

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Mohamed Sadik Benyahia de Jijel  
Faculté des Sciences Exactes et informatique  
Département d'Informatique



*Mémoire de fin d'étude*  
*pour obtention du diplôme Master de*  
*Recherche en Informatique*

*Option : Intelligence Artificiel*

Thème

Evaluation aveugle de qualité des  
images fixes

Présenté par :

Fentazi Mohamed Lamine.

Bouzit Omar.

Encadré par :

Mehrouk Zahir .

Promotion : 2020.

## *\* Remerciements \**

*\* Nos remerciements toutes les personnes qui m'ont soutenu de près ou de loin dans la réalisation de ce travail.*

*\* Nos remerciements en particulier Mr Mahrouk Zahir pour la confiance qu'il a placée à nous, pour ses conseils avisés et son aide précieuse qui m'ont éclairé le chemin et dont ce travail est la concrétisation .*

*\* Nos remerciements également l'ensemble de mes enseignants auprès desquels j'ai beaucoup appris durant ces cinq dernières années de formation.*

*\* Nos remerciements également l'ensemble de mes enseignants auprès desquels j'ai beaucoup appris durant ces cinq dernières années de formation.*

*\* En fin, nous adressons notre plus sincères remerciements à nos amies, qui nous ont toujours soutenu et encouragé.*

*\* Dédicaces \**

*Merci mon Dieu de m'avoir donné la santé, la capacité d'écrire et de réfléchir, La force d'y croire et La patience d'aller jusqu'au bout de ce mémoire.*

*Je dédie ce ce mémoire*

*\* A mon très cher Père et A ma chère Mère .*

*\* A mes soeurs et leur enfants, mes Beaux-frère HAKIM et LOTFI et a ceux qui me donnent de lâ<sup>TM</sup>amour et de la vivacité.*

*\* A tous mes chère amis et frères Amar.H, Amir.B, Ilyas.B,*

*\* A tous mes collègues á l'université said.H, Mouad.B, Hani.Z, Fouad.Z, Mohamed.M. Et Sans oublier mon binom Omer.B*

*\* A tous ceux que j'aime je dédie ce travail.*

*Med-LAMINE.F*

*\* Dédicaces \**

*Je dédie ce modeste travail*

*\* A mes chers parents mes soeurs mes Beaux-frère et leur enfants.*

*\* A tous mes enseignants pendant ma carrière académique*

*\* A tous mes chère amies et frères Abdellah.B, Samir.KH, Sami issam.KH,  
Mohamed.Z,*

*\* A tous mes collègues á l'université Mouad.B, Hani.Z, Fouad.Z, Housseem.A,  
Mohamed.M, Oussama.A ,Hichem.B*

*\* A tous mes collègues Bac 2013 Bedro.B ,Salah.F , Yasser.Dj et  
Housseem.B.*

*\* A tous les amis qui me connaissent de prés ou de loin .*

*\* A tous ceux que j'aime je dédie ce travail.*

*Omar.B*

## Résumé

Dans ce travail nous avons intéresser par l'évaluation objective des images plus particulièrement l'évaluation objective sans référence, pour cela on a utilisé une méthode simple basé sur la transformation ondelettes complex à arbre double avec la régression à vecteurs de support(SVR). La plupart des informations de structure sont extraites dans les sous-bandes de détail DT-CWT. 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.La base des images utilisé est la base d'images LIVE.

Pour montrer l'efficacité de notre l'implémentations de DT-CWT, nous avons utilisé de calculer les coefficients de corrélation entre la median de notre resultats 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).

Ce mémoire est divisé en trois chapitres, le premier sur les différents type de dégradation qui peut affecter une image, et aussi présente les deux types d'évaluation (subjective et objective) et le système visual Human SVH, le deuxième explique la transformation ondelettes et la DT-CWT et le SVR, et le dernier présente l'implémentation, et les résultats obtenues et leur discussion.

**Mots clés : Évaluation de la qualité d'image, évaluation objective, la transformation ondelettes, DT-CWT, Pearson Correlation Coefficient , coefficient de corrélation des rangs de Spearman.**

## **Abstract**

In this work we are interested in the objective evaluation of images, more particularly the objective evaluation without reference, for this we used a simple method based on the double tree complex wavelet transformation with support vector regression (SVR). Most of the structural information is extracted in the DT-CWT detail sub-bands. The values are obtained by adjusting the quality index scale so that it corresponds to that of the DMOS values. The quality index thus goes from a maximum quality The image base used is the LIVE image base.

To show the efficiency of our DT-CWT implementation, we used to calculate correlation coefficients between the median of our algorithm results and the DMOS values of the subjective database. We will use the coefficient Pearson Correlation Coefficient (PCC) and Spearman Rank Correlation Coefficient (ROCC).

This memory is divided into three chapters, the first one on the different types of degradation which can affect an image, and also presents the two types of evaluation (subjective and objective) and the Visual Human SVH system, the second one explains the wavelet transformation and the DT-CWT and the SVR, and the last one presents implementation, and the results obtained and their discussion.

**Keywords : image quality evaluation, IQa, objective evaluation, wavelet transformation, DT-CWT, Pearson Coefficient Correlation, Spearman rank correlation coefficient.**

# Table des matières

Table des matieres	i
Liste des tableaux	iii
Liste des figures	v
Liste des abréviations	vi
Introduction générale	1
<b>1 La qualité d'image</b>	<b>3</b>
1.1 Introduction . . . . .	3
1.2 Image et qualité . . . . .	3
1.3 Différents types de dégradations . . . . .	3
1.3.1 Effet de bloc . . . . .	4
1.3.2 Effet de sonnerier "ringing" . . . . .	4
1.3.3 Le flou . . . . .	4
1.3.4 Bruit . . . . .	6
1.4 Evolution des techniques de mesure . . . . .	7
1.4.1 Evaluation subjective . . . . .	7
1.4.1.1 Facteurs influents . . . . .	7
1.4.1.2 Protocoles suivis . . . . .	8
1.4.1.3 MOS "Mean Opinion Score" . . . . .	10
1.4.2 Evaluation objective : . . . . .	11
1.4.2.1 Evaluation d'images fixes avec référence complète . . . . .	12
1.4.2.2 Evaluation d'images fixes avec référence réduite . . . . .	15
1.4.2.2.1 L'extraction des caractéristiques . . . . .	16
1.4.2.3 Evaluation d'images fixes sans référence . . . . .	16
1.4.2.4 Paramètres d'analyse comparative . . . . .	18
1.4.3 Mesures inspirées du Système Visuel Humain . . . . .	19
1.4.3.1 Caractéristiques du Système Visuel Humain . . . . .	19
1.4.3.2 Méthodes basées sur SVH . . . . .	20
1.5 Conclusion . . . . .	20

<b>2</b>	<b>Dual-Tree transformation en ondelettes complexe</b>	<b>21</b>
2.1	Introduction . . . . .	21
2.2	Transformation en ondelette . . . . .	21
2.3	Transformation ondelettes complex arbre double . . . . .	24
	2.3.0.3 Évaluation de la qualité de l'image à l'aide de l'Ondelettes complexes à arbre double . . . . .	26
	2.3.0.4 Conception du filtre pour DT-CWT . . . . .	26
2.4	la régression à vecteurs de support(SVR) . . . . .	28
	2.4.1 les problème linéairement séparable . . . . .	30
	2.4.2 les problème linéairement non-separable : . . . . .	31
	2.4.2.1 L'expression Dual . . . . .	31
	2.4.2.2 Le noyau . . . . .	32
2.5	Conclusion . . . . .	34
<b>3</b>	<b>Implémentation et Résultats</b>	<b>35</b>
3.1	Introduction . . . . .	35
3.2	Présentation des outils . . . . .	35
	3.2.1 Logiciels et bibliothèques . . . . .	35
	3.2.1.1 Python . . . . .	35
	3.2.1.2 OpenCv . . . . .	36
	3.2.1.3 dtcwt . . . . .	36
	3.2.2 Matériels . . . . .	36
	3.2.3 Environnement . . . . .	36
	3.2.4 Base d'images . . . . .	37
3.3	Détails de l'expérience . . . . .	37
	3.3.1 Présentation de l'application . . . . .	37
	3.3.1.1 Type de déformations . . . . .	38
	3.3.1.2 Scores de DMOS . . . . .	39
	3.3.1.3 Nombre réel et imaginaire apartir DT-CWT . . . . .	39
	3.3.1.4 Extraction d'énergie dans le domaine DTCWT . . . . .	39
	3.3.1.5 Apprantissage . . . . .	40
	3.3.1.6 PCC . . . . .	41
	3.3.1.7 SROCC . . . . .	41
3.4	Résultats et Discussion . . . . .	41
3.5	Conclusion . . . . .	44
	<b>Conclusion générale</b>	<b>45</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>47</b>



# Liste des tableaux

1.1	Echelle d'évaluation de qualité d'image. . . . .	9
1.2	Échelle représentative d'un protocole double stimulus. . . . .	10
1.3	Échelle représentative d'un protocole comparatif. . . . .	10
3.1	Tableau de matériel utilisé. . . . .	36
3.2	Comparaison de la performance de méthodes d'évaluation de la qualité d'image avec PCC.	41
3.3	Comparaison de la performance de méthodes d'évaluation de la qualité d'image avec SROCC.	42

# Table des figures

1.1	Exmple d'effet de bloc . . . . .	4
1.2	Exemple de Effet de ringing . . . . .	4
1.3	Exemple d'un image flou . . . . .	5
1.4	Exemple de flou mouvement . . . . .	5
1.5	Exemple de flou perte d'informations . . . . .	6
1.6	Exemple de flou volontaire . . . . .	6
1.7	Méthodes à simple stimulus . . . . .	9
1.8	Méthodes à double stimulus . . . . .	10
1.9	Qualité d'image objective : les différentes approches . . . . .	12
1.10	Diagramme du système de mesure de similarité structurelle (SSIM . . . . .	13
1.11	Structure d'évaluation de qualité avec référence réduite. . . . .	16
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 . . . . .	23
2.2	Exemple de décomposition de l'image sur deux niveaux . . . . .	23
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. . . . .	24
2.6	L'hyperplan optimal passe « au milieu » entre les données sans préférence pour une classe ou une autre( le séparateur de marge maximale) . . . . .	29
2.7	vecteurs de support . . . . .	29
2.8	Trois points dans un plan . . . . .	30
2.9	Le réglage de la perte de marge douce correspond pour une machine SV linéaire	31
2.10	Exemple de simple SVR et SVR avec des variables de marge . . . . .	31
2.11	solution svr avec différentes commandes(niveau) . . . . .	32
2.12	Exemples de noyaux . . . . .	34
3.1	Images échantillons et leurs versions déformées . . . . .	38
3.2	nombres imaginaire . . . . .	39
3.3	nombres réel . . . . .	39
3.4	(a) l'image référence . . . . .	40
3.5	(b)jp2k . . . . .	40

---

3.6	(c) jpeg . . . . .	40
3.7	(d) wn . . . . .	40
3.8	(e) gblur . . . . .	40
3.9	(f) ff . . . . .	40
3.10	Coefficient de corrélation PCC . . . . .	42
3.11	Coefficient de corrélation SROCC . . . . .	43
3.12	Graphe deDMOS de base contre Dmos predis pour les images (a),(b) . . . . .	43
3.13	Graphe de DMOS de base contre Dmos predis pour les images (c),(d) . . . . .	44
3.14	Graphe de DMOS de base contre Dmos predis pour les images ff . . . . .	44

√

# Liste des abréviations

**DT-CWT** Dual-Tree Complex Wavlet Transform **SVR!** (**SVR!**)Support Vector Regression  
**DCT** Discrete Cosinus Transformation  
**GOP** Group Of Pictures  
**DCT** Discrete Cosinus Transformation  
**RLC** Run Length Coding  
**ITU** Information Telecommunication Union  
**DSCQS** Double Stimuli Continuous Quality Scale  
**DSIS** Double Stimulus Impairment scale  
**SSCQE** Single Stimulus Continuous Quality Evaluation  
**MOS** Mean Opinion Score  
**PSNR** Peak Signal Noise Ratio  
**EQM** Erreur Quadratique Moyenne  
**SNR** Signal Noise Ratio  
**SSIM** Structural SIMilarity  
**CW-SSIM** Complexe Wavelet SSIM  
**MS-SSIM** Multi-scale Structural Similarity  
**SVH** Système Visuel Humain  
**ANNs** Artificial Neural Networks  
**NSS** Natural Scene Statistics  
**BIQI** Blind Image Quality Index  
**GGD** generalized gaussian distribution  
**SVM** Support Vector Machine  
**JPEG** Joint Photographic Experts Group  
**DIIVINE** Distortion Identification-based Image Verity and INtegrity Evaluation  
**BLIINDS** BLind Image Integrity Notator using DCT Statistics  
**GSM** Gaussian Scale Mixture

**CNN** Convolutional Neural Network  
**DNN** Deep Neural Network  
**DoG** difference of Gaussians  
**PCC** Pearson Correlation Coefficient  
**SCC** Spearman Correlation Coefficient  
**RMSE** Root Mean Square Error  
**PMC** Perceptron Multi-Couche  
**IA** Intelligence Artificielle  
**ReLU** Rectified Linear Unit  
**DAE** Denoising AutoEncoder  
**ML** Machine Learning  
**DL** Deep Learning  
**CPU** Central Processing Unit  
**GPU** Graphics Processing Unit  
**MSE** Mean Square Error

# Introduction générale

Avec le développement des technologies de la communication et des médias, les images ont un rôle important dans nos vies, en particulier dans les services multimedias , mais leurs utilisations dépendent de leurs qualités. Les images numériques sont affectées par plusieurs déformations pendant l'acquisition, le traitement, la compression, le stockage la transmission et la reproduction.

Il existe deux mesures de l'évaluation la qualite d'une image. La premiere consiste a mener des tests subjectifs. Ces tests exigent un équipement approprié et des protocoles normalisés qui permettent de coopérer, échangés et comparé les résultats fournis par différents laboratoires. Elle est effectuée par des observateurs humains. Le groupe de travail inclut des observateurs non experts et des observateurs experts. Un observateur non expert focalise son attention sur la vue globale, mais un observateur expert peut se concentrer sur les détails. Les résultats de ces tests représentent la référence dans l'évaluation de la qualité. Toutefois ces tests sont lourds à mettre en oeuvre, chers et surtout très longs et ne constituent donc pas une solution pratique pour les différents opérateurs.

Pour éviter un tel inconvénient, les métriques perceptuelles (méthodes objectives) représentant la deuxième alternative, ont pour objectif de définir des mesures de qualité qui soient fortement corrélées aux notes de qualité qu'aurait donnée un ensemble d'observateurs. On distingue trois grandes familles de méthodes objectives, les mesures avec référence qui sont utilisées pour estimer la qualité entre deux images, l'originale et sa version dégradée, les mesures avec référence réduite qui nécessite uniquement certaines caractéristiques de l'image originale, et les mesures sans référence ou l'image dégradée est la seule donnée nécessaire. De plus, aucune information a priori n'est généralement exploitée, ainsi ces mesures restent les moins développées.

Dans cette thèse, nous proposons d'utiliser la transformée en ondelettes complexe à deux arbres (DT-CWT) avec la régression à vecteurs de support(SVR) pour l'évaluation de la qualité de l'image. Nous présentons également une mesure l'évaluation de la qualité d'image sans référence (ne besoin pas l'image original).nous avons utilisé la base de données d'images LIVE pour tester et évaluer la parformance de la méthode basé sur DT-CWT par rapport à d'autres algorithmes. Les résultats de nos tests ont indiqué a de bonnes performances dans l'évaluation de la qualité des images, l'utilisation du DT-CWT augmentant sa précision de prédiction de la qualité.

Notre objective est de faire une évaluation sans référence, sans aucune intervention hu-

maine et dont l'évaluation est proche du jugement humain. Cette méthode peut éliminer le besoin d'une étude coûteuse de l'évaluation subjective aussi le besoin d'une image originale.

## **Organisation du mémoire**

Nous avons organisé notre mémoire en trois chapitres :

- ✓ Dans le premier chapitre nous allons présenter les différents types de dégradation et les différents protocoles nécessaires pour effectuer une évaluation subjective ainsi que les trois approches d'évaluation objectives, avec référence, avec référence réduite et sans référence. ou, le bruit.
- ✓ Le deuxième chapitre est consacré à la description générale de transformation ondelettes et la transformation ondelette complex à arbre double (DT-CWT) et régression à vecteurs de support(SVR).
- ✓ Le troisième chapitre décrit les détails de notre technique utilisant DT-CWT avec le SVR, La technique est testée sur la base d'image LIVE.

# La qualité d'image

## 1.1 Introduction

Le traitement d'images est une discipline des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, pour améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information.

L'idée de l'évaluation de la qualité d'image a commencé par l'invention des premiers instruments optiques, le télescope optique et le microscope. Ce concept appartient encore aux jours de la photographie, 1860-1930, cependant le développement de la télévision, 1935-1955, avance avec l'image numérique jusqu'à, aujourd'hui.

Dans ce chapitre nous étudions les différents types de dégradations, et nous allons parler de deux manières de mesure de la qualité des images : subjective et objective.

## 1.2 Image et qualité

Actuellement, l'évaluation de la qualité d'image est très demandée dans diverses applications de communications multimédias. Différents traitements de codage et de compression subis par les images, ainsi que l'impact des réseaux de communications qui sont traversés durant la transmission des données multimédias, introduisent des distorsions dans l'image et altèrent sa qualité.

La qualité d'image pour la plupart est déterminée par la résolution et un équilibre de couleurs qui se nomme habituellement contraste. La résolution se rapporte à la quantité de détails dans une image. Habituellement plus il y a de détails dans une image, plus la résolution est haute.[14]

## 1.3 Différents types de dégradations

L'image numérique peut subir plusieurs dégradations ou distorsions, nous allons présenter les différents types de dégradation et donner des exemples, dont les plus connues sont le bruit, l'effet de bloc, l'effet de flou et l'effet de sonnerie.



### 1.3.1 Effet de bloc

L'effet de bloc est la conséquence d'un découpage de l'image en blocs et leur traitement de façon indépendante. C'est généralement le principal source d'erreur lors de la compression JPEG. Il se manifeste généralement au niveau des frontières entre les blocs et apparaît comme des contours verticaux et horizontaux dont la visibilité dépend fortement de la distribution spatiale du signal image [3]. En effet, tous les blocs sont encodés indépendamment les uns des autres. Il fait créer une discontinuité facilement perceptible par l'œil humain.

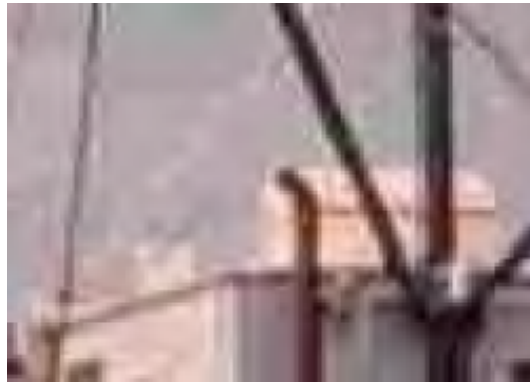


FIGURE 1.1 – Exemple d'effet de bloc

### 1.3.2 Effet de sonnerier "ringing"

Effet de ringing, Communément appelé 'Gibbs' est associé à l'apparition des oscillations proximités des régions à fort contraste. Cet artefact est la conséquence directe de la quantification des coefficients hautes fréquences. Sa visibilité est accrue le long des contours à fort contraste proches des zones homogènes et dépend fortement de la valeur du contraste [13].



FIGURE 1.2 – Exemple de l'effet de ringing

### 1.3.3 Le flou

Mauvaise quantification où les coefficients de basses fréquences sont favorisés par rapport aux coefficients en hautes fréquences, toutes les informations liées au détail sont donc

atténuées ou supprimées, même si le contenu d'image reste compréhensible mais les bords des objets ou les hautes fréquences représentant les contours sont réduites ce qui cause un effet de flou.



FIGURE 1.3 – Exemple d'un image flou

Ce type d'erreur qui apparaît principalement dans la compression JPEG et JPEG2000 d'où la perte de netteté de l'image. Il existe plusieurs types de flou dans les images, dont :

- ✓ **Le flou au niveau de l'acquisition** : Le flou peut provenir d'une erreur de manipulation du matériel d'acquisition telle qu'une mauvaise focalisation ou un bougé.
- ✓ **Le mouvement** : Un objet qui se déplace à grande vitesse peut produire un effet de flou sur l'image. Ce type de flou est aussi lié aux limitations du matériel de capture.

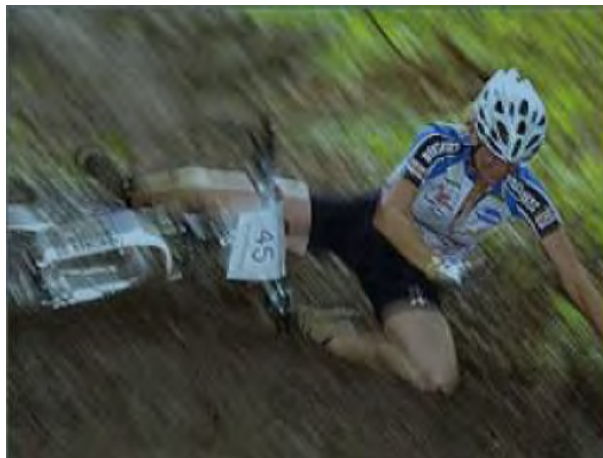


FIGURE 1.4 – Exemple de flou mouvement

- ✓ **La perte d'informations** : La perte d'information le long des canaux de transmission est aussi une cause d'apparition de flou dans l'image.

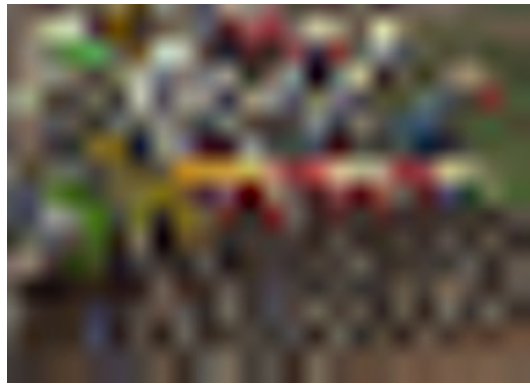


FIGURE 1.5 – Exemple de flou perte d'informations

- ✓ **Le flou volontaire** : Il peut aussi s'agir d'un flou volontairement ajouté à des fins artistiques, permettant ainsi de faire ressortir certaines zones de l'image au détriment d'autres [14].



FIGURE 1.6 – Exemple de flou volontaire

### 1.3.4 Bruit

On peut définir le bruit comme étant un signal qui dégrade la qualité d'une image, provoqué par une perturbation externe. dans le cas de la transmission d'une image par voie électronique( via le satellite ou la transmission sans fil, ou par le câble réseau) on peut s'attendre à des erreurs se produisant dans le signal de l'image. Ces erreurs peuvent dégrader la qualité de l'image reçue, généralement, on peut savoir les types d'erreurs à attendre, et donc le type de bruit sur l'image. On va présenter quatre types différents de bruit, et leurs effets sur la qualité d'une image [15].

- ✓ **Bruit blanc (Gaussien)** : Les principales sources de bruit gaussien dans les images numériques apparaissent lors de l'acquisition. Par exemple le bruit du capteur du à un mauvais éclairage et / ou transmission, comme le bruit de circuit électronique.
- ✓ **Bruit de speckle** : Le bruit de granularité cohérente, ou "speckle", constaté la première fois en 1960, lors d'expérience d'illumination d'objets avec une source de lumière cohérente, le laser.

- ✓ **Bruit de quantification** : Le bruit provoqué par la quantification des pixels d'une image détectée en un certain nombre de niveaux discrets est appelé bruit de quantification. Il a une distribution approximativement uniforme.
- ✓ :
- ✓ **Bruit poivre et sel** : On l'appelle aussi le bruit impulsif, le bruit de grenaille ou le bruit binaire. Cette dégradation peut être causée par de fortes perturbations apparaissant soudainement dans le signal d'image.

## 1.4 Evolution des techniques de mesure

**Pourquoi ?** Les techniques d'évaluation de la qualité d'image sont nécessaires pour :

- Pour l'optimisation, où on maximise la qualité à un coût donné (exp : Compresser une image avec un taux donné tout en conservant une certaine qualité )
- Pour l'analyse comparative entre différentes solutions de rechange (exp : un concepteur de dispositif médical de formation image peut vouloir décider entre deux dispositifs alternatifs de rayons X quel est celui qui donne les meilleurs résultats)
- La surveillance de la qualité dans des applications en temps réel (exp : la surveillance de la dégradation dans la qualité d'image envoyée dans un réseau )

### 1.4.1 Evaluation subjective

La mesure de la qualité visuelle d'images, appelée classiquement "méthode subjective d'évaluation de la qualité d'images", l'évaluation par les observateurs humains c'est le jugement le plus fiable. Un groupe de personnes (expert et non-expert) décide de la qualité d'une image. Ce dernier est amené à juger la qualité des images qui lui sont présentées selon une grille d'évaluation à plusieurs niveaux d'appréciation. A l'issue de ces tests, une note subjective appelée MOS (Mean Opinion Score) est obtenue.

Il existe deux modes d'évaluation subjective : l'évaluation avec référence et l'évaluation sans référence. Le premier mode, fournit aux observateurs des images aux références standards qui agissent en tant que calibrages dans le jugement subjectif.

Le second mode, les observateurs doivent juger la qualité d'image sans utiliser l'image de référence. Pendant la réalisation de ces tests, certains facteurs doivent être pris en charge affectant effectivement les jugements des observateurs. Dans ce qui suit on présente ces facteurs :

#### 1.4.1.1 Facteurs influents

Pour assurer la fiabilité de l'évaluation subjective, il est essentiel de prendre en compte certains facteurs qui peuvent influencer énormément le jugement des observateurs, les plus pertinents sont :

**Distance d'observation** La distance d'observation affecte la visibilité d'un stimulus. Cette distance allant de 4 à 6 fois la hauteur de l'image de projection et qu'il faut conserver tout au long du test.

**Conditions de visualisation** L'éclairage de la salle ainsi que l'environnement (couleur de fond) jouent également un rôle important dans la perception des stimuli. Un éclairage élevé risque d'éblouir l'observateur et ainsi altérer sa perception. De même, la couleur de fond de la salle a tendance à affecter l'apparence de certaines couleurs.

**Écran** Il est nécessaire de calibrer le support d'affichage qu'est l'écran afin qu'il fonctionne dans des conditions optimales. Sans cette calibration, les couleurs affichées peuvent être différentes du stimulus d'origine [13].

**Le choix des images** Un panel d'images de contenus visuels assez variés et le plus représentatif possible des scènes, liées à l'application visée, doit être utilisé. Une palette d'images avec un contenu visuel assez varié doit être utilisée, les scènes associées à l'application cible doivent être représentées autant que possible.

**Facteurs psychologiques** Pour minimiser les effets liés à l'état psychologique de l'observateur, il convient de débiter les tests par une séance d'initiation permettant à l'observateur de comprendre mieux le test. Il est aussi important d'expliquer clairement l'objectif du test et le protocole à respecter sans pour autant influencer le jugement des participants. De plus, il est préférable de mener de nombreux tests de courte durée (environ 10min) et variés plutôt que de contraindre l'observateur à des séances longues (environ 30min) et fatigantes qui risquent de l'amener à un jugement rapide et aberrant.

**Les observateurs** Le choix des observateurs doit être établi en fonction de l'application visée par les tests et le plus représentatif possible de la population moyenne concernée. L'observateur doit avoir ainsi une acuité visuelle de 10/10 pour les deux yeux avec ou sans correction. Un nombre suffisant de participants doivent participer aux tests. Il est généralement admis que les tests sont statistiquement valides si le nombre de participants est supérieur ou égal à 16.[13]

Ainsi, pour minimiser les erreurs de jugements, tous ces paramètres doivent être pris en considération et notés soigneusement. Notons que l'évaluation subjective de la qualité d'image dépend d'autres facteurs encore mal maîtrisés tel que l'humeur, l'âge, la culture, le niveau intellectuel. Ici, nous nous sommes limités aux facteurs les plus influents [17].

#### 1.4.1.2 Protocoles suivis

L'union internationale des télécommunications (ITU) propose essentiellement trois grandes familles communes d'évaluation subjective [18] :

- Tests à simple stimulus : l'observateur doit évaluer la qualité d'une image sans aucune information relative à l'image originale (sans référence).
- Tests à doubles stimulus : l'observateur doit évaluer le degré de similarité entre deux images (avec référence)
- Tests comparatifs : l'observateur compare deux ou plusieurs stimuli.

**Simple stimulus** La méthode à simple stimulus, appelée Single Stimulus Continuous Quality Evaluation, SSCQE, Ce protocole de test se présente comme un test où les différentes images à évaluer sont montrées les unes après les autres avec un temps mort entre chaque image permettant d'évaluer la qualité de l'image qui vient d'être montrée.

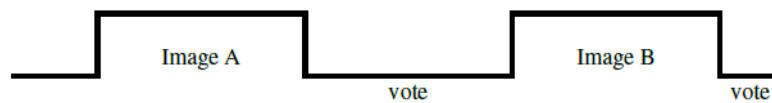


FIGURE 1.7 – Méthodes à simple stimulus

L'observateur visualise les images sans aucune information relative à l'image originale. De ce fait, un seul stimulus à la fois est jugé dans ce type de protocole, d'où son nom «protocole à simple stimulus».

Excellente
Bonne
Assez bonne
Médiocre
Mauvaise

TABLE 1.1 – Echelle d'évaluation de qualité d'image.

On peut aussi utiliser une échelle de qualité d'image comportant 5, 6, 7 ou 100 niveaux de qualité d'image.

**double stimulus** La méthode à double stimulus est appelée "Double Stimuli Continuous Quality Scale (DSCQS)". Ce protocole de test présente à l'observateur l'image à évaluer et la version originale correspondante. Il lui est demandé d'évaluer la fidélité de l'image par rapport à sa version originale. La similarité entre les deux images ou la conservation de l'information représentent la fidélité.

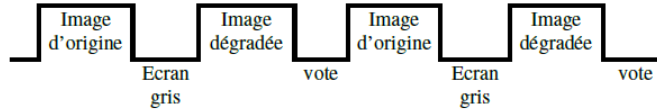


FIGURE 1.8 – Méthodes à double stimulus

Généralement, l'image originale est présentée en premier suivie d'un écran gris, puis de l'image à évaluer, suivie d'un second écran gris permettant à l'observateur de donner sa note. Toutefois, il existe d'autres procédés pour présenter les images (image dégradée / image originale) ou (image dégradée / image dégradée / image originale / image originale). Il est toutefois important d'imposer un temps de présentation identique pour les deux stimuli.

Ce protocole utilise également différentes échelles d'évaluation où chacune correspond à un degré de dégradation par rapport à l'image originale. La table représente une échelle à 5 niveaux avec les dégradations correspondant à chaque niveau.

Note	Qualité	Niveau de dégradation
5	Excellente	Imperceptible
4	Bonne	Perceptible mais non gênante
3	Assez bonne	Légèrement gênante
2	Médiocre	Gênante
1	Mauvaise	Très gênante

TABLE 1.2 – Échelle représentative d'un protocole double stimulus.

**Comparatif** L'objectif des méthodes comparatives est de comparer deux ou plusieurs images selon leur qualité. La différence majeure réside dans le fait que l'on souhaite ici quantifier la perception des différences entre des stimuli tableau suivant :

Note	Qualité
5	Moins bonne
4	Identique
3	Légèrement mieux
2	Mieux
1	Beaucoup mieux

TABLE 1.3 – Échelle représentative d'un protocole comparatif.

### 1.4.1.3 MOS "Mean Opinion Score"

Une fois tous les tests subjectifs effectués, une note finale par image appelée MOS (Mean Opinion Score) est obtenue en combinant les différentes notes données par les divers observateurs. Cette note représente la moyenne des scores donnés par les observateurs pour chaque image. Elle est donnée par la relation suivante :

$$MOS(i) = \frac{1}{N_{obs}} \sum_{j=1}^{N_{obs}} Note_i(j) \quad (1.1)$$

où  $N_{obs}$  est le nombre total de participants et  $Note_i(j)$  la note affectée à l'image  $i$  par l'observateur  $j$ .

Afin de prendre en compte d'éventuelles erreurs dues aux estimations des observateurs, un intervalle de confiance d'environ 95% est généralement utilisé autour du MOS. Cet intervalle est donné par :

$$[MOS(i) - e_j, MOS(i) + e_j] \quad (1.2)$$

où

$$e_j = 1.96 \cdot \sigma_j \quad (1.3)$$

et

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{N_{obs} - 1} \sum_{\omega=1}^{N_{obs}} (Note_i(k) - MOS(k))^2} \quad (1.4)$$

Une analyse plus approfondie permet de détecter et de rejeter d'éventuelles erreurs. dans l'évaluation subjective il y a plusieurs obstacles. Par exemple, le nombre d'observateurs est très coûteux financièrement (pour assurer la confiance statistique le nombre d'observateurs doit être plus grand) donc le temps d'exécution sera augmenté sans oublier que les résultats influencés par les conditions expérimentales et la relation entre le jugement de l'humain et ses croyances.

### 1.4.2 Evaluation objective :

L'évaluation objective contrairement à l'évaluation subjective est reproductible et ne nécessite pas la présence de human. Cette technique d'évaluation permet de mesurer automatiquement la qualité des images. Elle permet de calculer à l'aide d'un algorithme mathématique une grandeur spécifiant la qualité globale ou locale de l'image. Les recherches dans le domaine de l'évaluation de la qualité de l'image augmentent ces dernières années, en particulier dans le domaine de la mesure de qualité objective. Différents types de critères ont été définis à cet effet et de nouvelles idées sont proposées pour des mesures objectives. [21] [13]

Les méthodes d'évaluation objective de la qualité peuvent être classées en trois catégories :



- ✓ **Les méthodes avec référence** : l'algorithme a un accès à une version parfaite de l'image avec laquelle il peut comparer la version dégradée (dégradée).
- ✓ **Les méthodes avec référence réduite (reduced reference)** : l'image de référence est disponible partiellement (une solution intermédiaire).
- ✓ **Les méthodes sans référence** : l'algorithme n'a accès qu'à l'image dégradée et doit estimer la qualité de l'image sans connaissance de la version parfaite.

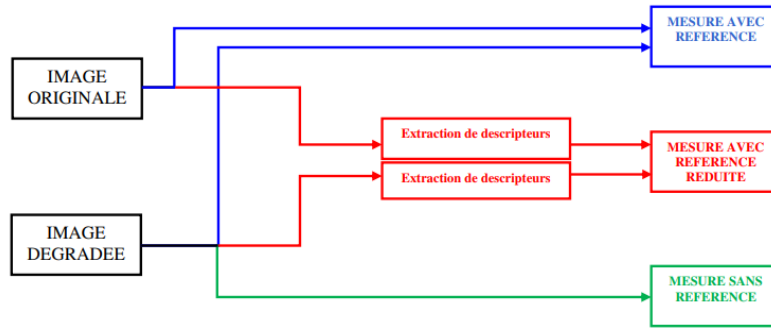


FIGURE 1.9 – Qualité d'image objective : les différentes approches

#### 1.4.2.1 Evaluation d'images fixes avec référence complète

dans les quelles l'algorithme a un accès à une version parfaite de l'image avec les quelles il peut comparer la version dégradée. La version parfaite vient généralement d'un dispositif de haute qualité d'acquisition, ensuite elle est dégradée par la compression et les erreurs de transmission.

**Approches basée sur l'erreur quadratique moyenne (MSE) :** Pour déterminer le rapport ressemblance il faut faire une comparaison entre l'image dégradée  $I$  et l'image parfaite  $I'$  par la mesure de l'erreur quadratique moyenne entre les pixels de ces deux images [19] :

Cette mesure n'est rien d'autre que la moyenne quadratique du signal erreur ou distorsion. Elle est donnée par :

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{k=m-1}^M \sum_{k=n-1}^N (I'(m, n) - I(m, n)) \quad (1.5)$$

avec  $(M \times N)$  c'est la taille de l'image, et  $I(m, n)$  et  $I'(m, n)$  sont respectivement les amplitudes de pixels sur les images parfaite et dégradée. Il est vraisemblable que l'œil humain compte beaucoup plus des erreurs à grandes amplitudes, ce qui favorise la mesure quadratique [14].

**Le rapport crête signal sur bruit (PSNR)** Cette mesure permet de quantifier la fidélité qui existe entre deux images [19] (le rapport entre la puissance maximale possible d'un signal (amplitude de pixel) et la puissance du bruit), elle est une fonction de MSE :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{I_{max}^2}{MSE} \right) \quad (1.6)$$

Pour les images couleur il faut calculer le PSNR sur chacun des trois plans colorimétriques puis faire la moyenne, dans une image à niveau de gris,  $I_{max}$  désigne la luminance maximale possible. Une valeur de PSNR infinie correspond à une image non dégradée (MSE converge vers le zéro), et cette valeur décroît en fonction de la dégradation. Le PSNR lie donc le MSE à l'énergie maximale de l'image.

**Le rapport signal sur bruit (SNR) :** Cette mesure lie le MSE à l'énergie moyenne de l'image :

$$SNR = 10 \log_{10} \left( \frac{\frac{1}{N} \sum I^2}{MSE} \right) \quad (1.7)$$

N : la taille de l'image

I : les amplitudes de pixels .

## Approches Structurelles

**L'index de similarité structurelle (SSIM)** le système visuel humain est fortement influencé par les structures présentes dans la scène (figure 1.13) donc l'idée est de mesurer la similarité structurelle entre les deux images (parfaite et dégradée) [20] :

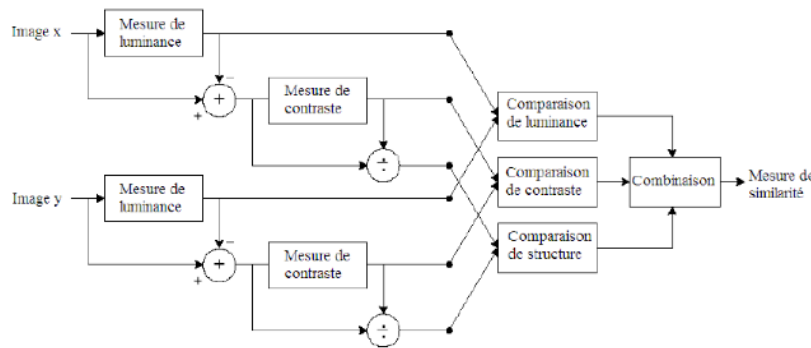


FIGURE 1.10 – Diagramme du système de mesure de similarité structurelle (SSIM)

La version de base de SSIM est décrite, où l'information structurelle est recueillie par une comparaison de la luminance, le contraste et la structure. soit  $x$  et  $y$  Deux signaux d'image non négatifs de longueur  $N$ .

La métrique SSIM est calculée sur plusieurs fenêtres d'une image. On dénote  $x$  et  $y$  l'image originale et l'image déformée respectivement. La similarité compare la luminance,

le contraste et structure entre chaque couple de fenêtres. La luminance est estimée par la mesure de l'intensité moyenne de chaque fenêtre :

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_1^N x_i \quad (1.8)$$

$N$  : le nombre de pixels de chaque fenêtre.

$x_i$  : l'intensité d'un pixel.

Le contraste pour chaque fenêtre est mesuré par :

$$\sigma_x = \left( \frac{1}{N-1} \sum_1^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1.9)$$

La similarité est déterminée par la perte de corrélation entre les deux fenêtres :

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad (1.10)$$

La fonction de comparaison de luminance notée par  $l(x, y)$  est une fonction de  $x$  et  $y$ . Le contraste entre deux fenêtres noté par  $c(x, y)$ , compare les variances de  $x$  et  $y$ . La troisième fonction compare les structures des deux fenêtres données par la fonction  $s(x, y)$  en fonction de deux fenêtres normalisés.

Finalement la fonction mesurant la similarité, est une fonction de  $l(x, y)$ ,  $c(x, y)$  et de  $s(x, y)$ . Elle est de la forme :

$$S(x, y) = f(l(x, y), c(x, y), s(x, y)) \quad (1.11)$$

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (1.12)$$

où  $\mu_x$  (resp.  $\mu_y$ ) est l'intensité moyenne de X (resp. Y),  $\sigma_x$  (resp.  $\sigma_y$ ) est l'écart-type des intensités de X (resp. Y) et  $\sigma_{xy}$  est la covariance entre les intensités de X et Y.  $C_1 = (k_1d)^2$ ,  $C_2 = (k_2d)^2$  sont deux petites constantes positives nécessaires pour stabiliser la division.  $d$  est l'étendue des intensités et  $k_1 = 0.01$ ,  $k_2 = 0.03$  par défaut.

**Complexe Wavelet SSIM (CW-SSIM)** L'indice CW-SSIM est une extension de la méthode SSIM au domaine des ondelettes complexes. Le principal inconvénient de l'algorithme SSIM du domaine spatial est qu'il est très sensible à la translation, à la mise à l'échelle

et à la rotation des images. C'était la motivation initiale pour étendre l'idée de SSIM., proposé dans [1] pour mesurer la qualité des images qui ont une distorsion géométrique telle que la rotation, le redimensionnement. Comme le SSIM, la valeur maximale de CW-SSIM est 1 qui indique que les deux images sont parfaitement identiques.

L'objectif est de concevoir une mesure insensible aux distorsions géométriques "non structurées" de l'image qui sont généralement causées par des facteurs de nuisance, tels que le mouvement relatif du dispositif d'acquisition d'image, plutôt que par un changement réel de la structure des objets. Nous considérons des ondelettes complexes symétriques dont les "ondelettes mères" peuvent être écrites comme une modulation d'un filtre passe-bas  $\omega(\mu) = g(\mu)e^{j\omega\mu}$ , où  $\omega(\mu)$  se trouve la fréquence centrale de la modulé, et est un filtre passe-bas, et  $g(\mu)$  est une fonction symétrique qui varie lentement. La famille des ondelettes est constituée de versions dilatées/contractées et traduites de l'ondelette mère

$$\omega_{s,p}(\mu) = \frac{1}{\sqrt{s}} \omega\left(\frac{\mu-p}{s}\right) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{\mu-p}{s}\right) e^{j\omega s(\mu-p)/s} \quad (1.13)$$

$$CW - SSIM(C_x, C_y) = \left( \frac{2 \sum_{i=1}^N |C_{x,i}| |C_{y,i}| + K}{\sum_{i=1}^N |C_{x,i}|^2 + |C_{y,i}|^2 + K} \right) \left( \frac{2 \sum_{i=1}^N |C_{x,i} C_{y,i}^*| + K}{2 \sum_{i=1}^N |C_{x,i} C_{y,i}^*| + K} \right) \quad (1.14)$$

Où  $C_x$  est la transformation en ondelettes complexe du signal  $x$  et  $C_y$  est la transformation en ondelettes complexe du signal  $y$ . De plus,  $K$  est un petit nombre positif utilisé aux fins de la stabilité de la fonction.

**RMSE** Est utilisé pour mesurer la déviation sage de pixel entre deux entités, décrite comme suit :

$$RSME = \left[ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{I(m,n) - I_n(m,n)}{MN} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (1.15)$$

Où  $I$  et  $I_N$  sont l'image original et l'image bruité et  $M \times N$  est la taille d'image.

#### 1.4.2.2 Evaluation d'images fixes avec référence réduite

Les méthodes avec référence réduit est une mixtes entre les méthodes avec référence complete et les méthodes sans référence. Seules des caractéristiques de l'image de référence sont envoyées au récepteur comme montre la figure 1.14

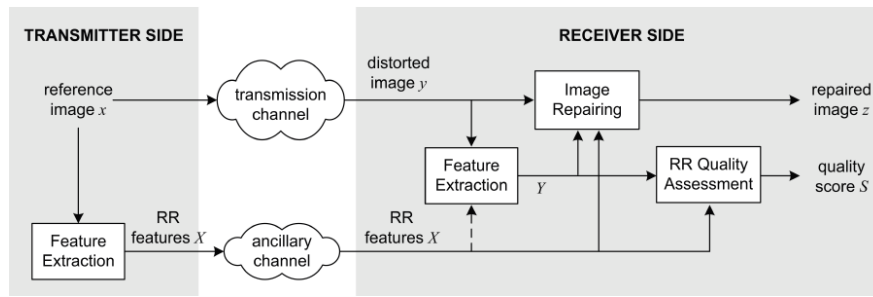


FIGURE 1.11 – Structure d'évaluation de qualité avec référence réduite.

A cause de facteur de temps et le manque des données parfait, on a besoin de développer des méthodes basées sur l'extraction partielle de l'information (Seules des caractéristiques de l'image référence sont envoyées au récepteur).

#### 1.4.2.2.1 L'extraction des caractéristiques

**la selection aléatoire :** l'extraction des caractéristique est tout simplement aléatoire, le procédé choisit un nombre fini des pixels au hasard, après l'extraction des vecteurs et la compression d'image référence il remplace les pixels non-sélectionnés par des zéros dans les deux images (référence et dégradée), et enfin c'est l'application d'une métrique connue entre les deux images

**Le DCT :** c'est évident que la selection aléatoires est très loin d'être idéal donc pour l'améliorer ce procédé transforme l'image vers le DCT, et avec la prédiction des régions les plus probables des déficiences on peut limiter les effets de la election aléatoire

#### 1.4.2.3 Evaluation d'images fixes sans référence

L'évaluation de la qualité d'images sans référence (SR) est le type le plus important dans l'évaluation de la qualité parce qu'il est l'exemple idéal du processus de jugement humain. Les méthodes sans référence visent à atteindre les objectifs en utilisant uniquement des images de test pour estimer la qualité de l'image perceptuelle.

Ces méthodes sont nettement plus complexes que les méthodes avec référence et avec référence réduit en raison de l'absence d'informations sur les images source.

Certaines des premiers algorithmes d'évaluation sans référence ont été conçus pour un spécifique type d'application, par exemple, dans une application permettant de mesurer les pertes de qualité dans les images compressées. Les approches d'évaluation sans référence existantes pourraient être subdivisées en deux grandes catégories.

**Approches basées sur les statistiques de scènes naturelles (NSS)** L'idée principale de ces approches est que les images de scènes naturelles présentent des régularités statistiques affectés par la présence de distorsions, et ces changements statistiques dans la distorsion

des images peuvent être mesurées pour évaluer la qualité de l'image. Parmi les méthodes proposées :

**BIQI** Cette approche a été présentée par Moorthy et Bovik [23], ils estiment la qualité à partir d'une transformée en ondelettes utilisant la base d'ondelettes de Daubechies 9/7 [16]. La transformation est effectuée sur trois échelles et trois orientations. Le coefficient de sous-bande de la transformation est paramétré à l'aide d'une distribution gaussienne généralisée (DGG).

Il y a trois paramètres de la distribution : la moyenne, la variance et le paramètre de forme. Mais deux paramètres seulement sont utilisés qui sont la variance et le paramètre de forme car la moyenne dans la base des ondelettes est égale à zéro. Par conséquent, trois échelles, trois orientations et deux paramètres génèrent 18 caractéristiques pour l'image ( $3 \times 3 \times 2$ ). Après avoir extrait les caractéristiques, l'image testée est classée par un classificateur dans une des cinq classes représentant cinq distorsions différentes (jpeg, jpeg2000, bruit blanc, erreur de lecture rapide et ou). Ce classificateur ne donne pas seulement une classification absolue, mais aussi en donnant le montant de chaque distorsion présente dans l'image.

**Approches basées sur l'apprentissage** Dans ces approches les caractéristiques sont dérivées pendant le processus d'apprentissage lui-même. Ces approches extraient d'abord les caractéristiques des données d'entrée par le biais d'apprentissage, qui sont ensuite mises en commun pour produire une visibilité globale de la distorsion, puis converties en un score de qualité perceptuelle par ajustement à un modèle de régression. Les approches basées sur l'apprentissage des caractéristiques sont plus efficaces que les approches basées sur NSS en raison de leurs capacités d'apprendre automatiquement de meilleures fonctionnalités à partir de pixels d'image brutes. Parmi les méthodes proposées :

Les auteurs de [24] ont proposé une technique d'évaluation de qualité d'image basée sur un réseau neuronal convolutif (CNN) qui peut prédire avec précision la qualité des distorsions images par rapport à la perception humaine. Cette technique apprend et prédit la qualité de l'image sur des régions locales au lieu de l'image entière. La première étape dans la technique proposée consiste à effectuer une normalisation de contraste de l'image en niveau de gris dont le but est d'avoir des patches d'image non chevauchantes. Ensuite, le CNN estime un score de qualité pour chaque patch et le score

nale sera obtenu en faisant une moyenne de tous les scores estimés.

**Cornia** Dans [25] l'auteur présenté un objectif général efficace évaluation de la qualité d'image (IQA) sans référence (NR) cadre basé sur l'apprentissage des fonctionnalités non supervisé. est une nouvelle stratégie basé sur l'utilisation des morceaux d'image brute comme information caractéristique dans la phase d'apprentissage au lieu des caractéristiques basées sur la connaissance préalable des différences entre les images altérées et les images originales.

Les approches précédentes pour ce problème reposent généralement sur caractéristiques artisanales soigneusement conçues sur la base des connaissances antérieures. La méthode CORNIA comprend les étapes suivantes : extraction locale des caractéristiques, construction de livre de code (codebook), codage par affectation souple, regroupement maximal et régression linéaire.

#### 1.4.2.4 Paramètres d'analyse comparative

Les différentes approches d'évaluation de qualité sans référence fournissent différents scores de qualité. Donc, pour comparer la performance de ces approches il faut avoir un système de comparaison, les paramètres utilisés pour faire la comparaison sont cités ci-dessous :

**PCC** est utilisé pour mesurer la dépendance entre les variables. Sa valeur est entre  $(-1, +1)$  où la valeur proche de  $+1$  indique que les deux variables ont une corrélation positive et la valeur proche de  $-1$  indique que les deux variables ont une corrélation négative. Une très faible ou un zéro indique que les deux variables ne sont pas corrélées. L'équation de PCC entre  $X$ ,  $Y$  est décrite comme suit :

$$\rho = \frac{\text{Covariance}(X, Y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (1.16)$$

où  $X$  est l'évaluation objective et  $Y$  est l'évaluation subjective

Le PCC est la covariance entre le score SSIM1 et SSIM2, rapportée au produit de leurs écart-types

**SCC** Fournit la relation entre deux variables classées. Sa valeur est entre  $(-1, +1)$  avec la même interprétation que celle de PCC. Le SCC est calculé comme suit :

$$\rho = 1 - \frac{6 * \sum d^2}{n(n^2 - 1)} \quad (1.17)$$

Où  $d$  est la différence dans les rangs de deux variables  $X$  et  $Y$ ,  $d_i = x_i - y_i$ . Et  $n$  est le nombre de paires de valeurs.

**Outlier's Ratio** Est défini comme le pourcentage de la sortie de l'algorithme qui dépasse le double de l'écart type des scores subjectifs. S'il y a des images " $I$ " et que " $S_i$ " est le score de qualité subjective de cette image, le score subjectif moyen ( $S_m$ ) est calculé comme suit :

$$S_m = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I S_i \quad (1.18)$$

L'écart type des scores subjectifs ( $\sigma_s$ ) est calculé comme suit :

$$\sigma_s = \left[ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I (S_i - S_m)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (1.19)$$

Supposons qu'il existe des images "P" avec un score de qualité objective individuel ( $O_i$ ) tel que :

$$|O_i - S_i| > 2 * \sigma_s \quad (1.20)$$

Alors le ratio des valeurs aberrantes est :

$$\text{Outlier's Ratio} = \frac{P}{I} \quad (1.21)$$

Le ratio augmente si le résultat obtenu par l'algorithme est totalement différent du résultat obtenu par l'évaluation subjective.

### 1.4.3 Mesures inspirées du Système Visuel Humain

Dans cette partie, on va voir, quelques approches de système visuel humain (SVH). Différentes caractéristiques du SVH ont été identifiées et utilisées dans le développement de nombreux algorithmes de traitement d'images et de vidéos et d'évaluation de la qualité.

Avec des observateurs humains comme "récepteur" final de l'image, il était important pour comprendre le processus fonctionnel du système visuel humain (SVH). Malheureusement, comprendre la façon dont l'information est recueillie par l'œil humain est pas suffisante, car une grande partie de la perception visuelle se fait dans le cerveau. Définir la manière Les informations saisies sont traitées et jouent un rôle majeur dans le développement le traitement des images et des vidéos et les algorithmes de prédiction de la qualité. Les tests des propriétés du HVS ont été effectués par le biais d'expériences physiologiques et psychophysiques

#### 1.4.3.1 Caractéristiques du Système Visuel Humain

**Fovéation** Elles atteignent leur maximum à la fovéa et diminuent rapidement avec la distance à la fovéa. Un résultat normal est que toutes les fois qu'un observateur humain fixe un point dans son environnement, la région autour du point fixé est résolue avec la résolution spatiale la plus élevée, alors que la résolution diminue loin de la distance du point de fixation.

**l'adaptation à la lumière** SVH fonctionne sur un éventail de valeurs d'intensité de la lumière, enjambant plusieurs ordres de grandeur à partir d'une nuit éclairée par la lune à un jour ensoleillé lumineux.



**Fonctions de sensibilité de contraste** La fonction de sensibilité de contraste (CSF) modélise la variation de la sensibilité du SVH aux différentes fréquences spatiales et temporelles qui sont présentes dans le stimulus visuel, c'est-à-dire déterminer l'existence de « bords » entre surfaces homogènes.

**L'effet de masquage dans SVH** Le masquage peut être défini comme l'interaction entre différents stimuli et l'effet d'un stimulus sur la perception d'un autre dans la même scène visuelle. Des études menées au SVH indiquent que les deux stimuli sont vus, tant qu'ils dépassent tous deux leur seuil de détection. Cependant, un stimulus (masqueur) peut modifier le seuil de détection d'un autre stimulus (masqué), ce qui rend sa détection plus difficile pour la SVH.

### 1.4.3.2 Méthodes basées sur SVH

**Algorithme de Daly** Il vise à calculer une probabilité de la carte de détection entre l'image référence et l'image déformée [43].

**Algorithme de Lubin** Il estime une probabilité de détection des différences entre les versions déformée et originale [44].

**Métrique de Watson** Elle est basée sur la transformée DCT (Transformée en Cosinus Discrète). Elle est utilisée généralement dans la compression d'image [45].

## 1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des définitions de base de la qualité d'image, des différents types de dégradation pouvant atteindre une image comme l'effet de blocs qui se manifestant généralement au niveau des frontibres entre les blocs. Nous avons aussi parlé de d'autres types de dégradations tel que le bruit, le flou etc.

Ensuite nous avons présenté les différentes méthodes d'évaluation de la qualité d'image qui sont divisées en deux familles : méthodes subjectives et méthodes objectives

En premier lieu la notion de qualité et de fidélité d'images. L'évaluation subjective a ensuite été présentée. Les différents protocoles y ont été décrits ainsi que les principaux facteurs influençant l'appréciation humaine. Le MOS (Mean Opinion Score) obtenu à partir de la compilation des notes subjectives a ensuite été défini.

Ainsi, la notion d'évaluation objective a été introduite. Nous avons dans un premier temps défini les différentes catégories de mesures de qualité, à savoir les mesures avec référence, avec référence réduite et sans référence, en soulignant leurs différences et leurs approches.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter la méthode de transformation ondulées en arbre-doublé (dual-tree complex wavelet transform).

# 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  $\psi$  doit être oscillante et d'intégrale nulle.
- $\Psi$  doit être de carré intégrable.
- $\Psi$  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.

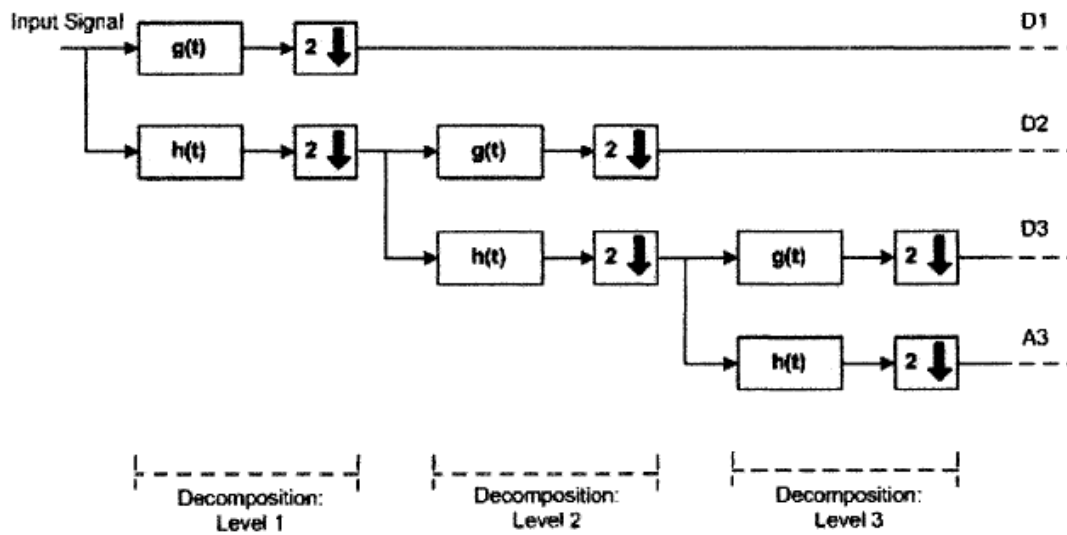


FIGURE 2.1 – Transformation d’ondelettes discrètes à plusieurs échelles utilisant une banque de filtres d’ondelettes, où  $A_n$  et  $D_n$  sont les coefficients d’approximation et de détail du niveau de décomposition  $n$ , décomposition/analyse du signal

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 :

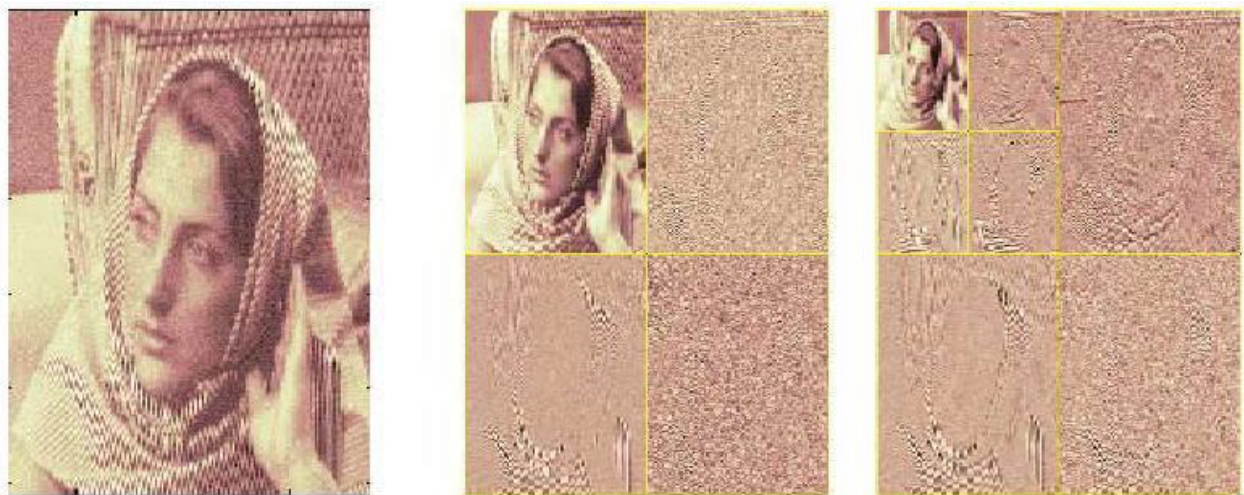


FIGURE 2.2 – Exemple de décomposition de l’image sur deux niveaux

## 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.

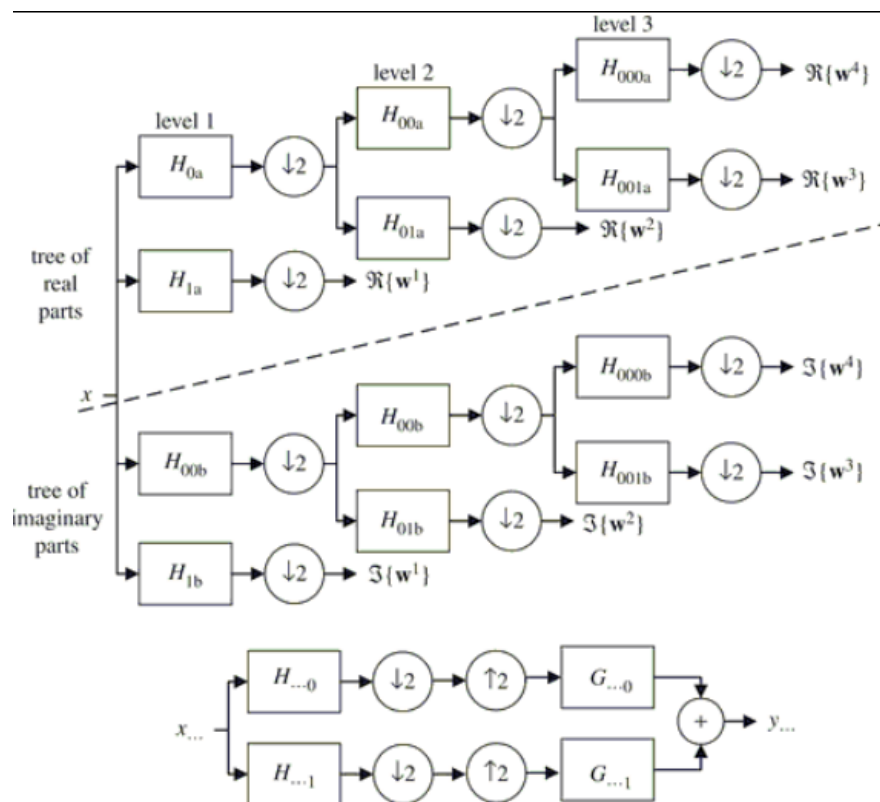


FIGURE 2.3 – Représentation de l'arbre double des filtres d'ondelettes utilisé par le DT-CWT pour décomposer un signal en parties réelles et imaginaires des coefficients d'ondelettes complexes séparément.

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 :

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

$$= \Psi_h(x)\Psi_h(y) - \Psi_g(x)\Psi_g(y) + j[\Psi_g(x)\Psi_h(y) + \Psi_h(x)\Psi_g(y)] \quad (2.6)$$

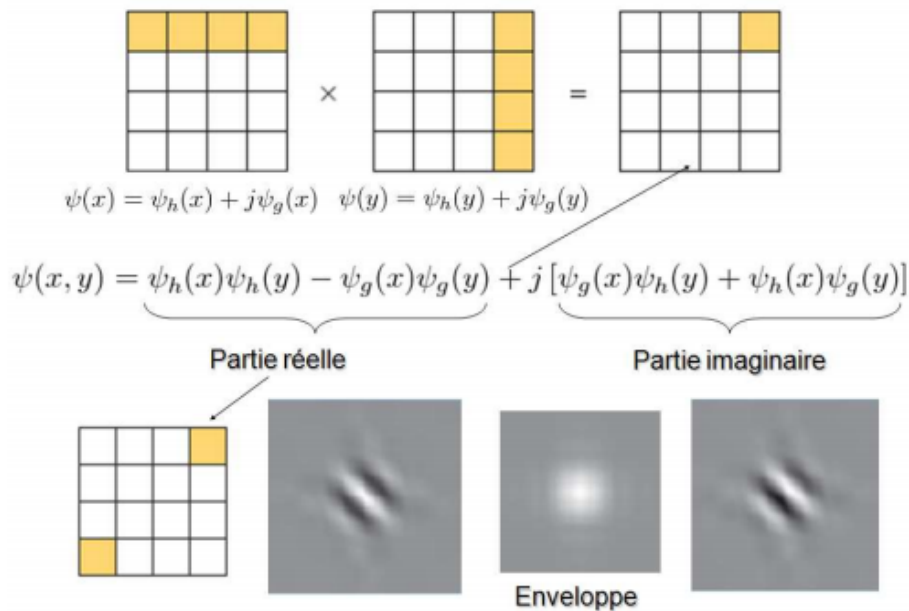


FIGURE 2.4 – Transformée en ondelettes complexe 2-D et découpage fréquentiel associé

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 :

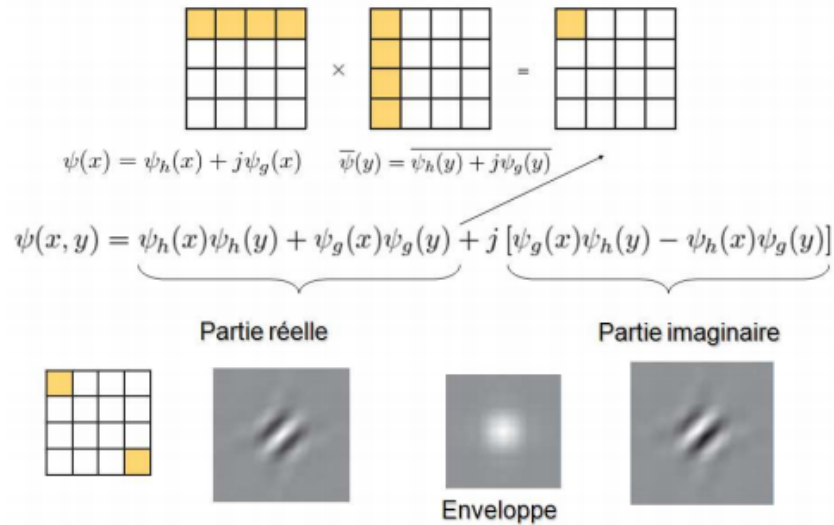


FIGURE 2.5 – 2eme Transformée en ondelettes complexe 2-D et découpage fréquentiel associé

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

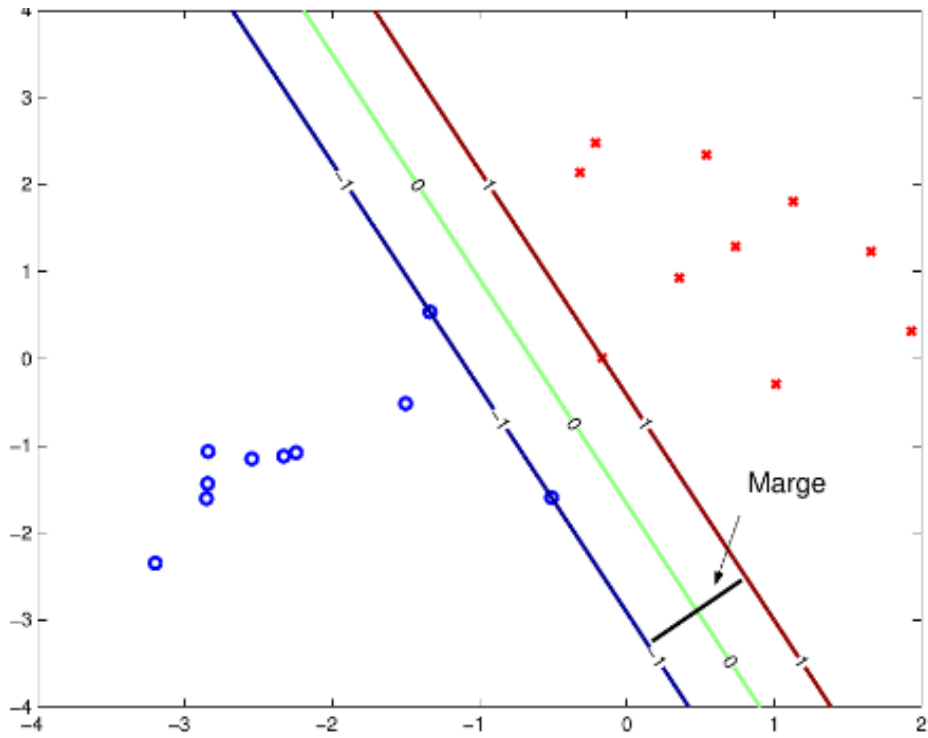


FIGURE 2.6 – L’hyperplan optimal passe « au milieu » entre les données sans préférence pour une classe ou une autre( le séparateur de marge maximale)

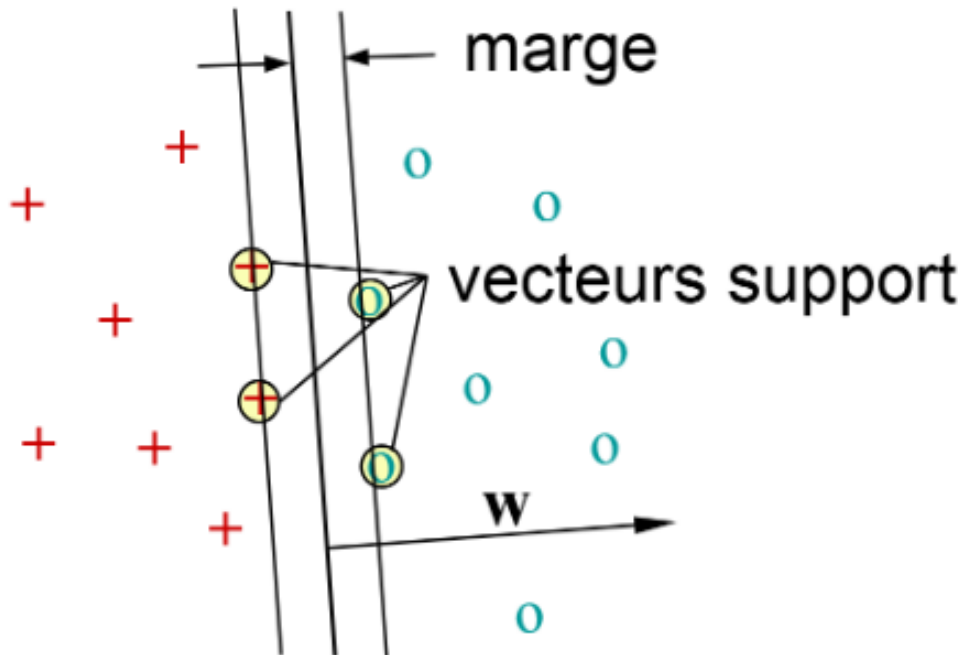


FIGURE 2.7 – vecteurs de support

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

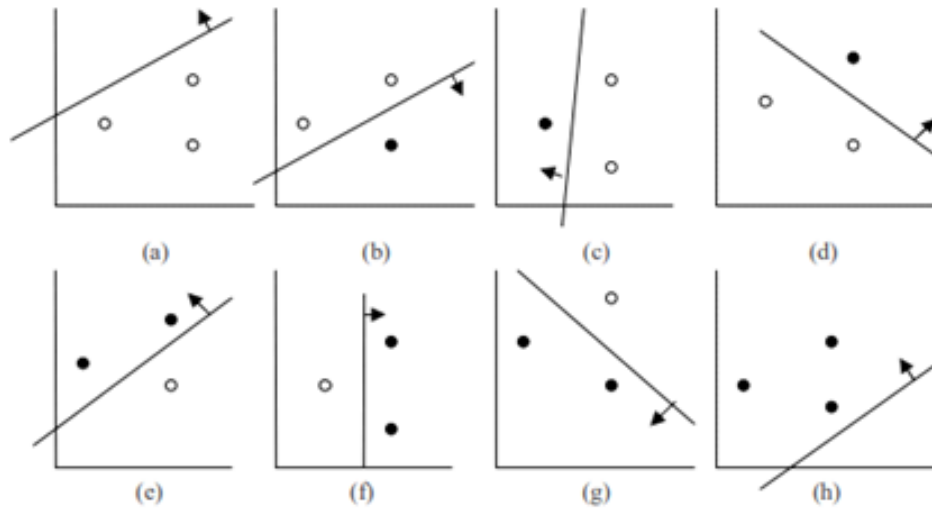


FIGURE 2.8 – Trois points dans un plan

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  $\varepsilon$ -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  $\langle x, w \rangle$  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 :

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

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

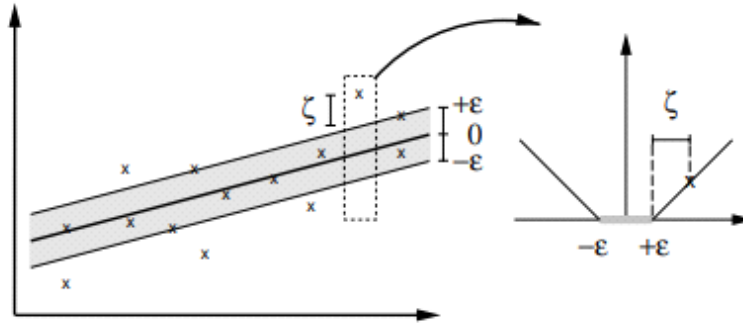


FIGURE 2.9 – Le réglage de la perte de marge douce correspond pour une machine SV linéaire

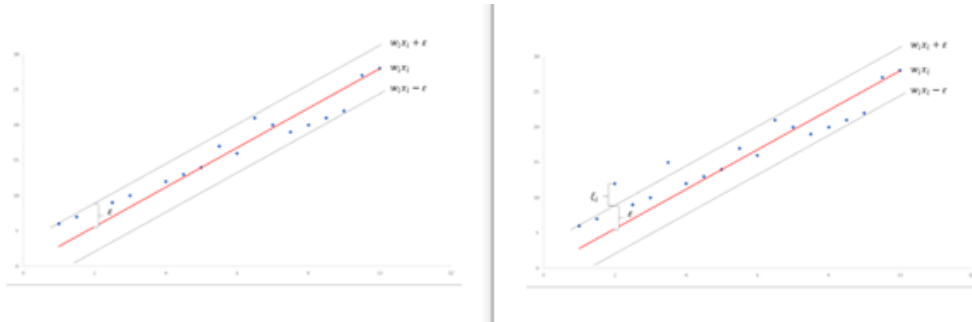


FIGURE 2.10 – Exemple de simple SVR et SVR avec des variables de marge

## 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

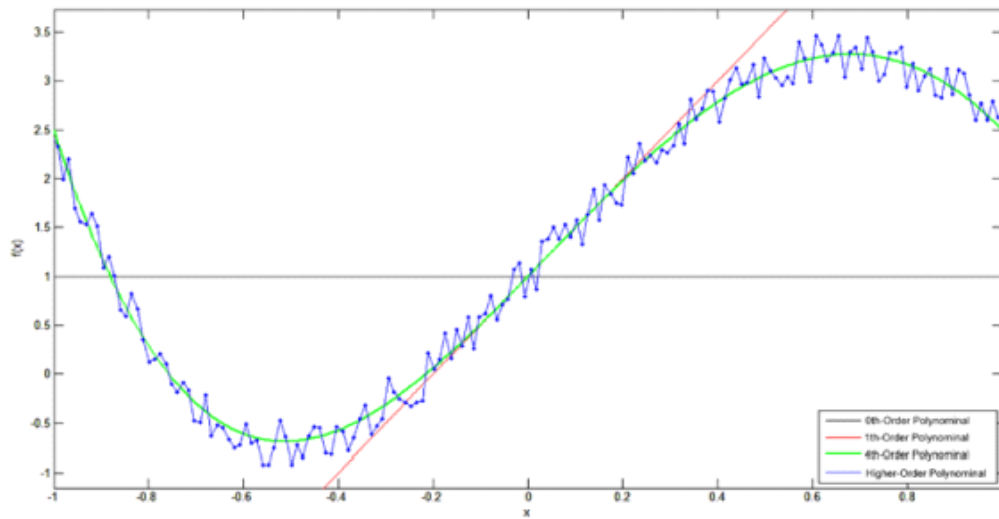


FIGURE 2.11 – solution svr avec différentes commandes(niveau)

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 un transformation des variable, 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

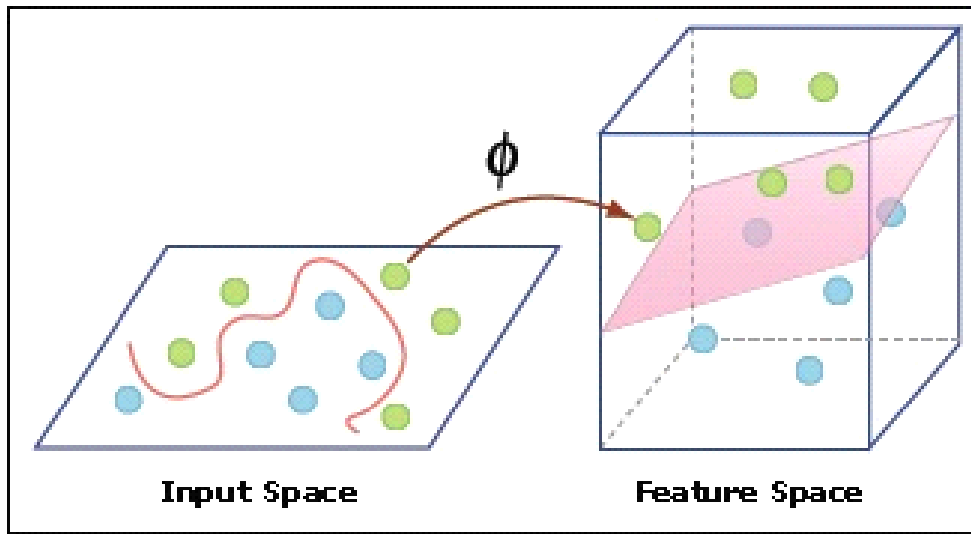


n°	z1	z2	y
1	16	28	-1
2	49	56	-1
3	30.25	33	-1
4	36	42	-1
5	56.25	48.75	-1
6	30.25	27.5	1
7	16	24	1
8	49	38.5	1
9	72.25	51	1
10	81	58.5	1

$$z_1 = x_1^2$$

$$z_2 = x_1 x_2$$

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



considérer la transformation quadratique ( $R^2$  vers  $R^3$ ) :

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

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  $\omega$  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	$\chi^2$	$\exp(-r/\sigma), r = \sum_k \frac{(s_k - t_k)^2}{s_k + t_k}$
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 Zhang<sup>1</sup>, 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'emententatio 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.

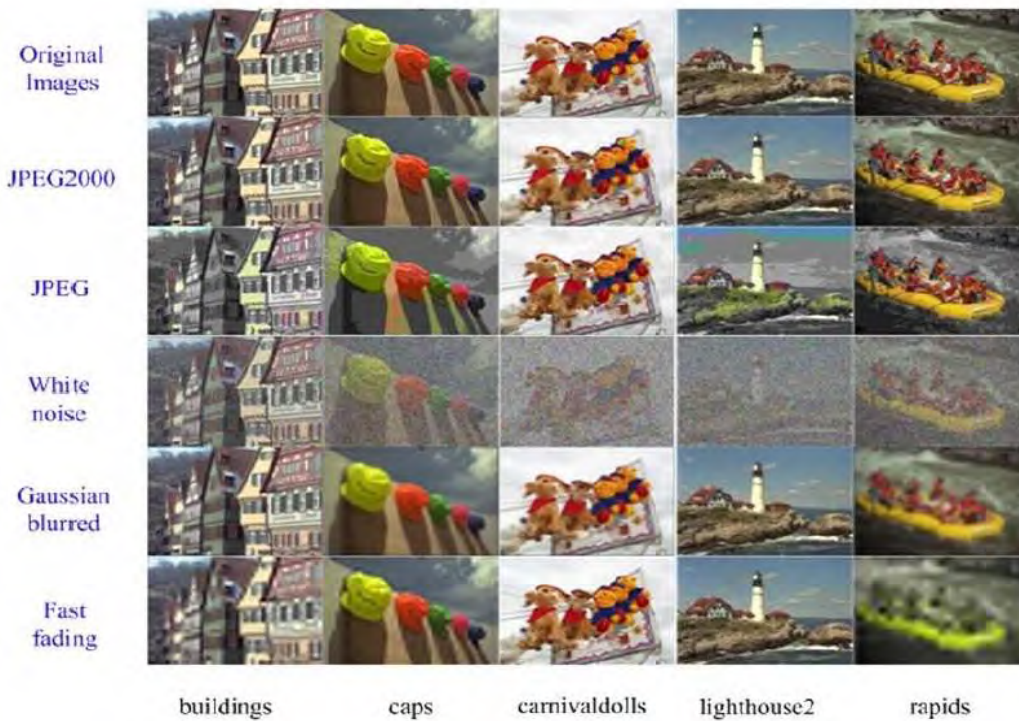


FIGURE 3.1 – Images échantillons et leurs versions déformées

### 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.

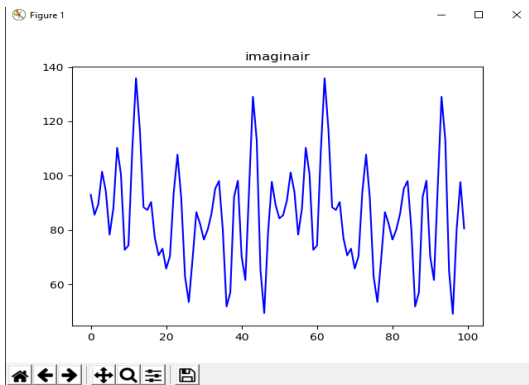


FIGURE 3.2 – nombres imaginaire

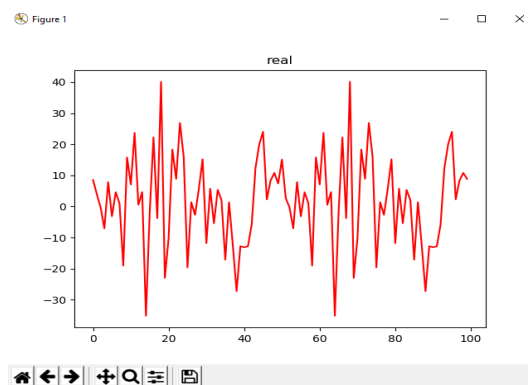


FIGURE 3.3 – nombres réel

### 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.

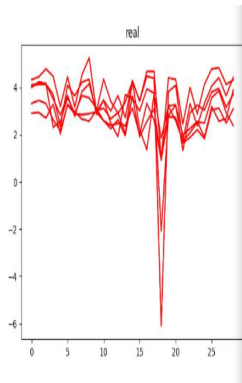


FIGURE 3.4 – (a) l'image référence

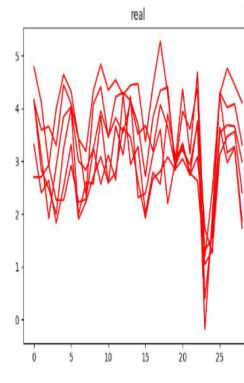
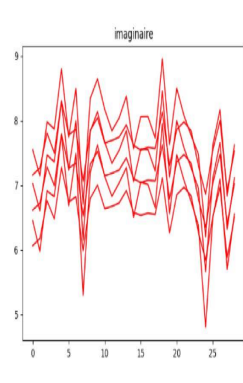


FIGURE 3.5 – (b)jp2k

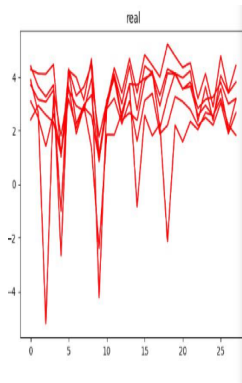
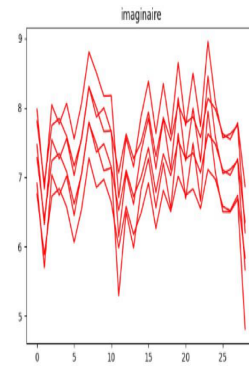


FIGURE 3.6 – (c) jpeg

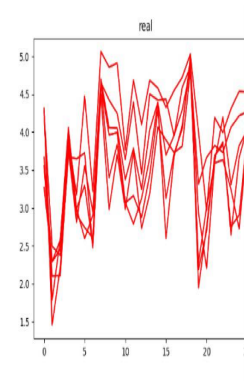
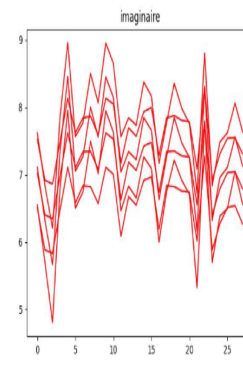


FIGURE 3.7 – (d) wn

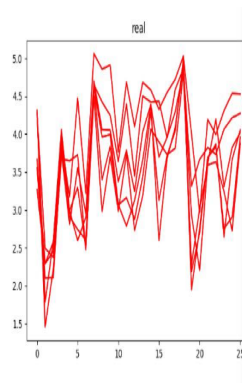
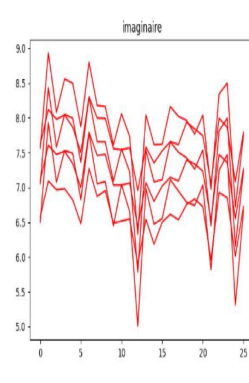


FIGURE 3.8 – (e) gblur

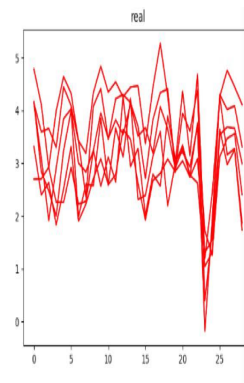
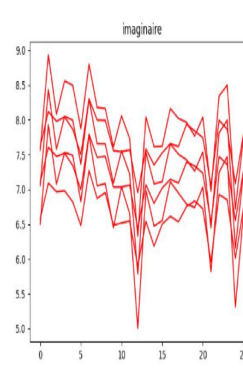
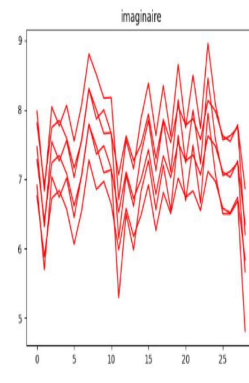


FIGURE 3.9 – (f) ff



### 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.

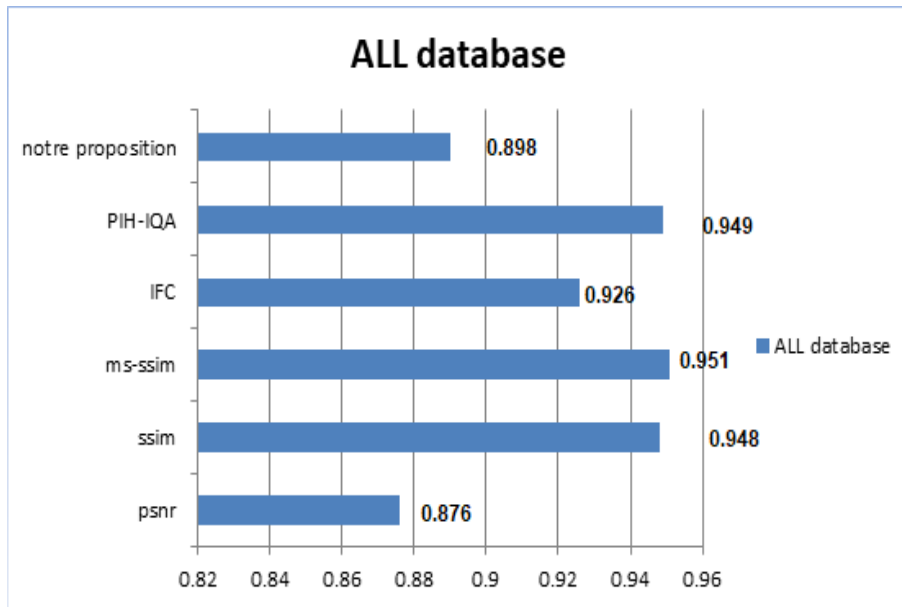


FIGURE 3.10 – Coefficient de corrélation PCC

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.

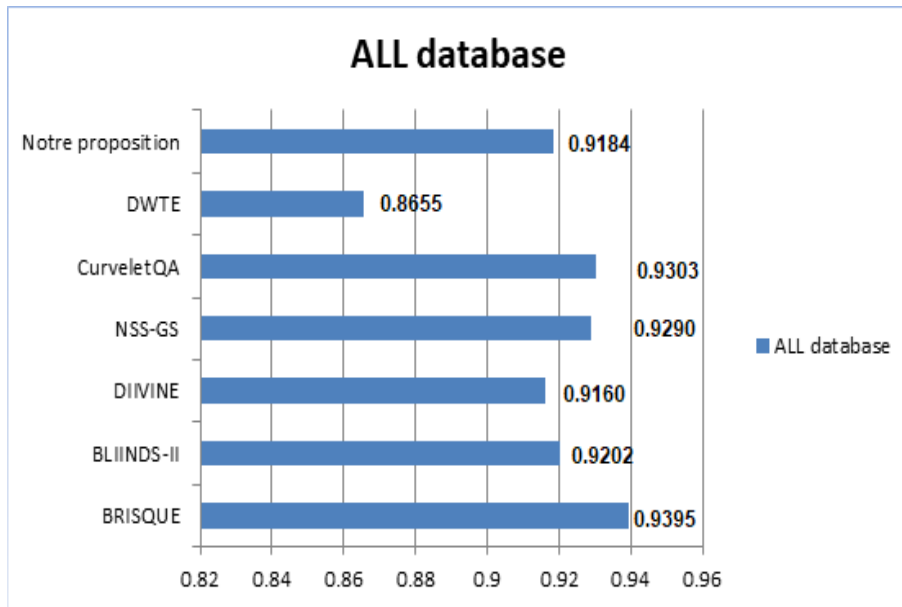
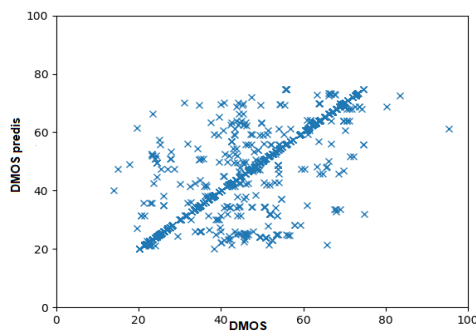
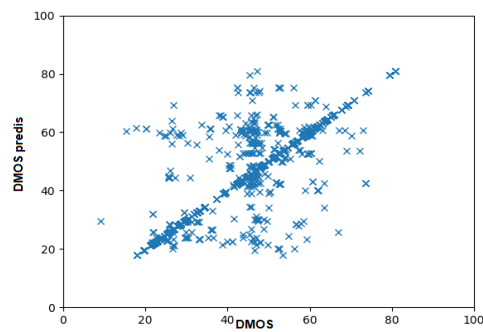


FIGURE 3.11 – Coefficient de corrélation SROCC

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)



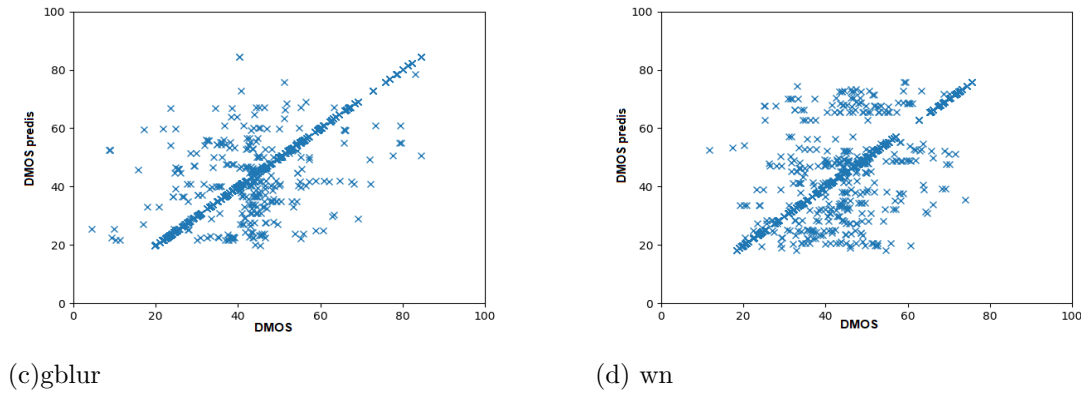


FIGURE 3.13 – Graphe de DMOS de base contre Dmos predis pour les images (c),(d)

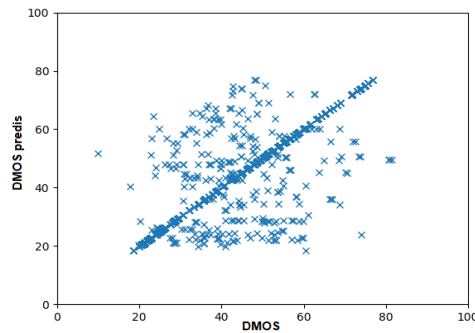


FIGURE 3.14 – Graphe de DMOS de base contre Dmos predis pour les images ff

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.

# Conclusion générale

Dans la transmission ou la compression des images numériques, plusieurs dégradations peuvent apparaître, tel que le bruit avec ces différents types, l'effet de bloc etc. Par conséquent, il y aura une réduction de la qualité de ces images. Afin d'évaluer la qualité de ces images dégradées, plusieurs techniques d'évaluation ont été présentées dans la littérature. Ces méthodes peuvent être divisées en deux classes : méthodes subjectives et méthodes objectives. Les méthodes subjectives sont basées sur les notes des observateurs humains. Dans la pratique ces méthodes sont habituellement trop inconfortables, longues, très coûteuses et compliquées à cause des recommandations qui doivent être suivies durant la réalisation des tests d'évaluation. Les méthodes objectives regroupent les principaux critères objectifs de la qualité des images, la majorité des critères de qualité présentés estiment la qualité de l'image dégradé par rapport à l'image originale. Pour remédier à ce problème, nous avons proposé une technique d'évaluation de la qualité des images sans référence basée sur la transformation en ondelettes complexe à arbre double (DT-CWT). L'avantage majeur de cette approche réside dans le fait qu'on peut facilement détecter une dégradation sans avoir besoin de l'image originale.

Dans la première partie de notre travail, nous avons essayé d'implémenter la transformation des ondelettes complexe à arbre double dans le but de calculer l'énergie d'une image, avec la régression à vecteurs de support (SVR). Cette technique n'a pas donné de bons résultats, en plus elle fonctionne seulement dans le cas des bases de données de petites tailles pour l'apprentissage. Pour cela, nous avons décidé de réduire la taille de la base d'images LIVE de la base d'apprentissage à 80% images et 20% des images pour le test.

Nous avons évalué l'algorithme DT-CWT proposé en utilisant la base de données d'images LIVE. La performance de l'implémentation proposée a été comparée à celle du PSNR, de l'indice SSIM et de l'implémentation MS-SSIM, IFC et PIH-IQA que propose Zhang et al. utilisant le Coefficient de Corrélation Pearson (PCC) et comparée aussi notre résultat de la méthode implémentée dans notre application par le coefficient de corrélation des rangs de Spearman (SROCC) avec les méthodes BRISQUE, BLINDS-II, DIIVINE, NSS-GS, CurveletQA, DWTE.

Cependant, la combinaison précédente présente l'avantage d'accélérer la convergence de l'algorithme d'apprentissage. l'efficacité de cette méthode avec deux types de dégradation, JP2K et JPEG et l'évaluation total(ALL) de la base d'image LIVE avec le Coefficient de Correlation Pearson (PCC),aussi avec le coefficient de corrélation des rangs de Spearman (SROCC) nous allons obtenir des bons résultats avec notre application.

# Bibliographie

- [1] Zhou Wang and Eero P Simoncelli. *Tfansiatiion insensitive image similarity in complex wavelet domain. in Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, and Signal Processing*, (2005).
- [2] C Taouche. Implementation d un environnement parallele pour la compression d images a l aide des fractales.
- [3] A Chouha. Traitement et transfert d images par reseau de capteurs sans fil.
- [4] E LE PENNEC. *Compression d image*. Images des Mathematiques, CNRS., (2006).
- [5] M Babel. Compression d images avec et sans perte par la methode lar (locally adaptive resolution).
- [6] R. Sylvain. *La Compression de Donnees*. Conference .Club Photoshop de Nantes, (1999).
- [7] Noctambule. *Codage de Huffman*. commentcamarche.(France) [en ligne]. [www.commentcamarche.net](http://www.commentcamarche.net).
- [8] Min-Mo Sung and Hee-Joung Kim. *Clinical Evaluation of JPEG2000 Compression for Digital Mammography*. IEEE Trans on Nuclear Science,vol .49, no. 3, ( 2002).
- [9] Davoine F. et Bertin E Chassery, J. M. Compression fractale par partitionnement de delaunay.
- [10] Patrick Bas. Compression d images fixes et de sequences video.
- [11] Theodore Totozafiny. Compression d images couleur pour application a la telesurveillance routiere par transmission video a tres bas debit.
- [12] Benjamin Navaro et Cedric Rabasse. Jpeg a”jpeg2000.
- [13] A. Chetouani. Vers un systime d evualuatiton de la qualite d image multicriteres.
- [14] Ahmed Seghir Zianou. Eualuatiton de la qualite d image.
- [15] A. C. Bovik H. R. Sheikh Z. Wang and E. P. Simoncelli. *Image quality assessment : Fhom error visibility to structural similarity*. IEEE Transactions on Image Processing, uol. 13, no. 4, pp. 600-612, (2004).
- [16] Pierre Chavel, D. KUAN, A Sawchuk, and T Strand. Techniques de reduction de speckle. *1Â° Colloque Image : traitement, synthese, technologies et applications , 1984 ; p. 525-530*, 01 1984.
- [17] H. Saadane C. Charrier, C. Larabi. *Evaluation de la qualite des images*. Ecole dâ™hiver sur lâ™image numerique couleu, (2005).

- [18] ITU-R Recommendation BT.1683. Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures.
- [19] B.Girod. *Whatâ<sup>TM</sup>s wrong with mean-squared error,â* in *Digital Images and Human Vision pp. 207-220*. A.B.Watson, ed., (1993).
- [20] H. R. Sheikh Z.Wang A.C. Bovik and E .P. Simocelli. Image quality assessment : From error measurement to structural similarity.
- [21] ITU-T Recommendation J.144. Objective perceptual video quality measurement techniques for digital cable television in the presence of a full reference. recommendations of the itu.
- [22] P. Gastaldo P. Carrai, I. Heynderickz and R. Zunino. *Zunino. Image quality assessment by using neural networks*. International Symposium on Circuits and Systems.
- [23] A. K. Moorthy and A. C. Bovik. *two-step framework for constructing blind image quality indices*,. IEEE Signal Processing Letters, 17(5) pages 513<sub>5</sub>16, , (2010).
- [24] P. Ye Y. Li L. Kang and D. Doermann. *Convolutional neural networks for no reference image quality assessment*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1733<sub>1</sub>740, , (2014).
- [25] J. Kumar Kang Peng Ye and D Doermann. *Unsupervised feature learning framework for no-reference image quality assessment*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1098<sub>1</sub>105, , (2012).
- [26] G. Jiang M. Yu H. Xu F. Shao Y. Lv and S. Liu. Diference of gaussian statistical features based blind image quality assessment : A deep learning approach.
- [27] [https ://fr.wikipedia.org/wiki/Ondelette](https://fr.wikipedia.org/wiki/Ondelette).
- [28] Application de la theorie des ondelettes valerie perrier. (2015).
- [29] S. Mallat. Une exploration des signaux en ondelettes.
- [30] S. Mallat. Wavelets seeing the forestâ“and the trees. (2001 ).
- [31] Python. [https ://www.python.org/](https://www.python.org/) accessed : 2020-06-24.
- [32] OpenCV. [https ://opencv.org/](https://opencv.org/) accessed : 2020-06-24.
- [33] dtcwt. [https ://dwt.readthedocs.io/en/0.12.0/](https://dwt.readthedocs.io/en/0.12.0/) accessed : 2020-07-24.
- [34] Anaconda. [https ://www.anaconda.com/](https://www.anaconda.com/) accessed : 2020-04-20.
- [35] L. Cormack et AC Bovik HR Sheikh, Z. Wang. Live image quality assessment database release 2 , [http ://live.ece.utexas.edu/research/quality](http://live.ece.utexas.edu/research/quality).
- [36] Rajiv Soundararajan and Alan C. Bovik. Bovik. rred indices : Reduced reference entropic dierencing for image quality assessment.
- [37] Zainab Awan Noor Al Madeed and Somaya Al Madeed. *Image quality assessment a survey of recent approaches. pages 145-151*. (2011).
- [38] Shibao Zheng Xiaolin Chen and Rui Zhang. Reduced reference image quality assessment based on image statistics in pixel domain. (2012 ).
- [39] R. Baraniuk I. Selesnick and N. Kingsbury. The dual-tree complex wavelet transform.

- 
- [40] N.G. Kingsbury. The dual-tree complex wavelet transform : A new efficient tool for image restoration and enhancement.
  - [41] N.G. Kingsbury. A dual-tree complex wavelet transform with improved orthogonality and symmetry properties.
  - [42] I.W. Selesnick. The design of approximate hilbert transform pairs of wavelet bases.
  - [43] S. Daly. The visible difference predictor : An algorithm for the assessment of image fidelity.
  - [44] J. Lubin. The use of psychophysical data and models in the analysis of display system performance.
  - [45] A. B. Watson. in society for information display digest of technical papers, vol. xxiv, pp. 946-949.
  - [46] Michel Barlaud Marc Antonini. No-reference image quality assessment using dualtree complex wavelet transform.
  - [47] Michel Barlaud Marc Antonini. Image coding using wavelet transform.
  - [48] A. K. Moorthy A. Mittal and A. C. Bovik. No-reference image quality assessment in the spatial domain. (2012).
  - [49] A. C. Bovik M. A. Saad and C. Charrier. Blind image quality assessment : a natural scene statistics approach in the dct domain. (2012).
  - [50] A. K. Moorthy and A. C. Bovik. âœblind image quality assessment : from natural scene statistics to perceptual quality.
  - [51] D. C. Tao X. B. Gao, F. Gao and X. Li. Universal blind image quality assessment metrics via natural scene statistics and multiple kernel learning.
  - [52] H. Huang L. Liu, H. Dong and A. C. Bovik. âœno-reference image quality assessment in curvelet domain.
  - [53] Zhang et al. No-reference image quality assessment based on quality patches in real time. (2018).