

الشعبية الديمقراطية الجزائرية الجمهورية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur Et de La Recherche

Scientifique

جامعة غرداية

Université de Ghardaïa

كلية العلوم و التكنولوجيا

Faculté des Sciences et Technologies

قسم الآلية والكهروميكانيك

Département d'automatique et d'électromécanique

Mémoire de fin d'étude, En vue de l'obtention du diplôme

Master

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Automatique et électromécanique

Spécialité : Automatique et système

Thème

**Apprentissage profond pour
l'amélioration et la correction d'images**

Présenté Par :

BENTASSA Anouar Essadate et FALI Mebrouk

Soutenue publiquement le : 02/06/2024

Devant le jury composé de :

BITER Kada	MAA	Université de Ghardaïa	Président
LADJAL Boumediene	MAA	Université de Ghardaïa	Encadreur
KIFOUCHE Abdesselam	MCB	Université de Ghardaïa	Examinateur
ABDELMADJID Kaddour	Prof.	URAER	Examinateur

Année universitaire 2023/2024

Remerciements



Nous remercions Dieu de nous avoir

donné la volonté et le courage afin d'arriver à ce modeste travail.

*Nous tenons à exprimer vivement notre profonde gratitude à notre
promoteur Monsieur : L.A.D.J.A.L Boumadiane pour leur
précieuse aide, leurs orientations et le temps qu'elles ont accordé à notre
encadrement*

*Nous exprimons également notre profonde gratitude envers les
membres du jury pour leur honneur d'évaluer notre travail.*

*Nous présentons aussi nos remerciements à tous nos professeurs de la
spécialité Automatique.*

Dédicace

A ma chère femme

A mes chers enfants : Anes, Aymane

A toute ma famille F.A.L.I

Mebrout

Dédicace

A toute ma famille BÉNINISIA

Houar Essadate

المُلخَص

تعد معالجة الصور الرقمية وتحسينها مجالاً مهماً ومستخدماً بكثرة في العديد من الفروع الخاصة بمعالجة الصور، حيث تتلف الصور بأشكال مختلفة من الضوضاء عند التعامل معها. لذا يجب استخدام أساليب وتقنيات لتنقية هذه الصور من الضوضاء و تقليل التشويش منها. من أجل تحسين الصور و محاولة تقريبها إلى حالتها الطبيعية، وقع اختيارنا على ثلاثة أنواع من المرشحات: الوسيط، المتوسط والمرشح العصبي للتعلم العميق (Deep Learning)، و تطبيقها على عدة صور متأثرة بأنواع مختلفة من الضوضاء، وذلك لدراسة أدائها.

تم عرض النتائج التي تم الحصول عليها بالاستعانة بمعادلة حساب الخطأ (MSE و PSNR)، و مناقشتها من حيث الجودة البصرية. وأخيراً، فإن تقييم النتائج المتحصل عليها يظهر أداء الشبكات العصبية وقدراتها على معالجة الصور، كما يثير اهتماماً خاصاً في التعرف على الصور من قبل الشبكات العصبية

الكلمات المفتاحية: معالجة الصور، الضوضاء، التصفية، الوسيط، المتوسط، التعلم العميق

Le domaine du filtrage et du rehaussement d'images joue un rôle crucial dans le traitement d'images, où des images sont altérées par diverses formes de bruit. Afin d'y parvenir, il est nécessaire d'utiliser des méthodes et des techniques pour éliminer ou réduire ces bruits. Afin de résoudre cette difficulté de restauration d'images bruitées, nous avons opté pour trois catégories de filtres: médian, moyenneur et le filtre neuronal d'apprentissage profond (Deep learning), sur diverses formes d'images impactées par divers types de bruits, dans le but d'analyser leur efficacité.

Les résultats obtenus sont présentés à l'aide du calcul des erreurs MSE et PSNR, ainsi ils ont discuté en termes de qualité visuelle. Le filtre Deep learning est plus efficace sur les trois types de bruits avec des valeurs maximales de PSNR, et avec des valeurs minimales de MSE (0,0001 pour la plus part des images et des bruits) malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres.

En fin, les performances des réseaux de neurones et leurs capacités de généralisation dans le traitement d'images ont été démontrées par les résultats obtenus, elle attire donc un intérêt particulier pour la reconnaissance d'images par les réseaux de neurones.

Mots clés : Traitement d'image, bruit, filtrage, médian, moyenneur, Deep learning.

The field of image filtering and enhancement plays a crucial role in image processing, where images are corrupted by various forms of noise. In order to achieve this, it is necessary to use methods and techniques to eliminate or reduce these noises. To resolve this problem of restoring noisy images, our choice fell on three types of filters: median, average and the deep learning neural filter (Deep learning), on different natures of images affected by different types of noises, in order to study their performance.

The obtained results are presented using the calculation of MSE and PSNR errors, thus they discussed in terms of visual quality. The Deep learning filter is more effective on the three types of noise with maximum PSNR values, and with minimum MSE values (0.0001 for most images and noises) despite the improvement obtained on the other filters.

Finally, the evaluation of the results obtained showed the performance of the neural networks and their generalization capabilities in image processing; thus it arouses particular interest in image recognition by neural networks.

Key words: Image processing, noise, filtering, median, averaging, Deep learning.

Tableaux	Titre	Page
Tableau II.1	: Comparaison entre les méthodes d'apprentissage	22
Tableau III.1	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit gaussien.	39
Tableau III.2	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit sel et poivre.	40
Tableau III.3	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit speckle.	41
Tableau III.4	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit gaussien.	45
Tableau III.5	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit sel et poivre.	46
Tableau III.6	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit speckle.	46
Tableau III.7	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit gaussien	50
Tableau III.8	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit sel et poivre	51
Tableau III.9	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit speckle	51
Tableau III.10	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit gaussien	55
Tableau III.11	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit sel et poivre.	56
Tableau III.12	: Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit speckle	56

Figure	Titre	Page
Figure I.1	: Représentation d'une image numérique	5
Figure I.2	: Image binaire	6
Figure I.3	: Exemple d'image en niveaux de gris	6
Figure I.4	: Image RGB	7
Figure I.5	: Image et pixels	7
Figure I.6	: Quelques exemples de résolutions	8
Figure I.7	: Histogramme d'une image Sombre	9
Figure I.8	: Histogramme d'une image Claire	9
Figure I.9	: Variations de luminosité	10
Figure I.10	: Représentation d'une image bitmap et vectorielle	11
Figure I.11	: Echantillonnage d'une image	12
Figure I.12	: Quantification d'une image	12
Figure I.13	: Composition d'un système de traitement numérique	13
Figure I.14	: Mise en œuvre du filtre Médian	16
Figure I.15	: Exemple de filtrage médian. (a) Image dégradée avec un bruit aléatoire avec une probabilité de 20%, (b) Résultat du filtrage avec un filtre médian de 3x3	17
Figure I.16	: Application d'un filtre moyenneur à une image bruitée	18
Figure I.17	: (a) image originale. (b) image bruitée par un bruit gaussien	18
Figure I.18	: (a) image originale, (b) image représente bruit de Speckle	19
Figure I.19	: (a) image originale, (b) image bruitée par un bruit sel et poivre de 10%	19
Figure II.1	: Volume de données pour un apprentissage automatique et profond	22
Figure II.2	: Relation entre AI ,ML et DL	23
Figure II.3	: Comparaison entre le processus de ML avec celui de DL	23
Figure II.4	: Comparaison entre neurone biologique et neurone formel.	26
Figure II.5	: Architecture standard d'un réseau de neurones profond	27
Figure II.6	: Couches d'un réseau de neurones convolutifs	28
Figure II.7	: Architecture d'un filtre neuronal	32
Figure III.1	: Principe de fonctionnement	35
Figure III.2	: Processus du filtrage d'images	36

Figure III.3	: Images choisies pour l'étude	38
Figure III.4	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit gaussien.	42
Figure III.5	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit sel et poivre.	43
Figure III.6	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit speckle.	44
Figure III.7	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit gaussien.	47
Figure III.8	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit sel et poivre.	48
Figure III.9	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit speckle	49
Figure III.10	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit gaussien.	52
Figure III.11	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit sel et poivre.	53
Figure III.12	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit speckle.	54
Figure III.13	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit gaussien.	57
Figure III.14	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit sel et poivre.	58
Figure III.15	: Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit speckle.	59

BMP	: Windows BitMaP.
bitmap	: Image matricielle
CCD	: Charged Coupled Devices
CGM	: Computer Graphics Metafile.
GIF	: Graphics Interchange Format.
MATLAB	: Matrix Laboratory.
MSE	: Mean Square Error.
PSNR	: Peak Signal to Noise Ratio.
PCX	: PiCture eXchange.
Pdf	: fonction de densité de probabilité.
RGB	: Red Green Blue.
SNR	: Signal to Noise Ratio.

Remerciements	
dédicace	
المخلص	I
Résumé	II
Abstract	III
Liste des tableaux.....	IV
Liste des figures.....	V
Liste des abréviations	VI
Introduction générale	1
Chapitre I : Généralités sur traitement d'images	
I.1. Introduction	3
I.2. Définition d'image	3
I.3. Traitement d'image et image numérique	4
1.4. Types d'image	6
I.5. Caractéristiques d'une image numérique	7
I.5.1. Pixel	7
I.5.2. Dimension	8
I.5.3 Résolution	8
I.5.4 Bruit	8
I.5.5 Histogramme	8
I.5.6 Contraste	9
I.5.7 Contour et texture	9
1.5.8 Luminance	10
I.6. Formats d'images numériques	10
I.6.1. Images matricielles (bitmap)	10
I.6.2. Images vectorielles	11
I.7. Obtention des données images	11
I.8. Système de traitement d'image	12
I.9. Filtrage des images	14
I.9.1. Définition du filtrage	14
I.9.2. Méthode de filtrage utilisé	16
I.10. Types de bruit utilisé	18
I.10.1. Bruit gaussien	18

I.10.2. Bruit sel et poivre	18
I.10.3. Bruit de tache (Speckle)	19

Chapitre II : Apprentissage profond (Deep learning)

II.1. Introduction	20
II.2. Concept d'Intelligence Artificielle (IA)	20
II.3. Apprentissage automatique (Machine Learning)	21
II.4. Apprentissage profond (deep learning)	22
II.4.1. Définition et description de l'apprentissage profond	23
II.4.2. Le fonctionnement de Deep Learning	24
II.4.3. Domaines d'application de l'apprentissage profond	25
II.5. Les réseaux de neurones	26
II.5.1. Le neurone biologique	26
II.5.2. Neurone formel	26
II.5.3. Réseaux de Neurones Artificiels	27
I.5.4. Les réseaux de neurones artificiels profonds	27
II.5.4.1. Les réseaux de neurones convolutifs	27
II.5.4.2. Les réseaux de neurones récurrents (RNN)	30
II.6. Les avantages et les inconvénients	30
II.7. Amélioration de l'image par les réseaux de neurones	31
II.7.1. Intérêt des réseaux de neurones dans le traitement d'image	31
II.7.2. Principe utilisé	31
II.7.3. Architecture proposée du réseau de neurones	32
II.7.3.1. Architecture du réseau	32
II.7.3.2. Tests des réseaux de neurones	32
II.8. Conclusion	33

Chapitre III : Résultats et interprétations

III.1. Introduction	34
III.2. Mécanisme de travail	34
III.3. Évaluation de la qualité du débruitage	37
III.3.1 Erreur quadratique moyenne (Mean Square Error (MSE))	37
III.3.2 Rapport crête signal sur bruit (Peak Signal to Noise Ratio (PSNR))	37
III.4. Implémentation et résultats	38
III.4.1 Images choisies	38
III.4.2. Etude 01 : Filtrage d'une image photographique bruitée	38

Table des matières

III.4.3. Etude 02 : Filtrage d'une image médicale bruitée	44
III.4.4. Etude 03 : Filtrage d'une image satellite bruitée	49
III.4.5. Etude 04 : Filtrage d'une image iris bruitée	54
III.5. Discussion sur les trois types de filtrage utilisés	60
III.5.1. Image photographique	60
III.5.1. Image médicale	61
III.5.1. Image satellite	62
III.5.1. Image iris	62
Conclusion générale	64
Références bibliographiques	66
Annexe	69

Introduction

générale

L'image est l'un des moyens les plus cruciaux que l'homme utilise pour communiquer avec autrui. Il s'agit d'un moyen de communication universel dont la diversité du contenu permet aux individus de tout âge et de toute culture de se comprendre. Les images jouent un rôle essentiel dans de nombreuses applications et sont un outil essentiel et extrêmement pratique dans tous les domaines. Chaque individu peut analyser l'image de manière différente afin d'extraire des informations précises.

Plusieurs recherches ont été réalisées dans les années cinquante sur le traitement des images spatiales et biomédicales par ordinateur. Par ailleurs, l'apparition de machines de calcul de plus en plus puissantes a engendré l'émergence d'une nouvelle branche, la « vision par ordinateur » ou « virtuelle ».

Il y a diverses méthodes pour augmenter la qualité des images. En réalité, outre les méthodes de filtrage et de traitement traditionnelles, il existe une méthode qui implique l'utilisation de l'image comme un exemple ou un ensemble d'exemples qui sont utilisés comme entrée dans un réseau de neurones artificiels.

Les réseaux de neurones présentent principalement un intérêt en raison de leur capacité d'apprentissage et de généralisation. Ainsi, les avantages de leur architecture résident dans leur capacité à être implantés sur des machines neuronales et leur résistance aux pannes lors du traitement d'images en temps réel. Le traitement d'images est l'une des principales utilisations des réseaux de neurones. Plusieurs architectures de réseaux et différentes méthodes d'apprentissage ont été employées lors de la mise en œuvre des différentes applications de traitement d'image.

L'avancement de l'apprentissage automatique a ouvert la voie à la résolution des limites des méthodes de traitement d'images, mais l'apprentissage profond et l'amélioration matérielle significative, en particulier en ce qui concerne les cartes graphiques (GPU), a réellement entraîné une révolution dans le domaine du traitement d'images. Dans tous les domaines, le deep learning (l'apprentissage en profondeur) est devenu une préoccupation majeure, notamment dans l'analyse des images médicales.

Notre projet vise principalement à exploiter les bénéfices des réseaux de neurones afin de réaliser des traitements locaux sur des images. De sorte que, les valeurs des pixels à traiter seront enregistrées dans la couche d'entrée, tandis que la couche de sortie sera constituée d'un seul neurone qui produira le résultat du traitement pour ce pixel.

Tout d'abord, après avoir établi un réseau de neurones avec une architecture et des structures de données adéquates, nous l'avons testé sur des images avec du bruit, puis nous avons expérimenté notre outil pour éliminer le bruit. Pour ce faire, et afin de tester notre modèle basé sur des réseaux de neurones, nous avons utilisé les compétences de ce genre de réseaux dans le domaine de l'apprentissage supervisé. Effectivement, nous avons choisi un dessin clair sur lequel nous avons ajouté du bruit de manière aléatoire. L'image bruitée en entrée et l'image d'origine en sortie sont donc les données d'apprentissage (et c'est le résultat souhaité).

Organisation du mémoire : Ce rapport est décomposé en trois chapitres :

Introduction : présente la problématique de travail.

Le premier chapitre traite des principes généraux des traitements d'images et propose quelques définitions pratiques dans ce domaine, comme les concepts d'image, de pixel, d'histogramme, de voisinage... Dans un second temps, nous avons examiné en détail les systèmes de traitement d'images et de filtrage.

Le chapitre qui suit, recouvre l'essentiel du domaine d'apprentissage profond et des réseaux de neurones, ainsi en présentant les différents aspects d'amélioration d'image par les réseaux de neurones.

Le troisième chapitre expose la méthodologie de mise en œuvre : le processus de travail et le principe de fonctionnement, ainsi que les résultats des tests sur différentes images.

Finalement, nous terminons notre étude par une conclusion générale dans laquelle nous mettons en évidence l'efficacité des réseaux de neurones dans l'amélioration de la qualité de l'image.

Chapitre I

Généralités sur traitement d'images

I.1. Introduction

On a beaucoup étudié les contributions de l'image à la compréhension et à la mémorisation. L'image joue donc un rôle essentiel en complément du texte et en tant que moyen essentiel dans la communication entre les hommes et les machines [1]. Par conséquent, le traitement d'image est devenu une discipline indispensable, avec un ensemble de méthodes permettant d'extraire des données, de modifier une image numérique (pour l'améliorer) et d'automatiser son traitement. Alors, cette discipline permet d'acquérir une meilleure compréhension des machines [2].

Vers les années 1920, le traitement d'image est étudié pour la transmission d'images par le câble sous-marin de New York à Londres. Dans les années 1950, les premières recherches sur l'étude des images dans les chambres à bulles ont débuté. Le développement du traitement d'images a commencé dans les années 1960 lorsque les ordinateurs commencent à être assez puissants pour traiter des images. Les premières tentatives de l'extraction automatique d'informations ont débuté au début des années 70. Ensuite, après les années 80, on a connu une transition de l'image 2D vers les modèles 3D [2].

Alors, l'évolution du traitement d'image a été rapide, et ses méthodes sont aujourd'hui employées pour résoudre divers problèmes pour lesquels on adapte des solutions en fonction de la nature, des situations et des objectifs à atteindre.

I.2. Définition d'image

On définit l'image comme la reproduction exacte ou analogique d'une scène réelle. Il s'agit également d'un ensemble organisé d'informations qui, une fois affichées, ont une signification pour l'esprit humain [3]. Le contact des rayons lumineux provenant des objets qui composent la scène avec un capteur (caméra, scanner, rayons X) génère cette image. En effet, elle est conçue dans le but de présenter une entité visible par l'œil humain. Cela explique, d'une part, son aspect planaire et, d'autre part, le fait que l'information élémentaire liée à chaque point de l'image soit représentée en niveau de gris ou en couleur. En général, cette information élémentaire est une quantité physique associée à la nature du capteur. Une caméra CCD (Charged Coupled Devices) détecte la lumière émise par l'objet, tandis qu'un récepteur de rayons X détecte la quantité de rayonnement transmise par l'organe (en imagerie médicale) ou la pièce (en contrôle d'inspection) [4].

Il est possible de la décrire comme une fonction $I(x, y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine restreint, où les coordonnées spatiales d'un point de l'image sont x et y , tandis que I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleurs. Dans cette optique, l'image est inexploitable par la machine, ce qui entraîne sa numérisation [3].

I.3. Traitement d'image et image numérique

L'idée et la nécessité de substituer l'observateur humain par la machine ont donné naissance au traitement d'images. Le traitement d'images est l'ensemble des opérations effectuées sur l'image, afin d'en améliorer la lisibilité et d'en faciliter l'interprétation. De ce fait, les capteurs ont numérisé l'image ou les signaux afin qu'ils puissent être traités par l'ordinateur. De plus, l'image a été encodée et stockée sur divers supports (magnétique, magnéto-optique, etc.). En raison de l'importance de la vision dans de nombreuses activités humaines, le domaine d'application du traitement d'images est extrêmement large [4].

Alors, l'image numérique désigne l'image dont la surface est constituée de cellules ou de pixels de taille fixe. La transformation d'une image en une image numérique consiste à la convertir d'une image à distribution continue d'intensité en une image numérique [2].

D'une image numérique, il est nécessaire d'extraire les données adéquates concernant l'application en question, de les traiter et de les interpréter. L'analyse d'images est un terme générique qui fait référence à toutes ces opérations. À ce stade, il convient de souligner que l'analyse d'images a dépassé le remplacement de l'observateur humain [4].

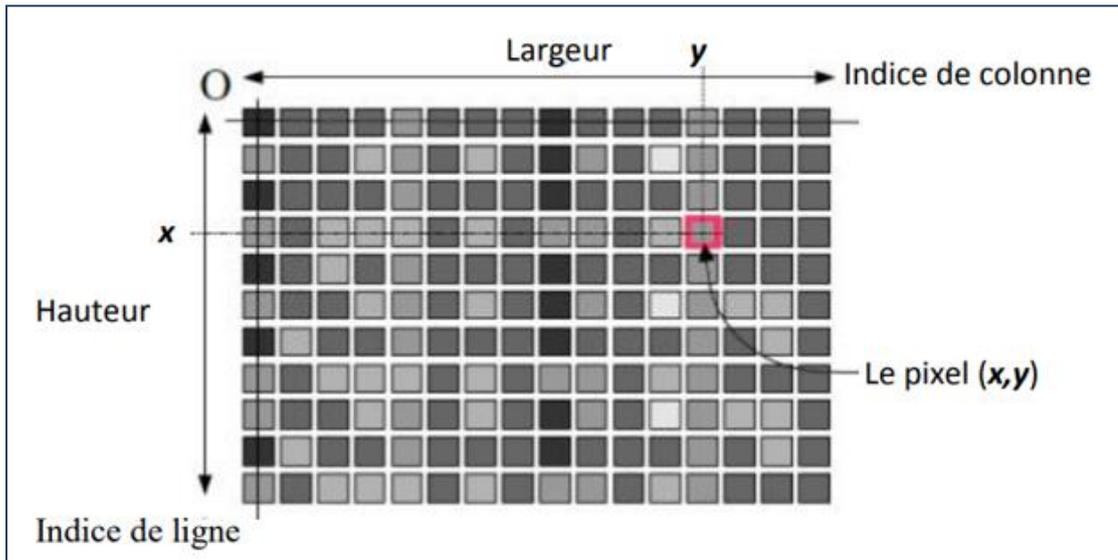


Figure I.1 : Représentation d'une image numérique [4].

Des approches innovantes ont été mises en place pour résoudre des problèmes qui correspondent à des situations auxquelles l'observateur humain n'avait jamais été confronté. Cela s'applique particulièrement aux images "non visibles" comme les images acoustiques, ultrasonores et les images radar. En raison du progrès des capteurs tels que les scanners et les tomographes, de nouvelles images ont été créées dans le domaine de la médecine et du contrôle non-destructif, ce qui a considérablement élargi le domaine d'application du traitement d'images [4].

Il est possible de subdiviser les opérations de traitement en deux niveaux:

**Le traitement bas-niveau* qui repose sur des techniques d'analyse d'image visant à extraire des caractéristiques des images et à les analyser sans les interpréter (contours, texture, par exemple). Il s'agit de données numérisées.

**Le traitement haut-niveau* regroupe toutes les techniques qui permettent d'analyser les caractéristiques provenant du bas niveau (prise de décision, classification, IA). Il s'agit d'éléments symboliques liés à une représentation de la réalité extraite de l'image [5].

I.4. Types d'image

On distingue trois types d'images :

✚ **Images binaires (en noir et blanc)** : correspond à une matrice rectangulaire où les éléments ont une valeur de 0 ou de 1. Malgré l'existence seulement deux valeurs possibles. Quand on observe une telle image, les zéros (0) sont symbolisés par du noir et les unités (1) par du blanc (**Figure I.2**) [3].

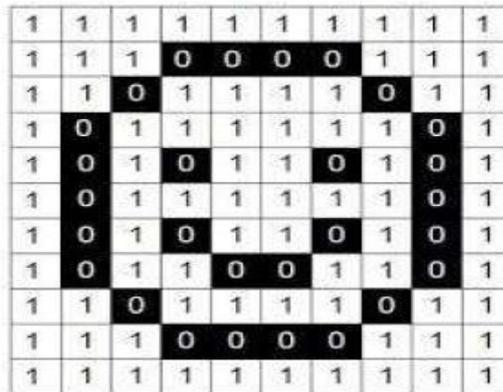


Figure I.2 : Image binaire [3].

✚ **Image d'intensités**, également connue sous le nom d'image en niveaux de gris, la couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Par exemple, ces valeurs peuvent être comprises entre 0 et 255. Ainsi, chaque pixel ne se représente plus par 1bit, mais par 1 octet. Dans cette optique, il est nécessaire que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de générer les différents niveaux de gris associés [3].

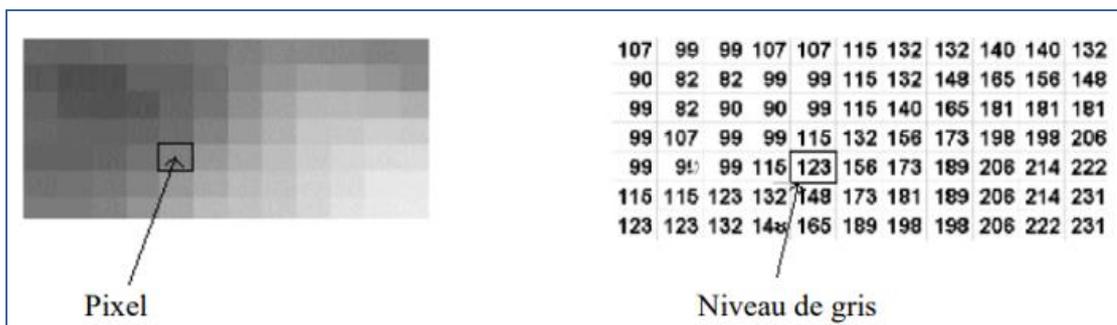


Figure I.3 : Exemple d'image en niveaux de gris [3].

✚ **Image couleur RGB** : même s'il est parfois utile de pouvoir représenter des images en noir et blanc, les applications multimédias utilisent le plus souvent des images en couleurs. Les couleurs visibles par l'œil humain peuvent être synthétisées en superposant

trois couleurs de base. « Le rouge, le vert et le bleu sont généralement sélectionnés, mais il est possible de réaliser la synthèse en utilisant d'autres ensembles de trois couleurs ». Afin d'exprimer la couleur d'un pixel, il est nécessaire de fournir trois nombres, qui correspondent au dosage de trois couleurs de base : rouge, vert et bleu, connues sous le nom de RGB en anglais : Red, Green, Blue. Une image peut donc être représentée par trois matrices, chacune correspondant à une couleur d'origine [6].

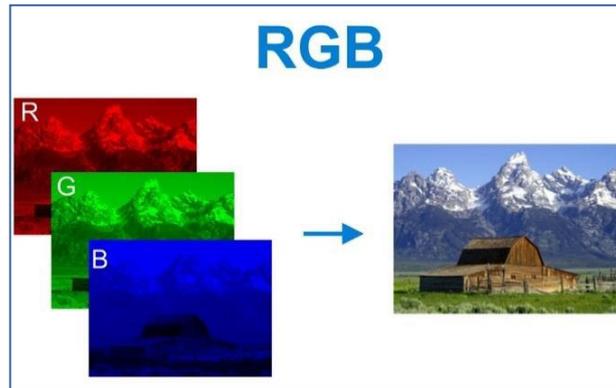


Figure I.4 : Image RGB [6].

I.5. Caractéristiques d'une image numérique

I.5.1. Pixel

Le pixel, également connu sous le nom de "Picture élément", est une unité de surface d'affichage qui sert à établir la base d'une image numérique. Il représente un point spécifique (x, y) sur le plan de l'image. Le pixel représente l'information relative au niveau de gris (ou à la couleur) prélevé à l'emplacement approprié dans l'image réelle. La représentation d'une image numérique se fait donc par une matrice de dimension (mxn) dont les éléments sont désignés sous le nom de pixels. Il y a une répartition régulière des pixels en lignes et en colonnes (**Figure I.5**) [3].

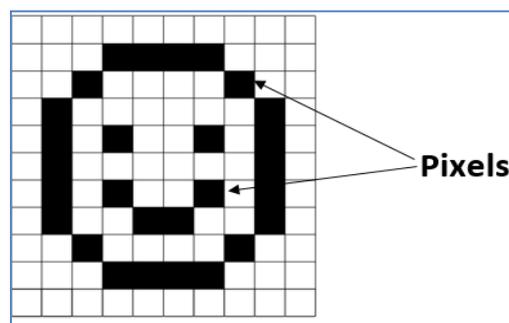


Figure I.5 : Image et pixels [3].

I.5.2. Dimension

La dimension correspond à la taille de l'image. On la retrouve sous la forme d'une matrice dont les composants sont des valeurs numériques qui représentent les intensités lumineuses (pixels). En multipliant le nombre de lignes de cette matrice par le nombre de colonnes, on obtient le nombre total de pixels dans une image [2].

I.5.3 Résolution

La résolution se réfère à la capacité d'un moniteur ou d'une imprimante à produire des images avec une clarté ou une finesse suffisante. La résolution est mesurée sur les écrans d'ordinateur en nombre de pixels par unité de longueur de l'image à numériser, soit en dpi (dots per inch) ou en ppp (points par pouce). L'image contient plus d'informations à mesure que le nombre de pixels par unité de longueur augmente, ce qui entraîne une qualité accrue (Figure I.6) [2,3].

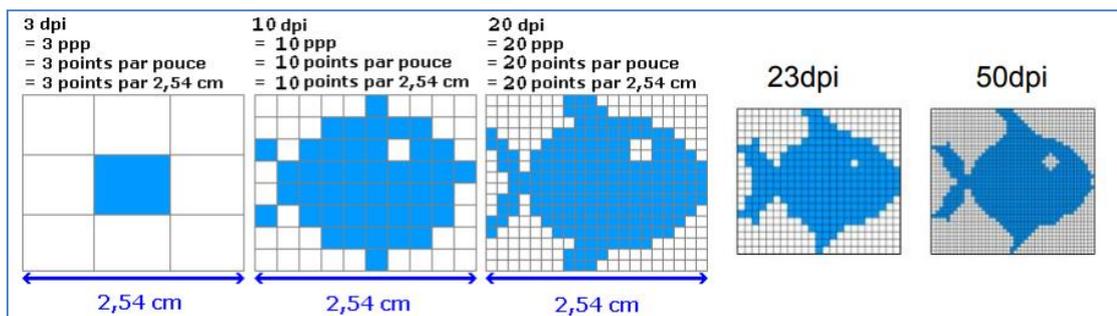


Figure I.6 : Quelques exemples de résolutions [3].

I.5.4 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image se réfère à une variation brusque de l'intensité d'un pixel par rapport à ses pairs, qui est causée par l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur [7]. Ce parasite est responsable de certains défauts tels que la présence de poussière, de petits nuages, de la diminution temporaire de l'intensité électrique sur les capteurs, etc. Cela entraîne des taches de petite taille et dont la répartition sur l'image est aléatoire [2].

I.5.5 Histogramme

On peut interpréter l'histogramme comme une densité de probabilité des niveaux de gris présents dans l'image. L'histogramme est calculé en fournissant un nombre de niveaux de

quantification et en calculant le nombre de pixels de l'image correspondant à chaque niveau. Les informations fournies par l'histogramme concernent la répartition des niveaux de gris de l'image, ce que l'on nomme « La dynamique de l'image ». Il permet de déterminer entre quelles limites se situent la plupart des niveaux de gris lorsque l'image est trop claire ou trop foncée (**Figure I.7 et I.8**) [7].

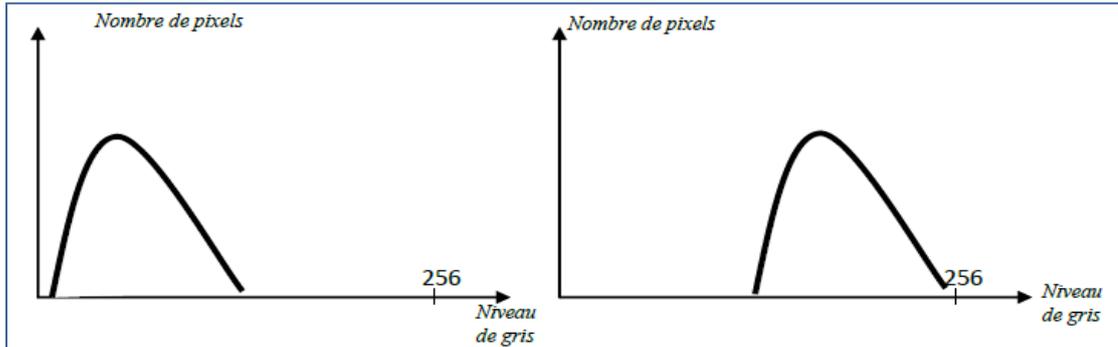


Figure I.7: Histogramme d'une image Sombre [7].

Figure I.8 : Histogramme d'une image Claire [7].

I.5.6 Contraste

Il s'agit d'une forte opposition entre deux parties d'une image. Dans une image contrastée, on observe une dynamique intéressante dans la répartition des valeurs de gris sur toute la plage de valeurs possibles, avec des blancs clairs et des noirs profonds.

En revanche, une image avec un faible contraste présente une faible dynamique, la majorité des pixels présentant des valeurs de gris très similaires. Lorsque $L1$ et $L2$ représentent respectivement les degrés de luminosité de deux zones voisines $A1$ et $A2$ d'une image, le contraste est défini par le rapport suivant [2]:

$$C = \frac{L1-L2}{L1+L2}$$

I.5.7 Contour et texture

Certaines applications de traitement d'image nécessitent des informations sur les contours. Plus précisément, les formes d'un objet sont généralement définies par ses contours. On peut détecter les contours en utilisant des filtres dont les coefficients ont été

soigneusement sélectionnés. L'extraction du contour consiste à repérer dans l'image les points qui séparent deux textures distinctes, ce qui permet de décrire la structure [6].

1.5.8 Luminance

Il s'agit de l'intensité lumineuse des points de l'image. On peut également la définir comme le rapport entre l'intensité lumineuse d'une surface et l'aire apparente de cette surface. Le terme luminance est remplacé par le terme brillance, qui désigne l'éclat d'un objet.



Figure I.9: Variations de luminosité [6].

Une luminance de qualité se distingue par:

- ✚ Des images éclatantes (brillantes);
- ✚ Un bon contraste Il est important d'éviter les images où la gamme de contraste est axée sur le blanc ou le noir, car cela entraîne des pertes de détails dans les zones sombres ou colorées;
- ✚ Le manque de parasites [2,6].

I.6. Formats d'images numériques

Deux types d'images sont utilisés :

I.6.1. Images matricielles (bitmap)

Une image matricielle est une représentation visuelle composée d'un ensemble de points appelés pixels. La position et la couleur sont indiquées sur chaque point. Les types d'images bitmap sont BMP, PCX, GIF, JPEG, TIFF. De ce genre sont les photos numériques et les images scannées [7].

I.6.2. Images vectorielles

Les images vectorielles font référence à des représentations géométriques comme un cercle, un rectangle ou un segment. Il s'agit de formules mathématiques (un carré est composé de deux points, un cercle d'un centre et d'un rayon, une courbe de plusieurs points et une équation). Ces formes seront « traduites » par le processeur de l'ordinateur en informations interprétables par la carte graphique (images Word, Publisher, Corel Draw – format WMF, CGM, etc.).

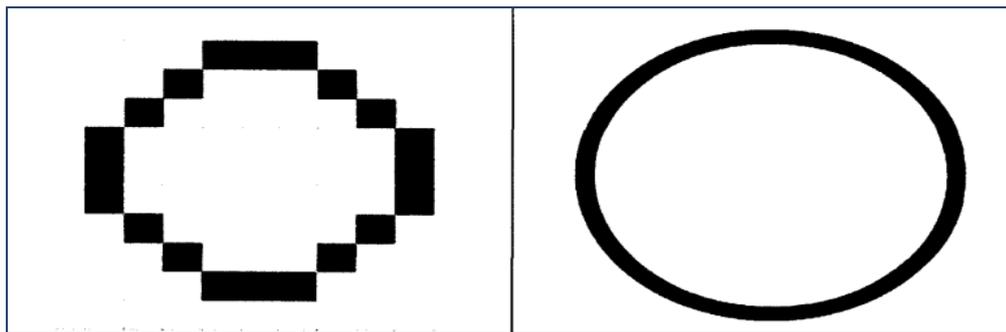


Figure I.10 : Représentation d'une image bitmap et vectorielle [8].

✚ *Les avantages* : La taille des fichiers qui la composent est réduite, les ajustements sont simples et sans altération de la qualité.

✚ *Les inconvénients* : Seules des formes simples peuvent être représentées par une image vectorielle. Elle ne convient donc pas à la photographie, en particulier pour obtenir des photos réalistes.

I.7. Obtention des données images

Afin que l'image puisse être utilisée par l'ordinateur, une numérisation est nécessaire. Cette procédure consiste à convertir l'image de base en une mosaïque de points et à les convertir en un nombre binaire qui peut être traité par le système informatique «Ordinateur» [9]. Cette opération se déroule en trois étapes :

✚ **Echantillonnage** : La collecte d'échantillons d'un signal (que ce soit d'une dimension ou de deux dimensions (comme dans le cas d'une image) consiste à prélever des échantillons de ce même signal à différents moments de la période d'échantillonnage $N T_e$ [7] (**Figure I.11**).



Figure I.11 : Echantillonnage d'une image [7].

✚ **Quantification** : la méthode implique de calculer une valeur numérique pour chaque échantillon. La mesure peut être en monochrome ou en couleur [7]. (**Figure I.12**).

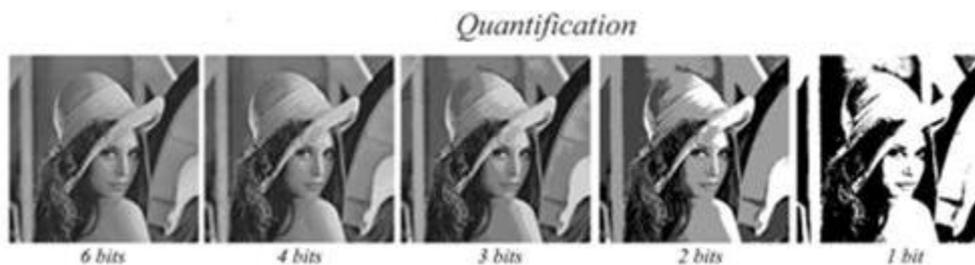


Figure I.12 : Quantification d'une image [7].

✚ **Codage** : le processus de codage implique de fournir à chaque pixel de l'image un code qui représente une information supplémentaire : sa teinte et sa précision. Cela pour maximiser sa capacité de stockage ou de transmission [7].

I.8. Système de traitement d'image

Dans le domaine de la vision artificielle, le traitement des images se situe après les étapes d'acquisition et de numérisation, garantissant les modifications des images et la partie de calcul qui permet d'interpréter les images traitées. D'ailleurs, Cette étape d'interprétation s'intègre de plus en plus dans le traitement d'images, en exploitant notamment l'intelligence artificielle pour gérer des connaissances, principalement sur les informations dont on dispose sur ce que représentent les images traitées (connaissance spécialisée) [2].

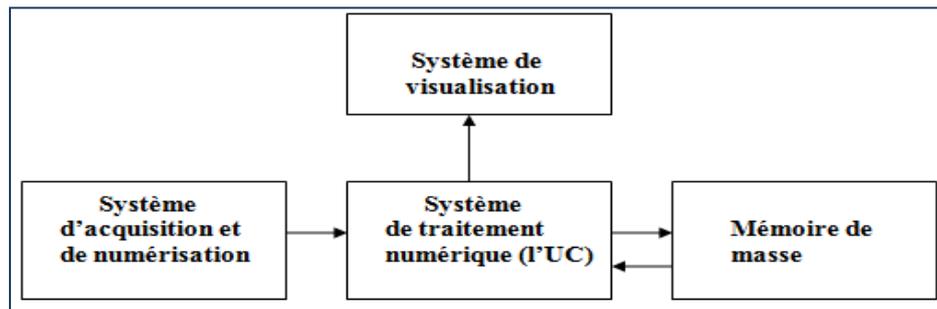


Figure I.13 : Composition d'un système de traitement numérique [2].

Un système de traitement numérique d'images est composé de :

***Un système d'acquisition et de numérisation** qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image. En effet, la collecte d'images joue un rôle crucial dans toute phase de conception et de production d'images. Afin d'utiliser une image sur un système informatique, il est primordial de la transformer afin qu'elle soit lisible et manipulable par ce système. La numérisation permet de passer de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement). Il est possible de classer ces systèmes de saisie, appelés optiques, en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners [10].

***Prétraitement d'image** : Cette étape vise à améliorer la qualité de l'image afin de la segmenter. Le temps de traitement (CPU) revêt une grande importance. Il s'agit d'un élément déterminant, il doit être aussi petit que possible. Il est nécessaire que les opérateurs soient localisés, c'est-à-dire qu'ils doivent intervenir sur un nombre restreint de pixels, principalement dans le voisinage du pixel actuel. Les techniques de pré-traitements les plus courantes qu'on va présenter sont :

- La modification d'histogramme,
- La réduction du bruit par filtrage

***Visualisation** : l'image peut être visualisée grâce à un dispositif de visualisation. Les reconstituteurs sont utilisés pour convertir le signal numérique, présent dans la matrice image, en un signal analogique qui peut être observé par l'œil humain. Ainsi, il existe de nombreux outils utilisés à cet effet (moniteur vidéo, impression sur papier...) [11].

***Traitement Numérique d'Images** : Les méthodes de traitement ont pour objectif d'utiliser les données contenues dans les images afin d'améliorer leur qualité et de les rendre

plus facilement compréhensibles. En d'autres termes, elles permettent d'améliorer la qualité visuelle de l'image en augmentant le rapport signal sur bruit.

Différentes techniques sont déjà en place qui exploitent l'image de diverses manières. Son côté fréquentiel est exploité avec les outils de la théorie du signal tels que la transformée de Fourier afin de supprimer le bruit. Dans le domaine spatial, il est utilisé avec les opérateurs de morphologie mathématique pour réaliser des traitements tels que l'amincissement ou la fermeture des contours en utilisant les opérateurs de base tels que la dilatation et l'érosion. Également, on utilise des masques qui sont des filtres différents et un opérateur appelé la convolution.

I.9. Filtrage des images

L'utilisation des images est très vaste, elles sont utilisées dans des différents domaines comme la médecine, l'industrie, la photographie...etc. Lors de l'acquisition, de la transmission ou de la compression d'une image, il peut apparaître de nombreuses dégradations, ce qui génère une information parasite qui peut influencer sur l'image par la détériorer, nous appelons cette information par « le bruit ».

Une image altérée peut avoir des conséquences néfastes sur son interprétation par l'œil humain et sur ses utilisations dans divers secteurs. Afin de supprimer les informations parasites présentes dans l'image, nous utilisons une méthode connue sous le nom de "filtrage".

La méthode de filtrage vise à supprimer la présence d'informations parasites qui s'ajoutent de manière aléatoire à l'image, ce qui entraîne une amélioration de sa qualité. Le filtrage est une étape essentielle dans le traitement d'image, car il permet d'améliorer la perception de certains détails, de diminuer le bruit, de compenser certains défauts du capteur, etc...

I.9.1. Définition du filtrage

Le transfert de l'image depuis l'objet jusqu'à la mémoire se produit avec un certain bruit. Il est principalement causé par les défauts de la source qui active l'image, le capteur lui-même, tels que la caméra, le radar, le satellite...etc., et enfin toute l'électronique de transfert [12]. Les images sont principalement améliorées grâce au filtrage, qui permet soit

de réduire le bruit indésirable, soit d'accentuer les contours. Le filtrage est un procédé local principalement employé pour effectuer une analyse spatiale de l'image. Son but est d'accentuer les fluctuations d'intensité de l'image, ou de repérer les contours ou de diminuer les bruits déjà présents. On peut distinguer deux grandes catégories de filtres possibles : les filtres linéaires et les filtres non linéaires [2].

***Filtrage linéaire :** il implique de substituer chaque niveau de gris par une combinaison linéaire des niveaux de gris des points adjacents. Les coefficients de cette combinaison linéaire sont déterminés par la réponse impulsionnelle du filtre.

La mise en place des filtres linéaires découle de l'extension des techniques développées pour le traitement du signal au traitement des images numériques. Il en résulte que l'image numérique est perçue comme un signal bidimensionnel numérisé. Pour ce genre de filtrage, il y a deux techniques [13] :

***Filtrage linéaire global « par transformée de Fourier » :** Il s'agit de réaliser la convolution de la transformée de Fourier de l'image en utilisant une fonction F , connue sous le nom de « gain complexe du filtre » [13].

***Filtrage linéaire local :** Il s'agit de calculer la convolution de l'image en utilisant une fonction de voisinage, habituellement de taille 3×3 . On retrouve principalement les filtres passe-bas et passe-haut. La représentation de ces filtres est un masque avec un coefficient diviseur qui permet de réduire les valeurs calculées entre 0 et 255 pour une image avec 256 niveaux de gris [13].

***Filtres non linéaires :** l'inconvénient majeur des filtres linéaires réside dans le fait que la diminution du bruit entraîne une expansion des transitions entre les différentes régions. Leurs coefficients sont déterminés par compromis. On peut surmonter cette difficulté en utilisant des filtres non linéaires. En revanche, ils apportent souvent des changements irréversibles à l'image. Ces changements pourront influencer la manière dont l'image est perçue visuellement. Toutefois, elles en font une simplification, facilitant ainsi l'étape de segmentation [14].

Ils sont toujours basés sur le principe des filtres linéaires, où la valeur de chaque pixel est remplacée par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La principale distinction réside dans le fait que cette fonction ne se limite plus à une fonction linéaire,

mais peut être une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaison ou de classification) [15].

***Filtrage par ondelettes :** les ondelettes sont utilisées pour analyser et détecter les interruptions d'un signal à une ou à deux dimensions, et à différentes échelles. On utilise cette fonctionnalité pour épurer les images. En se concentrant sur les coefficients d'ondelettes, il est possible de déduire une image en supprimant les détails les plus fins [16].

I.9.2. Méthode de filtrage utilisé

On effectue des filtres linéaires en convolvant l'image avec un noyau, également connu sous le nom de masque, qui se présente sous la forme d'une matrice carrée (3×3 ou 5×5 le plus souvent). Les filtres non linéaires servent à diminuer un bruit particulier. À nouveau, il s'agit de substituer la valeur de chaque pixel par celle des pixels adjacents. D'autre part, contrairement au filtrage linéaire, l'opération effectuée sur les pixels adjacents est cette fois-ci non linéaire. Plusieurs types de filtres existent, nous avons choisi d'étudier le filtre médian [6].

*Filtre médian

En débruitage d'image, le filtre médian est utilisé pour atténuer des pixels isolés, d'une valeur très différente de leur entourage.

Le principe de ce filtre est de trier les pixels voisins par ordre croissant et de prendre la médiane (**Figure I.14**) :

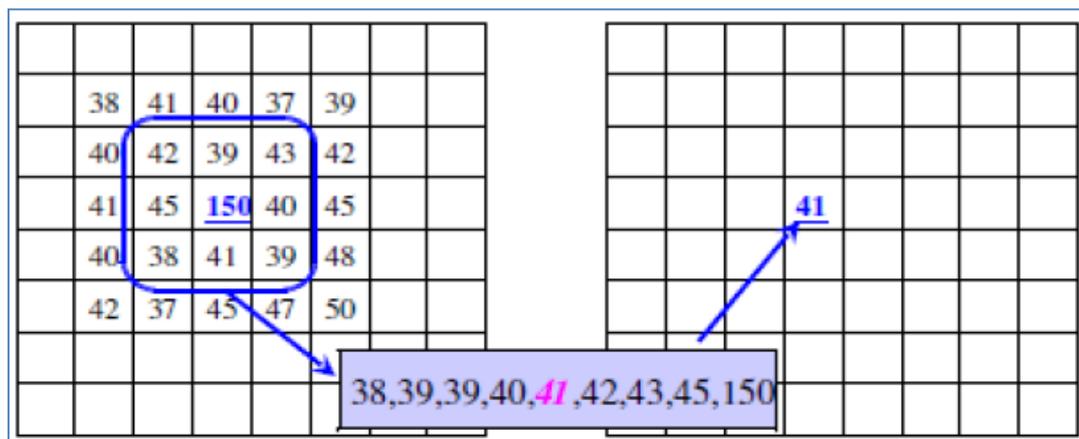


Figure I.14 : Application du filtre Médian [6].

Les pixels adjacents sont classés dans un ordre de 38 à 150, puis la valeur médiane de la série numérique obtenue (41) devra être utilisée pour remplacer le point central.

Le filtre médian est utilisé pour réduire divers types de bruits. Selon les scientifiques, ce filtre est plus efficace lorsqu'il s'agit d'un bruit de type « sel et poivre ». De plus, ce filtre est réputé pour sa capacité à préserver le contour, mais il a un impact sur les angles et les détails fins [6].



Figure I.15 : Exemple de filtrage médian. (a) Image dégradée avec un bruit aléatoire avec une probabilité de 20%, (b) Résultat du filtrage avec un filtre médian de 3x3 [6].

***Filtre Moyenneur**

Le fonctionnement est très simple : un pixel est remplacé par la moyenne de lui-même et de ses voisines. Les filtres vont varier en fonction de la définition du voisinage. Un voisinage en connexité 4 ou 8, ou même plus large, peut être envisagé.

Le filtre moyenneur est une méthode de filtrage passe-bas qui permet de supprimer les fréquences élevées, telles que le bruit. Il présente un désavantage en éliminant également les fréquences élevées correspondant aux détails de l'image [28].



Figure I.16 : Application d'un filtre moyennneur à une image bruitée [29].

I.10. Types des bruits utilisés

I.10.1. Bruit gaussien

Le bruit d'amplificateur standard est un modèle additif, gaussien, qui est indépendant de chaque pixel et indépendant des caméras couleur du signal ou de l'image d'intensité. La fonction de densité de probabilité (pdf) du bruit gaussien est la distribution normale [7].



Figure I.17 : (a) image originale. (b) image bruitée par un bruit gaussien [7].

I.10.2. Bruit sel et poivre

On l'appelle aussi le bruit de grenaille, ou le bruit binaire. De fortes perturbations soudaines dans le signal d'image peuvent entraîner cette dégradation. La représentation est dispersée de manière aléatoire en pixels blancs ou noirs (ou les deux) sur l'image. Cependant, on obtient ce bruit en ajoutant aléatoirement n pixels blancs et n pixels noirs dans une image. Il est fréquemment défini par le pourcentage de pixels remplacés [18].

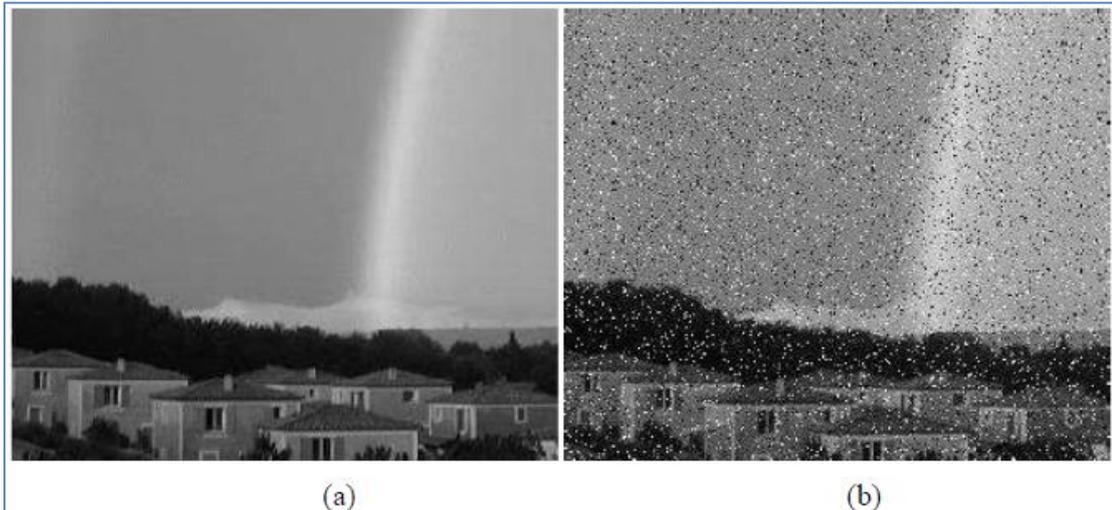


Figure I.18 : (a) image originale, (b) image bruitée par un bruit sel et poivre de 10% [7].

I.10.3. Bruit de tache (Speckle)

La première observation du phénomène de Speckle, également connu sous le nom de "chatoiement" dans les images radar, ou de tavelure (en astronomie) ou de granularité (en optique), a été réalisée en 1960, lors d'une expérience d'illumination d'objets avec une source de lumière cohérente, le laser.

La granularité observée n'était pas directement liée aux propriétés macroscopiques de l'objet. Alors que les valeurs aléatoires peuvent influencer le bruit gaussien sur une image, le bruit de Speckle peut être influencé par des valeurs aléatoires multipliées par les valeurs de Pixels, ce qui en fait un bruit multiplicatif. Le problème du bruit de Speckle est crucial dans certaines applications de radar et d'échographie [7].



Figure I.19 : (a) image originale, (b) image représentée bruit de Speckle [7].

Chapitre II

Apprentissage profond

(Deep learning)

II.1. Introduction

Depuis longtemps, l'idée de concevoir une machine possédant une forme d'intelligence est présente dans l'imaginaire humain. Actuellement en matière d'intelligence artificielle, nous sommes encore dans les premières phases. Les réseaux de neurones qui se sont inspirés des réseaux de neurones biologiques sont encore à l'état de créer des comportements intelligents primitifs.

L'intelligence artificielle est une science qui cherche à résoudre des problèmes logiques ou algorithmiques de grande complexité. Le domaine d'étude de l'intelligence artificielle est l'apprentissage automatique.

Ainsi, l'apprentissage profond (en anglais deep learning) est une série de techniques d'apprentissage automatique qui cherchent à modéliser les données avec une grande abstraction en utilisant des architectures articulées de différentes transformations non linéaires.

II.2. Concept d'Intelligence Artificielle (IA)

Le concept d'Intelligence Artificielle (en anglais pour Artificial Intelligence) a été inventé par le mathématicien John McCarthy en 1956. Afin de créer des algorithmes capables de réaliser les tâches habituellement réalisées par l'homme en utilisant l'apprentissage. Le dictionnaire français définit l'intelligence artificielle comme un ensemble de théories et de techniques utilisées pour concevoir un système informatique qui reproduit l'intelligence humaine [30].

Autrement dit, l'intelligence artificielle est un domaine très large qui se concentre sur la création de machines intelligentes capables de réaliser des tâches qui requièrent habituellement une intelligence humaine. L'intelligence d'un système est définie comme sa capacité à acquérir et à accomplir une tâche liée au processus auquel il a été affecté, sans intervention humaine et avec une grande précision. On a utilisé l'intelligence artificielle dans différents secteurs tels que : la finance et les banques, le domaine militaire, la médecine, le renseignement policier, le droit, la logistique, les transports, l'industrie et la robotique [30].

II.3. Apprentissage automatique (Machine Learning)

L'apprentissage automatique « machine Learning » est le domaine de l'intelligence artificielle qui offre la possibilité à une machine (au sens large) d'apprendre. Cette définition est celle donnée par Arthur Samuel (1959) [21]. Autrement dit, c'est l'amélioration progressive de ses performances sur une tâche spécifique à l'aide de données, sans être clairement préparé à accomplir cette tâche. On le considère également comme une branche fondée sur l'idée que les systèmes peuvent développer des connaissances, construire des modèles et prendre des décisions de manière indépendante, sans aucune intervention humaine [25].

Il possède des connaissances dans différents domaines tels que les statistiques, l'optimisation, l'algorithmique ou le traitement sonore. Il est employé depuis de nombreuses années dans le domaine de la reconnaissance automatique de caractères ou des filtres antispam. Il sert maintenant à éviter les fraudes bancaires, à suggérer des livres, des films ou d'autres produits qui correspondent à nos préférences, L'identification des visages dans le viseur de notre appareil photo, ou la traduction automatique de textes d'une langue à une autre [21].

Les outils mathématiques utilisés dans la théorie de l'apprentissage proviennent généralement de la théorie des probabilités et de la théorie de l'information. Vous pouvez ainsi mesurer la performance de certaines approches par rapport aux autres. Trois types d'algorithmes d'apprentissage automatique peuvent être mentionnés: *Apprentissage supervisé. *Apprentissage non supervisé. *Apprentissage par renforcement [20].

Tableau II.1 : Comparaison entre les méthodes d'apprentissage [20].

	APPRENTISSAGE SUPERVISÉ	APPRENTISSAGE NON-SUPERVISÉ	APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT
DÉFINITION	L'algorithme apprend à partir de données labellisées	L'algorithme est entraîné à partir de données non labellisées sans indications particulières	L'algorithme interagit avec son environnement en réalisant des actions et en apprenant de ses erreurs et succès
TYPE DE PROBLÈMES	Régression et classification	Association et Clustering	Basés sur un système de récompense
TYPE DE DONNÉES	Données labellisées	Données non labellisées	Pas de données fournies au préalable
APPROCHE	Étudie les relations sous-jacentes qui lient les données en entrée aux labels	Découvre les motifs communs au sein des données d'entrée	Apprend une stratégie de comportement en fonction d'expériences passées et des récompenses perçues

L'apprentissage automatique requiert des données pour identifier les modèles, mais il y a des problèmes liés aux données qui concernent la dimensionnalité et la stagnation des performances lorsque l'on introduit davantage de données au-delà de la limite de comportement. Lorsqu'elle survient, il est assuré qu'il y a une baisse importante des performances [21].

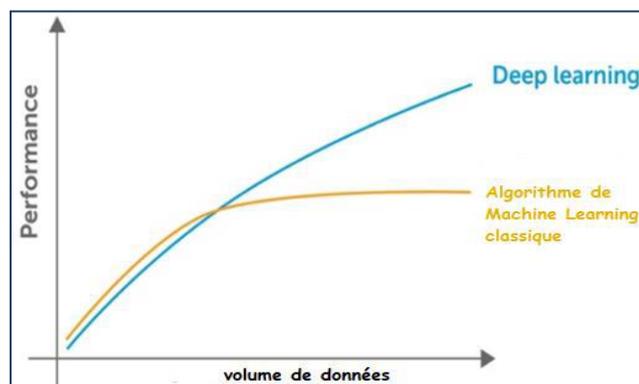


Figure II.1 : Volume de données pour un apprentissage automatique et profond [21].

II.4. Apprentissage profond (deep learning)

L'apprentissage profond, également appelé « deep learning », fait partie de la machine learning. Il met en œuvre différentes techniques de machine learning pour résoudre des problèmes concrets en essayant de simuler la prise de décision humaine [3]. Effectivement, il permet à l'ordinateur d'acquérir des connaissances semblables à celles que l'homme les acquiert de manière naturelle.

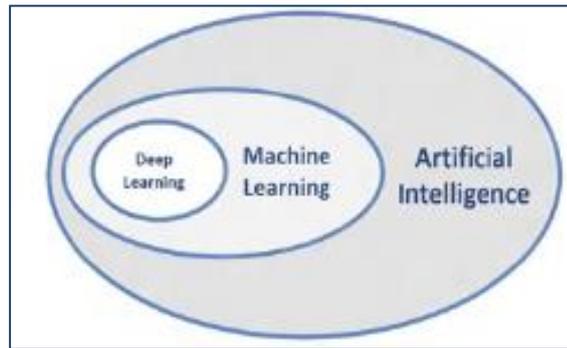


Figure II.2 : Relation entre AI ,ML et DL [3].

Les récents avancées dans le domaine de l'apprentissage profond ont attiré l'attention en raison de leurs résultats innovants dans différents secteurs de traitement d'images, tels que la détection d'objets, la reconnaissance de visage, la détection précoce de diverses maladies, tout en tirant parti des données massives (*big data*) [3].

II.4.1. Définition et description de l'apprentissage profond

L'apprentissage en profondeur (Deep Learning) a pour objectif de former et d'enseigner à l'ordinateur afin qu'il puisse réaliser des tâches humaines telles que la différenciation des objets visuels et l'identification des sons et des images. L'apprentissage en profondeur, plutôt que de structurer des données, établit ses propres paramètres de base, ce qui permet à la machine d'apprendre par elle-même. L'engouement actuel pour l'apprentissage en profondeur est en partie attribuable à l'effervescence qui entoure l'intelligence artificielle. Les techniques de deep learning ont amélioré la capacité à organiser, reconnaître et repérer, etc. [25].

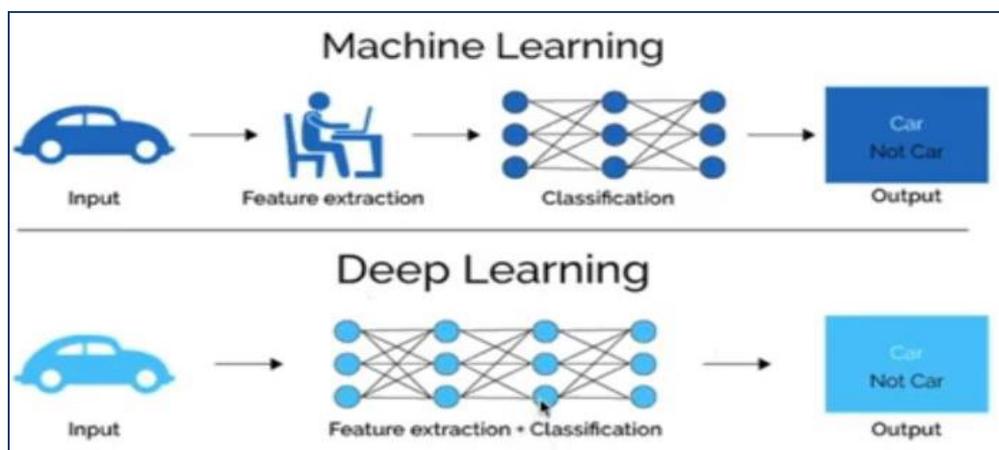


Figure II.3 : Comparaison entre le processus de ML avec celui de DL [25].

La structure complexe de grands ensembles de données est étudiée par Deep Learning en utilisant l'algorithme de rétropropagation. Il permet d'identifier les paramètres internes nécessaires à une machine pour calculer la représentation de chaque couche en se basant sur la représentation de la couche précédente. Des avancées ont été réalisées dans le traitement des images, de la vidéo, de la parole et de l'audio grâce aux réseaux convolutionnels profonds, alors que les réseaux récurrents ont donné un éclaircissement sur des données séquentielles comme le texte et la parole. L'apprentissage profond repose sur [25]:

- ❖ Réseaux de neurones profonds ;
- ❖ Algorithme d'entraînement particulier ;
- ❖ Développement de concepts plus profonds ;
- ❖ plus grands ensembles de données.

Cette puissance du modèle informatique de l'apprentissage profond réside dans sa capacité à effectuer des tâches de classification directement à partir d'images, de sons ou de textes, en utilisant des données sous forme de matrice. L'avantage majeur de cette solution réside dans l'extraction automatique des données brutes.

Le processus d'apprentissage profond repose sur ce que l'on a qualifié, par analogie, de « réseaux de neurones artificiels », constitués de milliers d'unités appelées « neurones », qui réalisent chacune de petites opérations simples. En effet, les résultats obtenus lors d'une première couche de "neurones" servent de point d'entrée pour les calculs effectués lors de la couche suivante, etc. La croissance de l'apprentissage profond a été marquée par l'augmentation de la puissance des ordinateurs et la mise en place de vastes bases de données (« big data ») [19].

II.4.2. Le fonctionnement de Deep Learning

Puisque le cerveau humain se compose de neurones, les réseaux de neurones sont composés de couches de neurones. Les couches individuelles sont connectées aux couches voisines par des nœuds. Le nombre de couches dont dispose le réseau détermine sa profondeur. Au cerveau humain, un seul neurone reçoit des milliers de signaux provenant d'autres neurones. Dans un réseau neuronal artificiel, les signaux ont la possibilité de se déplacer entre les nœuds et de leur attribuer des poids appropriés. Une pondération plus

élevée d'un nœud aura un effet plus significatif sur la couche de nœuds qui suit. Les entrées pondérées sont regroupées dans la dernière couche pour produire une sortie finale [30].

Les systèmes d'apprentissage en profondeur nécessitent un matériel puissant car ils gèrent une grande quantité de données et requièrent de nombreux calculs mathématiques complexes. Néanmoins, même avec un équipement aussi sophistiqué, les calculs de formation en apprentissage profond peuvent prendre plusieurs semaines [30].

Egalement, ils requièrent une quantité considérable de données pour obtenir des résultats précis. Ainsi, les données sont présentées sous la forme d'immenses ensembles de données. Pendant le traitement des données, les réseaux de neurones artificiels peuvent classer les informations en fonction des réponses provenant d'une série de questions binaires vraies ou fausses, ce qui nécessite des calculs mathématiques très complexes. Un programme de reconnaissance faciale fonctionne par exemple en étudiant la détection et la reconnaissance des arêtes et des lignes des visages, puis des parties les plus importantes des visages, et enfin des représentations globales des visages. Avec l'entraînement du programme, la probabilité de recevoir des réponses correctes augmente. Dans ce cas, les visages seront détectés de manière précise par le logiciel de reconnaissance faciale au fil du temps [30].

II.4.3. Domaines d'application de l'apprentissage profond

Lorsque les opportunités sont infinies et que le deep learning peut nous permettre de faire de nouvel progrès scientifique, notre compréhension de la biologie, en particulier pour l'analyse l'ADN dans le domaine de la bio-informatique et dans celui de la santé en général en tant que diagnostic de certains cas médicaux, a considérablement évolué. Dans de nombreux domaines, l'apprentissage en profondeur a été développé, incluant la reconnaissance visuelle du panneau de signalisation par un robot ou un véhicule autonome, ainsi que la compréhension de l'image grâce à des réseaux convolutionnels profonds [25].

De plus, le deep Learning est utilisé dans de nombreux domaines: traduction automatique, recommandations personnalisées, modération automatique des réseaux sociaux, prédiction financière, identification de pièces défectueuses, détection de malwares ou de fraudes, exploration spatiale, et robots intelligents [3, 23].

II.5. Les réseaux de neurones

II.5.1. Le neurone biologique

Le neurone fait partie intégrante du corps humain. Les cellules gliales sont liées à ces neurones pour constituer le tissu nerveux. Ainsi, les neurones forment l'unité fonctionnelle du système nerveux. Les signaux (impulsions électriques) sont reçus par les dendrites et l'information est transmise par les axones. Le contact entre deux neurones (axone et dendrite) est facilité par les synapses. Les signaux ne se déroulent pas de manière uniforme : Influence du seuil. On peut décomposer le neurone en 3 grandes entités [26]:

- ❖ Un corps cellulaire.
- ❖ Un ensemble de dendrites.
- ❖ Un axone.

II.5.2. Neurone formel

Un neurone formel est un modèle mathématique non linéaire, structuré, avec des valeurs limites. Selon son homologue biologique, il est composé de signaux d'entrée (dendrites) et d'un signal de sortie (axone), ainsi que d'une fonction d'activation (somma) [26].

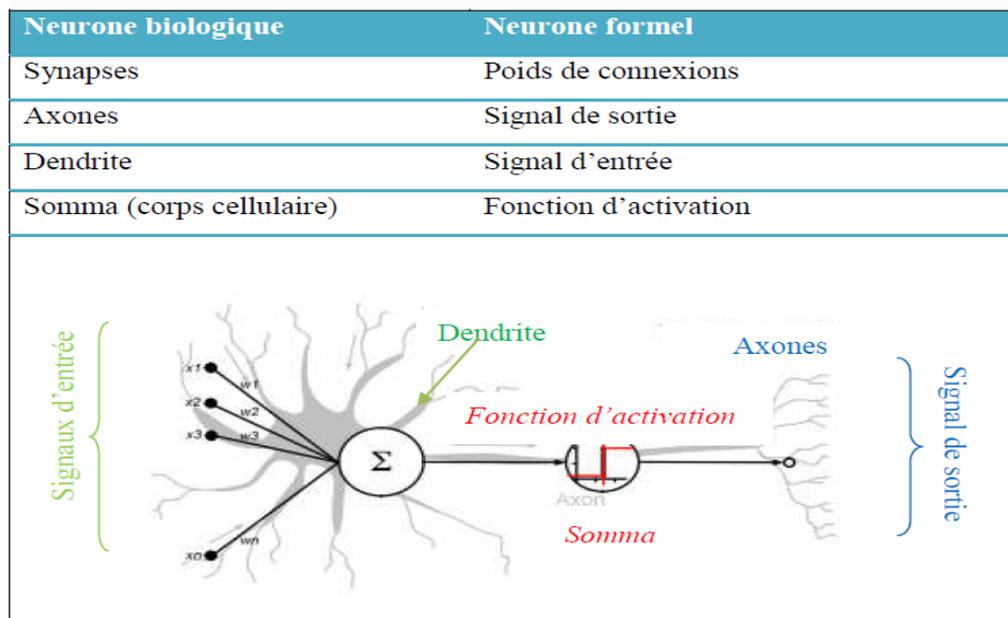


Figure II.4 : Comparaison entre neurone biologique et neurone formel [26].

II.5.3. Réseaux de Neurones Artificiels

Un RNA est un réseau de neurones artificiels qui est constitué de couches de neurones formels qui fonctionnent simultanément. Chaque neurone artificiel fonctionne comme un processeur élémentaire qui reçoit différentes entrées provenant d'autres neurones. Un poids «w» pour chaque entrée représente la force de la connexion. La sortie de chaque neurone est unique, ce qui peut ensuite être utilisé pour alimenter un nombre variable de neurones avals. Il est généralement organisé en trois couches :

***Une couche d'entrée** : Elle est constituée de l'ensemble des variables d'entrée.

***Une ou plusieurs couches cachées** : Cela correspond aux couches situées entre la couche d'entrée et la couche de sortie. Ces données établissent la dynamique interne du réseau. Au niveau de ces couches, les fonctions d'activation sont généralement non linaires.

***Une couche de sortie** : C'est l'ensemble des neurones de sortie du réseau qui la composent. Cette couche est responsable des sorties principales.

II.5.4. Les réseaux de neurones artificiels profonds

De nombreuses variantes d'architectures profondes existent. Cependant, nous allons souligner le plus crucial/standard.

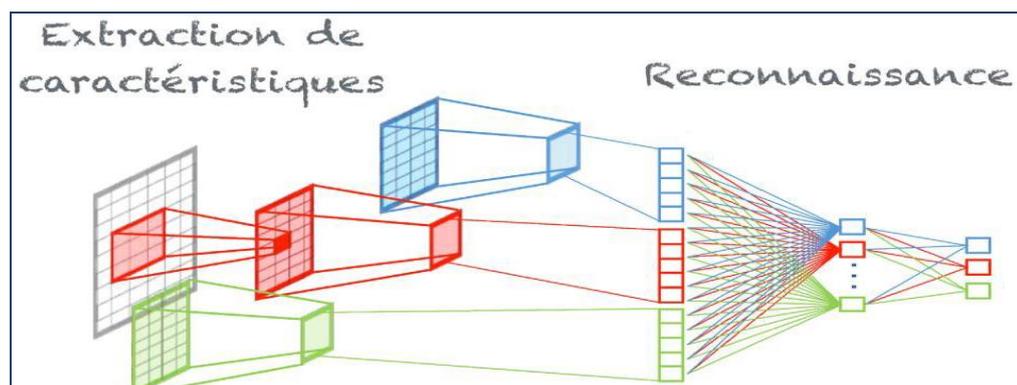


Figure II.5 : Architecture standard d'un réseau de neurones profond [25].

II.5.4.1. Les réseaux de neurones convolutifs

Le RNC est une forme de réseau neuronal artificiel utilisée dans la reconnaissance et le traitement d'images, spécialement conçue pour gérer les données de pixels. Ils se distinguent par leur puissance en tant que systèmes de traitement d'images et d'intelligence artificielle

(IA) qui exploitent un apprentissage profond (deep learning) pour accomplir des tâches génératives et descriptives, souvent en utilisant Machine Vision qui comprend la reconnaissance d'images et de vidéos, ainsi que des systèmes de recommandation et de traitement vocal.

Les réseaux neuronaux convolutifs (CNNs) permettent d'améliorer les performances dans différents domaines, tels que la vision par ordinateur et surtout la classification des images étiquetées. L'origine principale de l'apparition des réseaux de neurones CNN dans les scénarios d'apprentissage profond était de surpasser les limites des réseaux de neurones classiques. En ce qui concerne l'extraction manuelle des caractéristiques, les réseaux neuronaux traditionnels entièrement connectés sont confrontés à un problème majeur dans des domaines tels que la classification d'images. Toutefois, les CNNs offrent de nouvelles propositions qui permettent une extraction automatique à travers différentes couches d'abstraction, ce qui améliore l'efficacité des réseaux de neurones profonds [26].

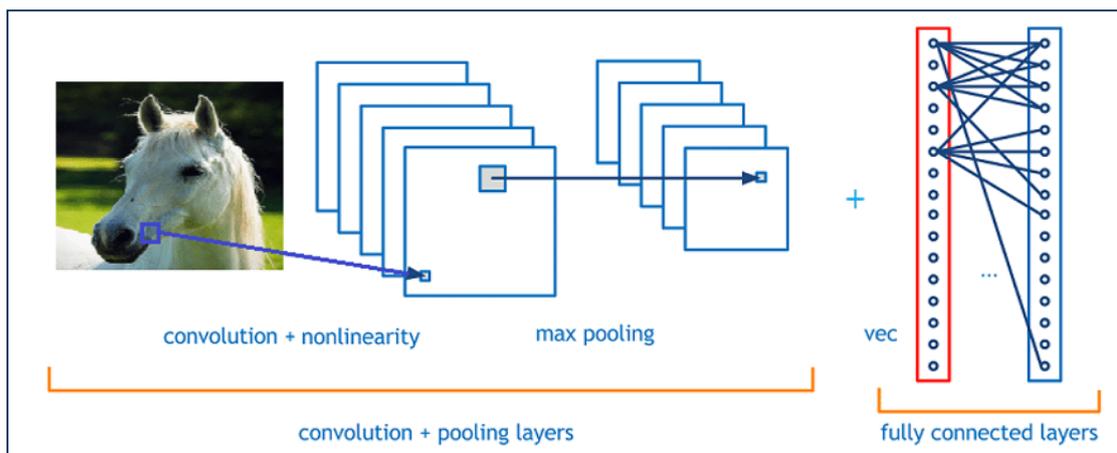


Figure II.6 : Couches d'un réseau de neurones convolutifs [22].

Le réseau de neurones convolutif est la nouvelle architecture d'apprentissage profond. Elle peut être représentée sous différentes formes hiérarchiques. Il comprend habituellement trois couches : la couche d'entrée (convolution layer), la couche(s) cachée(s) (hidden layer) et la couche de sortie (fully connected layer). Selon leur mécanisme de fonctionnement, ces couches sont séparées en deux parties: la première partie correspond à la phase d'extraction des caractéristiques, tandis que la deuxième partie correspond à la phase de classification, qui correspond à un modèle **MLP classique (Multi Layers Perceptron)**.

Les CNN sont composés de plusieurs couches de neurones, chacune effectuant une opération spécifique sur les données d'entrée. Les couches typiques d'un réseau de neurones convolutifs comprennent :

A*Couche de convolution

La couche de convolution est la pierre angulaire du CNN. Elle comporte la majeure partie de la charge de calcul du réseau. La convolution est une opération mathématique est d'appliquer un filtre à une image pour extraire ses caractéristiques telles que les bords, les coins et les textures [30].

Les filtres utilisés sont des matrices de nombres qui glissent sur l'entrée de la couche précédente, multipliant et additionnant les valeurs de l'entrée qui se trouvent sous chaque position du filtre en se déplaçant de gauche à droite et de haut en bas. Les valeurs résultantes sont ensuite stockées dans une carte de caractéristiques [30].

B* Couche de pooling

La couche de convolution est suivie par une couche de pooling. Le but principal de cette couche est de réduire le nombre de paramètres et de calculs nécessaires dans le réseau, tout en conservant les caractéristiques les plus importantes de l'image en utilisant les opérations les plus courantes à savoir [30]:

**Max Pooling* : Prendre la valeur maximum de chaque région de la carte.

**Average Pooling (Mean Pooling)* : Prendre la valeur moyenne de chaque région de la carte.

C* Couche entièrement connectée

La couche entièrement connectée, également appelée couche de classification, c'est une couche qui relie toutes les sorties de la couche précédente à chaque entrée de la couche suivante, comme dans un réseau de neurones classique. Cette couche est souvent placée à la fin du réseau de neurones convolutifs pour effectuer la classification des caractéristiques extraites des images par les couches convolutives et les couches de Pooling [30].

Elle est constituée de neurones entièrement connectés, c'est-à-dire que chaque neurone de la couche précédente est connecté à chaque neurone de la couche qui la succède. Cette

couche utilise généralement une fonction d'activation Softmax pour calculer les probabilités de chaque classe d'appartenance pour une entrée donnée, la sortie prédite quant à elle peut être comparée à la vérité terrain pour calculer l'erreur de prédiction et ajuster les poids des neurones dans le réseau de neurones à l'aide de l'algorithme de rétropropagation du gradient afin d'améliorer les performances de classification [30].

II.5.4.2. Les réseaux de neurones récurrents (RNN)

Un réseau de neurones récurrents (RNN) est une catégorie de réseaux de neurones artificiels dans laquelle les connexions entre les nœuds créent un graphe dirigé le long d'une séquence. Cela lui donne la possibilité de donner une représentation dynamique du temps pour une séquence temporelle. À la différence des réseaux neuronaux prédictifs, les RNN ont la capacité d'utiliser leur état interne (mémoire) pour gérer des séquences d'entrées. Ceci les rend adaptés à des opérations comme la reconnaissance de l'écriture manuscrite ou la reconnaissance vocale connectée, sans segmentation.

Dans le domaine de la reconnaissance de la parole, les réseaux de neurones récurrents sont impliqués activement, comme le fait Google Translation Network. On l'a déjà utilisé pour la traduction automatique et la commande de robot, ainsi que pour prédire des séries chronologiques. Il a été capable d'apprendre le rythme, la composition musicale et l'apprentissage grammatical, de détecter la parité des protéines et de prédire la sous-cellularisation cellulaire et la prévisibilité dans le domaine des soins médicaux, ainsi que de déterminer de nombreuses tâches de prévision dans le domaine de la gestion des processus métiers, entre autres.

II.6. Les avantages et les inconvénients

Les bénéfices des réseaux de neurones peuvent être mentionnés [24] :

- L'acquisition automatique des poids (les principes d'apprentissage) ;
- Aptitude à étendre;
- Le parallélisme est possible ;
- Résistance à la défaillance ;
- Simulation des fonctions inconnues;
- Une bonne estimation.

En revanche, les réseaux de neurones comportent certains désavantages [24] :

- L'architecture de réseau de neurones est généralement complexe, et même si on la représente de manière schématique, elle demeure peu lisible ;
- Paramètres compliqués à comprendre (boîte noire) ;
- Absence de règles caractérisant l'architecture du réseau en fonction de la problématique à résoudre;
- L'utilisation des algorithmes d'apprentissage nécessite un temps de calcul important.

II.7. Amélioration de l'image par les réseaux de neurones

La restauration d'images a donc été l'un des premiers enjeux à attirer l'attention. Cette approche vise à rectifier les distorsions qui se manifestent au moment de l'apparition de diverses dégradations, ce qui se manifeste par une diminution du contraste, du flou et du bruit, qui interviennent lors de la formation des données [2].

Une fois que la qualité d'image a été améliorée grâce aux techniques de traitement de signal utilisées pour numériser les images, Une autre approche basée sur les réseaux de neurones sera essayée pour résoudre le problème [2]. Alors, Le problème est de savoir comment obtenir l'image idéale ou tout au moins de s'en approcher le plus possible.

II.7.1. Intérêt des réseaux de neurones dans le traitement d'image

Les réseaux de neurones ont la particularité d'acquérir eux-mêmes la capacité d'extraire des informations dissimulées dans une multitude d'informations, ce qui leur permet de fournir des modèles performants sur les connaissances liées à un problème spécifique. Autrement dit, il s'agit d'une catégorie d'algorithmes performants et polyvalents qui sont employés pour classifier, prédire et regrouper les données.

De cette manière, ils ont été introduits avec succès dans le domaine du traitement d'images, Avec une multitude d'utilisations comme la détection de contours, la détection d'objets, la segmentation et la stéréovision [2].

II.7.2. Principe utilisé

Dans le domaine du traitement d'image, le principe d'utilisation de réseau de neurones est de considérer l'image comme un ensemble d'exemples qui constitueront la base

d'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels. Le processus de filtrage d'une image implique de déplacer le réseau sur l'image, en éliminant le pixel courant et les pixels qui l'entourent. Pour une image avec 256 niveaux de gris, on modifie l'échelle des données de la fenêtre afin qu'elle puisse être utilisée par le réseau (données compris entre 0 et 1).

II.7.3. Architecture proposée du réseau de neurones

II.7.3.1. Architecture du réseau

Les différentes architectures de réseaux et méthodes d'apprentissage utilisées dans le traitement d'image ont donné des résultats satisfaisants, parmi lesquels on peut citer le perceptron multicouche et l'apprentissage supervisé. Un réseau de neurones à configuration classique est appelé un filtre neuronal. Dans la figure (Figure II.7), on peut observer l'architecture d'un filtre neuronal avec une fenêtre de taille 3×3 sur l'image.

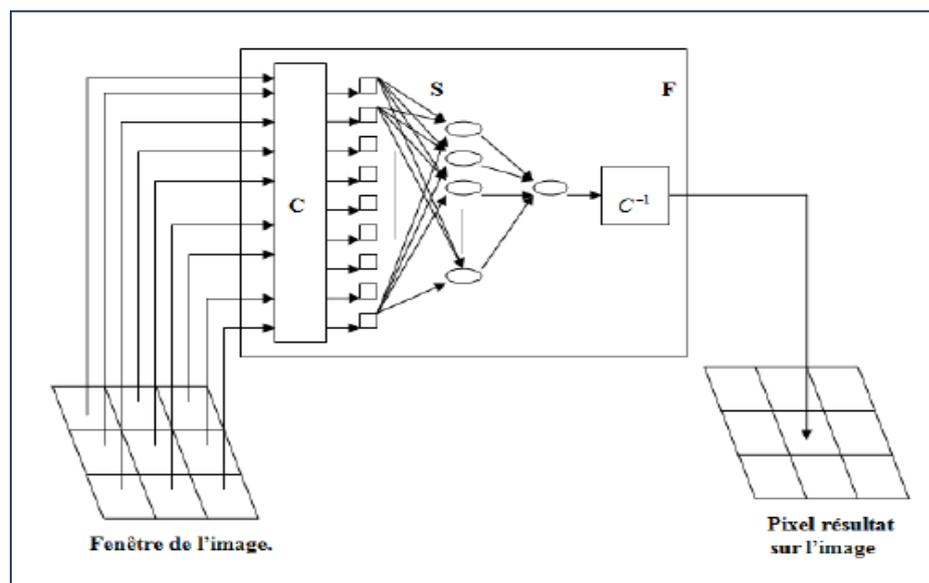


Figure II.7 : Architecture d'un filtre neuronal [2].

II.7.3.2. Tests des réseaux de neurones

Après la réalisation de l'apprentissage, on passe à une étape de généralisation qui implique de comparer l'image obtenue par le filtre neuronal avec l'image théorique utilisée pour l'apprentissage, puis de réaliser le même travail avec une image donnée [2].

Les tests pour les filtres classiques se déroulent de la manière suivante : Ainsi, le réseau devra acquérir divers filtres spatiaux. Les filtres neuronaux présentent l'avantage majeur de

pouvoir filtrer des images pour lesquelles on ne connaît que l'image perturbée et l'image sans perturbations. Par exemple, il serait possible de concevoir un filtre neuronal qui vise à éliminer le bruit d'une image. Ainsi, nous allons sélectionner une image claire sur laquelle nous allons ajouter du bruit de manière aléatoire. Ainsi, l'image bruitée en entrée et l'image d'origine en sortie seront les données d'apprentissage [2].

II.8. Conclusion

L'apprentissage profond est un domaine en constante évolution qui est utilisé dans divers domaines en raison de sa capacité à résoudre des problèmes complexes. Les réseaux de deep learning sont entraînés en se basant sur des structures de données complexes auxquelles ils sont confrontés. Ils élaborent des modèles de calcul qui incluent plusieurs couches de traitement pour créer différents niveaux d'abstraction pour représenter les données.

Dans ce chapitre, nous avons exposé les concepts essentiels liés à l'apprentissage profond, ainsi que l'explication du fonctionnement des réseaux de neurones. Ensuite, nous avons examiné comment les réseaux de neurones améliorent l'image.

Chapitre III

Résultats et

interprétations

III.1. Introduction

Les méthodes utilisant les réseaux de neurones proposent une alternative intéressante pour remplacer les techniques algorithmiques dans le traitement des données. Au lieu d'expliquer le traitement d'une fonction f à l'aide d'un algorithme ou d'un ensemble d'algorithmes, des techniques d'apprentissage sont utilisées pour élaborer un programme qui ajuste progressivement un réseau de neurones.

Le développement de ce programme implique de fournir au système d'apprentissage un réseau de neurones initial et un jeu de données qui permet de faire progresser le réseau. L'objectif de cette étude est de créer un système similaire en l'appliquant à des problèmes de traitement d'image au sens large et de filtrage au sens strict.

Il demeure encore un défi scientifique pour les chercheurs de choisir le filtre approprié pour le débruitage d'images numériques. Il y a plusieurs techniques de traitement d'images qui peuvent être employées afin de supprimer le bruit d'une image. Notre recherche se concentre sur l'étude d'un filtrage classique et un filtrage neuronal après l'application de trois types de bruit (gaussien, sel et poivre et speckle). Dans ce chapitre, nous exposons les tests réalisés à l'aide des filtres de base et du réseau de neurones, dans le but d'évaluer leur efficacité pour améliorer la qualité de l'image. Ainsi, L'interprétation des méthodes de débruitage sur des images de diverses natures est présentée. Les programmes ont été développés dans le cadre de Matlab.

Le logiciel MATLAB repose sur des opérations arithmétiques et offre également la possibilité de visualiser les résultats des opérations réalisées sur les images (niveau de gris, fausses couleurs ou pseudo couleurs, bruitage et filtrage). Leurs paramètres ont été utilisés pour évaluer la qualité de l'image filtrée afin de trouver le filtre le plus efficace pour le débruitage d'images.

III.2. Mécanisme de travail

D'autres approches sont largement employées dans le domaine du filtrage d'images. L'objectif que nous visons n'est pas de répertorier les différentes techniques, mais plutôt de comparer les performances du traitement par un filtre classique et du traitement par réseaux de neurones sur une image bruitée.

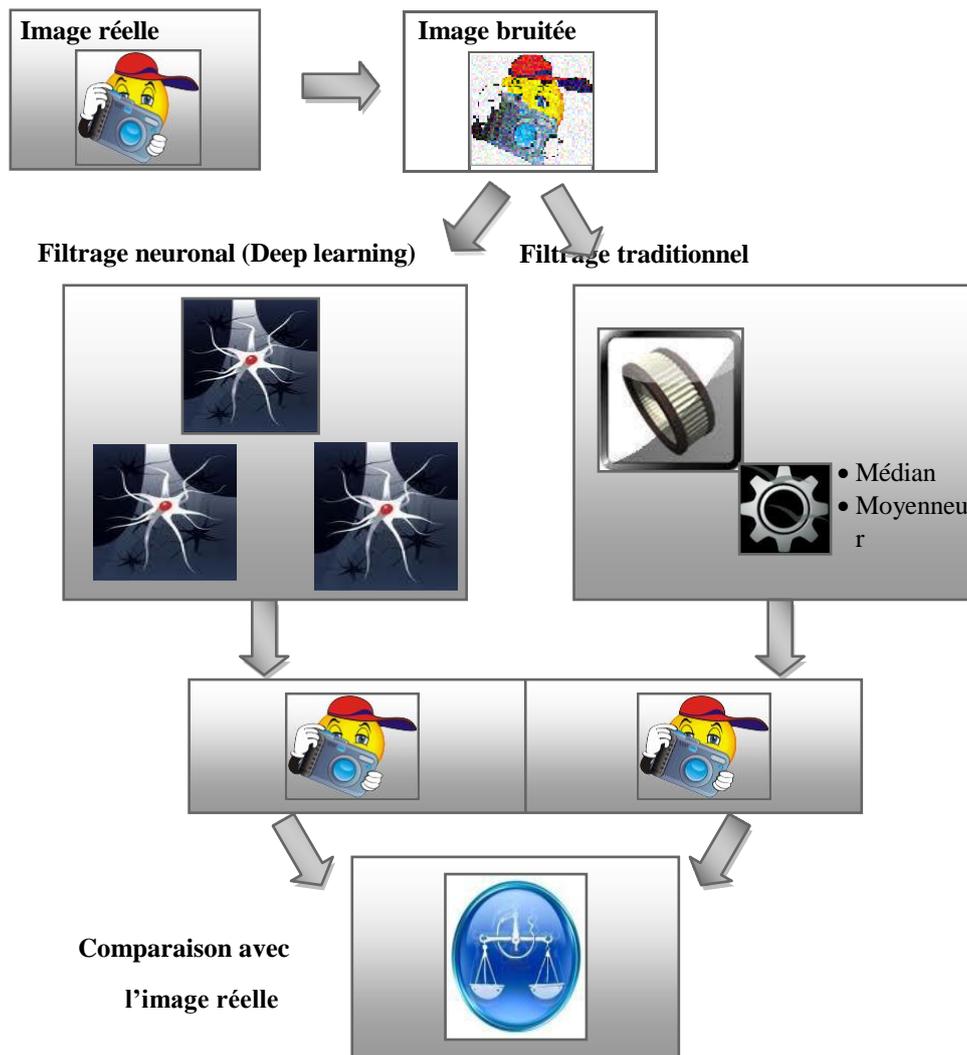


Figure III.1 : Principe de fonctionnement

A fin d'obtenir cet objectif, nous avons divisé notre travail en six étapes:

- **Etape 01:** Quatre types d'images sont utilisées : image photographique, image médicale, image satellitaire et image iris. Chaque image sera choisie et analysée.
- **Etape 02:** Le bruit sera utilisé pour les images sélectionnées. Trois types de bruit ont été retenus. : bruit gaussien, bruit sel et poivre et bruit speckle avec différente variance ($v = 0,01$; $v = 0,03$ et $v = 0,05$).

- **Etape 03:** Les bruits de l'image seront filtrés à l'aide d'un filtrage classique (filtre médian et moyenneur) et un filtrage neuronal (Deep learning).
- **Etape 04:** L'image filtrée obtenue à partir de chaque filtre est analysée pour calculer les paramètres statistiques (PSNR et MSE).
- **Etape 05:** Les performances des filtres seront analysées et interprétées en utilisant des tableaux, des représentations graphiques et une visualisation humaine.
- **Etape 06:** Une fois que les résultats des filtres seront comparés, le filtre le plus efficace sera sélectionné.

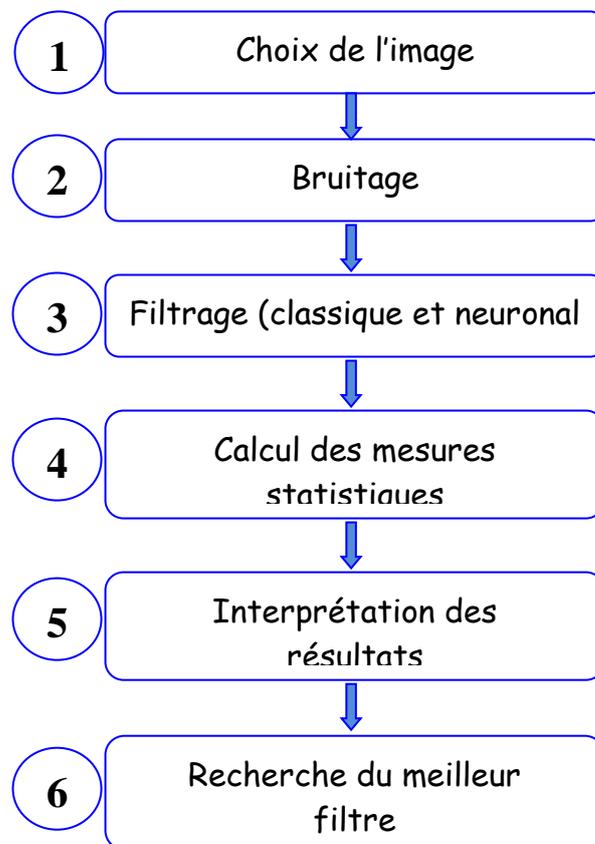


Figure III.2: Processus du filtrage d'images.

III.3. Évaluation de la qualité du débruitage

La qualité d'une image est mesurée par MSE et PSNR [18].

III.3.1 Erreur quadratique moyenne (Mean Square Error (MSE))

On compare toujours l'image dégradée \hat{I} à l'originale I afin de déterminer son rapport de similitude. Il s'agit du critère le plus utilisé. Le calcul de l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre les pixels originaux et dégradés est à son origine [18]:

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (I(m, n) - \hat{I}(m, n))^2$$

La taille de l'image est représentée par $(M \times N)$, tandis que les amplitudes des pixels sur les images originale et dégradée sont respectivement I et \hat{I} . Il est fort probable que l'œil prenne beaucoup plus en considération les erreurs à grandes amplitudes, ce qui soutient la mesure quadratique Moyenne [18].

III.3.2 Rapport crête signal sur bruit (Peak Signal to Noise Ratio (PSNR))

Plutôt qu'à évaluer la distorsion, cette valeur évalue la fidélité, car elle est liée à la qualité. Cependant, elle constitue une fonction de MSE ; sa définition et son utilisation sont issues du domaine du traitement de signal [18]:

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

La luminance maximale possible pour une image à niveau de gris est connue sous le nom d' I_{max} . Un PSNR infini est une image qui n'est pas dégradée. Et cette importance diminue en fonction de la détérioration. Le PSNR est ainsi un lien entre le MSE et l'énergie maximale de l'image [18].

III.4. Implémentation et résultats

III.4.1 Images choisies

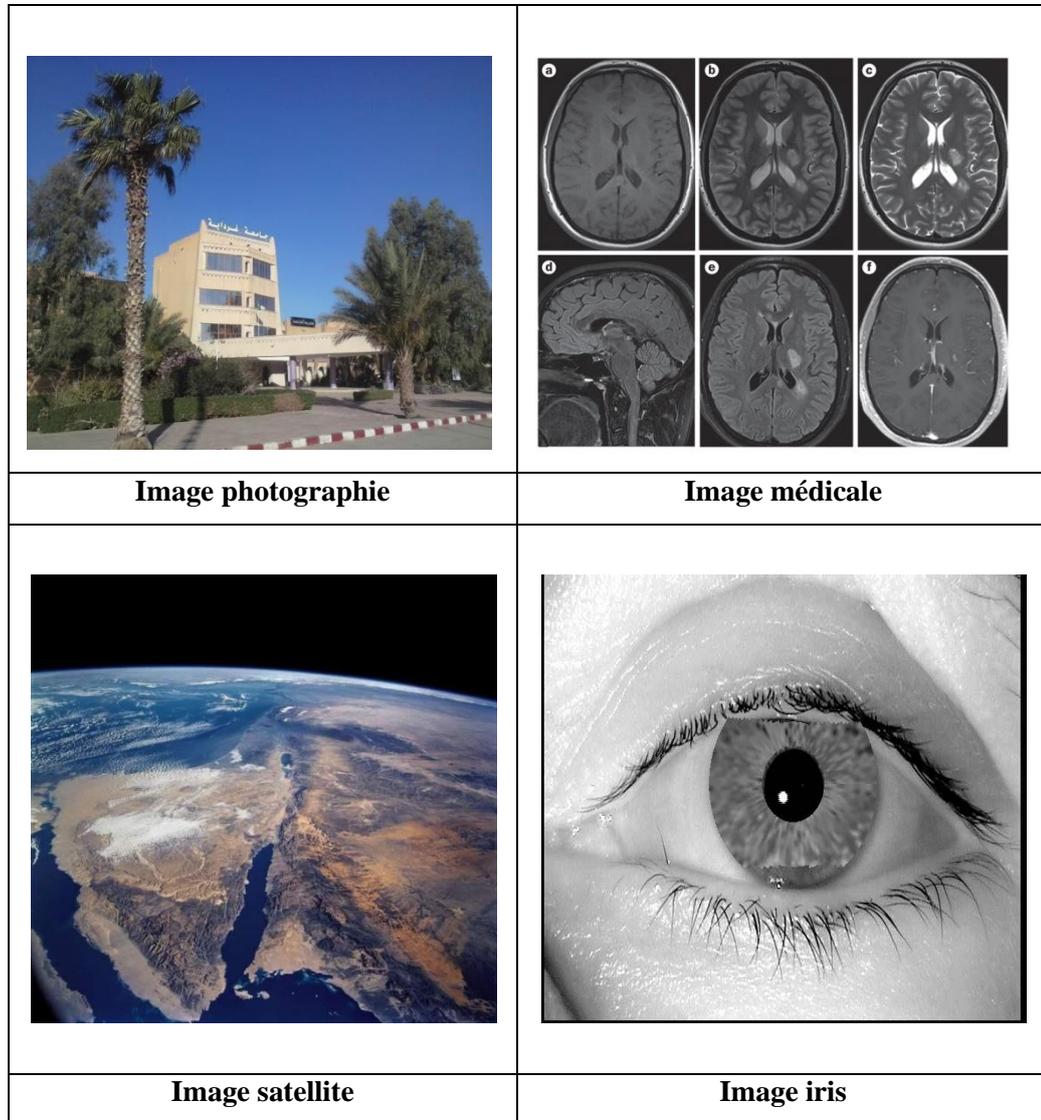


Figure III.3 : Images choisies pour l'étude.

III.4.2. Etude 01 : Filtrage d'une image photographique bruitée

Notre étude est expérimentée afin de comparer deux techniques de filtrage des images bruitées : Filtrage neuronal (Deep learning) et filtrage traditionnel par filtre médian et filtre moyennneur.

Les bruits utilisés sont :

1. Bruit sel et poivre d'une variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.

2. Bruit gaussien d'une variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.
3. Bruit speckle de variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.

✚ Les comparaisons seront établies en utilisant les mesures statistiques suivantes:

1. Le rapport signal sur bruit Crete (PSNR: Peak Signal to Noise Ratio).
2. Erreur Quadratique Moyenne (MSE: Mean Square Error)

NB : On notera que plus le PSNR est élevé et que MSE est faible, les résultats du filtrage sont meilleurs [7].

Etude objective

Trois méthodes de filtrage ont été mises en œuvre sur l'image photographique bruitée par bruit gaussien, bruit sel et poivre puis bruit speckle. Ensuite, des mesures statistiques couramment employées dans le traitement d'images (PSNR et MSE) ont été calculées. Les résultats sont présentés dans les tableaux ci-dessous.

Tableau III.1 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit gaussien.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0013	25,9218	0,0014	25,7091	0,0016	25,1826
Image filtrée par Deep learning	<u>0,0001</u>	<u>35,1125</u>	0,0002	33,0895	0,0004	30,6222
Image filtrée par moyennneur	0,0004	31,3883	0,0004	30,4464	0,0006	28,9608
Image filtrée par médian	0,0003	32,0418	0,0004	30,5983	0,0007	28,7873

Nous remarquons que le filtre Deep learning est plus efficace sur le bruit gaussien pour une variance égale 0,01 avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 35,1125), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001), malgré l'amélioration obtenue sur les autres

filtres. Tandis que, le filtre médian a été noté la valeur minimale de PSNR (PSNR = 28,7873) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0007) pour une variance égale 0,05.

Tableau III.2 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit sel et poivre.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0005	30,3509	0,0015	25,4616	0,0025	23,5900
Image filtrée par Deep learning	<u>0,0001</u>	<u>35,4514</u>	0,0001	34,8712	0,0001	34,5681
Image filtrée par moyenneur	0,0003	32,1349	0,0003	31,3889	0,0005	30,0900
Image filtrée par médian	0,0003	31,7823	0,0006	28,9735	0,0007	28,7267

Egalement, le filtre Deep learning est le plus efficace sur le bruit sel et poivre pour une variance égale 0,01 avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 35,4514), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Toutefois, le filtre médian a été noté la valeur minimale de PSNR (PSNR = 28,7267) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0007) pour une variance égale 0,05.

Tableau III.3 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit speckle.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0006	28,9852	0,001	24,5250	0,0030	22,5532
Image filtrée par Deep learning	<u>0,0001</u>	<u>37,5960</u>	0,0001	34,5729	0,0002	32,8324
Image filtrée par moyennneur	0,0002	32,6528	0,0004	30,6371	0,0006	29,2662
Image filtrée par médian	0,0002	33,1416	0,0004	31,2001	0,0005	29,9973

Pareillement, pour une variance égale 0,01, le filtre Deep learning est le plus efficace sur le bruit speckle avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 37,5960), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Cependant, le filtre moyennneur a été consigné la valeur minimale de PSNR (PSNR = 29,2662) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0006) pour une variance égale 0,05.

Etude subjective

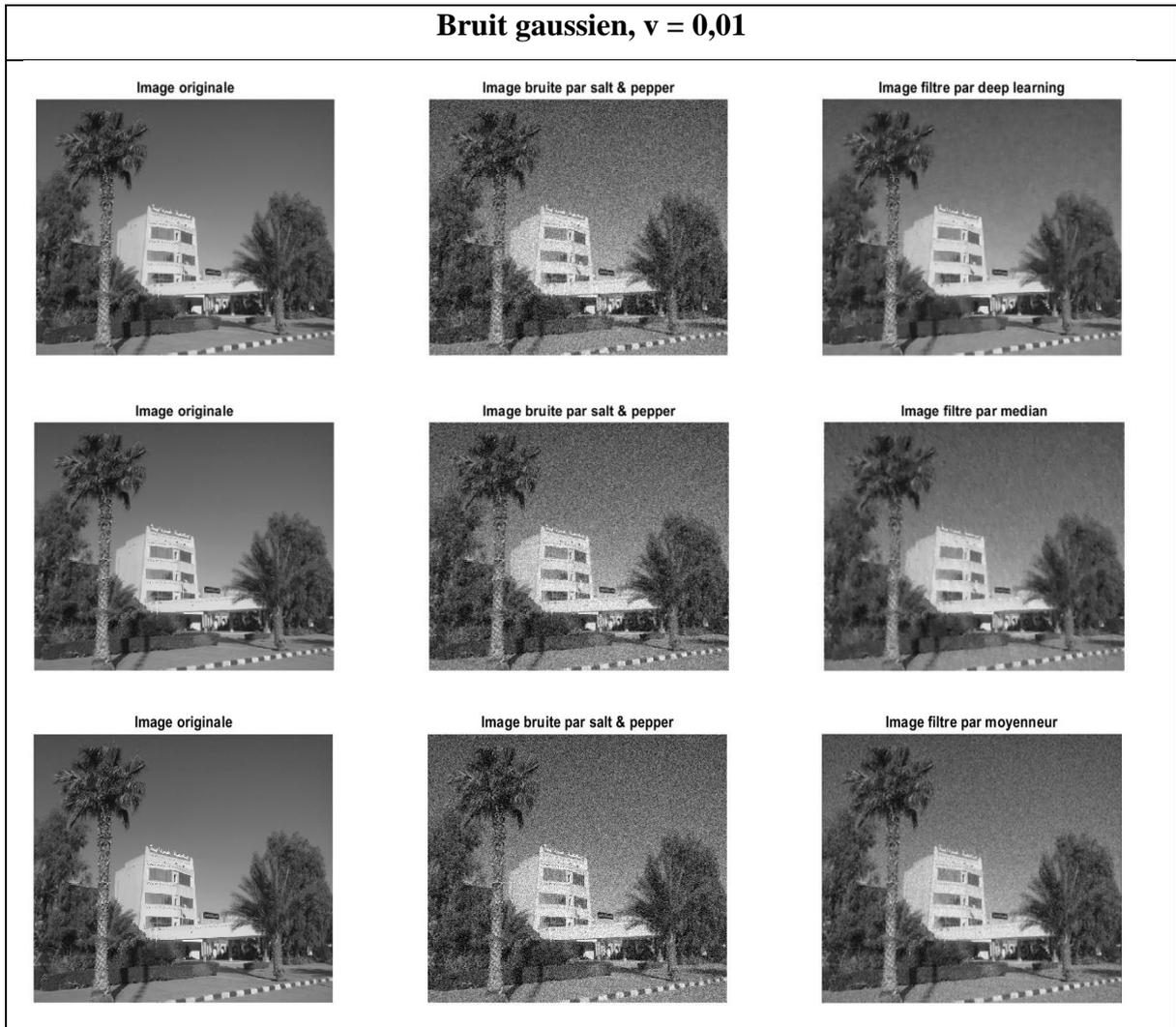


Figure III.4 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit gaussien.

Nous remarquons que l'image filtrée la plus proche à l'image originale est celle filtré par Deep learning pour un bruit gaussien avec une variance de 0,01. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).



Figure III.5 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit sel et poivre.

Nous remarquons que l'image filtrée la plus proche à l'image originale est celle filtré par Deep learning pour un bruit sel et poivre avec une variance de 0,01. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

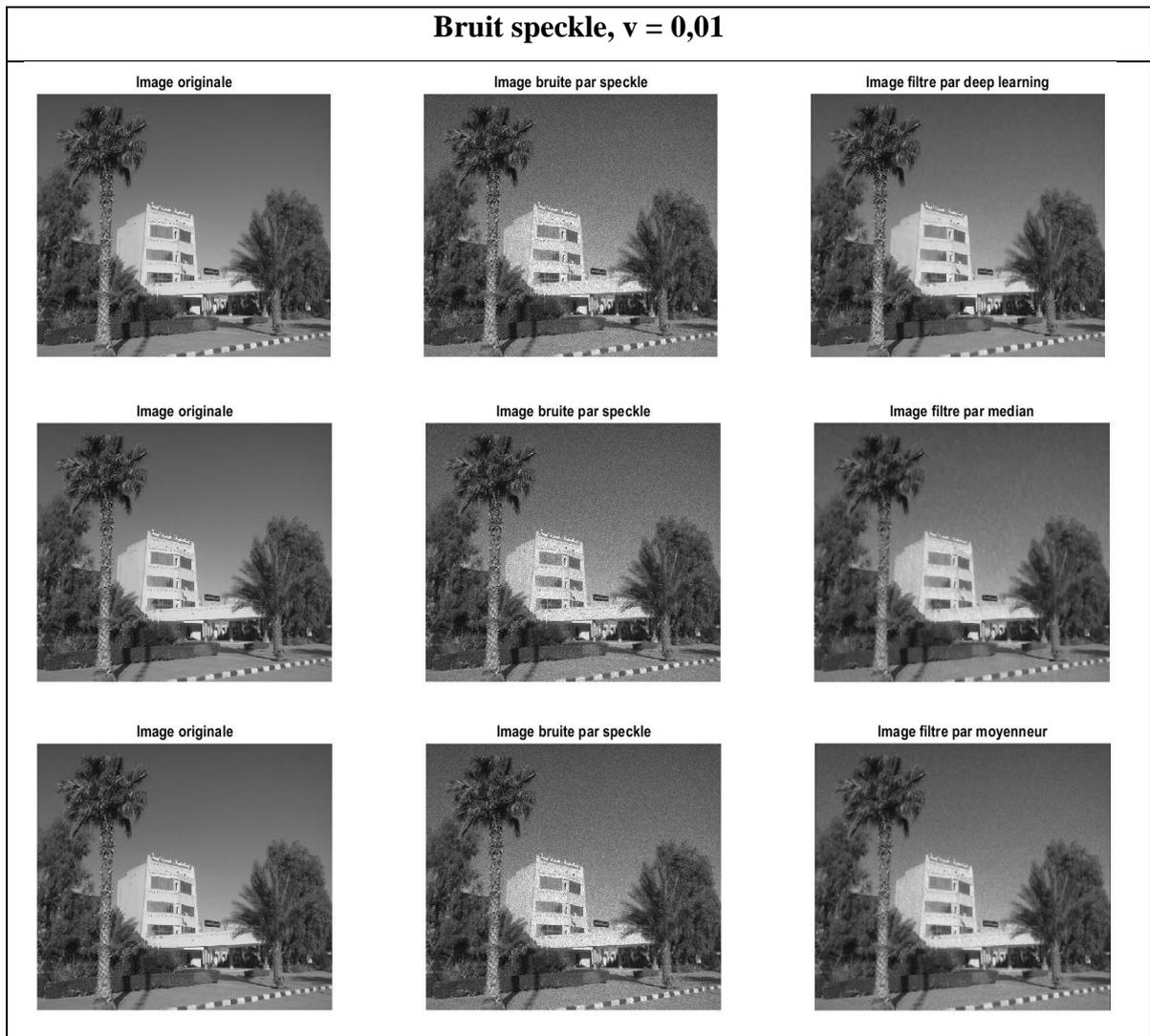


Figure III.6 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image photographique bruitée par le bruit speckle.

Nous remarquons que l'image filtrée la plus proche à l'image originale est celle filtrée par Deep learning pour un bruit speckle avec une variance de 0,01. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

III.4.3. Etude 02 : Filtrage d'une image médicale bruitée

De même principe de fonctionnement a été suivi pour le traitement d'une image médicale. Les bruits utilisés sont :

4. Bruit sel et poivre d'une variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.
5. Bruit gaussien d'une variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.
6. Bruit speckle de variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.

Etude objective

Trois méthodes de filtrage ont été mises en œuvre sur l'image médicale bruitée par bruit gaussien, bruit sel et poivre puis bruit speckle. Ensuite, des mesures statistiques couramment employées dans le traitement d'images (PSNR et MSE) ont été calculées. Les résultats sont présentés dans les tableaux ci-dessous.

Tableau III.4 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit gaussien.

	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
Mesure statistique	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0017	29,1714	0,0015	29,7434	0,0017	29,1714
Image filtrée par deep learning	<u>0,0001</u>	<u>39,5194</u>	0,0002	37,4215	0,0004	34,8091
Image filtrée par moyennneur	0,0004	34,9186	0,0005	34,0475	0,0007	32,6699
Image filtrée par médian	0,0003	36,5654	0,0004	35,2042	0,0006	33,3840

Nous remarquons que le filtre neuronal est plus efficace sur le bruit gaussien pour une variance égale 0,01 avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 39,5194), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Tandis que, le filtre moyennneur a été noté la valeur minimale de PSNR (PSNR = 32,6699) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0007) pour une variance égale 0,05.

Tableau III.5 : Résultats des différentes techniques de filtrage d’une image médicale bruitée par le bruit sel et poivre.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0005	34,5032	0,0015	29,7332	0,0025	27,4919
Image filtrée par Deep learning	<u>0,0001</u>	<u>41,3936</u>	0,0003	41,1398	0,0004	40,4391
Image filtrée par Moyenneur	0,0003	36,7029	0,0004	35,1462	0,0005	33,8943
Image filtrée par Médian	0,0004	36,7312	0,0007	32,7372	0,0008	32,3699

Egalement, le filtre Deep learning est le plus efficace sur le bruit sel et poivre pour une variance égale 0,01 avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 41,3936), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001), malgré l’amélioration obtenue sur les autres filtres. Toutefois, le filtre médian a été noté la valeur minimale de PSNR (PSNR = 32,3699) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0008) pour une variance égale 0,05.

Tableau III.6 : Résultats des différentes techniques de filtrage d’une image médicale bruitée par le bruit speckle.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0006	37,3191	0,0007	32,5865	0,0012	30,4094
Image filtrée par Deep learning	<u>0,0001</u>	<u>41,7114</u>	0,0002	38,3979	0,0003	36,5867
Image filtrée par Moyenneur	0,0003	36,4044	0,0004	34,8326	0,0005	33,7720
Image filtrée par Médian	0,0001	39,1128	0,0003	36,5393	0,0004	35,0849

Pareillement, pour une variance égale 0,01, le filtre neuronal est le plus efficace sur le bruit speckle avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 37,5960), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Cependant, le filtre moyenneur a été consigné la valeur minimale de PSNR (PSNR = 33,7720) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0005) pour une variance égale 0,05.

Etude subjective

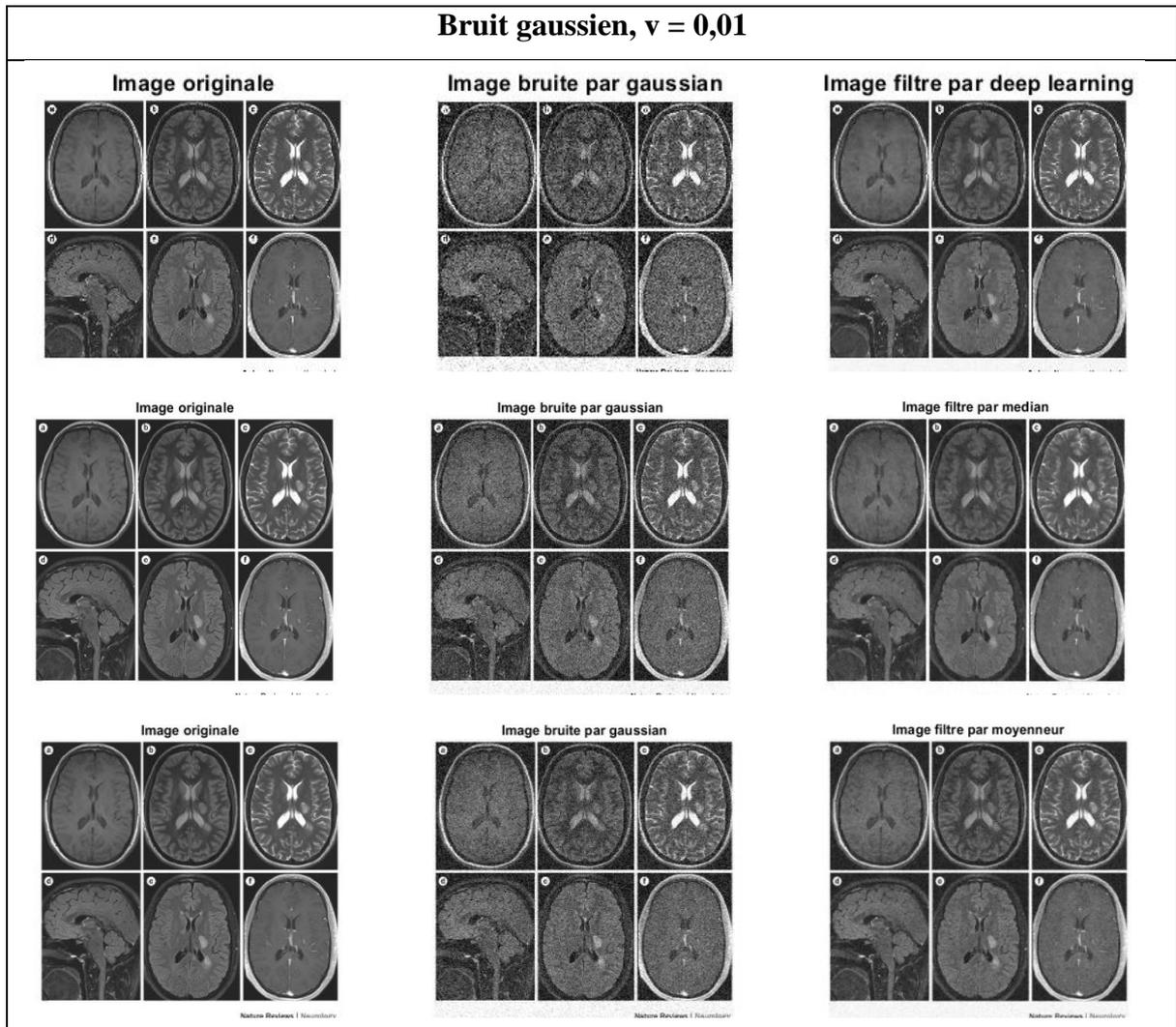


Figure III.7 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit gaussien.

Comme nous voyons pour ce type de bruit avec une variance de 0,01, les images obtenues sont plus proches à l'image originale, le meilleur résultat est celle de Deep learning. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

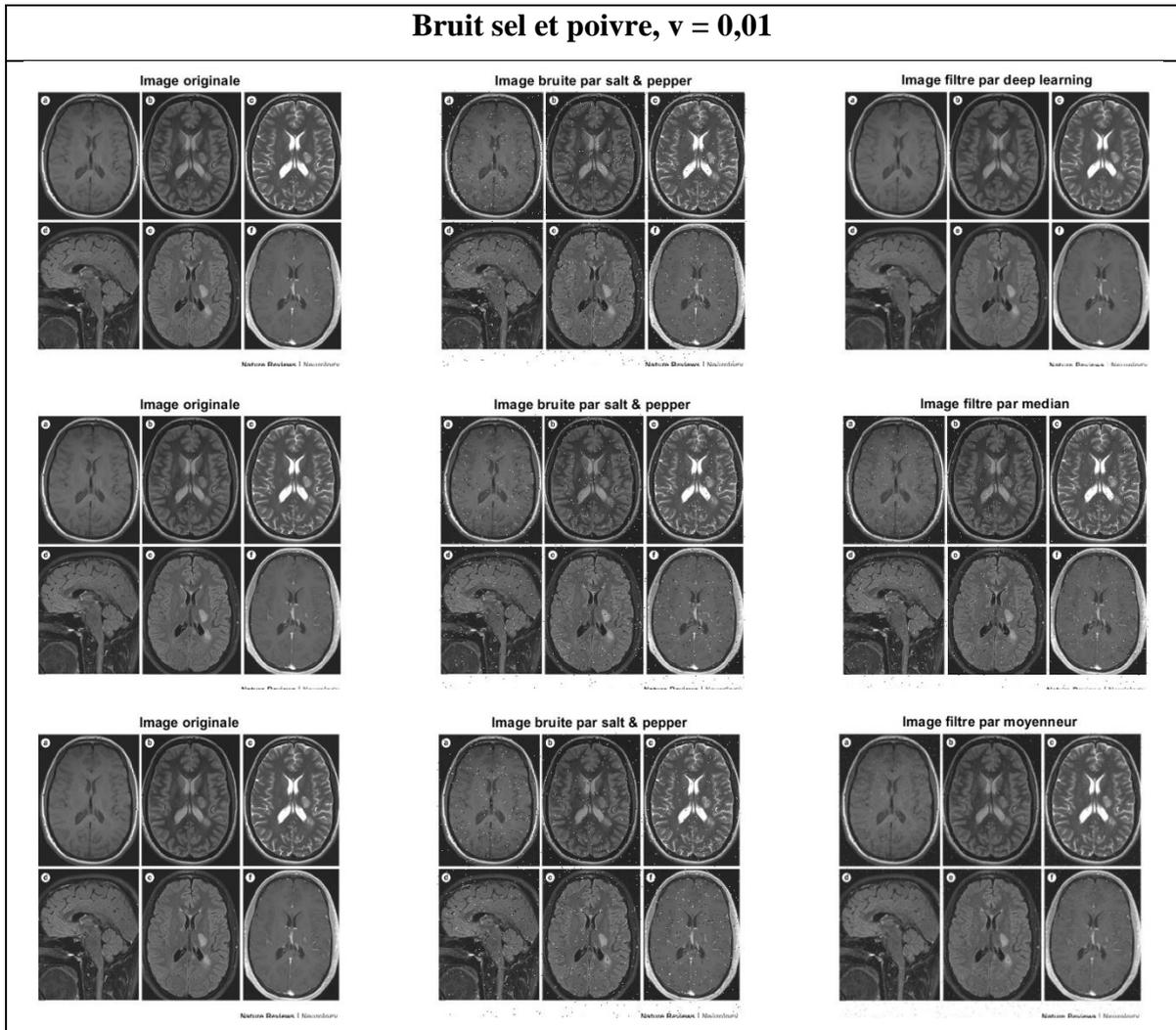


Figure III.8 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit sel et poivre.

Comme nous voyons pour ce type de bruit avec une variance de 0,01, l'image obtenue de filtre médian est mauvaise. Contrairement avec les autres filtres, les images obtenues sont plus proches à l'image originale, le meilleur résultat est celle de Deep learning. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

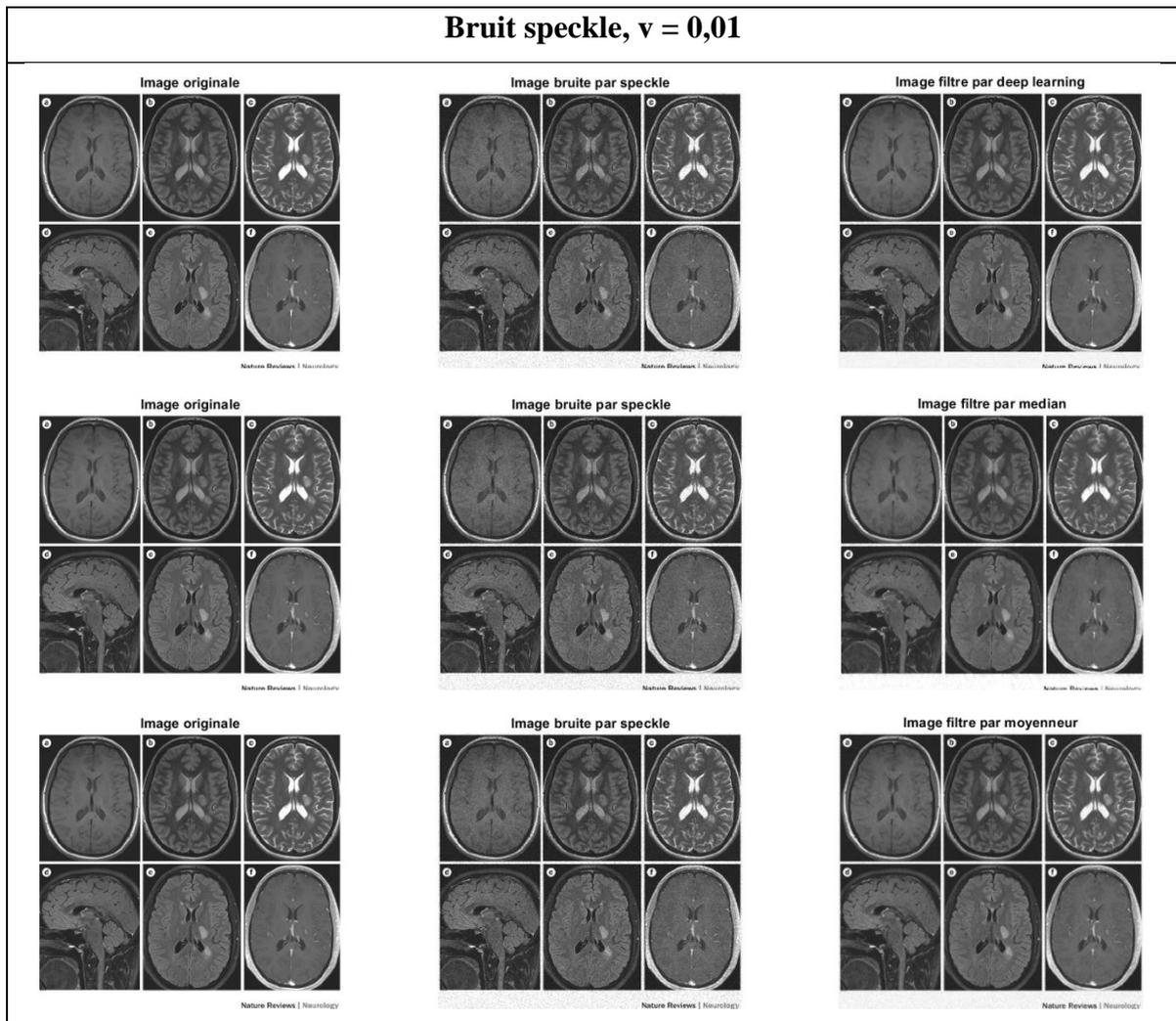


Figure III.9 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image médicale bruitée par le bruit speckle.

Une amélioration acceptable sur l'image bruitée par le speckle avec une variance de 0,01 pour le filtre moyenneur. Néanmoins, l'image filtrée la plus proche à l'image originale est celle qui filtrée par Deep learning. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

III.4.4. Etude 03 : Filtrage d'une image satellite bruitée

De même principe de fonctionnement a été suivi pour le traitement d'une image satellite que les autres images. Les bruits utilisés sont :

1. Bruit sel et poivre d'une variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.
2. Bruit gaussien d'une variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.
3. Bruit speckle de variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.

Etude objective

Trois méthodes de filtrage ont été mises en œuvre sur l'image satellite bruitée par bruit gaussien, bruit sel et poivre puis bruit speckle. Ensuite, des mesures statistiques couramment employées dans le traitement d'images (PSNR et MSE) ont été calculées. Les résultats sont présentés dans les tableaux ci-dessous.

Tableau III.7 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit gaussien.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0013	33,0287	0,0015	32,5058	0,0018	31,7750
Image filtrée par DEEP learning	<u>0,0002</u>	<u>41,2554</u>	0,0003	39,0694	0,0005	36,7217
Image filtrée par Moyenneur	0,0003	40,1458	0,0004	38,2922	0,0006	36,2188
Image filtrée par Médian	0,0003	40,5659	0,0004	38,7395	0,0006	36,5033

Nous remarquons que le filtre Deep learning est plus efficace sur le bruit gaussien pour une variance égale 0,01 avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 41,2554), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Tandis que, le filtre moyenneur a été noté la valeur minimale de PSNR (PSNR = 36,2188) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0006) pour une variance égale 0,05.

Tableau III.8 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit sel et poivre.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0005	37,1971	0,0015	32,4311	0,0026	30,2302
Image filtrée par Deep learning	<u>0,00005</u>	<u>47,2212</u>	0,00006	46,5905	0,00007	45,9766
Image filtrée par Moyenneur	0,00030	38,4365	0,00080	35,0592	0,00100	34,3343
Image filtrée par Médian	0,00010	44,3889	0,00020	40,8362	0,00030	38,7550

Egalement, le filtre Deep learning est le plus efficace sur le bruit sel et poivre pour une variance égale 0,01 avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 47,2212), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,00005), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Toutefois, le filtre moyenneur a été noté la valeur minimale de PSNR (PSNR = 34,3343) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,00100) pour une variance égale 0,05.

Tableau III.9 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit speckle.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0022	33,8662	0,0016	36,1570	0,0011	38,9780
Image filtrée par Deep learning	<u>0,0005</u>	<u>47,0608</u>	0,0009	44,6488	0,0006	43,4691
Image filtrée par Moyenneur	0,0006	46,2334	0,0011	43,7662	0,0008	42,2029
Image filtrée par Médian	0,0011	43,8463	0,0012	41,4287	0,0013	40,2370

Pareillement, pour une variance égale 0,01, le filtre Deep learning est le plus efficace sur le bruit speckle avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 47,0608), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0005), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Cependant, le filtre médian a été consigné la valeur minimale de PSNR (PSNR = 40,2370) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0013) pour une variance égale 0,05.

Etude subjective

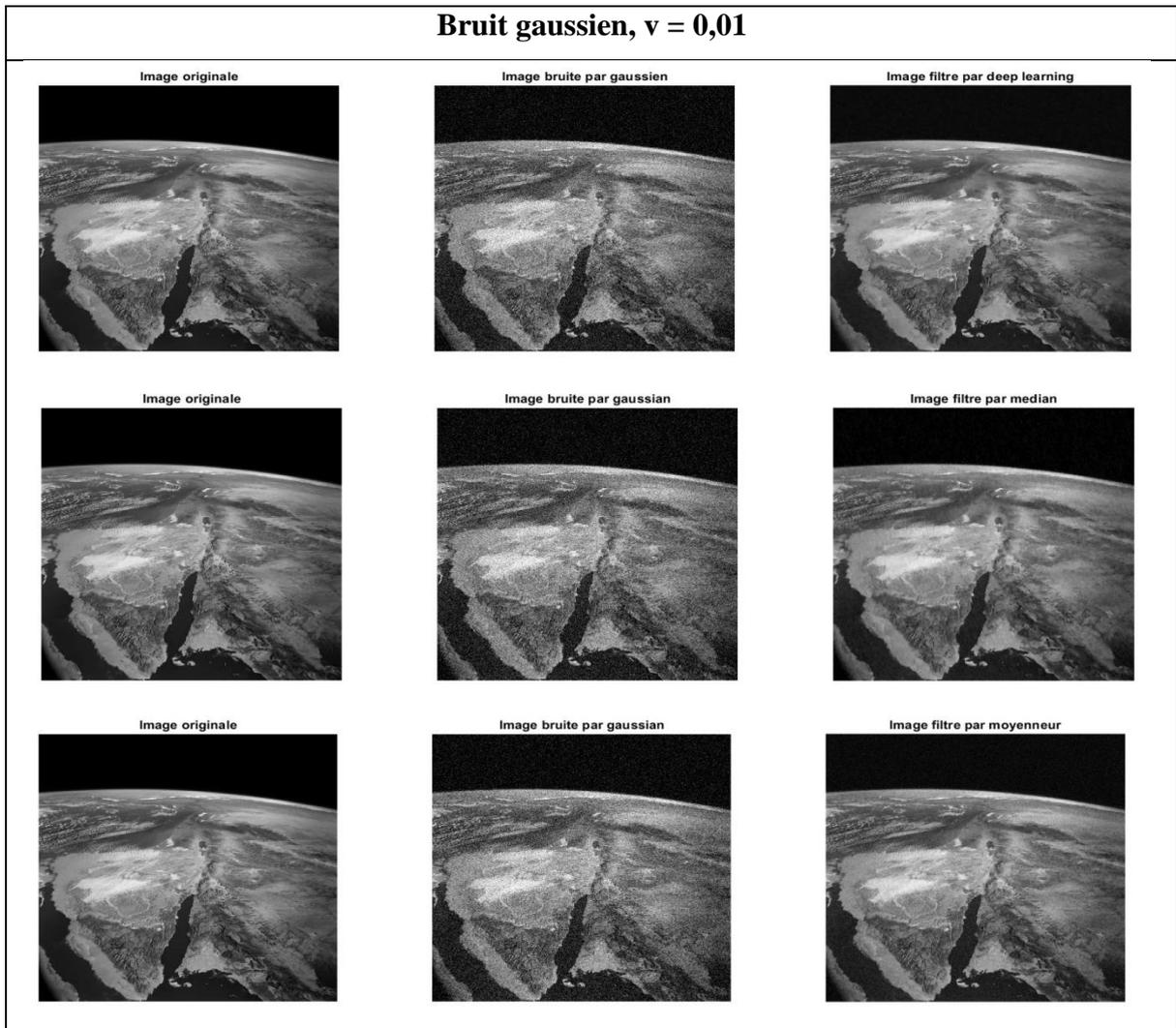


Figure III.10 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit gaussien.

Nous remarquons que l'image filtrée la plus proche à l'image originale est celle filtrée par Deep learning pour un bruit gaussien avec une variance de 0,01. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

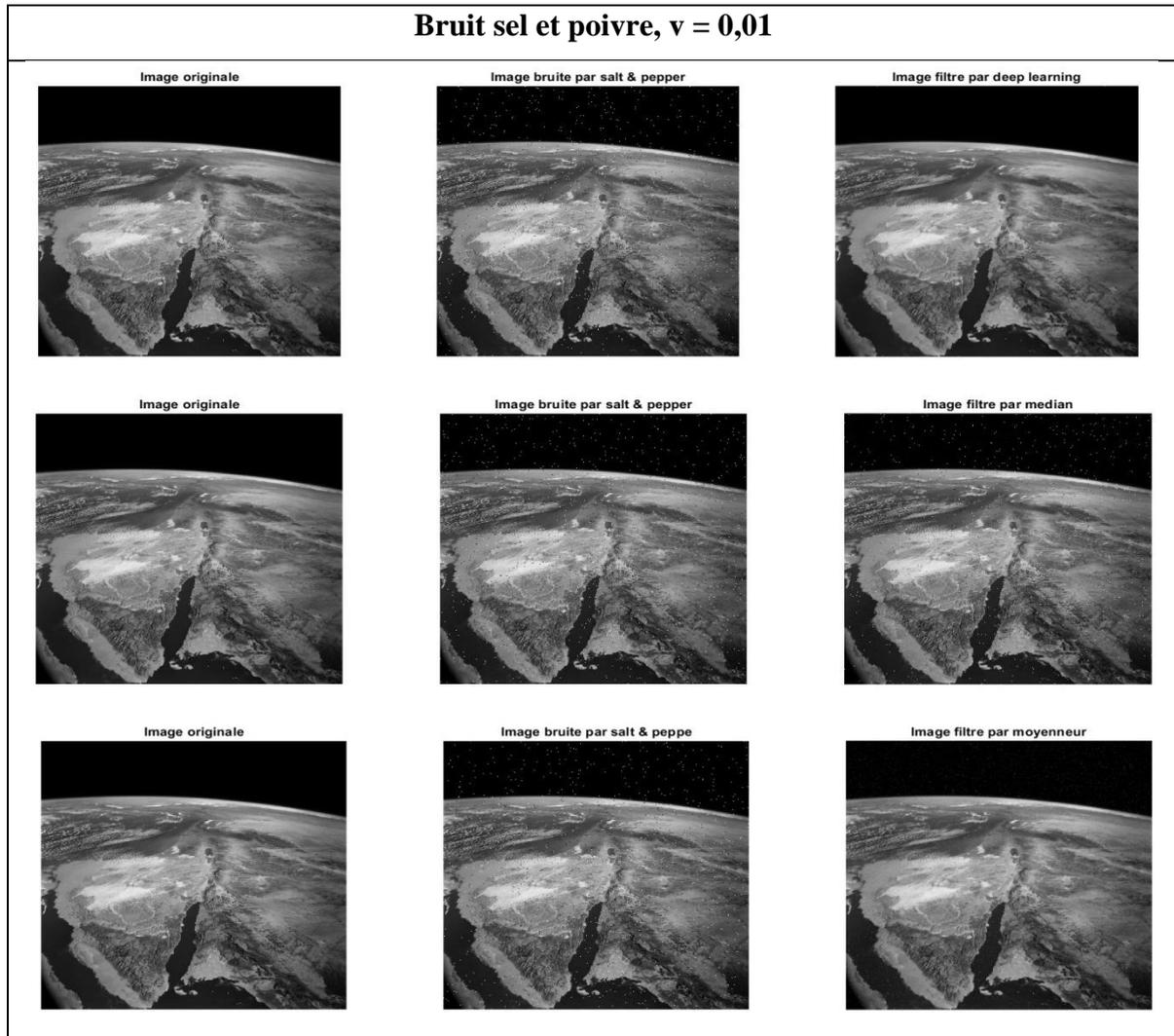


Figure III.11 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit sel et poivre.

Nous remarquons que l'image filtrée la plus proche à l'image originale est celle filtrée par Deep learning pour un bruit sel et poivre avec une variance de 0,01. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

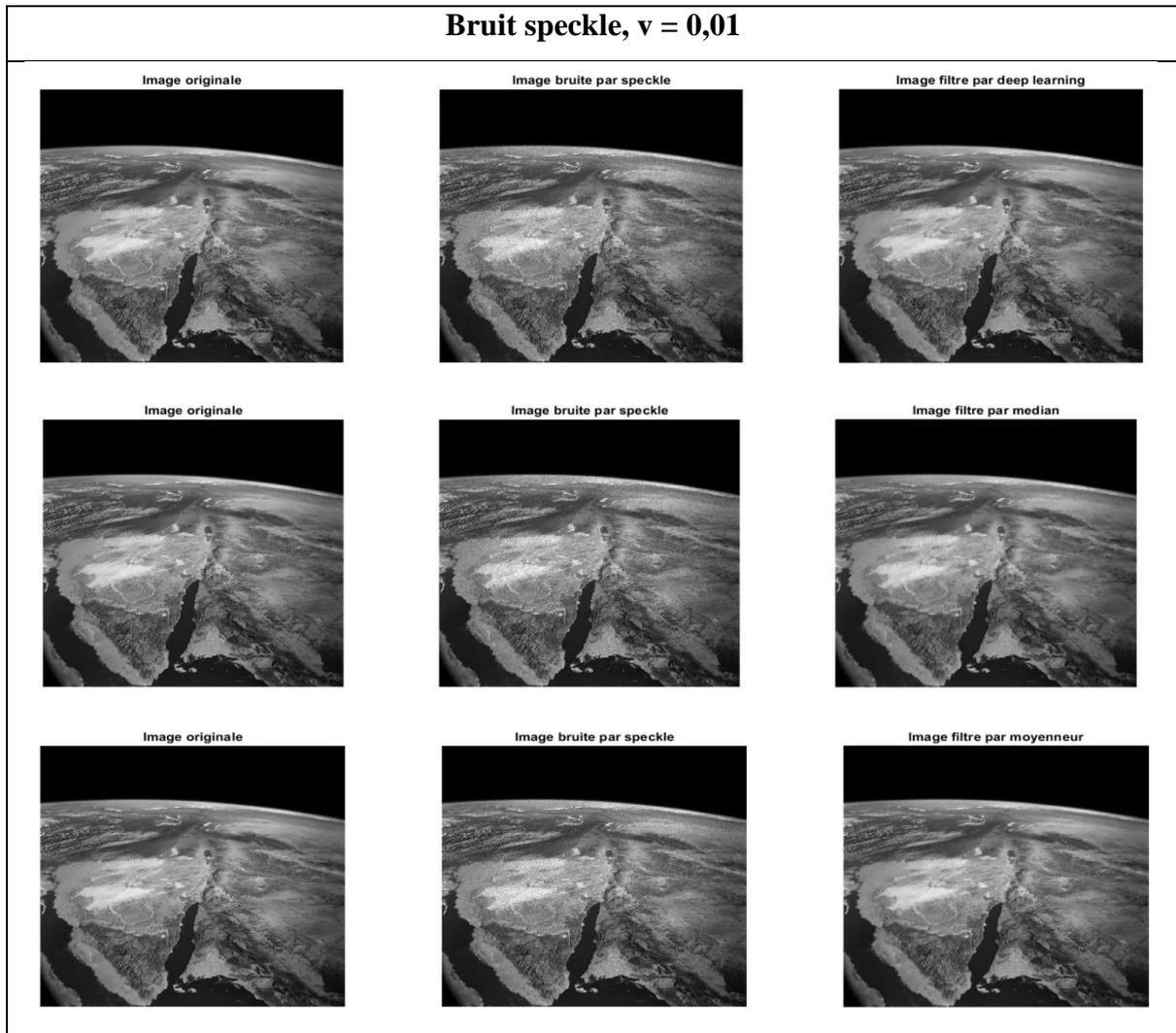


Figure III.12 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image satellite bruitée par le bruit speckle.

Nous remarquons que l'image filtrée la plus proche à l'image originale est celle filtrée par Deep learning pour un bruit speckle avec une variance de 0,01. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

III.4.5. Etude 04 : Filtrage d'une image iris bruitée

De même principe de fonctionnement a été suivi dont les bruits utilisés sont :

1. Bruit sel et poivre d'une variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.
2. Bruit gaussien d'une variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.
3. Bruit speckle de variance $v = 0,01$, $v = 0,03$ et $v = 0,05$.

Etude objective

Trois méthodes de filtrage ont été mises en œuvre sur l'image iris bruitée par bruit gaussien, bruit sel et poivre puis bruit speckle. Ensuite, des mesures statistiques couramment employées dans le traitement d'images (PSNR et MSE) ont été calculées. Les résultats sont présentés dans les tableaux ci-dessous.

Tableau III.10 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit gaussien.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0015	26,0419	0,0016	25,6979	0,0018	25,1133
Image filtrée par Deep learning	<u>0,0002</u>	<u>34,8544</u>	0,0003	32,8128	0,0005	30,3799
Image filtrée par Moyenneur	0,0003	32,3247	0,0004	31,0735	0,0007	29,3357
Image filtrée par Médian	0,0003	32,3793	0,0004	31,1771	0,0007	29,4592

Nous remarquons que le filtre Deep learning est plus efficace sur le bruit gaussien pour une variance égale 0,01 avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 34,8544), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0002), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Tandis que, le filtre moyenneur a été noté la valeur minimale de PSNR (PSNR = 29,3357) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0007) pour une variance égale 0,05.

Tableau III.11 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit sel et poivre.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0004	31,4965	0,0013	26,6257	0,0022	24,4105
Image filtrée par Deep learning	<u>0,0001</u>	<u>35,6060</u>	0,0001	35,3403	0,0001	35,0420
Image filtrée par Moyenneur	0,0002	34,3280	0,0003	32,6664	0,0004	31,4111
Image filtrée par Médian	0,0003	32,9957	0,0005	30,1871	0,0006	29,8866

Egalement, le filtre Deep learning est le plus efficace sur le bruit sel et poivre pour une variance égale 0,01 avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 35,6060), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Toutefois, le filtre médian a été noté la valeur minimale de PSNR (PSNR = 29,8866) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0006) pour une variance égale 0,05.

Tableau III.12 : Résultats des différentes techniques de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit speckle.

Mesure statistique	V = 0,01		V = 0,03		V = 0,05	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
Image bruitée	0,0006	30,3627	0,0008	28,7174	0,0013	26,5845
Image filtrée par deep learning	<u>0,0001</u>	<u>39,4544</u>	0,0001	36,8026	0,0001	35,4917
Image filtrée par moyenneur	0,0002	34,6896	0,0002	33,5499	0,0003	32,6565
Image filtrée par médian	0,0002	34,4591	0,0003	32,9538	0,0003	31,9249

Pareillement, pour une variance égale 0,01, le filtre neuronal est le plus efficace sur le bruit speckle avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 39,4544), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001), malgré l'amélioration obtenue sur les autres filtres. Cependant, le filtre médian a été consigné la valeur minimale de PSNR (PSNR = 31,9249) et une valeur maximale de MSE (MSE = 0,0003) pour une variance égale 0,05.

Etude subjective

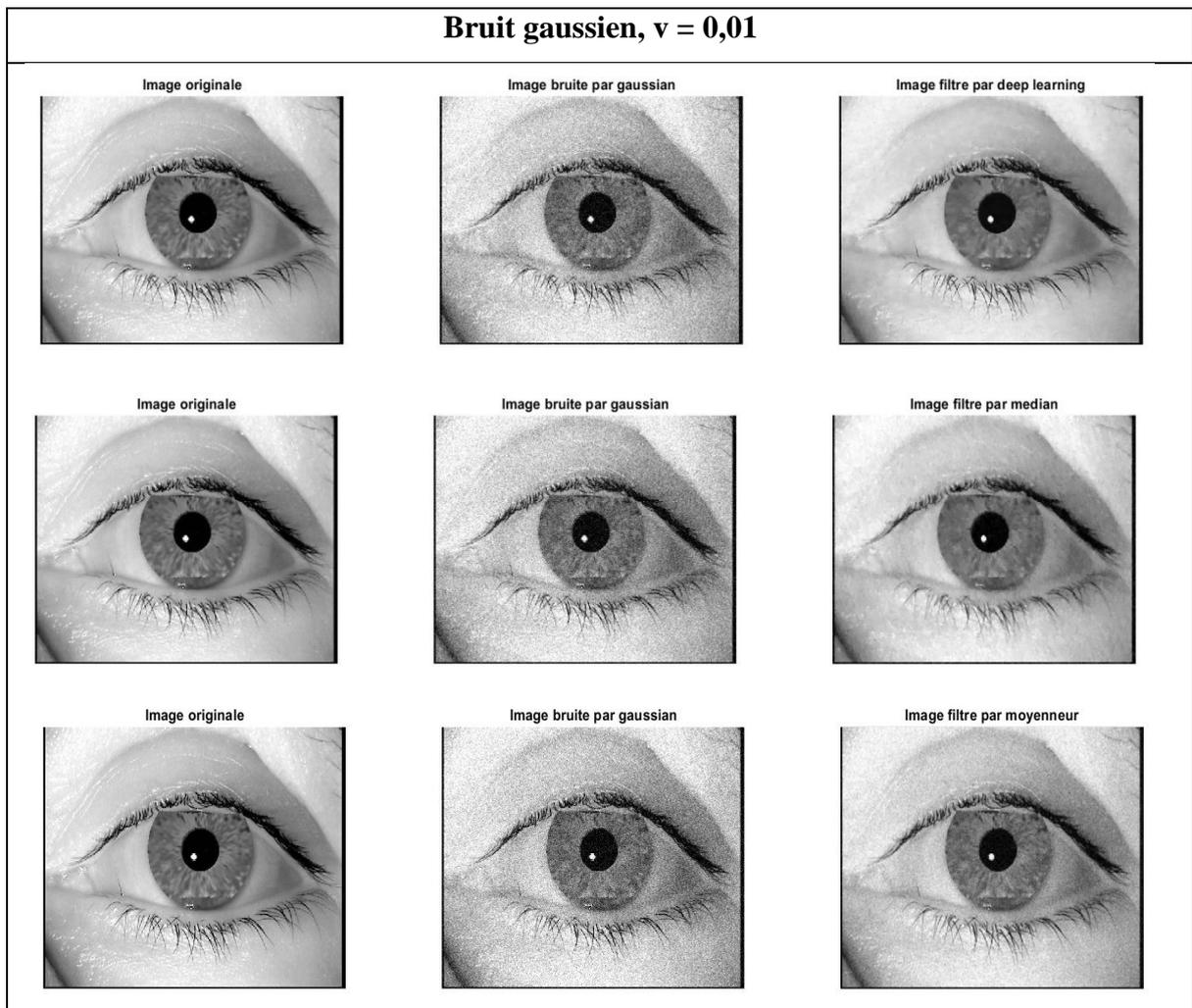


Figure III.7 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit gaussien.

Comme nous voyons pour ce type de bruit avec une variance de 0,01, les images obtenues sont plus proches à l'image originale, le meilleur résultat est celle de Deep learning. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

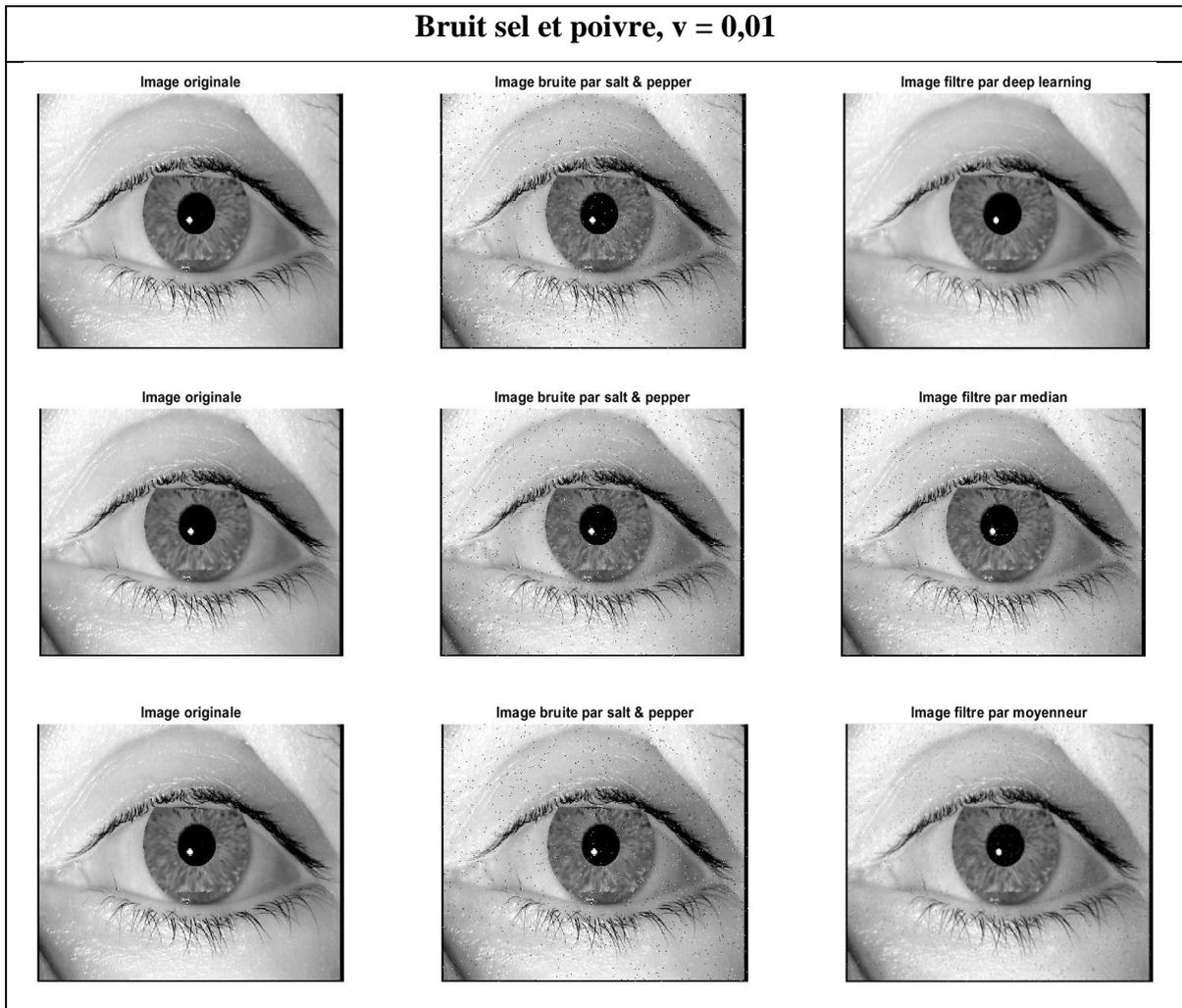


Figure III.8 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit sel et poivre.

Comme nous voyons pour ce type de bruit avec une variance de 0,01, l'image obtenue de filtre médian est mauvaise. Contrairement avec les autres filtres, les images obtenues sont plus proches à l'image originale, le meilleur résultat est celle de Deep learning. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

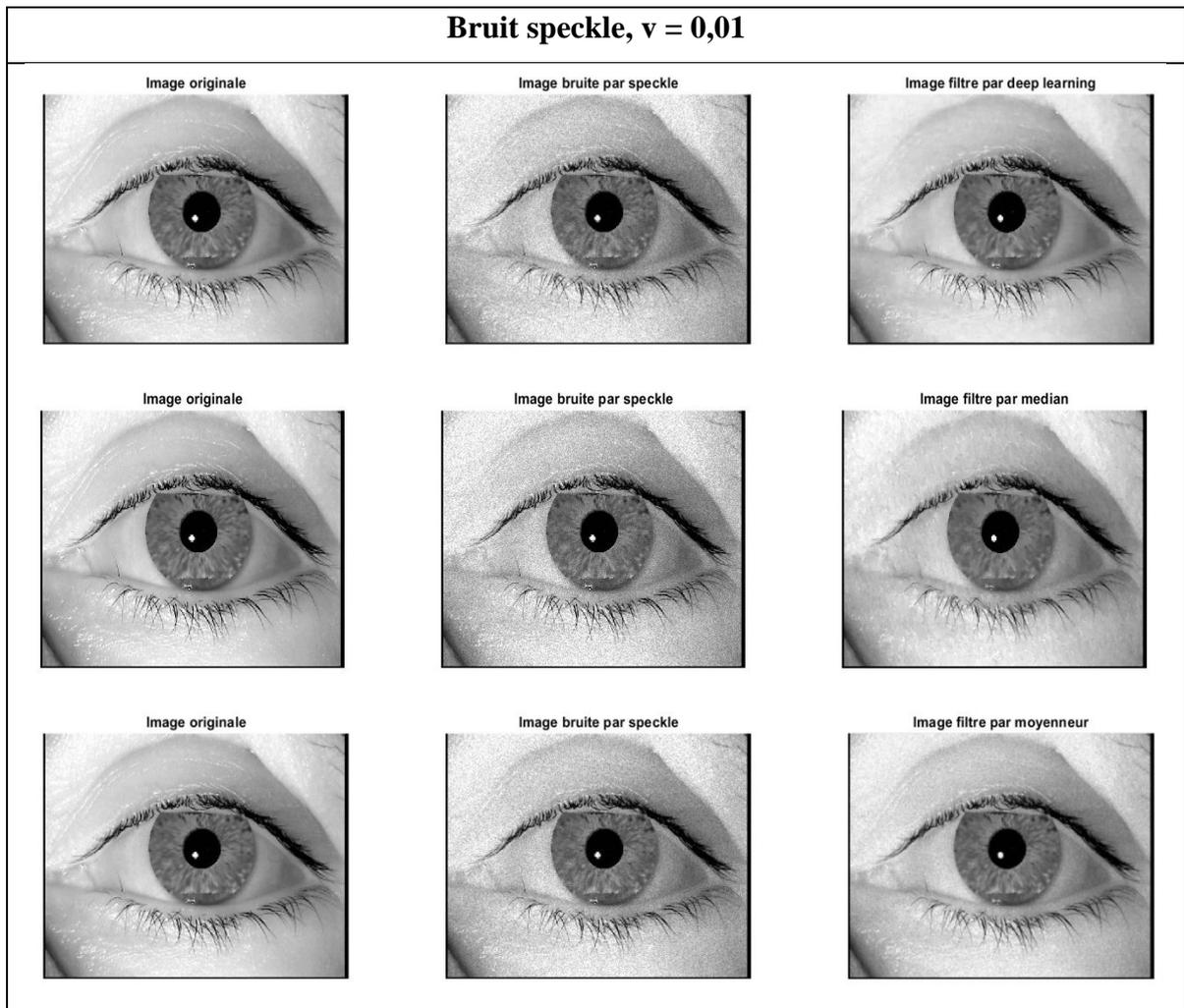


Figure III.9 : Etude subjective des résultats de trois types de filtrage d'une image iris bruitée par le bruit speckle.

Une amélioration acceptable sur l'image bruitée par le speckle avec une variance de 0,01 pour le filtre moyenneur. Néanmoins, l'image filtrée la plus proche à l'image originale est celle qui filtrée par Deep learning. Ainsi, Nous remarquons que lorsque la variance du bruit est grande, il y a apparition de flou (**Annexe**).

III.5. Discussion sur les trois types de filtrage utilisés

Le filtrage est un procédé local principalement employé pour effectuer une analyse spatiale de l'image, avec pour but d'accentuer les variations d'intensité de l'image, de repérer les contours ou de diminuer les bruits déjà présents. Il y a une multitude de filtres disponibles. Dans ce travail, nous avons sélectionné trois types de filtres : médian, moyennneur et Deep learning afin de traiter quatre images bruitées par trois types de bruits à savoir : bruit gaussien, bruit sel et poivre et bruit speckle avec différentes variances.

III.5.1. Image photographique

Filtre médian

En général, ce filtre est largement employé afin de supprimer le bruit présent sur une image, qui peut provenir de diverses sources (poussières, petits nuages, baisse temporaire de l'intensité électrique sur les capteurs,...) et qui se manifeste par des tâches de faible taille dont la répartition sur l'image est aléatoire.

Le filtre médian donne des bons résultats statistiques mais visuellement il y a une perte d'information sur l'image filtrée avec un effet de flou. Les meilleurs résultats sont obtenus avec le bruit speckle dont la valeur est maximale de PSNR (PSNR = 33,1416), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0002).

Filtre moyennneur

Le filtre moyennneur permet d'éliminer les hautes fréquences, correspondant au bruit. Son inconvénient est qu'il élimine également les hautes fréquences correspondant aux détails de l'image.

Certainement, ce filtre permet de débruiter l'image photographique en particulier dans le cas du bruit sel et poivre où il donne des bons résultats visuellement. Pourtant, l'analyse statistiques montre que ce filtre a traité l'image bruitée par le bruit speckle avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 32,6528), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0002).

Filtre Deep learning

Les réseaux de neurones sont aussi de plus en plus utilisés dans le traitement d'image. Dans notre travail, nous avons exploité cette puissance et cette souplesse des réseaux de neurones pour ajuster un réseau de neurones pour l'amélioration de la qualité d'image bruitée.

Le filtre Deep learning est le meilleur en termes résultats statistiques et visuels par rapport les autres filtres étudiés. Par conséquent, l'étude statistique montre que ce filtre permet de traiter l'image photographique bruitée par le bruit speckle avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 37,5960), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001) pour une variance égale 0,01.

III.5.2. Image médicale

Filtre médian

Le filtrage par filtre médian fournit de bons résultats statistiques et visuels. Les meilleurs résultats sont obtenus avec le bruit speckle dont la valeur est maximale de PSNR (PSNR = 39,1128), avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001) pour une variance $v = 0,01$.

Filtre moyenneur

Ce filtre donne des bons résultats statistiques et visuels avec l'apparition d'un certain flou. Les meilleurs résultats sont obtenus avec le bruit sel et poivre dont la valeur est maximale de PSNR (PSNR = 36,7029), avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001) pour une variance $v = 0,01$.

Filtre Deep learning

Egalement, le filtre Deep learning est le meilleur en termes des résultats statistiques et visuels par rapport les autres filtres étudiés. De ce fait, l'étude statistique montre que ce filtre réalise un bon traitement d'image médicale bruitée par le bruit speckle avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 41,7114), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001) pour une variance égale 0,01.

III.5.3. Image satellite

Filtre médian

Le filtrage par filtre médian fournit de bons résultats statistiques et visuels malgré l'apparition d'effet flou certain fois. Les meilleurs résultats sont obtenus avec le bruit sel et poivre dont la valeur est maximale de PSNR (PSNR = 44,3889), avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001) pour une variance $v = 0,01$.

Filtre moyenneur

Ce filtre donne des bons résultats statistiques et visuels. Les meilleurs résultats statistiques sont obtenus avec le bruit speckle dont la valeur est maximale de PSNR (PSNR = 46,2334), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0003) pour une variance $v = 0,01$.

Filtre Deep learning

Des meilleurs résultats statistiques et visuels ont été obtenus par le filtre Deep learning par rapport les autres filtres étudiés. En effet, l'étude statistique montre que ce filtre réalise un bon traitement d'image satellite bruitée par le bruit sel et poivre avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 47,2212), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0005) pour une variance égale 0,01.

III.5.4. Image iris

Filtre médian

Le filtrage par filtre médian fournit de bons résultats statistiques et visuels. Les meilleurs résultats statistiques sont obtenus avec le bruit speckle dont la valeur est maximale de PSNR (PSNR = 34,4591), avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0002) pour une variance $v = 0,01$.

Filtre moyenneur

Ce filtre donne des bons résultats statistiques et visuels comparable avec le filtre médian. Les meilleurs résultats statistiques sont obtenus avec le bruit speckle dont la valeur

est maximale de PSNR (PSNR = 34,6896), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0002) pour une variance $v = 0,01$.

Filtre Deep learning

Des meilleurs résultats statistiques et visuels ont été obtenus par le filtre Deep learning par rapport les autres filtres étudiés. En effet, l'étude statistique montre que ce filtre réalisé un bon traitement d'image satellite bruitée par le bruit speckle avec une valeur maximale de PSNR (PSNR = 39,4544), et avec une valeur minimale de MSE (MSE = 0,0001) pour une variance égale 0,01.

*Conclusion et
perspectives*

Le deep learning est un domaine large en perpétuelle évolution. Il a été employé dans de nombreuses applications variées et a permis d'obtenir des résultats supérieurs à ceux obtenus par les autres méthodes pour certains types de problèmes.

L'image est l'un des outils les plus efficaces dans le domaine de la communication. Cependant, afin de faciliter la communication, l'image doit être claire pour pouvoir être interprétée de manière adéquate. Nous avons employé le filtrage pour la rendre claire.

De ce fait, nous avons présenté dans ce travail quatre études d'amélioration par quelques filtres, à savoir : Median, Moyenneur et le filtre Neuronal (Deep learning): d'une image photographique bruitée, d'une image médicale bruitée, d'une image satellite bruitée et d'une image iris bruitée. Ainsi, le bruit se fait par trois types qui sont le bruit gaussien, le bruit sel et poivre et le bruit speckle avec différentes variances.

Beaucoup d'expériences ont été réalisées, permettant d'obtenir les résultats de traitement des quatre images sélectionnées par différents filtres. Les performances ont été évaluées en utilisant des critères quantitatifs tel que : PSNR et MSE et la qualité visuelle. D'après les résultats de traitement d'image photographique bruitée, des valeurs maximales de PSNR et minimales de MSE ont été obtenues pour le filtre Deep learning avec le bruit speckle dont 37,5960 et 0,0001 respectivement. De même ce filtre a été traité l'image médicale bruitée avec des valeurs maximales de PSNR (41,3936) et minimales de MSE (0,0001) ont été obtenues avec le bruit sel et poivre. Ainsi, les résultats de traitement d'image satellite bruitée, des valeurs maximales de PSNR et minimales de MSE ont été obtenues pour le filtre Deep learning avec le bruit sel et poivre dont 47,2212 et 0,0005 respectivement. De même ce filtre a été traité l'image iris bruitée avec des valeurs maximales de PSNR (39,4544) et minimales de MSE (0,0001) ont été obtenues avec le bruit speckle.

Ceux-ci ont montré que le filtrage basé sur l'apprentissage profond permet d'améliorer la précision du lissage et de préserver les structures des images. Selon l'évaluation de ce filtre, il offre des résultats meilleurs à ceux obtenus par les autres filtres testés. Il est compliqué de sélectionner une méthode de filtrage adaptée à un genre de bruit. Certains filtres conviennent à un genre de bruit tandis que d'autres sont adaptés à d'autres types de bruit.

Dans l'ensemble, les performances obtenues grâce au filtre neuronal (l'apprentissage profond) dans le domaine du traitement d'images sont captivantes. Ce travail offre la possibilité d'explorer différentes perspectives de recherche, telles que

*Utilisation de différents types de réseaux de neurones tels que Hopfield, pour la restauration d'images, ce qui pourrait entraîner des résultats meilleurs dans cette approche.

*Optimisation des performances et d'étudier l'image couleur.

*Exploration de nouvelles techniques de traitement d'images.

Références
bibliographiques

- [1] Jamet, E. (1998). L'influence des formats de présentation sur la mémorisation. *Revue de Psychologie de l'éducation*, 1, 9-35.
- [2] Chikh Mohammed T. « Amélioration des images par un modèle de réseau de neurones ». Mémoire de Master : Université de Tlemcen. 2011.
- [3] GUERROUT, E. H., MAHIOU, R., MELOUK, A., & HARMALI, I. (2020). La segmentation des images médicales en utilisant les champs de Markov cachés et la technique Deep Learning. Mémoire d'ingénieur d'état en Informatique.
- [4] Bolon, P., Chassery, J. M., Cocquerez, J. P., Demigny, D., Graffigne, C., Montanvert, A., ... & Maître, H. (1995). *Analyse d'images: filtrage et segmentation*.
- [5] Khamadja, M. et Benierbah, S. Cours Traitement d'images. Université des frères Mentouri (Constantine 1), Faculté des sciences de la technologie, Département d'électronique.
- [6] Sayad M. « Image denoising : étude comparative des méthodes de filtrage d'image ». Mémoire de Master : Université de Biskra. 2020.
- [7] Lamraoui D, Slimani H. « Filtrage des images par différentes approches ». Mémoire de Master : Université de Boumerdes. 2017.
- [8] Azmani E, Benyelles K. « Segmentation des images texturées par la méthode markovienne ». Mémoire d'Ingénieur : Université de Tlemcen. 2011.
- [9] BOUKHECHEBA A. et K BOUKHECHEBA, F. (1996). Contribution à la segmentation en régions par une approche neuronale, dans le cadre de la stéréovision par région, mémoire de fin d'étude d'ingénieur, Editions 1996.
- [10] Besançon B, « vision par ordinateur en deux et trois dimension », Edition Eyrolles, 1998.
- [11] Hadjila F. & Bouabdellah R., « Reconnaissance des visages par les réseaux de neurones », Mémoire de PFE, Université de Tlemcen, 2003.
- [12] COSTER M. et CHERMANT J.L., « Précis d'analyse d'image », Bordeaux, Edition 2001.
- [13] LEKHSAF R. (2018). Analyse de reconnaissance automatique d'expression faciale par les réseaux de neurones artificiels. Mémoire de Master : Université de Béjaia.
- [14] Cocquerez J, Philipp S. « Analyse d'images : Filtrage et segmentation ». Edition Masson. 1995.

- [15] Benfriha S, Hamel A. « Segmentation d'image par Coopération région-contours ». Mémoire de Master : Université d'Ouargla. 2016.
- [16] Rakotomalala M.A. et Rakotomiraho S. « Débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes ». Université d'Antananarivo : École Supérieure Polytechnique. 2010.
- [17] DIANE L. « Introduction au traitement d'images » Vuibert. 2004.
- [18] OMAROUYOUB H. et OURAGH S. (2023). Filtrage des images numériques par différentes techniques. Mémoire de Master : Université de Ghardaïa.
- [19] Boughaba, M. et Boukhris, B. (2017). L'apprentissage profond (Deep Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu. Mémoire de Master : Université d'Ouargla.
- [20] TAILEB A. (2022). Apprentissage Profond pour la Classification d'Images. Mémoire de Master : Université de Larbi Tébessi – Tébessa.
- [21] Merzougui G. (2021). Apprentissage profond. Support de Cours. Université Mustaphe Benboulaïd de Batna.
- [22] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016, pp. 770–778.
- [24] Hadjila F. & Bouabdellah R., « Reconnaissance des visages par les réseaux de neurones », Mémoire de PFE, Université de Tlemcen, 2003.
- [25] Manseur A. (2019). L'apprentissage profond (Deep Learning) pour la classification des lames anapath numérisées. Mémoire de Master : Université de Larbi Tébessi – Tébessa.
- [26] TOUAHRI R. (). L'Apprentissage Profond pour la Classification et l'Interprétation d'Images. Thèse de doctorat. Université Badji Mokhtar – Annaba.
- [27] OUKACINE N. (2012), « Utilisation des réseaux de neurones pour la reconstitution de défauts en évaluation non destructive », Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri Tizi-ouzou, juillet, 111p.
- [28] DIANE L. (2004) « Introduction au traitement d'images » Vuibert.
- [29] Zerougui A, Sari N. (2017). « Traitement d'images monochromes Détection de contours, Filtrage (Spatial et fréquentiel) Segmentation par réseaux de neurones ». Mémoire de Master : Université d'Oum el bouaghi.
- [30] SADJI M. et TIGHZERT L. (2023). Détection d'objets d'intérieur par apprentissage profond. Mémoire de Master : Université de Béjaïa.

Sites

[23] FUTURA TECH. TECH Deep Learning. url : <https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/intelligence-artificielle-deep-learning-17262/> (cf.p. 35).

<u>Image photographique</u>		
Bruit gaussien		
$\sigma = 0,03$	$\sigma = 0,05$	
<p>Image bruitée par gaussien</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 
<p>Image bruitée par gaussien</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 
<p>Image bruitée par gaussien</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 

Bruit sel et poivre		
$v = 0,03$		$v = 0,05$
<p>Image bruitée par salt & pepper</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 
<p>Image bruitée par salt & pepper</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 
<p>Image bruitée par salt & pepper</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 

<u>Image photographique</u>			
Bruit speckle			
$v = 0,03$		$v = 0,05$	
Image bruitée par speckle	Image filtrée par deep learning	Image filtrée par deep learning	
			
Image bruitée par speckle	Image filtrée par median	Image filtrée par median	
			
Image bruitée par speckle	Image filtrée par moyenneur	Image filtrée par moyenneur	
			

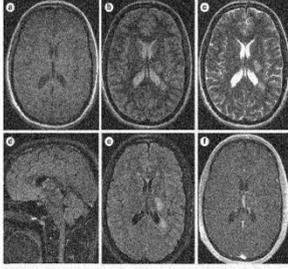
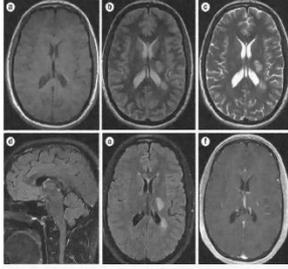
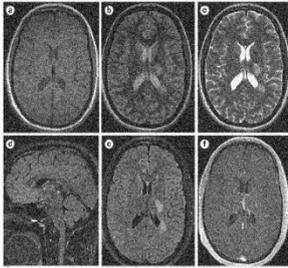
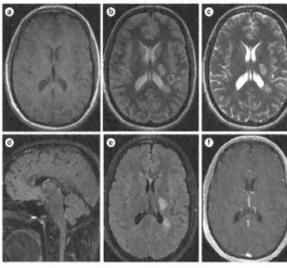
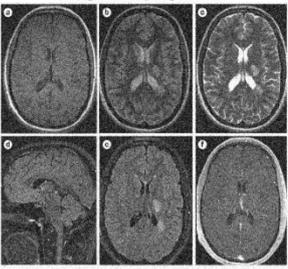
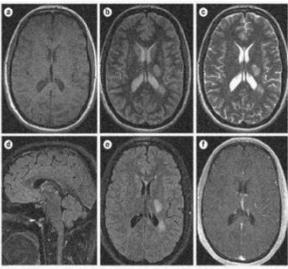
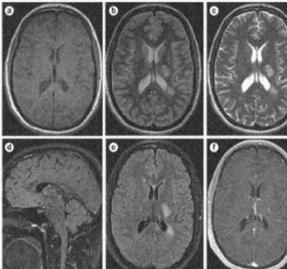
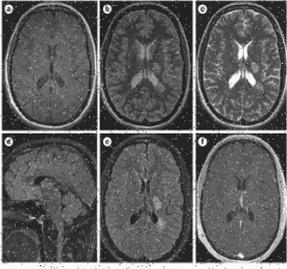
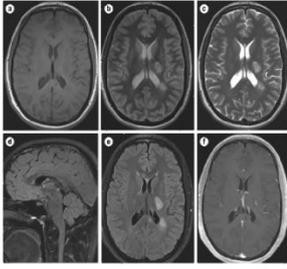
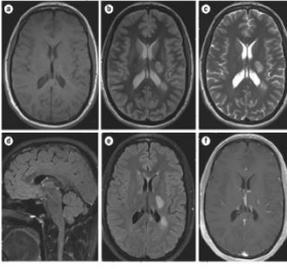
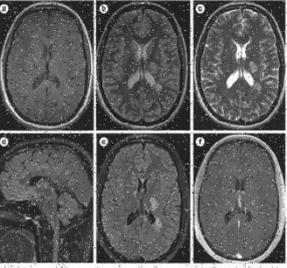
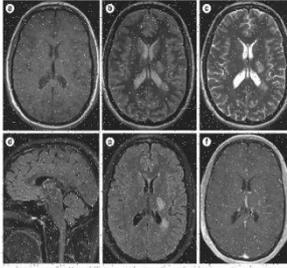
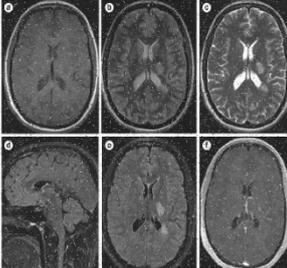
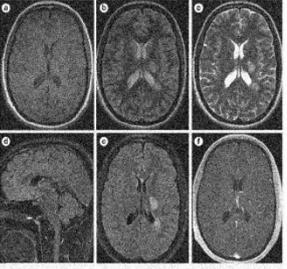
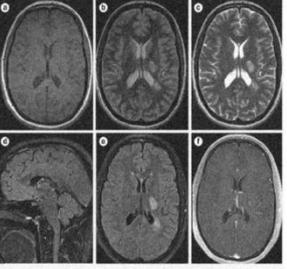
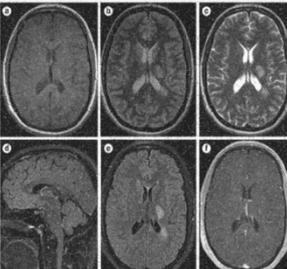
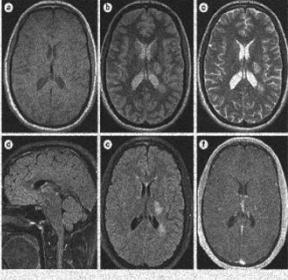
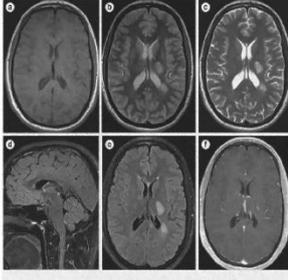
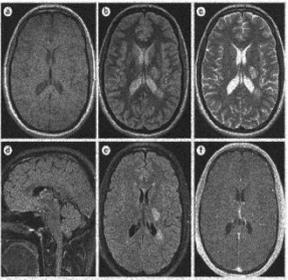
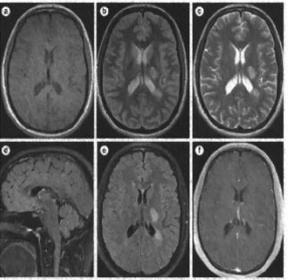
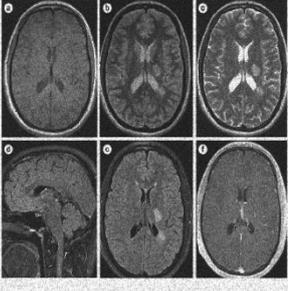
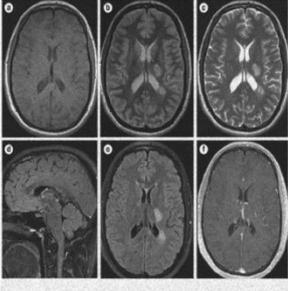
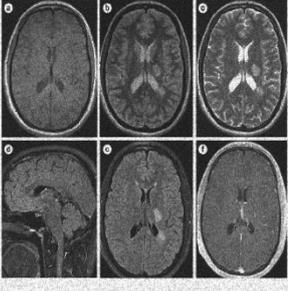
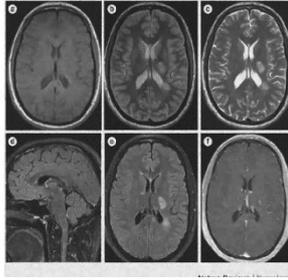
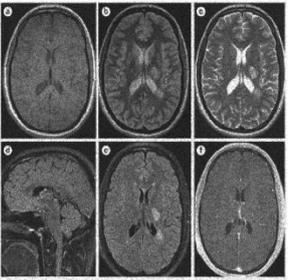
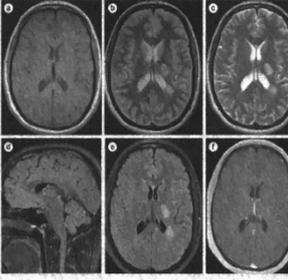
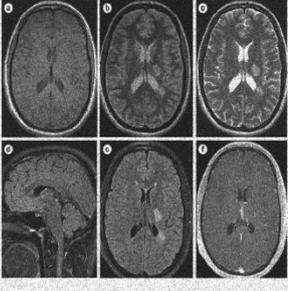
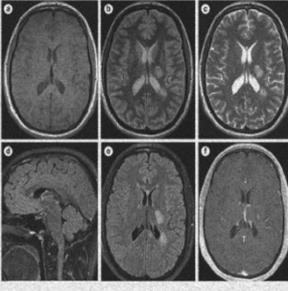
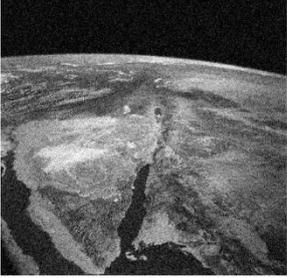
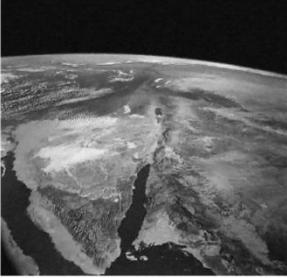
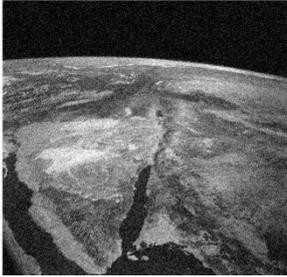
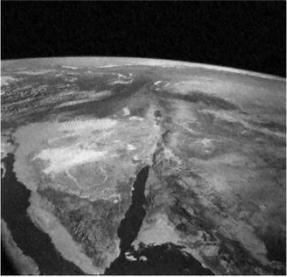
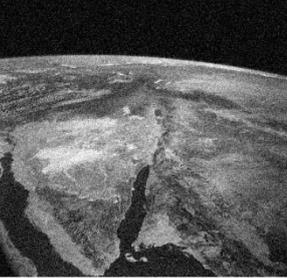
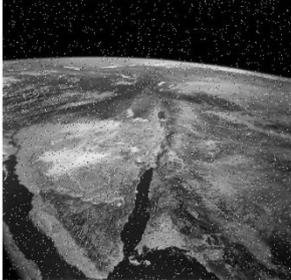
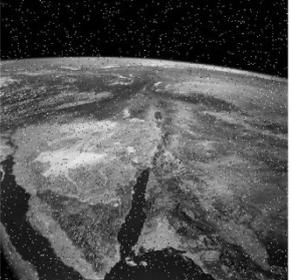
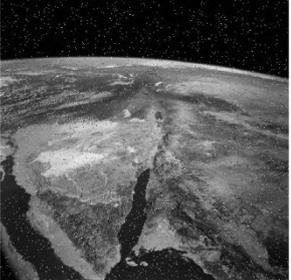
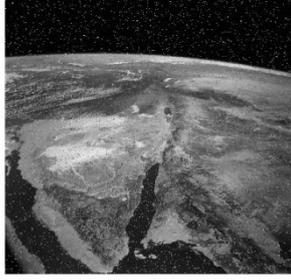
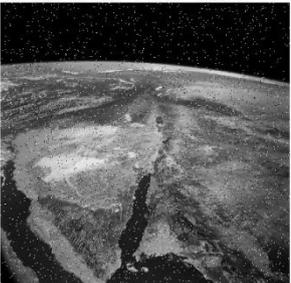
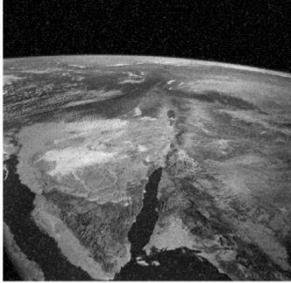
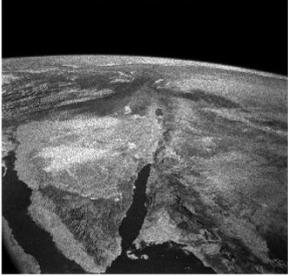
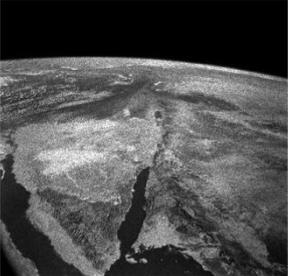
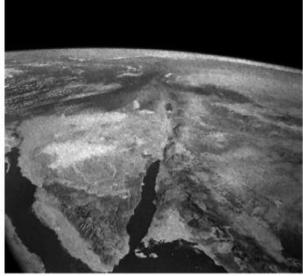
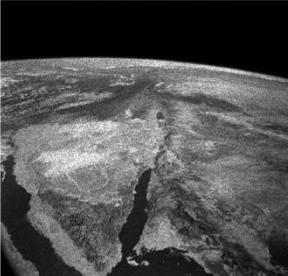
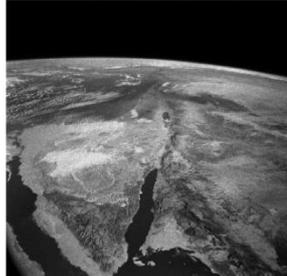
<u>Image médicale</u>	
Bruit gaussien	
$\nu = 0,03$	$\nu = 0,05$
<p>Image bruitée par gaussien</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 
<p>Image filtrée par median</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 
<p>Image bruitée par gaussien</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 
	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 

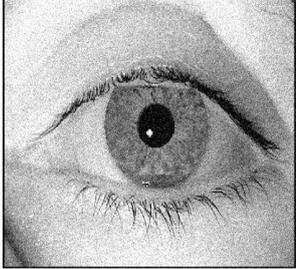
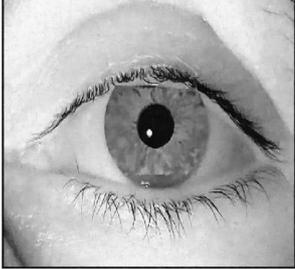
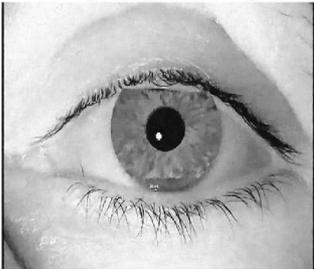
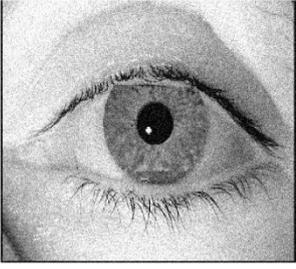
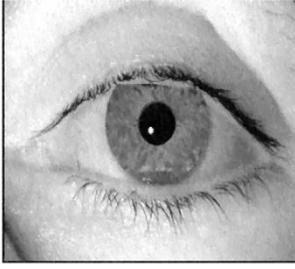
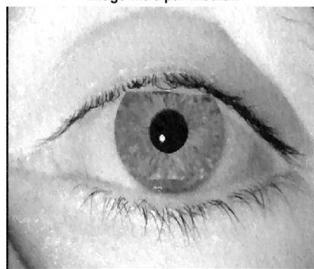
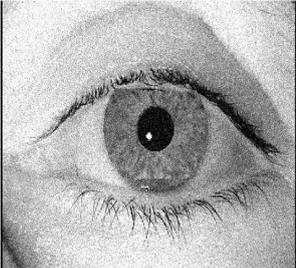
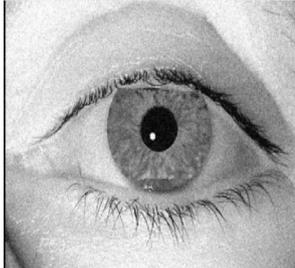
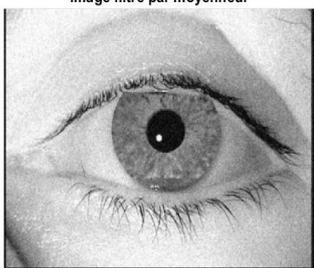
Image médicale								
Bruit sel et poivre								
$v = 0,03$			$v = 0,05$					
Image bruitée par salt & pepper 			Image filtre par deep learning 			Image filtre par deep learning 		
Image bruitée par salt & pepper 			Image filtre par median 			Image filtre par median 		
Image bruitée par gaussian 			Image filtre par moyennneur 			Image filtre par moyennneur 		

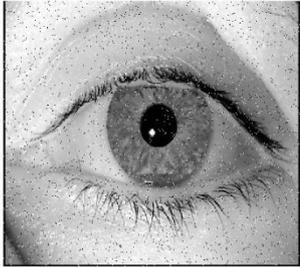
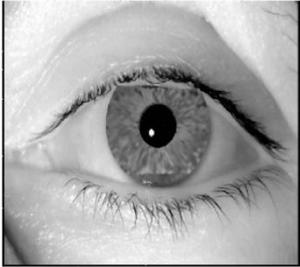
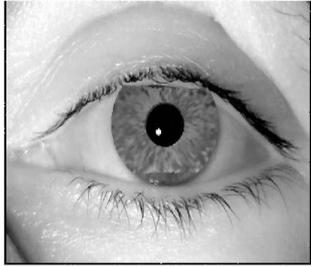
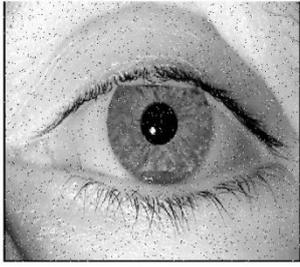
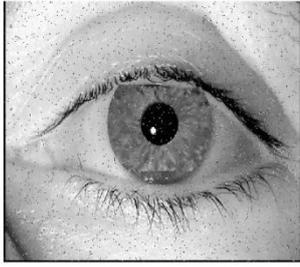
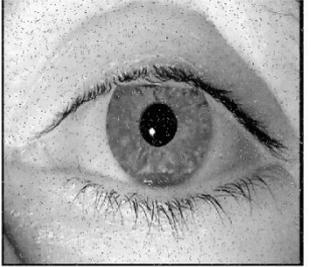
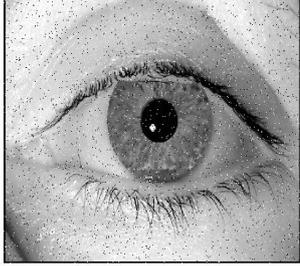
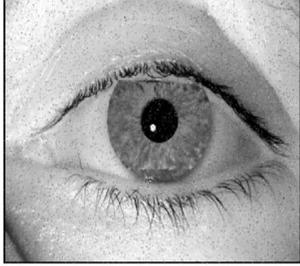
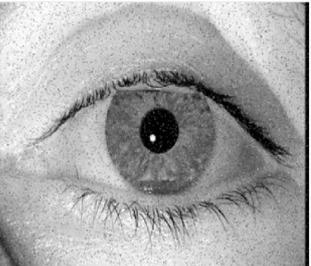
<u>Image médicale</u>	
Bruit speckle	
$v = 0,03$	$v = 0,05$
<p>Image bruitée par speckle</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 
<p>Image filtrée par median</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 
<p>Image filtrée par moyenneur</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 
<p>Image bruitée par speckle</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 
<p>Image filtrée par median</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 
<p>Image filtrée par moyenneur</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 

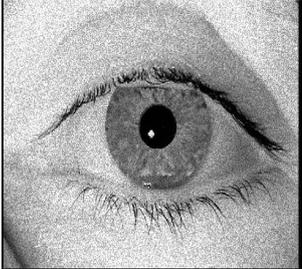
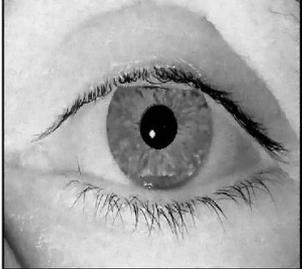
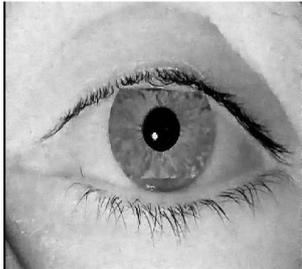
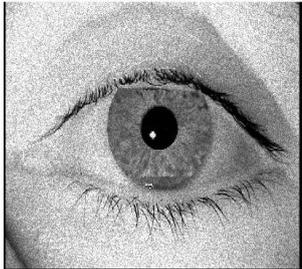
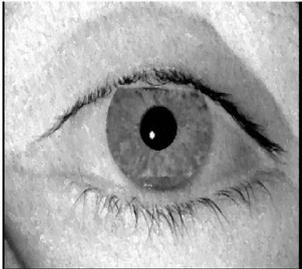
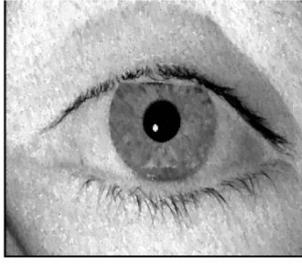
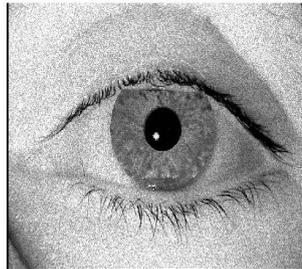
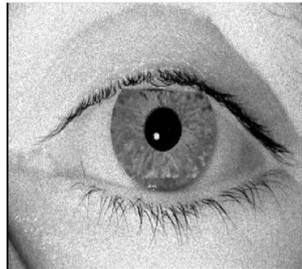
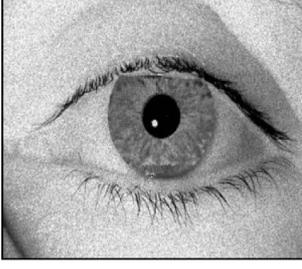
<u>Image satellite</u>		
Bruit gaussien		
$\nu = 0,03$		$\nu = 0,05$
<p>Image bruitée par gaussien</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 
<p>Image bruitée par gaussien</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 
<p>Image bruitée par gaussien</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 

<u>Image satellite</u>		
Bruit sel et poivre		
$v = 0,03$		$v = 0,05$
<p>Image bruitée par salt & pepper</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 	<p>Image filtrée par deep learning</p> 
<p>Image bruitée par salt & pepper</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 	<p>Image filtrée par median</p> 
<p>Image bruitée par salt & peppe</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 	<p>Image filtrée par moyenneur</p> 

<u>Image satellite</u>		
Bruit speckle		
$v = 0,03$		$v = 0,05$
Image bruitée par speckle 	Image filtrée par deep learning 	Image filtrée par deep learning 
Image bruitée par speckle 	Image filtrée par median 	Image filtrée par median 
Image bruitée par speckle 	Image filtrée par moyenneur 	Image filtrée par moyenneur 

<u>Image iris</u>		
Bruit gaussien		
$\sigma = 0,03$		$\sigma = 0,05$
Image bruite par gaussian 	Image filtre par deep learning 	Image filtre par deep learning 
Image bruite par gaussian 	Image filtre par median 	Image filtre par median 
Image bruite par gaussian 	Image filtre par moyenneur 	Image filtre par moyenneur 

<u>Image iris</u>		
Bruit sel et poivre		
$v = 0,03$		$v = 0,05$
Image bruitée par salt & pepper 	Image filtre par deep learning 	Image filtre par deep learning 
Image bruitée par salt & pepper 	Image filtre par median 	Image filtre par median 
Image bruitée par salt & pepper 	Image filtre par moyenneur 	Image filtre par moyenneur 

<u>Image iris</u>		
Bruit speckle		
$v = 0,03$		$v = 0,05$
Image bruitée par speckle 	Image filtrée par deep learning 	Image filtrée par deep learning 
Image bruitée par speckle 	Image filtrée par median 	Image filtrée par median 
Image bruitée par speckle 	Image filtrée par moyenneur 	Image filtrée par moyenneur 

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur Et de La Recherche Scientifique

جامعة غرداية



Université de Ghardaïa

Faculté des sciences et Technologies

Département d'automatique et

d'électromécanique

كلية العلوم والتكنولوجيا

قسم الآلية والكهروميكانيك

غرداية في:

إذن بالطباعة (مذكرة ماستر)

بعد الاطلاع على التصحيحات المطلوبة على محتوى المذكرة المنجزة من طرف الطلبة التالية أسماؤهم:

1. الطالب (ة): فالي صبروك

2. الطالب (ة): بن تاسة نورالسادات

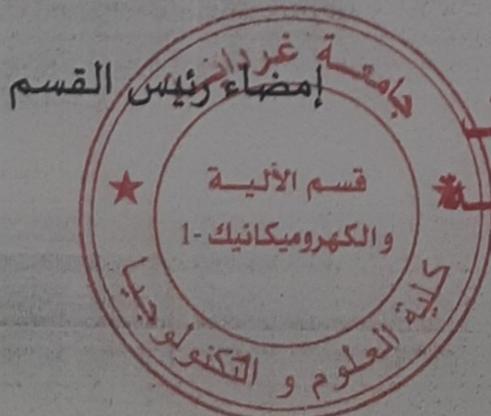
تخصص: آلية وأنظمة

نمنح نحن الأستاذ (ة):

الاسم واللقب	الرتبة - الجامعة الأصلية	الصفة	الامضاء
كبيوش عبد السلام	M. C. B	مصصح (1)	
قدور عبد الحميد	Prof.	مصصح (2)	
لعجال بومدين	M. A. A	مؤطر	
بيتر قادة	M C B	رئيس اللجنة	

الإذن بطباعة النسخة النهائية لمذكرة ماستر الموسومة بعنوان

Apprentissage profond pour l'amélioration
et la correction d'images



العلمي عبد اللطيف
رئيس قسم الآلية
و الكهروميكانيك