

# وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR- ANNABA UNIVERSITY  
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار- عنابة

Année : 2018

Faculté: Sciences de l'Ingénierat  
Département: Electronique

## MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de : MASTER

Intitulé :

**Fusion des images multi-focus basée sur la DTT**

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Électronique

Spécialité : Réseaux et télécommunications

Par :

**Mekahlia Mohamed Sadek**

DEVANT Le JURY

Président : Toufik HAFS MCB UBM Annaba

Directeur de mémoire : Nasreddine KOUADRIA MCB UBM Annaba

Examineurs: Leila SAHRAOUI MAA UBM Annaba

Karima BOUKARI MCA UBM Annaba

# Remerciements

Je souhaite tout d'abord remercier ma famille, mes chers amis et mes proches, grâce à qui j'ai pu bénéficier du soutien financier et moral tout le long de mes études.

Un grand merci au corps enseignant et administratif du département d'électronique, plus particulièrement Mr Kouadria, sans qui, ce travail n'aurait pas abouti.

Je n'oublie pas, le soutien particulier de « Azzou » qui a nous toujours assuré des repas simples et délicieux, et ce, depuis le début de notre cursus universitaire.

Enfin, je tiens aussi à remercier les membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail.

# Résumé

Les réseaux de capteurs sans fil visuel (RCSF) sont utilisés aujourd'hui dans de nombreuses applications. Toutefois, le problème commun des réseaux de capteurs quel que soit le type d'applications est leur énergie qui est limitée. La contribution de cette thèse porte principalement sur l'étude et l'évaluation d'une technique de fusion d'images multi-focus efficace en énergie. La méthode proposée est basée sur la transformation de Tchebichef discrète (DTT). Il s'agit d'une transformation orthogonale entière de faible complexité, récemment proposée dans la littérature. Ainsi, la complexité de calcul est réduite de manière significative. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée est performante en termes de qualité d'image et conduit à une réduction significative de la complexité de calcul au niveau du nœud capteur. Ceci, se traduira par une économie en énergie. La méthode proposée est très souhaitable pour l'implantation dans les réseaux de capteurs sans fil alimentés par des batteries embarquées.

## Mots clés

Réseaux de capteurs sans fil, capteur d'image, fusion d'images, conservation de l'énergie, transformée en cosinus discrète, transformée de Tchebichef discrète.

# Abstract

Wireless Visual Sensor Networks (WVSNs) are used today in many applications. However, the common problem of sensor networks regardless of the type of applications is their limited energy. The contribution of this thesis focuses on the study and evaluation of an energy-efficient multi-focus image fusion technique. The proposed method is based on discrete Tchebichef transformation (DTT). It is a low complexity integer orthogonal transformation which is recently proposed in the literature. Consequently, the computational complexity is significantly reduced. The experimental results show that the proposed method is efficient in terms of image quality and leads to a significant reduction in computational complexity at the sensor node. This will result in energy savings. The proposed method is very desirable for implantation in wireless sensor networks powered by embedded batteries.

## Key words

Wireless sensor networks, image sensor, image fusion, energy conservation, discrete cosine transform, discrete Tchebichef transform.

## تلخيص

تستخدم اليوم الشبكات الاستشعارية الاسلكية في العديد من التطبيقات. ومع ذلك, فان المشكلية الشائعة لشبكات الاستشعار بغض النظر عن نوع التطبيقات هي طاقتها المحدودة. اذ تركز هذه الرسالة على دراسة و تقييم تقنية دمج الصور متعددة التعديل البؤري الموفرة للطاقة. تعتمد الطريقة المقترحة على تحول تشيبيشاف المنفصل. تحول متعامد تام و اقل تعقيدا تم اقتراحه مؤخرا في العديد من الادبيات. وبالتالي, يتم تقليل التعقيد الحسابي بشكل كبير. تظهر النتائج التجريبية ان الطريقة المقترحة فعالة من حيث جودة الصورة و تؤدي الى انخفاض كبير في التعقيد الحسابي في عقدة الاستشعار و الذي يؤدي الى توفير الطاقة. و منه فان الطريقة المقترحة محبذة للاستعمال في شبكات الاستشعار الاسلكية التي تعمل بالبطاريات المدمجة.

**كلمات مفتاحية :** الشبكات الاستشعارية الاسلكية, دمج الصور, توفير الطاقة, تحول تشيبيشاف المنفصل

# Liste des abréviations

**DCT** : Discret Cosine Transform

**DTP** : Discrete Tchebichef Polynomials

**DTT** : Discret Tchebichef Transform

**DWT** : Discret Wavlet Transform

**IDWT** : Inverse Discret Wavlet Transform

**VSN** : Visual Sensor Network

**LF** : Low Frequency

**MS** : Multispectral

**PAN** : Panchromatique

**RCMSF** : Réseau de Capteurs Multimédia Sans Fil

**RCVSF** : Réseau de Capteurs Visuels Sans Fil

# Liste des figures

<b>Fig. 1.</b> Distribution de fréquences dans la DWT .....	6
<b>Fig. 2.</b> Les étapes essentielles dans la fusion des images basée sur la DWT .....	7
<b>Fig. 3.</b> Schéma de la structure générale de la fusion basée sur la DCT .....	9
<b>Fig. 4.</b> Représentation des différentes méthodes de fusion des images .....	10
<b>Fig. 5.</b> Schéma de la structure générale de la fusion basée sur la DTT .....	21
<b>Fig. 6.</b> Images typiques utilisées dans la simulation .....	25
<b>Fig. 7.</b> Résultats de fusion de l'image Baboon. (a) image source 1. (b) image source 2. (c) image originale. (d) résultat de DWT. (e) résultat de DCT+Variance. (f) résultat de DCT+Variance+CV. (g) résultat de Méthode proposée.....	28
<b>Fig. 8.</b> Résultats de fusion de l'image Clock. (a) image source 1. (b) image source 2. (c) image originale. (d) résultat de DWT. (e) résultat de DCT+Variance. (f) résultat de DCT+Variance+CV. (g) résultat de Méthode proposée.....	29
<b>Fig. 9.</b> Résultats de fusion de l'image Boat. (a) image source 1. (b) image source 2. (c) image originale. (d) résultat de DWT. (e) résultat de DCT+Variance. (f) résultat de DCT+Variance+CV. (g) résultat de Méthode proposée.....	30
<b>Fig. 10.</b> PSNR des images fusionnées avec les trois méthodes.....	31

# Liste des tableaux

<b>Tableau 1.</b> Algorithme rapide de la DTT .....	16
<b>Tableau 2.</b> Représentation des opérations shift.....	17
<b>Tableau 3.</b> Complexité calculatoire de la DTT et la DCT .....	17
<b>Tableau 4.</b> Consommation d'énergie en utilisant les transformées : DTT et DCT..	18
<b>Tableau 5.</b> Résultats objectifs de l'image Baboon .....	28
<b>Tableau 6.</b> Résultats objectifs de l'image Clock.....	29
<b>Tableau 7.</b> Résultats objectifs de l'image Boat .....	30



# Sommaire

<b>Introduction générale</b> .....	1
<b>Chapitre 1 : État de l'art sur la fusion des images</b> .....	4
1.1 Introduction .....	5
1.2 Les différentes méthodes de fusion des images .....	5
1.2.1 La fusion des images basée sur la DWT.....	6
1.2.2 La fusion des images basée sur la DCT .....	7
1.2.3 Autres méthodes de fusion .....	9
1.3 Les domaines d'utilisation de la fusion des images.....	10
1.4 Conclusion .....	11
<b>Chapitre 2 : La technique proposée de fusion des images</b> .....	13
2.1 Introduction .....	14
2.2 La transformée de Tchebichef discrète (DTT).....	15
a. Algorithme rapide de la DTT .....	16
b. La complexité calculatoire.....	17
c. La consommation d'énergie.....	18
2.3 Description des méthodes proposées ( <i>La fusion des images basée sur la DTT</i> ).....	18
2.3.1 DTT+Variance.....	19
2.3.2 DTT+Variance+CV .....	21
2.4 Conclusion .....	22
<b>Chapitre 3 : Evaluation des performances</b> .....	23
3.1 Introduction .....	24
3.2 La méthodologie.....	24
➤ Les métriques utilisées .....	25
a. PSNR (Peak signal to noise ratio).....	25
b. SSIM (Structural similarity index measure).....	26
c. $Q_w$ (Weighted fusion quality index).....	26

**3.3 Résultats et discussion.....27**

**3.3.1 Résultats expérimentaux.....27**

**3.3.2 Discussion des résultats .....32**

**3.4 Conclusion .....33**

**Conclusion générale .....34**

**Références bibliographiques .....37**

---

# Introduction générale

---

Depuis plus d'un siècle et la création de l'appareil photo, l'image occupait une grande partie dans notre quotidien. Le développement de l'appareil photo n'a pas été arrêté uniquement dans la prises des photos, mais il l'avait dépassé en passant à l'étape de la vidéo, qui a élargi le domaine d'utilisation de cet appareil. La photo est devenue au fur et à mesure un élément indispensable de nos jours, par exemple : (la surveillance, la supervision, la télécommunication, ...).

En parallèle, il y a le développement des technologies de communications sans fils, qui a pousser les développeurs à penser à une technique pour réunir les deux technologies « le réseau de capteurs visuels sans fil (VSN) ».

Cette technique est basée sur les images de la même scène, prises par les différents nœuds, et puis envoyer toutes ces images, des nœuds vers la station de base et puis à l'utilisateur final afin d'avoir le plus grand nombre possible d'informations.

L'inconvénient de cette technique découle principalement de la répétition des images (la même scène sera envoyée plusieurs fois à la station de base) vu qu'il y a plusieurs nœuds, qui est très couteux coté énergie et temps.

Les défis à relever pour cette conception est de réduire la consommation d'énergie ainsi que le temps de traitement, en déminuant le nombre des images multi-focus répétées.

Par conséquent, plusieurs algorithmes de fusion des images ont été développés et implémentés que ce soit dans les nœuds ou les stations de bases afin d'éviter la répétition ainsi que déminuer le temps de traitement et l'énergie consommée.

Dans ce mémoire nous nous intéressons aux techniques de fusion des images multi-focus. On cherche à adapter les techniques existantes dans les nœuds capteurs. Ces derniers possèdent des ressources limitées (processeur, mémoire et énergie) ce qui nécessite une attention particulière au niveau des techniques implémentées.

L'étape de transformation est critique dans la chaine de fusion des images. Dans la littérature, plusieurs transformations ont été utilisées pour faire la fusion. Citons pour

l'exemple, les transformations pyramidales, la transformation en ondelettes discrète (DWT) et la transformation en cosinus discrète (DCT). Quand il s'agit d'un réseau de capteurs sans fils, ces transformations exigent beaucoup de ressources ce qui va compliquer leur intégration.

La transformation de Tchebichef discrète (DTT) a pris la relève ces dernières années. Elle se caractérise par son pouvoir de compactage de l'énergie proche de la DCT, sa forte décorrélation d'informations et elle nécessite une moindre complexité que les autres transformations. A cet effet, dans ce mémoire nous avons proposé une technique de fusion des images basée sur la DTT.

Le présent mémoire est divisé en trois chapitres. Le premier chapitre présente un état de l'art des techniques de fusions des images. Le deuxième chapitre présente la technique de fusion des images proposée. Le dernier chapitre expose les résultats obtenus en testant la méthode proposée sur des images standards et les compare aux autres techniques.

---

Chapitre 1 : *État de l'art  
sur la fusion des images*

---

## 1.1 Introduction

La fusion des images est utilisée pour combiner le plus grand nombre possible d'informations nécessaires des multiples images dans un nombre très peu de ces dernières ou dans une seule image [1].

Dans la fusion de données captées par plusieurs nœuds d'un réseau de capteurs visuels sans fil en exploitant des images à basse résolution multispectral (MS) et des images à haute résolution panchromatique (PAN) afin d'avoir à la sortie une image plus informative (le résultat de fusion) pour les perceptions visuelles et le traitement [2].

Les développements des techniques de fusion des images qui sont basées sur d'autres plus anciennes, utilisent la transformation en domaine spectral pour toutes les images capturées en choisissant les coefficients les plus élevés de chaque block de ces dernières afin d'avoir une image plus nette à la sortie de la transformation inverse [3].

Les limitations des méthodes de fusion sont apparues dans le coût en matière de temps et d'énergie due à la complexité des algorithmes.

L'objectif principal des chercheurs est de développer un algorithme de fusion qui sera moins complexe, afin d'avoir les mêmes performances dans un espace temporel moins que celui des anciennes méthodes.

Dans ce chapitre nous allons présenter une vue générale sur les différentes techniques de fusion des images (essentiellement celles à base de la DWT et à base de la DCT)

## 1.2 Les différentes méthodes de fusion des images

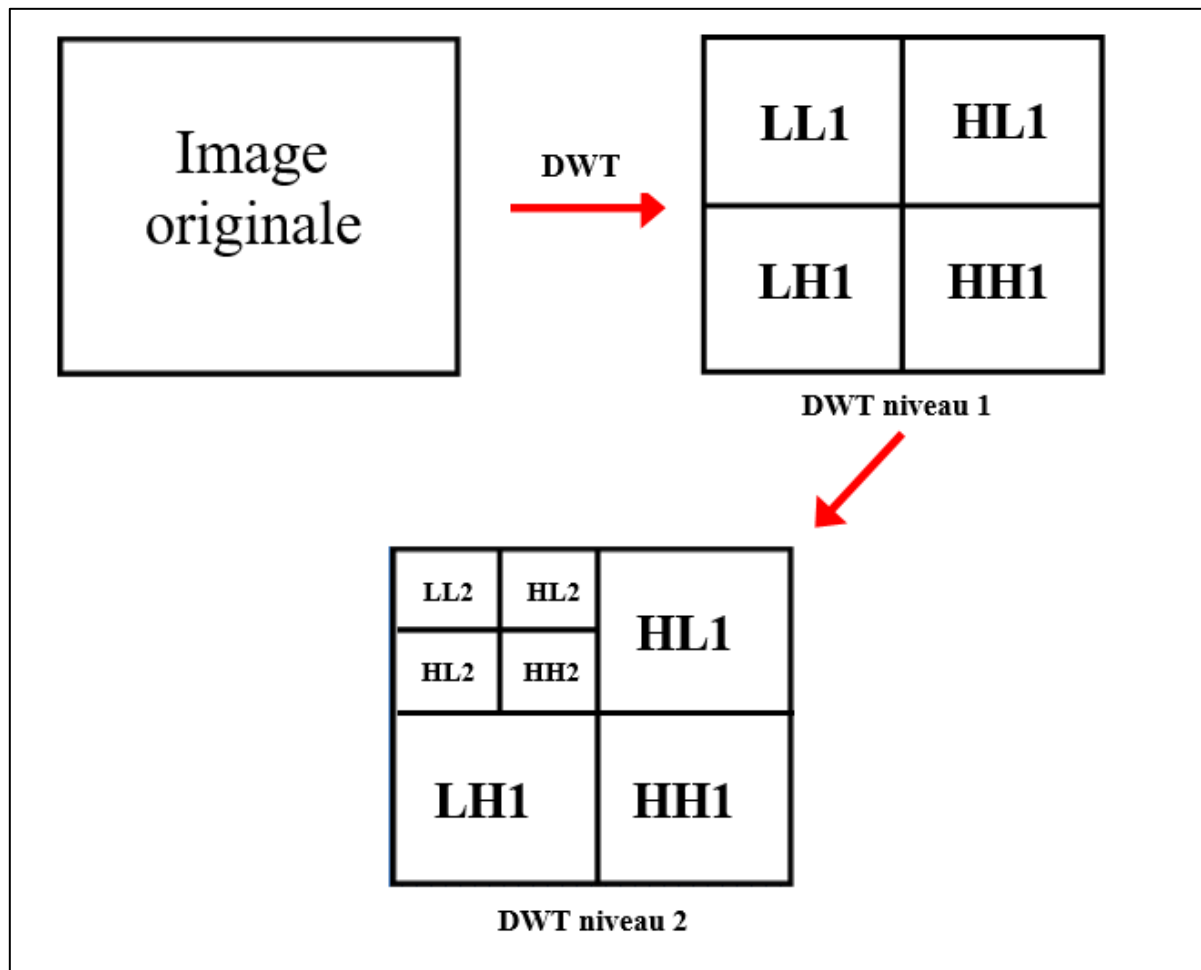
Due à des limites dans les lentilles optiques des caméras, qui donnent des images de différents focus, ce qui rend ces images moins informatives pour l'œil humain, c'est pour cette raison des techniques ont été développées afin d'avoir une image contenant plus d'informations que celle avant la fusion [4]. La fusion des images est basée sur la

transformation du domaine spatial au domaine fréquentiel, c'est pour cela différentes transformations sont utilisées.

### 1.2.1 La fusion des images basée sur la DWT

Les images à l'entrée (prises par la caméra) sont converties vers le domaine fréquentiel à l'aide de la DWT (Discrete Wavelet Transform), des lignes verticales et horizontales divisent ces images en quatre parties : LL1, LH1, HL1 et HH1, qui représentent quatre bandes de fréquence différentes.

Le domaine fréquentiel bas LL1 est sensible pour l'œil humain, tandis que dans les autres domaines fréquentiel LH1, HL1 et HH1 ont plus d'informations [6].



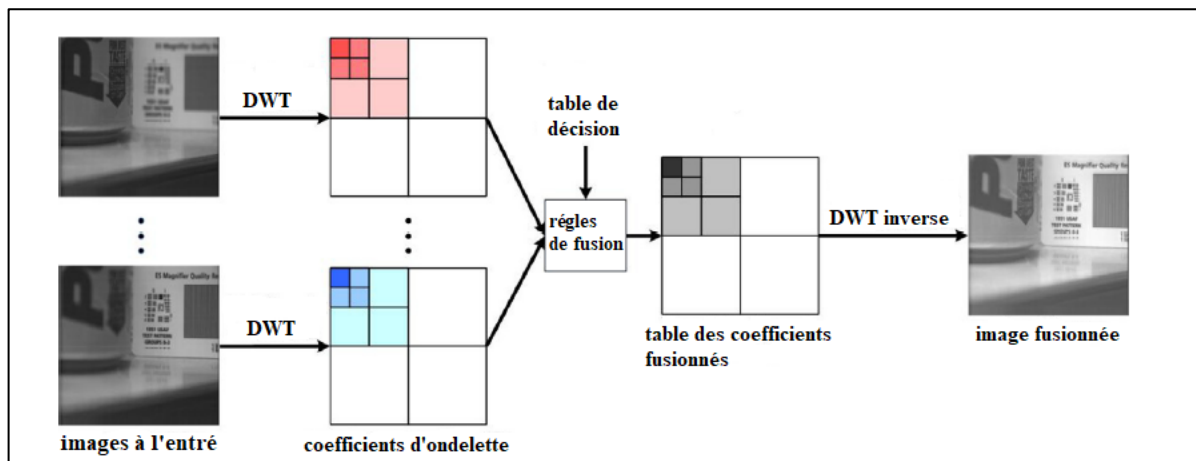
**Fig. 1.** Distribution de fréquences dans la DWT

La DWT est appliquée sur toutes les images à l'entrée pour générer une table de décision basée sur les règles de fusion qui jouent un rôle important dans la fusion :



- Implémenter la DWT pour les deux images à l'entrée.
- Fusionner chaque partie des différents niveaux.
- Appliquer la IDWT au résultat de la fusion afin d'obtenir une image appelée « image fusionnée »

Des coefficients d'ondelette des images de la source forment la table des coefficients d'ondelette fusionnée tout en basant sur la table de décision.



**Fig. 2.** Les étapes essentielles dans la fusion des images basée sur la DWT

La DWT est la transformation où les ondelettes sont échantillonnées, elle garde la fréquence et localise l'information et utilise le filtre passe haut et un autre passe bas simultanément. Cette méthode est très coûteuse en matière de temps et elle ne donne pas une haute qualité d'image à cause de l'invariance dans la conversion.

### 1.2.2 La fusion des images basée sur la DCT

Dans la DCT (Discrete Cosine Transform), un grand nombre de coefficients est concentré dans les zones des basses fréquences (LF), ce qui rend la DCT une transformée importante dans le domaine du traitement d'image, ces zones de LF contiennent les énergies les plus élevées [5].

La fusion des images dans ce cas (de la DCT) est basée principalement sur la 2-D DCT, qui n'est qu'une extension de 1-D DCT [6]. Les images de la source seront divisées en blocs de 8x8 et après la transformée (2-D DCT) en gardant les valeurs de coefficient de

chaque block afin de passer à l'étapes de fusion où les règles de fusion vont être appliquées [3].

#### - **DCT+Variance :**

La DCT est une séquence finie de données au terme de la somme des différentes fréquences, cette méthode est basée sur la variance calculée après la transformée DCT. Cette variance indique comme bien de variations se produit dans les valeurs des pixels [7].

Dans la fusion des images multi-focus la variance est utiliser comme un niveau actif. La partie de focus (la partie nette) de l'image est la plus informative, les détails clairs de cette partie correspondent à la haute variance. Il est prouvé que la variance d'un bloc de  $N \times N$  pixels peut être obtenue à partir de ses coefficients de la DCT par calculer leurs la somme au carré dans chaque bloc [3].

Après la division des images de source en bloc de 8x8, calculer les coefficients de la DCT pour chaque bloc l'algorithme de fusion se mettre en œuvre, ici les valeurs de la variance correspondantes à chaque bloc des images à l'entrée vont être calculées comme des niveaux actifs, puis, le bloc avec un niveau actif élevé va être sélectionné et ajouter à l'image fusionnée, enfin, la présentation dans le domaine spectral de l'image fusionnée est construite avec les blocs qui ont une large variance de chacune des images de sources [8].

#### - **DCT+Variance+CV (Consistency Verification)**

Supposons qu'une région d'une scène comprenant plusieurs blocs se trouve complètement dans la profondeur de champs de l'image A, tous les blocs dans cette région doivent être choisis à partir de l'image A. cependant, il peut y avoir quelques erreurs en raison du bruit ou des effets indésirables pendant le processus de sélection qui peut conduire à une sélection erronée de certains blocs de l'image B, ce défaut peut être résolu avec une procédure de vérification de cohérence, la table de décision incorrecte est illustré sur la figure 3.

En introduisant un filtre majoritaire qui peut être utiliser dans la vérification de la cohérence. Si le bloc central provient de l'image de la source B alors que la majorité des blocs autour de lui proviennent de l'image source A, l'échantillon central basculé sur bloc

correspondant dans l'image source A, l'image fusionnée est finalement obtenue en se basant sur cette table de décision modifiée, ici, la vérification de la cohérence est appliquée dans un 3x3 fenêtres de voisinage, si la taille de la fenêtre augmente, la qualité de l'image de sortie augmentera.

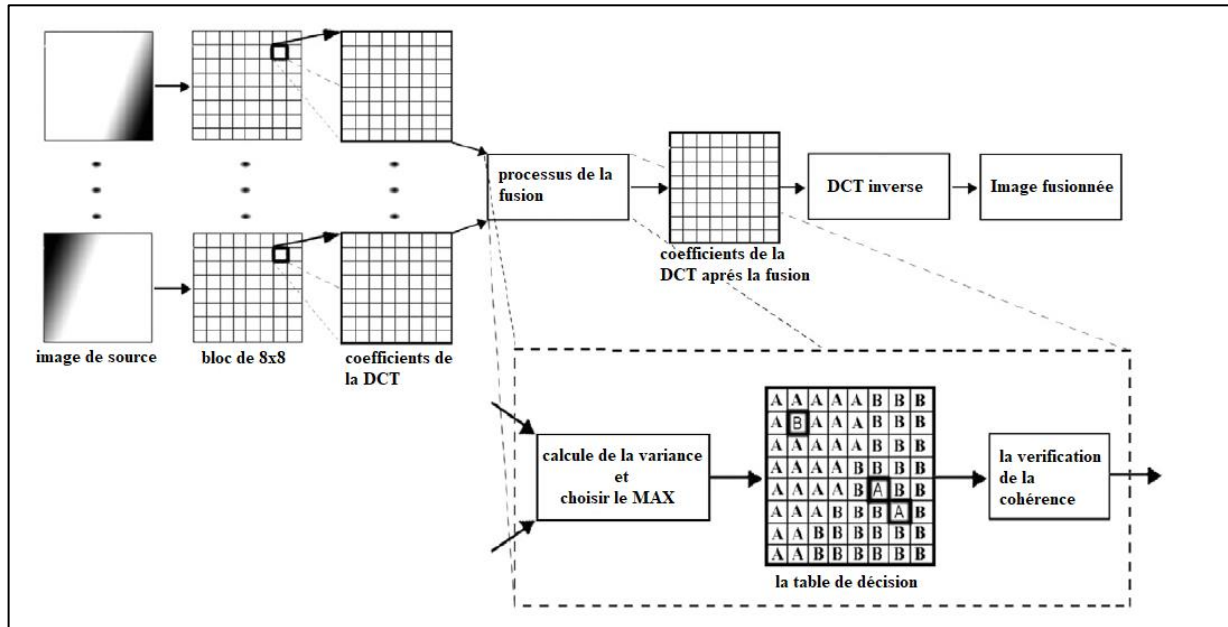


Fig. 3. Schéma de la structure générale de la fusion basée sur la DCT

### 1.2.3 Autres méthodes de fusion

Il existe d'autres méthodes de fusion des images disponibles dans la littérature, mais elles ne sont pas réputées à cause des problèmes de compatibilité ou des limites dans les différents domaines d'utilisation. De [2] la figure (4) ci-dessous représente les différentes méthodes et technique de fusion des images.

Methods	Transforms	Fusion strategies
Multi-scale decomposition	pyramid [4], wavelet [5,11,12], complex wavelet [13], curvelet[14,15], contourlet [16–23], shearlet [24–26], edge-preserving decompositions[27–29], anisotropic heat diffusion [30], log-Gabor transform [31], support value transform [32,33], optimal scale transform [34,35]	coefficient [4,17], window [18], and region [13] based activity level measurement, choose-max [28], optimization based method [36], weighted-average[4,37,38], and substitution[12,15] based coefficients combining, window and region based consistency verification[5,39], cross-scale fusion rule [40], guided filtering based weighted average [41]
Sparse representation (SR)	orthogonal matching pursuit[42,43], group SR [44], gradient constrained SR [45], simultaneous OMP (SOMP) [46], joint sparsity model [47–49], SR with over-complete dictionary [50–53], structural sub-dictionary [54], spectral and spatial details dictionary [55]	window based activity level measurement[42,46], choose-max [42,46,51] and weighted average [54] based coefficients combining, substitution of sparse coefficients [52,56], spatial context based weighted average [57]
Methods in other domains	spatial domain (non transforms) [58–73], intensity-hue-saturation transform (IHS) [74–77], principal component analysis (PCA) [78], Gram-Schmidt (GS) transform [79], matting decomposition [80], independent component analysis (ICA) [81], gradient domain [82], and fuzzy theory [83]	machine learning based weighted average[59,60,72], block [61–63] and region [64,65] based activity level measurement, spatial context based weighted average [66–71], model based method [73], component substitution [74–80]
Combination of different transforms	hybird wavelet-contourlet [84], multi-scale transform-SR [85], morphological component analysis-SR [86], contourlet-SR [87], IHS-retina-inspired models [88], IHS-wavelet [89]	coefficient and window based activity level measurement[85–87], choose-max and weighted-average based coefficient combining method[85–87], component substitution [89], integration of component substitution and weighted average [88]

**Fig. 4.** *Représentation des différentes méthodes de fusion des images*

### 1.3 Les domaines d'utilisation de la fusion des images

Ces dernières années, la fusion d'images a été utilisée dans une grande variété d'applications, telles que la télédétection, le diagnostic médical, la surveillance et la photographie, pour répondre à quelques limites au niveau des caméras.

- **La télédétection**

La fusion des images est appliqué dans ce genre de domaines comme la détection de changement par les produits populaires comme Google Maps et Google Earth. Dans une autre situation comme la complexité des capteurs et les problèmes de coûts, un besoin est apparu pour la fusion des images pour améliorer la résolution des images. Aussi dans les données capturées par les satellites tels que les images de la terre typiques

- **Le diagnostic médical**

La fusion des images est utiliser aussi dans le domaine médical, comme dans l'imagerie par résonance magnétique (IRM) qui est capables de capturer les structures d'émission molles dans des organes tels que le cerveau, le cœur et les yeux. Aussi dans tomographie par émission de positrons (TEP) qui est un type utile d'imagerie de médecine nucléaire.

L'utilisation de la fusion des images dans ces applications a montré des avantages dans l'amélioration de la précision de l'imagerie.

- **La surveillance**

Dans ce domaine il existe deux catégories, surveillance du jour et une autre de nuit, cette dernière utilise des caméras infrarouges (IR). Le but de la fusion des images dans ce cas est de fusionner l'image du jour et l'image de nuit afin d'avoir une image récapitulative et plus informative.

- **La photographie**

La fusion des images a une large utilisation dans le domaine de photographie, comme la fusion des images multi-focus. Fusionner plusieurs images de la même scène mais avec des points de focus différents pour créer une seule image récapitulative contenant tous les détails des images fusionnées. Donc la fusion des images est très souhaitable dans de nombreuses tâches de vision industrielle et de traitement d'image.

Nous trouvons aussi un autre type de fusion des images qui est la fusion des images flash et non-flash. La photographie au flash apporte des objets inacceptables, par exemple, des yeux rouges, un éclairage plat et dur, et distraire les ombres vives aux silhouettes, c'est pour cela il est préférable de fusionner les images afin d'avoir une seule image dont il est réglé et combiné les informations de toutes les images à l'entrée.

## **1.4 Conclusion**

La fusion des images est l'une des plus importantes techniques pour intégrer et analyser l'information de plusieurs sources, ça permet d'avoir une analyse plus compréhensive des scènes prises par la caméra sur tout quand il s'agit d'une seule image récapitulative (l'image à la sortie) contrairement à les images à l'entrée.

Dans ce chapitre nous avons présenté quelques méthodes de fusion des images avec un focus sur les méthodes à base de la DWT et la DCT. La DWT est la technique la plus

ancienne, due à sa complexité élevée elle est aussi la plus lourde en termes de temps d'exécution et la plus coûteuse en matière d'énergie. C'est pour cette raison les méthodes basées sur la DCT sont moins complexes, plus performantes et donnent une meilleure qualité d'image à cause de la variance et la vérification de la cohérence.

Nous avons vu que de multiples techniques étaient couronnées de succès dans le domaine. Cependant, il existe encore de nombreux défis à relever dans la fusion des images, à savoir : l'évaluation des performances de fusion, l'impact du bruit sur les images, la différence de résolution entre images, les conditions environnementales imparfaites, la complexité de calcul, les cibles mobiles et les limites du matériel.

Enfin, des nouvelles techniques de fusion sont en cours d'amélioration pour affronter ces limites et donner des meilleures performances.

---

Chapitre 2 : *La  
technique proposée de  
fusion des images*

---

## 2.1 Introduction

La DCT a eu un grand succès dans le domaine de traitement des signaux (image, audio, vidéo, ...). À cause des performances qu'elle a prouvée, l'utilisation de la DCT durait plusieurs années.

Malgré les résultats de la DCT qui sont meilleurs par rapport aux anciennes transformées, sa complexité impose des problèmes et des limites au niveau de plusieurs domaines d'utilisation. Citons pour l'exemple les (RCVSF), où ces limites apparaissaient dans la grande consommation d'énergie due à la complexité des algorithmes qui rendent la durée de vie des batteries plus courte.

Les limites dues à la complexité de la DCT ont poussé les développeurs à penser à une autre transformée alternative moins complexe et qui donne des bons résultats. Parmi plusieurs candidats, les chercheurs ont opté pour une autre technique qui s'appelle la DTT (Discrete Tchebichef Transform) et qui a prouvé des bonnes performances.

La DTT est venu pour remplacer la DCT, ainsi ; elle doit être plus performante et moins couteuse que cette dernière en matière de temps et de consommation d'énergie. Donc, le défi de cette méthode est comment peut-elle être appliqué dans le plus grand nombre possible de domaines et garde à la fois des performances aussi bonnes que la DCT.

Dans le chapitre précédent nous avons parlé de l'utilisation de la DCT dans la fusion des images ainsi que ses limites et son impact sur le réseau de capteurs visuels sans fils. Dans le présent chapitre nous allons comprendre le principe de la DTT et son utilisation dans les RCVSF en visant la fusion des images. Ensuite, nous allons montrer comment la DTT peut être ainsi une meilleure solution aux applications où la DCT est jugée inappropriée.



## 2.2 La transformée de Tchebichef discrète (DTT)

La DTT est une transformée qui se dérive de la DTP (Discrete Tchebichef Polynomials) [9,10]. La transformée 1-D directe et inverse d'un vecteur de 8 points sont données par les équations (1) et (2), respectivement :

$$Y_{8 \times 1} = C_{8 \times 8} \cdot X_{8 \times 1} \quad (1)$$

$$X_{8 \times 1} = C_{8 \times 8}^{-1} \cdot Y_{8 \times 1} = C_{8 \times 1}^1 \cdot Y_{8 \times 1} \quad (2)$$

Où  $X_{8 \times 1}$  et  $Y_{8 \times 1}$  les vecteurs de l'entrée et de la sortie, respectivement. La matrice  $C_{8 \times 8}$  est donnée par l'équation (3) :

$$C_{8 \times 8} = D_{8 \times 8} \cdot T_{8 \times 8} \quad (3)$$

Où  $T_{8 \times 8}$  est une matrice entière et  $D_{8 \times 8}$  est une matrice diagonale. Les deux matrices sont données respectivement par (4) et (5) [10,11] :

$$T_{8 \times 8} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -7 & -5 & -3 & -1 & 1 & 3 & 5 & 7 \\ 7 & 1 & -3 & -5 & -5 & -3 & 1 & 7 \\ -7 & 5 & 7 & 3 & -3 & -7 & -5 & 7 \\ 7 & -13 & -3 & 9 & 9 & -3 & -13 & 7 \\ -7 & 23 & -17 & -15 & 15 & 17 & -23 & 7 \\ 1 & -5 & 9 & -5 & -5 & 9 & -5 & 1 \\ -1 & 7 & -21 & 35 & -35 & 21 & -7 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$D_{8 \times 8} = \frac{1}{2} \text{diag} \left( \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{42}}, \frac{1}{\sqrt{42}}, \frac{1}{\sqrt{66}}, \frac{1}{\sqrt{154}}, \frac{1}{\sqrt{546}}, \frac{1}{\sqrt{66}}, \frac{1}{\sqrt{858}} \right) \quad (5)$$

L'une des propriétés de la DTT c'est que la matrice  $D_{8 \times 8}$  peut-être fusionnée dans l'étape de quantification, par conséquent elle ne génère aucun temps de calcul, la seule source de

complexité c'est la  $T_{8 \times 8}$ . C'est ce qui rend l'algorithme de la DTT moins complexe par rapport à la DCT [10,11].

De [10] la transformée de la DTT s'applique sur les blocs des images selon la multiplication matricielle suivante (6) :

$$Y_{8 \times 8} = C_{8 \times 8} \cdot X_{8 \times 8} \cdot C'_{8 \times 8} \quad (6)$$

Où  $S_{8 \times 8}$  et  $R_{8 \times 8}$  sont le résultat de la transformation et le bloc de  $8 \times 8$  à transformer. Cependant la transformée inverse (7) de la DTT sera comme suit :

$$X_{8 \times 8} = C'_{8 \times 8} \cdot Y_{8 \times 8} \cdot C_{8 \times 8} \quad (7)$$

### a. Algorithme rapide de la DTT

Le tableau ci-dessous présente les opérations arithmétiques par lesquelles l'algorithme de la DTT passe.

**Tableau 1.** Algorithme rapide de la DTT

<b>Etape 1</b>	$u_0 = x_0 + x_7$ $u_1 = x_1 + x_6$ $u_2 = x_2 + x_5$ $u_3 = x_3 + x_4$	$v_0 = x_0 - x_7$ $v_1 = x_1 - x_6$ $v_2 = x_2 - x_5$ $v_3 = x_3 - x_4$
<b>Etape 2</b>	$k_0 = u_0 + u_2$ $k_1 = u_1 + u_3$ $k_2 = u_1 - u_3$ $z_4 = 3(v_2 - 3v_3)$	$z_0 = v_0 + v_3$ $z_1 = v_1 - v_2$ $z_2 = v_1 + v_2$ $z_3 = v_1 - v_3$
<b>Etape 3</b>	$m_0 = k_0 + k_1$ $m_1 = k_0 - k_1$ $m_2 = 2(3u_0 - 2u_2)$ $m_3 = k_0 - k_2$	$w_0 = -(z_1 + z_0)$ $w_1 = -(z_0 + z_2)$ $w_2 = z_0 - z_2$ $w_3 = 2z_1 - z_4$
<b>Etape 4</b>	$l_0 = m_0 + m_2$ $l_1 = m_3 + m_2$ $l_2 = 4(2k_2 + u_1)$ $l_3 = 4(2u_2 - k_1)$ $l_4 = w_0 - 6v_0$	$l_5 = 2(2v_3 + 3z_2)$ $l_6 = 8(2z_1 - z_0 + z_3)$

<b>Etape 5</b>	$y_0 = m_0$ $y_1 = l_4 - 4z_2$ $y_2 = l_0 - 6u_3$ $y_3 = l_4 + l_5$	$y_4 = l_1 - l_2$ $y_5 = l_6 + w_2$ $y_6 = m_1 + l_3$ $y_7 = w_1 + 4w_3$
----------------	--	---

Tous les coefficients dans la DTT sont des nombres entiers, donc les opérations de multiplication se transforment en opérations d'addition et shift comme il est présenté dans le tableau suivant :

**Tableau 2.** Représentation des opérations shift.

$m \times 2 = \lll m$
$m \times 3 = \lll m + m$
$m \times 4 = \lll \lll m$
$m \times 6 = \lll (\lll m + m)$
$m \times 8 = \lll \lll \lll m$

**b. La complexité calculatoire**

La complexité calculatoire exprimée en nombre d'opérations requises par les algorithmes de la DCT (Loeffler) et la DTT est présentée dans le tableau 3 [10].

**Tableau 3.** Complexité calculatoire de la DTT et la DCT

	1D		2D	
	DCT	DTT	DCT	DTT
<b>Addition</b>	28	44	448	704
<b>Multiplication</b>	11	0	175	0
<b>Shift</b>	0	29	0	464

### c. La consommation d'énergie

Dans un nœud réseau de capteurs multimédia (RCMSF) sans fils typique, la consommation d'énergie est directement proportionnelle au nombre d'opérations nécessaires aux algorithmes implémentés dans ce nœud. Dans [10] l'évaluation de la consommation d'énergie a été faite, et le tableau (4) fait une comparaison entre l'énergie consommée lors ce que nous appliquons chacune de la DCT et la DTT. Nous supposons dans ce travail que la complexité des méthodes de fusion est confinée dans l'étape de transformation.

**Tableau 4.** Consommation d'énergie en utilisant les transformées : DTT et DCT

	Energie des blocs 8x8 $E_{8 \times 8}(L)$ ( $\mu$ J)	Energie des images de 512x512 $E_{8 \times 8}(L)$ (mJ)
<b>DCT</b>	9,81	40.18
<b>DTT</b>	3,85	15,77

D'après le tableau précédent il est clair que la DTT consomme moins d'énergie que la DCT. Cette réduction de consommation peut atteindre 60%.

### 2.3 Description des méthodes proposées (La fusion des images basée sur la DTT)

À cause de ça faible complexité, la DTT a été utilisée dans la compression des images en donnant des bons résultats comparés à la DCT, ce qui nous a pousser à penser sur son utilisation dans la fusion des images.

La fusion des images est utilisée généralement dans les applications en temps réel, comme les réseaux de capteurs sans fils, ces applications nécessitent : la bonne performance pour avoir une meilleure qualité d'image, la rapidité et la simplicité pour éviter la grande consommation d'énergie.

Donc, la DTT peut être utiliser dans la fusion des images en remplaçant la DCT, à cause de ça faible complexité.

### 2.3.1 DTT+Variance

Dans le chapitre précédent, nous avons parlé de la DCT+Variance qui s'appuie sur la moyenne de la somme des coefficients de la DCT. La même méthode sera appliquée en utilisant la DTT. Mais L'algorithme de la DTT est différent que celui de la DCT, c'est pour cela les étapes de la fusion seront comme suit :

#### ➤ **Etapes de transformation de chaque image**

La fusion se fait dans le domaine spectral, ce qui rend la transformation une étape indispensable.

##### - **Transformation au domaine spectral**

Après la capture des deux images (images de source) nous les découpons en blocs de 8x8 et la transformé de la DTT va être appliquée sur ces deux images afin de passer du domaine spatial vers le domaine fréquentiel. La transformée est appliqué sur chaque bloc de 8x8 des deux images individuellement En utilisant la même méthode que dans (6), pour passer à l'étape suivante.

##### - **Calcul de la variance**

Les Résultats de l'étape précédente se représente dans les coefficients correspondants à chaque bloc de 8x8, en passant à l'étape de calcul de la variance pour que la table de décision soit précise. Comme dans la fusion des images basée sur la DCT, le but pour lequel la variance est calculée est de trouver la moyenne des coefficients pour chaque bloc après la transformée, afin de rendre un peu plus facile l'étapes qui suit.

❖ **Remarque :** les étapes citées au-dessus concernent chaque bloc d'une image, donc nous devons ajouter une boucle à l'algorithme pour se faire basculer le traitement en touchant tous les blocs des images de l'entré (bloc par bloc).

## ➤ **Étapes de la fusion des images**

La fin des étapes de la transformation est le début de celles de la fusion des images qui s'appuie sur les résultats trouvés dans les étapes précédentes.

### • **Construction de la table de décision**

Cette étape commence juste après la transformation des deux images et le calcul de la variance de chaque bloc, elle montre aussi l'utilité de calcul de variance. La variance représente le niveau actif de chaque image (la partie nette) et le but de la fusion c'est de rassembler les zones focussées de chaque image dans une seule récapitulative.

La construction de la table de décision se fait à partir des blocs qui ont les grandes valeurs de variance entre les deux images, c'est-à-dire, en faisant une élection entre les blocs de la première image et les blocs de la deuxième, par exemple : le bloc N°1 de la première image a une valeur de variance plus élevée que celle du bloc N°1 de la deuxième, donc pour le bloc N°1 dans la table de décision celui de la première image est élu d'être dans l'image fusionnée.

Une fois la table de décision est construite par les coefficients de transformation des deux images après les élections, l'image passe une autre étape.

### • **Transformation inverse et l'apparition de résultat**

Après la création de la table de décision vient l'étape de la transformation du domaine spectral au domaine spatial afin de dévoiler le résultat de fusion.

De l'équation (7) qui fait la transformée inverse pour le bloc de 8x8 et comme dans l'étape de transformation au domaine spectral, une boucle doit être créer afin que tous les blocs de l'image fusionnée soient transformés.

Le résultat de cette étape est une image qui contient les partie focussée (les plus informatives) des images de la source.

- ❖ **Remarque :** Lors de la simulation, la méthode proposée DTT+Variance n'a pas donnée des résultats satisfaisants en termes de qualité d'image. Dans le reste du manuscrit nous ignorons les résultats de cette méthode.

### 2.3.2 DTT+Variance+CV

Cette méthode de fusion a les mêmes étapes que la précédente, mais elle complétée par une autre étape qui se trouve juste après la construction de la table de décision figure (3), afin d'avoir un résultat meilleur.

La vérification de la cohérence dans la fusion des images basée sur la DTT a le même rôle que celle basée sur la DCT, elle corrige les erreurs qui peuvent être subies lors de la construction de la table de décision, comme la fausse sélection, à cause des bruits ou les effets indésirables en utilisant un filtre majoritaire, ce filtre quand se trouve un bloc de l'image B entourée par une sélection de blocs des image A, il le remplace par le bloc correspondant de cette dernière, et vice versa.

Donc la CV (vérification de la cohérence) aide à avoir une image fusionnée plus claire et plus informative que celle trouvée avec la DTT+Variance.

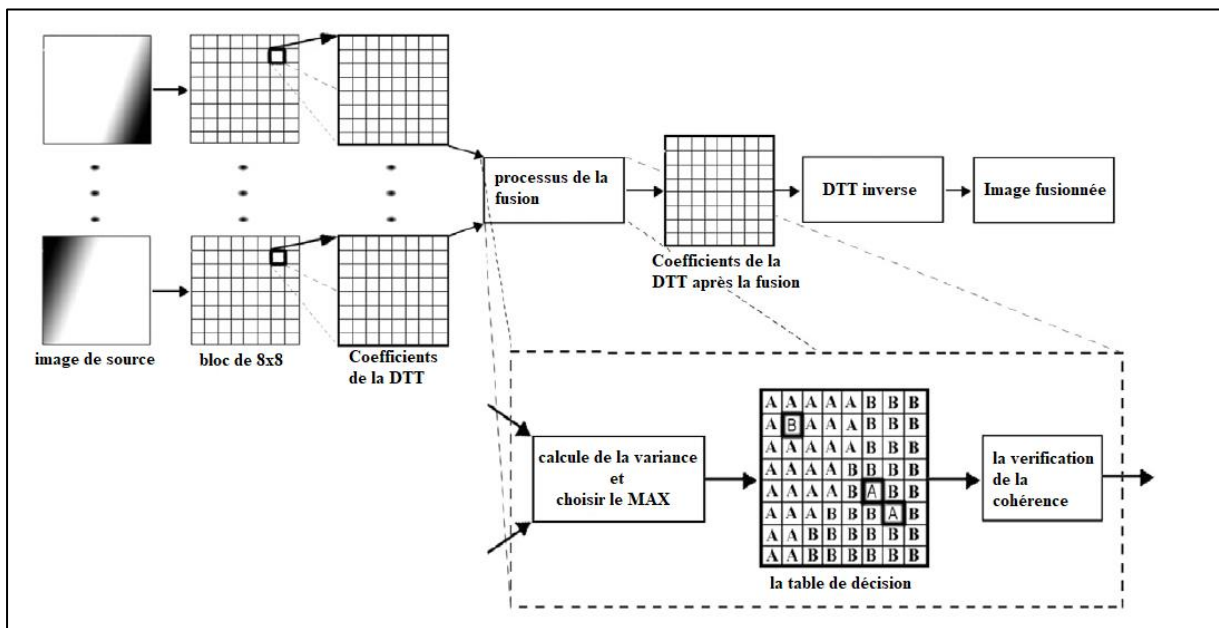


Fig. 5. Schéma de la structure générale de la fusion basée sur la DTT

## 2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous concluons que la DTT a presque les mêmes propriétés que la DCT : de point de vue implémentation, de la manière d'utilisation et même les domaines d'utilisation. Mais la DTT dépasse les limites de la DCT grâce à son algorithme qui est beaucoup moins complexe que celui de cette dernière.

Théoriquement et en se basant sur des anciennes applications dans le traitement d'image, la DTT peut donner des résultats intéressants avec sa faible complexité, ce qui peut la rendre la transformée la plus utilisée dans le futur.



---

## Chapitre 3 : *Evaluation des performances*

---

### 3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons parlé de la faible complexité des algorithmes de la DTT par rapport à ceux de la DCT. De [10] l'utilisation de la DTT dans la compression des images a donné des bons résultats proches de la DCT, ce qui nous a poussé à l'utiliser dans un autre domaine, qui est la fusion des images. A cause de son algorithme et ses performances dans d'autres domaines d'utilisation, la DTT peut aussi donner de bons résultats dans la fusion des images.

Dans ce chapitre nous allons présenter les résultats de fusion des images de la méthode proposée basée sur la DTT. En comparant ces résultats avec d'autres travaux trouvés dans la littérature, particulièrement les travaux [3-5], nous allons prouver l'efficacité de la DTT et le fait qu'elle peut être un grand pas dans le domaine de la fusion des images.

### 3.2 La méthodologie

Nous avons implémenté tous les algorithmes de la fusion (DWT, DCT, DTT) dans MATLAB, sous forme de fonctions et de programme à exécuter. Ces programmes appliquent les algorithmes de fusion tout en affichant les résultats de cette dernière.

Une base de données formé de 10 échantillons de [12] et [13]., chacun comporte 3 images (1 images références, 1 images floues de la gauche, 1 images floues de la droite), est utilisée dans notre travaille. En entrant 3 images dans le programme (1 image de référence, 2 image a fusionné) afin d'afficher leurs résultats de fusion avec 5 méthodes : DWT, DCT+Variance, DCT+Variance+CV, DTT+Variance et DTT+Variance+CV.

- *La base de données* : La figure 5 ci-dessous présente les échantillons utilisés dans les tests.



**Fig. 6.** *Images typiques utilisées dans la simulation*

Après avoir trouvé les résultats il est indispensable de les évaluer. Cette évaluation se fait en utilisant les techniques les plus utilisées dans le traitement d'image et plus spécifiquement dans la fusion des images.

### ➤ Les métriques d'évaluation

Pour démontrer l'efficacité de l'algorithme proposé, des expériences approfondies sont effectuées en utilisant trois métriques de performance, à savoir PSNR, SSIM et  $Q_w$ .

#### a. PSNR (Peak signal to noise ratio)

Utilisé comme mesures de qualité pour l'évaluation objective des résultats des images référencées. La qualité de l'image est évaluée en utilisant PSNR. De [3] Le PSNR est calculé par l'équation (8) comme suit :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(2^b - 1)^2}{MSE} \text{ dB} \quad (8)$$

D'où  $b$  est le nombre de bits par pixel (bpp) et MSE est l'erreur quadratique moyenne. Si  $MSE = 0$ , alors le PSNR devient infini ce qui implique une fusion idéale. Dans ce cas, l'image fusionnée est exactement la même que celle de l'image originale référencée.

### b. SSIM (Structural similarity index measure)

L'SSIM, en tant que critère de qualité, est utilisée pour l'évaluation objective de l'image fusionnée. La forme générale de la métrique utilisée dans la mesure de similarité entre deux vecteurs est présentée dans l'équation (9) comme suit :

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (9)$$

Où  $\mu_x$  et  $\mu_y$  sont les moyennes d'échantillon de  $x$  et  $y$  respectivement,  $\sigma_x^2$  et  $\sigma_y^2$  sont respectivement les variances d'échantillon de  $x$  et  $y$ , et  $\sigma_{xy}$  est la covariance croisée d'échantillon entre  $x$  et  $y$ . Les valeurs par défaut pour  $C_1$  et  $C_2$  sont 0.01 et 0.03. La moyenne des valeurs SSIM à travers l'image donne la mesure de qualité finale.

### c. $Q_w$ (Weighted fusion quality index)

Le  $Q_w$  est l'indice de qualité de la fusion pondérée, l'une des métriques de Piella, des nouvelles métriques qui sont utilisées dans l'évaluation de performance de la fusion, de [15] l'équation (10) de  $Q_w$  est donnée comme suit :

$$Q_w(x, y, f) = \sum_{\omega \in W} c(\omega) [\lambda(\omega)Q(x, f|\omega) + (1 - \lambda(\omega))Q_0(y, f|\omega)] \quad (10)$$

D'où :

- $Q_0$  est l'indice de la qualité d'image de Wang-Bovik [15].
- $x$  et  $y$  sont les images à l'entrée.

- $f$  est l'image fusionnée.
- $\lambda(\omega)$  est le poids local.
- $W$  est la famille de toutes les fenêtres  $\omega$ .
- $c$  est un coefficient qui se calcule comme suit :

$$c(\omega) = \frac{C(\omega)}{\sum_{\omega' \in W} C(\omega')} \quad (11)$$

D'où  $C(\omega)$  se trouve par (12) :

$$C(\omega) = \max \{s(x|\omega), s(y|\omega)\} \quad (12)$$

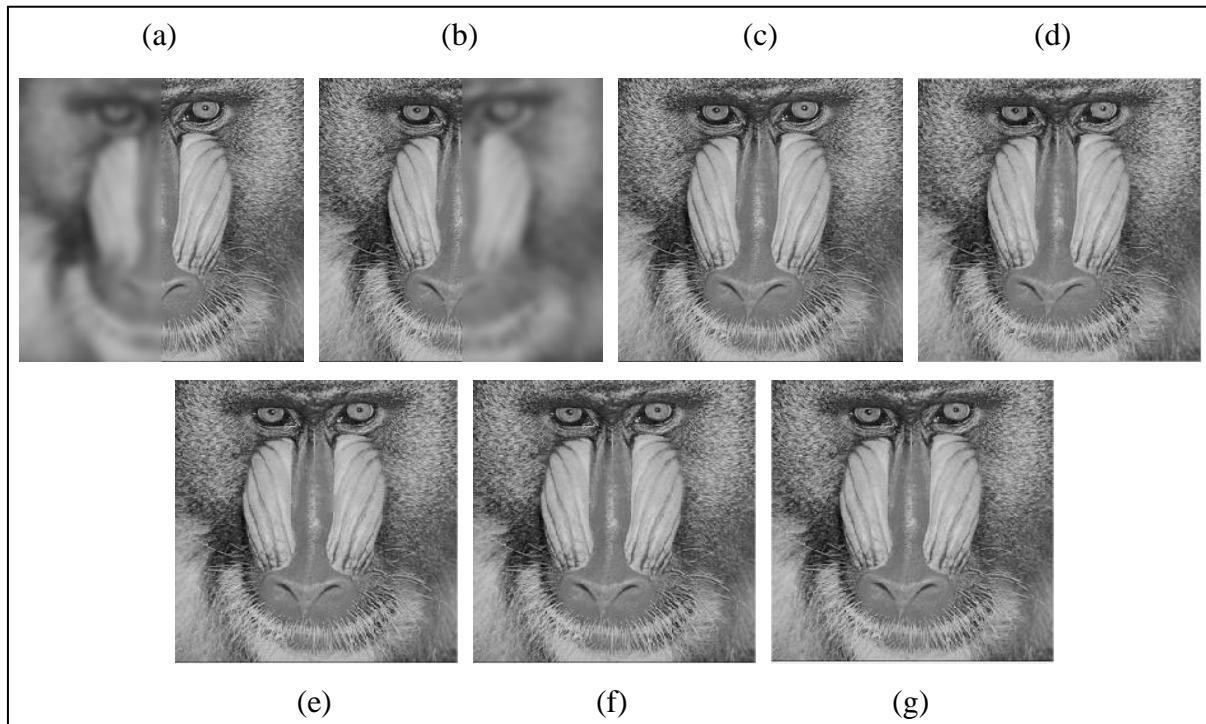
### 3.3 Résultats et discussion

Après l'exécution des programmes MATLAB, des images vont être affichées représentant les images de l'entrée (image de la source) et les images fusionnées avec chaque méthode.

Les résultats de fusion sont relatifs d'un échantillon à un autre, c'est pour cela nous devons utiliser plusieurs techniques d'évaluation. Pour voir les performances de chaque méthode nous utilisons des métriques d'évaluation spécifiques. Ces métriques sont des méthodes sur lesquelles nous nous basons afin de comparer les différentes techniques de fusion.

#### 3.3.1 Résultats expérimentaux

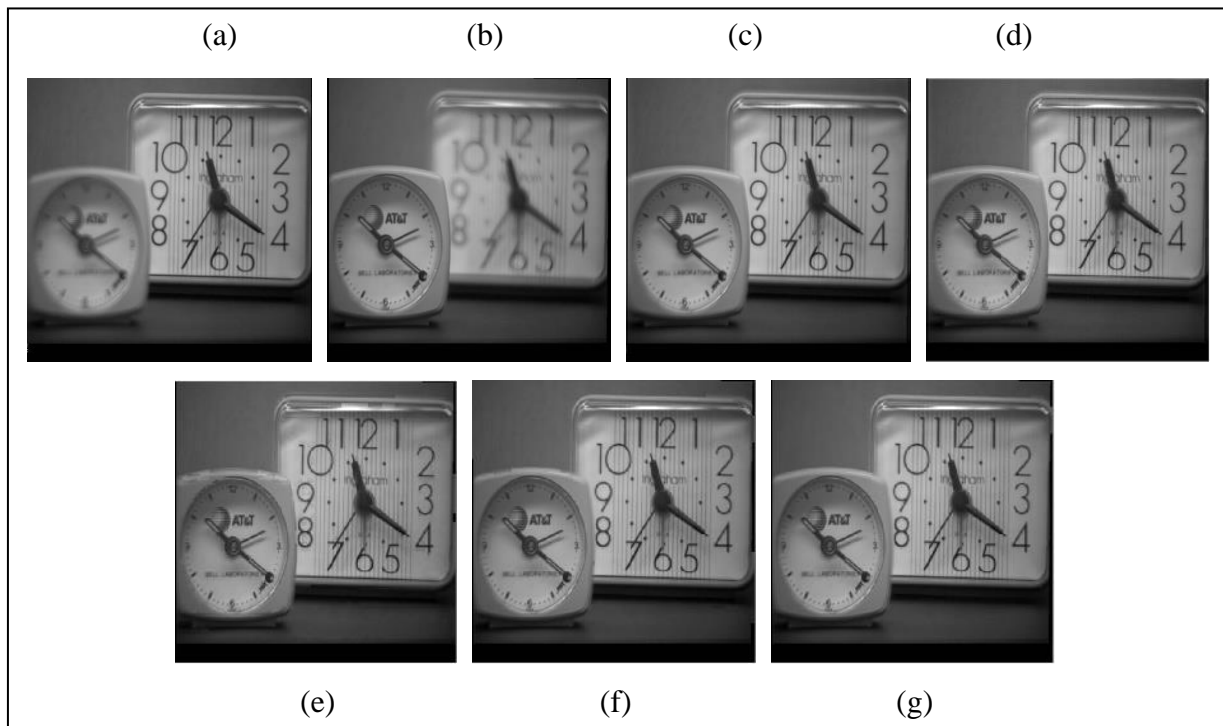
Les figures 6,7 et 8 présente chacune les images sources, l'image originale et les résultats de fusion des différentes méthodes (DWT, DCT, DTT). Les trois échantillons sont choisis aléatoirement. Les tableaux trouvés sous chaque figure présentent les résultats numériques calculés en utilisant les différentes métriques.



**Fig. 7.** Résultats de fusion de l'image Baboon. (a) image source 1. (b) image source 2. (c) image originale. (d) résultat de DWT. (e) résultat de DCT+Variance. (f) résultat de DCT+Variance+CV. (g) résultat de Méthode proposée

**Tableau 5.** Résultats objectifs de l'image Baboon

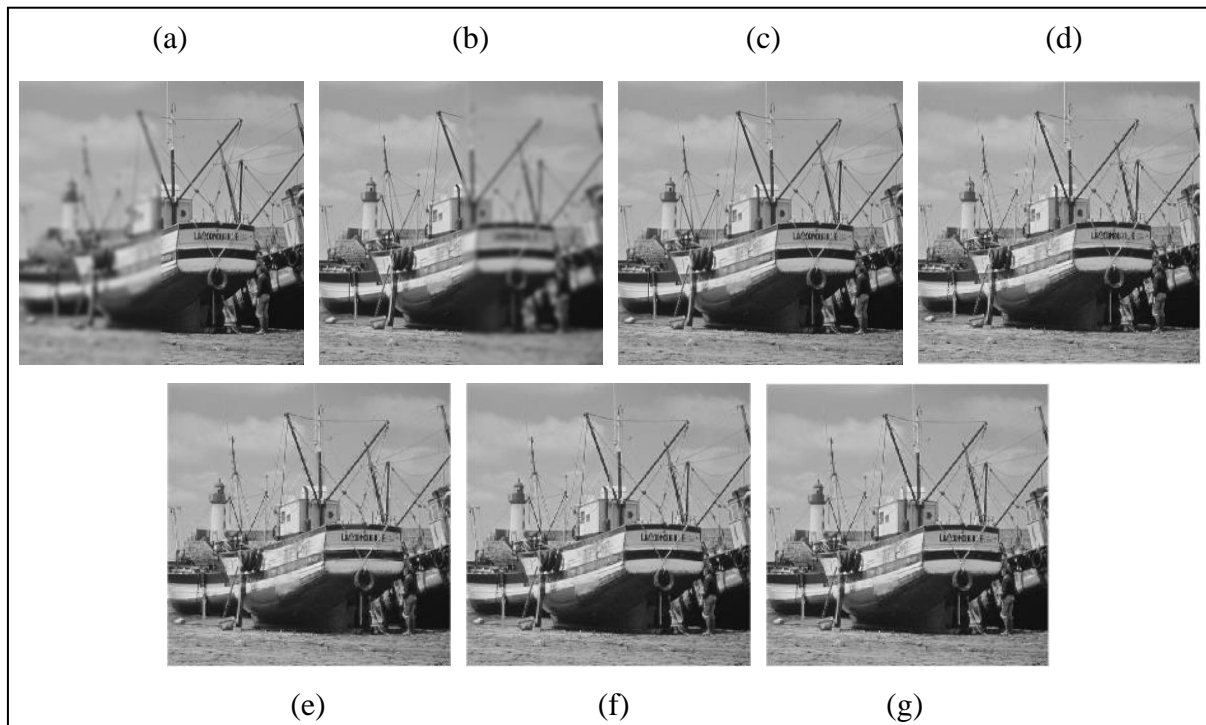
Méthodes d'évaluation	PSNR	SSIM	$Q_w$
DWT	44.1653	0.9970	0.9542
DCT+Variance	52.6683	0.9969	0.9543
DCT+Variance+CV	61.2809	0.9998	0.9550
Méthode proposée	61.2809	0.9998	0.9550



**Fig. 8.** Résultats de fusion de l'image Clock. (a) image source 1. (b) image source 2. (c) image originale. (d) résultat de DWT. (e) résultat de DCT+Variance. (f) résultat de DCT+Variance+CV. (g) résultat de Méthode proposée

**Tableau 6.** Résultats objectifs de l'image Clock

Méthodes d'évaluation	PSNR	SSIM	$Q_w$
DWT	37.5577	0.9535	0.9052
DCT+Variance	41.6581	0.9416	0.9054
DCT+Variance+CV	43.0120	0.9473	0.9059
Méthode proposée	44.6617	0.9478	0.9183



**Fig. 9.** Résultats de fusion de l'image Boat. (a) image source 1. (b) image source 2. (c) image originale. (d) résultat de DWT. (e) résultat de DCT+Variance. (f) résultat de DCT+Variance+CV. (g) résultat de Méthode proposée

**Tableau 7.** Résultats objectifs de l'image Boat

Méthodes d'évaluation	PSNR	SSIM	$Q_w$
DWT	43,2621	0.9897	0.9367
DCT+Variance	41,8365	0.9756	0.9312
DCT+Variance+CV	50,7118	0.9957	0.9351
Méthode proposée	50,8378	0.9960	0.9348

La figure suivante représente une récapitulation des résultats du PSNR pour toutes les images utilisées dans notre travail.



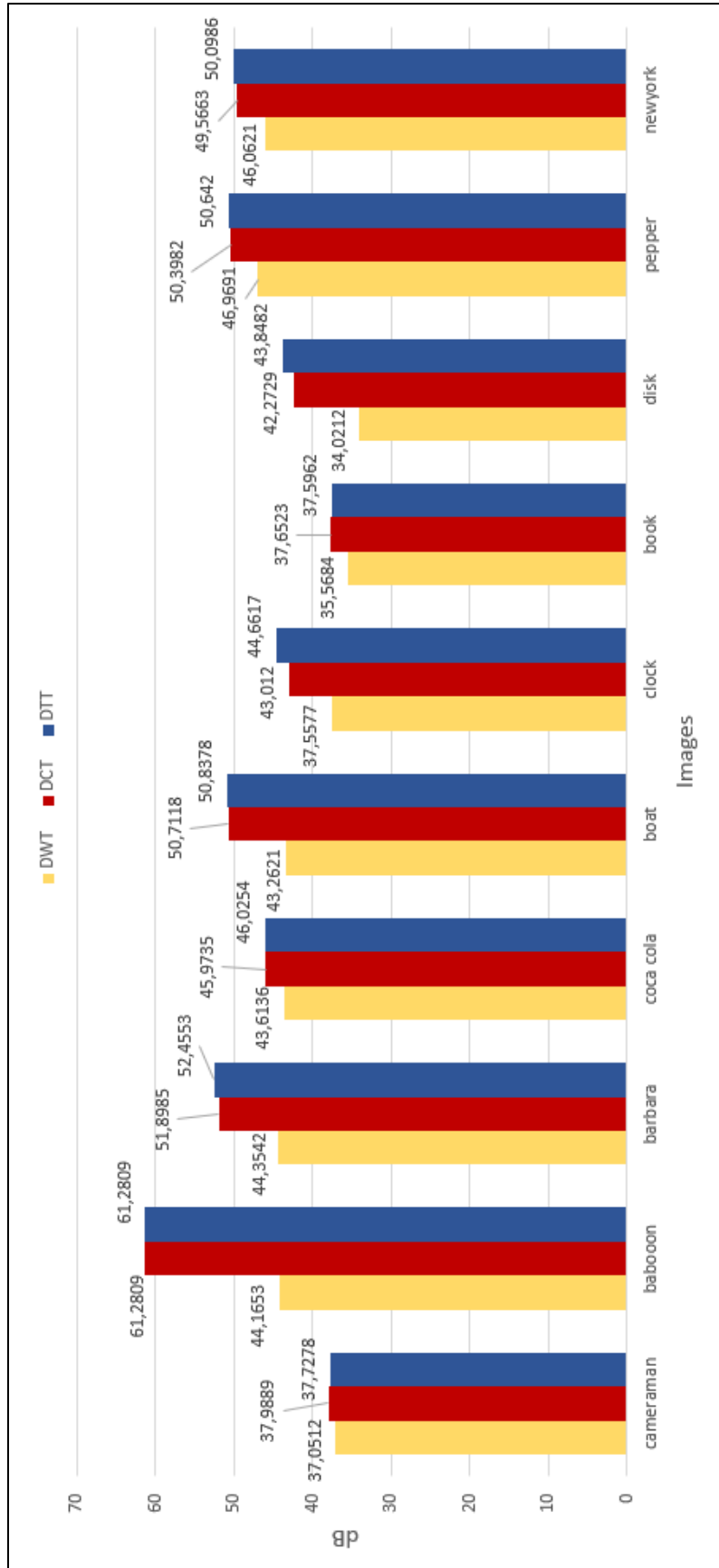


Fig. 10. PSNR des images fusionnées avec les trois méthodes

### 3.3.2 Discussion des résultats

D'après ce que nous avons vu précédemment, les différentes méthodes de fusion ont donné des résultats identiques de point de vue visuel (subjectif). Toutes les images fusionnées de chaque méthode semblent similaires et même avec l'image originale.

Le résultat visuel malgré les informations qu'il donne pour l'œil humain, il reste insuffisant pour l'utiliser dans la comparaison entre les différentes méthodes de fusion. Cette insuffisance est due au manque de précision et les limites de distinction de l'œil. C'est pour cela nous utilisons les métriques d'évaluation objectives (PSNR, SSIM,  $Q_w$ ).

Le figure ci-dessus montre que la majorité des images fusionnées avec la DTT ont un PSNR plus élevé que celui de la DWT et la DCT. En comparant les résultats de la méthode proposée avec ceux de la DCT, il résulte qu'ils sont un peu proches les uns des autres avec une petite suprématie de la DTT, dont presque toutes les valeurs des PSNR dépassent 40 dB.

Pour mieux vérifier et renforcer les résultats du PSNR nous avons utilisé deux autres métriques :

La première est la SSIM, utilisée pour voir à quel point les images fusionnées sont identiques à l'image originale (1 est la valeur max). En appliquant cette métrique au images fusionnées nous trouvons que toutes les valeurs sont proche de 1, comme le PSNR, les résultats de la méthode proposée sont supérieurs à ceux de la DWT et la DCT. La SSIM à une relation directe avec le PSNR, c'est-à-dire, si le PSNR est élevé la SSIM est proche de 1.

La deuxième est la  $Q_w$  qui est aussi une méthode par laquelle nous pouvons contester la similarité entre deux vecteurs  $x$  et  $y$ . La valeur maximale de  $Q_w$  est comme dans le cas de SSIM, égale à 1. Les résultats que nous avons trouvés sont tous entre [0,9-0,96], ce qui prouve qu'ils sont très proche de l'image originale et que la fusion est très proche d'être idéale.

Enfin, en comparant les résultats de la méthode proposée et les résultats des autres méthodes basées sur la DWT et la DCT, nous trouvons que la fusion des images basée sur la DTT est meilleure. Nous avons vu que dans quelques opérations de fusion, notre méthode donne des résultats légèrement inférieures ou égaux à ceux de la DCT, mais globalement la DTT prouve des performances supérieures.

### **3.4 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats et les performances de la méthode proposée dans le cadre de ce mémoire de MASTER. Nous avons comparé les résultats de différentes méthodes de fusion des images. Parmi les méthodes de fusion des images adoptées dans la littérature nous avons choisis celles basées sur la DWT [4] et sur la DCT [3,5,8].

D'après le deuxième chapitre nous avons estimé que la DTT va donner de bons résultats, ce qui est confirmé dans ce chapitre. Tous les résultats de fusion de toutes les méthodes subjectifs et objectifs sont comparés afin de prouver que la fusion basée sur la DTT est meilleures que les autres.

En fait, malgré que les performances des trois méthodes aient été proche l'une à l'autre, la méthode proposée basée sur la DTT était la meilleure, non seulement en termes de qualité des images mais aussi en termes de complexité calculatoire et consommation énergétique. Ce qui va répondre aux limites exigées par les RCVSF (c-à-d la faible consommation d'énergie et la capacité limitée de mémoire et processeur).

En conclusion, dans la fusion des images dans un RCVSF, il est préférable d'utiliser la méthode basée sur la DTT pour plusieurs raisons :

- Elle donne globalement des meilleurs résultats en termes de qualité d'image.
- Elle conserve l'énergie, donc prolonge la durée de vie des batteries embarquées dans les nœuds capteurs.
- Elle accélère l'opération de fusion des images.

---

# Conclusion Générale

---

Face aux limites des anciennes méthodes de fusion des images appliquées dans les RCVSF à savoir ; la grande complexité calculatoire, la forte consommation d'énergie et la lourdeur de traitement, la DTT a été utilisée pour répondre à ces limites.

Dans ce document nous sommes intéressés à la fusion des images, ses domaines d'utilisation et ses différents types. Ces méthodes de fusion ont été comparées afin de choisir la meilleure technique. Les critères d'évaluation peuvent être la faible complexité algorithmique, la faible consommation énergétique et la qualité des images résultantes.

Tout d'abord, nous avons présenté les méthodes de la fusion des images auparavant utilisées qui sont basées sur la DWT et la DCT. Ces deux méthodes sont différentes l'une de l'autre. Dans celles basées sur la DWT qui est la plus ancienne, l'image sera divisée en 4 parties, tandis que dans la fusion basée sur la DCT l'image sera divisée en blocs de 8x8 pixels. D'après leurs résultats, la fusion des images basée sur la DCT a donné des meilleurs résultats que celle basée sur la DWT, ce qui a rendu la DCT la transformée la plus utilisée dans le domaine de traitement des images et plus précisément la fusion des images.

La DCT et même avec les bons résultats qu'elle a donné dans la fusion des images dans les RCVSF, n'a pas répondu aux besoins de cette application, son algorithme est très complexe, ce qui devient la cause de la grande consommation d'énergie et la longue durée de traitement. Nous avons pensé à utiliser une méthode de fusion basée sur une autre transformée qui est la DTT.

Nous avons présenté aussi dans ce document l'algorithme rapide de la DTT qui est beaucoup moins complexe que celui de la DCT. Il utilise que des nombres entiers, donc les opérations de calculs seront plus simples et vont accélérer la transformée. La complexité de la DTT implique des opérations d'addition et de shift entières, contrairement à la DCT qui contient des opérations d'addition, shift et de multiplication flottantes (réels). Cette dernière est très gourmande en matière de ressources, c'est pour cette raison la DTT a été choisie dans ce travail.

Le dernier chapitre dans ce manuscrit a présenté et comparé les résultats de fusion des images en utilisant trois méthodes basées sur trois différentes transformées (DTT, DCT et

DWT). La DTT, grâce à son algorithme rapide, sa faible complexité et sa bonne performance a donné des images fusionnées de bonne qualité. Ces résultats sont relativement meilleurs que ceux de la DCT et dépassent clairement ceux de la DWT.

En conclusion, la DTT a pu dépasser les limites des méthodes utilisées précédemment. Elle a un algorithme rapide et moins complexe, ce qui a impliqué une faible consommation d'énergie dans les nœuds des RCVSF ainsi qu'une courte durée de traitement due à la rapidité de l'application. Ces économies vont prolonger grandement la durée de vie du réseau de capteurs sans fils.

Les résultats obtenus dans cette thèse ont été probants et par conséquent plusieurs perspectives peuvent être envisagées :

1. Améliorer l'algorithme de la DTT afin d'accélérer encore la méthode de fusion proposée.
2. Réduire encore la complexité des autres étapes de fusion des images, à savoir la construction de la table de décision et la vérification de la cohérence (CV).
3. Implémenter la méthode proposée dans des nœuds capteurs réels.
4. Proposer d'autres méthodes de fusion des images plus performantes.

---

# Références bibliographiques

---

- [1] M. Amin-Naji et A. Aghagolzadeh “Multi-focus image fusion using VOL and EOL in DCT domain” en *2016 1st International Conference on New Research Achievements in Electrical and Computer Engineering (ICNRAECE)*, pp 728-733, May 13, 2016.
- [2] Shutao Li , Xudong Kang , Leyuan Fang , Jianwen Hu et Haitao Yin, “Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art”, en *Information Fusion 33* (2017) 100–112.
- [3] Y.Asnath, VickyPhamila et R.Amutha, “Discrete Cosine Transform based fusion of multi-focus images for visual sensor networks”, en *Signal Processing 95* (2014) 161–170
- [4] Vadher Jagruti, en “Implementation of Discrete Wavelet Transform Based Image Fusion” en *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE) e-ISSN : 2278-2834, p- ISSN : 2278-8735. Volume 9, Issue 2, Ver. VIII (Mar - Apr. 2014), PP 107-109.*
- [5] V.P.S. Naidu, “Discrete Cosine Transform-based Image Fusion”, en *Defence Science Journal*, Vol. 60, No. 1, January 2010, pp. 48-54.
- [6] Nisha Gawari et Dr. Lalitha.Y.S, “Comparative Analysis of PCA, DCT & DWT based Image Fusion Techniques” en *International Journal of Emerging Research in Management &Technology*, Mai 2014.
- [7] Arun Begill et Sankalap Arora, “A Review of Various Transform Domain Digital Image Fusion for Multifocus Colored Images”, en *I.J. Information Technology and Computer Science*, 2015, 12, 75-81.
- [8] Mohammad Bagher Akbari Haghghat , Ali Aghagolzadeh et Hadi Seyedarabi, “Multi-focus image fusion for visual sensor networks in DCT domain”, en *Computers and Electrical Engineering 37* (2011) 789–797.
- [9] Prattipati, S., Iswar, S., Swamy, M.N.S. and Meher, P.K. (2013) “A Fast  $8 \times 8$  Integer Tchebichef Transform and Comparison with Integer Cosine Transform”, en *IEEE International Midwest Conferences on Circuits and Systems, Colubus*, 4- 7 August 2013, 1294-1297.
- [10] Nasredine Kouadria, Khaoula Mechouek, Djemil Messadeg et Nouredine Doghmane, “Pruned discrete Tchebichef transform for image coding in wireless multimedia sensor networks”, en *Int. J. Electron.Comun. (AEU) 74*, 2017, 123-127.
- [11] Soni Prattipati, S. Ishwar, M. N. S. Swamy et Pramod K. Meher, “A fast integer Tchebichef transform and comparision with integer cosine tranform for image compression”, en *56th IEEE International Midwest Symposium on Circuits Sys (MWSCAS)*, 2013, pp, 1294-1297, <https://ieeexplore.ieee.org/document/6674892/>



- 
- [12] Base de données des images typique utilisées dans le traitement des images, <http://decsai.ugr.es/cvg/CG/base.htm>
- [13] Base de données des images utilisées dans le traitement des images, [http://www.imageprocessingplace.com/root\\_files\\_V3/image\\_databases.htm](http://www.imageprocessingplace.com/root_files_V3/image_databases.htm)
- [14] ZhouWang, Alan Conrad Bovik, Hamid Rahim Sheikh et Eero P Simoncelli, “Image quality assessment : from error visibility to structural similarity”, en *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, NO. 4, April 2004, 600–612.
- [15] Gemma Piella et Henk Heijmans, “A new quality metric for fusion”, en *CWI, Kruislaan 413, 1098 SJ Amsterdam The Netherlands*.