

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



Université Djilali Bounaama Khemis Miliana

Faculté des Sciences et de la Technologie Département de Technologie

Mémoire du Projet de Fin
d'Etudes Pour l'obtention du
diplôme de

Master

En

« Systèmes de Télécommunications »

Titre :

**Compression d'images par la décomposition en valeur
singulière (SVD) et transformée en cosinus**

Réalisé par :

- BETTAHAR AYA NASRINE

Encadré par :

Dr. ROUIS MOHAMED

Année Universitaire : 2022/2023

Remerciements

*On remercie Dieu le tout puissant de nous avoir donné la santé et la volonté
d'entamer et de terminer ce mémoire.*

*Tout d'abord, ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu avoir ce
jour sans l'aide et l'encadrement de Mr ROUIS Mohamed, on le remercie
pour la qualité de son encadrement exceptionnel, pour sa patience, sa rigueur
et sa disponibilité durant notre préparation de ce mémoire. Nous remercions
également le président et les membres du jury qui nous feront l'honneur de
juger notre travail.*

*Enfin, j'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui de près ou de
loin m'ont aidé et soutenu pendant cette période.*

Dédicace

Je dédie ce mémoire à :

A Ma mère, qui a tout fait pour ma réussite, son soutien, tous les sacrifices qu'elle a consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie.

A mon père, qui a fait tant de sacrifices pour m'aider à avancer dans la vie.

A mes chers frères Youcef et Mohamed

Et ma chère sœur Yasmine.

A mes très chères amies.

*A tous ceux qui
m'aiment. A tous
ceux que j'aime.*

Bettahar Aya Nesrine

Résumé :

La compression d'images numériques a connu un développement continu, parallèle à celui des communications et du multimédia. Il permet de réduire la taille de l'image pour augmenter la capacité du support de stockage (capacité limitée) et améliorer l'utilisation de la bande passante du réseau. Par conséquent la technologie de la décomposition en valeurs singulières (SVD) et Transformée en cosinus discrète (DCT) sont proposées dans cette mémoire. L'approche de ces technologies est puissante et rapide à mettre en œuvre. Elles fonctionnent bien dans un environnement restreint. Elle fournit une solution pratique au problème de la compression et de la reconnaissance des images. Les méthodes étudiées fonctionnent pour une pression de décomposition scalaire et les résultats obtenus montrent qu'elles fonctionnent bien, pour le test de niveau de compression, les mesures quantitatives du rapport signal sur bruit crête (PSNR) et SSIM.

Mots clés : Compression d'image, SVD, DCT, PSNR, SSIM

Abstract

Digital image compression has seen continuous development, parallel to that of communications and multimedia. It allows for reducing the size of an image to increase storage capacity (which is limited) and improve the utilization of network bandwidth. Consequently, the technologies of Singular Value Decomposition (SVD) and Discrete Cosine Transform (DCT) are proposed in this thesis. The approach of these technologies is powerful and quickly implementable. They work well in a constrained environment and provide a practical solution to the problems of image compression and recognition. The proposed methods function for scalar decomposition pressure, and the obtained results demonstrate their effectiveness through tests such as compression level evaluation, quantitative measurements of Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), and Structural Similarity Index Measure (SSIM).

Keywords : Image compression, the SVD, the DCT Peak signal-to-noise ratio (PSNR). SSIM.

Table des matières

Remerciements	2
Dédicace	3
Introduction générale	12
Les notions de base du traitement d'image	1
I.1 Introduction :	4
I.2. Définition :	4
I.2.1 Définition d'une image numérique :	4
I.3 Caractéristiques d'une image numérique :	5
I.3.2 Dimension :	5
I.3.3 Résolution d'une image	5
I.3.4 texture	5
I.3.5 contours	6
I.3.6 Histogramme	6
I.3.7 Seuillage	7
I.3.8 Contraste.....	7
I.3.9 Poids de l'image :	7
I.4.1. Image binaire (noir et blanc).....	8
I.4.2. Image en niveaux de gris (256 niveaux de gris) :	8
I.4.3. Image couleur (ou RGB) :	9
I.5 Formats de fichiers d'images	10
I.5.1 Principaux formats de fichiers non compressés :	10
I.5.2 Principaux formats de fichier compressés :	10
I.6 Technique de traitement des images :	12
I.6.1 Filtrage Numérique	12
I.6.1.1 Filtres linéaires.....	12
I.6.1.2 Les filtres non linéaires :	14
Conclusion.....	15
Chapitre II	3
Généralités sur les techniques de la compression d'image	3
II.1 Introduction :	17

II.2 Compression d'image	17
II.3 Les différents types de compression	17
II.4 Le but de la compression d'image	19
II.5 Les méthodes de compression	19
II.5.1 Les méthodes de compression sans perte.....	20
II.5.1.1 La méthode RLE (R.L.E. ou Run Length Encoding)	20
II.5.1.2 La méthode de HUFFMAN	20
II.5.1.3 La méthode entropique de Shannon-Fano.....	20
II.5.1.4 Codage arithmétique	22
II.5.2 Les méthodes de compression avec perte	22
II.5.2 .1 Transformée en ondelettes discrètes (DWT) :.....	22
II.5.2 .2 Transformée de Fourier	23
II.5.2 .3.1 Transformée en cosinus discrète « DCT ».....	23
II.5.2 .3.2 Transformée en cosinus discrète unidimensionnelle	24
II.5.2 .3.3 Transformée en cosinus discret bidimensionnelle	25
II.6 Propriétés de DCT	27
II.7 Les avantages et les inconvénients de DCT :	27
II.8 La différence entre la FFT et la DCT	27
II.9: Critères de mesures des performances de compression	27
II.9.1: Taux de compression et Gain de compression	28
II.9.2: Débit	28
II.9.3: Temps de calcul	28
II.9.4 Mesures par MSE	28
II.9.5 Rapport signal à bruit en pic	29
Conclusion.....	30
Chapitre III :	16
La décomposition en valeurs singulières SVD	16
III .1 Introduction	32
III .2 La décomposition en valeurs singulières SVD.....	32
III.3 Théorie mathématique de la SVD	33
III.4 Propriétés de la SVD	34
Chapitre IV :	39
Les résultats.....	39
IV.1 Application et implémentation.....	40
IV.2 Le logiciel Matlab.....	40

IV.3 L'interface de programme d'application MATLAB :.....	40
IV.4 Résultats obtenus	41
IV.5 Image de teste	42
La combinaison entre SVD et DCT	44
Discussion	46
Résultats obtenus :	49
Discussion	49
Conclusion.....	49
Conclusion générale.....	16
Bibliographie.....	52

Liste de figures :

Figure I-1: Image numérique	4
Figure I-2: Groupe de pixel formant la lettre A.	5
Figure I-3: Contour d'une image.	6
Figure I-4: Image avec histogramme	6
Figure I-5 : Image binaire (noire et blanc)	8
Figure I-6: Image à niveaux de gris (intensité ou luminance).....	9
Figure I-7 : Image couleur RGB	9
Figure I-8 : Image filtrée (passe-bas)	13
Figure I-9 : Image filtrée (passe-haut).....	13
Figure I-10 : Principe du filtre médian 3x3.....	14
Figure I-11 : Principe du filtre médian	15
Figure II-1 : Schéma fonctionnel d'une technique de compression générique avec pertes	19
Figure II-2 Codage de Shannon-Fano	21
Figure II-3 : Application de la DCT sur chaque bloc.....	Error! Bookmark not defined.
Figure II-4 : Fonctions de base de la DCT-1D	26
Figure II-5 : distribution des fréquences de la DCT.....	26
Figure II-6 : Fonctions de base de la DCT-2D	26
Figure III.1 : La factorisation de matrice A par la méthode SVD	33
Figure IV.1 : Interface graphique et IDE de MATLAB R2011a command Windows et fenêtre editor.....	41
Figure IV.2 : image compressé par SVD	43
Figure IV.3 : image selon le critère ssim.....	41
Figure IV.4 : image compressé par DCT	42
Figure IV.5 : image selon le critère ssim	42
Figure IV.6 : image combinée svd-dct.....	43
Figure IV.7: image compressé par DCT.....	45
Figure IV.8 : image selon le critère ssim.....	46
Figure IV.9 : image compressé par SVD.....	46
Figure IV.10 : image représente les résultats sur matlab.....	47

Liste de Tableau

Table II.1 La table des fréquences (ou probabilité) des symboles.....	21
Table III.1 La différence entre la compression d'image par décomposition en valeur singulière et par l transformée en cosinus discrète.....	44

LISTE DES ABREVIATIONS

SVD	Singular Value Decomposition
DWT	Discret Wavelet transform
TSV	Tab-separated values
JPEC	Joint Photographic Experts Group
ISO	International Organization for Standardization
TIFF	Tagged Image Format
BMP	Bitmap
DCT	Transformée en cosinus discrete
GIF	Graphic Information Format
PNG	Portable Network Graphics
MNG	Multiple-image Network Graphics
OCR	Optical Character Recognition
PAE	peak absolute error
PNG	Portable Network Graphics
RGB	Red, Green, bleu
DIVX	Digital video express
MPEG	Moving Picture Expert Group
QMF	Filtre en ondelettes quadrature
RLE	Run-Length Encoding
PCX	Pictureexchange
TDA	Topological Data Analysis
ITCD	Information Technology and Communication Design
BPP	Bit par pixel
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
CR	Taux de compression
MNG	Multiple-image Network Graphics

Introduction générale

Introduction générale

L'image est devenue le support principal de l'information. Le traitement des images fixes ou animées est par conséquent un domaine de recherche en pleine expansion et aux applications toujours plus nombreuses. Cet ouvrage présente ce qu'est le traitement d'images de façon théorique et pratique, à travers les approches signal, statistique, fonctionnelle, géométrique et ensembliste.

La compression d'image est l'application de la compression de données aux images numériques. Cette compression permet de réduire la redondance des données des images afin qu'elles puissent être stockées ou transférées rapidement sans occuper beaucoup d'espace.

La compression sans perte ou réversible, qui a l'avantage de préserver la qualité de l'image d'origine mais à un taux de compression relativement faible, et la compression avec perte, qui fait intervenir des algorithmes avec un taux de compression suffisamment élevé pour préserver au maximum une qualité d'image potentiellement acceptable pour l'image d'origine.

Le premier chapitre présente les notions de base du domaine de traitement d'image numérique tels que la définition d'image, les types d'image, formats d'images, caractéristiques d'image, système de traitement d'image, analyse élémentaire, filtrage, et en fin quelques exemples concrets de traitement d'images.

Le deuxième chapitre est un aperçu global sur la compression. Son objectif principal est d'identifier les différentes techniques de compression réversibles et irréversibles existantes pour les images fixes et les critères utilisés pour évaluer les performances des méthodes

Ainsi que la présentation générale à propos de la transformation en cosinus discrète (DCT) et ses propriétés.

Le troisième chapitre présente le principe de la méthode de décomposition en valeurs singulières (SVD) et son utilisation en compression d'image et en reconnaissance faciale.

D'autre part les méthodes SVD et DCT peuvent être combinés pour obtenir des résultats de compression encore meilleurs. En appliquant d'abord SVD à une image, nous pouvons ensuite appliquer DCT aux composants résultants. Cette approche nous permet d'atteindre des niveaux de compression élevés tout en conservant une bonne qualité visuelle.

Cependant, ceci peut être coûteux en calcul et peut ne pas convenir aux applications en temps réel.

Enfin, nous terminons cette étude avec une conclusion générale.

CHAPITRE I

Les notions de base du traitement d'image

I.1 Introduction :

Le traitement numérique de l'image comprend un ensemble de méthodes qui ont été développées pour le faciliter. Les premières utilisations du traitement d'image remontent à l'époque de l'avènement de la photographie au 18ème siècle, et l'introduction de l'électronique a apporté de nouvelles avancées au 19ème siècle. Le traitement des images est appliqué dans différents domaines tels que l'électronique, l'informatique et les statistiques [1].

Dans ce chapitre, nous introduisons quelques notions de base dans le domaine du traitement d'images. Des notions tels que : la définition d'image, type d'image, caractéristiques de l'image, systèmes de traitement d'image, analyse élémentaire, filtrage, convolution, segmentation et Enfin, quelques exemples concrets de traitement d'images

I.2. Définition :

I.2.1 Définition d'une image numérique :

Une image numérique peut être considérée comme une représentation discrète d'une image analogique ou d'un dessin en deux dimensions. Elle est constituée de pixels, chacun ayant une position spatiale et une valeur numérique qui peut représenter un niveau de gris ou une couleur. La taille de l'image numérique est déterminée par le nombre de pixels présents dans chaque direction) [2]. La conversion d'une image analogique en image numérique est généralement réalisée à l'aide d'un scanner ou d'un appareil photo numérique) [2]. Le résultat est une matrice bidimensionnelle qui contient les valeurs de chaque pixel, notées $f(x, y)$, et qui représentent le niveau de gris ou la couleur à une position donnée (x, y) [2].

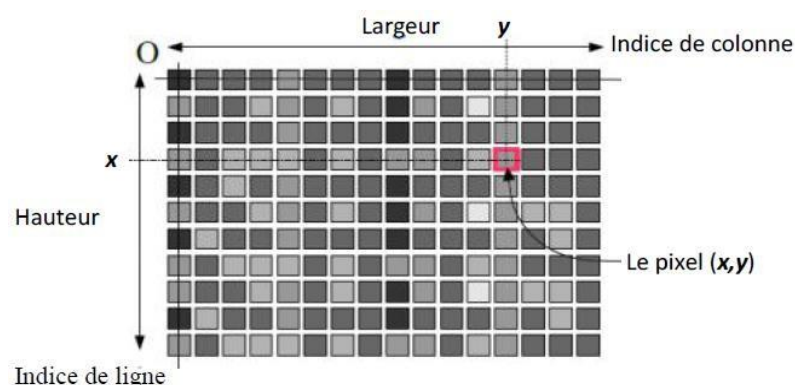


Figure I-1 : Image numérique [3].

I.3 Caractéristiques d'une image numérique :

I.3.1 Pixel

C'est le plus petit point de l'image. Chaque pixel a une valeur Représente les niveaux de gris ou de couleur selon la nature de l'image.

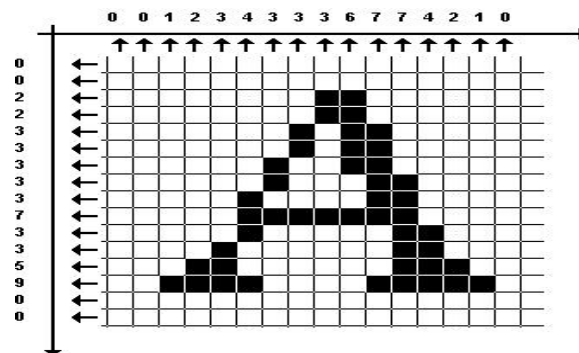


Figure I-2 : Groupe de pixel formant la lettre A [4].

I.3.2 Dimension :

La taille d'une image numérique correspond au nombre total de pixels qu'elle contient. L'image est représentée sous forme d'une matrice où chaque élément de la matrice est une valeur numérique représentant l'intensité lumineuse d'un pixel. Le nombre de lignes de la matrice multiplié par le nombre de colonnes de la matrice donne le nombre total de pixels présents dans l'image [5].

I.3.3 Résolution d'une image

La résolution d'une image numérique fait référence au nombre de pixels présents par unité de longueur dans l'image. Elle est généralement exprimée en dpi (dots per inch, points par pouce) ou en dpcm (dots per centimètre, points par centimètre). Une résolution plus élevée est obtenue lorsque le nombre de pixels par unité de longueur est plus élevé, ce qui se traduit par une image plus détaillée et une meilleure qualité visuelle. Une résolution plus élevée permet également d'obtenir des agrandissements de meilleure qualité [6].

I.3.4 texture

Les textures font référence aux zones d'une image numérique qui présentent des caractéristiques uniformes. Ces caractéristiques peuvent inclure des motifs de base répétitifs

ou des variations de fréquence. Les textures sont composées de texels, qui sont l'équivalent des pixels dans le contexte des textures [7].

I.3.5 contours

Un contour représente la limite entre les objets d'une image ou entre deux pixels dont les niveaux de gris diffèrent de manière significative. Les contours décrivent la structure des objets et permettent de distinguer les différentes régions de l'image. L'extraction de contours implique l'identification des points dans l'image qui marquent la transition entre deux textures différentes, mettant ainsi en évidence les frontières entre les régions distinctes de l'image



Figure I-3 : Contour d'une image.

I.3.6 Histogramme

Un histogramme est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Une fonction qui donne la fréquence à laquelle chaque niveau de niveaux de gris (couleur) apparaît dans l'image, l'histogramme d'une image mesure la distribution des niveaux de gris dans l'image. Pour un niveau de gris, l'histogramme permet de connaître la probabilité de tomber sur un pixel de valeur x en tirant un pixel au hasard dans l'image

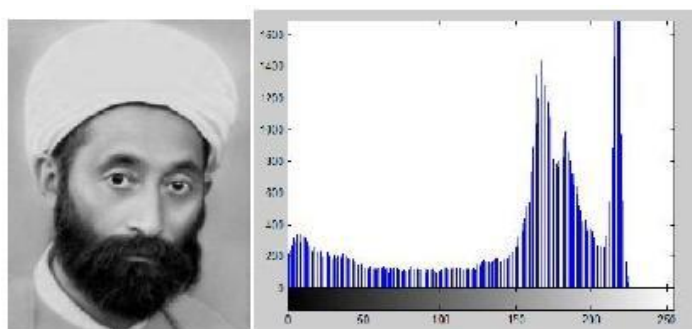


Figure I-4 : Image avec histogramme [6].

I.3.7 Seuillage

Le seuillage est une opération de transformation point par point qui permet de convertir une image numérique (en niveaux de gris) en une image binaire (noir et blanc). Cette transformation consiste à conserver uniquement les points dont la valeur de gris est supérieure ou inférieure à un seuil donné, ou comprise entre deux valeurs de gris $G1$ et $G2$ (plages de gris). Pour obtenir des résultats optimaux, il est important de préparer les échantillons dans des conditions qui améliorent le contraste de l'image. La détermination du seuil se fait en identifiant la valeur où l'histogramme de niveaux de gris présente une vallée entre deux pics distincts. Les pixels ayant un niveau de gris inférieur à ce seuil sont représentés en noir (0), tandis que ceux ayant un niveau de gris supérieur sont représentés en blanc (1).

I.3.8 Contraste

Le contraste fait référence à la différence marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de l'image. Le contraste est déterminé en se basant sur les niveaux de luminosité de deux zones adjacentes de l'image, notées $L1$ et $L2$. Le contraste C est défini comme le rapport entre les deux luminosités

$$\frac{(L1 - L2)}{(L1 + L2)} \quad (I.1)$$

Cette formule permet de quantifier la différence de luminosité entre les deux zones et donc d'évaluer le contraste de l'image [5].

I.3.9 Poids de l'image :

Le poids d'une image est déterminé en prenant en compte trois paramètres : les dimensions, la résolution et le nombre de couleurs. Il est généralement mesuré en octets.

I.3.10 Les méthodes de seuillage

Le seuillage est une méthode de segmentation largement utilisée pour extraire des objets de l'arrière-plan d'une image. Ce qui rend cette technique attrayante, c'est sa facilité de mise en œuvre et son efficacité dans les systèmes temps réel. Elle repose sur la séparation des éléments constituant une image en se basant uniquement sur leurs intensités en niveaux de gris. Le seuillage implique l'identification des motifs dans l'histogramme de l'image, en

mettant l'accent sur les zones à haute densité. Ensuite, on recherche les régions où les motifs de faible densité se rencontrent, ce qui correspond aux frontières des objets dans l'image.

I.4.Types d'images :

I.4.1. Image binaire (noir et blanc)

Une image binaire est le type d'image le plus basique, où chaque pixel peut prendre soit la valeur noire, soit la valeur blanche. C'est souvent le format utilisé pour représenter du texte numérisé lorsque celui-ci est présenté sous forme d'une seule image [8].

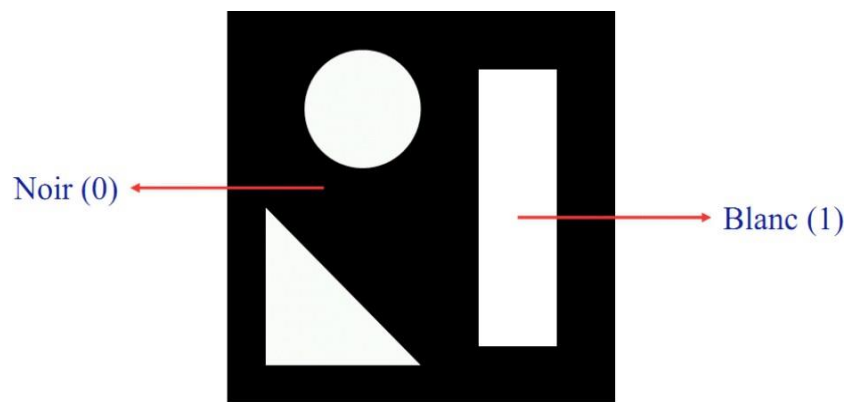


Figure I-5 : Image binaire (noire et blanc)

I.4.2. Image en niveaux de gris (256 niveaux de gris) :

En règle générale, les images en niveaux de gris contiennent 256 nuances de gris. Par convention, une valeur de zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et une valeur de 255 correspond au blanc (intensité lumineuse maximale). Le nombre 256 est lié à la quantification de l'image. En fait chaque entier représentant un niveau de gris est codé sur 8 bits. C'est donc entre 0 et $2^8-1=255$. C'est ici la quantification la plus courante. Vous pouvez encoder l'image en niveaux de gris sur 16 bits ($0 \leq n \leq 2^{16}-1$) ou 2 bits : dans ce dernier cas "niveau de gris" vaut 0 ou 1 : image binaire (noir et blanc) [8].

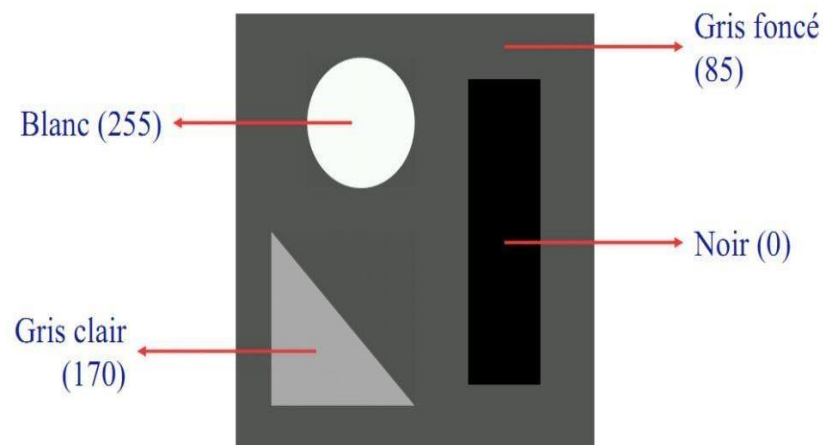


Figure I-6 : Image à niveaux de gris (intensité ou luminance)

I.4.3. Image couleur (ou RGB) :

Chaque pixel d'une image couleur est caractérisé par une valeur pour chaque composante de couleur le rouge (R), le vert (G) et le bleu (B). Chacune de ces composantes est généralement représentée par un nombre entier compris entre 0 et 255, ce qui permet d'obtenir 16 777 216 combinaisons de couleurs possibles (255^3). Ainsi, pour coder un pixel dans une image couleur,

Il faut utiliser 24 bits au total (8 bits pour chaque composante de couleur) [8].

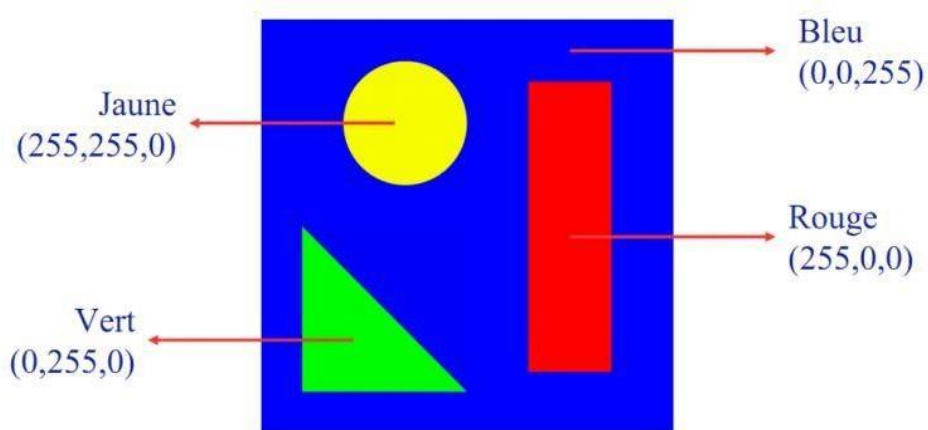


Figure I-7 : Image couleur RGB

I.5 Formats de fichiers d'images

Il existe de nombreux types de fichiers image, il peut donc être difficile de savoir quel type de fichier correspond le mieux à vos besoins en matière d'image. Certains types d'images tels que TIFF sont parfaits pour l'impression tandis que d'autres, comme JPG ou PNG, conviennent mieux aux graphiques Web [8].

I.5.1 Principaux formats de fichiers non compressés :

Ces formats de fichiers utilisent souvent beaucoup de mémoire. Comme elles sont lourdes, elles ne sont pas adaptées au web, mais elles doivent être utilisées lorsque vous avez besoin de conserver toutes les informations d'une image afin de la modifier.

➤ **TIFF**

Le format TIFF est un format d'image graphique traditionnellement utilisé pour stocker des images bitmap de grande taille (supérieures à 4 Go lorsqu'elles sont compressées). Il offre la possibilité de stocker différents types d'images, tels que des images en noir et blanc, des images en couleurs réelles avec une profondeur de couleur allant jusqu'à 32 bits par pixel, ainsi que des images indexées qui utilisent une palette de couleurs [9].

➤ **BMP**

Le format BMP a été créé en collaboration entre Microsoft et IBM, ce qui explique sa popularité particulière sur les plateformes Windows et OS/2. Contrairement à d'autres formats, le BMP n'utilise pas de compression et est considéré comme l'un des formats les plus simples. Cependant, en raison de sa taille importante, il peut être moins adapté à une utilisation en ligne, bien que sa grande compatibilité en fasse un format efficace pour les travaux locaux. Dans le format BMP, les couleurs sont encodées en utilisant le modèle RVB (rouge, vert, bleu), et le format prend en charge à la fois une palette de 256 couleurs et le mode "couleur réelle" (Truecolor) [10].

I.5.2 Principaux formats de fichier compressés :

Ces formats de fichiers permettent de gagner plus ou moins de mémoire en supprimant certaines informations peu ou pas perceptibles à l'œil humain selon des algorithmes spécifiques. Ils sont particulièrement adaptés à Internet, mais ne doivent pas être utilisés lors de la création d'images (par exemple, dans Photoshop), car chaque nouvel enregistrement

dégradera un peu la qualité du fichier. Ce format est le plus souvent utilisé pour exporter des images en vue d'un affichage ou d'un archivage sur Internet.

➤ **JPEG**

Le format JPEG est l'un des formats les plus complexes et nécessite une compréhension solide des concepts mathématiques pour être pleinement étudié. Cependant, il offre des taux de compression intéressants, bien qu'avec une certaine dégradation de la qualité. Le JPEG est une norme internationale (ISO 10918-1) utilisée pour la compression d'images fixes, en particulier les images photographiques. Il utilise une méthode de compression "avec perte" basée sur l'algorithme de transformation en cosinus discrète (DCT). Bien qu'un mode "sans perte" ait été développé ultérieurement, il n'a pas été largement utilisé. Cette norme de compression a été développée par le comité JPEG (Joint Photographic Experts Group) et normalisée par l'ISO/JTC1 SC29. Le format JPEG est couramment utilisé dans le domaine de la photographie car il prend en compte les caractéristiques visuelles de l'œil humain [9].

➤ **GIF**

Les formats de fichiers mentionnés permettent de réduire la taille des images en supprimant des informations peu ou pas perceptibles à l'œil humain, grâce à des algorithmes spécifiques. Ils sont particulièrement adaptés à une utilisation sur Internet. Cependant, il est important de noter que ces formats ne devraient pas être utilisés lors de la création d'images, par exemple dans des logiciels tels que Photoshop, car chaque nouvelle sauvegarde peut entraîner une légère dégradation de la qualité du fichier. Ces formats sont principalement utilisés pour exporter des images destinées à être affichées ou archivées sur Internet [11].

➤ **PNG et MNG**

Le format Portable Network Graphics (PNG) a été développé par le W3C en remplacement du format GIF. Il présente plusieurs avantages par rapport à ce dernier, notamment le fait qu'il ne soit pas limité à 256 couleurs. De plus, le format PNG est ouvert et permet une compression sans perte efficace. Il est recommandé d'utiliser le

format PNG pour des images telles que des petits logos, où la transparence et la qualité des couleurs sont importantes. Cependant, il convient de noter que le format PNG n'est pas compétitif en termes de poids pour les photos comparé au format JPEG, qui offre une compression avec perte optimisée pour les images photographiques. Il est également important de mentionner que le format PNG ne prend pas en charge l'animation, mais il existe une variante dérivée appelée MNG qui est destinée à cet usage spécifique [12].

I.6 Technique de traitement des images :

Le traitement d'image implique l'amélioration du contenu d'une image afin d'extraire des informations pertinentes. Cela peut inclure l'identification de séquences de texte, de chromosomes, l'évitement d'obstacles dans le domaine de la robotique, ou encore la détection de zones sujettes à l'érosion dans le domaine de la télédétection. En résumé, le traitement d'image vise à ajouter du sens à une image grâce à des procédés automatisés. Parmi les techniques couramment utilisées en traitement d'image, on retrouve l'extraction de caractéristiques, la segmentation, l'amélioration de la qualité de l'image (rehaussement) et le recalage d'image.

I.6.1 Filtrage Numérique

Les images numériques capturées sont souvent inutilisables pour le traitement d'image. Ils contiennent des signaux bruyants. Pour améliorer cela Différents prétraitements sont effectués pour l'amélioration ou la correction.

I.6.1.1 Filtres linéaires

Les filtres linéaires sont des opérations mathématiques qui transforment les données d'entrée en un nouvel ensemble de données, connu sous le nom de sortie de convolution 2D. Ces filtres sont souvent utilisés pour supprimer le bruit dans les photos. Chaque filtre a une taille de $N \times N$, où N est un nombre impair. Parmi les filtres linéaires les plus couramment utilisés, on peut citer

➤ Filtre passe-bas (lissage)

Un filtre passe-bas est utilisé pour réduire les composantes à haute fréquence d'une image, c'est-à-dire les variations rapides de luminosité des pixels. Il permet de lisser le signal en

supprimant les changements brusques d'intensité et de réduire le bruit. L'application d'un filtre passe-bas à une image entraîne généralement des changements relativement mineurs, tout en maintenant l'intensité moyenne de l'image [4].

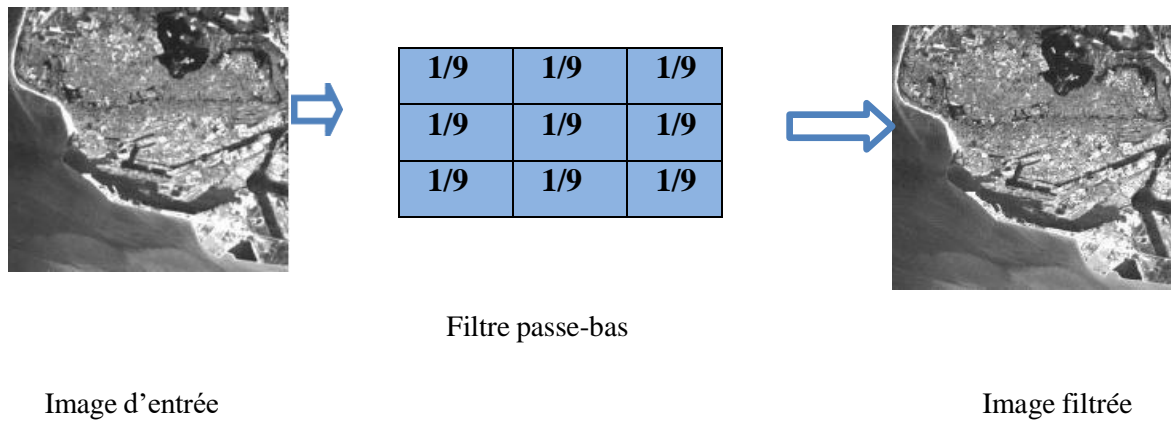


Figure I-8 : Image filtrée (passe-bas) [13].

➤ **Filtre passe-haut**

Un filtre passe-haut est utilisé pour supprimer ou atténuer les composantes basse fréquence d'une image. Ce type de filtrage permet de mettre en évidence les détails et le contraste de l'image en accentuant les points isolés ou les limites des objets. Les autres points de l'image sont généralement définis sur 0 (noir) pour créer un effet de mise en évidence. Vous pouvez vous référer à la figure I-9 pour visualiser le résultat de l'application d'un filtre passe-haut [4].

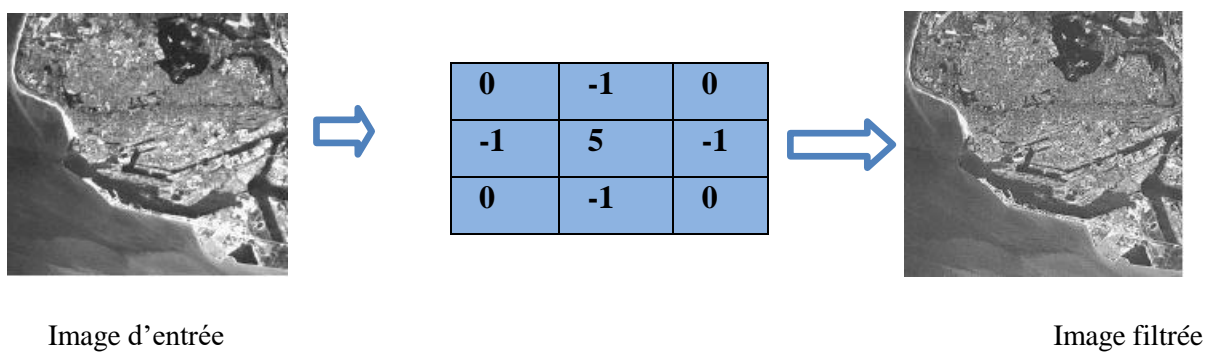


Figure I-9 : Image filtrée (passe-haut) [13].

➤ **Filtre passe-bande (Différentiation) :**

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas. Elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtrage passe-bas [4].

➤ Filtre directionnel

Dans certains cas, nous essayons de révéler les détails de l'image dans une direction claire. Pour cela, on utilise des filtres qui fonctionnent selon une direction (horizontale, verticale, diagonale) [4].

I.6.1.2 Les filtres non linéaires :

Une autre classe de méthodes existe pour éviter le flou causé par les filtres passe-bas traditionnels : les filtres non linéaires ou filtres d'ordre. Ce sont des filtres dans lesquels la nouvelle valeur d'un pixel est calculée par combinaison non linéaire de fenêtres de pixels voisins. Les filtres médians sont les filtres non linéaires les plus largement utilisés.

➤ Filtre médian

Un filtre médian est couramment utilisé pour éliminer le bruit dans une image. Son algorithme est assez simple : il remplace la valeur de chaque pixel par la valeur médiane calculée à partir du pixel lui-même et de ses voisins. Le nombre de voisins pris en compte est déterminé par un paramètre appelé 'N', qui correspond à la taille du carré de voisinage utilisé pour les calculs. Ainsi, le filtre médian permet de réduire les variations brusques de luminosité en remplaçant chaque pixel par une valeur médiane plus stable.

La figure montre le principe du calcul de la valeur médiane dans le cas d'un filtre médian 3x3 (N=9) [7].

10	50	30
20	40	50
20	30	60

10	20	20	30	30	40	50	50	60
----	----	----	----	----	----	----	----	----

Figure I-10 : Principe du filtre médian 3x3

Dans cet exemple la valeur de niveau de gris de pixel central (le pixel qui a un niveau de gris égal à 40) est remplacée par 30

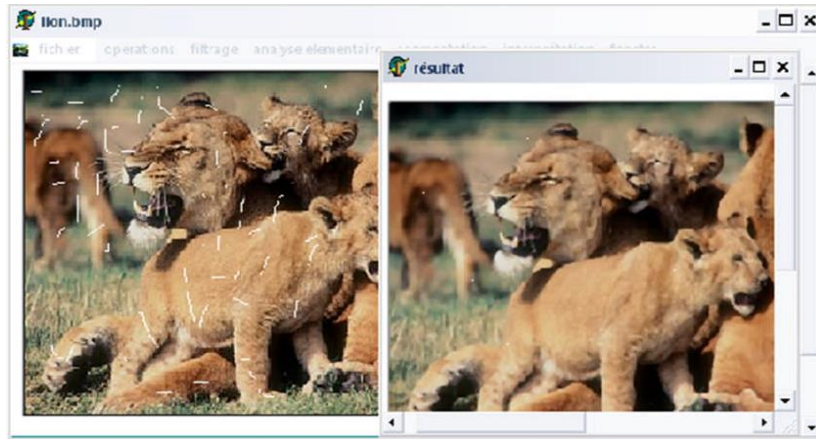


Figure I-11 : Principe du filtre médian [14].

Conclusion

Le traitement d'une image permet d'améliorer sa qualité, en diminuant le bruit et détectant la présence de certaines formes afin de rapprocher mieux de l'image originale, pour qu'elle soit près d'être utilisée en d'autres applications. Le traitement d'images permet de modifier le contenu des images afin de tirer l'information utile.

Chapitre II

Généralités sur les techniques de la compression d'image

II.1 Introduction :

Malgré l'augmentation continue des capacités des supports de stockage et les débits des réseaux, on a toujours besoin de compresser l'image vue l'évolution de l'utilisation des images et des vidéos et l'augmentation des capacités d'acquisition des capteurs numériques. L'opération de compression d'images est utile soit pour l'archivage sur des supports de mémoires ou pour la transmission.

La compression d'image peut être effectuée avec ou sans perte. Les méthodes de compression sans perte sont réservées aux applications sensibles telles que la compression d'images médicales et satellitaires, ainsi que la compression de fichiers informatiques, où la perte d'un seul bit peut entraîner des résultats catastrophiques féroces. Ces méthodes entraînent un taux de compression relativement faible. Les méthodes à perte sont particulièrement adaptées aux images naturelles telles que les photographies dans des applications où une légère réduction (parfois imperceptible) de la fidélité peut être acceptable pour réduire considérablement le débit binaire.

II.2 Compression d'image

La compression d'image implique l'utilisation de techniques et d'algorithmes pour réduire la taille d'une image tout en préservant les informations essentielles qu'elle contient. La décompression permet ensuite de retrouver l'image d'origine à partir de sa version compressée. L'efficacité de la compression réside dans sa capacité à préserver l'intégrité des données d'origine, c'est-à-dire que la compression suivie de la décompression doit restituer les mêmes données initiales. Toutefois, dans le domaine de la compression d'images, il est souvent acceptable de tolérer une légère perte d'information afin d'obtenir un taux de compression plus élevé. Bien que l'image résultante ne soit pas identique à l'originale, elle reste très similaire sur le plan visuel. On parle alors de compression avec perte d'information [15].

II.3 Les différents types de compression

On distingue plusieurs types de compression

II.3.1 Compression physique et logique

II.3.1.1 La compression physique

La compression d'image est un processus qui agit directement sur les données en réduisant leur taille grâce à la suppression des redondances, de manière à occuper un espace minimal. Lorsqu'un fichier est compressé, sa lecture devient incompréhensible pour l'utilisateur [16].

II.3.1.2 La compression logique

La compression d'image est un processus distinct qui réorganise les données de manière plus compacte. Il consiste à substituer des informations équivalentes aux données d'origine, tout en préservant leur signification. Par exemple, un type de données abstrait peut être représenté par l'acronyme "TDA" pour réduire sa taille. Cette substitution logique permet de compresser les données tout en préservant leur signification [16].

II.3.2 Compression avec perte et sans perte

II.3.2.1 La compression sans perte

Les stratégies de compression d'image qui préservent toutes les informations sont communément appelées des techniques de "codage exact" car elles permettent de reconstruire l'image avec une grande précision. Cependant, ces méthodes présentent quelques inconvénients tels qu'un taux de compression limité et une dépendance vis-à-vis du contenu de l'image. Les méthodes de compression sans perte sont couramment utilisées dans le domaine spatial, bien que leur application dans le domaine des fréquences puisse être plus complexe. Il existe différents types de méthodes de compression sans perte, qui peuvent être distinguées selon leur approche spécifique [17].

II.3.2.2 La compression avec perte

Pour compresser des images complexes et atteindre des taux de compression élevés, il est souvent nécessaire de recourir à des techniques de compression avec perte. Ces techniques permettent de trouver un compromis entre la qualité de l'image et le niveau de compression, mais impliquent la perte d'une certaine quantité d'informations. Cependant, ces pertes sont généralement imperceptibles à l'œil humain, et il est possible d'améliorer l'apparence des images en utilisant des algorithmes de post-traitement [17].

La compression d'images à base de transformées nécessite trois étapes de base. La première est la transformation des données de l'image pour obtenir des données moins corrélées. La seconde est la quantification ou le seuillage, c'est dans cette étape que la perte d'information se produit. Et enfin le codage où les données quantifiées sont réduites à des fins de transmission ou d'archivage

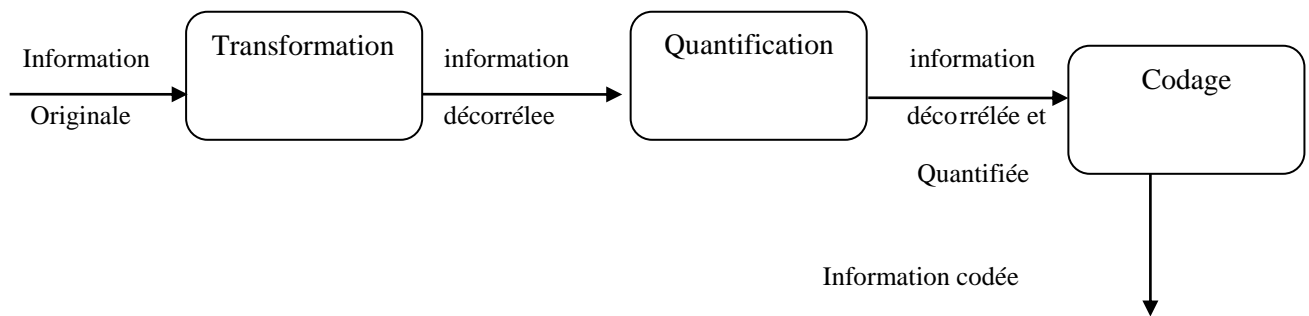


Figure II-1 : Schéma fonctionnel d'une technique de compression générique avec perte [18].

II.4 Le but de la compression d'image

Les images numériques sont des fichiers volumineux qui occupent beaucoup d'espace de stockage ou augmentent considérablement les temps de transfert sur le réseau.

La compression d'image peut réduire considérablement la taille d'une image par Exemple une image couleur de taille 640 x 480 pixels :

- Une image non compressée peut être stockée sur une disquette de 1,4 Mo.

La compression d'image peut contenir 20 à 50 images sur un disque.

- Le temps de lecture d'une image non compressée est de 3 secondes avec un lecteur de CD-ROM 8x.
- L'utilisation de la compression d'image peut réduire ce temps à environ 1 seconde. Le temps de décompression.
- Le temps de transmission d'une image non compressée est de 3 minutes sur un modem 28 Kbps. Après compression, le temps de transmission est réduit à environ 10 secondes [20].

II.5 Les méthodes de compression

On distingue plusieurs types de compression

II.5.1 Les méthodes de compression sans perte

II.5.1.1 La méthode RLE (R.L.E. ou Run Length Encoding)

Une séquence symboles fait référence à un ensemble consécutif ayant la même valeur. Elle est définie par son adresse de départ, sa longueur et sa valeur commune. Bien que cette méthode de compression puisse être aussi efficace que d'autres, elle présente l'avantage d'être simple à mettre en œuvre. Elle est utilisée dans les techniques de conversion telles que le fax et le format JPEG pour réduire la taille des données. [20].

II.5.1.2 La méthode de HUFFMAN

Développé par David Huffman en 1952. Ce type de compression offre de bons taux de compression, en particulier pour les images monochromes (telles que les télécopies).

La procédure de Hoffman repose sur deux observations concernant les codes de préfixe optimaux [1].

- Dans un code optimal, les symboles qui apparaissent plus fréquemment (ont une probabilité d'occurrence plus élevée) auront des mots de code plus courts que les symboles moins fréquents.
- Dans un code optimal, les deux symboles les moins fréquents auront la même longueur.
- Les deux mots de code les plus longs ne diffèrent que par leur dernier bit et correspondent au symbole le plus long.

II.5.1.3 La méthode entropique de Shannon-Fano.

Shannon du Bellis Lab et RM Fano du Massachusetts Institute of Technology ont développé une méthode de codage basée sur la simple connaissance de la probabilité que chaque symbole dans un message se produise presque simultanément. Ils utilisent des codes de longueur variable, contenant plus de bits car la probabilité des symboles est faible.

La procédure de Shannon-Fano construit un arbre descendant de la racine à travers des partitions successives. Le tri des fréquences s'effectue par ordre décroissant, en supposant que le fichier est lu en premier et que les en-têtes sont enregistrés. Cette méthode est appliquée selon les étapes suivantes :

- -Les symboles sont triés et classés par fréquence.

- - Ensuite, divisez la liste des symboles en deux parties afin que la fréquence totale de chaque partie soit aussi similaire que possible.
- Le bit 0 est affecté à la première partie de la liste et le bit 1 est affecté à la deuxième partie.
- - Divisez chaque sous-ensemble en deux nouveaux sous-ensembles de fréquence égale et répétez l'algorithme jusqu'à ce qu'il ne reste qu'un seul élément dans chaque sous-ensemble [21].

Par exemple la chaîne que nous allons traiter est : ACBBCDECECECBCEEECCCCABCECBDBDBD

Symboles	Fréquences
C	11
B	7
E	5
D	4
A	2

Table I I.1 La table des fréquences (ou probabilité) des symboles.

Le développement du calcul sous forme d'un schéma est le suivant :

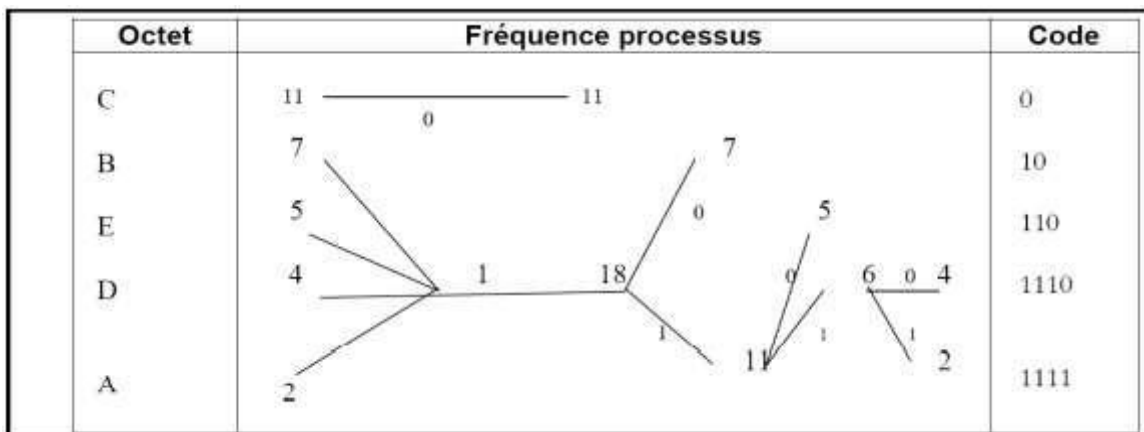


Figure II-2: Codage de Shannon-Fano.

II.5.1.4 Codage arithmétique

Le codage arithmétique est une méthode de codage statistique qui utilise moins de bits pour représenter un plus grand nombre de caractères. Il est étroitement lié au codage de Huffman, mais il est généralement plus efficace que ce dernier (à l'exception du cas particulier où les poids des feuilles/nœuds/racines dans un arbre de Huffman sont des puissances de 2). De plus, le codage arithmétique est plus facile à mettre en œuvre. L'avantage principal du codage arithmétique par rapport au codage de Huffman est qu'il permet de coder les caractères avec des fractions de bits, tandis que le codage de Huffman utilise des bits entiers. Par exemple, si un caractère représente 90% de l'ensemble des symboles, le codage arithmétique peut utiliser 0,15 bits pour représenter ce caractère de manière optimale, tandis que le codage de Huffman l'encodera toujours sur 1 bit, soit 6 fois plus. Bien que le codage arithmétique soit moins couramment utilisé en pratique, il est toujours présent, notamment dans le format JPEG2000 [22].

II.5.2 Les méthodes de compression avec perte

II.5.2 .1 Transformée en ondelettes discrètes (DWT) :

La transformée en ondelettes discrètes (DWT, Discrete Wavelet Transform) est une technique de traitement du signal utilisée pour analyser et représenter des signaux ou des données de manière à la fois temporelle et fréquentielle. Elle est largement utilisée dans des domaines tels que le traitement d'images, la compression de données, la détection de motifs, et bien d'autres

Reconstruction à l'aide d'un filtre spéculaire en quadrature (QMF)

Représentée par leurs réponses impulsionnelles (h et g), cette opération est l'inverse de l'opération de décomposition (remplacement des filtres passe-bas et passe-haut par les filtres miroirs associés), et l'opération de décimation est remplacée par l'opération d'interpolation incluse dans chacun ajouter un zéro entre les coefficients. Selon le schéma est un algorithme efficace pour mesurer la DWT car il utilise moins de coefficients de filtre, ce qui permet une mise en œuvre rapide et une réduction de la mémoire de la DWT.

La transformée en ondelettes discrètes (DWT) fournit une représentation d'image multi résolution et est devenue l'un des outils les plus importants dans l'analyse et le codage d'images au cours des deux dernières décennies.

La transformée en ondelettes discrètes (DWT) est une transformée qui offre une efficacité de compression nettement meilleure que la DCT à des taux de compression plus élevés. Elle présente des propriétés d'adaptabilité ou de flexibilité très intéressantes, notamment le choix des fonctions d'ondelettes de base (orthogonales ou sans support, compact ou infini, etc.) et des paramètres. La transformée phare de la compression d'images de ces dernières années est la transformée en ondelettes discrètes.

La DWT inspire également de nombreuses autres transformées (paquets d'ondelettes, curvelets, striplets, contourlets, etc.) pour la compression ou le débruitage d'image, cependant, les performances peuvent être améliorées en choisissant une base de transformée qui s'adapte à l'image [21].

II.5.2 .2 Transformée de Fourier

Elle permet simplement de passer du domaine spatial au domaine fréquentiel. Cette transformée rend donc visible les composantes en fréquence de l'image.

$$F(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (\text{II-1})$$

Il est intéressant de noter que nous pouvons revenir au domaine spatial via la transformée de Fourier inverse. Une application brute de cette formule étant extrêmement longue. Une autre façon d'effectuer ce calcul permet de limiter considérablement la durée de cette transformation. C'est ce que l'on appelle la FFT (Fast Fourier Transform) [16].

II.5.2 .3.1 Transformée en cosinus discrète « DCT »

La transformée en cosinus discrète est une technique pour convertir un signal élémentaire en les composantes de fréquence. Il représente une image en tant que somme de sinusoides de différentes grandeurs et les fréquences.

La DCT à base de bloc populaire transformée segments une image nonchevauchement des blocs et applique DCT chaque bloc. Il en résulte un préavis de trois fréquences sous-bandes : sous-bande basse fréquence, mi-frequency sub-band et de sousbande haute fréquence. Filigrane base-DCT est basé sur deux faits. Le premier fait est qu'une grande partie de l'énergie du signal se trouve à basses fréquences sous-bande qui contient le plus important visuelle les parties de l'image. Le second fait est que la haute les composantes de fréquence de l'image sont habituellement éliminées par compression et de bruit attaques. Le filigrane est donc incorporé en modifiant le coefficient de la sous-bande de fréquence moyenne de sorte

que la visibilité de l'image ne sera pas affectée et le filigrane ne sera pas éliminé par compression [23].

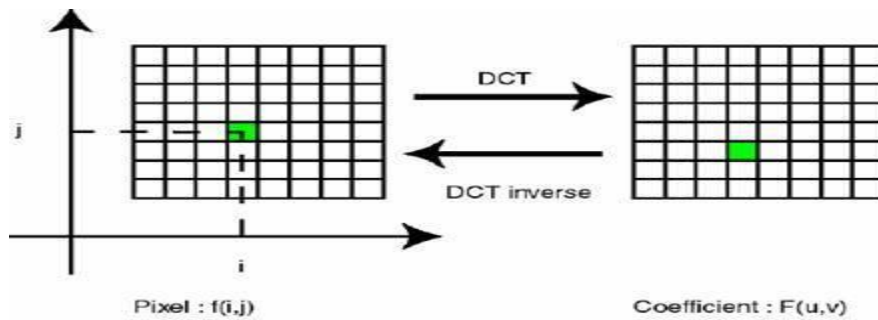


Figure II-3 : Application de la DCT sur chaque bloc [23].

II.5.2 3.2 Transformée en cosinus discrète unidimensionnelle

$$F(K) = \alpha(K) \sum_{i=0}^{N-1} f(i) \cos \left[\frac{\pi(2i+1)K}{2N} \right] \quad (\text{II.2})$$

Avec $K = 0, 1, 2, \dots, N-1$, et $\alpha(K)$ est défini comme :

$$\begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & \text{pour } K = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & \text{pour } K \neq 0 \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

La transformée inverse de la DCT-1D a pour équation :

$$f(i) = \sum_{K=0}^{N-1} \alpha(K) F(K) \cos \left[\frac{\pi(2i+1)K}{2N} \right] \quad (\text{II.4})$$

Il est clair d'après (II.2) et (II.3) que pour $K=0$:

$$F(K = 0) = \sqrt{\frac{1}{N}} \sum_{i=0}^{N-1} f(i) \quad (\text{II.5})$$

Ainsi, le coefficient de transformation est d'abord la valeur moyenne de la séquence d'échantillons. Dans la littérature, cette valeur est désignée sous le nom de coefficient DC (pour Direct Component) ou coefficient continu. Tous les autres coefficients de la transformation sont appelés les coefficients AC (Alternative Component) qui représentent les amplitudes des fréquences spatiales par le terme de $\sum_{i=0}^{N-1} \cos \left[\frac{\pi(2i+1)k}{2N} \right]$ pour $N = 8$ et en

variant i est montré sur la figure II-4. Suivant l'observation précédente, la première forme d'onde en dessus-gauche $k = 0$ rend une valeur constante (DC), alors que, toutes les autres formes d'onde ($k = 1, 2, \dots, 7$) donner des formes d'onde à l'augmentation progressive des fréquences [24].

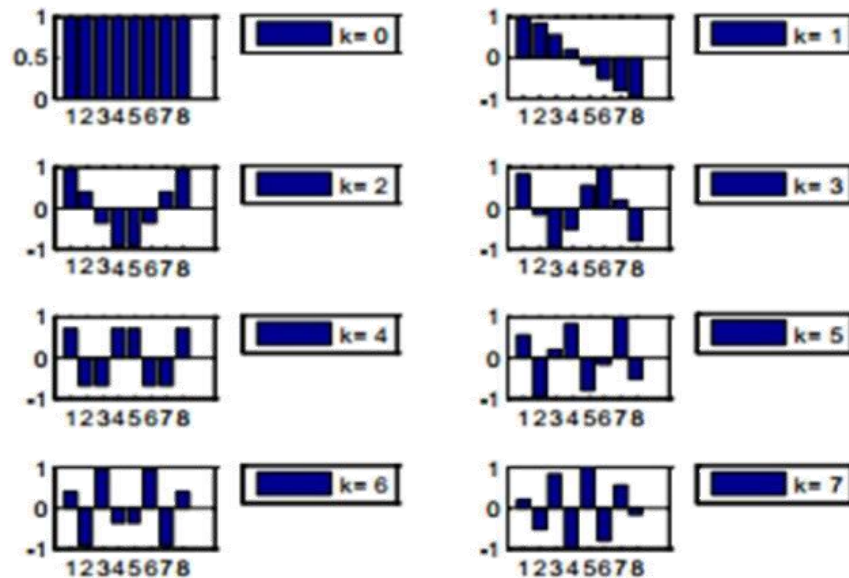


Figure II-4 : Fonctions de base de la DCT-1D [24]

II.5.2 .3.3 Transformée en cosinus discret bidimensionnelle

La DCT-1D est utilisée en traitement des signaux unidimensionnels tels que les signaux de la parole. Pour l'analyse d'un signal bidimensionnel (2D) comme les images, on a besoin d'une version 2D de la DCT.

La DCT-2D est effectuée sur une matrice carrée $N \times M$ de pixels et donne une matrice carrée $N \times M$ de coefficients fréquentiels. Comme pour la DCT-1D, l'élément (0,0) est appelé la composante DC et les autres éléments sont les composantes AC.

Par convention, les 64 valeurs transformées (de chaque bloc de 8×8) sont positionnées d'une certaine manière, ainsi la valeur moyenne de tous ces coefficients est placée en haut à gauche de ce bloc. Plus on s'éloigne des coefficients continus plus leurs grandeurs tendent à diminuer, ce qui signifie que la DCT concentre l'énergie d'image en haut à gauche de la matrice transformée, les coefficients en bas et à droite de cette matrice contiennent moins d'information utile [24].

On peut représenter la distribution des fréquences de la DCT d'une matrice de 8×8 éléments par la figure II-5

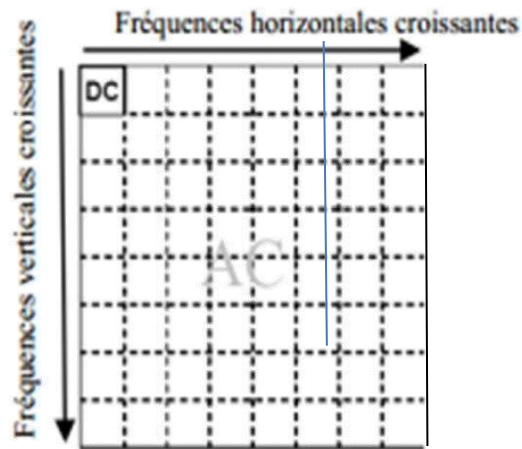


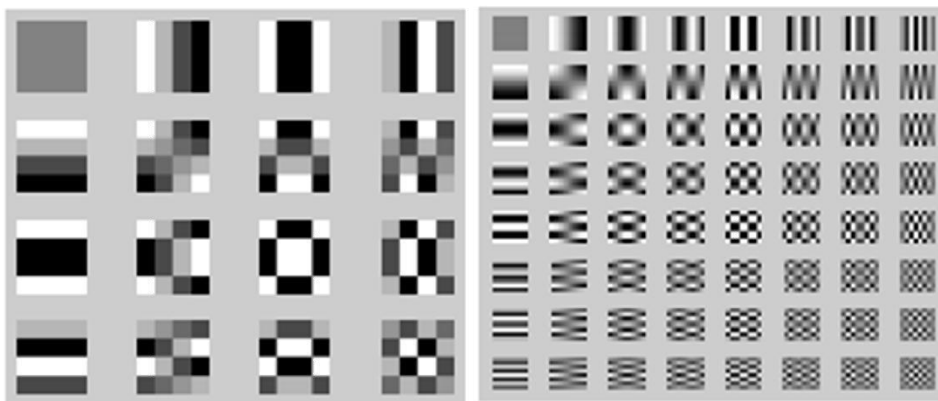
Figure II-5 : Distribution des fréquences de la DCT [24].

Les deux équations qui suivent donnent, respectivement, la DCT-2D directe et inverse

$$Y(u, v) = \sqrt{\frac{2}{M}} \sqrt{\frac{2}{N}} \alpha_U \alpha_V \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} x(m, n) \cos\left(\frac{(2m+1)u\pi}{2M}\right) \cos\left(\frac{(2n+1)v\pi}{2N}\right) \quad (\text{II.6})$$

Avec $m, n = 0, 1, 2, \dots, N-1$

$$x(m, n) = \sqrt{\frac{2}{M}} \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha_U \alpha_V Y(u, v) \cos\left(\frac{(2m+1)u\pi}{2M}\right) \cos\left(\frac{(2n+1)v\pi}{2N}\right) \quad (\text{II.7})$$



(a)

(b)

(a) : Pour $N=4$

(b) : pour $N=8$

Figure II-6 : base de Fonction de la DCT-2D [24].

II.6 Propriétés de DCT

Dans les sections précédentes, la base mathématique du DCT a été développée. Cependant, la vision intuitive dans son application de traitement d'image n'est pas présentée. Cette section décrit (à titre d'exemples) certaines propriétés des DCT qui sont particulièrement utiles pour les applications de traitement d'images [24].

II.7 Les avantages et les inconvénients de DCT :

A. Les avantages :

- Performance de compression élevée.
- Transformation rapide (surtout quand il est utilisé dans une image compressée).
- La norme JPEG est destinée à des images de type photographique.

B. Les inconvénients :

- Elle a besoin de diviser le codage d'entrée en blocs 2D non chevauchants.
- Mauvaise transformation de l'ensemble de l'image.
- Le taux de compression est bas.

II.8 La différence entre la FFT et la DCT

- La DCT est actuellement une version simplifiée de la FFT.
- Seule la partie réelle de la FFT est conservée
- Beaucoup plus simple en termes de coup de programmation
- La DCT est efficace dans la norme de multimédia (JPEG)
- DCT Beaucoup plus utilisée.

II.9: Critères de mesures des performances de compression

Les critères de mesure de performance de compression sont utilisés pour évaluer l'efficacité et la qualité d'un algorithme de compression d'images. Voici quelques-uns des critères couramment utilisés :

II.9.1: Taux de compression et Gain de compression

Une mesure courante pour déterminer le degré de compression obtenu est le taux de compression CR. Il est défini par :

$$\text{CR} = \frac{\text{nombre de bits codés}}{\text{nombre de bits de l'image originale}} \times 100 \quad (\text{II. 8})$$

La théorie de l'information impose une limite théorique au CR maximal qui peut être atteint sans distorsion pour toute méthode de compression. Les propriétés statistiques de l'information initiale jouent un grand rôle dans les résultats obtenus, mais le gain de compression est donné par l'expression suivante [25]:

$$\text{G} = 1 - \text{CR} = \frac{\text{taille}_{\text{initiale}} - \text{Taille}_{\text{Finale}}}{\text{Taille Initiale}} \quad (\text{II. 9})$$

II.9.2: Débit

Le débit fait référence à la quantité d'informations transférées par seconde. L'unité de mesure est le bit par seconde (bit/s) et ses différents multiples (kilobits par seconde, mégabits par seet.). Le choix de débit affecte directement la taille finale du fichier et sa qualité. Plus le débit est élevé, plus le fichier final est "lourd" et meilleure est la qualité [25].

II.9.3: Temps de calcul

La contrainte du temps est un facteur essentiel dans l'évaluation des performances de toute méthode de compression, elle revient à calculer le temps pris par la compression et la décompression des images. Cette contrainte est plus au moins imposée selon l'application visée par la compression (transmission ou archivage). En effet, il serait dommage, dans une application de transmission, que le temps gagné par une réduction de la taille des données à transmettre soit inférieur au temps passé à la compression décompression. Cette qualité sera cependant moins cruciale dans des applications visant l'archivage des données [25].

II.9.4 Mesures par MSE

Ce critère est défini par la moyenne des écarts au carré entre le pixel de l'image originale $I_0(i, j)$, et le pixel (i, j) de l'image reconstruite $I_r(i, j)$. Elle définit par l'équation suivante :

$$\text{MSE} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (\text{Io}(i,j) - \text{Ir}(i,j))^2 \quad (\text{II. 10})$$

Avec :

- $M \times N$: Taille de l'image
- $\text{Io}(i, j)$: Un pixel de l'image originale
- $\text{Ir}(i, j)$: Un pixel de l'image reconstruite

II.9.5 Rapport signal à bruit en pic

Un rapport signal sur bruit PSNR (Pic Signal to Noise Ratio) permet d'estimer la qualité d'une image reconstruite par rapport à l'originale. Donc au lieu de mesurer la distorsion, il mesure la fidélité du système de traitement puisqu'elle est proportionnelle à la qualité.

Typiquement, chaque pixel d'une image monochrome est codé sur 8 bits, soit 256 niveaux de gris allant de 0 à 255 d'où le PSNR se mesure en décibel (dB) [30] comme suit:

$$\text{PSNR} = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{2^R - 1}{\text{MSE}} \right) \quad (\text{II. 11})$$

II.9.6 Indice de similarité structurelle (SSIM)

L'Indice de similarité structurelle SSIM est une mesure de similarité entre deux images numériques. Elle a été développée pour mesurer la qualité visuelle d'une image déformée, par rapport à l'image originale. L'idée de SSIM est de mesurer la similarité de structure entre les deux images, plutôt qu'une différence pixel à pixel comme le fait par exemple le PSNR.

L'hypothèse sous-jacente est que l'œil humain est plus sensible aux changements dans la structure de l'image. 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.

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (\text{II. 12})$$

Où : N : le nombre d'élément x_i : l'intensité d'un pixel.

Le critère SSIM est représenté sous la forme suivante :

$$\text{SSIM} = 10 \log\left(\frac{(2\mu_{s_0}\mu_{s_r}+C_1)(2\sigma_{s_0s_r}+C_2)}{(\mu_{s_0}^2+\mu_{s_r}^2+C_1)(\sigma_{s_0}^2+\sigma_{s_r}^2+C_2)}\right) \quad (\text{II. 13})$$

$s_0(n)$ = image originale, $s_r(n)$ =image compressée, μ_{s_0} et μ_{s_r} sont les valeurs moyennes de $s_0(n)$ et $s_r(n)$ respectivement $\sigma_{s_0s_r}$ est la covariance et c_1 et c_2 sont de petites constantes positives utilisées pour stabiliser chaque terme.

Conclusion

Il est important de noter que la compression avec la DCT est une technique de compression avec perte, ce qui signifie qu'il y a une perte d'information lors de la compression, et l'image décompressée ne sera pas une réplique parfaite de l'image d'origine. Cependant, la perte de qualité est souvent négligeable et acceptable pour de nombreux cas d'utilisation. Meilleurs par rapport à ceux qui utilisent la DCT en plus de la propriété de la transmission progressive de l'image.

Chapitre III :

La décomposition en valeurs singulières SVD

III .1 Introduction

Avec les avancées technologiques, la quantité de contenu multimédia numérique, principalement des images et des vidéos, ne cesse d'augmenter. Cependant, le stockage et la transmission de ces images nécessitent des capacités de stockage importantes ainsi qu'une bande passante élevée. Pour résoudre ce problème, la compression d'image est utilisée pour réduire l'espace de stockage requis tout en préservant la qualité visuelle de l'image [26].

Il existe de nombreuses méthodes disponibles pour la compression d'images fixes, mais la technique la plus couramment utilisée de nos jours est le format JPEG (Joint Photographic Experts Group), qui utilise la transformée en cosinus discrète (DCT) pour la compression des images.

Dans ce chapitre, nous abordons une autre technique de compression d'image appelée décomposition en valeurs singulières (SVD). Bien que la DCT offre une compression énergétique compacte par rapport à la SVD, qui offre une compression énergétique optimale, la SVD fonctionne mieux dans le cas d'images ayant une variance élevée des pixels, ce qui se traduit par une meilleure qualité d'image. La SVD est une transformation linéaire matricielle utilisée pour compresser les images.

III .2 La décomposition en valeurs singulières SVD

La décomposition en valeurs singulières (SVD) est une technique couramment utilisée pour extraire les caractéristiques d'une matrice qui est difficile à analyser directement. Elle consiste à décomposer la matrice en un produit de matrices plus simples dont les caractéristiques sont plus faciles à identifier et à comprendre. La SVD est considérée comme la factorisation la plus générale et la plus utile pour analyser les propriétés d'une matrice [27].

La Décomposition en Valeurs Singulières (SVD) est un outil puissant pour analyser l'efficacité des méthodes numériques d'inversion. Elle permet également d'introduire la notion de pseudo-inverse, qui est utilisée pour résoudre les problèmes de reconstruction avec des données incomplètes ou des problèmes sur-déterminés tels que l'interpolation polynomiale en deux dimensions et plus. Nous allons nous concentrer sur la décomposition en valeurs singulières d'une matrice A pour les valeurs réelles, car c'est le cas général en imagerie numérique.

III.3 Théorie mathématique de la SVD

Si $A \in R^{m \times n}$ alors il existe des matrices orthogonales U et V, comme suit

$$A = USV^T \quad (\text{III. 1})$$

La figure III.1 illustre la factorisation d'une matrice A par SVD :

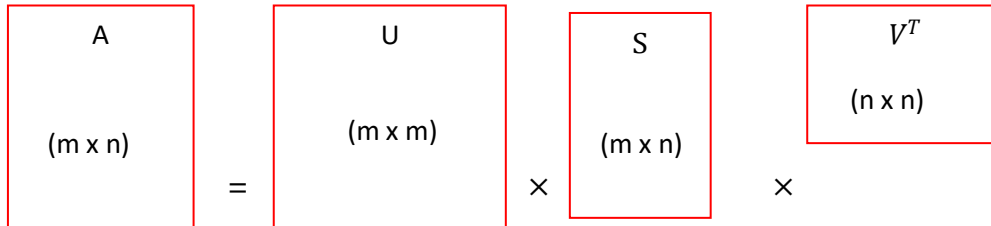


Figure III.1 : La factorisation d'une matrice A par la méthode SVD [28].

Où la matrice U ($m \times m$) est une matrice orthogonale :

$$U = [u_1, u_2, \dots, u_{r+1}, \dots, u_m] \quad (\text{III. 2})$$

Pour former un ensemble orthonormé de vecteurs colonnes u_i , on a :

$$u_i^T u_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (\text{III. 3})$$

Et la matrice V^T est une $n \times m$ matrice orthogonale

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_r, v_{r+1}, \dots, v_n] \quad (\text{III. 4})$$

Les Vecteurs colonnes v_i forme un ensemble orthonormé tel que :

$$v_i^T v_j = \sigma_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (\text{III. 5})$$

Où $\sigma_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$, σ_i sont les valeurs propres singulières de la matrice A .On peut prouver que :

$$\sigma_1 \geq \sigma_2, \dots, \sigma_r > 0 \quad (\text{III. 6})$$

$$\sigma_{r+1} = \sigma_{r+2} = \dots = \sigma_N = 0$$

III.4 Propriétés de la SVD

Les valeurs singulières $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ sont uniques, cependant, les matrices U et V ne sont pas uniques.

- Puisque $A^T A = V S^T S V^T$, donc V diagonalise $A^T A$, il s'ensuit que les v_j sont les vecteurs propres de $A^T A$.
- Puisque $A A^T = U S S^T U^T$, il en résulte que U diagonalise $A A^T$ et que les u_j sont les vecteurs propres de $A A^T$.
- Le rang de la matrice A est égal au nombre de ses valeurs singulières non nulles.
- La norme L2 et la norme de Frobenius d'une matrice $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ de rang r sont données respectivement par :

$$\|A\|_2 = \sigma_1 \quad (\text{III. 7})$$

Et

$$\|A\|_F = \left(\sum_{i=1}^r \sigma_i^2 \right)^{1/2} \quad (\text{III. 8})$$

- Si A est de rang r , alors v_1, v_2, \dots, v_r forment une base ortho normale pour l'espace $\text{Im}(A^T)$ et u_1, u_2, \dots, u_r forment une base ortho normale pour l'espace $\text{Im}(A)$.
- Le rang de la matrice A est égal au nombre de ses valeurs singulières non nulles [29].

$$A = U S V^T = \sum_{i=1}^r (\sigma_i U_i V_i^T) \quad (\text{III. 9})$$

III.5 Exemple de SVD

Soit la matrice positive A

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$A^T = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Nous voulons trouver la décomposition SVD de A ,

Ces deux matrices sont nécessaires pour effectuer une décomposition en valeurs singulières. Nous devons les multiplier ensemble afin de produire les matrices nécessaires pour SVD comme suit :

Étape 1 : Calculer $A^T A$ et AA^T

$$A.A^T = \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

$$A^T.A = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 3 \\ 3 & 5 \end{bmatrix}$$

Étape 2 : Valeurs propres et Σ

La deuxième étape du processus consiste à trouver des valeurs propres pour AA^T et $A^T A$. Une fois nous avons ceux dont nous pouvons facilement calculer les valeurs singulières en prenant le carré racines des valeurs propres, λ_1 et λ_2 . Avec l'acquisition de σ_1 et σ_2 nous pouvons former Σ ,

$$|AA^T - \lambda I| = 0 \quad (\text{III. 10})$$

$$|A^T A - \lambda I| = 0 \quad (\text{III. 11})$$

La résolution de l'équation (3.10) donne :

$$\begin{bmatrix} 8 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} - \lambda \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = 0$$

$$\begin{bmatrix} 8 - \lambda & 0 \\ 0 & 2 - \lambda \end{bmatrix} = 0$$

$$(8 - \lambda)(2 - \lambda) = 0 \quad (\text{III. 12})$$

$$\lambda_1 = 8 \quad \sigma_1$$

$$\lambda_2 = 2 \quad \sigma_2$$

Maintenant nous avons λ_1 et λ_2 , nous pouvons calculer les valeurs singulières de AA^T Avec σ_1 et σ_2 on peut former Σ .

$$\sigma_1 = \sqrt{\lambda_1} = \sqrt{8}$$

$$\sigma_2 = \sqrt{\lambda_2} = \sqrt{2}$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sqrt{8} & 0 \\ 0 & \sqrt{2} \end{bmatrix}$$

Étape 3 : On trouve :

Les colonnes de U sont les vecteurs propres unitaires de AA^T Nous devons résoudre l'équation (III.11) utilisant les deux valeurs propres pour trouver deux vecteurs propres que nous pouvons utiliser pour les colonnes de U

$$(AA^T - \lambda I) x = 0 \quad (\text{III. 13})$$

$$(A^T A - \lambda I) x = 0 \quad (\text{III. 14})$$

Trouver le premier vecteur propre de AA^T Cela servira à générer la première colonne de U.

$$(AA^T - \lambda I)x = 0 \quad (\text{III. 15})$$

$$\begin{bmatrix} 8 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} - \lambda_1 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_1 = 0$$

$$\begin{bmatrix} 8 - \lambda_1 & 0 \\ 0 & 2 - \lambda_1 \end{bmatrix} x_1 = 0$$

$$\begin{bmatrix} 8 - 8 & 0 \\ 0 & 2 - 8 \end{bmatrix} x_1 = 0$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -6 \end{bmatrix} x_1 = 0$$

$$x_1 = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Trouver le deuxième vecteur propre de AA^T ce sera utilisée pour générer La deuxième colonne de U.

$$(AA^T - \lambda I) = 0 \quad (\text{III. 16})$$

$$\left(\begin{bmatrix} 8 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} - \lambda_2 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) x_2 = 0$$

$$\left(\begin{bmatrix} 8 - \lambda_2 & 0 \\ 0 & 2 - \lambda_2 \end{bmatrix} \right) x_2 = 0$$

$$\left(\begin{bmatrix} 8 - 8 & 0 \\ 0 & 2 - 8 \end{bmatrix} \right) x_2 = 0$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -6 \end{bmatrix} x_2 = 0$$

$$x_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Avec l'acquisition de x_1 et x_2 nous pouvons former les deux colonnes de la matrice U en normalisant ces vecteurs.

$$x_1 = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad x_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Générer les colonnes de U en transformant x_1 et x_2 en vecteurs unitaires (U et V doit être orthonormé).

$$U_1 = \frac{x_1}{\|x_1\|}$$

$$U_2 = \frac{x_2}{\|x_2\|}$$

$$U_1 = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$U_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Maintenant nous avons les vecteurs propres unitaires U_1 et U_2 nous pouvons former U

$$U = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Étape 4 : Trouver V

Nous utilisons un processus similaire utilisant l'équation (III.16) pour trouver les vecteurs propres unitaires de V

$$v_1 = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

$$v_2 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

Maintenant que nous avons les vecteurs propres unitaires V_1 et V_2 , nous pouvons former V

$$V = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

Étape 5 : La SVD complète

En sécurisant U , Σ et V , la factorisation de A est réalisée et la SVD est complet.

$$A = U\Sigma V^T \tag{III.17}$$

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{8} & 0 \\ 0 & \sqrt{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

Chapitre IV :

Les résultats

IV.1 Application et implémentation

Le but de ce projet est de découvrir le fonctionnement d'un système complet de compression d'image, par réalisation des différentes étapes par simulation sur Matlab.

Le système permettra la compression et la décompression des images, de manière à pouvoir évaluer la qualité de la compression par des critères mathématiques tels que la puissance du rapport signal sur bruit PSNR, le SNR et le critère SSIM.

IV.2 Le logiciel Matlab

MATLAB est un langage de haute performance pour l'informatique technique. Il intègre le calcul, la visualisation et la programmation dans un environnement facile à utiliser où les problèmes et les solutions sont exprimés dans une notation mathématique familière.

Les utilisations typiques comprennent :

- Mathématiques et calcul.
- Développement d'algorithme.
- Modélisation, simulation et prototypage.
- Analyse, exploration et visualisation des données.
- Graphiques scientifiques et techniques.
- Développement d'applications, y compris le bâtiment d'interface utilisateur graphique.

IV.3 L'interface de programme d'application MATLAB :

Nous allons utiliser la version R2011a dans notre projet Dans le premièrement nous devons télécharger le logiciel Matlab à partir du site Officiel de Math Works, et l'installer. Après l'installation de Matlab, nous l'ouvrons, l'image au-dessous illustre l'interface de Matlab

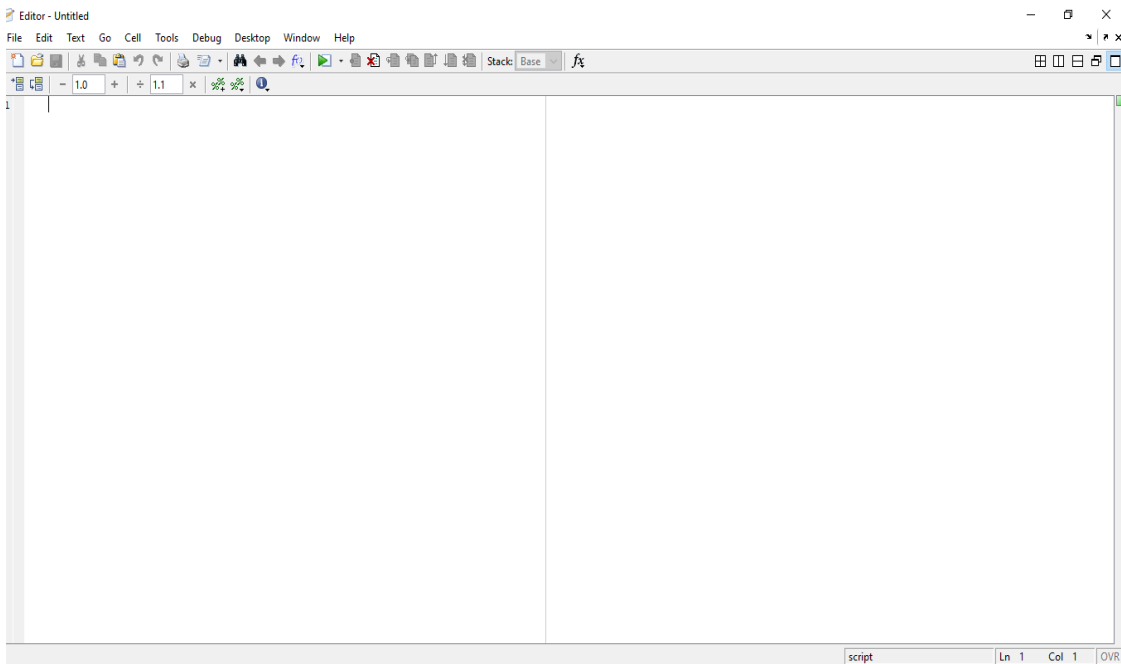
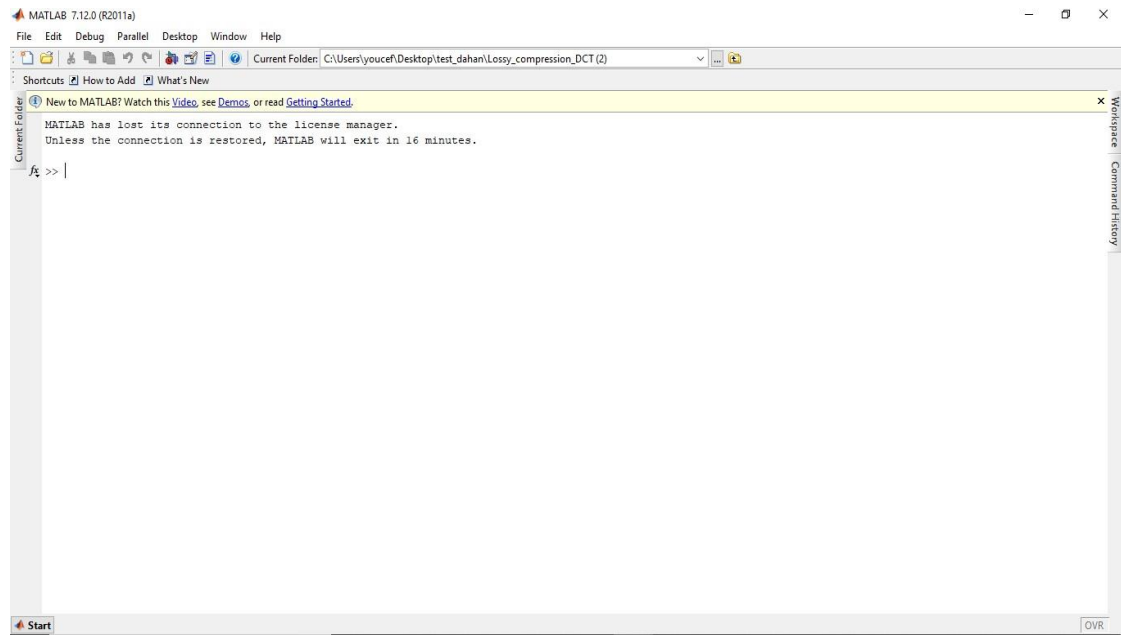


Figure IV.1 : Interface graphique et IDE de MATLAB R2011a command Windows et fenêtre editor

IV.4 Résultats obtenus

Les résultats de simulation ont été obtenus avec un programme réalisé sur Matlab où j'ai utilisé la boîte à outils de traitement d'image (image processing toolbox) pour l'opération de lecture, conversion et affichage des graphiques.

IV.5 Image de teste

Dans l'algorithme de compression d'image JPEG, l'image d'entrée est divisée en blocs de 8 par 8 ou de 16 par 16, et la DCT bidimensionnelle est calculée pour chaque bloc. Les coefficients de DCT sont ensuite quantifiés, codés et transmis. Le récepteur JPEG (ou le lecteur de fichier JPEG) décode les coefficients de DCT quantifiés, calcule l'inverse de la DCT bidimensionnelle de chaque bloc, puis remet les blocs ensemble en une seule image. Pour les images typiques, de nombreux coefficients de DCT ont des valeurs proches de zéro; ces coefficients peuvent être supprimés sans affecter sérieusement la qualité de l'image reconstruite.

Le code utilisé permet de calculer la DCT bidimensionnelle des blocs de 8 par 8 dans l'image d'entrée, supprimer (met à zéro) tous les coefficients de DCT sauf 10 sur 64 dans chaque bloc, puis reconstruire l'image en utilisant l'inverse de la DCT bidimensionnelle de chaque bloc. La méthode de calcul de la matrice de transformation est utilisée.

La compression d'image en valeur singulière (SVD)

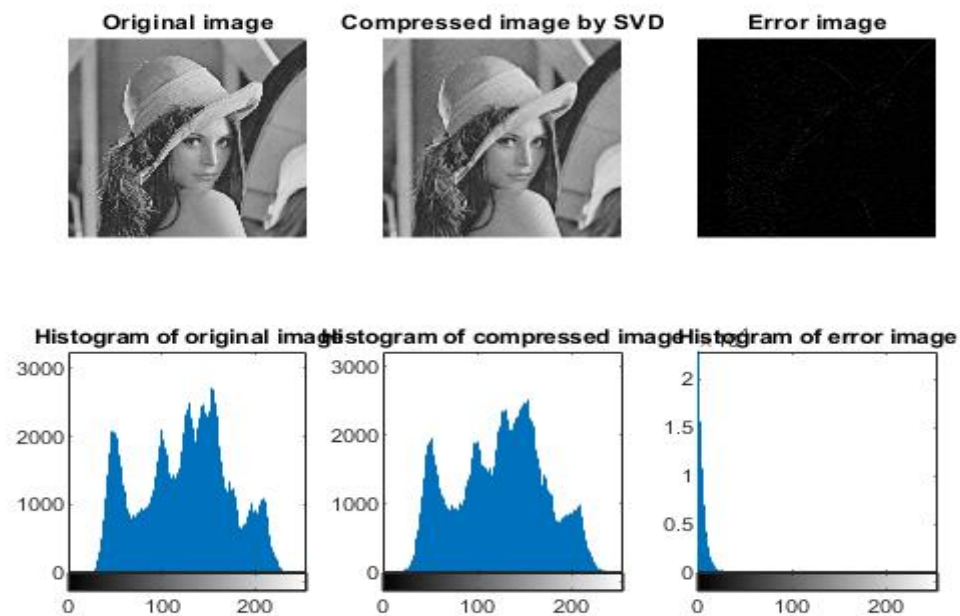


Figure IV.2: image compressée par SVD

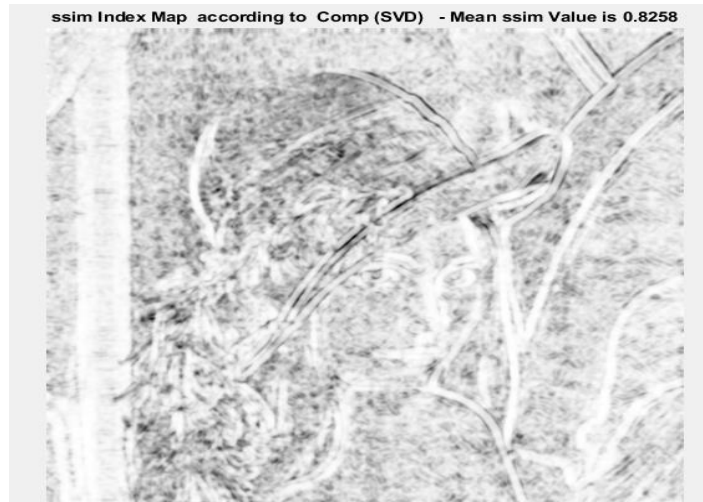


Figure IV.3 : image selon le critère SSIM

En compressant l'image par méthode de SVD, les valeurs singulières moins importantes peuvent être éliminées, ce qui permet de réduire la taille de l'image sans perdre trop d'informations. Cela peut être utile pour économiser de l'espace de stockage ou pour accélérer le temps de transmission de l'image sur un réseau.

Cependant, il est important de noter que la compression par SVD peut entraîner une perte d'informations dans l'image, en particulier si un grand nombre de valeurs singulières sont éliminées. Il est donc important de trouver un compromis entre la taille de l'image compressée et la qualité de l'image résultante.

❖ **La compression en cosinus discrète (DCT)**

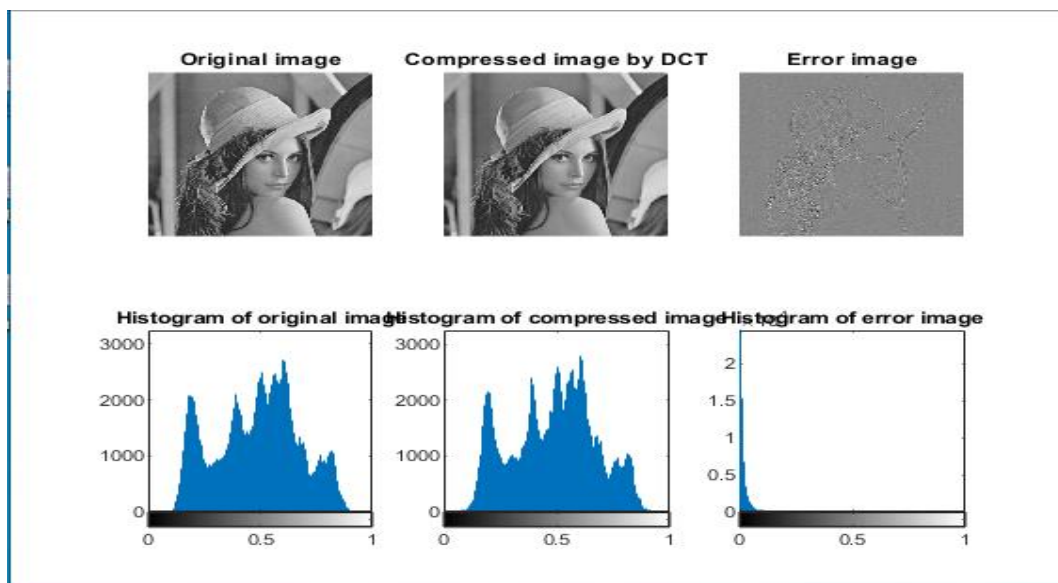


Figure IV.4 : image compressée par DCT

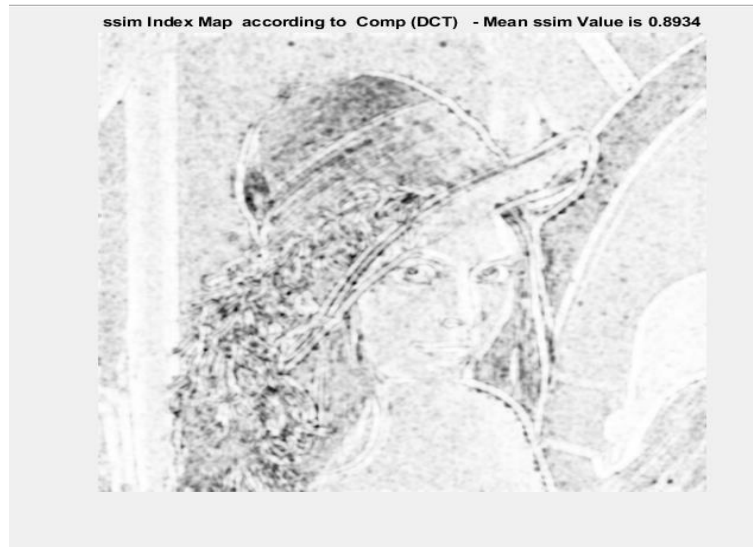


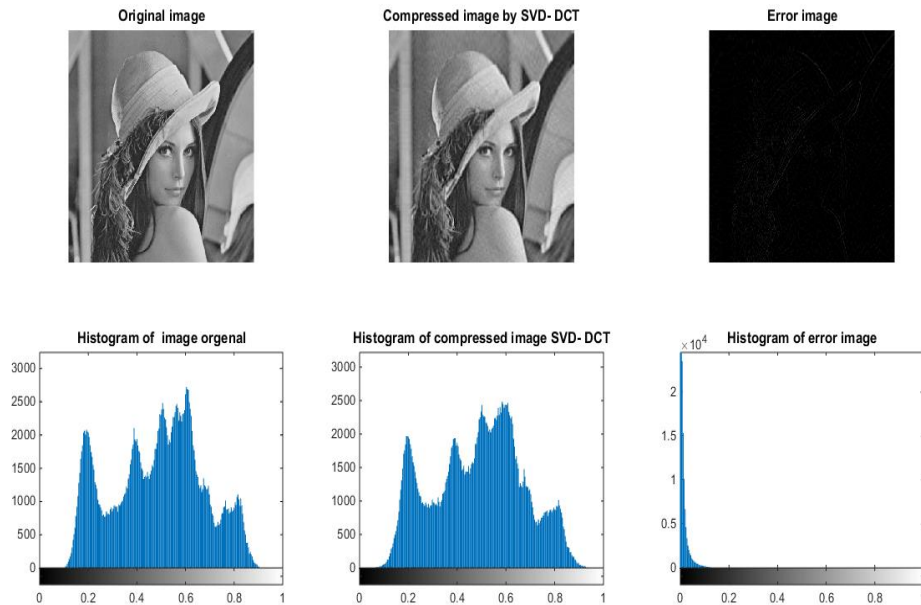
Figure IV.5 : Image selon le critère SSIM

En compressant l'image à l'aide de la DCT, les coefficients DCT associés aux fréquences les plus élevées peuvent être éliminés, ce qui permet de réduire la taille de l'image sans perdre trop d'informations. Cela peut également être utile pour économiser de l'espace de stockage ou pour accélérer le temps de transmission de l'image sur un réseau

Toutefois, tout comme la compression par SVD, la compression par DCT peut également entraîner une perte d'informations dans l'image, en particulier si un grand nombre de coefficients DCT sont éliminés. Il est donc important de trouver un équilibre entre la taille de l'image compressée et la qualité de l'image résultante. En outre, il est important de noter que la compression par DCT est une technique de compression avec perte, ce qui signifie que l'image compressée ne sera jamais identique à l'image originale.

La combinaison entre SVD et DCT

La combinaison entre SVD (Décomposition en Valeurs Singulières) et DCT (Transformée en Cosinus Discrète) est une approche avancée utilisée dans certaines techniques de compression d'image. Cette combinaison vise à tirer parti des avantages de chaque méthode pour obtenir une compression plus efficace



**Figure IV.6 : image après la compression par combinaison par méthode
SVD - DCT**

En combinant la DCT et la SVD, on obtient une méthode de compression d'image efficace. La DCT permet de compresser spatialement l'image, tandis que la SVD exploite les redondances internes de l'image pour la compresser davantage. En réduisant le nombre de coefficients de la DCT et en utilisant uniquement les valeurs singulières les plus importantes de la SVD, on peut considérablement réduire la taille du fichier image tout en conservant une qualité visuelle acceptable.

L'évaluation des deux techniques est résumée dans le tableau suivant :

	SVD	DCT	La combinaison SVD-DCT
La valeur Peak-SNR	30.5528	32.0747	29.6027
La valeur SNR	24.8965	26.4183	23.9463
La valeur SSIM	0.8258	0.8934	0.8052

Table III-1représente Paramètres d'évaluation de compression

Peak Signal to Noise Ratio : C'est le rapport signal sur bruit crête qui est très utilisé En traitement d'images pour témoigner de la qualité de restitution.

Discussion

Le PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) est en effet l'une des métriques couramment utilisées pour évaluer la qualité d'une image de manière objective. Il s'agit d'une mesure mathématique qui compare le signal d'origine d'une image avec le signal de l'image compressé ou dégradée, en prenant en compte le bruit introduit lors de la dégradation.

Il apparaît clairement la supériorité de DCT sur SVD en termes de PSNR

PSNR selon DCT = **32.074** > SVD (PSNR) = **30.5528**

SNR selon DCT = **26.4183** > SVD (SNR) = **24.8965**

SSIM selon DCT = **0.8934** > SVD (SSIM) = **0.8258**

Et après avoir les images résultantes des deux programmes dans MATLAB, nous concluons :

La compression par DCT est meilleure que celle obtenue par la méthode SVD, qui semble se détériorer avec les matrices de blocs 8x8 pixels. Ces matrices deviennent légèrement visibles et ont tendance à disparaître de plus en plus à mesure que le taux de bits augmente. Le défaut de compression de la DCT présente un léger flou dans l'image, ce qui est acceptable en comparaison avec l'effet de bloc généré par la SVD.

On réapplique les étapes à une autre image afin de confirmer les résultats

La compression en Transformée en cosinus discret

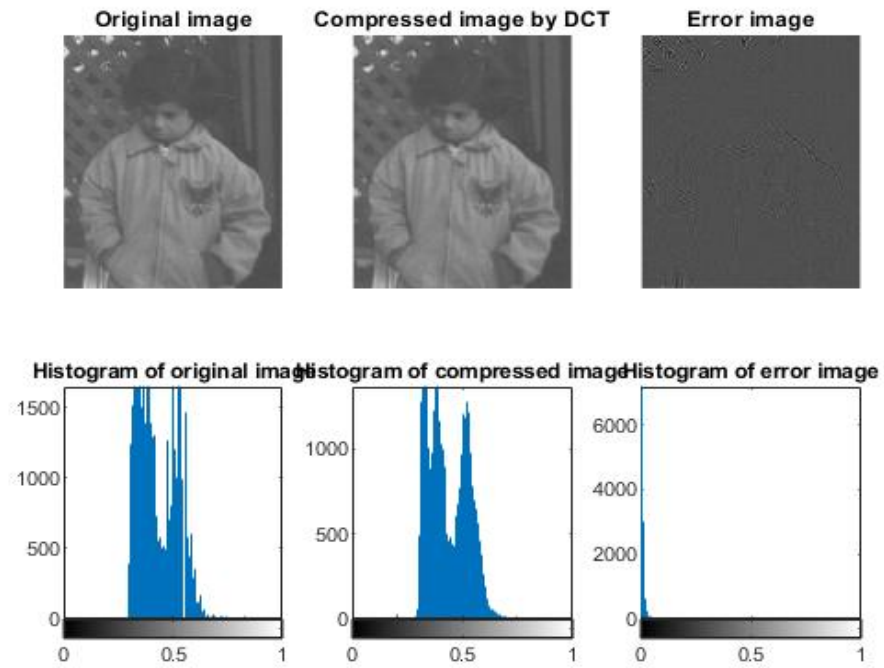


Figure IV.7: image compressée en DCT

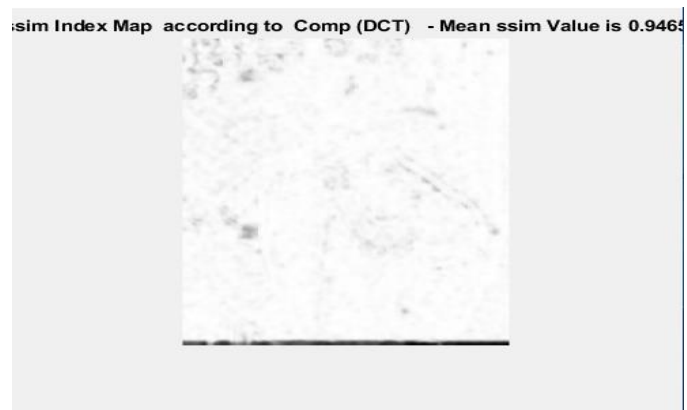


Figure IV.8 : image selon le critère SSIM

❖ **La compression d'image en valeur singulière (SVD)**

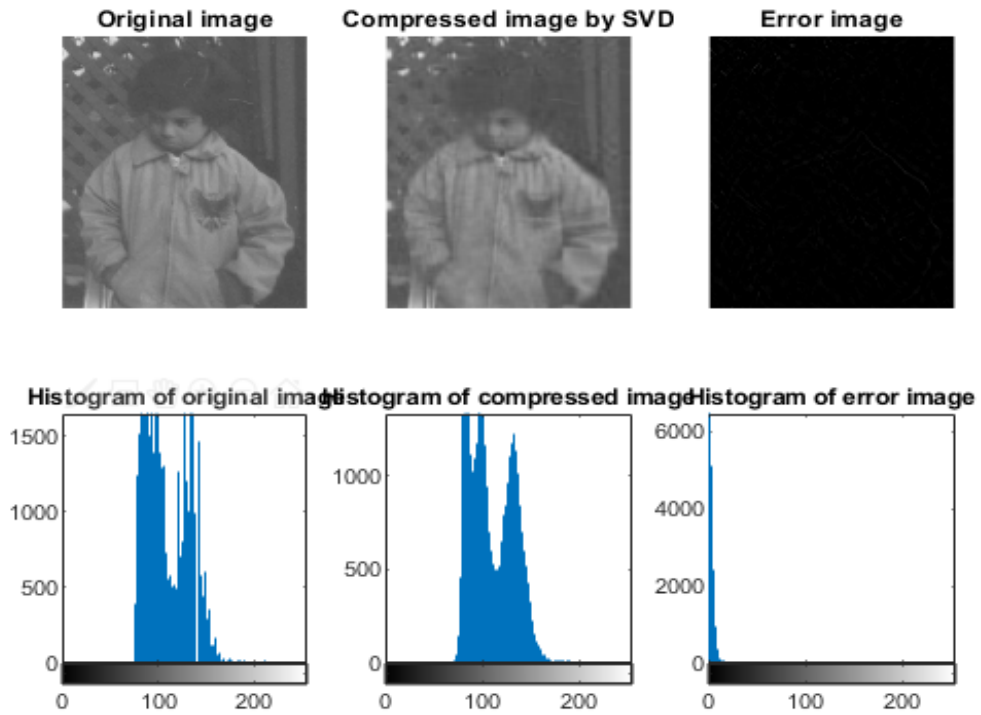


Figure IV.9 : image pout compressé en SVD

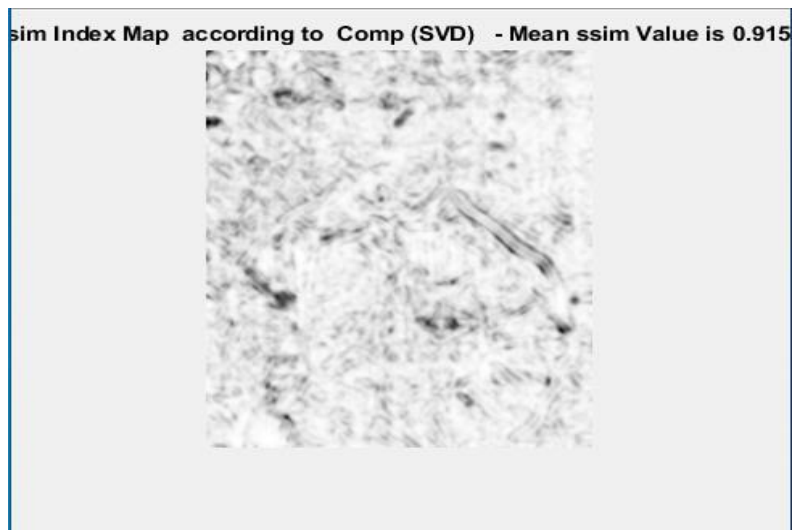


Figure IV.10 : image selon le critère SSIM

Résultats obtenus :

```
The Peak-SNR value (SVD) is 36.1304  
The SNR value (SVD) is 29.0390  
The SSIM value is 0.9465.
```

```
The Peak-SNR value (DCT) is 35.7929  
The SNR value (DCT) is 28.7016  
>>
```

Selon la deuxième étude on constate des résultats différents comparant avec la première étude on trouve :

PSNR selon (SVD) = **36.1304** > PSNR (DCT) = **35.7929**

Discussion

Il n'y a pas de réponse définitive quant à la meilleure méthode de compression entre (SVD) et la (DCT). Chaque méthode a ses propres avantages et limitations, et leur efficacité.

Dans de nombreux cas, les deux méthodes sont combinées pour tirer parti de leurs avantages respectifs. Par exemple, une approche hybride peut utiliser la SVD pour décomposer les blocs d'image en sous-espaces significatifs, puis appliquer la DCT sur ces sous-espaces pour obtenir une représentation compacte des coefficients de fréquence.

Conclusion

L'utilisation combinée de la SVD et de la DCT permet de bénéficier des avantages de chaque méthode, conduisant à une compression plus efficace et à une meilleure préservation des détails visuels essentiels. Cependant, le choix de la technique de compression dépendra des exigences spécifiques de l'application, des contraintes de stockage ou de transmission, ainsi que des compromis acceptables en termes de qualité visuelle.

Conclusion générale

Conclusion générale

En conclusion, la compression d'image en utilisant les techniques de SVD et de DCT offre des avantages significatifs en termes d'efficacité et de qualité de l'image. La SVD est plus efficace pour les images contenant des structures complexes, tandis que la DCT est plus adaptée pour les images présentant des structures périodiques telles que des lignes droites ou des courbes régulières.

Ces techniques de compression permettent de réduire la taille du fichier image en éliminant les informations redondantes, tout en maintenant une qualité d'image acceptable. De plus, ces techniques sont largement utilisées dans divers domaines tels que la transmission d'images en temps réel, la compression d'images pour le stockage sur des supports de stockage limités, et la transmission d'images sur des réseaux à faible bande passante.

Cependant, il est important de noter que ces techniques de compression peuvent également présenter des inconvénients, tels que la perte de qualité d'image dans le processus de compression. Il est donc important de trouver un équilibre entre la qualité de l'image et la taille du fichier, en fonction des exigences spécifiques de chaque application. En fin de compte, le choix entre la SVD et la DCT dépendra des caractéristiques de l'image et des exigences de compression.

Enfin, l'utilisation combinée de la SVD et de la DCT reste une solution qui permet de bénéficier des avantages de chaque méthode, conduisant à une compression plus efficace et à une meilleure préservation des détails visuels essentiels.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] B. BELKHIR, Compression d'images par la méthode décomposition en valeurs singulières Université de Ghardaïa, 2021/ 2022.
- [2] R. C. G. R. E. Woods, Digital Image Processing, FOURTH EDITION.
- [3] S. B. HAMEL Asma, «Segmentation d'image par Coopération région-contours Université KasdiMerbah-Ouargla,» 2015 /2016.
- [4] H. Amira, «UN SYSTEME D'INDEXATION ET RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU BASEE SUR LA CLQSSIFICATION versité Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi,» 2010/2011.
- [5] K. DALIA, «Classification non supervisée de pixels d'images couleur par analyse d'histogrammes tridimensionnels,» 2016/2017.
- [6] M. SANDELI, «Traitement d'images par des approches bio-inspirées Application à la segmentation d'images Université Constantine 2,» 2013/2014..
- [7] S. K. I. E. W. B. Khaled, Segmentation D'Image Médicale Via Non superviser Réseau de neurones convolutif UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA, 2021 /2022.
- [8] M. Bergounioux, Introduction au traitement mathématique des images - méthodes déterministes, méthodes déterministes., springer, 2015.
- [9] S. L. B. Ahlam, «Tatouage d'images par la décomposition en valeurs singulières et la transformée en cosinus discrète UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA,», 2016 /2017..
- [10] C. R. a. J. Dugely., « Un panorama des méthodes de tatouage permettant d'assurer un service d'intégrité pour les images ». Traitement du signal, vol.18, no. 4, pages 283-295,, 2001.
- [11] S. n. S. nabil, Traitement d'images monochromes Détection de contours, Filtrage (Spatial et fréquentiel) et Segmentation par Réseaux de Neurones UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA, 2016/2017.
- [12] Y. L. J. Z. a. A. S. D. Zheng, « A survey of RST Invariant image Watermarking Algorithms. » ACM Computing Surveys, Volume 39, Issue 2, 2007.
- [13] H. Charif, Segmentation d'images par une approche biomimétique hybride. UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA- BOUMERDES, 2012..
- [14] [. M. N. M. M. Meriem, Recherche d'images par le contenu Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, 2010-2011..
- [15] M. A. E. S. Abdelkader, Étude et Simulation de L'Algorithme de Compression d'Images JPEG Univ. Ghardaïa, 2017/2018.
- [16] D. Hamoudi, ETUDE DE LA NORME DE COMPRESSION D'IMAGES JPEG Université Mohamed Khider de Biskra : 2018 - 2019.
- [17] N. A. N. C. RADIA, «Compression d'images fixes par classification de régions en associant les ondelettes et les fractales Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou,» 2008..
- [18] O. Abdelkrim, «Compression d'images avec pertes par codages imbriqués, Proposition d'une optimisation de l'algorithme EZW UNIVERSITE MOHAMED KHIDER BISKRA,» 2008/2009.
- [19] [En ligne]. Available: http://igm.univ-mlv.fr/~dr/XPOSE2013/La_compression_de_donnees/types.html.
- [20] Z. M. A. Y. AZIZ, ««Compression d'images basée sur l'algorithme de Max-shift Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou,» 2014.».
- [21] B. S. A. Inas, «Compression d'images numériques avec et sans perte Université Kasdi Merbah –

Ouargla- Algérie,» 2021/2022.

- [22] [En ligne]. Available: http://igm.univ-mlv.fr/~dr/XPOSE2013/La_compression_de_donnees/arithm.html.
- [23] B. Yassamine, «Compression d'images sans perte par des techniques du codage source Université Mohammed Seddik Benyahia – Jijel,» 2018-2019.
- [24] A. Oussama, «A. Oussama, «DEVELOPPEMENT ET EVALUATION DES TECHNIQUES CLASSIQUES DE COMPRESSION UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA,» UIN 2016.».
- [25] A. F. Z. F. Roumayssa, « «Conception et réalisation d'un système hybride pour la compression et la sécurisation des documents Université SAAD DAHLAB de BLIDA,» 2017-2018.».
- [26] B. V. .. R. K. N. S. Michahial, « «Image Compression using Singular Value Decomposition,» JARCCE, p. 208.».
- [27] N. E.-H. GOLEA, ««Tatouage numerique des images couleurs RGB.UNIVERSITE ELHADJ LAKHDER - BATNA».».
- [28] M. Khaled, «Contrôle de la qualité d'un produit par vision artificielle Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, 2017/ 2018.».
- [29] L. Cao, «Singular Value Decomposition Applied To Digital Image Processing Arizona State University Polytechnic Campus».
- [30] M. S. B. Tijani DELLEJI, «Evaluation de deux métriques pour la mesure de la qualité des images compressées par la norme JPEG,» Conférence, SETIT 2005.