le débrouillage de la luminance est présentée à la figure 3-4. D'abord, les deux images (l'image originale $f(i, j)$ et l'image S-VHS $g(i, j)$) sont divisées en blocs 1-D sans recouvrement $f_{xy}(n)$ et $g_{xy}(n)$ (puisque le brouillage ici est dans la direction horizontale seulement). La taille du bloc est choisie pour qu'elle soit plus grande que la longueur supposée du facteur de brouillage. Ensuite, chaque paire de blocs est transformée dans le domaine fréquentiel par transformation de Fourier, ce qui permet de décrire l'équation (3-1) :

$$\hat{B}_{xy}(\omega) = \frac{G_{xy}(\omega)}{F_{xy}(\omega)} \quad (3-1)$$

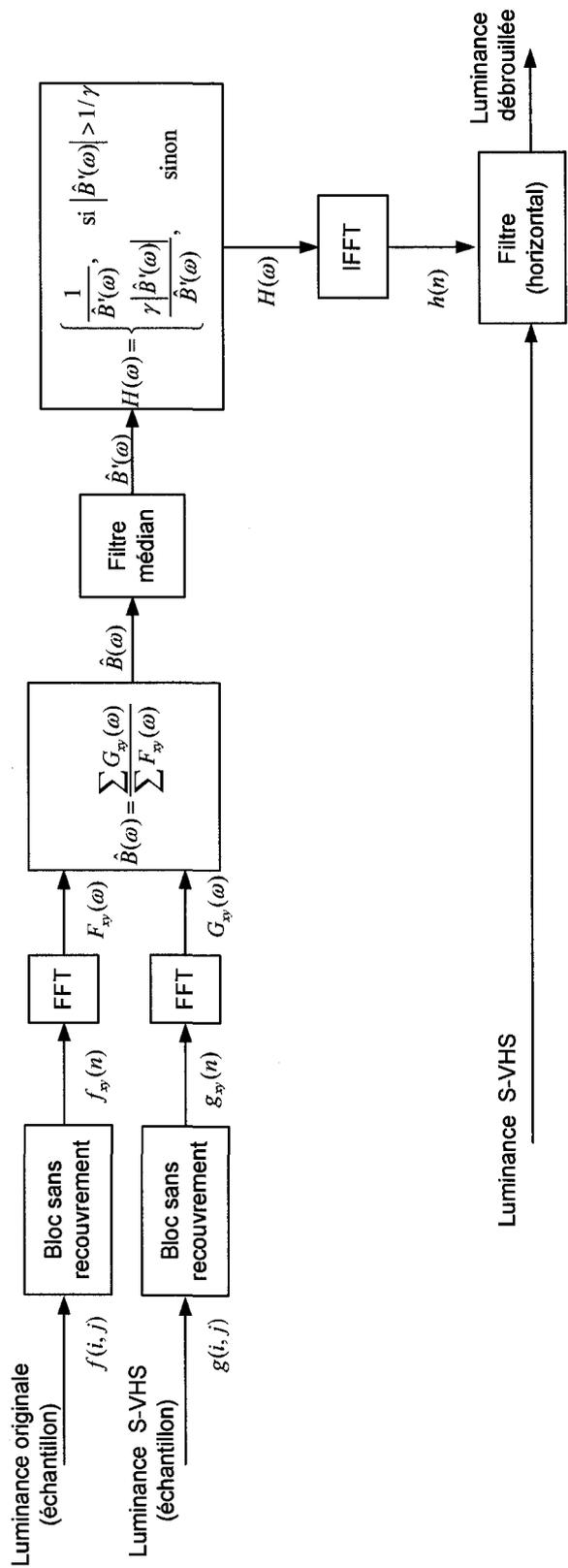


Figure 3-4. Débrouillage de la luminance de format S-VHS

Selon l'hypothèse que le facteur de brouillage est invariant spatialement, la fonction de brouillage $\hat{B}(\omega)$ est estimée par :

$$\hat{B}(\omega) = \frac{\sum G_{xy}(\omega)}{\sum F_{xy}(\omega)} \quad (3-2)$$

Un filtre médian 1D est ensuite utilisé pour mieux lisser la réponse fréquentielle du modèle de brouillage $\hat{B}(\omega)$. La réponse fréquentielle du filtre inverse $H(\omega)$ est calculée en utilisant la technique de filtrage inverse avec le seuil γ , présentée en [3].

$$H(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\hat{B}'(\omega)}, & \text{si } |\hat{B}'(\omega)| > 1/\gamma \\ \frac{\gamma |\hat{B}'(\omega)|}{\hat{B}'(\omega)}, & \text{sinon} \end{cases} \quad (3-3)$$

Ici, $\hat{B}'(\omega)$ est la sortie du filtre médian 1D en haut. Il est facile d'obtenir le filtre final de déconvolution $h(n)$ par la transformation de Fourier inverse. L'hypothèse que le brouillage est invariant spatialement permet d'utiliser le filtre $h(n)$ pour faire la déconvolution sur les autres images de luminances du format S-VHS. Les résultats de cette méthode proposée sont présentés au chapitre 4.

3.1.1.2. Rehaussement

La luminance débrouillée est plus nette que la luminance de format S-VHS. Cependant, pour avoir un meilleur résultat, il est nécessaire de rehausser les détails et les contours dans l'image.

Il est possible d'appliquer la technique UM conventionnelle ou les techniques modifiées basées sur la technique UM. Ici, une autre technique alternative est proposée pour rehausser les détails dans l'image, technique que nous avons baptisée « *gain Laplacien* ».

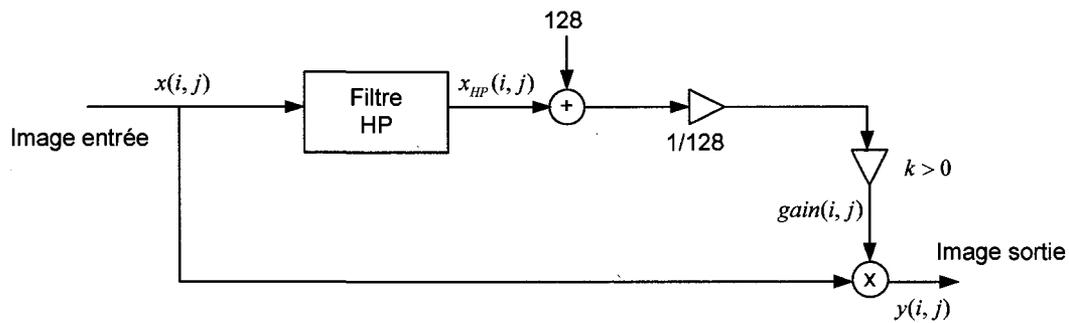


Figure 3-5. Technique «gain Laplacien» pour rehausser d'image

Le filtre passe-haut (HP) à la figure 3-5 est un filtre Laplacien unidimensionnel, par exemple : $h(n) = [-1 \ 2 \ -1]/4$. Pour chaque pixel entré $x(i, j)$, un «gain Laplacien» $gain(i, j)$ est calculé et le pixel sorti $y(i, j)$ est donné par :

$$y(i, j) = x(i, j) \ gain(i, j) \quad (3-4)$$

L'idée principale de cette technique est expliquée à la figure 3-6. Pour un contour entré comme dans la figure, la partie plus basse du contour (la partie de gauche de la figure 3-6) est multipliée avec le signal $gain(i, j) < 1$, pendant que la partie plus haute du contour (la partie de droite de la figure 3-6) est affectée par le $gain(i, j) > 1$. En raison de cela, le contour est plus tranchant (la ligne \cdots dans le dessin du signal $y(i, j)$ signifie le contour original, et les deux lignes verticales signifient la limite du contour). Avec la constante $k > 0$, il est possible de contrôler l'effet de rehaussement sur le contour.

La technique «gain Laplacien» est simple, mais elle est sensible au bruit, tout comme la technique UM d'ailleurs. Pourtant, les expériences montrent qu'elle peut donner des résultats meilleurs que la technique UM conventionnelle dans le cas de la luminance de S-VHS. Les résultats d'expérimentaux sont montrés au chapitre 4.

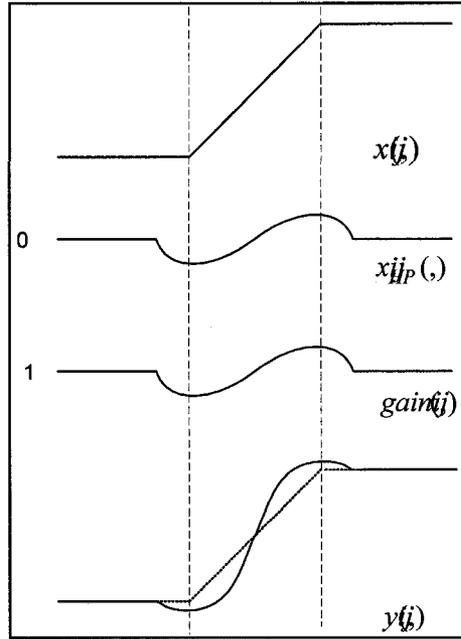


Figure 3-6. Illustration de la technique «gain Laplacien»

Tel qu'indiqué à la section 2.2, les deux problèmes de la technique UM sont l'amplification du bruit et l'effet de suroscillation. Pour mieux contrôler ce type de bruit sur les contours, une autre version modifiée de la technique UM est aussi proposée. Cette approche est basée sur la technique de rehaussement des détails dans l'image, proposée par C.T. Le Dinh¹. La figure 3-7 illustre le principe de cette technique.

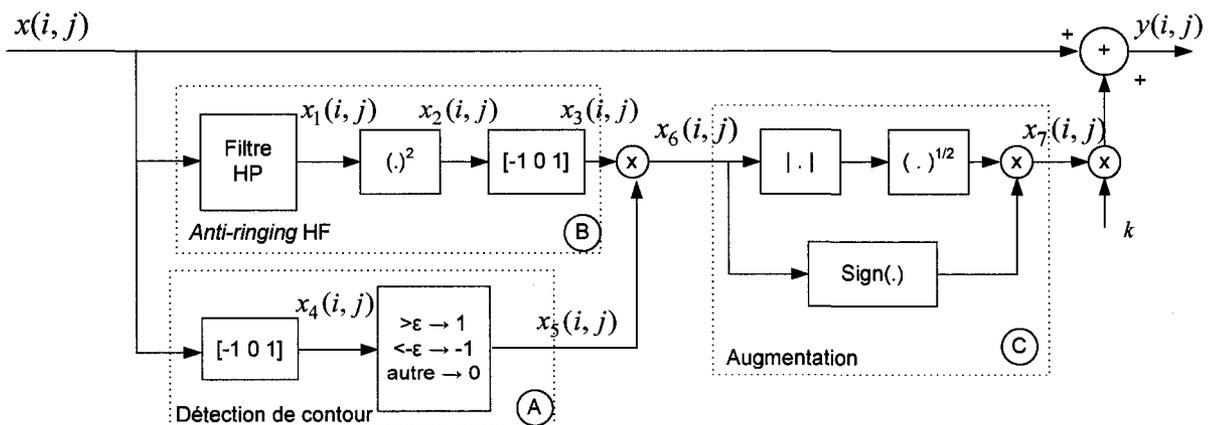


Figure 3-7. Technique de rehaussement proposée pour diminuer l'effet de suroscillation

¹ Communication privée, 2006.

La technique proposée est composée de trois blocs. Il est raisonnable de dire que la cause de l'effet de suroscillation de la technique UM est la modification non seulement sur les pixels à l'intérieur mais aussi à l'extérieur du contour. Donc, il faut détecter la limite du contour et modifier seulement les pixels dans cette limite. Pour faire la détection de contour (bloc A de la figure 3-7), un filtre de dérivation au premier ordre (par exemple : $h = [-1 \ 0 \ 1]$) est utilisé. Le bloc B est responsable de créer les valeurs de haute-fréquence qui sont ajoutées à l'image entrée. Ce bloc est une modification de la technique UM utilisant la fonction de deuxième ordre, qui peut aider à réduire l'effet de suroscillation (cette idée est basée sur le rehaussement des détails de C.T. Le Dinh). La fonction de dérivation au premier ordre est aussi utilisée pour appliquer les modifications sur seulement les pixels l'intérieur du contour. La différence entre la technique UM conventionnelle et la technique proposée peut se voir à la figure 3-8 (les signaux $x_1(i, j)$ et $x_6(i, j)$). Le bloc C permet d'améliorer mieux l'effet de rehaussement. La racine carrée est utilisée comme une fonction de transfert (*mapping function*), comme dans [27].

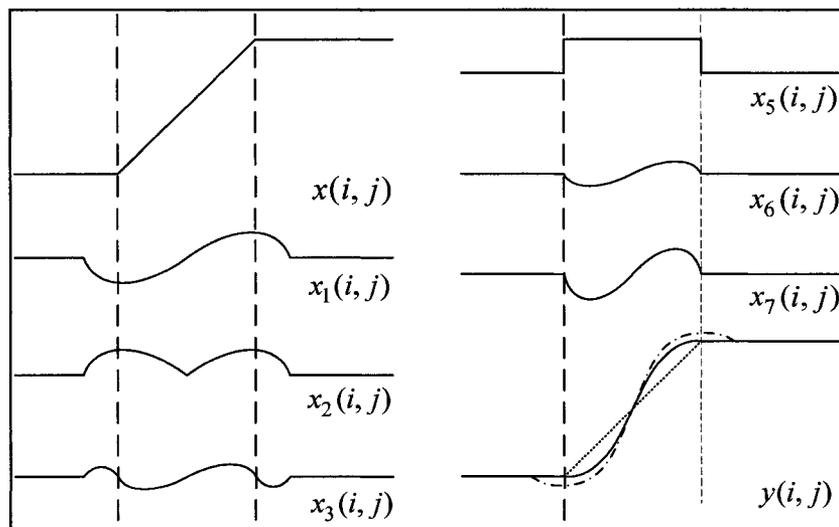


Figure 3-8. Illustration de l'approche proposée pour diminuer l'effet de suroscillation

En détectant les contours, il est possible de remarquer que les contours sont rehaussés plus efficacement qu'avec la technique UM conventionnelle (dans le dessin du signal $y(i, j)$), la

ligne \cdots signifie le contour original, la ligne $\cdot -$ signifie le contour obtenu par la technique UM conventionnelle, et les lignes verticales signifient la limite du contour). Cette idée peut davantage être développée s'il y a une combinaison entre le rehaussement et la segmentation, comme dans la figure 3-9. À l'aide de la segmentation, il est possible de distinguer les zones différentes dans l'image, par exemple : la zone uniforme, la zone de contour, la zone près de contour, etc. Chaque zone est rehaussée différemment, et donc l'amplification du bruit (dans la zone uniforme) et l'effet de suroscillation (dans la zone de contour) peuvent alors être mieux contrôlés.

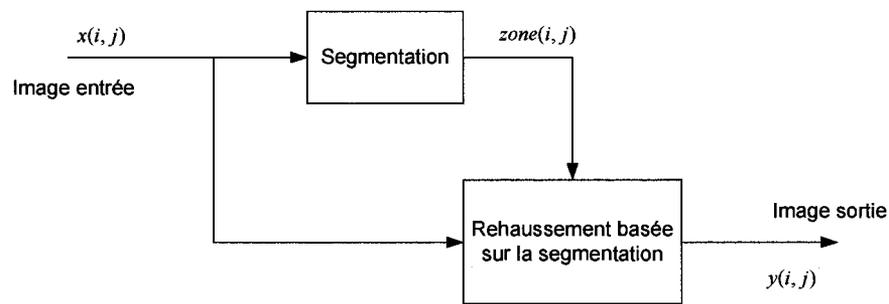


Figure 3-9. Rehaussement d'image basé sur la segmentation

La segmentation utilisée consiste à diviser l'image d'entrée en quatre zones :

- La zone uniforme (plate).
- La zone de texture.
- La zone près des contours.
- La zone de contour.

L'algorithme pour implémenter cette segmentation est proposé dans [28]. La configuration du rehaussement d'image S-VHS basée sur la segmentation est présentée en détail à la figure 3-10.

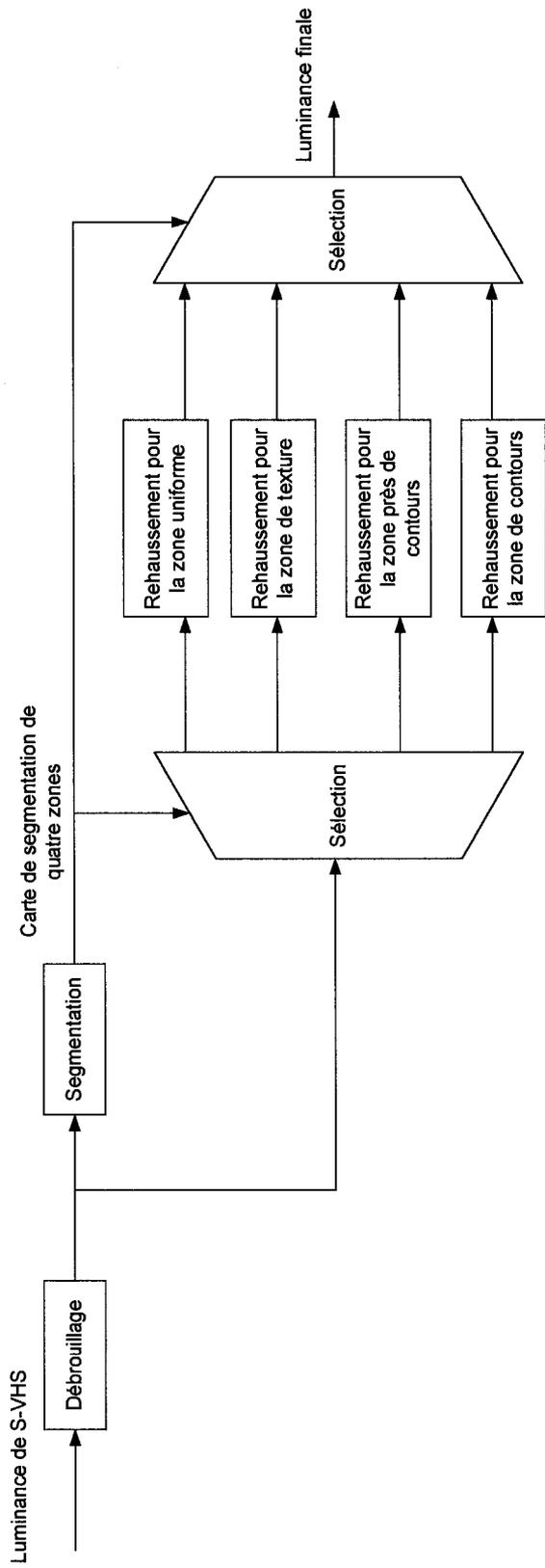


Figure 3-10. Rehaussement par la combinaison de la segmentation avec les techniques de rehaussement

Comme le montre la figure 3-10, le résultat de la segmentation est utilisé pour contrôler le rehaussement d'image. Pour les pixels qui sont classifiés dans la zone uniforme, il faut les garder pour éviter l'amplification du bruit additif (si existant). Pour le cas d'image S-VHS, à partir de l'observation et la comparaison le signal des deux images (l'image originale et l'image S-VHS) dans les zones uniformes, il est possible de remarquer deux situations, illustrées à la figure 3-11.

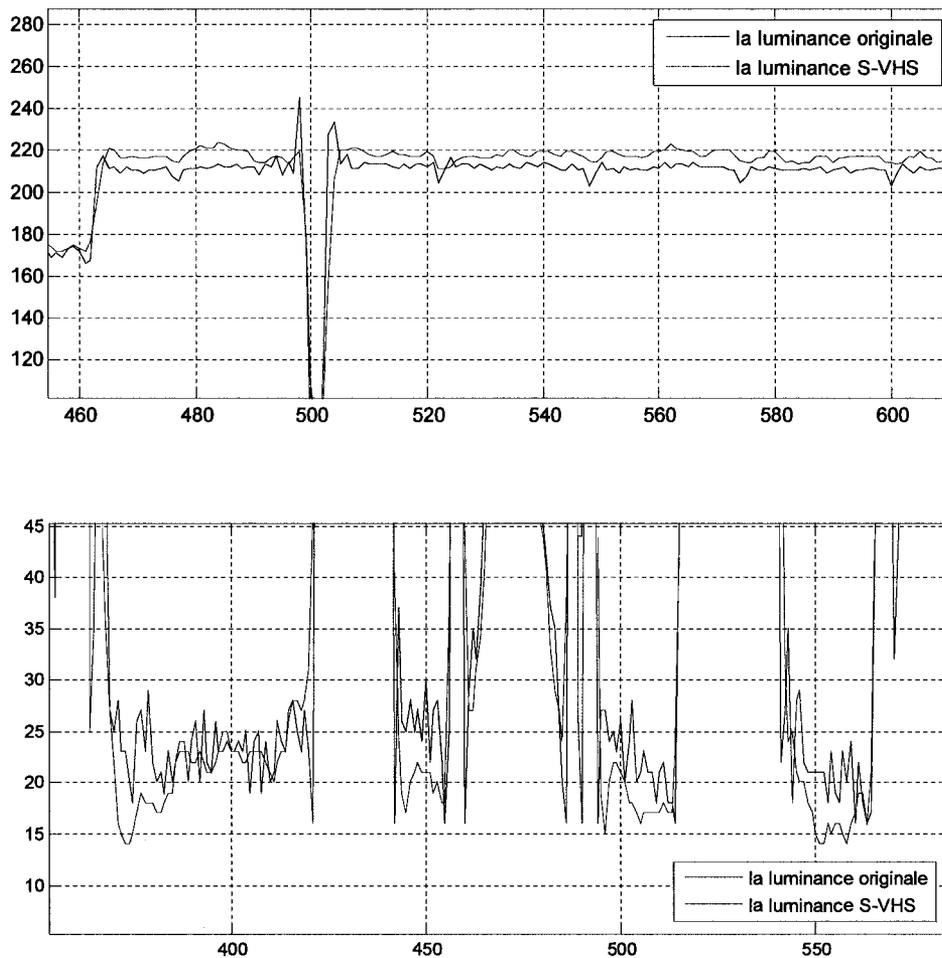


Figure 3-11. Signaux de la luminance dans les zones uniformes claires (en haut) et sombres (en bas)

À partir de la figure 3-11, il est possible de remarquer que :

- Dans les zones uniformes et claires, l'intensité de l'image S-VHS est un peu plus grande que dans l'image originale.

- Dans les zones uniformes et sombres, l'intensité de l'image S-VHS est égale ou un peu moins grande que dans l'image originale.

En raison de ces faits, si un pixel $x(i, j)$ est dans la zone uniforme, la valeur sortie $y(i, j)$ est calculée par :

$$y(i, j) = \begin{cases} x(i, j) \cdot k_1 & \text{si } x(i, j) \geq S \\ x(i, j) \cdot k_2 & \text{si } x(i, j) < S \end{cases} \quad (3-5)$$

Ici, k_1 et k_2 sont deux constantes. Le seuil S est utilisé pour déterminer si le pixel $x(i, j)$ est dans la zone claire ou sombre. Pour la zone claire, le gain $k_1 < 1$ est utilisé, et dans la zone sombre, le gain $k_2 > 1$ est utilisé. Dans le cas où il y a des bruits gaussiens additifs, un filtre de réduction du bruit additif, comme le filtre Lee [3] ou le filtre proposé par C.T. Le Dinh [29], peut être utilisé. La technique pour traiter la zone uniforme est résumée à la figure 3-12.

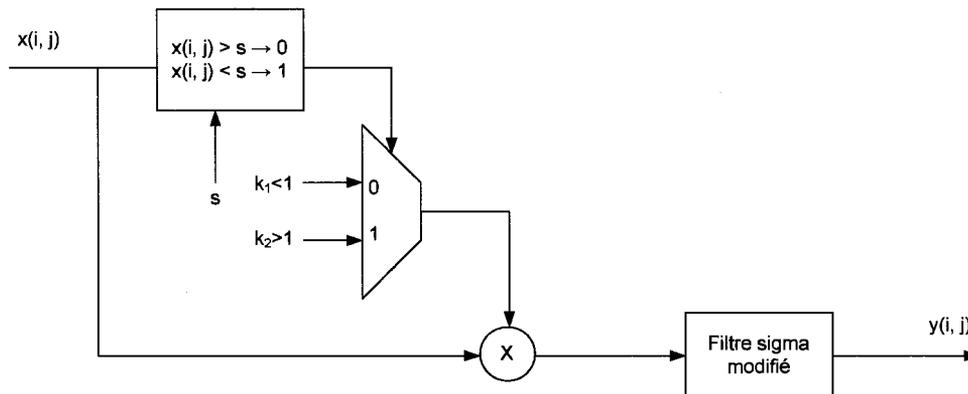


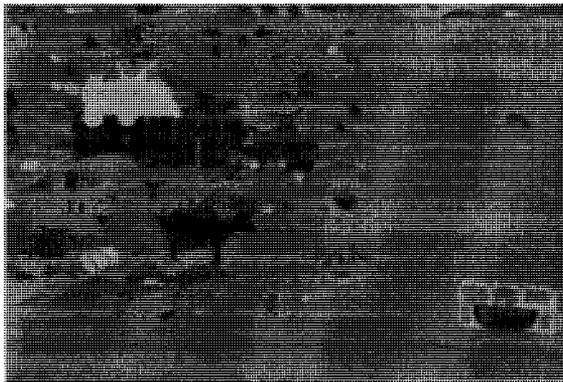
Figure 3-12. Technique de rehaussement pour la zone uniforme

Dans la zone de texture, où l'amplification du bruit est plus difficile à voir, la technique «*gain Laplacien*» comme décrite à la figure 3-5 est utilisée pour le rehaussement.

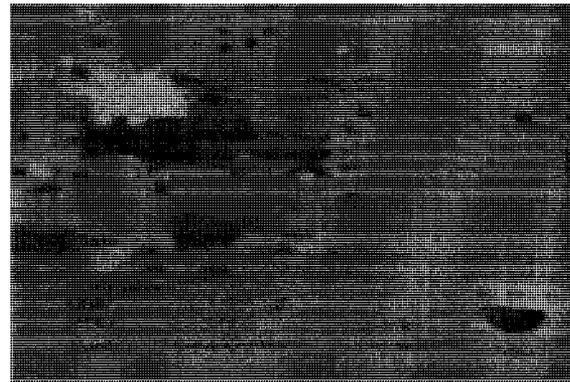
Pour les deux autres sortes de zone, la zone de contour et la zone près des contours, il faut utiliser l'approche illustrée par la figure 3-7 afin d'augmenter les contours mais diminuer l'effet de suroscillation.

3.1.2. Restauration de la chrominance

L'image de format S-VHS est en couleur, donc elle est composée non seulement de la luminance, mais aussi des deux composantes de chrominance. La restauration de la luminance permet d'obtenir une image S-VHS plus nette, mais les couleurs ne sont pas éclatantes par comparaison à l'image originale. En raison de ce fait, il faut rehausser quand même les chrominances. Les différences des chrominances entre l'image S-VHS et l'image originale sont montrées à la figure 3-13.



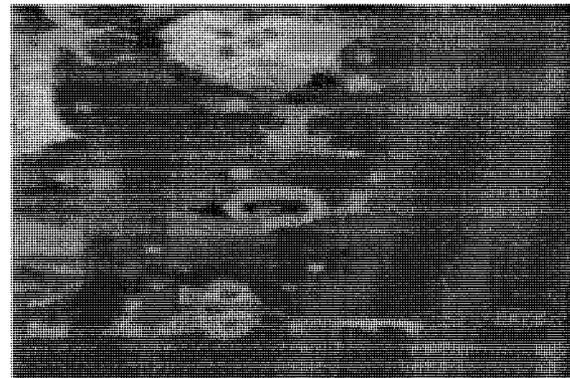
a. Cb originale



b. Cb S-VHS



c. Cr originale



d. Cr S-VHS

Figure 3-13. Différence entre les images de chrominances originales et celles du format S-VHS

Normalement, dans le traitement d'images en couleur, le rôle de la chrominance est moins important que celui de la luminance. Un exemple est la télévision, dans laquelle la largeur de bande pour la luminance est plus grande que celle pour la chrominance. Donc, il est intéressant de trouver une approche simple mais efficace pour restaurer les deux images Cb et

Cr. Pour la trouver, une comparaison de signal entre la chrominance originale et la chrominance S-VHS est effectuée, comme le montre la figure 3-14.

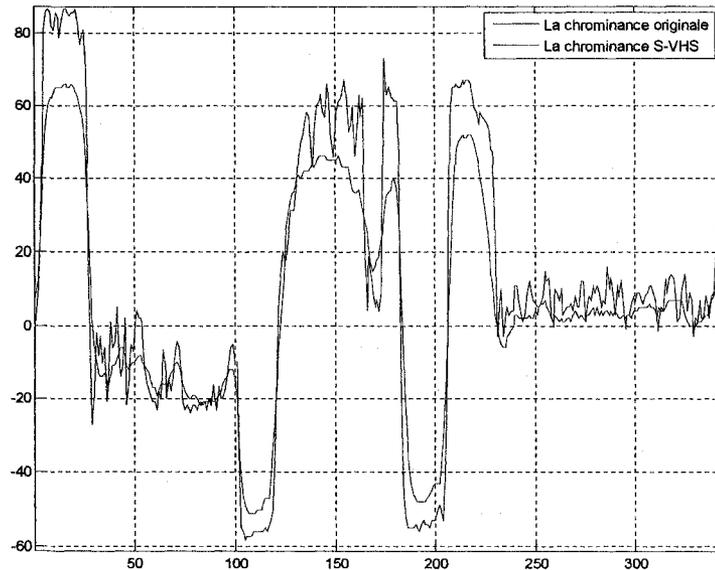


Figure 3-14. Comparaison entre la chrominance originale (bleue) et la chrominance S-VHS (rouge)

À la suite de la comparaison des deux signaux, un modèle «*décalage - gain*» est proposé pour restaurer les images de chrominance. La figure 3-15 illustre le principe de ce modèle.

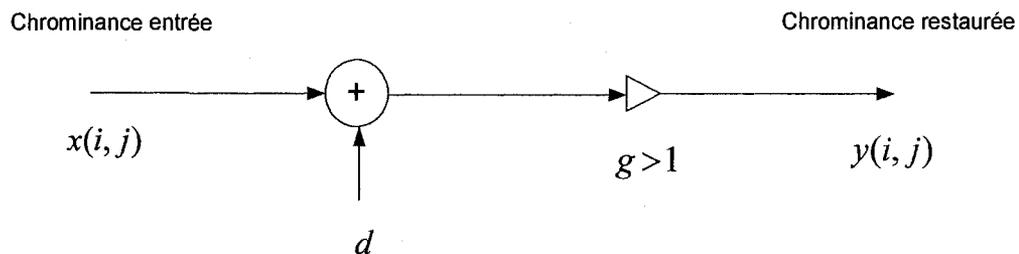


Figure 3-15. Algorithme proposé pour restaurer la chrominance de l'image S-VHS

Soit $x(i, j)$ le signal de la chrominance entrée. La chrominance restaurée $y(i, j)$ est donnée par :

$$y(i, j) = (x(i, j) + d) g \quad (3-6)$$

Le décalage d et le gain g pour l'image Cb diffèrent de ceux associés à l'image Cr. Ces constantes peuvent être trouvées en utilisant la régression ou par l'expérience.

3.2. Méthode de réseaux des neurones en cascade

La méthode de débrouillage et rehaussement est basée sur le modèle linéaire de l'équation (2-1). Dans le système de S-VHS, la luminance est modulée par la technique de modulation de fréquence (FM), tandis que la chrominance est transformée par la technique de modulation d'amplitude (AM). C'est-à-dire, dans la dégradation du format S-VHS, il y a non seulement un processus linéaire mais aussi un processus non-linéaire. Donc, il est raisonnable de considérer les réseaux de neurones comme une solution potentielle puisqu'ils sont capables de résoudre les deux types de problèmes. Dans cette partie, une solution basée sur les réseaux de neurones est proposée pour résoudre les problèmes liés au format S-VHS.

L'image S-VHS est constituée de trois composantes (la luminance Y et les chrominances Cb et Cr) mais les dégradations sur chaque composante sont différentes. Pendant que la luminance est principalement brouillée, les chrominances sont non seulement brouillées mais d'intensités différentes. Donc, il est nécessaire de les traiter différemment en utilisant des réseaux de neurones différents.

Théoriquement, pour le traitement d'image en couleur, il est possible de travailler sur des espaces de couleur différents : l'espace RGB (rouge – vert – bleu), l'espace YCbCr (la luminance et la chrominance), l'espace HSV (teinte – saturation – valeur), etc. Il y a de nombreuses approches qui utilisent l'espace RGB pour traiter l'image en couleur. La raison est que, dans cette l'espace, les rôles de trois composantes R, G et B sont corrélées, donc il est possible de les traiter avec similitude, comme trois images monochromes. Dans [30], les auteurs ont proposé une approche pour restaurer les images en couleur en utilisant les réseaux de neurones qui travaillent dans l'espace de couleur RGB. Cependant, dans la présente méthode, la restauration est faite dans l'espace de couleur YCbCr. Cet espace est choisi pour deux raisons :

- L'espace de couleur originale de format S-VHS dans ce projet est YCbCr. Donc, il faut la garder pour l'appropriation avec la modulation linéaire/non-linéaire dans le système S-VHS.
- Le format des images utilisées est le standard CCIR-601 [3]. Dans ce cas, la taille d'images de chrominance est plus petite que celle de l'image de luminance. Si l'espace

de couleur est changé, la conversion peut produire les erreurs dans le processus de l'interpolation.

La méthode proposée est composée de deux réseaux de neurones en cascade, comme dans la figure 3-16. Le premier réseau est utilisé pour restaurer la luminance, tandis que le deuxième traite les chrominances. Bien que le deuxième réseau soit réservé pour la chrominance, il est important de remarquer qu'il y a aussi la luminance dans les entrées.

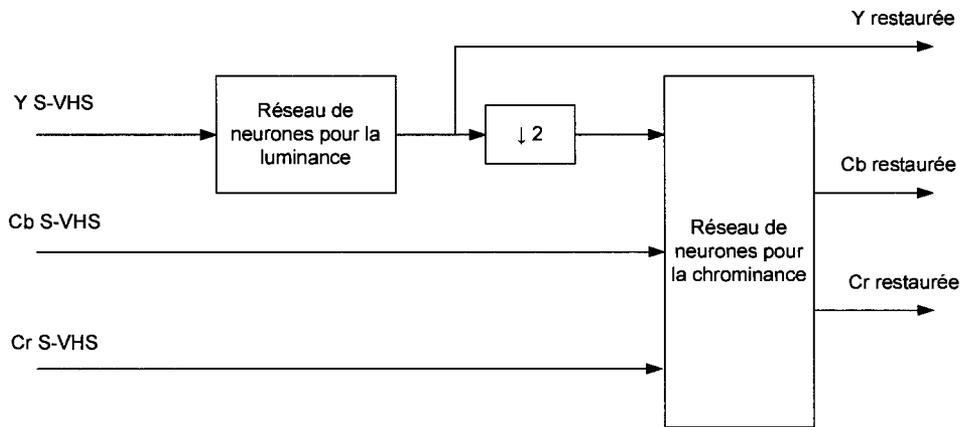


Figure 3-16. Structure proposée pour l'approche à réseaux de neurones

La raison d'utiliser la structure en cascade dans l'approche proposée est qu'il est difficile de restaurer les images de chrominances seulement à partir des chrominances. Dans les images Cb et Cr, il est facile d'observer qu'il y a beaucoup de contours et de détails brouillés, ou encore disparus. Donc, il est quasi impossible de restaurer ces détails avec les techniques conventionnelles de rehaussement de détail. Heureusement, dans les images réelles, il est intéressant de remarquer que s'il y a un contour dans l'image de luminance, la possibilité d'avoir des contours similaires aux positions correspondantes dans les images chrominance est assez grande. En conséquence, il est intéressant d'utiliser les informations de la luminance pour restaurer les contours et les détails dans les images chrominances. De plus, parce que l'image de luminance restaurée est plus nette, il est fortement utile de l'utiliser au lieu de l'image de luminance S-VHS. En raison de cela, la structure en cascade est appliquée ici.

Le réseau de neurones proposé pour restaurer la luminance est basé sur l'approximation universelle des réseaux de neurones, proposée par Cybenko dans [31]. Dans le réseau de neurones de type propagation avant (*feed-forward*) utilisé, l'entrée est la luminance S-VHS et

il y a seulement une couche cachée. Dans la couche sortie, une cellule avec la fonction d'activation linéaire est utilisée (afin d'être capable de produire les valeurs de 0 à 255). Puisque le brouillage est seulement dans la direction horizontale, une fenêtre 1-D horizontale autour du pixel considéré est utilisée dans la couche d'entrée. Soit (i, j) les indices de ligne et de colonne respectivement, les réseaux de neurones pour la luminance sont montrés à la figure 3-17.

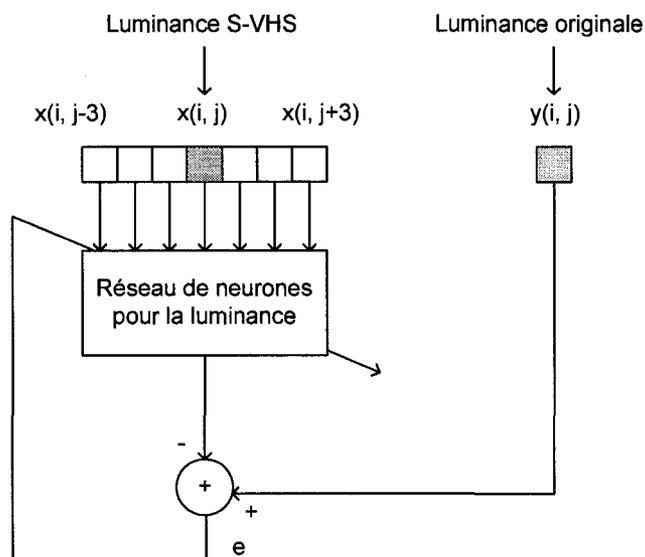


Figure 3-17. Réseau de neurones pour la luminance

Pour la chrominance, la structure du réseau de neurones est différente. Dans l'entrée, les trois images (Cb, Cr et la luminance) restaurée sont utilisées. Les deux images de chrominance (Cb et Cr) sont traitées simultanément afin d'éviter l'effet de faux couleur (l'effet de couleur anormale quand les composants de chrominance sont traités séparément). Alors, la couche de sortie est formée par deux cellules. La figure 3-18 illustre la structure du réseau de neurones pour la chrominance.

Dans [32], les auteurs ont présenté l'idée d'utiliser un masque binaire de contours calculé à partir d'image de luminance pour augmenter la qualité d'image de chrominance en basse-résolution. Cette idée peut être modifiée et appliquée dans le cas de la restauration des images de chrominance. Cependant, dans le cas de l'image de luminance S-VHS, les détails et les contours sont brouillés, donc il est difficile de faire la détection de contours, ainsi que de choisir le seuil pour la détection.

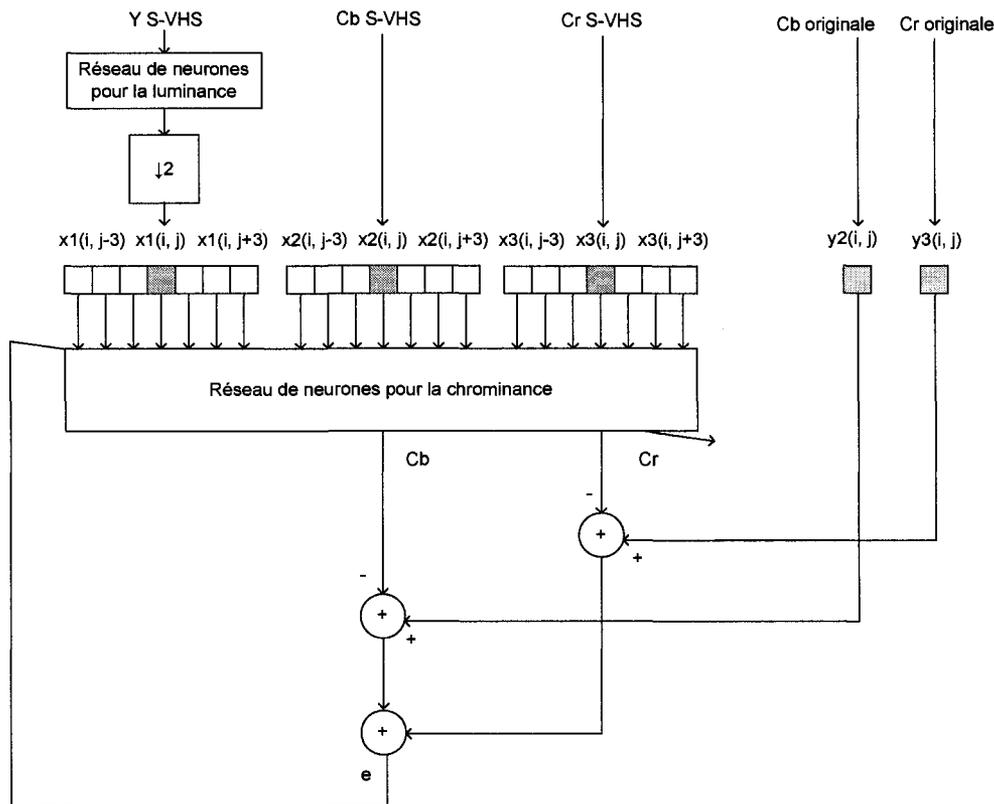


Figure 3-18. Réseau de neurones pour la chrominance

Dans le format standard CCIR-601, la résolution horizontale d'image de luminance est deux fois plus grande que celle de l'image de chrominance. Donc, avant d'entrer dans le réseau de neurones pour la chrominance, l'image de luminance restaurée est décimée par deux. Du côté de la structure de réseau, comme dans le cas de la luminance, il y a seulement une couche cachée. Les fonctions d'activation pour la couche sortie sont aussi linéaires. Pour la couche d'entrée, puisqu'il y a trois images entrées, trois fenêtres 1-D horizontales sont utilisées.

3.3. Résumé

Avec les deux méthodes proposées, il est souhaitable que la qualité de l'image S-VHS soit augmentée afin de ressembler le plus possible à l'image originale. Avec la première méthode, le modèle de dégradation est supposé d'être linéaire. La luminance est restaurée par deux étapes : débrouillage et rehaussement. Pour augmenter la performance de l'étape de rehaussement, la segmentation en quatre zones est combinée avec les techniques de rehaussement des détails. Étant moins importante que la luminance, la chrominance est traitée

séparément avec un modèle simple de «*décalage – gain*». Cette technique est basée sur l’observation et la comparaison entre les deux signaux S-VHS et de l’original. Le schéma global de cette méthode est montré à la figure 3-19, avec la luminance et les chrominances traitées séparément.

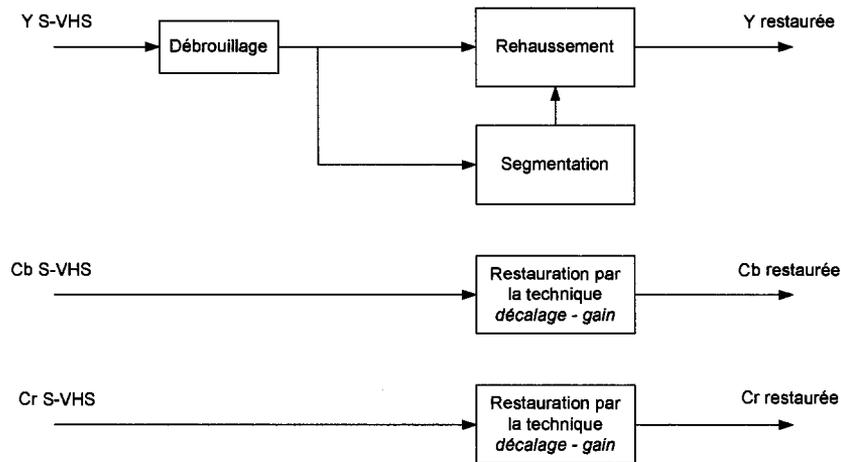


Figure 3-19. Schéma global de la méthode débrouillage et rehaussement

Pour la deuxième méthode, une structure de réseaux de neurones est proposée. Avec cette méthode, le modèle de dégradation linéaire est non considéré. La capacité des réseaux de neurones permet de résoudre non seulement le processus linéaire mais aussi le processus non-linéaire de format S-VHS. Contrairement à la première méthode, qui traite la luminance et la chrominance en parallèle (séparément), cette technique traite les deux en cascade. La luminance restaurée est utilisée dans le réseau de neurones pour les images chrominances afin de mieux restaurer les contours et les détails dégradés. L’étape d’apprentissage demande du temps en plus pour la préparation de la base de données, toutefois, l’application devrait s’effectuer plus rapidement.

4. Résultats et discussions

Le chapitre 3 propose deux méthodes pour restaurer les défauts de S-VHS. Ce chapitre présente les résultats obtenus avec ces méthodes. Il commence par une description brève des conditions expérimentales dans lesquelles les résultats ont été obtenus. Pour évaluer ceux-ci, les critères d'évaluation sont également décrits. Des images de luminances et de chrominances restaurées, ainsi que des images combinées en couleurs sont aussi présentées.

4.1. Conditions expérimentales

Toutes les images utilisées dans les expériences sont des images de format standard CCIR-601 [3]. Ce standard est utilisé pour encoder l'image analogue entrelacée au format digital. Le standard d'échantillonner la chrominance est la forme 4 : 2 : 2, ce qui signifie que la luminance Y est échantillonnée deux fois plus souvent que les composantes de chrominance Cb et Cr.

Les images utilisées pour les expériences sont tirées des quelques séquences vidéo populaires dans le domaine du traitement d'images.

4.2. Critère d'évaluation

Dans ce projet, le PSNR (*peak signal to noise ratio*) [3] en dB est le critère d'évaluation utilisé. Soit $f(i, j)$ l'image originale, $g(i, j)$ l'image dégradée et $N \times M$ la taille des deux images, la proportion PSNR se donne par :

$$PSNR = 10 \log \frac{255^2}{\frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [f(i, j) - g(i, j)]^2} \quad (4-1)$$

La valeur 255 au numérateur est la valeur maximum (*peak*) d'intensité du niveau de gris. Le dénominateur dans l'équation (4-1) est la moyenne de l'erreur quadratique entre les deux images.

Pour évaluer les méthodes proposées, le PSNR de l'image S-VHS est utilisé comme une valeur de référence. Il faut que l'image restaurée ait un PSNR plus grand que l'image S-VHS. Afin d'être facile à évaluer, les valeurs dans les tableaux présentes sont les améliorations en PSNR entre les images restaurées et les images S-VHS.

4.3. Résultats

Cette section présente les résultats obtenus en appliquant les méthodes proposées au chapitre 3 sur des images expérimentales. La suite de la section est divisée en deux grandes parties :

- Résultats de la méthode de débrouillage et rehaussement.
- Résultats de la méthode de réseaux de neurones en cascade.

4.3.1. Méthode de débrouillage et rehaussement

Comme présentés au chapitre 3, cette méthode traite la luminance et la chrominance séparément. Pour la luminance, il faut débrouiller dans la direction horizontale, et ensuite rehausser les détails et les contours. La restauration pour la chrominance est plus simple avec le modèle «*décalage - gain*».

4.3.1.1. Luminance

La première étape pour la restauration de la luminance de format S-VHS est le débrouillage. Pour ce faire, d'abord, la fonction de brouillage est estimée. Ensuite, la technique de filtrage inverse permet de trouver un filtre FIR (*finite impulse response*, réponse impulsionnelle finie) afin de faire la déconvolution.

Pour l'estimation de la fonction de brouillage, la technique de «sous-image» [6] est utilisée. Les deux images, l'originale et l'image S-VHS, sont divisées en blocs sans recouvrements, avec la taille plus grande que la taille du facteur de brouillage. Puisque le brouillage est seulement dans la direction horizontale, dans l'implémentation, des lignes de l'image sont considérées comme des blocs sans recouvrement. La réponse fréquentielle du facteur de

brouillage est calculée selon l'équation (3-2). Comme montré à la figure 3-4, un filtre médian 1-D de 3 pixels de long est utilisé afin d'éliminer les pointes (si existantes).

Dans le filtrage inverse implémenté, pour être simple à implémenter sur du matériel et pour obtenir la phase linéaire, le filtre FIR final pour la déconvolution est supposé être symétrique. Puisque la longueur de la fonction de brouillage est inconnue, des tests empiriques portant sur la longueur de ce filtre doivent être réalisés. D'après les résultats obtenus, un filtre avec la longueur $L = 19$ est choisi. Les améliorations de PSNR après le débrouillage avec ce filtre sur différentes images sont montrées au tableau 4-1.

TABLEAU 4-1. RÉSULTATS DE DÉBROUILLAGE LA LUMINANCE

	Débrouillage
Mobile & Calendar	+ 1.14 dB
Waving Flags	+ 0.89 dB
Flower Garden	+ 1.10 dB
Ferris Wheel	+ 0.51 dB
Tempête	+ 1.18 dB
Mustang	+ 0.57 dB
Pumpkins	- 0.14 dB
Football	+ 0.34 dB
Moyenne	+ 0.70 dB

Les résultats dans le tableau montrent que la méthode proposée est capable de débrouiller les images. La figure 4-1 illustre le résultat obtenu avec un champ tiré de la séquence «Mobile & Calendar». Il est possible de remarquer que l'image débrouillée est plus nette que l'image S-VHS.



Figure 4-1. Image de la luminance de la séquence «Mobile & Calendar» avant (en haut) et après le débrouillage (en bas)

La réponse impulsionnelle et la réponse fréquentielle du filtre de débrouillage sont présentées à la figure 4-2.

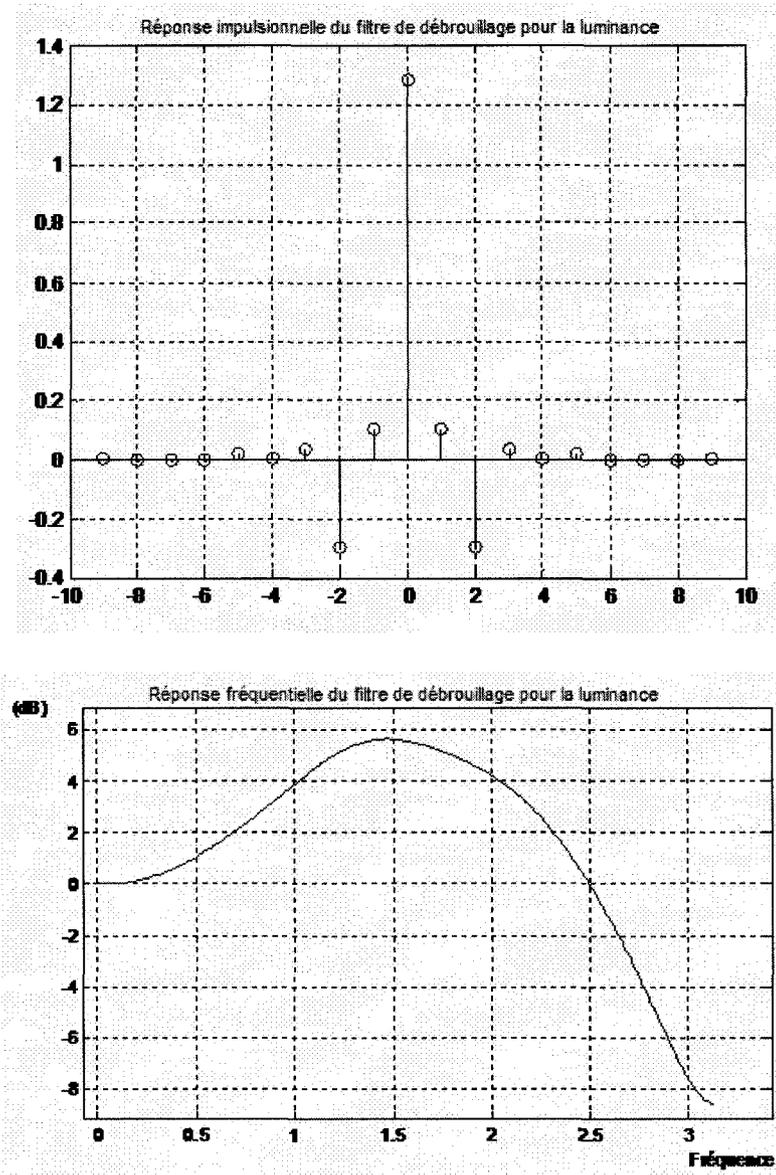


Figure 4-2. Réponse impulsionnelle (en haut) et réponse fréquentielle (en bas) du filtre utilisé pour le débrouillage de la luminance

La prochaine étape dans la méthode de restauration pour la luminance S-VHS est le rehaussement. Pour illustrer la technique «gain Laplacien», des tests ont été faits avec les images débrouillées obtenus avec le filtre FIR de débrouillage de luminance dans l'étape précédente. Les résultats sont donnés au tableau 4-2.

TABLEAU 4-2. RÉSULTATS DE REHAUSSEMENT AVEC LA TECHNIQUE «GAIN LAPLACIEN»

	Gain Laplacien	Technique UM conventionnelle
Mobile & Calendar	+ 1.42 dB	+ 1.29 dB
Waving Flags	+ 1.43 dB	+ 0.97 dB
Flower Garden	+ 1.58 dB	+ 1.16 dB
Ferris Wheel	+ 1.27 dB	+ 0.51 dB
Tempête	+ 1.29 dB	+ 1.23 dB
Mustang	+ 0.93 dB	+ 0.60 dB
Pumpkins	+ 0.53 dB	- 0.22 dB
Football	+ 0.79 dB	+ 0.28 dB
Moyenne	+ 1.16 dB	+ 0.73 dB

En regardant ce tableau, il est possible de dire que la technique de «*gain Laplacien*» permet d'augmenter la qualité de la luminance de S-VHS. Elle donne des résultats meilleurs que la technique UM conventionnelle. La figure 4-3 montre la luminance de l'image «Mobile & Calendar» après le débrouillage et le rehaussement avec la technique «*gain Laplacien*».

Cette technique est simple et elle peut augmenter les zones de contours ou de texture. Cependant, comme la technique UM conventionnelle, elle est sensible au bruit. Donc, pour réduire l'amplification du bruit, en plus de l'effet de suroscillation, la technique de combinaison de la segmentation et des techniques de rehaussement comme montrées à la figure 3-10 est utilisée.

Pour les zones de texture, la technique «*gain Laplacien*» est utilisée. Dans ces zones, puisqu'il est difficile de voir les bruits ou l'effet de suroscillation, les désavantages de cette technique sont moins prononcés.

Dans les zones de contours et près des contours, la technique de rehaussement proposée illustrée à la figure 3-7 est utilisée, mais avec des paramètres différents. Pour les zones de contours, afin d'augmenter mieux les détails, le gain k utilisé est plus grand que dans les zones près de contours.



Figure 4-3. Résultat de la technique «gain Laplacien» (en bas) comparant avec la luminance de S-VHS (en haut)

Pour les zones uniformes, deux gains constants comme dans l'équation (3-5) sont utilisés. Dans le cas où il existe du bruit gaussien additif (facile à détecter dans les zones uniformes) dans l'image S-VHS, le filtre de Le Dinh [29] est appliqué. Ce filtre permet de réduire le bruit additif et d'augmenter la qualité visuelle de l'image. Les résultats d'expérience du rehaussement combiné avec la segmentation sur les images de la luminance S-VHS débrouillées sont présentés au tableau 4-3.

TABLEAU 4-3. RÉSULTATS DE REHAUSSEMENT AVEC LA MÉTHODE PROPOSÉE (REHAUSSEMENT COMBINÉ AVEC SEGMENTATION)

	Avec le filtre de Le Dinh	Sans le filtre de Le Dinh
Mobile & Calendar	+ 1.52 dB	+ 1.52 dB
Waving Flags	+ 1.74 dB	+ 1.62 dB
Flower Garden	+ 2.39 dB	+ 2.27 dB
Ferris Wheel	+ 3.10 dB	+ 2.63 dB
Tempête	+ 1.23 dB	+ 1.29 dB
Mustang	+ 1.06 dB	+ 1.13 dB
Pumpkins	+ 1.47 dB	+ 1.16 dB
Football	+ 0.87 dB	+ 0.66 dB
Moyenne	+ 1.67 dB	+ 1.53 dB

Il est facile de remarquer que cette méthode (avec l'utilisation du filtre de Le Dinh ou non) donne des résultats meilleurs qu'avec la technique «*gain Laplacien*» ou la technique UM conventionnelle. La figure 4-4 montre des images qui résultent de la technique utilisée la combinaison de la segmentation et du rehaussement dans deux cas :

- Ne pas utiliser le filtre de Le Dinh afin de réduire le bruit additif sur les zones uniformes.
- Utiliser le filtre de Le Dinh afin de réduire le bruit additif sur les zones uniformes.

Dans le deuxième cas, le bruit additif dans les zones uniformes est grandement diminué (on peut voir dans la région du ciel à la figure 4-4), bien que l'augmentation de PSNR est diminuée dans quelques images (par exemple : l'image «Tempête» (1.23 dB vs. 1.29 dB), l'image «Mustang» (1.06 dB vs. 1.13 dB)).



Figure 4-4. Rehaussement avec la combinaison de la segmentation et les rehaussements techniques

En haut : ne pas utiliser le filtre de Le Dinh pour la zone uniforme.

En bas : utiliser le filtre de Le Dinh pour la zone uniforme.

La méthode proposée pour la restauration de la luminance de format de S-VHS génère donc des résultats plus clairs avec les détails et les contours plus nets. La combinaison de la segmentation et du rehaussement permet de traiter différemment les zones différentes. Pour les zones uniformes, non seulement l'amplification du bruit est évitée mais le bruit additif est aussi diminué avec l'aide du filtre de Le Dinh. Par ailleurs, dans les zones de contours et près des contours, non seulement les détails sont augmentés, mais l'effet de suroscillation est aussi mieux contrôlé.

4.3.1.2. Chrominance

Le problème de l'image S-VHS est non seulement le brouillage mais aussi la dégradation en couleur. Avec cette méthode, une technique simple de «*décalage - gain*» est utilisée pour les composantes couleurs. Pour le standard CCIR-601, l'information de couleur est gardée dans deux composantes : Cb et Cr. Donc, il faut trouver les valeurs de décalage et de gain pour chacune. La régression linéaire peut être utilisée pour estimer ces paramètres. Pour simplifier les choses, il est possible d'estimer directement à partir des signaux comme illustré à la figure 3-14, et après les ajuster empiriquement. Le tableau 4-4 présente les résultats avec les valeurs choisies pour les deux composantes.

TABLEAU 4-4. RÉSULTATS DE LA RESTAURATION DE LA CHROMINANCE

	Cb	Cr
Mobile & Calendar	+ 0.74 dB	+ 2.02 dB
Waving Flags	+ 0.37 dB	+ 2.26 dB
Flower Garden	+ 0.74 dB	+ 1.25 dB
Ferris Wheel	+ 1.68 dB	- 0.15 dB
Tempête	+ 1.10 dB	+ 1.90 dB
Mustang	+ 0.42 dB	+ 3.53dB
Pumpkins	+ 2.16 dB	+2.43 dB
Football	+ 0.74 dB	+ 3.61 dB
Moyenne	+ 0.89 dB	+ 2.11 dB

Les résultats de restauration de chrominance avec l'image «Mobile & Calendar» sont montrés à la figure 4-5.

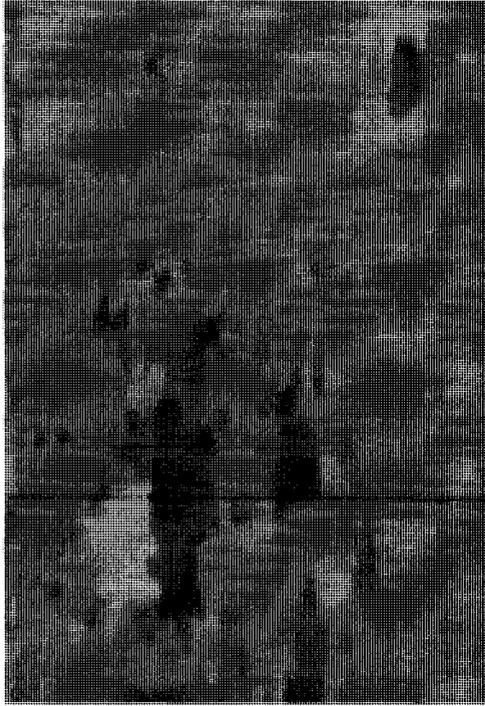


Figure 4-5. Résultats de la restauration de composantes de chrominance
À gauche : l'image Cb avant (en haut) et après la restauration (en bas)
À droite : l'image Cr avant (en haut) et après la restauration (en bas)

4.3.1.3. Résultats finaux

Pour la méthode proposée de débrouillage et rehaussement, la luminance et la chrominance sont traitées séparément. Il est possible de les traiter en parallèle afin de sauver du temps. Dans cette partie, la luminance et la chrominance, après le traitement, sont combinées afin de former les images finales en couleurs. Les résultats sont présentés à la figure 4-6. Il est facile de remarquer l'amélioration de la qualité dans les images restaurées : les détails sont plus nets et les couleurs sont plus éclatantes.



Figure 4-6. Résultat avec la séquence «Mobile & Calendar» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)

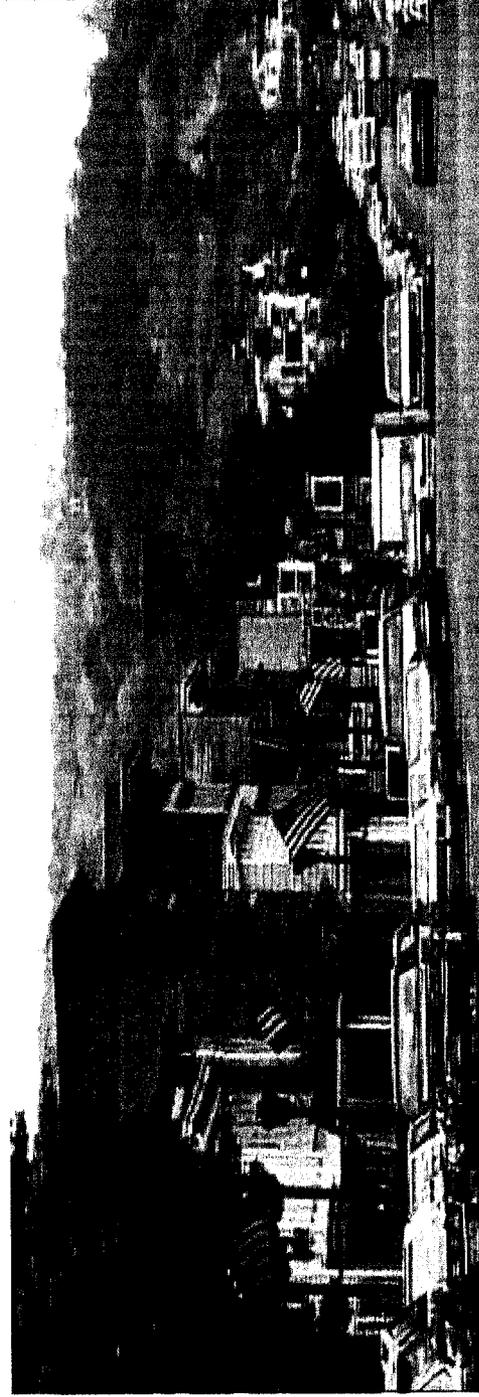


Figure 4-6. (suite) Résultat avec la séquence «Waving Flags»: l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)

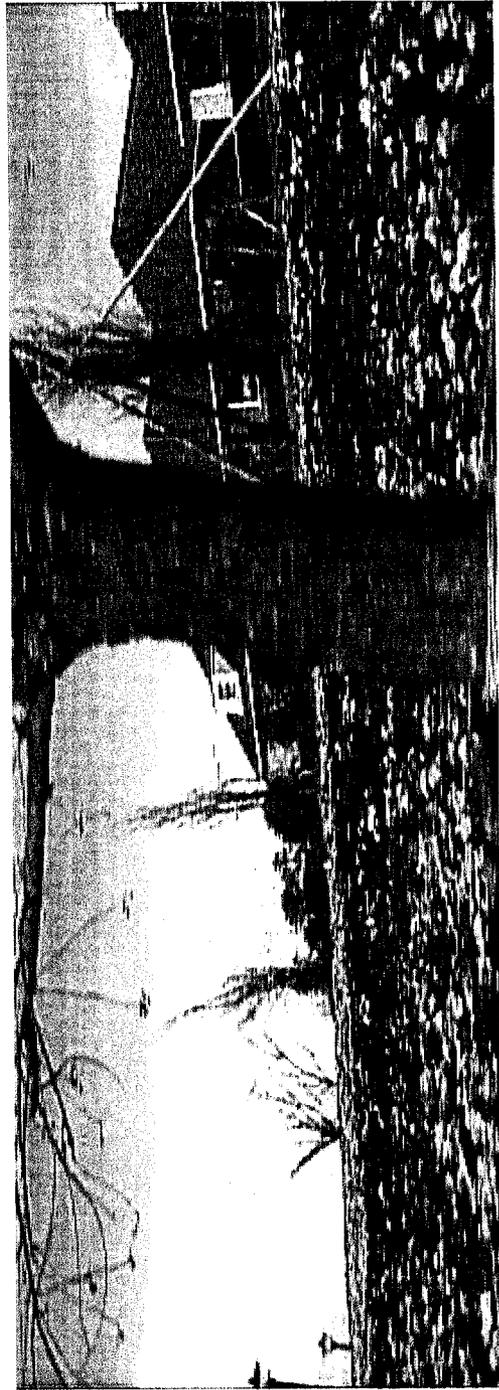


Figure 4-6. (suite) Résultat avec la séquence «Flower Garden» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)

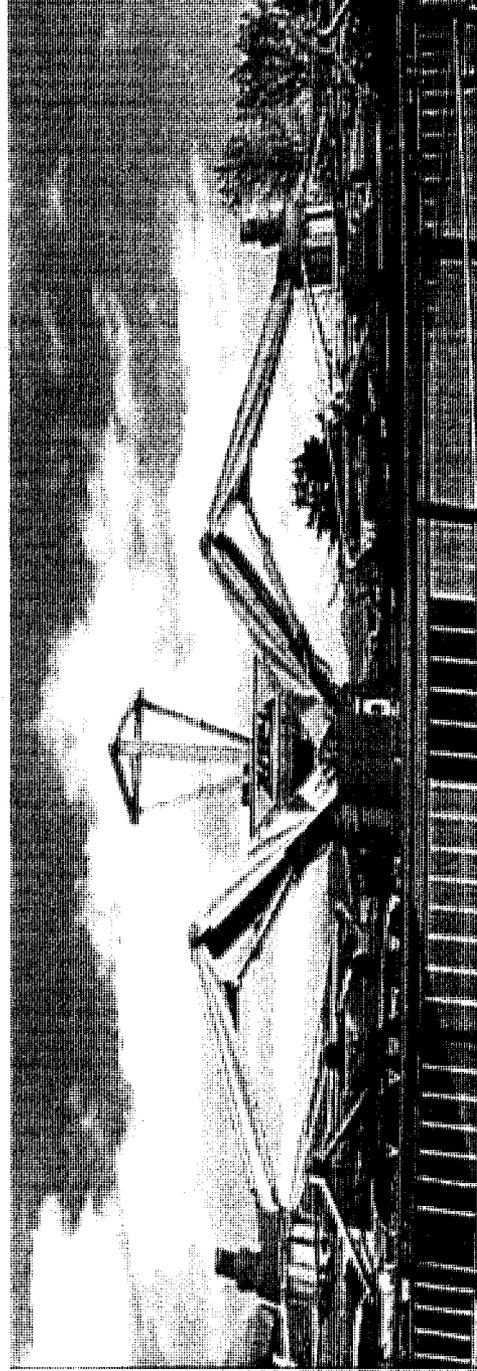
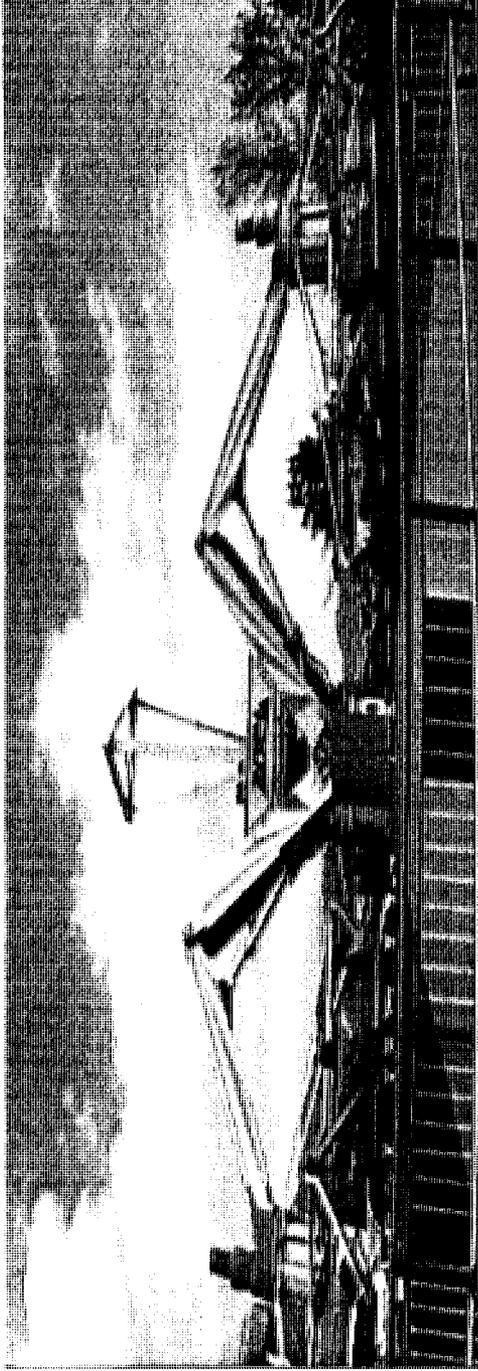


Figure 4-6. (suite) Résultat avec la séquence «Ferris Wheel» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)

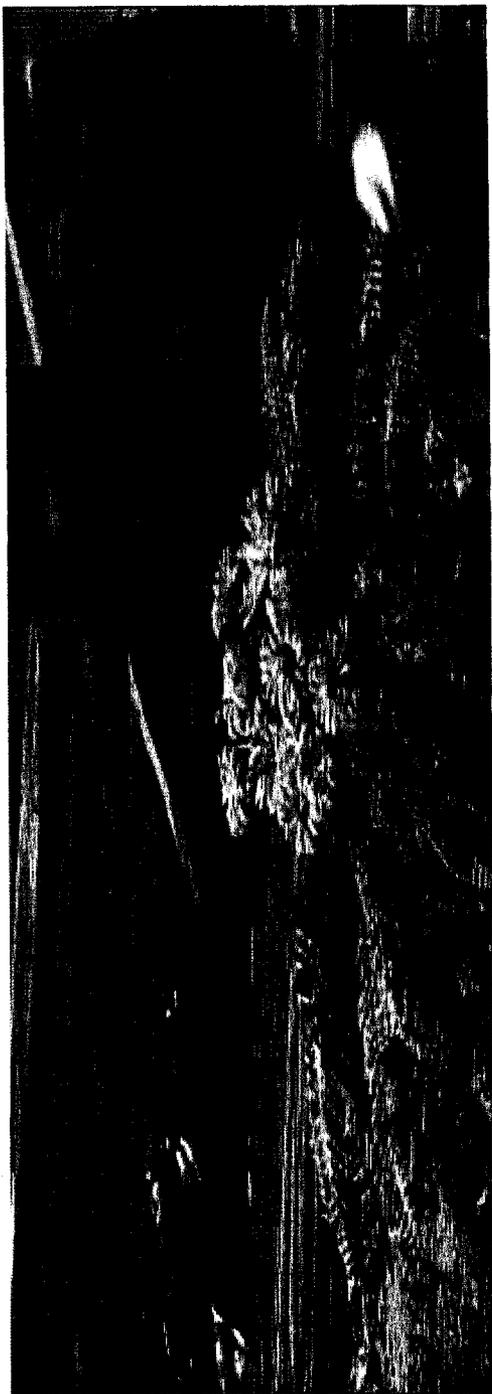


Figure 4-6. (suite) Résultat avec la séquence «Tempête» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)



Figure 4-6. (suite) Résultat avec la séquence «Mustang» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)

4.3.2. Méthode de réseaux de neurones en cascade

Dans cette partie, les résultats d'expérience avec la méthode utilisant les réseaux de neurones sont présentés. Deux réseaux de neurones en cascade sont utilisés, le premier traitant la luminance et le deuxième traitant la chrominance.

Pour le principe du réseau de neurones, l'expérience doit passer par deux étapes :

- L'apprentissage : dans cette étape, les réseaux de neurones sont entraînés avec une base de données d'entraînement. Les algorithmes d'apprentissage sont utilisés pour régler les paramètres des réseaux de neurones.
- Vérification : après l'apprentissage, les réseaux de neurones sont appliqués sur les images S-VHS afin de vérifier la performance de la méthode proposée.

Pour la première étape, la base de données est formée à partir de quelques images échantillons («Mobile & Calendar», «Waving Flags», «Flower Garden», «Ferris Wheel», «Mustang», «Tempête»). Pour chaque image, seules quelques lignes sont sélectionnées aléatoirement (38 lignes pour chaque image). Les réseaux de neurones sont entraînés de nombreuses fois avec la même base de données d'entraînement, mais l'ordre de présentation de pixels est modifié aléatoirement à chaque fois. Avec cette technique, il est possible de s'attendre à ce que la méthode proposée donne de bons résultats non seulement pour les lignes d'image qui ont servi à l'entraînement mais aussi sur l'ensemble des images, utilisées ou non lors de l'entraînement.

Le rôle de l'algorithme d'apprentissage est d'ajuster les paramètres du réseau de neurones afin de minimiser l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie désirée dans la base d'entraînement. Il existe beaucoup d'algorithmes pouvant être utilisés pour l'apprentissage, et la méthode choisie ici est basée sur l'algorithme présenté par Levenberg-Marquardt [33].

4.3.2.1. Luminance

Le réseau de la luminance se compose de trois parties : l'entrée, la couche cachée et la couche de sortie. L'entrée dans la structure proposée est une fenêtre horizontale de 7 pixels autour du pixel considéré. Pour la couche de sortie, il y a un seul neurone, utilisant une fonction d'activation de type linéaire. Dans la couche cachée, à des fins de comparaison, deux structures différentes sont implémentées :

- Utiliser la fonction d'activation de type linéaire ($y = x$).
- Utiliser la fonction d'activation de type non-linéaire ($y = 1/(1 + e^{-x})$).

Pour le premier cas, le réseau peut être considéré comme un système linéaire, tandis qu'avec le deuxième choix, il est capable d'utiliser la capacité de traitement non-linéaire du réseau de neurones. Les réseaux de neurones sont entraînés jusqu'à le nombre d'époques prédéterminé (ici on utilise le nombre d'époques est égal à 10000). Les résultats d'application de deux structures sur les images d'expérience sont présentés au tableau 4-5.

TABLEAU 4-5. RÉSULTATS DU RÉSEAU DE NEURONES POUR LA LUMINANCE

	Linéaire	Non-linéaire
Mobile & Calendar	+ 1.76 dB	+ 2.47 dB
Waving Flags	+ 2.21 dB	+ 2.52 dB
Flower Garden	+ 2.08 dB	+ 2.69 dB
Ferris Wheel	+ 2.43 dB	+ 3.01 dB
Tempête	+ 1.61 dB	+ 2.21 dB
Mustang	+ 1.62 dB	+ 2.18 dB
Pumpkins	+ 1.72 dB	+2.19 dB
Football	+ 1.72 dB	+ 1.95 dB
Moyenne	+ 1.89 dB	+ 2.40 dB

En fonction de ces résultats, il est raisonnable de choisir la structure avec la fonction d'activation de type non-linéaire. Les améliorations de PSNR en comparant avec les images S-VHS sont considérables (environ 2dB). Une image de luminance restaurée est montrée à la figure 4-7. Il est facile de remarquer que les détails sont plus nets que dans l'image S-VHS.



Figure 4-7. Résultat avec le réseau de neurones pour la luminance

En haut : la luminance de format S-VHS

En bas : la luminance restaurée par le réseau de neurones

4.3.2.2. Chrominance

Pour le réseau de neurones traitant la chrominance, il y a aussi trois parties comme dans le réseau de neurones pour la luminance. Une différence entre les deux réseaux est que pour le cas de la chrominance, il y a trois signaux pour l'entrée (la luminance restaurée et les deux signaux de chrominance de format S-VHS). Une autre différence est qu'il y a deux cellules de linéarité dans la couche de sortie (un pour l'image Cb, et l'autre pour l'image Cr). La luminance restaurée est décimée par deux avant de passer au réseau de chrominance. Nos tests empiriques ont montré que la phase décimée pour la luminance n'a pas un effet sur les résultats de restauration pour la chrominance. Comme dans le réseau de neurones pour la luminance, dans l'entrée de ce réseau, trois fenêtres horizontales de 7 pixels sont utilisées pour les trois signaux correspondants.

Pour la couche cachée, comme dans le cas de luminance, deux types de fonction d'activation sont utilisés : linéaire et non-linéaire. De plus, afin de vérifier la performance de la structure en cascade avec la luminance restaurée, trois autres structures sont implémentées pour la comparaison :

- La structure avec seulement les deux images de chrominance en entrée (Non-Luma).
- La structure avec seulement la luminance S-VHS en entrée (Floue-Luma).
- La structure avec le masque binaire de contours de la luminance S-VHS, basé sur la technique dans [32] (Contours-Luma).

Des tests ont été faits avec la structure de réseaux de neurones en cascade, illustrés à la figure 3-16. Le réseau de neurones pour la luminance utilisé est le réseau avec les fonctions d'activation de type non-linéaire dans la couche cachée, décrit dans la section 4.3.2.1. Les résultats obtenus avec les cinq structures en haut sont montrés au tableau 4-6.

TABLEAU 4-6. RÉSULTAT DU RÉSEAUX DE NEURONES POUR LA CHROMINANCE

Cb

	Linéaire	Non-linéaire	Non-Luma	Floue-Luma	Contours-Luma
Mobile & Calendar	+ 0.98 dB	+ 0.98 dB	+ 0.95 dB	+ 0.97 dB	+ 0.93 dB
Waving Flags	+ 0.06 dB	+ 0.07 dB	+ 0.26 dB	+ 0.00 dB	+ 0.28 dB
Flower Garden	+ 1.64 dB	+ 1.62 dB	+ 1.57 dB	+ 1.63 dB	+ 1.66 dB
Ferris Wheel	+ 2.85 dB	+ 2.84 dB	+ 2.82 dB	+ 2.83 dB	+ 2.79 dB
Tempête	+ 1.12 dB	+ 1.09 dB	+ 1.10 dB	+ 1.10 dB	+ 1.09 dB
Mustang	+ 0.80 dB	+ 0.80 dB	+ 0.67 dB	+ 0.78 dB	+ 0.64 dB
Pumpkins	+ 1.03 dB	+ 1.13 dB	+ 0.96 dB	+ 0.96 dB	+ 0.44 dB
Football	+ 0.99 dB	+ 0.98 dB	+ 0.83 dB	+ 0.96 dB	+ 0.92 dB
Moyenne	+ 1.18 dB	+ 1.19 dB	+ 1.14 dB	+ 1.15 dB	+ 1.09 dB

Cr

	Linéaire	Non-linéaire	Non-Luma	Floue-Luma	Contours-Luma
Mobile & Calendar	+ 2.38 dB	+ 2.43 dB	+ 2.35 dB	+ 2.40 dB	+ 2.29 dB
Waving Flags	+ 2.21 dB	+ 2.11 dB	+ 2.20 dB	+ 2.07 dB	+ 2.28 dB
Flower Garden	+ 1.21 dB	+ 1.21 dB	+ 1.17 dB	+ 1.20 dB	+ 1.11 dB
Ferris Wheel	+ 0.60 dB	+ 0.76 dB	+ 0.53 dB	+ 0.69 dB	+ 0.45 dB
Tempête	+ 2.44 dB	+ 2.47 dB	+ 1.68 dB	+ 2.46 dB	+ 1.79 dB
Mustang	+ 4.07 dB	+ 4.04 dB	+ 3.80 dB	+ 4.02 dB	+ 3.75 dB
Pumpkins	+ 2.65 dB	+ 1.86 dB	+ 1.28 dB	+ 1.72 dB	+ 2.20 dB
Football	+ 3.67 dB	+ 3.53 dB	+ 3.38 dB	+ 3.52 dB	+ 3.59 dB
Moyenne	+ 2.40 dB	+ 2.30 dB	+ 2.05 dB	+ 2.26 dB	+ 2.18 dB

D'après les résultats obtenus, dans le cas de restauration de chrominance, les configurations linéaires et non-linéaires donnent de bons résultats. De plus, il est raisonnable de choisir la structure en cascade avec l'information de la luminance restaurée. Une comparaison des images selon les configurations testées est illustrée à la figure 4-8 avec la séquence «Mobile & Calendar». Il est intéressant de remarquer qu'avec l'aide de la luminance restaurée, la restauration pour la chrominance est meilleure (les chiffres du calendrier sont restaurés partiellement).

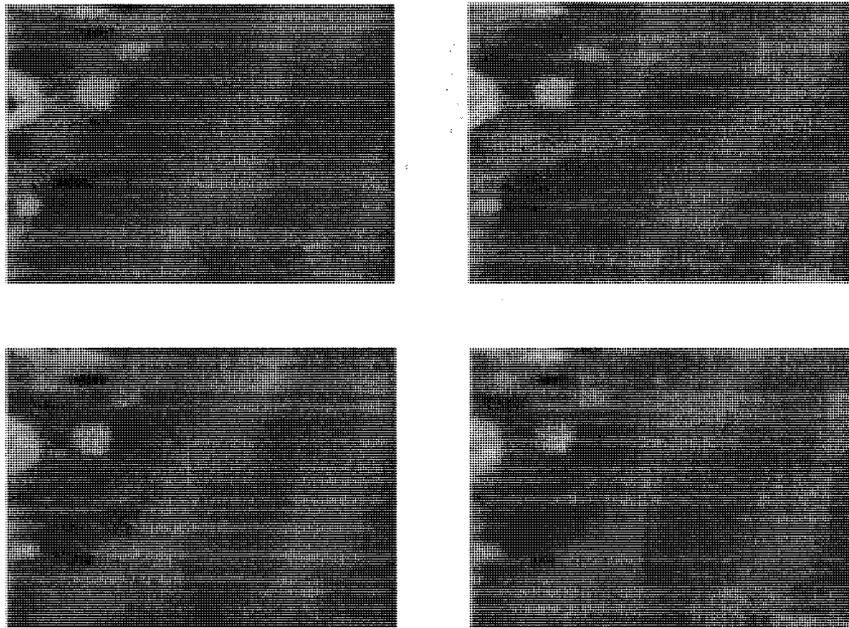


Figure 4-8. Différences de la restauration de chrominance : la méthode proposée (en haut, à gauche), pas avec la luminance (en haut, à droite), avec la luminance de S-VHS (en bas, à gauche) et avec le masque binaire de contour (en bas, à droite)

4.3.2.3. Résultats finaux

Pour la structure de réseaux de neurones, la luminance et la chrominance sont traitées en cascade. Dans cette partie, les résultats en couleur de combinaison de trois composantes sont montrés. Il est possible d'observer l'augmentation de la qualité d'image S-VHS après la restauration. Comme dans la première méthode, les détails sont plus nets et les couleurs sont plus éclatantes.



Figure 4-9. Résultat avec la séquence «Mobile & Calendar» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)

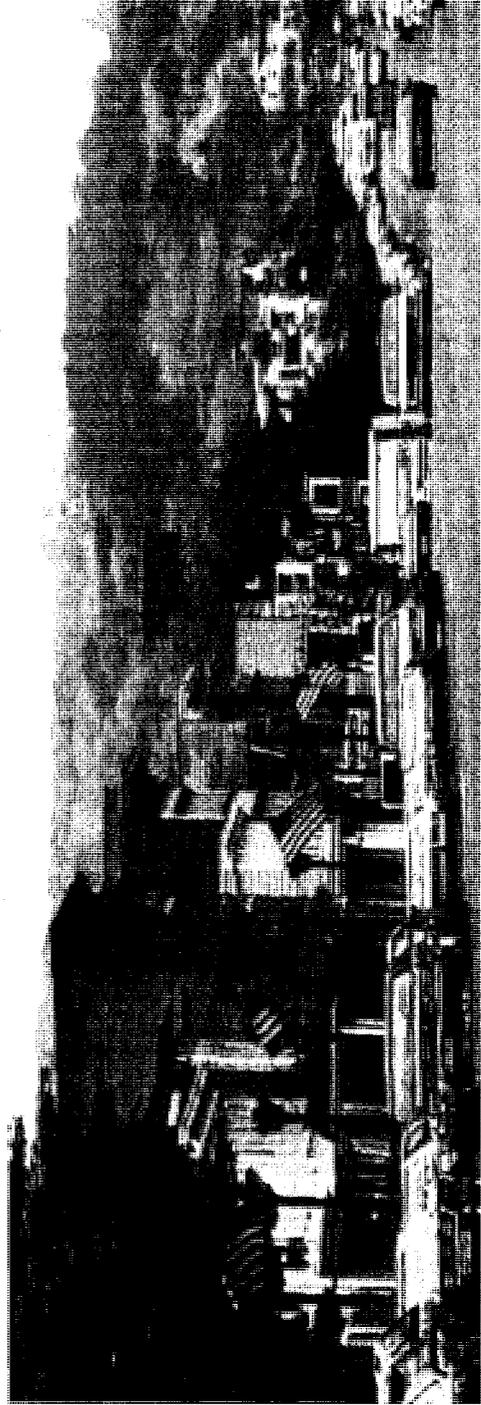


Figure 4-9. (suite) Résultat avec la séquence «Waving flags» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)

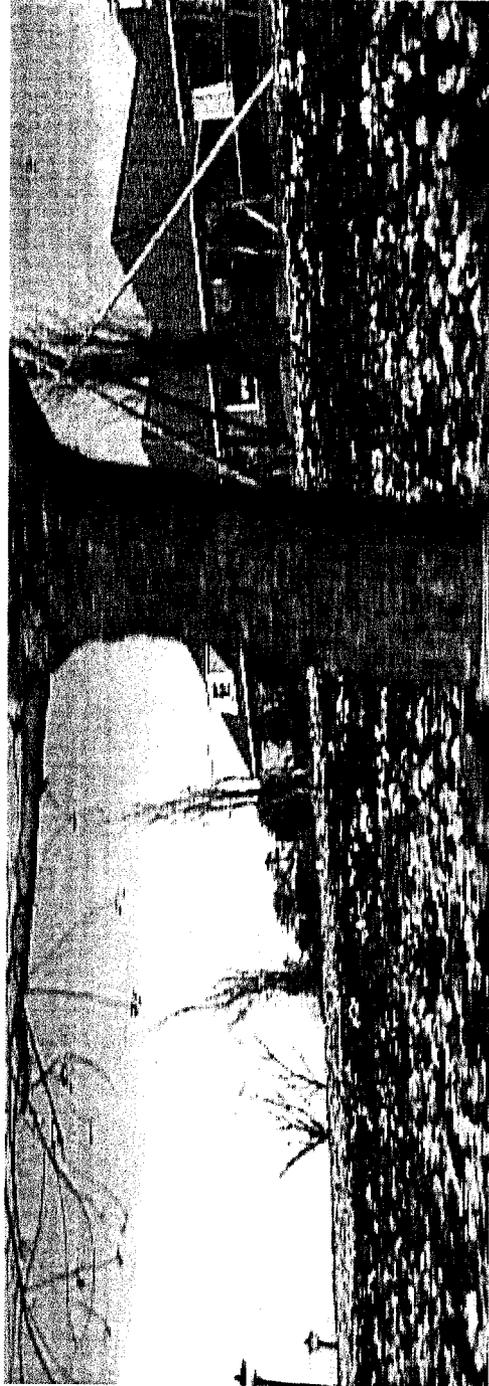


Figure 4-9. (suite) Résultat avec la séquence «Flower Garden» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)

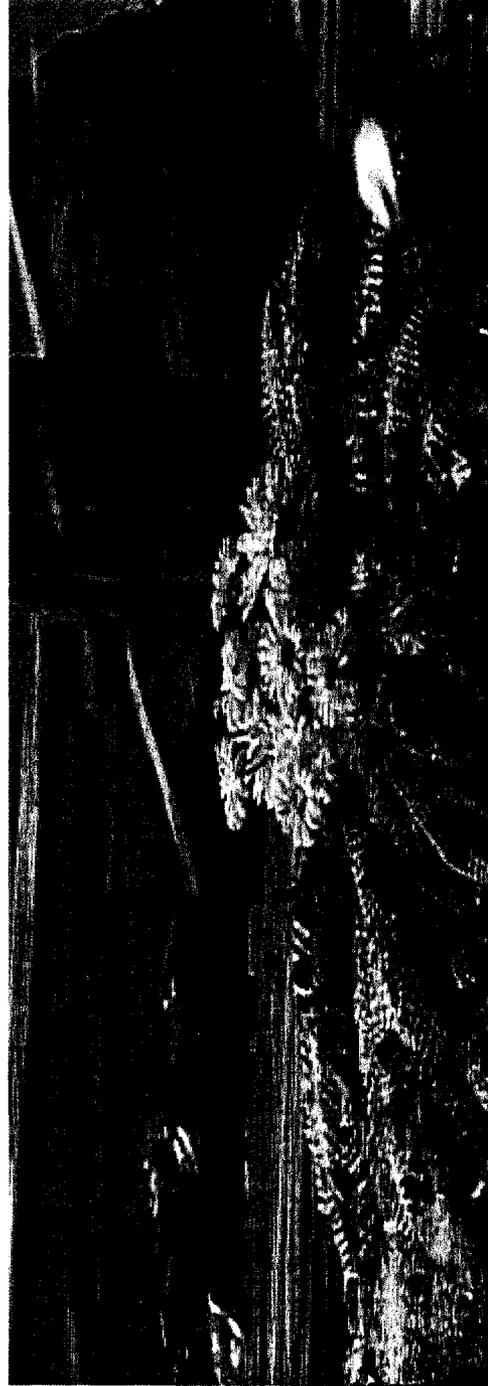


Figure 4-9. (suite) Résultat avec la séquence «Tempete» : l'image S-VHS (en haut) et l'image restaurée finale (en bas)

4.3.3. Résumé

Dans ce chapitre, les résultats d'expérience des deux méthodes proposées dans ce mémoire sont présentés. Pour la première méthode, la luminance et la chrominance sont restaurées séparément, tandis que dans la deuxième, elles sont traitées en cascade.

Les résultats finaux de toutes les deux méthodes montrent que les buts du projet sont satisfaits :

- Les détails des images sont plus nets.
- Les couleurs des images sont plus éclatantes.
- Aucune itération n'est requise pour la restauration, donc il est possible d'implémenter sur du matériel et fonctionner en temps-réel.

Enfin, il semble que la méthode utilisant les réseaux de neurones donne de meilleurs résultats que la méthode de débrouillage et rehaussement. Par contre, l'étape d'apprentissage nécessite plus de temps pour être réalisée.

Conclusion

La présente recherche a étudié deux méthodes pour la restauration de défauts d'image de S-VHS. Ces méthodes visent à améliorer la qualité des images en augmentant les détails et les contours, en plus de restaurer les couleurs afin que celles-ci soient plus éclatantes.

Pour la première méthode, la luminance et la chrominance sont traitées séparément. Les techniques de débrouillage et de rehaussement ont été combinées afin d'améliorer la luminance. Dans le rehaussement, l'utilisation du résultat de la segmentation en quatre zones (plates, texture, contours et près des contours) permet d'appliquer les techniques appropriées pour chaque zone. Cette approche donne des images de luminance avec moins de bruit additif dans les zones uniformes et en plus, l'effet de suroscillation est davantage contrôlé. Pour la chrominance, la technique de «*décalage - gain*» a été utilisée pour restaurer les couleurs. Les résultats d'expérience montrent que cette méthode proposée est capable de donner d'excellents résultats.

Pour la deuxième méthode, les réseaux de neurones sont utilisés afin de réduire les défauts dans les images du format S-VHS. Une structure en cascade de deux réseaux de neurones, l'un pour la luminance et l'autre pour la chrominance, est proposée. La capacité de traiter les non-linéarités permet à la méthode de mieux restaurer la luminance que la première méthode. Les composantes de chrominance, avec l'aide de la luminance restaurée et la structure en cascade, sont aussi bien restaurées. Dans l'ensemble, il est possible de remarquer l'augmentation de la qualité avec les détails plus nets et les couleurs plus vives. Le désavantage de cette méthode est la nécessité de passer par une étape d'apprentissage qui peut s'avérer longue et nécessite la bonne préparation d'une base de données d'entraînement. La méthode des réseaux de

neurones a donné lieu d'une publication dans *IEEE Transaction on Consumer Electronics* (mai 2007), présentée à l'annexe A.

En résumé, avec les résultats obtenus, il est possible d'affirmer que les deux méthodes proposées sont capables de restaurer des défauts de S-VHS. Il est aussi plausible de croire que les deux méthodes, toutes deux non-itératives, peuvent fonctionner en temps-réel, ce qui permettra leur mise en œuvre sur du matériel.

Annexe A

Les résultats de la méthode proposée utilisant les réseaux de neurones sont publiés dans *IEEE Transaction on Consumer Electronics*, vol. 53, no. 2, mai 2007. Une copie d'article est présentée dans cette partie.

A. Linear approach

Generally, a blurred image $g(i, j)$ can be modeled as the result of a convolution between the original image $f(i, j)$ and a blurring function $b(i, j)$:

$$g(i, j) = f(i, j) * b(i, j) \quad (1)$$

Thus image deblurring can be named as image deconvolution sometimes. If the blurring function is known, the blurred image can be restored by using the inverse filtering technique, Wiener filter [3] or some successive deconvolution techniques [4]–[6]. Nevertheless, in practice the blurring function is usually unknown; thus the restoration process here is called blind deconvolution. The main solution for this problem is to estimate the blurring function or point spread function (PSF) using a priori knowledge about the blurring factor, as well as the characteristics of the images.

The simplest case for estimating the PSF is when the original image or a similar, un-blurred image is available. For this case, two restoration methods are presented in [3]. Both of them estimate the frequency response of the blurring function, but in different ways. The first method uses the smooth version of the two images (blurred and un-blurred) to do the estimation, whereas the second divides the two images into non-overlapping relative blocks, each with a size larger than the supposed size of the PSF and estimate the blurring function from them.

The problem will be more difficult if there are only the degraded images. The solutions for this problem can be categorized into two main groups: indirect and direct. The first group uses an iterative process to estimate the blurring function, whereas the second group performs in a one-step fashion. The most popular technique for the first group is IBD (Iterative Blind Deconvolution) [7]. In this method, the original image and the blurring function are estimated simultaneously and iteratively until reaching the convergence values or the set limit number of iterations. During the estimation process, the results will be transformed alternatively between spatial domain and frequency domain, enforcing known constraints in each one. The computational complexity of this method is low; but its convergence ability is uncertain [8]. Another iterative solution that can restore the blurred image is NAS-RIF (Nonnegativity And Support constraints - Recursive Inverse Filter), proposed by Kundur et al. in [8], [9]. This algorithm uses an adaptive FIR filter combining with a non-linearity to deblur the image. The coefficients of the unitary gain FIR filter are updated with a recursive process by minimizing some error criteria. An enhanced version of NAS-RIF is also presented in [10] with better performance. This algorithm has good convergence ability, but its main applications such as magnetic resonance image, astronomy, x-ray image ... are still limited because of its assumption concerning the background of the objects image [8].

Unlike the indirect approach, the direct approach does not have the convergence problem because it uses non-iterative

process. However, direct blind deconvolution method is applied mainly for motion-blurred images [11] which are not object of the present study.

B. Non-linear approach

The existing techniques above are mostly based on the linear model in (1). The majority of them work well in noise free condition. On the other hand, in case the image is not only blurred but also corrupted by other noise like Gaussian additive noise, the restoration result could be inadequate. In recent years, neural network (NN) techniques, simulating the human brain, have been a subject greatly studied in the signal processing field. For image restoration, NN can give good results, even with the presence of blurring as well as other noise. In [12]–[15], the authors proposed solutions using neural networks for deblurring the image with the presence of additive noise. According to the authors, NN can be considered as a good solution for ill-posed problem like image blind deconvolution. In the case of feed-forward NN, the network which is an extension of linear filtering, it is able to exploit both linear and non-linear adaptive problems. Due to these characteristics, many non-linear filters for image processing have been developed based on NN. In [16], the authors used a NN-based non-linear filter for reducing mixed-noised as well as deblurring edges. In [17], a Volterra neural network was used as a luminance compensation for gamma corrected TV signals and the resulting images exhibit a much sharper and crisper look.

The main disadvantage of the NN is that it needs to be trained before being used and the application result is dependent on the training process. This step can take a relatively long time and requires a thorough preparation (training data, training algorithm ...).

III. PROPOSED METHOD

The S-VHS system uses both non-linear and linear processes with the frequency modulation for the luminance and the amplitude modulation for the chrominance components. Thus, it will be important to consider the NN-based approach for the S-VHS restoration because of its ability in solving both non-linear and linear problems. Moreover, the S-VHS image is composed by 3 components, the luminance image (Y) and the two chrominance ones (Cb and Cr), but their degradation is different (Fig. 3). For the luminance, the degradation is mostly blurring, whereas in the chrominance images, the image quality is degraded more heavily with not only blurring but also changing in intensity in detail regions. For this reason, the luminance and the chrominance need to be treated differently.

Theoretically, for color image processing, there are many different color spaces to work on like RGB, YCbCr or HSV. Many approaches chose the RGB, since with it the three color components can be treated similarly, like three gray images. An example of color image restoration using RGB can be found in [18]. However, in the present proposition, the restoration will be accomplished directly on YCbCr. There are

two main reasons for this choice. Firstly, it can avoid an interpolation process in a color space conversion, and secondly, it is more suitable for the modulation nonlinear/linear nature in S-VHS system.

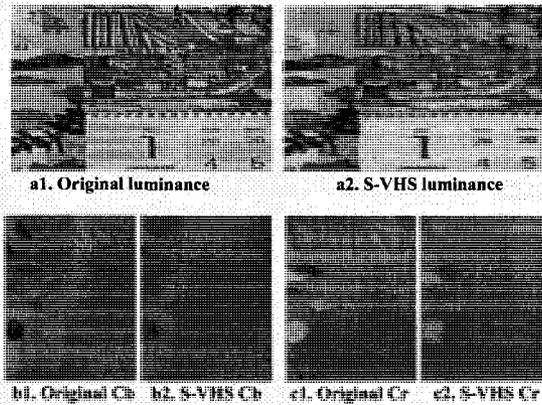


Fig. 3. The S-VHS degradation on each component

The proposed NN structure is composed of two cascaded networks for the S-VHS restoration, as illustrated in Fig. 4. The first, Luminance NN will be used to restore the luminance, whereas the second, Chrominance NN restoration, will work with both luminance and chrominance components.

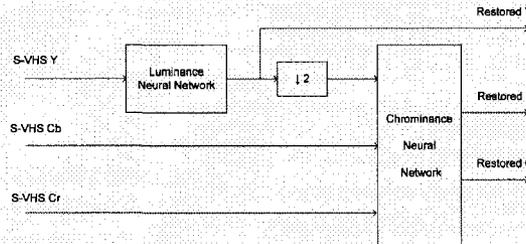


Fig. 4. Cascaded NN-based S-VHS restoration

The reason for using cascaded structure is that it is impossible to restore the chrominance images by using only themselves. In the chrominance images, many edges and details have been blurred or even disappeared. It seems to be impossible to restore these details using classical detail enhancing techniques. Nevertheless, in real images, if there is an edge or a detail on the luminance image, normally there will be similar edge or detail at the corresponding position on the chrominance images. Therefore, it will be interesting to use the information from the restored luminance image to restore the details in the chrominance images.

A Cybenko universal approximator NN is selected for luminance restoration [19]. It is a SISO (Single Input Single Output) feed-forward NN with one hidden layer and a one-cell linear output layer. According to the observation that the blurring occurs only in the horizontal dimension, a 1-D horizontal window around the considered pixel is applied as the input of the network. The luminance restoration network is

illustrated by Fig. 5 in which i and j represent respectively the row and the column indices.

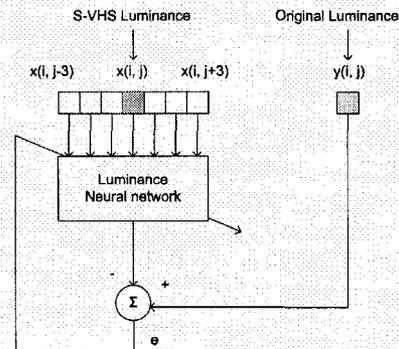


Fig. 5. The luminance network structure

For the chrominance network, MIMO (Multiple Input Multiple Output) configuration illustrated in Fig. 6 is selected for both Cb and Cr simultaneously in order to avoid possible false color effect. Furthermore, as previously mentioned, the corresponding restored luminance is also applied as an additional signal input for restoring chrominance detail or edge.

It is important to note that, in [20], the authors presented the idea of using the binary edge pattern from the luminance image to enhance the quality of low resolution color images. This idea can be modified to apply on the chrominance restoration problem. However, in the present application, the S-VHS luminance itself is blurred enough that the determination of threshold values is not an easy task, and the restoration result will be dependent on the edge detection threshold values.

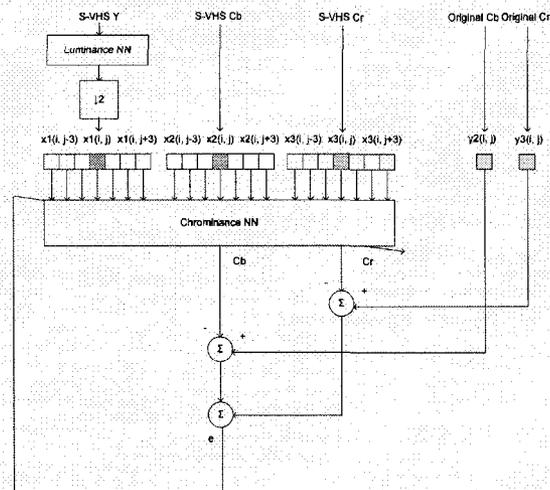


Fig. 6. The chrominance network structure

Since the horizontal resolution of the luminance is double of the chrominance resolution in the CCIR-601 standard, it

will be down-sampled by two before entering into the network. As in the luminance case, the proposed chrominance network is composed of one hidden layer feed-forward NN and a linear output layer with two linear cells, one for the Cb and one for the Cr. For the input, three 1-D horizontal windows around the considered pixels will be used. The network has two outputs: one for the Cb component and one for the Cr.

IV. EXPERIMENTAL RESULTS

In the present section, some experimental results in term of objective and subjective quality of the proposed restoration will be reported. The objective quality that is used in experiments is the improvement (in dB) of the PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) in the restored images in comparison with the S-VHS ones.

The restoration networks will be trained and tested on various real color images. For the training step, epoch of training data is built from several sample images. From each of them, not the whole image but only several lines are randomly chosen. The purpose of the experiment is to verify if the proposed network structure, after being trained, can be apt for generalization, i.e., restore the whole images, as well as other images which are not used for the training epoch. The training algorithm that is used to adjust and update the network parameters is the back propagation of the mean quadratic error. For best results, the network will be trained many times on the same epoch, but each time the pixel order will be changed randomly.

For the luminance network, the network input will be a 7-pixel 1-D window around the considered pixel. On the hidden layer, for comparison purposes, two structures have been implemented: (i) using linear transfer function (Y_Linear) and (ii) using non-linear transfer function (Y_Nonlinear). In the first case, the network can be considered as a linear system, whereas in the second one, it is able to take the advantage of the non-linearity of NN. The network output is one linear cell. After being trained, the two structures are applied on several real images, and the results are presented in Table I. Obviously, in this case the network with non-linear transfer function (Y_Nonlinear) yields better results. The average PSNR improvement is considerable (over 2 dB) in comparison with the S-VHS version. The restored luminance images (not shown here) have sharper edges and details.

TABLE I
LUMINANCE RESTORATION PSNR IMPROVEMENT (dB)

	Y Linear	Y Nonlinear
Mobile Calendar	+ 1.76	+ 2.47
Waving Flag	+ 2.21	+ 2.52
Flower Garden	+ 2.08	+ 2.69
Ferris Wheel	+ 2.43	+ 3.01
Tempete	+ 1.61	+ 2.21
Mustang	+ 1.62	+ 2.18
Pumpkins	+ 1.72	+ 2.19
Football	+ 1.72	+ 1.95
Average	+ 1.89	+ 2.40

For the chrominance, the input of the network is composed of three 1-D windows of seven pixels from the three corresponding components Y, Cb and Cr. The restored luminance image input, down-sampled by two, is the result of the non-linear luminance network. Various unreported tests have shown that the down sampling phase is not an important factor for restoration. For the hidden layer, again two structures are utilized: linear as well as non-linear. Moreover, in order to verify the efficiency of using a cascaded structure with the restored luminance, are reported the performances of three other networks with: (i) a chroma restoration network without the luminance information (Non Luma); (ii) a chroma restoration network with the S-VHS luminance information (Blurred Luma); (iii) a chroma restoration network using a binary edge pattern of the luminance (modified from [18]) (Edge Luma). After the training step, these networks were tested on the sample images and the PSNR improvement of Cb and Cr is shown in Table II.

TABLE II
CB RESTORATION PSNR IMPROVEMENT (dB)

	Linear	Non Linear	Non Luma	Blurred Luma	Edge Luma
Mobile Calendar	+ 0.98	+ 0.98	+ 0.95	+ 0.97	+ 0.93
Waving Flag	+ 0.06	+ 0.07	+ 0.26	+ 0.00	+ 0.28
Flower Garden	+ 1.64	+ 1.62	+ 1.57	+ 1.63	+ 1.66
Ferris Wheel	+ 2.85	+ 2.84	+ 2.82	+ 2.83	+ 2.79
Tempete	+ 1.12	+ 1.09	+ 1.10	+ 1.10	+ 1.09
Mustang	+ 0.80	+ 0.80	+ 0.67	+ 0.78	+ 0.64
Pumpkins	+ 1.03	+ 1.13	+ 0.96	+ 0.96	+ 0.44
Football	+ 0.99	+ 0.98	+ 0.83	+ 0.96	+ 0.92
Average	+ 1.18	+ 1.19	+ 1.14	+ 1.15	+ 1.09

TABLE III
CR RESTORATION PSNR IMPROVEMENT (dB)

	Linear	Non Linear	Non Luma	Blurred Luma	Edge Luma
Mobile Calendar	+ 2.38	+ 2.43	+ 2.35	+ 2.40	+ 2.29
Waving Flag	+ 2.21	+ 2.11	+ 2.20	+ 2.07	+ 2.28
Flower Garden	+ 1.21	+ 1.21	+ 1.17	+ 1.20	+ 1.11
Ferris Wheel	+ 0.60	+ 0.76	+ 0.53	+ 0.69	+ 0.45
Tempete	+ 2.44	+ 2.47	+ 1.68	+ 2.46	+ 1.79
Mustang	+ 4.07	+ 4.04	+ 3.80	+ 4.02	+ 3.75
Pumpkins	+ 2.65	+ 1.86	+ 1.28	+ 1.72	+ 2.20
Football	+ 3.67	+ 3.53	+ 3.38	+ 3.52	+ 3.59
Average	+ 2.40	+ 2.30	+ 2.05	+ 2.26	+ 2.18

According to the results in Table II, both linear and non-linear structures with restored luminance can give good and similar results (over 2 dB for Cr and 1 dB for Cb). Hence, it is logical to propose a cascaded structure with the restored luminance. The linear structure in the chrominance network is particularly attractive for implementation purposes. A comparison between restoration result of edges and details in the chrominance image is shown in Fig. 7. It illustrates that, with the help of the restored luminance information, the chrominance restoration is better (the numbers on the calendar can be partially restored).

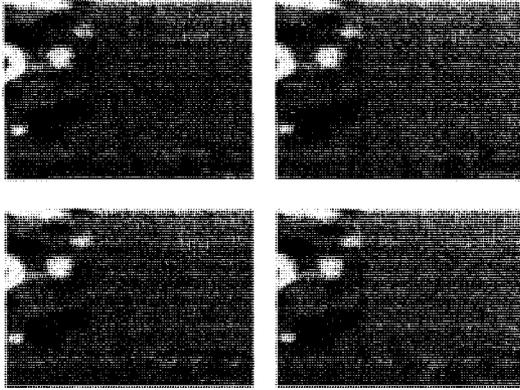


Fig. 7. The difference in chrominance restoration: top-left: the proposed method; top-right: without the luminance information; bottom-left: with the S-VHS luminance; bottom-right: with the binary edge pattern

The combination results (both luminance and chrominance) of some test images are presented in Fig. 8. It can be noticed that the enhancement of image quality is substantial with sharper edges and details as well as more vivid colors. After being trained from parts of images, the network can restore whole images, as well as other images which are not used in the training set. Therefore, the cascaded NN-based structure can be applied successfully to restore the S-VHS image quality.

V. CONCLUSION

The experimental results have shown that the proposed method can successfully restore S-VHS images. With the cascaded structure and the restored luminance, the edges and the details on the chrominance can be better restored. The proposed solution can be used not only in digitalization transfer to optical storage but also in improving the image quality of the S-VHS tape before rendering on a display. For hardware implementation, because the computational complexity is low and the proposed method is non-iterative, it is suitable for a real-time consumer application.

REFERENCES

- [1] Y. Nagaoka, M. Tsurata, and H. Fujiwara, "High performance VTR based on the S-VHS format," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 34, no. 3, pp. 560-565, Aug. 1988.
- [2] R.M. Hartley, "SVHS - The development of an improved format," *Video, Audio and Data Recording, 1990, Eighth International Conference on*, pp. 60 - 66, 24-26 Apr. 1990.
- [3] J.S. Lim, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1990, Chapter 8.
- [4] P. van Cittert, "Zum einfluß der spaltbreite auf die intensitätsverteilung in spektrallinien II.," *Zeitschrift für Physik*, 69, pp. 298-308, 1931.
- [5] R.W. Schafer, R.M. Mersereau, and M.A. Richards, "Constrained iterative restoration algorithms," *Proc. IEEE*, vol. 69, no. 4, pp. 432-450, 1981.
- [6] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processings*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989, Chapter 8.
- [7] G. R. Ayers and J. C. Dainty, "Iterative blind deconvolution method and its applications," *Optics Letters*, vol. 13, no. 7, pp. 547-549, July 1988.
- [8] D. Kundur and D. Hatzinakos, "Blind image deconvolution," *IEEE Sig. Proc. Mag.*, vol. 13, no. 3, pp. 43 - 64, 1996.

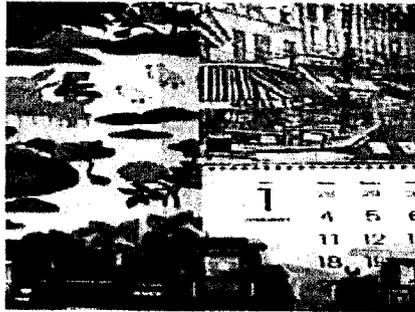
- [9] D. Kundur and D. Hatzinakos, "A novel blind deconvolution scheme for image restoration using recursive filtering," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 46, no. 2, pp. 375-390, 1998.
- [10] C. Ong and J. Chambers, "An enhanced NAS-RIF algorithm for blind image deconvolution," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 8, pp. 988-992, July 1999.
- [11] Y. Yitzhaky, I. Mor, A. Lantzman, and N. S. Kopeika, "Direct method for restoration of motion-blurred images," *J. Opt. Soc. Am.* vol. 15, no. 6, pp. 1512-1519, 1998.
- [12] Y.-T. Zhou, R. Chellappa, A. Vaid, and B. K. Jenkins, "Image restoration using a neural network," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 36, no. 7, pp. 1141-1151, July 1988.
- [13] A.D. Kulkarni, "Neural Nets for Image Restoration," *Proc. ACM Computer Science Conference, Washington, D.C.*, pp. 373-378, 1990.
- [14] M. Figueiredo and J. Leitão, "Image restoration using neural networks," *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing - ICASSP'92*, vol. II, pp. 409-412, S. Francisco, 1992.
- [15] S.W. Perry, H. Wong and Ling Guan, *Adaptive Image Processing: A Computational Intelligence Perspective*, CRC Press, 2001.
- [16] S. Zhang and E. Salari, "A neural network based nonlinear filter for image enhancement," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 12, no. 2, pp. 56-62, 2002.
- [17] C.T. Le Dinh, A. Sahed, and C. Tremblay, "Nonlinear luminance compensation network for gamma corrected TV signals," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 39, no. 4, pp. 806-815, Nov. 1993.
- [18] S. Uma and Dr.S. Annadurai, "Colour image restoration using morphological neural network," *ICGST International Journal on Graphics, Vision and Image Processing*, vol. 5, no. 8, pp. 53-60, 2005.
- [19] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory, 3rd Edition*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1996, Chapter 19.
- [20] G. Qiu and G. Schaefer, "High quality enhancement of low resolution color images", *Image Processing And Its Applications, 1999., Seventh International Conference on*, vol. 1, pp. 358-362, July 1999.



Kha Le Dinh received the B.E. degree in electrical-electronics engineering from the University of Technology in Hochiminh city, Vietnam. He is currently a master student in Engineering Faculty, University of Sherbrooke, Quebec, Canada. His current research interests are image and video processing.



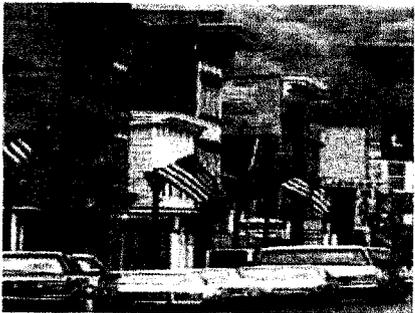
Chon-Tam Le Dinh (M'98) was born in Vietnam. He received the Ph.D. degree in electrical engineering from the University of Sherbrooke in 1977. He is presently a Professor in the Department of Electrical and Computer Engineering, at the University of Sherbrooke, Quebec, Canada. His areas of interests are signal processing, image and video processing.



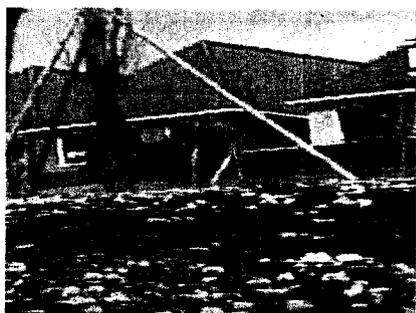
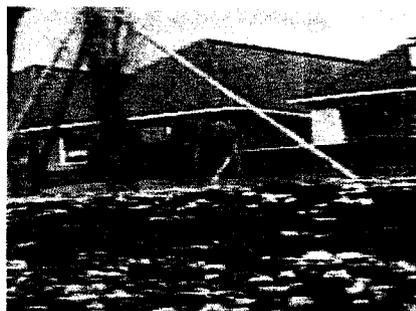
a. The Mobile Calendar image: S-VHS (top) and restored image (bottom)



c. The Tempete image: S-VHS (top) and restored image (bottom)



b. The Waving Flag image: S-VHS (top) and restored image (bottom)



d. The Flower Garden image: S-VHS (top) and restored image (bottom)

Fig. 8. Experimental results of the proposed S-VHS restoration

Bibliographie

- [1] Y. Nagaoka, M. Tsurata, et H. Fujiwara, "High performance VTR based on the S-VHS format," *IEEE Transaction on Consumer Electronics*, vol. 34, no. 3, pp. 560-565, août 1988.
- [2] R.M. Hartley, "SVHS - The development of an improved format," *Video, Audio and Data Recording, 1990, 8th International Conference on*, pp. 60-66, 24-26, avril 1990.
- [3] C.T. Le Dinh, *Traitement vidéo*, cours gradué GEI 754, Département de génie électrique et de génie informatique, Faculté de génie de l'Université de Sherbrooke, automne 2004.
- [4] P. van Cittert, "Zum einfluß der spaltbreite auf die intensitätsverteilung in spektrallinien II.," *Zeitschrift für Physik*, 69, pp. 298-308, 1931.
- [5] R.W. Schafer, R.M. Mersereau, et M.A. Richards, "Constrained iterative restoration algorithms", *Proceedings of the IEEE*, vol. 69, no. 4, pp. 432-450, 1981.
- [6] J.S. Lim, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1990, chapitre 8.
- [7] Y. Yitzhaky, I. Mor, A. Lantzman, et N.S. Kopeika, "Direct method for restoration of motion-blurred images," *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 15, pp. 1512-1519, 1998.
- [8] G.R. Ayers et J.C. Dainty, "Iterative blind deconvolution method and its applications," *Optics Letters*, vol. 13, no. 7, pp. 547-549, juillet 1988.
- [9] A.K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processings*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989, chapitre 8.
- [10] P. Premaratne et M. Premaratne, "Accelerated iterative blind deconvolution of still images," *Proceedings Conference on Convergent Technologies for Asia-Pacific Region*, vol. 1, pp. 6-10, octobre 2003.
- [11] R.G. Lane et R.H.T. Bates, "Automatic Multidimensional Deconvolution," *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 4, pp. 180-188, 1987.
- [12] D. Kundur et D. Hatzinakos, "Blind image deconvolution," *IEEE Signal Proceedings Magazine*, vol. 13, no. 3, pp. 43-64, 1996.
- [13] D. Kundur et D. Hatzinakos, "A novel blind deconvolution scheme for image restoration using recursive filtering," *IEEE Transaction on Signal Processing*, vol. 46, no. 2, pp. 375-390, 1998.

- [14] C. Ong et J. Chambers, "An enhanced NAS-RIF algorithm for blind image deconvolution," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 8, pp. 988-992, juillet 1999.
- [15] C. Vural et W.A. Sethares, "Blind image deconvolution via dispersion minimization," *Digital Signal Processing* 16, pp. 137-148, 2006.
- [16] M. Ng, R.J. Plemmons, et S. Qiao, "Regularization of RIF blind image déconvolution," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 9, no. 6, pp. 1130-1134, 2000.
- [17] Y.-T. Zhou, R. Chellappa, A. Vaid, et B. K. Jenkins, "Image restoration using a neural network," *IEEE Transaction on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 36, no. 7, pp. 1141-1151, juillet 1988.
- [18] J.K. Paik et A.K. Katsaggelos, "Image restoration using a modified Hopfield network," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 49-63, 1992.
- [19] Y. Sun, J-G. Li, et S-Y. Yu, "Improvement on performance of modified Hopfield neural network for image restoration," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 4, no. 5, pp. 688-692, 1995.
- [20] C.T. Le Dinh, A. Sahed, et C. Tremblay, "Nonlinear luminance compensation network for gamma corrected TV signals," *IEEE Transaction on Consumer Electronics*, vol. 39, no. 4, pp. 806-815, novembre 1993.
- [21] S. Zhang and E. Salari, "A neural network based nonlinear filter for image enhancement," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 12, no. 2, pp. 56-62, 2002.
- [22] S. K. Mitra, H. Li, I-S. Lin, et T-H. Yu, "A new class of nonlinear filters for image enhancement," *Proceedings IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Toronto, Canada, pp. 2525-2528, 1991.
- [23] A. Vanzo, G. Ramponi, et G.L. Sicuranza, "An image enhancement technique using polynomial filters," *Proceedings IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 477-481, 1994.
- [24] G. Ramponi, "A cubic unsharp masking technique for contrast enhancement," *Signal Processing*, vol. 67, no. 2, pp. 211-222, juin 1998.
- [25] G. Ramponi et A. Polesel, "A rational unsharp masking technique," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 7, no. 2, pp. 333-338, avril 1998.
- [26] G. Scognamiglio, G. Ramponi, A. Rizzi, et L. Albani, "A rational unsharp masking method for TV applications," *Proceedings IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 247-251, 1999.
- [27] S.C. Matz, R.J.P de Figueiredo, "A nonlinear image contrast sharpening approach based on Munsell's scale," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 15, no. 4, pp. 900-909, 2006.
- [28] C.T. Le Dinh, *Apparatus and method for adaptive spatial segmentation-based noise reducing for encoded image signal*, USA patent No. 7076113, 2006.

- [29] C.T. Le Dinh, C.T. Kieu et H. Do Viet, *Apparatus and method for adaptive reducing noise in a noisy input image signal*, USA patent No. 6633683, 2003.
- [30] S. Uma et S. Annadurai, "Colour image restoration using morphological neural network," *ICGST International Journal on Graphics, Vision and Image Processing*, vol. 5, no. 8, pp. 53-60, 2005.
- [31] G. Cybenko, "Approximation by superpositions of a sigmoidal function," *Mathematics of Control, Signals, and Systems 2*, pp. 303-314, 1989.
- [32] G. Qiu and G. Schaefer, "High quality enhancement of low resolution color images," *Image Processing and its Applications, Seventh International Conference on*, vol. 1, pp. 358-362, juillet 1999.
- [33] M.T. Hagan, H.B. Demuth et M. Beale, *Neural Network Design*, PWS Publishing, 1995, chapitre 12.