

Dual-Tree transformation en ondelettes complexe

2.1 Introduction

La transformée en ondelettes (WT) est un domaine apparue dans le domaine du traitement d'image / signal comme une alternative à la bien connue transformée de Fourier (FT) et ses transformées associées, à savoir la transformée en cosinus discret (DCT) et la transformée sinusoidale discrète (DST). Une nouvelle transformée en ondelettes c'est la transformée en ondelettes complexe à arbre double (DTCWT), résout les problèmes de variance de décalage et de faible sélectivité directionnelle dans deux dimensions et plus que l'on trouve avec la transformée en ondelettes discrète (DWT). Semblable aux filtres orientables, le DT-CWT est une transformée en ondelettes sur complète avec une redondance limitée de $2d$, où d est le nombre de dimensions dans le signal traité. Dans ce chapitre nous allons présentons clairement les notions de base de la transformée en ondelettes on précision la transformée en ondelettes complexe à arbre double .

2.2 Transformation en ondelette

La décomposition en ondelettes distribue les discontinuités de signal dans sa localité à des échelles multiples provoquant des amplitudes plus élevées pour les coefficients d'ondelettes correspondant au signal souhaité, tandis que les coefficients de bruit à plusieurs échelles sont uniformément répartis sur toutes les échelles. Cette parcimonie au sein des coefficients d'ondelettes est exploitée en estimant une valeur de seuil pour distinguer les coefficients correspondant au bruit et le signal souhaité. La transformée en ondelettes se présente comme l'un des outils les plus efficaces pour le débruitage du signal en raison de sa représentation clairsemée du signal à plusieurs échelles.

Contrairement au FT et au DCT, le WT nous permet une bonne localisation temps-fréquence. De plus, de par sa nature et sa construction, la WT permet une localisation multi-résolution. La base utilisée dans la WT, peut être toute fonction qui représente une onde oscillatoire compacte qui satisfait aux deux conditions :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (2.1)$$

and

$$C(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt < 0 \quad (2.2)$$

La transformée en ondelettes décompose le signal d'entrée, équation (2.3), en une série de fonctions d'ondelettes $\psi_{a, b}(t)$ qui dérivent d'une fonction mère $\Psi(t)$, [27] équation (2.4).

$$C(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{a, b}(t) dt \quad (2.3)$$

$$\Psi_{a, b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \left(\frac{t - b}{a} \right) \quad (2.4)$$

Où a : est le facteur d'échelle b : est le facteur de translation

- La fonction ψ doit être oscillante et d'intégrale nulle.
- Ψ doit être de carré intégrable.
- Ψ peut être à valeurs complexes.
- Il existe de nombreuses ondelettes mères possibles.
- rapprocher de la transformation de Fourier continue.
- La transformation en ondelette est une transformation linéaire

la transformée est calculée en déplaçant continuellement une fonction à échelle constante sur le signal, les coefficients de la transformée sont très redondants. Pour rendre le calcul plus pratique, on utilise la transformée en ondelettes discrètes (DWT), obtenue par échantillonnage de la CWT. En pratique, il n'est pas nécessaire de calculer explicitement la forme des ondelettes et les fonctions de mise à l'échelle. La transformation est réalisée en concevant une banque de filtres utilisant les coefficients pour obtenir une reconstruction parfaite des filtres passe-bas et passe-haut. Grâce à un choix spécial de l'ondelette mère, les ondelettes discrètes sont rendues orthogonales aux dilatations et aux translations. L'orthogonalité n'est pas une condition essentielle à la construction de la transformée en ondelettes. Cependant, imposer la condition d'orthogonalité à la sélection de l'ondelette nous permet d'obtenir notre banque de filtres à partir d'un seul filtre passe-bas $h(t)$. La banque de filtres sera composée du filtre passe-bas $h(t)$ et d'un filtre passe-haut $g(t)$ correspondant. Deux autres filtres de reconstruction ($\hat{h}(t)$ et $\hat{g}(t)$) pour la synthèse du signal sont obtenus à partir des filtres passe-bas et passe-haut utilisés pour l'analyse du signal. Le filtre passe-bas fournira l'approximation du signal et le filtre passe-haut nous fournira les détails perdus entre les approximations.

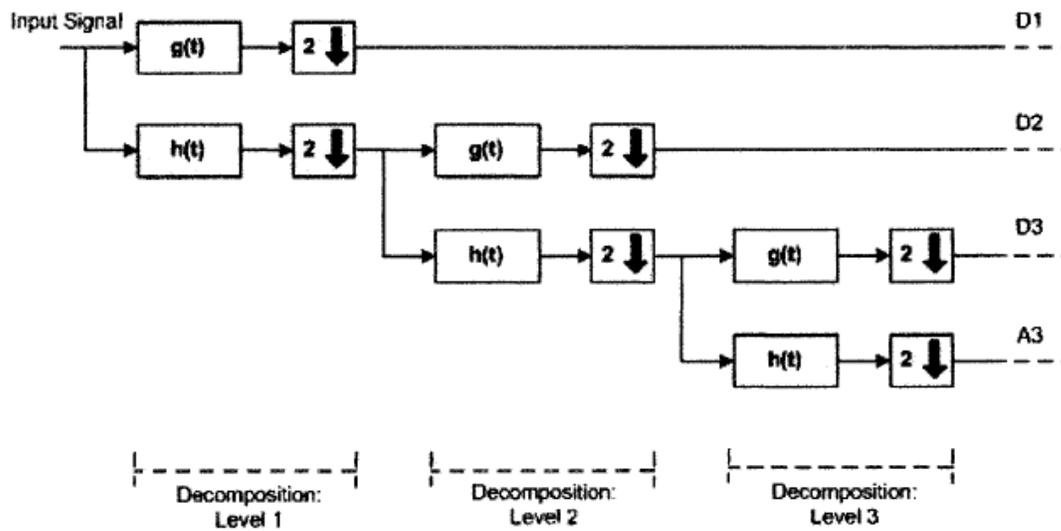


FIGURE 2.1 – Transformation d’ondelettes discrètes à plusieurs échelles utilisant une banque de filtres d’ondelettes, où A_n et D_n sont les coefficients d’approximation et de détail du niveau de décomposition n , décomposition/analyse du signal

A partir de la transformation en ondelettes on peut extraire des attributs de différents types et à différents niveaux de résolution. Pour le cas d’un signal 2D (image), la transformée en ondelette discrète est appliquée d’abord ligne par ligne, puis colonne par colonne.[28] Quatre images sont alors générées à chaque niveau comme le montre la figure suivante :

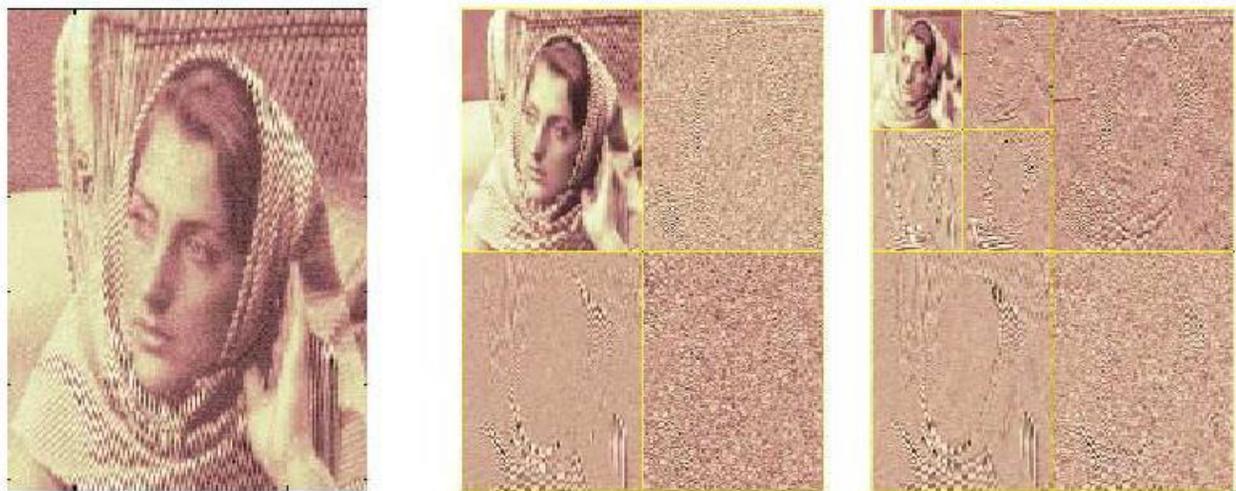


FIGURE 2.2 – Exemple de décomposition de l’image sur deux niveaux

2.3 Transformation ondelettes complexe arbre double

La transformation en ondelettes complexe à arbre double (DT-CWT) est une ondelette relativement nouvelle transform, conçu en tenant compte de quelques défauts du DWT. Contrairement à la DWT, le DT-CWT est conçu pour être presque invariant avec la bonne direction la sélectivité.

La forte orientation directionnelle du DT-CWT vient de sa capacité à séparer les fréquences positives et négatives en différentes bandes. Semblable aux filtres orientables, le DT-CWT est une transformée en ondelettes surcomplète avec une redondance limitée de $2d$, où d est le nombre de dimensions dans le signal [39].

Le DT-CWT est conçu avec deux bases d'ondelettes en forme de Daubechies. Le site les bases $\Psi_h(t)$ et $\Psi_g(t)$ doivent former une paire de transformées de Hilbert $\Psi_g(t) = (\Psi_h(t))$, pour surmonter les problèmes d'oscillation, d'aliasing, de variance de décalage et d'absence de directionnalité associé au HAUT, comme indiqué dans [39]. Les deux bases d'ondelettes sont réelles et le rendement leur propre ensemble de bandes de coefficients. Toutefois, est considérée comme la partie réelle de la transform et $\Psi_g(t)$ est traité comme la partie imaginaire, ce qui fait que la base globale est $\Psi(t) = \Psi_h(t) + j\Psi_g(t)$ [?]. La figure 2.4 montre une représentation de la banque de filtres de la DT-CWT.

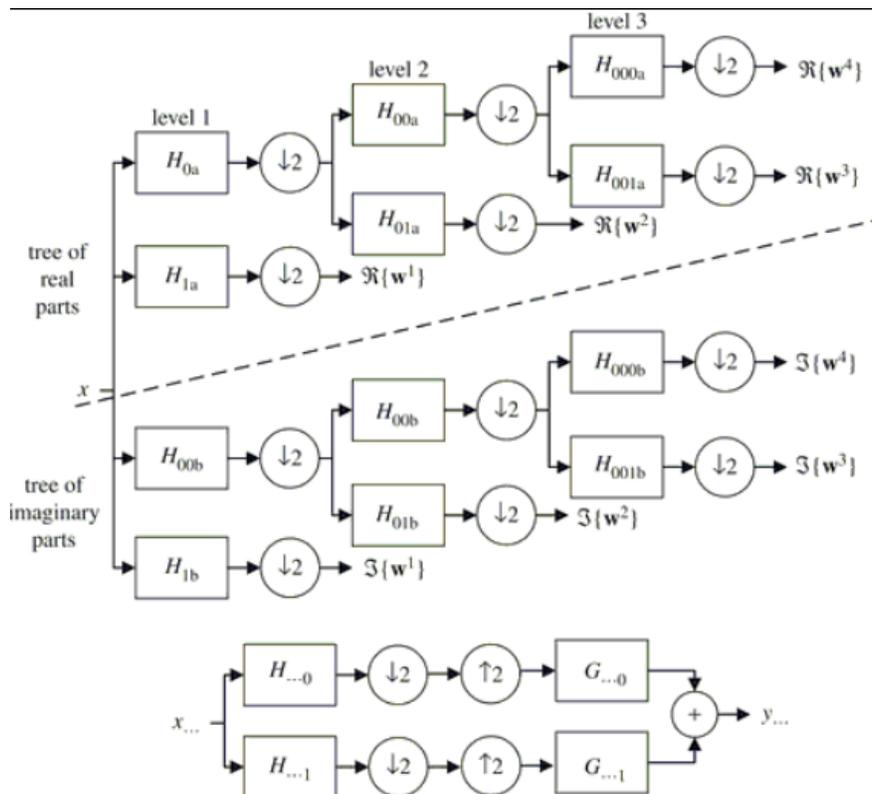


FIGURE 2.3 – Représentation de l'arbre double des filtres d'ondelettes utilisé par le DT-CWT pour décomposer un signal en parties réelles et imaginaires des coefficients d'ondelettes complexes séparément.

L'utilisation d'un DT-CWT de dimension supérieure peut être plus intéressante que l'utilisation d'un DWT séparable de même dimension. En effet, le DT-CWT fournit des ondelettes non séparables, en combinant linéairement différentes ondelettes séparables, tout en conservant la simplicité d'une transformée séparable.

l'extension 2-D va se construire par une définition des fonctions analysantes avec un produit vectoriel des fonctions 1D. les trois ondelettes ligne-colonne de bases (LH,HL,HH) :

$$\Psi_1(x,y) = \phi(x)\Psi(y)$$

$$\Psi_2(x,y) = \Psi(x)\phi(y)$$

$$\Psi_3(x,y) = \Psi(x)\Psi(y)$$

on utilise l'ondelette complexe $\Psi(t) = \Psi_h(t) + j\Psi_g(t)$ et l'ondelette HH :

$$\Psi(x, y) = \Psi(x)\Psi(y) = [\Psi_h(x) + j\Psi_g(x)][\Psi_h(x) + j\Psi_g(y)] \tag{2.5}$$

$$= \Psi_h(x)\Psi_h(y) - \Psi_g(x)\Psi_g(y) + j[\Psi_g(x)\Psi_h(y) + \Psi_h(x)\Psi_g(y)] \tag{2.6}$$

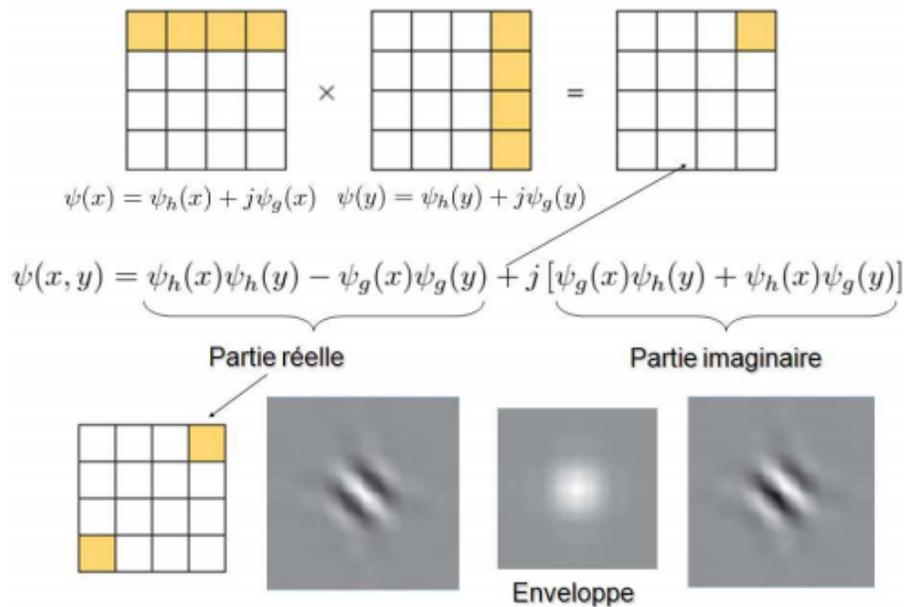


FIGURE 2.4 – Transformée en ondelettes complexe 2-D et découpage fréquentiel associé

la partie réelle de cette ondelette a un spectre symétrique ne capturant qu'une seule direction diagonale, si nous voulons une autre direction nous pouvons mettre en place une autre combinaison comme le montre la figure suivante :

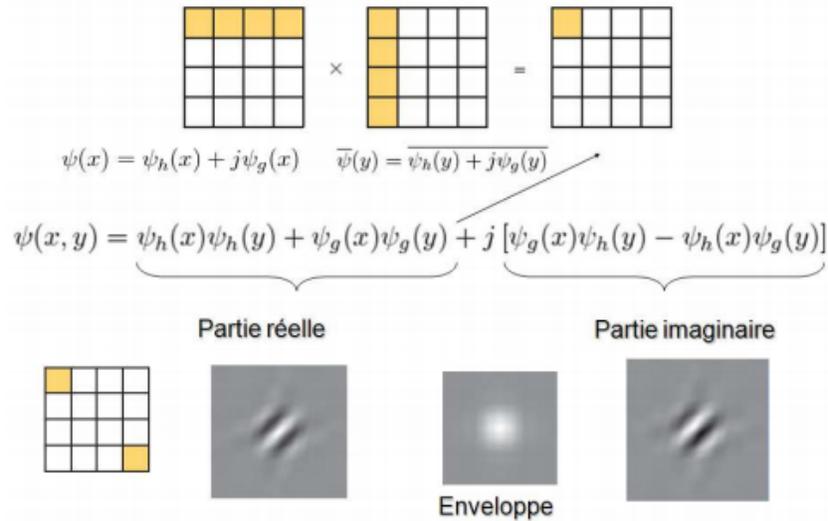


FIGURE 2.5 – 2eme Transformée en ondelettes complexe 2-D et découpage fréquentiel associé

Voilà les autre ondelette et les fenêtrages fréquentiels associé dans la matrice suivante :

$$\begin{bmatrix} \Psi(x)\psi(y); \Psi(x)\bar{\Psi}(y) \\ \phi(x)\Psi(y); \phi(x)\bar{\Psi}(y) \\ \Psi(x)\phi(y); \Psi(x)\bar{\phi}(y) \end{bmatrix}$$

2.3.0.3 Évaluation de la qualité de l'image à l'aide de l'Ondelettes complexes à arbre double

Pour obtenir une prévision de bonne qualité, de nombreux algorithmes d'évaluation de la qualité ont été développés sur la base des caractéristiques du HVS (voir chapitre 1). Au cours des dernières années, différentes applications de traitement d'image ont été développées avec succès en utilisant le nouveau DT-CWT.

2.3.0.4 Conception du filtre pour DT-CWT

Comme dans le cas de la conception de filtres pour les transformées en ondelettes réelles, il existe différentes approches pour la conception de filtres pour la CWT à arbre double. Dans ce qui suit, nous décrivons des méthodes pour construire des filtres satisfaisant les propriétés souhaitées suivantes :

- ✓ propriété de retard d'un demi-échantillon approximatif
- ✓ PR (orthogonal ou biorthogonal)
- ✓ support fini (filtres FIR)
- ✓ moments de disparition/bon stopband
- ✓ filtres à phase linéaire (souhaités, mais non requis d'une transformée en ondelettes pour qu'elle soit approximativement analytique).

Une approche de la conception de filtres à arbre double consiste à laisser $h_0(n)$ être un filtre à ondelettes existant. Ensuite, étant donné $h_0(n)$, nous devons concevoir $g_0(n)$ de

manière à satisfaire simultanément $G_0(e^i) \approx (e^{-j0.5w})H_0(e^{iw})$ et les conditions.

Malheureusement, il en résulte parfois que $g_0(n)$ est sensiblement plus long que $h_0(n)$. Grâce à la conception conjointe de $h_0(n)$ et $g_0(n)$, on obtient une paire de filtres de longueur égale (ou presque égale), où les deux sont relativement courts. Il convient toutefois de noter que les filtres pour la CWT à deux arbres sont généralement un peu plus longs que les filtres pour les transformées en ondelettes réelles avec un nombre similaire de moments de disparition, en raison des contraintes supplémentaires que les filtres doivent approximativement satisfaire. Dans ce qui suit, nous décrivons trois méthodes de conception de filtre à double arbre.

Solution biorthogonal Linear-Phase La première solution, introduite dans [40], définit $h_0(n)$ comme un filtre support fini (FIR) symétrique de longueur impaire (type I) et définit $g_0(n)$ comme un filtre FIR symétrique de longueur paire (type II), de sorte que pour N impair :

$$h_1(n) = h_0(N - 1 - n) \quad (2.7)$$

$$g_1(n) = g_0(N - 1 - n) \quad (2.8)$$

Cette solution doit être une solution biorthogonale (les filtres de la synthèse FB ne sont pas des versions inversées dans le temps des filtres de l'analyse FB). Ceci est dû au fait que les FB à deux canaux de la FIR orthonormée réelle ne peuvent pas être symétriques (sauf pour la solution de Haar). Par conséquent, $h_0(n)$ et $g_0(n)$ doivent être conçus de manière à satisfaire approximativement à la condition de magnitude. Par conséquent, $h_0(n)$ et $g_0(n)$ doivent être conçus de manière à satisfaire approximativement à la condition de magnitude.

solution q-SHIFT La deuxième solution, introduite en [41] :

$$g_0(n) = h_0(N - 1 - n) \quad (2.9)$$

où N , maintenant pair, est la longueur de $h_0(n)$, qui est supportée sur $0 \leq n \leq N - 1$. Dans ce cas, la partie magnitude (10) de la condition de retard de demi-échantillon est exactement satisfaite en raison de la relation inverse entre les filtres, mais la partie phase, n'est pas exacte. Par conséquent, $h_0(n)$ et $g_0(n)$ devraient être conçus de manière à satisfaire approximativement à la condition de magnitude.

Solution Facteur-Commun La troisième solution, introduite dans [42], peut être utilisée pour concevoir des solutions orthonormales et biorthogonales pour la CWT à arbre double. Dans cette approche :

$$h_0(n) = f(n) \times d(n) \quad (2.10)$$

$$g_0(n) = f(n) \times d(L - n) \quad (2.11)$$

où \times représente la convolution en temps discret et où $d(n)$ est supporté sur $0 \leq n \leq L$. Comme pour la solution du q-shift, pour des solutions de ce type, la partie magnitude de la condition de retard du demi-échantillon est exactement satisfaite, mais la partie phase ne l'est pas. Les filtres doivent être conçus de manière à ce que la condition de phase soit approximativement satisfaite.

2.4 la régression à vecteurs de support(SVR)

les machines à vecteurs de support (SVM) sont des méthodes modernes d'apprentissage automatique qui permettent de résoudre des problèmes tant de classification que de régression ou de détection d'anomalie, initialement l'algorithme définis pour la prévision d'une variable qualitative binaire (discrimination). après ils ont été développés pour la prévision quantitative , Dans le cas initiale la classification est basée sur la recherche de l'hyperplan de marge optimale (il ont pour but de séparer les données en classes à l'aide d'une frontière de telle façon que la distance entre les différents groupes de données et la frontière qui les sépare soit maximale) , les « vecteurs de support » étant les données les plus proches de la frontière. la classification doit être binaire et on a 2^n classements possible avec n c'est le nombre de donnée

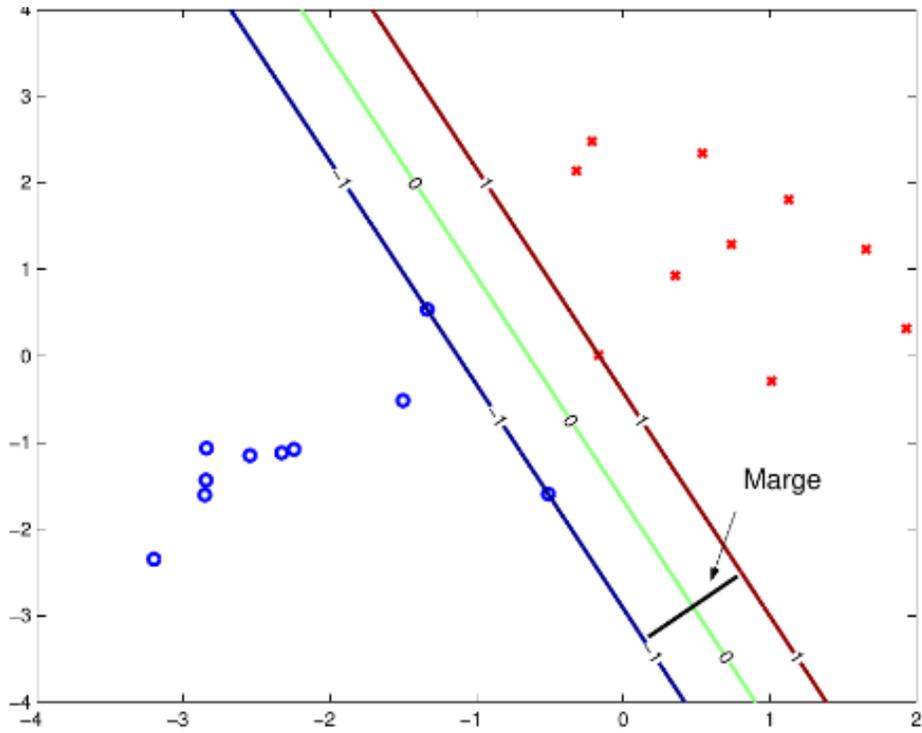


FIGURE 2.6 – L’hyperplan optimal passe « au milieu » entre les données sans préférence pour une classe ou une autre(le séparateur de marge maximale)

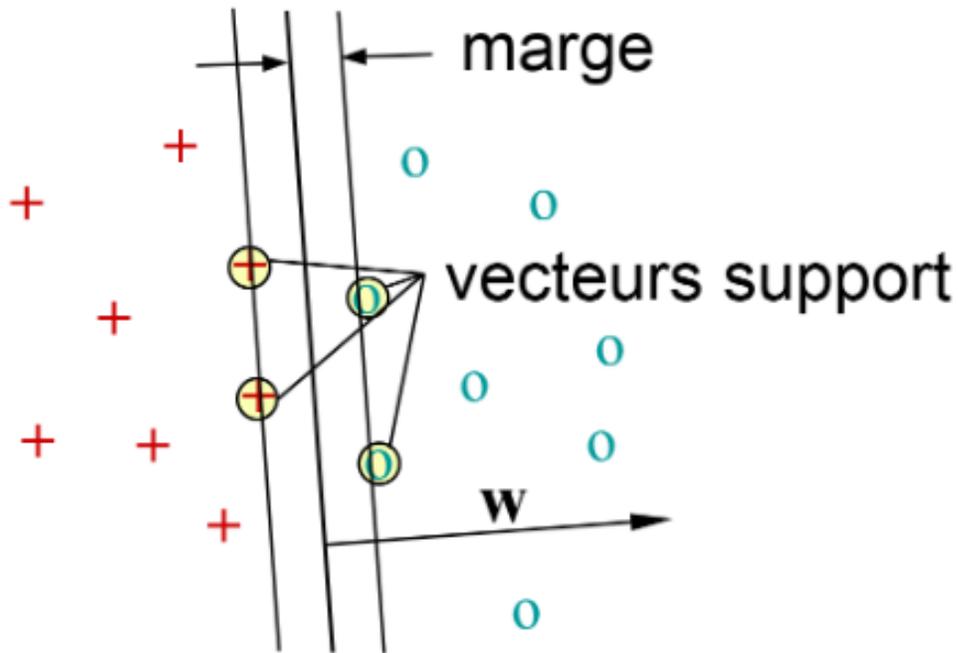


FIGURE 2.7 – vecteurs de support

expl :suppose que nous avons 3 points (a,b,c) pour la régression nous avons 8 classements possibles : $(a,b,c)=(1,1,1),(-1,1,1),(1,-1,1),(1,1,-1),(-1,-1,1),(-1,1,-1),(1,-1,-1),(-1,-1,-1)$

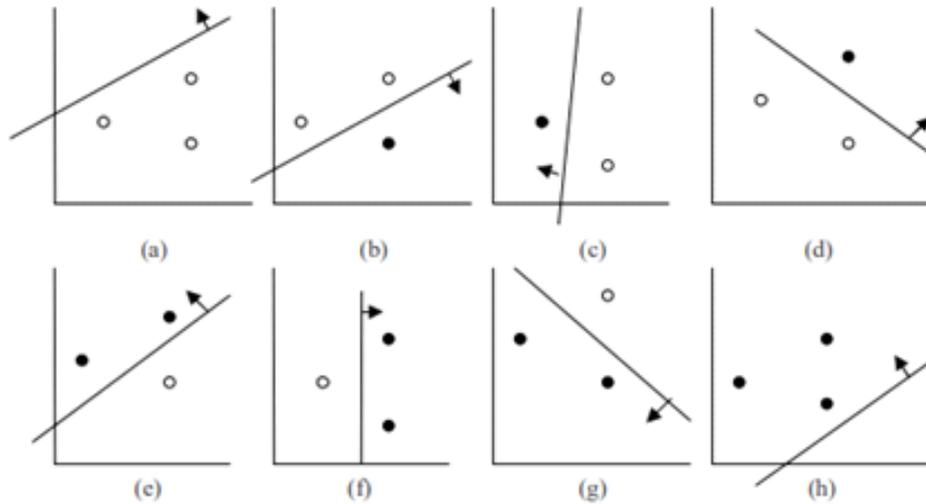


FIGURE 2.8 – Trois points dans un plan

la separation peut être linéaire directement ou non linéaire .donc le principe de base des SVM c'est la recherche d'un solution linéaire et de la optimise ,Nous avons intéressé a la regression donc on'aurons les fait quantitativement

2.4.1 les problème linéairement séparable

On donne un ensemble d'apprentissage : $\{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \subset X \times R$ l'objective c'est de trouver et d'optimiser une fonction d'hyperplan f qui permettre d'approximer la correspondance entre un domaine d'entrée et les nombres réels sur la base d'un échantillon de formation

où X désigne l'espace des motifs d'entrée. la fonction $f(x)$ a le plus ε -écart par rapport au les cibles y_i pour toutes les données d'entraînement, et en même temps plat que possible , commencé par décrire le cas des fonctions linéaires f , prenant la forme :

$$f(x) = \langle \omega, x \rangle + b, \text{ avec } \omega \in X, b \in R \quad (2.12)$$

avec $\langle x, \omega \rangle$ d'esigne le produit scalaire dans X , Hyperplan optimal doit maximiser la distance entre la frontière de séparation et les points de chaque classe qui lui sont le plus proche donc on cherchons de minimisation de $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$ (maximisation de marge w) ,l'optimisation des problèmes nécessite des variable d'ecarts(dans les cas de séparation non-parfait) ,pendant l'optimisation il faut eviter le danger de (sur/sous)-apprentissage donc le problem d'optimisation :

$$\text{minimize } \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (2.13)$$

$$\text{subjectif à } \begin{cases} y_i - \langle \omega, x \rangle - b \leq \varepsilon \\ \langle \omega, x \rangle + b - y_i \leq \varepsilon \end{cases} \quad (2.14)$$

se transmettre à :

$$\text{minimize } \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \tag{2.15}$$

$$\text{subjectif à } \begin{cases} y_i - \langle \omega, x \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle \omega, x \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \tag{2.16}$$

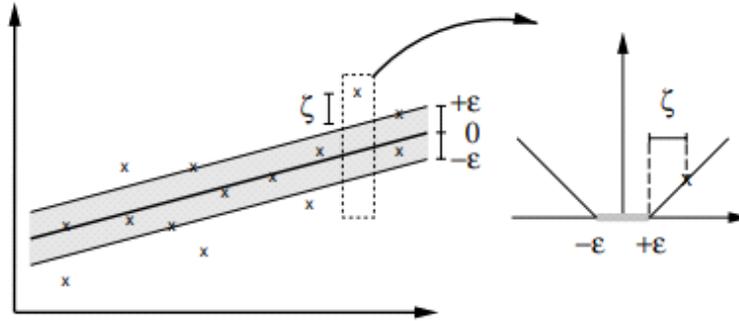


FIGURE 2.9 – Le réglage de la perte de marge douce correspond pour une machine SV linéaire

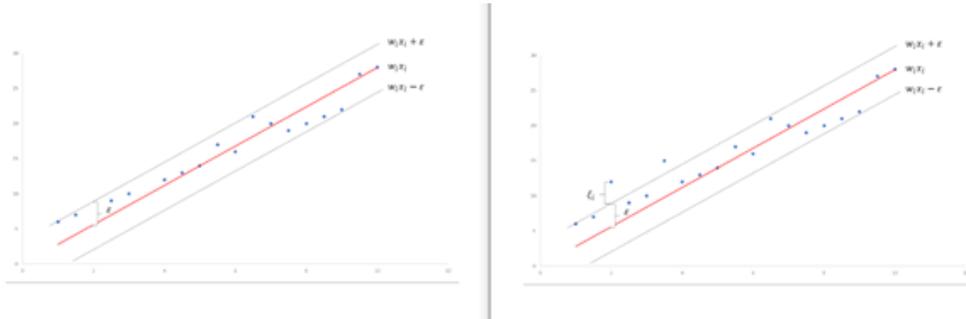


FIGURE 2.10 – Exemple de simple SVR et SVR avec des variables de marge

2.4.2 les problème linéairement non-separable :

2.4.2.1 L'expression Dual

l'optimisation de la fonction de separation est lié à la dimension de w dans 2.18 ,comme le degri de w est plus grand les resultats sont précis ,mais très couteux

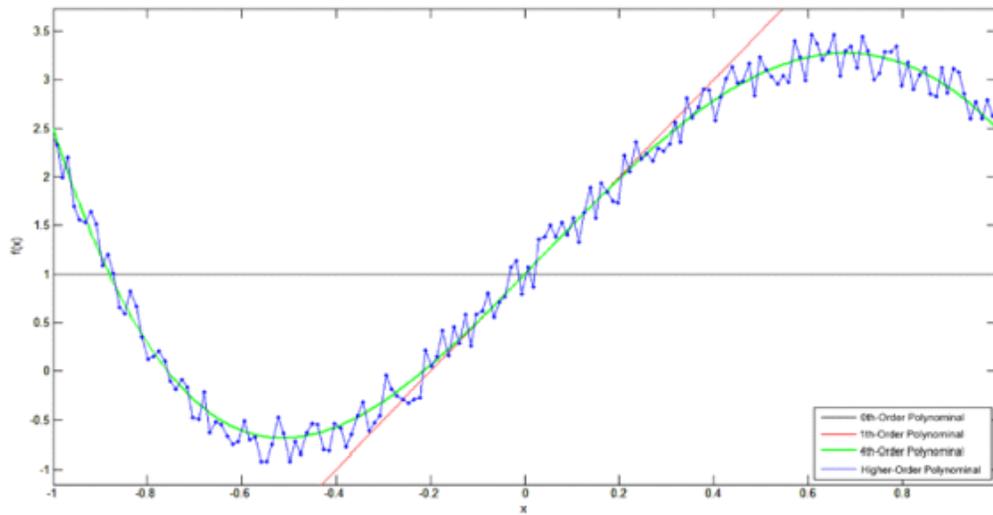


FIGURE 2.11 – solution svr avec différentes commandes(niveau)

L'écriture dual est complètement cohérente avec la formulation primale qu'on évolue dans un espace convexe, d'abord on passe par le Lagrangien et l'application des dérivées partielles du Lagrangien pour l'obtenir d'une optimisation ne dépendant que des multiplicateurs de Lagrange, ainsi que on peut l'utiliser les fonctions de noyau à cette expression :

$$L := \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^l \alpha(\varepsilon + \xi_i - y_i + \langle \omega, x_i \rangle) + \quad (2.17)$$

$$b - \sum_{i=1}^l \alpha^*(\varepsilon + \xi_i^* - y_i + \langle \omega, x_i \rangle) - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \quad (2.18)$$

2.4.2.2 Le noyau

on peut rendre linéairement séparable un problème qui ne l'est pas dans l'espace initial, par une transformation des variables, voilà l'exemple suivant :

n°	x1	x2	y
1	4	7	-1
2	7	8	-1
3	5.5	6	-1
4	6	7	-1
5	7.5	6.5	-1
6	5.5	5	1
7	4	6	1
8	7	5.5	1
9	8.5	6	1
10	9	6.5	1

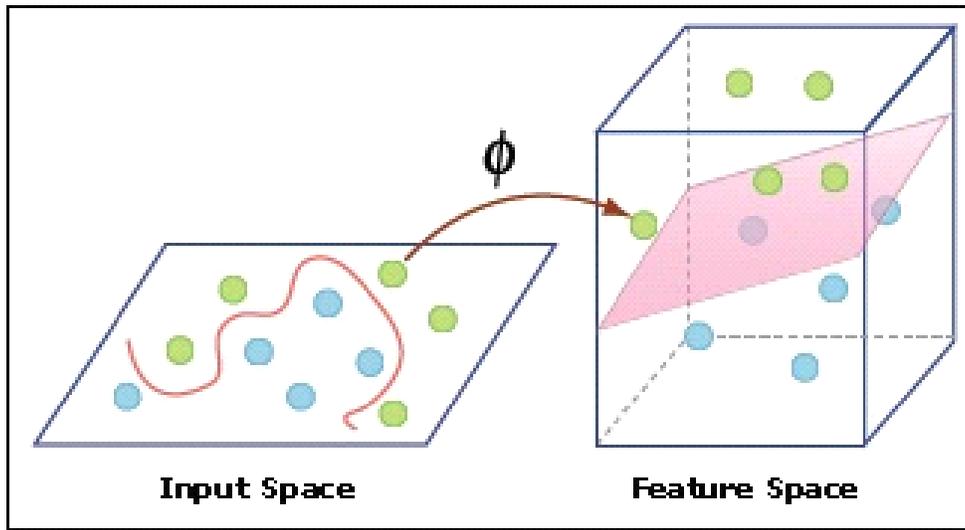


n°	z1	z2	y
1	16	28	-1
2	49	56	-1
3	30.25	33	-1
4	36	42	-1
5	56.25	48.75	-1
6	30.25	27.5	1
7	16	24	1
8	49	38.5	1
9	72.25	51	1
10	81	58.5	1

$$z_1 = x_1^2$$

$$z_2 = x_1 x_2$$

la fonction noyau au lieu de chercher un hyperplan dans l'espace des entrées passe d'abord dans un espace de représentation intermédiaire (feature space) de grande dimension



considerer le transformation quadratique (R^2 ver R^3) :

$$x = (x_1, x_2) \rightarrow \phi(x) = (x_1^2, \sqrt{2}x_1x_2, x_2^2) \quad (2.19)$$

Le problème et sa solution ne dépendent que des produits scalaires $\phi(x) \cdot \phi(x')$, on utilise de la formulation duale, pour optimiser le Lagrangien, nous devons calculer la matrice des ce produit scalaire pour chaque couple d'individus (i, i')

$$K(x_i, x_i') = \langle \phi(x_i), \phi(x_i') \rangle \quad (2.20)$$

La différence avec le cas linéaire est que w dans la fonction de séparation n'est plus donné explicitement. Notez également que dans le cas non linéaire, le problème d'optimisation correspond à la recherche de la fonction la plus plate dans l'espace des caractéristiques, et non dans l'espace d'entrée[] il existe plus d'un fonction de noyau et plus des théorème dépendent de l'espace primaire et la dimension de notre vecteur ω de , depuis l'optimisation il faut remplacer x par $k(x, x^*)$ dans l'expression dual, et faire la séparation linéaire

type	nom	$k(s, t)$
radial	gaussien	$\exp\left(-\frac{r^2}{\sigma}\right), r = \ s - t\ $
radial	laplacien	$\exp(-r/\sigma)$
radial	rationnel	$1 - \frac{r^2}{r^2 + \sigma}$
radial	loc. gauss.	$\max\left(0, 1 - \frac{r}{3\sigma}\right)^p \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma}\right)$
non stationnaire	χ^2	$\exp(-r/\sigma), r = \sum_k \frac{(s_k - t_k)^2}{s_k + t_k}$
projectif	polynomial	$(s^\top t)^p$
projectif	affine	$(s^\top t + \sigma)^p$
projectif	cosinus	$s^\top t / \ s\ \ t\ $
projectif	correlation	$\exp\left(\frac{s^\top t}{\ s\ \ t\ } - \sigma\right)$

FIGURE 2.12 – Exemples de noyaux

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté des notions importantes sur la transformation en ondelettes et la transformation en ondelette complexe à arbre double et leur utilisation dans l'évaluation objective de la qualité d'images, et la méthodes modernes d'apprentissage automatique qui permettent de résoudre des problèmes tant de classification que de régression à vecteurs de support(SVR).

Dans prochain chapitre, traite les détails de la conception, ainsi que la méthode et les outils utilisés pour la réalisation de notre application.

Implémentation et Résultats

3.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons étudié les différentes métriques d'évaluation de la qualité des images et plus précisément l'évaluation de qualité d'image sans références. Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, la mesure d'évaluation objective, basée sur des calculs mathématique. Ces types de méthodes sont simples et rapides puisque les observateurs humains (l'évaluation subjective) ne sont pas demandés. L'une des propriétés des mesures d'évaluations de la qualité d'image est la production des résultats qui sont en accord avec l'évaluation visuelle.

Dans ce chapitre, nous allons présenter une technique d'évaluation d'images sans référence. Notre projet s'intéresse à une méthode d'évaluation sans référence basée sur ondelettes complexes à double arbre utilisant les deux bibliothèques OpenCV et dtcwt. Nous allons utiliser la bibliothèque dtcwt pour vérifier notre résultats.

Pour évaluer l'efficacité de notre système nous allons calculer le DMOS prédit de notre méthode, puis nous mesurons la dépendance entre le DMOS calculé par notre méthode et DMOS dans la base LIVE par calcul du paramètre de corrélation PCC et SROCC.

3.2 Présentation des outils

3.2.1 Logiciels et bibliothèques

3.2.1.1 Python

Python [31] est un langage de programmation de haut niveau interprété et orienté objet. Il est très sollicité par une large communauté de développeurs et de programmeurs. Python est un langage simple et facile à apprendre.

Les bibliothèques de python sont disponibles pour la majorité des plateformes et peuvent être redistribués gratuitement.

3.2.1.2 OpenCv

OpenCV [32] (Open Computer Vision) est une bibliothèque graphique libre, initialement développée par Intel, spécialisée dans le traitement d'images en temps réel. La société de robotique Willow Garage et la société ItSeez se sont succédé au support de cette bibliothèque. Depuis 2016 et le rachat de ItSeez par Intel, le support est de nouveau assuré par Intel. Cette bibliothèque est distribuée sous licence BSD. NVidia a annoncé en septembre 2010 qu'il développerait des fonctions utilisant CUDA pour OpenCV. Elle propose la plupart des opérations classiques en traitement bas niveau des images :

- lecture, écriture et affichage d'une image ;
- calcul de l'histogramme des niveaux de gris ou d'histogrammes couleurs ;
- lissage,
- ltrage ;
- seuillage d'image (methode d'Otsu, seuillage adaptatif)
- segmentation (composantes connexes, GrabCut) .

3.2.1.3 dtcwt

La bibliothèque dtcwt [33] fournit une implémentation Python de la transformation en ondelettes complexe à double arbre 1, 2 et 3-D avec quelques algorithmes associés. Il contient une implémentation CPU pure qui utilise NumPy avec une implémentation GPU accélérée utilisant OpenCL.

3.2.2 Matériels

-	PC1	PC2
Modèle	Pc portable acer	Pc portable HP
CPU	Intel(R)i5-3317U 1.7GHz	Intel(R)i5-4227U 1.7GHz
Carte graphique	Intel(R)HD graphique 4000	Intel(R)HD graphique 5500
RAM	4GO	4GO
Disque dur	500GO	500GO
Système d'exploitation	windows 10 professionnel	windows 8.1

TABLE 3.1 – Tableau de matériel utilisé.

3.2.3 Environnement

IDLE [34] est un environnement de développement intégré pour le langage Python. Il n'est pas inclus dans le paquet Python pour de nombreuses distributions Linux. Il est intégralement écrit avec Python et la bibliothèque graphique Tkinter.

IDLE signifie « Integrated DeveLopment Environment » (« environnement de développement intégré », en français) selon Guido van Rossum, D'autre part, Python étant

ainsi appelé en référence à la troupe de comiques britanniques Monty Python, le nom IDLE pourrait être une référence à Eric Idle, un membre fondateur de la troupe.

3.2.4 Base d'images

Pour pouvoir vérifier les performances de l'algorithme DTCWT et le comparer avec celui de l'index DMOS, nous avons besoin d'une base de données d'images notées contenant une variété d'informations sur l'image et un certain nombre de distorsions d'image différentes.

Pour nos tests d'évaluation d'algorithmes, nous avons utilisé la base d'images LIVE [35], une base de données d'évaluation de la qualité d'image. La base de données se compose de 982 subjectivement images marquées créées en déformant 29 images de référence haute résolution avec un variété de distorsions à différents niveaux. Les images de référence sont RVB 24 bits / pixels des images en couleur. Les distorsions utilisées pour construire la base de données sont la compression JPEG2000, JPEG compression, bruit blanc, flou gaussien et erreurs de transmission dans le bit JPEG2000 flux en utilisant un modèle de canal Rayleigh à évanouissement rapide.

3.3 Détails de l'expérience

Pour vérifier les performances de notre système et pour tester l'effet du remplacement de la transformée ondelettes, initialement utilisée avec l'algorithme, par le DT-CWT, Proposer par Wei Zhang¹, Xiaochun Zhong, [46] La plupart des informations de structure sont extraites dans les sous-bandes de détail DT-CWT, laissant une version floue et sous-échantillonnée de l'image dans la sous-bande passe-bas. Pour notre analyse, tous les résultats de similarité de structure, issus des différents algorithmes, ont été convertis en résultats de qualité de différence. Les valeurs sont obtenues en ajustant l'échelle de l'indice de qualité pour qu'elle corresponde à celle des valeurs DMOS. L'indice de qualité passe ainsi d'une qualité maximale de 80 et d'une qualité minimale 20.

Afin de pouvoir comparer les performances l'implémentations de DT-CWT, nous avons décidé de calculer les coefficients de corrélation entre la median de notre résultats de l'algorithmes et les valeurs DMOS de la base de données subjective. nous allons utilisé Le coefficient de corrélation Pearson Correlation Coefficient (PCC) et le coefficient de corrélation des rangs de Spearman (ROCC).

3.3.1 Présentation de l'application

Pour calculé DMOSs de l'évaluation subjective, nous avons utilisé le DTCWT et la transformée à trois niveaux dyadiques de décomposition multirésolution avec quatre orientations chacun. Cette carte de décomposition des deux transformations est conform avec le nombre de niveaux de résolution et de sous-bandes.

l'importation des image a partir des fichier de live data faut être d'un façon ordonnée, pour la transformation on met 2d dimension rgb d'image ou 2 matrice de niveau de grey

Nous utilisons un double d filterse biorthogonal utilisé pour le premier niveau de DTCWT. Proposer par Marc Antonini, Michel Barlaud [47].Le Q-shift filters pour l'ementatios de 2 eme niveau c'est un 1d tab (H_L). nous allons imports les images avec cv2 avec un transformation ver un 1d tableau et un rotationde ce tableau pour le 2d dtcwt. Les subbands est un liste des tableau complex Pour les courb un fonction choiser 29 indice avec I jnombre des images degradeej avec la distortion selection Fair pour chaque image un listes des energies.

3.3.1.1 Type de déformations

Cinq types de déformations ont été choisies afin de dégrader les images. Ces types peuvent se produire dans des applications réelles. Les types de déformation sont (voir figure 3.1) : la compression sous format JPEG ($JPEG_1, PEG_2$: 233 images), la compression sous format JPEG2000 ($JP2K_1, JP2K_2$: 227 images), Bruit gaussien blanc additif dans les composantes RVB (WN : 174 images), flou gaussien dans les composantes RVB (Gblur : 174 images), et erreurs de transmission dans JPEG2000 (FF : 174 images). Ces déformations reflètent une large gamme de dégradations d'image, à partir du lissage, à la déformation structurée, et de bruit aléatoire.

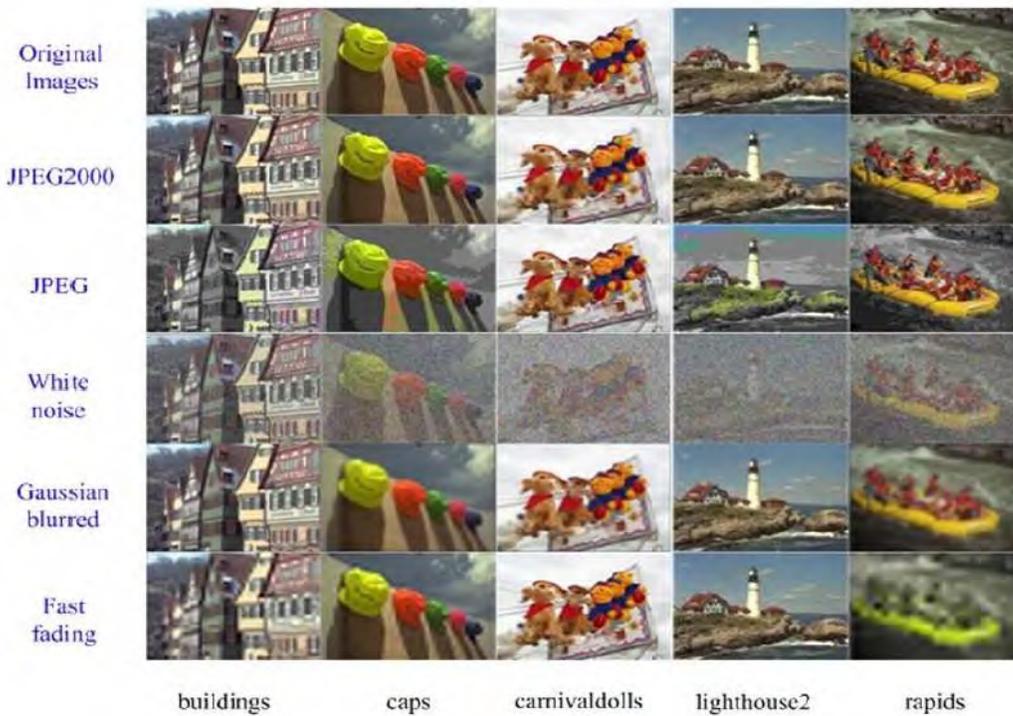


FIGURE 3.1 – Images échantillons et leurs versions déformées

3.3.1.2 Scores de DMOS

Scores de DMOS La procédure de calcul des scores de DMOS est semblable à celle des scores de MOS, sauf que les points bruts sont convertis la première fois en points de qualité de différence entre les images déformées et leurs images correspondantes de référence

$$d_j^i = r_{iref(i)} - r^i j \quad (3.1)$$

Où $r_{iref(i)}$ sont les points bruts de qualité assignés par l'observateur i à l'image de référence correspondant à l'image déformée j .

3.3.1.3 Nombre réel et imaginaire apartir DT-CWT

En étendant la transformée DT-CWT à des dimensions plus élevées, la sélectivité de direction est ajoutée à la propriété d'invariance de quasi-décalage de la transformée. En 2-D, la transformée est capable de séparer les différentes orientations des bords en différentes sous-bandes.

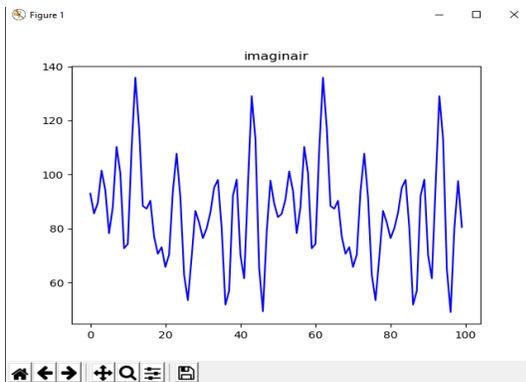


FIGURE 3.2 – nombres imaginaire

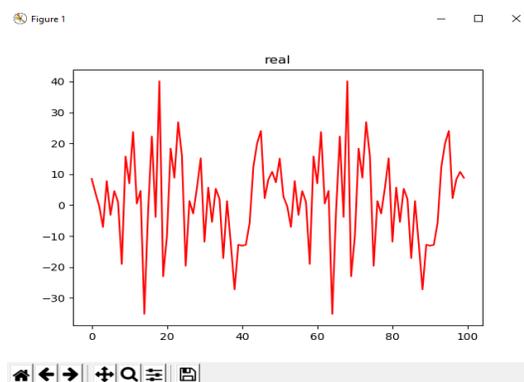


FIGURE 3.3 – nombres réel

3.3.1.4 Extraction d'énergie dans le domaine DTCWT

Comme mentionné précédemment, DTCWT est meilleur que DWT dans de nombreux aspects, utilisé donc le DTCWT dans l'expérience. Avant de calculer les caractéristiques d'une image, d'abord décomposée sur trois échelles par DTCWT. Comme les sous-bandes basse fréquence d'échelle grossière sont légèrement affectées par la distorsion, nous ne considérons que les sous-bandes haute fréquence d'échelles plus fines, chaque échelle a 12 sous-bandes - 6 sous-bandes réelles et 6 sous-bandes imaginaires. En conséquence, extrayons l'énergie de chaque sous-bande en tant que fonctionnalités de statistiques de scène naturelle. Alors calculer l'énergie en utilisant :

$$E = \frac{1}{N} \sum \log_2 | X |$$

$$(3.2)$$

où E représente l'énergie de chaque sous-bande, X représente le coefficient de chaque sous-bande, et N est la taille de la sous-bande qui est calculée.

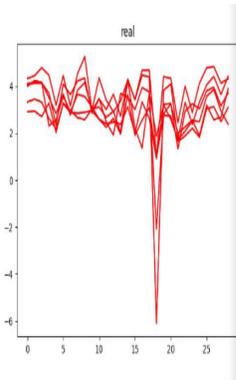


FIGURE 3.4 – (a) l'image référence

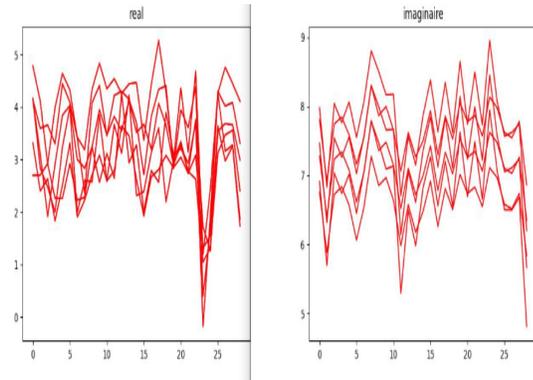


FIGURE 3.5 – (b)jp2k

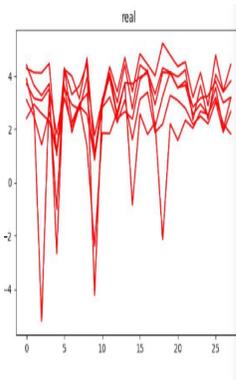


FIGURE 3.6 – (c) jpeg

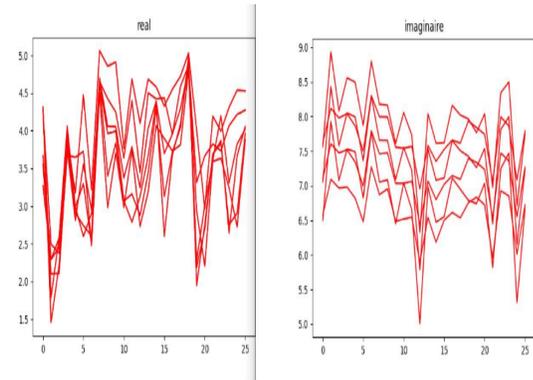


FIGURE 3.7 – (d) wn

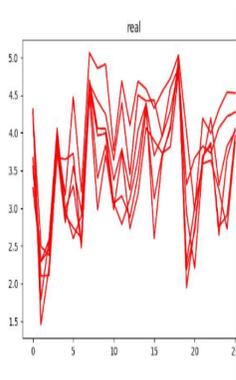


FIGURE 3.8 – (e) gblur

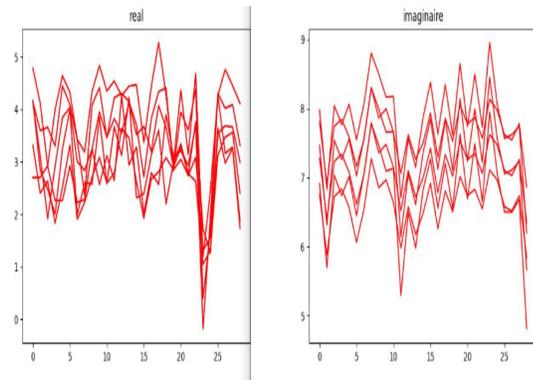


FIGURE 3.9 – (f) ff

3.3.1.5 Apprentissage

Chaque image dégradée dans la base est caractérisé par le vecteur des energies obtenue et sa valeur Dmos correspondant ,dans l'apprentissage on utilise le vecteur des energies pour

calculer la qualité subjective (Dmos) d'un image passe a un regressor SVR (sklearn SVR) avec un fonction noyau de base radial,chaque on choiser 23 image aleatoirement pour l'apprentissage et faire le test avec 6 autre image ,pour calculer l'efficacité on utilise les facteur de corrélation srcc et Pcc entre les valeur dmos obtenues et les valeurs dmos de l'évaluation subjective

3.3.1.6 PCC

Il détermine la corrélation (X de notre methode et Y de l'évaluation subjective DMOS), une grande valeur de PCC (proche à 1) indique une bonne précision de prédiction.

3.3.1.7 SROCC

La corrélation croisée est parfois utilisée en statistique pour désigner la covariance des vecteurs aléatoires X (resultat de notre algorithm) et Y(DMOS), afin de distinguer ce concept de la «covariance» d'un vecteur aléatoire, laquelle est comprise comme étant la matrice de covariance des coordonnées du vecteur.(proche à 1) indique une bonne précision de prédiction.

3.4 Résultats et Discussion

Dans cette partie, nous exposons les résultats obtenus par notre implémentation de la méthode de transformation ondelettes arbre double. Après avoir présenté notre résultat nous avons faits une comparaison avec des méthodes ceux qui exposés dans la littérature.

Méthode	JP2K	JPEG	WN	Gblur	FF	ALL
PSNR [19]	0.896	0.986	0.978	0.783	0.890	0.876
SSIM [20]	0.937	0.970	0.978	0.874	0.943	0.948
MS-SSIM	0.969	-	0.984	-	-	0.951
IFC	0.903	0.905	0.958	0.961	0.961	0.926
PIH-IQA [53]	0.948	0.947	0.928	0.959	0.964	0.949
Notre proposition	0.913	0.911	0.8119	0.858	0.908	0.898

TABLE 3.2 – Comparaison de la performance de méthodes d'évaluation de la qualité d'image avec PCC.

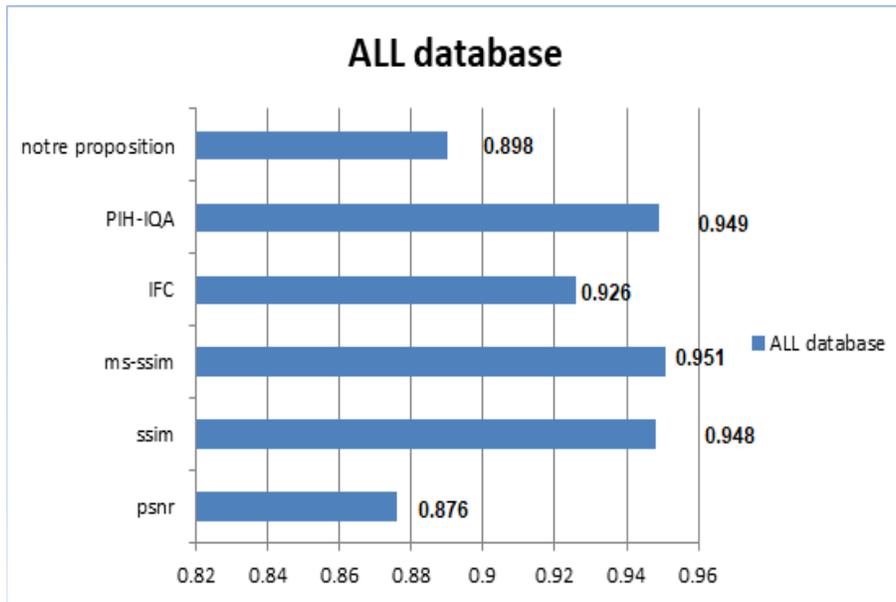


FIGURE 3.10 – Coefficient de corrélation PCC

Le tableau 3.2 et la figure 3.10 représente une comparaison de notre méthode avec celui de cinq autres méthodes (PSNR, SSIM, MS-SSIM, IFC et PIH-IQA) dans les cinq distorsions (JP2K, JPEG, WN, Gblur et FF) et à la fin avec le cas de toutes la base (ALL). A travers les résultats présentés dans le tableau, nous pouvons remarquer que notre méthode à été meilleur par rapport à deux méthodes sur cinq dans le cas de JP2K. Avec la distorsion JPEG trois sur cinq méthodes sont meilleur par rapport à notre proposition mais la méthode MS-SSIM ne fonction pas avec ce type de distorsion. Dans le cas des deux distorsion WN et Gblur les résultats obtenus par notre méthode sont mauvais par rapport a les cinq autres méthodes et aussi dans le dac de FF la méthode et bon par rapport à une seule méthode. En général dans le cas (ALL) notre implémentation a donnée des bons résultats par rapport au cinq méthodes données.

Méthode	JP2K	JPEG	WN	Gblur	FF	ALL
BRISQUE [48]	0.9139	0.9647	0.9786	0.9511	0.8768	0.9395
BLIINDS-II [49]	0.9506	0.9419	0.9783	0.9435	0.8622	0.9202
DIIVINE[50]	0.9130	0.9100	0.9840	0.9210	0.8630	0.9160
NSS-GS [51]	0.9380	0.9117	0.9450	0.9360	0.9130	0.9290
CurveletQA [52]	0.9376	0.9000	0.9876	0.9650	0.9005	0.9303
DWTE	0.9123	0.9390	0.9062	0.8932	0.8590	0.8655
Notre proposition	0.9154	0.89146	0.8475	0.8469	0.8912	0.9184

TABLE 3.3 – Comparaison de la performance de méthodes d'évaluation de la qualité d'image avec SROCC.

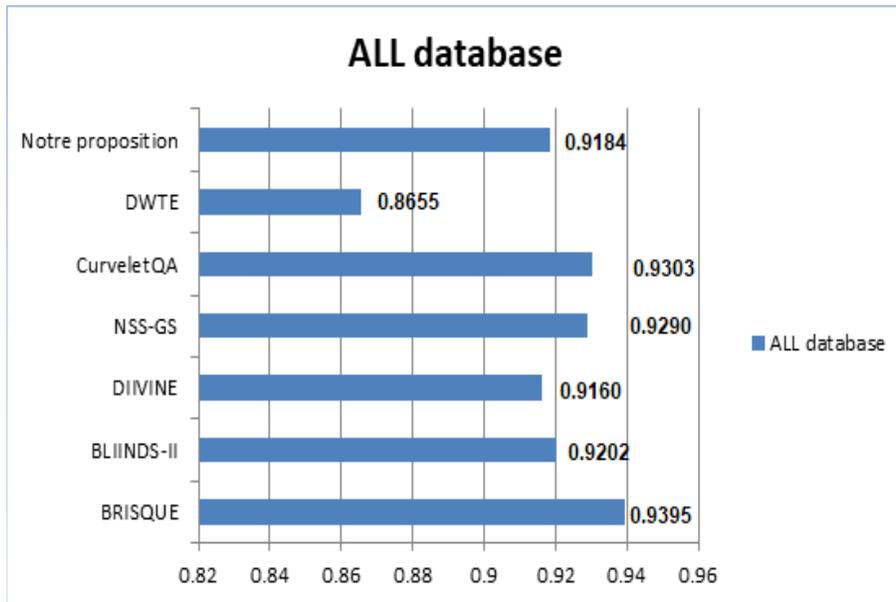
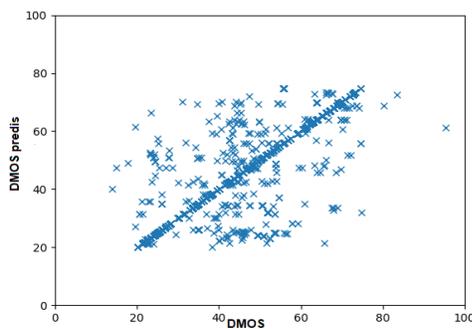
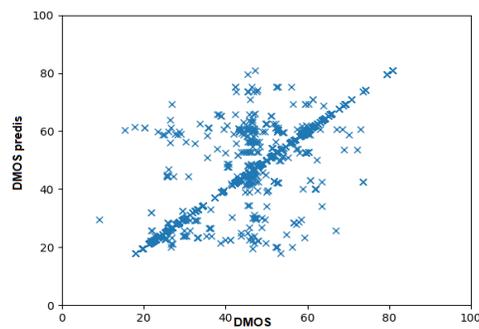


FIGURE 3.11 – Coefficient de corrélation SROCC

Coefficient de corrélation des rangs de Spearman (ROCC), Cette mesure est considérée comme une mesure de la monotonie de prédiction. Une valeur maximale de ROCC indique une meilleure monotonie de prédiction. Nous remarquons d'après la figure 3.11 et le tableau 3.3 que la valeur globale ROCC CurveletQA est la plus grande valeur (0.9876). Ceci indique que CurveletQA a la meilleure évaluation local de destorsion wn. nous avons remarque que notre méthode a des bon resultat dans le cas au la destorsion jp2k (0.9154) et jpeg (0.89146) aussi dans le cas au utilisé tout la base d'image (ALL) (0.9184), mais on a des movause resultat au cas wn (0.8469).



(a)jp2k



(b) jpeg

FIGURE 3.12 – Graphe deDMOS de base contre Dmos predis pour les images (a),(b)

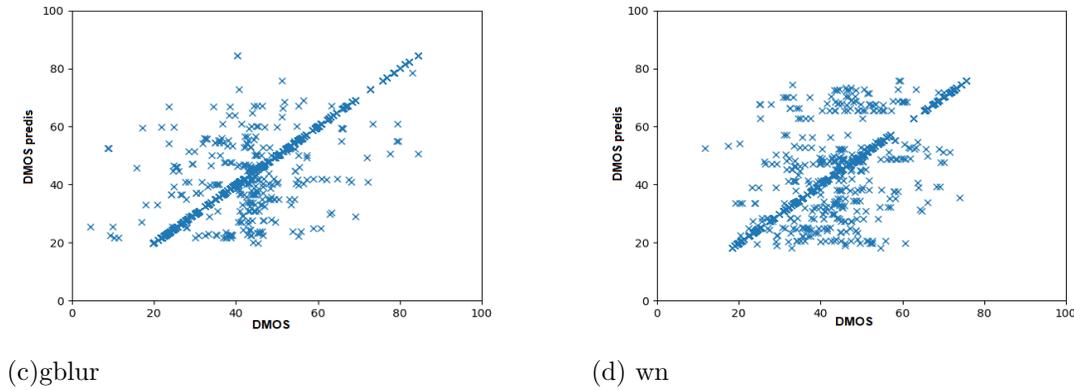


FIGURE 3.13 – Graphe de DMOS de base contre Dmos predis pour les images (c),(d)

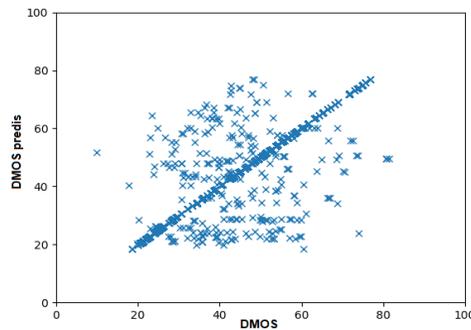


FIGURE 3.14 – Graphe de DMOS de base contre Dmos predis pour les images ff

Dans les figures 3.12, 3.13 et 3.14, le gain représente la déférence entre le DMOS et le PCC est 50% des résultats sont les même avec les deux cas utilisant les images (a, b, c, d et f).

3.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode d'évaluation objective de la qualité d'image sans référence basée sur la transformation ondelettes cmplex arbre double (DT-CWT). Pour cela nous avons utilisé le calcul d'énergie et le SVR. Nous avons aussi présenté les différents résultats obtenus en terme de qualité subjective des images, de précision et d'erreur. Nous avons aussi calculé corrélation PCC pour évaluer l'efficacité de notre système. Le résultats présentées ont montré l'efficacité remarquable de cette technique.