REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

En : Génie biomédical
Spécialité : Imagerie médicale

Par : Mebarki Sara et Remili AyatErrahmane

Sujet

Architectures neuronales profonds pour la reconstruction haute qualité en IRM

Soutenue publiquement, le 22 / 06 /2026, devant le jury composé de :

Mr. Bengana AbdelFatih	MCA	Université de Tlemcen	Président
Mme. Iles Amel	Pr	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme. Belaidi Asma	MCB	Université de Tlemcen	Examinateur

Année universitaire 2025-2026

Remerciements :

Je tiens avant tout à exprimer ma profonde gratitude à Allah, le Tout-Puissant, pour Sa grâce, Son aide et Son soutien qui m'ont permis de mener ce travail à son terme.

J'adresse ensuite mes plus sincères remerciements à mes chers parents, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices, leurs encouragements constants et leurs prières qui ont toujours été ma source de motivation tout au long de mon parcours.

J'adresse mes sincères remerciements et ma profonde gratitude à mon encadreur, **Mme Iles Amel** pour son soutien et ses précieux conseils. Elle a généreusement partagé ses connaissances, son expérience et son temps, et a été un véritable mentor et une aide précieuse tout au long de la préparation de cette recherche. Je lui suis profondément reconnaissante.

J'exprime également ma profonde reconnaissance aux membres du jury, **Mr. Bengana AbdelFatih** et **Mme. Belaidi Asma** qui ont accepté d'évaluer ce travail et de l'enrichir par leurs remarques et suggestions pertinentes.

Je tiens aussi à remercier chaleureusement tous les enseignants qui ont contribué à ma formation universitaire et qui m'ont transmis leur savoir et leur expérience tout au long de mes années d'études.

Enfin, j'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à l'aboutissement de ce travail.
À tous, j'exprime ma sincère gratitude et ma profonde reconnaissance.

Dédicace :

﴿ فَرِحِينَ بِمَا آتَاهُمُ اللَّهُ مِن فَضْلِهِ ﴾

« Ce moment ne s'hérite pas et ne s'achète pas. Il est le fruit de longues années d'efforts, de persévérance, de sacrifices et d'espoir. Aujourd'hui, ce rêve devient réalité et marque l'aboutissement d'un parcours riche en défis et en apprentissages.

Je dédie ce modeste travail à mes très **chers parents**, qui ont toujours été mon soutien, ma force et ma source de motivation. Aucun mot ne saurait exprimer ma gratitude, mon respect et mon amour pour tout ce qu'ils ont accompli pour moi.

Je le dédie également à mes frères **Khaireddine** et **Tarek** pour leur affection, leurs encouragements et leur présence constante à mes côtés.

Une pensée particulière est adressée à la mémoire de mon cher frère **Abdenour**. Que Dieu lui accorde Son infinie miséricorde et l'accueille dans Son vaste paradis. Son souvenir restera à jamais gravé dans mon cœur et accompagnera chacune de mes réussites.

J'adresse également mes sincères remerciements et mes vœux de bonheur, de santé et de réussite à ma chère belle-sœur **Hadjira** ainsi qu'à son adorable fils **Abdeljalil Kinan**.

À ma cher amie **Morsli Hind**, compagne de cœur et sœur de choix.

À **mes amies**, pour leur présence et leurs encouragements.

À **tous les lecteurs** de ce mémoire, en espérant que ce travail leur apportera intérêt et utilité.

﴿وَآخِرُ دَعْوَاهُمْ أَنِ الْحَمْدُ لِلَّهِ رَبِّ الْعَالَمِينَ﴾

Sara

Dédicace :

﴿ يَرْفَعِ اللَّهُ الَّذِينَ آمَنُوا مِنكُمْ وَالَّذِينَ أُوتُوا الْعِلْمَ دَرَجَاتٍ ۚ وَاللَّهُ بِمَا تَعْمَلُونَ خَبِيرٌ ﴾

Je dédie ce travail de fin d'études à **mon père**, dont je porte fièrement le nom, et à **ma mère**, qui m'a donné la vie. Leur amour, leurs sacrifices et leur soutien inconditionnel ont toujours été ma plus grande source de force et de motivation.

À **mes chères sœurs**, chacune par son nom et sa place particulière dans mon cœur, pour leur affection, leurs encouragements et leur présence à mes côtés.

À **toutes les personnes** qui m'ont soutenue, de près ou de loin, ne serait-ce que par une prière sincère en mon absence.

À **toutes mes amies**, **Roumaissa** et **Aicha** et tout particulièrement à **Sara**, pour leur amitié, leur soutien et les précieux moments partagés

À **cher et honorable lecteur**, en espérant que ce travail vous sera utile et agréable à lire.

AyatErrahmane

Résumé

L’imagerie par résonance magnétique (IRM) est une modalité de choix en imagerie médicale, offrant une excellente résolution de contraste sans exposition aux rayonnements ionisants. Toutefois, sa durée d’acquisition prolongée la rend vulnérable aux artefacts de mouvement et limite son applicabilité dans certains contextes cliniques. Pour pallier ce problème, des techniques de sous-échantillonnage de l’espace k, telles que le Compressed Sensing (CS), ont été développées. Bien qu'elles accélèrent l'acquisition, elles s'accompagnent souvent d'artefacts et d'une perte d'informations dégradant la qualité de l'image. Dans ce travail, nous proposons une méthode de reconstruction basée sur un réseau de neurones convolutif résiduel (ResNet) appliqué directement aux données de l’espace k sous-échantillonné. Nous avons évalué l'impact de plusieurs hyper paramètres. Nos résultats confirment l'efficacité des réseaux de neurones profonds pour la reconstruction accélérée en IRM et soulignent l'importance cruciale de l'optimisation des paramètres d'apprentissage et d'acquisition afin d'atteindre un compromis idéal entre réduction du temps d'examen et préservation de la qualité diagnostique.

Mots-clés : Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), Compressed Sensing (CS), Reconstruction d’images, Réseau neuronal convolutif résiduel (ResNet), Deep Learning, Espace k, Sous-échantillonnage, Qualité d’image, PSNR, SSIM.

Abstract

Magnetic resonance imaging (MRI) is a preferred modality in medical imaging, offering excellent contrast resolution without exposure to ionizing radiation. However, its prolonged acquisition time makes it vulnerable to motion artifacts and limits its applicability in certain clinical settings. To overcome this problem, k-space subsampling techniques, such as Compressed Sensing (CS), have been developed. Although they accelerate acquisition, they are often accompanied by artifacts and information loss that degrade image quality. In this work, we propose a reconstruction method based on a residual convolutional neural network (ResNet) applied directly to the subsampled k-space data. We evaluated the impact of several hyperparameters. Our results confirm the effectiveness of deep neural networks for accelerated reconstruction in MRI and highlight the crucial importance of optimizing learning and acquisition parameters to achieve an ideal compromise between reducing examination time and preserving diagnostic quality.

Keywords: Magnetic Resonance Imaging (MRI), Compressed Sensing (CS), Image Reconstruction, Residual Convolutional Neural Network (ResNet), Deep Learning, k-space, Subsampling, Image Quality, PSNR, SSIM.

الملخص

يُعدّ التصوير بالرنين المغناطيسي تقنيةً مفضلةً في التصوير الطبي، إذ يوفر تباينًا ممتازًا دون التعرض للإشعاع المؤين. مع ذلك، فإن طول مدة التصوير يجعله عرضةً لتشوهات الحركة، مما يحدّ من استخدامه في بعض الحالات السريرية. وللتغلب على هذه المشكلة، طُوّرت تقنيات أخذ عينات فرعية من فضاء مثل الاستشعار المضغوط ورغم أنها تُسرّع عملية التصوير، إلا أنها غالبًا ما تُصاحبها تشوهات وفقدان للمعلومات، مما يُؤدي إلى تدهور جودة الصورة. في هذا العمل، نقترح طريقةً لإعادة بناء الصور تعتمد على شبكة عصبية تلافيفية متبقية تُطبّق مباشرةً على بيانات فضاء المأخوذة منها عينات فرعية. وقد قيّمنا تأثير العديد من المعلمات الفائقة. تُؤكد نتائجنا فعالية الشبكات العصبية العميقة في تسريع إعادة بناء الصور في التصوير بالرنين المغناطيسي، وتُبرز الأهمية البالغة لتحسين معلمات التعلّم والتصوير لتحقيق توازن مثالي بين تقليل وقت الفحص والحفاظ على جودة التشخيص

SOMMAIRE

Tableaux des figures 9

Table des tableaux 10

Liste des abréviations et des symboles 10

Introduction général.....11

Chapitre 1 : Bases physiques de l'IRM

1. Introduction…… ……15

2. Définition de l'imagerie par résonance magnétique…… ……15

2.1. L'aimant principal …….....16

2.2. Les Bobines de gradients de champs magnétiques…….....17

2.3. Les Bobines Radiofréquence RF…… … ……...19

2.4 Les blindages ……21

3. Principes Physiques de la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) ……...…23

3.1. Le spin nucléaire et le champ magnétique statique (B0). …… … ……24

3.2. Mouvement de précession et fréquence de Larmor. …… … ……27

3.3. Excitation par onde Radiofréquence (RF). …… … ……...27

3.4. Phénomènes de Relaxation (T1 et T2). …… … ……28

3.5. Génération du signal RMN (Induction électromagnétique). …… … ……31

4. reconstruction d'image……32

4.1. Codage spatial (Sélection de coupe, Codage de phase, Codage de fréquence) ……32

4.2. L'Espace K (Espace de Fourier) ……33

4.3. Transformée de Fourier pour la reconstruction. ……36

5. Limites des Méthodes Classiques et Motivation pour l'IA……39

5.1. Sous-échantillonnage (Undersampling) et Repliement (Aliasing). …… … ……39

5.2. Apport de l'Apprentissage Profond : Accélération et Qualité…… …...40

6.La conclusion…… … ……40

Chapitre 2: Compressed Sensing et Deep Learning

1. Introduction……...42

2. Compressing sensing…….....46

2.1. L'échantillonnage aléatoire……46

2.2 La parcimonie……...46

2.3La reconstruction itérative……47

3.Intelligence artificielle……47

3.1Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) ……49

3.2 ResNet ……...54

4.Conclusion ……...57

Chapitre3: Reconstruction d'images IRM par Compressed Sensing et réseaux ResNet

1. Introduction……59

2. Bases de données……59

3. Matériel et méthodes……60

4.Stratégies de sous-échantillonnage et processus d'accélération ……61

5.Normalisation préservant la phase……62

6. Stratégie d'entraînement du modèle……...63

7.Evaluation des paramètres …….....…64

8.Processus méthodologique ……65

9.Validation expérimentale et Performances ……68

10.Evaluation qualitative et analyse visuelle……...74

11.Discussion ……81

12. Conclusion……82

Conclusion général ……83

Références…….....…84

Tableaux des figures :

N	Contenu	Page
1.1	représentant les principaux composants de l'appareil IRM**.**	16
1.2	Les types d'aimants utilisés en IRM.	17
1.3	Bobines de gradient selon l'axe Z.	18
1.4	Bobines de gradient selon l'axe X.	19
1.5	Bobines de gradient selon l'axe Y.	19
1.6	Les antennes radiofréquences.	21
1.7	Cage de Faraday .	22
1.8	Blindage d'un IRM.	22
1.9	Moment magnétique du spin d'un noyau d'Hydrogène.	24
1.10	Répartition des protons avant l'application d'une impulsion RF dans un champ magnétique de 1 Tesla.	25
1.11	Basculement de l'aimantation après l'application d'une impulsion radiofréquence dans le plan transverse au champ B0.	26
1.12	Basculement du vecteur d'aimantation sous l'effet d'une impulsion RF de 90°en IRM.	27
1.13	la Relaxation longitudinale	28
1.14	La relaxation transversale	29
1.15	Relaxations transversales T2 et T2*.	30
1.16	Sélection de coupe en IRM.	33
1.17	Espace k.	34
1.18	Formation de l'image	35
1.19	Processus d'acquisition et de reconstruction d'une image par résonance magnétique (IRM).	36
2.1	Articulation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et L'apprentissage profond.	48
2.2	Schéma général de principe de fonctionnement d'un réseau de neurones convolutifs.	50
2.3	Illustration de l'opération de convolution	51
2.4	principe de RELU.	52
2.5	Réseaux de neurones convolutifs (CNN).	53

2.6	Présenter Structure d'un bloc résiduel dans l'architecture ResNet.	55
2.7	présenter la structure d'un bloc résiduel.	56
3.1	Masque VD, b. masque aléatoire uniforme.	62
3.2	Organigramme de la méthodologie globale.	66
3.3	Évolution des courbes de la fonction de perte (Mixed Loss) et de l'erreur absolue moyenne (MAE) pour les ensembles d'entraînement et de validation lors de l'apprentissage du modèle ResNet dédié à la reconstruction IRM.	72
3.4	Évaluation qualitative de la reconstruction IRM : les images originales (A), les reconstructions brutes sous-échantillonnées d'un masque VD (B) et les sorties corrigées par le réseau ResNet (C).	74
3.5	Évaluation qualitative de la reconstruction IRM : les images originales (A), les reconstructions brutes sous-échantillonnées d'un masque aléatoire uniforme (B) et les sorties corrigées par le réseau ResNet (C).	75
3.6	Évaluation qualitative de la reconstruction IRM à 75 % de données : les images originales (A), les reconstructions brutes sous-échantillonnées d'un masque aléatoire uniforme (B) et les sorties corrigées par le réseau ResNet (C).	79

Table des tableaux :

N	Contenu	page
1.1	Caractéristiques comparatives des blindages RF et magnétique.	23
3.1	Évaluation de l'impact de la taille de la base de données sur les performances de reconstruction des images IRM.	68
3.2	Évaluation de l'impact de la profondeur de l'architecture sur les performances de reconstruction des images IRM.	70
3.3	Évaluation de l'impact de Batch-size sur les performances de reconstruction des images IRM.	71
3.4	Évaluation de l'impact du nombre d'époques sur les performances de reconstruction des images IRM.	72
3.5	Evaluation de l'impact du type de masque de sous-échantillonnage sur la qualité de reconstruction des images IRM.	73
3.6	Évaluation de l'impact du taux de sous échantillonnage sur les performances de reconstruction des images IRM.	77

Liste des abréviations et des symboles :

Symbole	Abréviation
MRI	Imagerie par résonance magnétique
B0	Champ magnétique principale statique
B1	Champ radiofréquence
T1	Le temps de relaxation longitudinale
T2	Le temps de relaxation transversal
T2*	Le temps de relaxation transverse effectif.
Mxy	Aimantation transversal
Mz	Aimantation longitudinal
GRAPPA	GeneRalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisition
SENSE	Sensitivity Encoding
CS	Compressed Sensing
CNN	Convolutional Neural Network
PSNR	Rapport signal sur bruit
SSIM	Indice de similarité structurelle

Introduction général

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale avancée largement utilisée dans le domaine médical afin de fournir des images précises et à haute résolution de l'intérieur du corps humain. Elle repose sur l'utilisation de champs magnétiques puissants et d'ondes radiofréquences, sans recourir aux rayonnements ionisants, ce qui la rend plus sûre par rapport aux rayons X et à la tomodensitométrie (scanner).

Grâce à cette technologie, il est possible d'obtenir des images détaillées des tissus mous et des organes internes, ce qui en fait un outil essentiel pour le diagnostic et le suivi de nombreuses pathologies.

Malgré le rôle important de l'IRM, cette technique présente certaines limitations. Parmi les principales contraintes, on note la durée d'examen relativement longue par rapport aux autres modalités d'imagerie médicale. De plus, l'IRM est sensible aux mouvements du patient durant l'acquisition, en raison de l'incapacité de rester immobile pendant une période prolongée, en particulier chez les enfants et les personnes âgées.

Cette sensibilité au mouvement peut entraîner l'apparition d'artefacts et de distorsions dans les images obtenues, ce qui dégrade leur qualité et complique l'interprétation ainsi que le diagnostic des pathologies.

Pour résoudre ce problème, les chercheurs se sont intéressés à l'accélération de l'acquisition des données en IRM. La durée de l'examen dépend principalement du nombre de mesures acquises dans l'espace k, qui représente le domaine fréquentiel où sont collectées les données brutes de l'IRM.

Les méthodes traditionnelles d'accélération reposent sur la réduction du nombre d'acquisitions, en ne prélevant qu'une partie des données et en omettant certains points de l'espace k. Cependant, cette sous-acquisition entraîne une perte d'information, ce qui provoque l'apparition d'artefacts de flou et de repliement (aliasing). Ces déformations altèrent la qualité de l'image reconstruite, rendant son interprétation plus difficile et compliquant ainsi le diagnostic médical.

Il existe plusieurs techniques computationnelles développées pour reconstruire des images de haute qualité à partir de données IRM incomplètes. Parmi elles, on trouve la technique du compressed sensing (ou échantillonnage compressé), qui repose sur l'idée que les images médicales sont généralement parcimonieuses (sparse), ce qui signifie qu'elles peuvent être représentées par un nombre limité de coefficients dans un domaine de transformation approprié. Ainsi, il est possible de reconstruire des images précises à partir de données limitées.

Une autre technique est l'imagerie parallèle (Parallèle Imaging), qui utilise plusieurs bobines de réception simultanément. Chaque bobine possède une sensibilité différente dans le corps humain, ce qui permet de collecter des informations spatiales complémentaires. Cette méthode vise à accélérer l'acquisition des images tout en maintenant une bonne qualité d'image, en réduisant le temps d'examen sans compromettre significativement la précision diagnostique. Cependant, ces techniques continuent de faire face à une difficulté majeure, à

savoir la recherche d'un compromis optimal entre la durée d'acquisition et la qualité des images obtenues.

Récemment, le domaine de l'imagerie médicale a connu une transformation profonde avec l'intégration de l'apprentissage profond (Deep Learning). En IRM, ces techniques ont révolutionné le paradigme de la reconstruction d'images, surpassant souvent les méthodes d'optimisation classiques en permettant une reconstruction rapide et précise à partir d'un échantillonnage réduit de l'espace K.

L'apprentissage profond repose sur des réseaux de neurones artificiels multicouches, capables de traiter des données incomplètes ou sous-échantillonnées. Grâce à un entraînement sur de grandes bases de données d'images, ces modèles apprennent à reconstruire les informations manquantes, à réduire le bruit et à améliorer la qualité des images médicales.

Ainsi, il devient possible d'obtenir des images de haute qualité en un temps réduit, ce qui contribue à accélérer le processus de diagnostic et à améliorer sa précision, au bénéfice à la fois du médecin et du patient.

Enfin, l'intégration des techniques de reconstruction d'images basées sur l'intelligence artificielle facilite le diagnostic des maladies pour les médecins et améliore le confort des patients. Cette évolution a contribué à un progrès significatif dans la pratique médicale et permet également de réduire les coûts de sante.

Ce mémoire est divisé en trois chapitres complémentaires, organisés de la manière suivante :

Chapitre 1 : Bases physiques de l'IRM

Le premier chapitre présente les principes fondamentaux de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Il décrit les principaux composants du système, notamment les aimants et les bobines de radiofréquence (RF). Ce chapitre aborde également les différentes méthodes de reconstruction d'images, en commençant par les techniques conventionnelles, puis en présentant les approches plus avancées basées sur l'acquisition sous-échantillonnée et le Compressed Sensing.

Chapitre 2: Compressed Sensing et Deep Learning

Le deuxième chapitre présente les principes fondamentaux du Compressed Sensing ainsi que les principales difficultés et limitations associées à cette technique. Il met ensuite en évidence le rôle de l'intelligence artificielle dans la résolution de ces défis, à travers l'intégration des méthodes d'apprentissage profond. Une attention particulière est accordée aux réseaux de neurones convolutifs (CNN) et à l'architecture ResNet, dont les caractéristiques et les mécanismes sont exposés. Enfin, ce chapitre souligne leur contribution à l'amélioration de la qualité de reconstruction des images d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM).

Chapitre 3 : Reconstruction d'images IRM par Compressed Sensing et réseaux ResNet.

Le troisième chapitre présente les différentes étapes de l'intégration du Compressed Sensing au sein de l'architecture ResNet dans le but de reconstruire des images d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Compte tenu des limitations observées lors des premières expérimentations, une étape de prétraitement basée sur les réseaux de neurones convolutifs (CNN) a été mise en œuvre afin d'améliorer davantage la qualité des images reconstruites. Ce chapitre décrit également de manière détaillée la méthodologie adoptée, les outils utilisés ainsi que les résultats obtenus, suivis d'une analyse et d'une discussion approfondies de ces derniers.

Chapitre 1 : Bases physiques de l'IRM

1. Introduction :

Le domaine médical a connu un développement remarquable grâce aux progrès scientifiques et technologiques, ce qui a conduit à l'émergence de nombreuses techniques modernes permettant de diagnostiquer les maladies avec précision et efficacité. Parmi ces techniques figure l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), qui constitue un moyen avancé d'obtenir des images détaillées des organes du corps sans recours à une intervention chirurgicale. Cette technique repose sur des équipements sophistiqués permettant aux médecins d'examiner les tissus internes et de détecter diverses pathologies de manière relativement sûre.

Ce chapitre est consacré à l'étude détaillée d'un appareil d'IRM. Nous y détaillerons le rôle de ses composants, les principes physiques fondamentaux de la résonance magnétique, et toutes les étapes de la formation de l'image, depuis le positionnement du patient jusqu'à la visualisation de l'image finale.

2. Imagerie par résonance magnétique :

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale avancée utilisée pour obtenir des images précises et détaillées des différents organes et tissus du corps humain. Cette technique repose sur l'utilisation d'un champ magnétique puissant et stable, ainsi que sur des ondes électromagnétiques de type radiofréquence [1], afin d'étudier la structure interne du corps sans avoir recours à une intervention chirurgicale. Elle se distingue par sa grande capacité à mettre en évidence les détails des tissus mous, tels que le cerveau, les muscles et les articulations [2], ce qui en fait un outil essentiel pour le diagnostic de nombreuses maladies. De plus, elle ne repose pas sur des rayonnements nocifs, ce qui lui confère un niveau de sécurité plus élevé par rapport à d'autres techniques d'imagerie médicale. La figure1.1 représente les principaux composants de l'appareil IRM, dont le rôle sera détaillé par la suite.

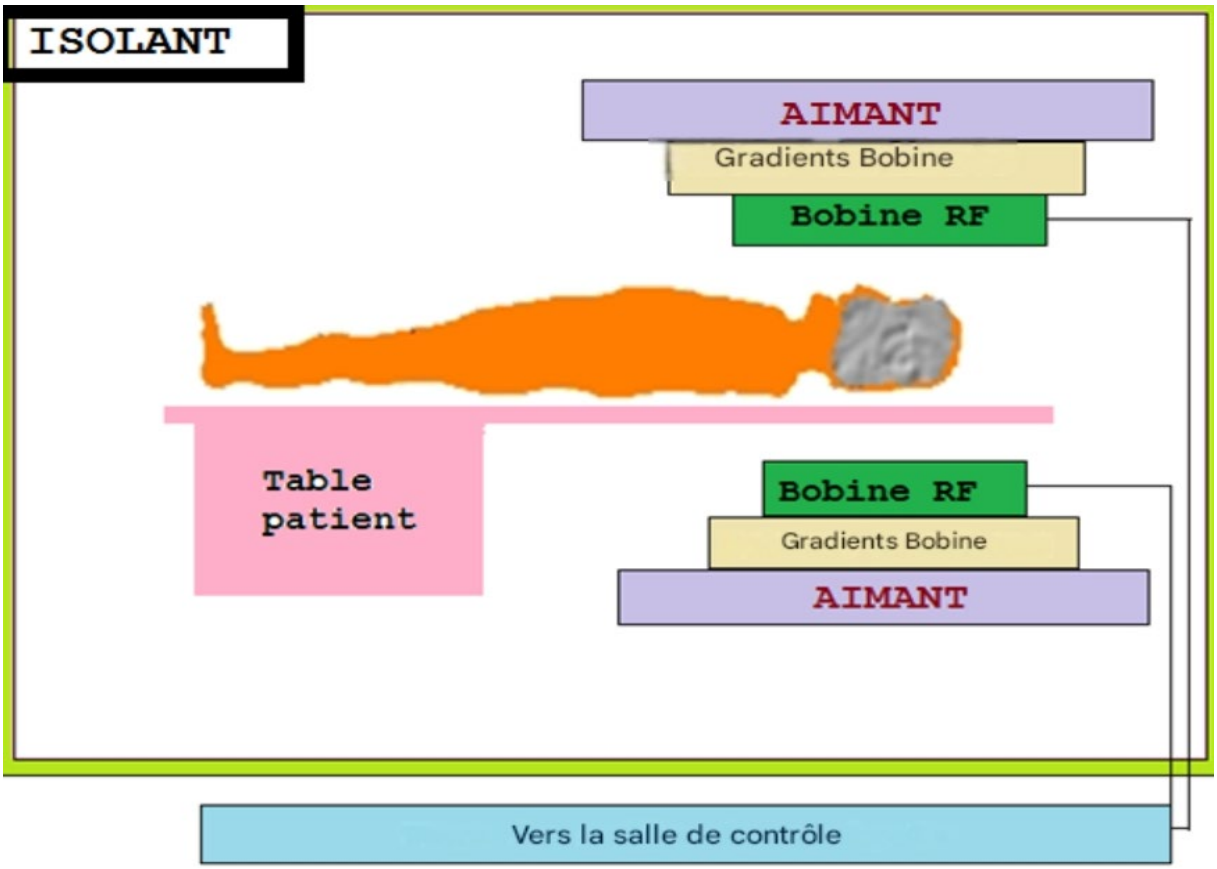


Figure 1.1 : Les principaux composants de l'appareil IRM.

2.1. Aimant principal :

L'aimant constitue le cœur du système IRM. Son coût élevé s'explique notamment par la nécessité d'utiliser de l'hélium liquide pour maintenir la supraconductivité. Son rôle principal est de générer un champ magnétique statique, noté B_0, qui doit être à la fois homogène et stable. L'unité de mesure de ce champ est le Tesla (T).

Il existe trois principaux types d'aimants utilisés en IRM :

- L'aimant permanent 0.2 - 0.4 T
- L'aimant résistif ≤ 0.3 T
- L'aimant supraconducteur 1.5 - 7 T et plus.

Dans la figure 1. 2 les types d'aimants utilisés en IRM sont présentés :

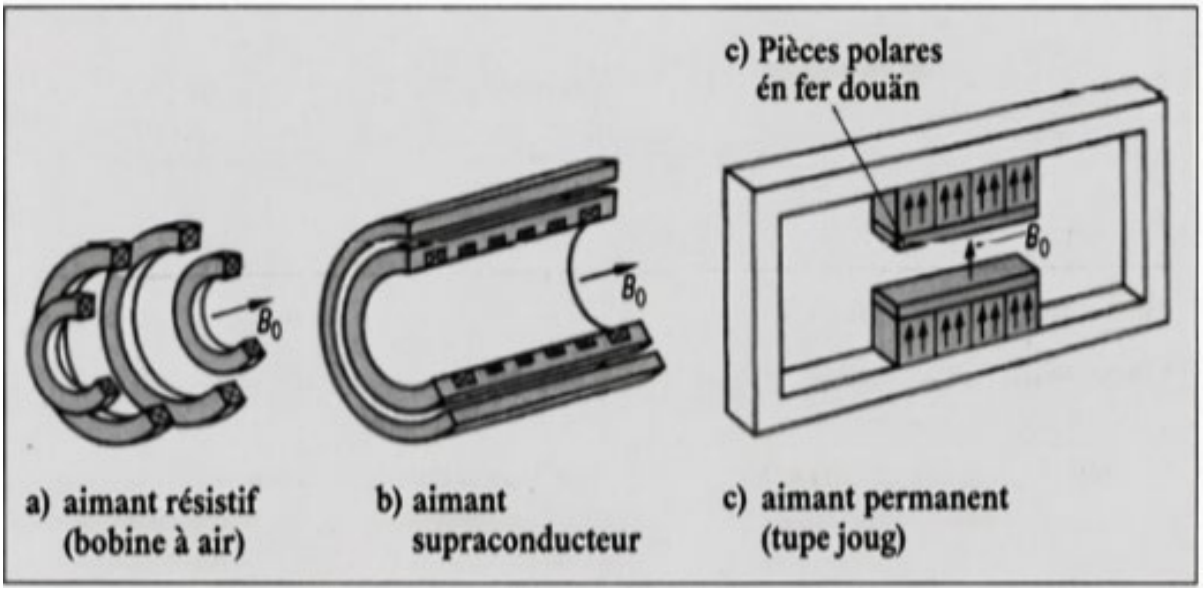


Figure 1. 2 : Les types d'aimants utilisés en IRM.

L'aimant supraconducteur est le type le plus couramment utilisé dans les établissements hospitaliers. Il intègre également un système de sécurité crucial en cas d'urgence, appelé « Quench ». Ce processus provoque une transition brutale de l'aimant de l'état supra conducteur à l'état résistif, entraînant l'évaporation rapide de l'hélium liquide. Cette dissipation d'énergie permet de réduire le champ magnétique de manière contrôlée et rapide pour sécuriser l'environnement en cas de danger critique. Afin d'obtenir un champ magnétique parfaitement homogène, une étape de réglage précise, appelée « Shimming », est indispensable. Ce processus d'homogénéisation peut être réalisé selon deux méthodes complémentaires :

- ✓ **Shimming passif :** Il consiste à disposer des pièces ferromagnétiques ajustables (plaquettes ou cales métalliques) à des positions stratégiques autour du tunnel de L'aimant pour corriger les inhomogénéités statiques du champ.
- ✓ **Shimming actif :** Il utilise des bobines électromagnétiques supplémentaires (bobines de shim), réparties à l'intérieur de l'aimant et alimentées par des courants précis.

  Ces bobines génèrent des champs correcteurs qui compensent dynamiquement les variations spatiales du champ principal B_0. [3]

2.2. Bobines de gradient de champs magnétiques :

Les bobines de gradients sont des bobines électriques qui permettent de superposer au champ principal B_0 un champ additionnel dont l'intensité varie linéairement selon une direction spatiale. Cette modulation locale du champ magnétique induit une variation

proportionnelle de la fréquence de Larmor des protons, permettant ainsi d'encoder spatialement l'information du signal.

La performance d'un système de gradients se juge par trois critères :

- Son amplitude maximale en (mT/m) (pour la résolution).
- Sa pente (slew rate) (en T/m/s) (pour la rapidité d'acquisition).
- Sa linéarité (en % de déviation) (la fidélité géométrique de l'image).

Les bobines de gradients sont activées dans chacune des directions de l'espace (X, Y, Z) Pour la sélectionner de la coupe, le codage de la fréquence et celui de la phase. [4]

La figure (1-3) représente les bobines du gradient du champ magnétique B0 appliqué selon

L'axe Z.

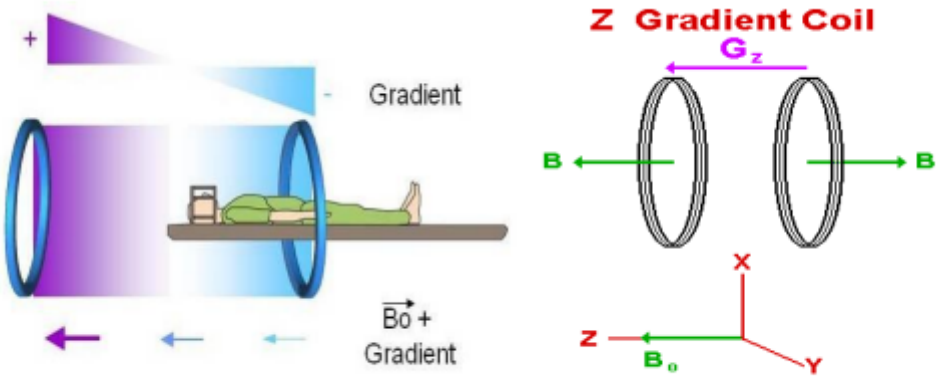


Figure 1.3 : Bobines de gradient selon l'axe Z.

La figure (1-4) représente les bobines du gradient du champ magnétique B0 appliqué selon l'axe X.

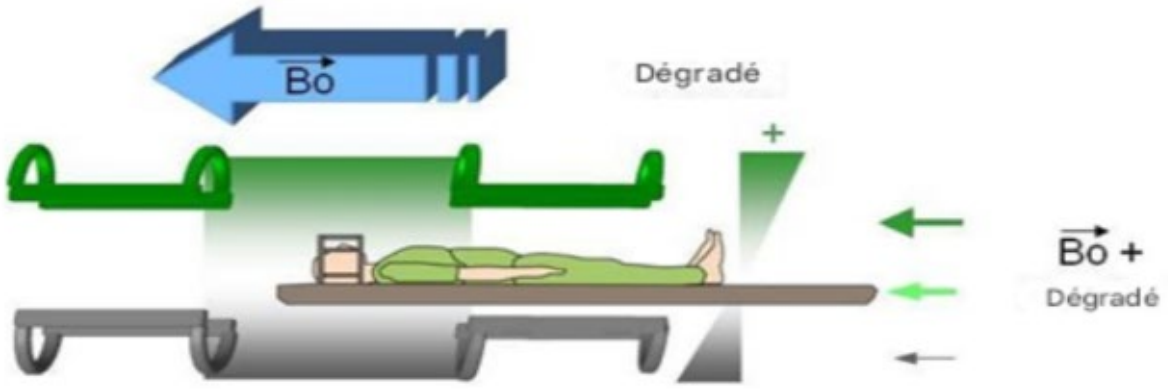


Figure 1.4 : Bobines de gradient selon l'axe X.

La figure (1-5) représente les bobines du gradient du champ magnétique B0 appliqué selon l'axe Y.

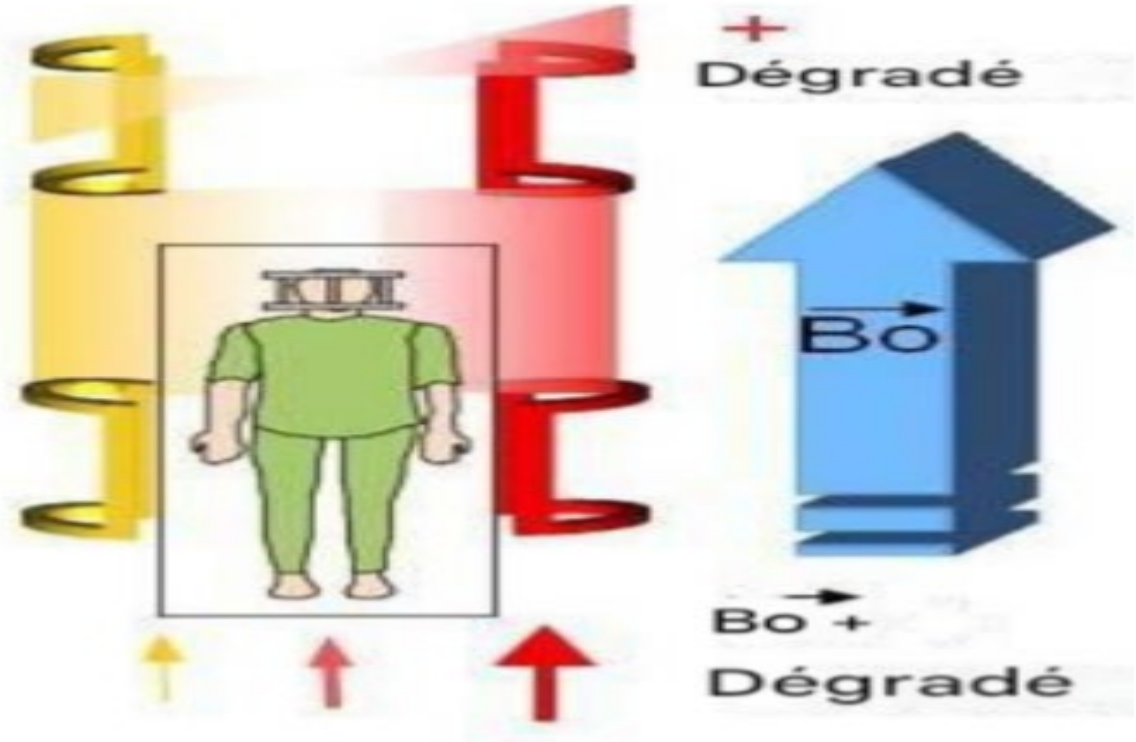


Figure 1. 5 : Bobines de gradient selon l'axe Y.

2.3. Bobines Radiofréquence (RF) :

Les bobines radiofréquence (RF) génèrent un champ magnétique radiofréquence B1, elles assurent une double fonction, à la fois émettrice et réceptrice. En émission, elle génère des ondes électromagnétiques excitant les noyaux d'hydrogène. En réception, elle détecte le signal émis par ces noyaux après excitation. Les bobines de radiofréquence (RF) peuvent

fonctionner en mode émetteur, en mode récepteur ou en mode combiné émetteur- récepteur. [5]

Les bobines RF sont classées en trois types distincts :

2.3.1. Les bobines volumiques :

Les antennes volumiques assurent souvent la fonction d'émetteur-récepteur. Toutefois, certaines bobines sont conçues exclusivement pour la réception afin d'optimiser la qualité du signal recueilli. Les bobines volumiques présentent l'avantage de générer un champ de RF homogène sur un large volume d'imagerie, permettant ainsi l'exploration de différentes régions du corps à des profondeurs variées. Cependant, ces bobines présentent un rapport signal /bruit réduit ainsi qu'une résolution plus faible pour l'imagerie des petites structures, contrairement aux autre types de bobines. [6]

2.3.2. Les bobines surfaciques :

Les antennes surfaciques sont utilisées exclusivement en mode réception et non en émission, en raison de leur hétérogénéité de champ à ces fréquences. Elles sont positionnées à plat, au plus près de la région anatomique à explorer. Cette proximité permet de capter un signal intense provenant des structures superficielles, ce qui se traduit par une sensibilité accrue et un rapport signal-sur-bruit (RSB) élevé.

2.3.3. Les bobine en réseaux phasé :

Les antennes à réseau phasé reposent sur l'association de plusieurs bobines de surface disposées côte à côte, chacune étant reliée à un canal de réception indépendant. L'image de la région anatomique est reconstruite par la combinaison des signaux acquis par ces différentes bobines, permettant d'obtenir une image finale avec un rapport signal/bruit élevé et une couverture étendue de la zone d'intérêt. [7]

La figure (1-6) représente les antennes radiofréquences les plus utilisées en IRM, notamment celles pour le corps entier, le genou, la tête, l'abdominal et la colonne vertébrale.

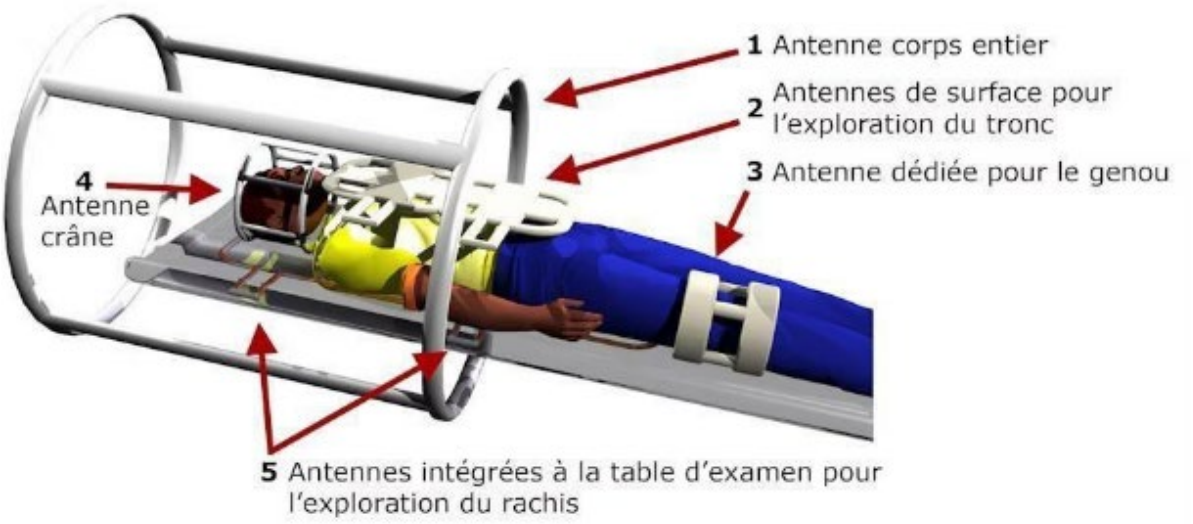


Figure 1. 6: Les antennes radiofréquences.

2.4. Blindage :

Pour éliminer toute interférence perturbant l'acquisition des images IRM et protéger L'environnement extérieur de la salle d'examen, on utilise des dispositifs de blindage. On distingue deux types de blindages essentiels en IRM :

- ✓ **Le blindage des ondes radiofréquences (Cage de Faraday) :** Il enveloppe la totalité de la salle d'examen. Il est constitué de feuilles de cuivre ou d'aluminium installées sur les six faces de la pièce (murs, sol, plafond). Ce blindage rend la salle « étanche » aux ondes électromagnétiques extérieures (radios, téléphones, wifi) qui pourraient créer des artefacts sur les images.
- ✓ **Blindage du champ magnétique:** Son but est de confiner le champ magnétique B0 pour
  qu'il ne dépasse pas les limites de sécurité (la ligne des 5 Gauss). On le trouve à deux niveaux :
  - ✓ **Blindage actif :** Il est situé à l'intérieur même du carénage de l'IRM. Ce sont des bobines secondaires qui annulent le champ à l'extérieur du tunnel.
  - ✓ **Blindage passif :** Il est intégré dans la structure des murs de la salle sous forme de plaques d'acier très lourdes.

La cage de Faraday protège l'image du monde extérieur, tandis que le blindage magnétique protège le monde extérieur de l'aimant.

La Figure 1-7 illustre la cage de Faraday, elle est constituée d'un revêtement métallique continu enveloppant hermétiquement la salle pour bloquer les interférences radiofréquences (RF). Parallèlement, le blindage magnétique passif, composé de lourdes plaques d'acier intégrées dans la structure des parois, est utilisé pour confiner le champ magnétique B0 à l'intérieur de la salle. Cette double protection assure à la fois la qualité du signal recueilli par les antennes et la sécurité environnementale aux abords de l'aimant.

La figure 1-8 représente une coupe transversale des composants internes d'un système IRM. En périphérie, le système intègre un blindage actif (2). Ce dernier est constitué de bobines supraconductrices qui produisent un champ magnétique inverse, permettant de confiner le champ B0 à l'intérieur du tunnel et de limiter son extension dans la salle de l'examen.



Figure 1. 7 : Cage de Faraday

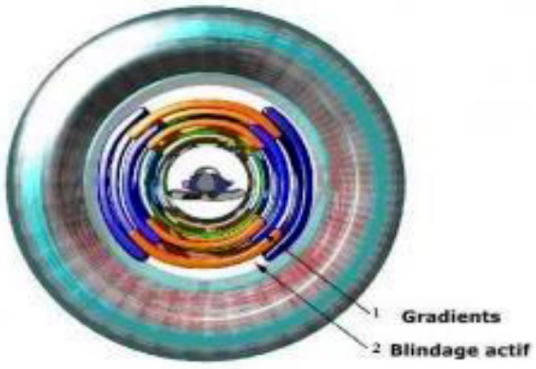


Figure 1.8 : Blindage d'un IRM.

Le tableau1.1 présente les principales différences entre le blindage RF et le blindage magnétique : [8]

Tableau 1.1 : Caractéristiques comparatives des blindages RF et magnétique.

Critère	**Blindage RF (Faraday)**	**Blindage Magnétique (B_0)**
Fonction principale	Isoler la salle des interférences électromagnétiques externes.	Limiter la fuite du champ magnétique principal à l'extérieur de la salle et de protéger les équipements environnants.
Matériaux utilisés	Cuivre, Aluminium, Acier.	Acier ferromagnétique à haute perméabilité (mu-métal) ou bobines supraconductrices.
Principe physique	Cage de faraday.	Canalisation des lignes de champ.
Critère de Performance	Atténuation en décibels (dB) : 80-120 dB à 1 GHz	Assurer la sécurité et la conformité.
Impact sur l'image	Améliore le rapport signal-sur-bruit (RSB) c'est la qualité d'image.	Assurer la sécurité et la conformité.
Type d'installation	Salle complétement fermée (mur, plafond, sol), porte RF avec joints conducteurs, fenêtres à mailles fines.	**Passif** : panneaux métalliques autour de la salle. **Actif** : bobines supplémentaires intégrées à l'aimant.

-La plupart des IRM modernes utilisent principalement le blindage actif car il est plus léger et moins coûteux que d'ajouter des tonnes d'acier dans les murs (blindage passif) Après avoir décrit l'environnement technique de l'IRM, nous allons explorer les fondements physiques nécessaires à la production et à l'exploitation du signal de résonance magnétique.

3. Principes physique de la Résonance Magnétique Nucléaire(RMN) :

La résonance magnétique nucléaire (RMN) repose sur l'interaction entre un champ magnétique, des ondes radio et le spin nucléaire (des protons de l'hydrogène). Ces noyaux se déplacent à la fréquence de Larmor, absorbent de l'énergie, puis reviennent à l'état d'équilibre (relaxation) en émettant un signal, ce qui permet l'imagerie. [9]

3.1. Le spin nucléaire et le champ magnétique B0 :

Le phénomène de la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) repose sur les propriétés quantiques des noyaux atomiques. En effet, certaines particules, comme le proton, possèdent une propriété intrinsèque appelée spin. Bien qu'on puisse l'imager par une rotation de la particule sur elle-même autour d'un axe passant par son centre, le spin est un moment cinétique intrinsèque d'origine purement quantique. [10]

Ce phénomène repose sur le fait que le noyau de certains atomes possède un moment magnétique. Lorsqu'une particule chargée électriquement possède un mouvement de rotation, elle génère un moment magnétique μ aligné avec l'axe de cette rotation, comme c'est le cas pour l'hydrogène [11]. Parmi les caractéristiques fondamentales de cette particule figure également son moment cinétique J. On peut ainsi considérer, par analogie, le noyau de l'atome comme un petit aimant élémentaire (ou dipôle magnétique) voir figure 1-9.

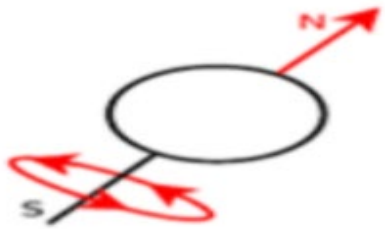


Figure 1.9 : Moment magnétique du spin d'un noyau d'Hydrogène.

En absence de champ magnétique, les moments magnétiques sont dans un état désordonné. En présence d'un champ magnétique externe (B0), les moments magnétiques s'orientent dans la même direction que (B0). Les spins peuvent être orientés dans deux sens :

soit dans le même sens que le champ, soit dans le sens opposé. Il en résulte une fréquence de Larmor f0, telle que : f0 = γB0.

Où la constante γ est le rapport gyromagnétique.

Les particules se caractérisent par l'existence de deux niveaux d'énergie, un niveau bas et un niveau élevé, selon le sens de leur spin (figure 1.10 présenter ce phénomène). On peut également calculer l'intensité de la résonance magnétique à l'aide de l'équation de Boltzmann, qui correspond à la différence du nombre de particules entre le niveau d'énergie élevé et le niveau d'énergie bas :

$$N_{parallele} - N_{antiparallele} = \gamma\,(h/4\pi k) * N_s * (B0/T) \qquad (1.1)$$

Avec :

Nparallele: nombre de spins alignés parallèlement au champ B0.

Nantiparallele : nombre de spins alignés antiparallèlement au champ B0.

γ: rapport gyromagnétique du noyau.

h : constante de Planck.

k : constante de Boltzmann.

Ns : nombre total de spins.

B0 : intensité du champ magnétique principal.

T : température absolue (en Kelvin). [12]

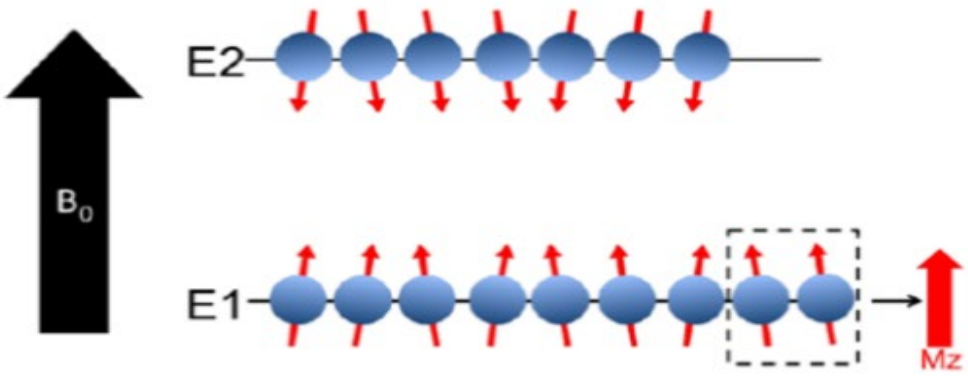


Figure 1.10 : Répartition des protons avant l'application d'une impulsion RF dans un champ magnétique de 1 Tesla.

L'aimantation totale est nulle en l'absence du champ magnétique externe (B0). Lorsqu'un champ magnétique externe est appliqué, une aimantation macroscopique M apparaît.

Se caractérise par la présence d'une seule composante selon l'axe (Z), appelée aimantation longitudinale (Mz), tandis que la composante dans le plan transverse (Mxy) est nulle (voir figure 12c). Elle est donnée par la relation [11] :

$$M0=\sum \mu n \qquad (1.2)$$

La transition entre deux niveaux d'énergie donne naissance au phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN). Cette transition nécessite un apport d'énergie provenant d'un champ magnétique oscillant. [13]

On utilise ainsi un champ radiofréquence (B1) pour modifier l'orientation de l'aimantation. Ce champ (B1), appliqué perpendiculairement au champ statique (B0), oscille à la fréquence de Larmor.

On utilise ainsi un champ radiofréquence (B1) pour modifier l'orientation de l'aimantation.

Ce champ (B1), appliqué perpendiculairement au champ statique (B0), oscille à la fréquence de Larmor. Sous l'effet de (B1), l'aimantation bascule hors de l'axe (Z) et s'éloigne du champ statique (B0). Elle évolue en précession autour de (B0) avec la fréquence de Larmor, en formant un angle appelé angle de bascule [15] (voir figure 1.11).

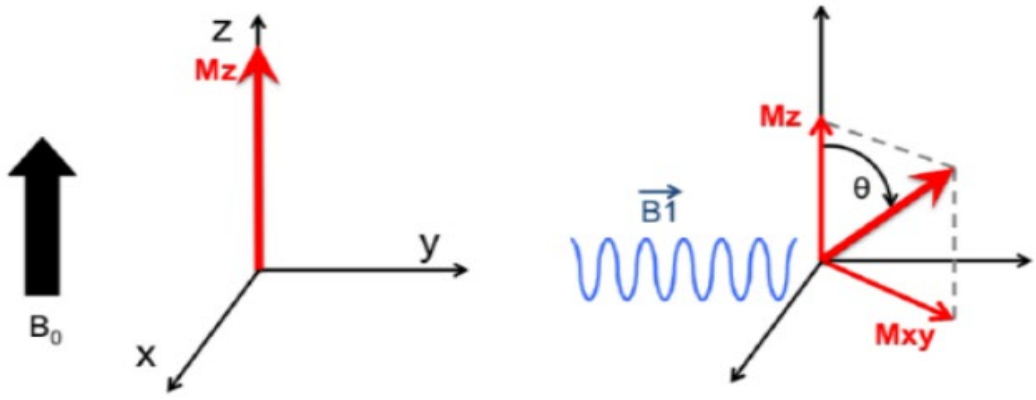


Figure 1.11 : Basculement de l'aimantation après l'application d'une impulsion radiofréquence dans le plan transverse au champ B0.

3.2. Mouvement de précession et fréquence de Larmor :

Lorsqu'un champ magnétique externe est appliqué B0, celui- ci interagit avec les moments magnétiques et modifie leur orientation afin de tendre vers un alignement avec le champB0. Toutefois, cet alignement ne se fait pas instantanément : les moments magnétiques se mettent à tourner autour de la direction du champ comme une toupie, décrivant ainsi un mouvement conique autour de leur orientation initiale.

Pour réaliser la RMN, il faut mettre en évidence les propriétés magnétiques des tissus. Il est donc nécessaire de passer à la résonance magnétique afin de magnétiser tous les tissus, de sorte que leur aimantation totale ne soit pas nulle. [11]

3.3. Excitation par onde radiofréquence(RF) :

On envoie une onde radiofréquence, qui est une brève impulsion destinée à perturber L'équilibre magnétique. Il faut que la fréquence de l'onde radio soit égale à celle des protons. Lorsque la condition de résonance est remplie, l'équilibre est perturbé et l'aimantation s'incline d'un certain angle par rapport à B0. (Figure 1.12 présenter ce phénomène)

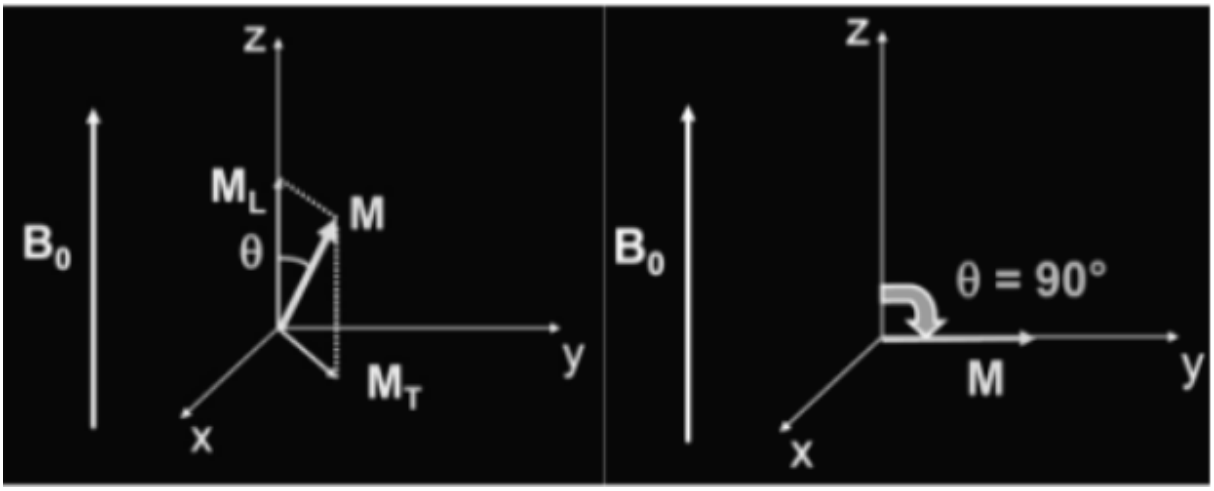


Figure 1.12 : Basculement du vecteur d'aimantation sous l'effet d'une impulsion RF de 90°en IRM.

Lors de l'application de la résonance, le vecteur M s'incline d'un angle ϕ par rapport à sa position d'équilibre initiale. Dans cet état hors équilibre, les composantes longitudinale (ML) et transversale (MT) sont simultanément non nulles.

On peut ajuster la durée et l'amplitude de l'impulsion radiofréquence afin d'obtenir, par exemple, un basculement de 90°, ce qui est la valeur la plus couramment utilisée. Pour un angle de 90°, le vecteur M se retrouve intégralement basculé dans le plan horizontal (plan transverse), perpendiculairement a le champ B0. [14]

3.4 Phénomène de relaxation :

Le retour des noyaux à leur état d'équilibre après l'arrêt du champ radiofréquence (B1), qui était responsable de la perturbation de leur équilibre et de l'orientation de leur moment magnétique, correspond au phénomène de relaxation.

Ce processus se traduit par une diminution progressive de la composante transversale de l'aimantation (Mxy), accompagnée d'une augmentation de la composante longitudinale (Mz), jusqu'à retrouver l'état d'équilibre initial.

Le phénomène de relaxation magnétique, est caractérisé principalement par deux mécanismes : la relaxation longitudinale (T1) et la relaxation transversale (T2) [15].

3.4.1. La relaxation longitudinal ou T1 :

La récupération de l'aimantation longitudinale se fait selon une loi exponentielle [15]:

$$Mz = M0\ (1 - \exp\ (-t/T1)) \qquad (1.3)$$

Avec :

Mz : aimantation longitudinale au temps t.
M0 : aimantation à l'équilibre thermique.
t : temps d'évolution après excitation RF.
T1 : temps de relaxation longitudinale.

La figure 1.13 présenter que Mz augmente progressivement jusqu'à sa valeur maximale.

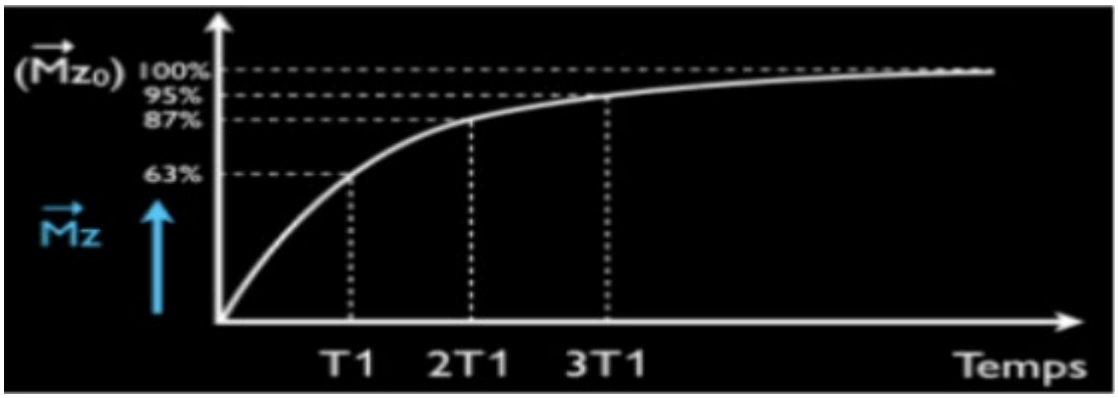


Figure 1.13: La Relaxation longitudinale.

-Le temps de relaxation longitudinal T1 est le temps nécessaire pour que 63 % des moments magnétiques de l'échantillon se réorientent dans la direction du champ magnétique. [16]

3.4.2. La relaxation transversal ou T2 :

La figure1.14 présenter la décroissance de l'aimantation transversale au cours du temps, suivant une loi exponentielle décroissante caractéristique de la relaxation T2. [14]

$$Mxy = M0 (\exp (-t/T2) \qquad (1.4)$$

Avec :

Mxy : aimantation transverse au temps t.

M0 : aimantation initiale à l'équilibre.

t : temps d'évolution après l'excitation RF.

T2 : temps de relaxation transverse.

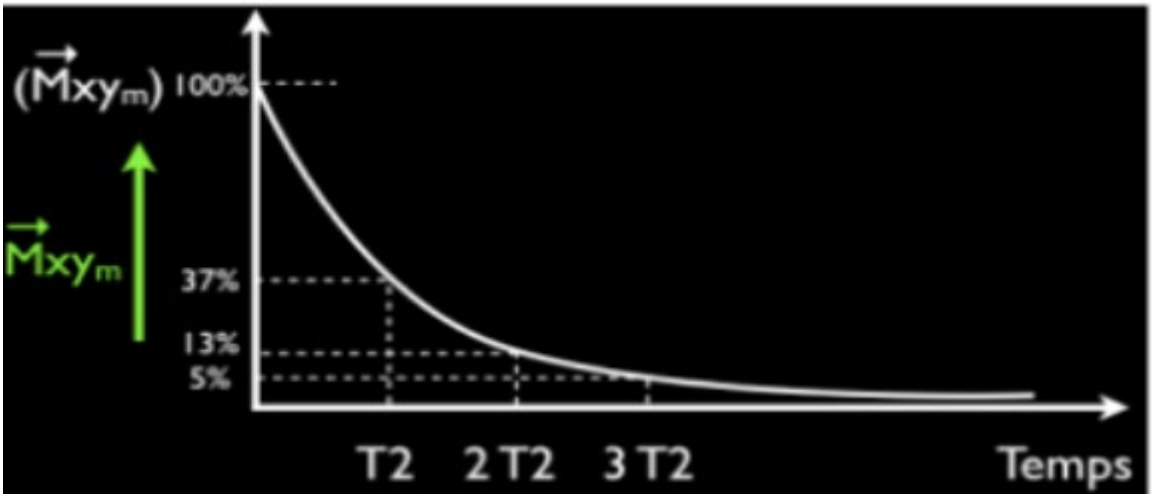


Figure 1.14 : La relaxation transversale.

- Le temps de relaxation (T2) correspond au temps nécessaire pour que la composante transversale de l'aimantation (Mxy) diminue à environ 37 %, en raison de la perte de cohérence de phase entre les moments magnétiques des noyaux. [16]

La relaxation transversale (ou relaxation de spin-spin) est due au déphasage des moments magnétiques résultant d'ainsi qu'à leurs interactions mutuelles. Elle est caractérisée par la constante de temps T2. En pratique, ce déphasage est accéléré par les inhomogénéités du champ magnétique principal, ce qui définit un temps de relaxation effectif appelé T2*.

$$1/T2^* = (1/T2) + \gamma\Delta B \qquad (1.5)$$

Avec :

T2* : temps de relaxation transverse effectif (incluant les inhomogénéités du champ magnétique).

T2 : temps de relaxation transverse intrinsèque (interactions spin-spin).

γ : rapport gyromagnétique.

ΔB : inhomogénéités du champ magnétique B0.

Le signal résultant, capté par l'antenne, est une onde sinusoïdale amortie dont l'amplitude décroît exponentiellement selon T2* (voir figure 1.15). Ce signal est appelé signal de précession libre ou FID (Free Induction Decay). [16]

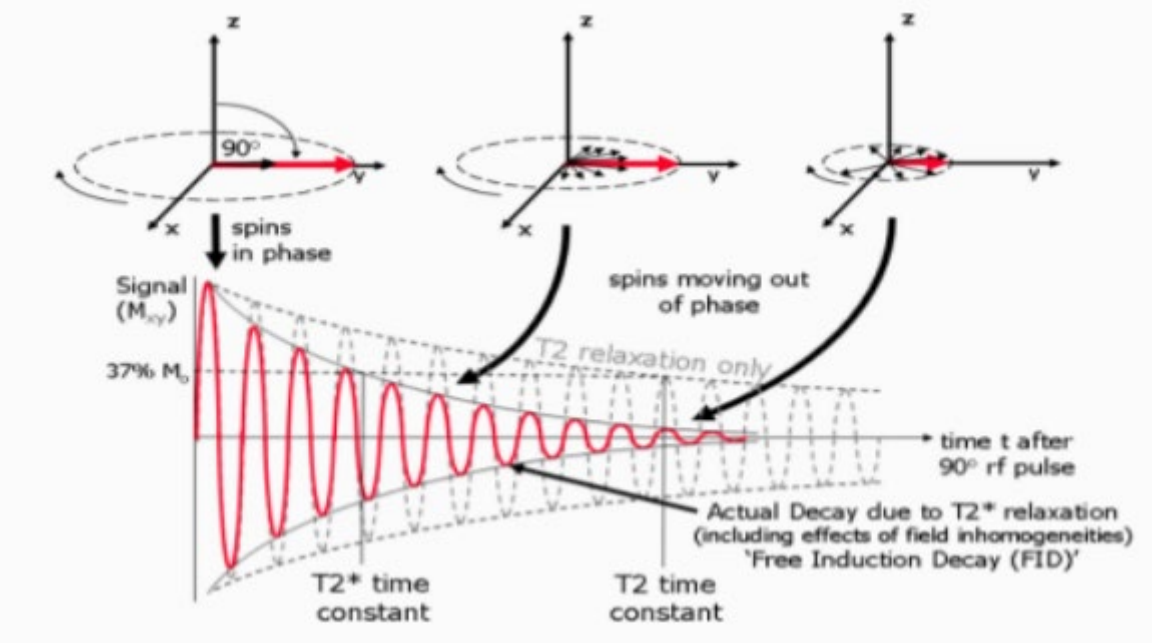


Figure 1.15 : Relaxations transversales T2 et T2*.

3.5. Signal RMN (induction électromagnétique) :

Le signal RMN est recueilli par une antenne de réception selon le principe de l'induction électromagnétique. La rotation de l'aimantation transversale Mxy à la fréquence de Larmor induit une force électromotrice au sein de l'antenne, créant ainsi le signal brut exploité par le système.

À ce stade, le signal capté est une somme globale provenant de tous les protons excités dans le volume. Il permet déjà de distinguer les tissus (selon leur densité en protons et leurs temps de relaxation T1 et T2), mais il ne possède aucune information de localisation.

Pour transformer ce signal en image, la localisation spatiale repose sur une correspondance stricte entre la fréquence de Larmor et la position géographique de l'aimantation. En introduisant une variation contrôlée du champ magnétique B0 (grâce aux gradients), la fréquence de résonance f0 devient dépendante de la position spatiale :

$$f_0 (x, y, z) = \gamma\backslash 2\ B (x, y, z) \qquad (1.6)$$

Avec :

x : position selon l'axe horizontal

y : position selon l'axe vertical

z : position selon la profondeur (axe du champ magnétique B0)

f_0 (x, y, z) : fréquence de Larmor locale, elle dépend de la position dans le champ magnétique.

γ (gamma) : rapport gyromagnétique, constante propre à chaque noyau reliant la fréquence au champ magnétique.

B (x, y, z) : champ magnétique local, qui peut varier selon la position dans l'espace à cause des inhomogénéités.

Sans ce codage spatial, il est impossible de reconstruire une image à partir du signal RMN. La section suivante détaille les mécanismes de codage en fréquence et en phase permettant cette transformation spatiale. [16]

4. Reconstruction d'image :

La reconstruction d'image est un processus mathématique et algorithmique effectué par ordinateur. Il transforme les données collectées lors de la phase d'acquisition en une image. Ce processus nécessite deux applications :

- ✓ L'application d'une méthode physique : les gradients de champs magnétiques, qui représentent l'outil fondamental de l'encodage spatial.
- ✓ L'application d'une méthode mathématique : la transformée de Fourier.

4.1 Encodage spatial du signal :

Pour former une image (2D) à partir d'un signal, nous appliquons des gradients de champ magnétiques (Gx, Gy, Gz) pour modifier la phase et la fréquence du signal en fonction des coordonnées spatiales (x, y, z). Il existe trois types d'encodage spatial :

- **Sélection de coupe :**

Elle est obtenue en appliquant un gradient (Gz) le long de l'axe de sélection pour définir la localisation et l'épaisseur de la coupe de tissu à imager.

Ce gradient induit une variation linéaire de la fréquence de Larmor des protons en fonction de leur position spatiale :

$$f(z)=\gamma (B0+ Gz \cdot z) \qquad (1.7)$$

Où

f (z) : fréquence angulaire de Larmor à la position z (rad/s),

γ : rapport gyromagnétique du proton (≈42 ,58 MHz/T),

B0 : champ magnétique statique principal (T),

G z : amplitude du gradient de sélection de coupe (T/m),

z : la position spatiale (position) à l'intérieur du corps.

Des gradients plus forts produisent des coupes plus fines, et vice versa.

La figure 1.16 représente un exemple de sélection de coupe à travers le patient en appliquant Simultanément l'impulsion radiofréquence et le gradient de champ magnétique le long de l'axe.

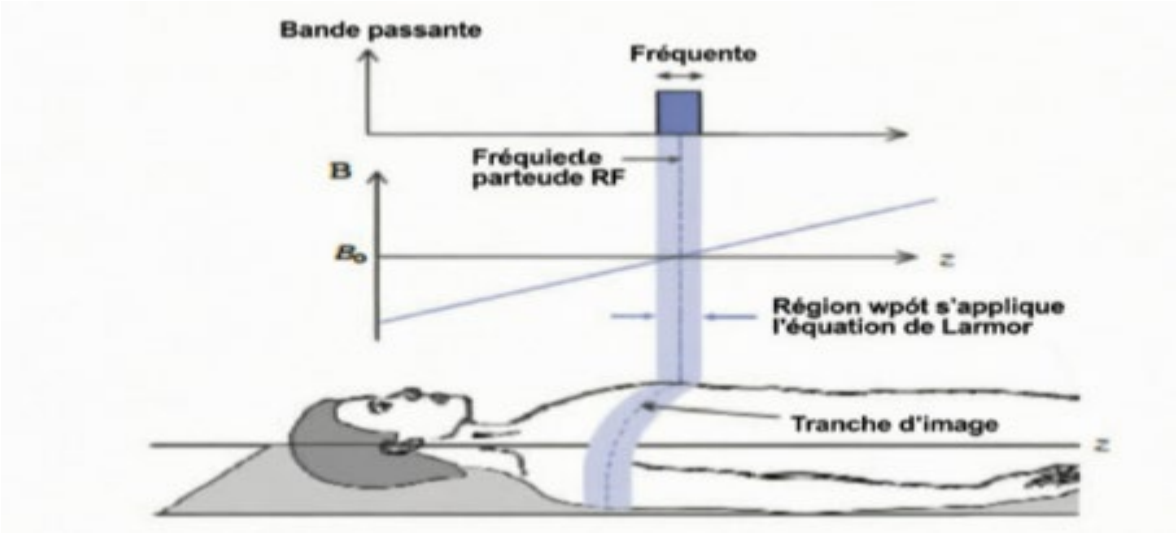


Figure 1.16: Sélection de coupe en IRM.

- **Codage de phase :**

Après la sélection de la coupe, un gradient d'encodage de phase est appliqué suivant l'axe Y. Sous l'effet de ce gradient, les spins précisent à des fréquences de Larmor dépendantes de leur position spatiale, induisant des variations de phase entre les noyaux. Ces différences de phase constituent le mécanisme d'encodage spatial permettant la localisation des structures dans l'image IRM.

- **Codage de fréquence :**

L'encodage de fréquence où gradient de lecture représente la dernière étape de l'encodage spatial. Il est appliqué après la désactivation du gradient d'encodage de phase et est orienté selon l'axe X. Ce gradient induit des variations de fréquence de précession, permettant ainsi de localiser les spins selon cette direction.

4.2. Espace K :

L'encodage spatial constitue l'étape indispensable pour transformer le signal brut en une image anatomique exploitable. Les données ainsi acquises sont stockées dans l'espace k, une matrice complexe qui représente le domaine des fréquences spatiales du signal IRM. Chaque point de cet espace contient des informations de phase et de fréquence encodées par les gradients, le remplissage de la matrice s'effectuant ligne par ligne selon le nombre d'étapes d'encodage de phase programmées. L'organisation de l'espace k est hautement structurée : les basses fréquences, situées au centre de la matrice, portent l'information sur le contraste global et les formes générales des tissus, tandis que les hautes fréquences, situées en périphérie, codent pour les détails fins et la netteté des contours.

(Figure 1. 17). [17]

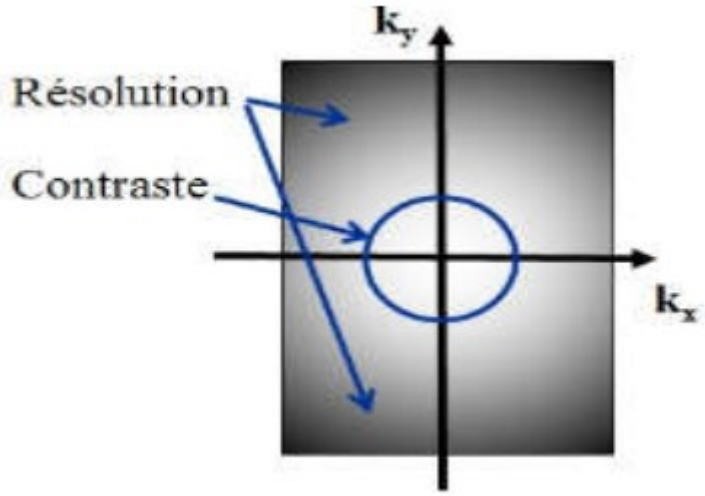


Figure 1. 17 : Espace k.

L'espace k ne constitue pas une image anatomique, mais une représentation du signal dans le domaine des fréquences spatiales. Pour transformer ces données brutes en une image

exploitable par le clinicien, il est nécessaire d'appliquer une opération mathématique appelée Transformée de Fourier Inverse (TFI).

Ce processus de reconstruction s'effectue généralement en deux étapes séquentielles :

- ✓ Première étape : Une TFI unidimensionnelle (1D) est appliquée sur chaque ligne de la matrice selon l'axe des fréquences (kx). Cette opération permet de décoder la position spatiale des protons dans la première direction d'encodage.
- ✓ Seconde étape : Une TFI 1D est ensuite appliquée sur les colonnes du résultat précédent, selon l'axe de la phase (ky). L'application de cette Transformée de Fourier Inverse bidimensionnelle (2D) permet de passer définitivement du monde fréquentiel au monde spatial.

  À l'issue de ce calcul, chaque point de l'espace k a contribué à la formation de chaque pixel de l'image finale, où l'intensité lumineuse reflète désormais la magnétisation locale des tissus à une position (x, y) précise, Comme montre la même figure [1.18].

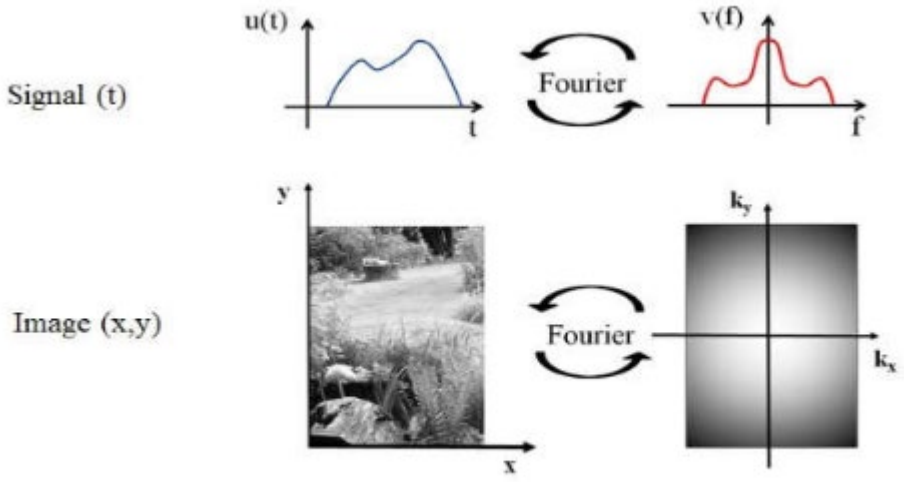


Figure 1. 18: Formation de l'image.

Dans le cas d'un échantillonnage cartésien complet et uniforme de l'espace-k, la reconstruction de l'image se réduit à l'application d'une transformée de Fourier discrète inverse (TFDI), implémentée efficacement par l'algorithme de transformée de Fourier rapide (FFT). La complexité de ce calcul est O (N log N) pour un espace-k de N points, rendant la reconstruction quasi-instantanée pour les résolutions d'images standard. [18]. Cette efficacité algorithmique permet d'afficher l'image sur la console de l'opérateur presque immédiatement après la fin de l'acquisition des données.

La figure [1.19] présenté étapes de formation d'une image IRM : excitation RF, codage spatial, acquisition du signal et reconstruction à partir de l'espace k.

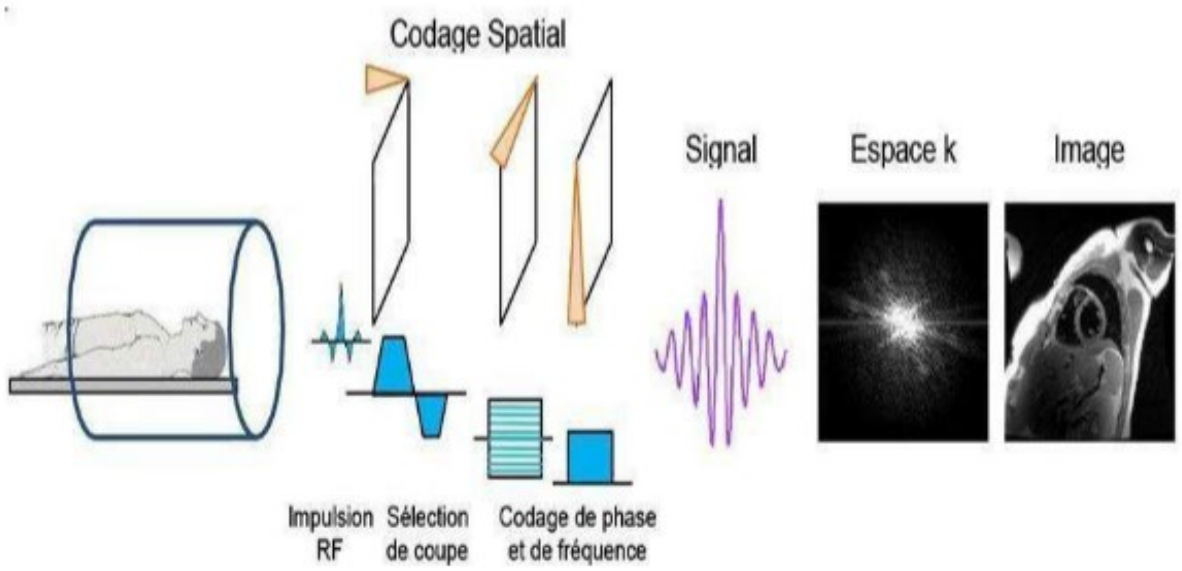


Figure 1.19 : **Processus d'acquisition et de reconstruction d'une image par résonance magnétique (IRM).**

4.3. Transformée de Fourier (TF) :

La transformée de Fourier est un outil mathématique permettant de passer de l'espace image au domaine fréquentiel (espace k), la formule de TF :

$$F\{f(x,y)\}=F((kx, ky))=\iint f(x,y).e^{(-i2\pi)(KxX+KyY)}dx\,dy \qquad (1.8)$$

f (x, y) : densité de spin (l'image anatomique recherchée).

F (kx, ky): signal complexe mesuré dans l'espace k.

(kx, ky) : coordonnées des fréquences spatiales

La reconstruction consiste à inverser cette relation par transformée de Fourier inverse.

4.3.1 Transformée de Fourier Inverse (TFI) :

Pour passer de l'espace k à l'image finale, on applique la TFI :

$$F^{-1}\{f(x, y)\} = F(Kx, Ky) = \iint f(x, y).\, e^{(+i2\pi)(KxX+KyY)}\, dx\, dy \qquad (1.9)$$

Ce problème est bien posé (au sens de Hadamard) lorsque l'espace-k est complètement échantillonné.

4.3.2. Le problème inverse en reconstruction IRM :

Bien que la transformée de Fourier rapide soit la méthode standard, l'imagerie moderne fait de plus en plus appel à la formulation des problèmes inverses. Cette approche est privilégiée dans plusieurs scénarios critiques :

- Réduction du temps d'acquisition : Elle permet de reconstruire des images de haute qualité à partir de données volontairement incomplètes (sous-échantillonnage de l'espace k), comme c'est le cas en imagerie parallèle ou en Compressed Sensing.
- Gestion du bruit : Ces méthodes offrent une meilleure robustesse lorsque les signaux acquis sont affectés par un bruit important, permettant de restaurer l'image originale avec plus de fidélité.
- Données manquantes : Elles permettent de compenser les lacunes dans

L'échantillonnage de l'espace k tout en minimisant les artefacts de reconstruction.

4.3.2.1. Du Problème Direct au Problème Inverse :

Pour bien comprendre les enjeux de la reconstruction moderne, il est utile de distinguer deux approches mathématiques complémentaires :

4.3.2.1.1. Le Problème Direct :

Il s'agit de modéliser physiquement l'acquisition des données. Si l'on connaît l'objet (le patient), le problème direct consiste à prédire quelles données seront mesurées dans l'espace k. Cela correspond mathématiquement à l'équation :

$$Y = Ax + \varepsilon \qquad (1.10)$$

Y = Données mesurées (signaux bruts dans l'espace k).

A= Opérateur de mesure.

x=Image recherchée.

ε =bruit.

4.3.2.1.2. Le Problème Inverse :

C'est l'opération inverse que doit réaliser l'ordinateur de l'IRM : à partir des données brutes mesurées (souvent bruitées ou incomplètes), reconstruire l'image la plus fidèle possible de l'objet initial.

On connait y et A, on recherche x : $x \approx A^{-1}y$ (1.11)

Formulation générale du problème inverse régularisé :

Lorsque les données acquises sont incomplètes ou bruitées, l'inversion directe devient impossible ou instable. On traite alors la reconstruction comme un problème d'optimisation, Où l'image x est la solution qui minimise la fonction coût suivante :

$$x = \arg\min_x \{ \|y - Ax\|_2 \lambda R(x)\} \quad (1.12)$$

Cette équation se décompose en deux termes fondamentaux :

- Le terme de fidélité aux données : Ce premier terme mesure l'écart entre les mesures réelles (y) et les données que l'on obtiendrait si l'image reconstruite x était la bonne. On cherche à minimiser cette erreur pour que l'image reste fidèle à la réalité physique de l'acquisition.
- Le terme de régularisation (R(x)) : Il représente nos connaissances a priori sur L'apparence d'une image médicale (par exemple, le fait qu'elle soit " par morceaux " constante ou qu'elle soit parcimonieuse dans un domaine transformé comme les ondelettes. Ce terme "guide" la reconstruction pour éviter l'apparition d'artefacts ou de bruit excessif.
- Le paramètre de régularisation (λ) : C'est un facteur de pondération essentiel. Il permet d'équilibrer l'importance entre la fidélité aux mesures et le respect des propriétés attendues de l'image.

  La résolution des problèmes inverses régularisés peut être réalisée à l'aide de méthode classiques (CS) ou d'approches fondées sur l'Intelligence Artificielle (IA), en particulier l'apprentissage profond, qui permettent d'améliorer significativement les performances et la précision de la reconstruction des images IRM.

5. Limites des méthodes classiques et la motivation pour IA :

Les méthodes classiques imposent un échantillonnage a une fréquence au moins le double de la fréquence maximale du signal. En IRM, cela impose une densité minimale de lignes dans l'espace k proportionnelle à la taille de l'objet (le FOV) afin d'éviter le repliement spectral (aliasing). En cas de sous échantillonnage, cela entraine des distorsions et l'apparition de fréquence parasites, ce qui conduit à une perte d'information. Cependant, l'intelligence artificielle a dépassé ces limitations et permet de reconstruire le signal à partir de données incomplètes. [19]

5.1. Sous échantillonnage (Undersampling) et repliement(Aliasing) :

Le défi majeur de l'IRM moderne est de réduire le temps d'acquisition tout en préservant la qualité diagnostique de l'image. Cette accélération repose souvent sur le sous-échantillonnage, une pratique qui consiste à ne pas acquérir l'intégralité de l'espace k. Cependant, cette rupture avec les critères classiques de l'échantillonnage engendre un artefact majeur : le repliement. La compréhension du lien entre la densité des données acquises et l'apparition de ces artefacts est essentielle pour mettre en œuvre les méthodes de reconstruction avancées.

Repliement(Aliasing) :

Dans le cadre de l'imagerie moderne, telle que l'Imagerie Parallèle ou le Compressed Sensing, le sous-échantillonnage de l'espace k entraîne mécaniquement un repliement systématique du signal. Ce phénomène se produit car l'écart entre les lignes acquises devient trop important par rapport aux exigences du théorème de Nyquist-Shannon pour le champ de vue (FOV) choisi. Cependant, ce repliement est maîtrisé et exploité :

- En Imagerie Parallèle : On utilise la sensibilité spatiale différenciée des différentes antennes (bobines de réception) pour « déplier » mathématiquement les signaux superposés. Chaque antenne voit une portion différente de l'anatomie, ce qui permet de lever l'ambiguïté du repliement.
- En Compressed Sensing et IA : On s'appuie sur la nature parcimonieuse des images médicales. Des algorithmes itératifs ou des réseaux de neurones (IA) parviennent à reconstruire l'image finale sans artéfact en « devinant »

intelligemment les informations manquantes à partir des données acquises et de modèles de connaissances a priori.

Cette approche permet de s'affranchir des contraintes temporelles classiques tout en garantissant une qualité d'image haute-fidélité, transformant ainsi ce qui était autrefois un défaut technique en un levier majeur de performance. [20]

5.2. Apport de l'Apprentissage Profond : Accélération et Qualité

L'apprentissage profond (Deep Learning), branche avancée de l'intelligence artificielle, s'est imposé comme un levier technologique indispensable en imagerie médicale contemporaine. Son intégration dans la chaîne de reconstruction IRM répond à un double défi: la réduction drastique du temps d'acquisition et l'amélioration de la fidélité diagnostique des images.

L'impact du Deep Learning se manifeste principalement sur deux axes :

-**L'accélération des examens :** En exploitant des réseaux de neurones (tels que les CNN), il devient possible de reconstruire des images de haute résolution à partir de données fortement sous échantillonnées dans l'espace k. Cela permet de s'affranchir partiellement des contraintes temporelles liées à la physique de la résonance magnétique.

-**L'optimisation de la qualité :** Ces modèles excellent dans l'élimination des artefacts de repliement et du bruit de mesure, surpassant souvent les méthodes de reconstruction itératives classiques. En facilitant des protocoles plus rapides sans compromis sur la précision, l'apprentissage profond optimise le confort du patient et fournit aux cliniciens des outils de diagnostic plus robustes et plus précoces. [21]

6. Conclusion :

Ce chapitre a permis d'explorer la chaîne de formation de l'image IRM, du principe physique de résonance magnétique à l'encodage spatial des données dans l'espace k. Nous avons souligné que si l'IRM offre une excellente résolution contrastique, elle reste contrainte par des temps d'acquisition longs, limités par la physique des gradients et le respect du théorème de Shannon. Le recours au sous échantillonnage s'avère indispensable pour accélérer les examens, mais il génère des artefacts de repliement qui dégradent la qualité diagnostique. Pour résoudre ce problème inverse complexe, l'utilisation de méthodes de reconstruction avancées devient nécessaire. C'est dans cette perspective que le chapitre

suivant présentera l'apport de l'apprentissage profond, et plus particulièrement des réseaux de neurones convolutifs (CNN), pour restaurer et optimiser la qualité de l'image.

Chapitre 2: Compressed Sensing et Deep Learning

1.Introduction :

Le développement de l'intelligence artificielle a fortement contribué à l'évolution du domaine médical, en particulier dans le domaine de l'imagerie médicale, où elle a aidé les médecins et les radiologues à améliorer le traitement des images, à réduire les difficultés rencontrées et à faciliter la prise de décision médicale dans un temps plus court. L'image radiologique constitue ainsi une étape essentielle dans le diagnostic des maladies et l'initiation du traitement [22].

Comme nous l'avons déjà discuté dans le premier chapitre, le Deep Learning a démontré une grande efficacité dans la production d'images de haute qualité à partir de données sous-échantillonnées. La reconstruction des images en IRM a ainsi connu une évolution importante, passant des méthodes classiques vers des approches modernes basées sur le Deep Learning.

Parmi les méthodes traditionnelles, l'imagerie parallèle (Parallèle Imaging) représente une technique efficace pour accélérer l'acquisition des données dans l'espace k [23], en réduisant le nombre de lignes acquises dans la direction du codage de phase. Cependant, cette réduction conduit généralement à l'apparition d'images repliées (aliasing) [24] non exploitables en pratique clinique.

Les techniques d'imagerie parallèle partagent plusieurs caractéristiques communes. Elles reposent principalement sur le sous-échantillonnage des données de l'espace k dans la direction du codage de phase, et parfois également dans la direction volumique pour l'imagerie tridimensionnelle, dans le but de diminuer le temps d'acquisition [25]. Le degré d'accélération est exprimé par le facteur de réduction R, défini comme le rapport entre la quantité de données nécessaire pour obtenir une image complète et la quantité de données réellement acquises lors de l'acquisition accélérée [23]. Par exemple, lorsque seule une ligne sur deux est acquise dans l'espace k, le facteur de réduction est égal à 2.

Lorsque le critère de Nyquist n'est pas respecté et que le champ de vue (Field of View :FOV) devient inférieur à la taille réelle de l'objet imagé, un phénomène de repliement (aliasing) apparaît dans l'image reconstruite [26]. Afin de corriger ce problème, plusieurs algorithmes de reconstruction sont utilisés. Ces méthodes exploitent les informations de

sensibilité propres à chaque bobine de réception afin de reconstruire les données manquantes et d'obtenir une image de bonne qualité avec un champ de vue complet. [24]

Parmi les principales méthodes utilisées en imagerie parallèle figurent les techniques SENSE (Sensitivity Encoigné) décoverent par Pruessmann K.P [24]et GRAPPA (Generalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions) par Griswold M.A[25]**.**

La méthode GRAPPA agit directement sur les données sous-échantillonnées dans l'espace k [24]. Contrairement à certaines autres méthodes, GRAPPA ne nécessite pas une connaissance précise des cartes de sensibilité des radiofréquences pour la reconstruction des images pour l'analyse du bruit dans les images reconstruites. Elle repose principalement sur les lignes acquises dans l'espace k. [27]

Cette méthode utilise les lignes d'autocalibration (Auto-Calibration Signal : ACS) afin de reconstruire les lignes manquantes dans l'espace k, permettant ainsi d'obtenir des images dépliées avec une réduction des artefacts de repliement (aliasing). [27]

La méthode SENSE, elle agit directement sur les images repliées (alaisées) et est utilisée dans le domaine spatial [24]. Elle repose sur les cartes de sensibilité des bobines, représentant la relation entre l'image obtenue par chaque bobine et l'image du corps entier, afin de corriger le repliement des images et d'améliorer leur qualité. [28]

Le Compressed Sensing constitue également l'une des méthodes classiques de reconstruction en IRM. Cette technique permet de reconstruire une image complète à partir d'un nombre réduit de données grâce à des algorithmes de reconstruction avancés, tout en garantissant une bonne qualité d'image et une réduction du temps d'acquisition. Cependant, cette méthode n'est pas totalement exempte d'artefacts et de dégradations pouvant affecter la qualité finale de l'image [29].

Le Deep Learning est devenu une technique essentielle dans le domaine de la reconstruction des images par résonance magnétique (IRM) ainsi que dans l'amélioration de leur qualité. Parmi les principales avancées apparues dans ce domaine figurent :

- **Apprentissage de bout en bout (CNN) :**

Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) ainsi que les architectures U-Net sont désormais capables de transformer des données incomplètes en images de haute qualité dans un temps réduit, tout en évitant les méthodes traditionnelles complexes et coûteuses en calcul[30]. Ces approches offrent des performances nettement supérieures à celles du Compressed Sensing (CS), notamment en termes de qualité d'image, de précision, de rapidité de reconstruction et de réduction du temps de traitement. [31]

- **Réseaux d'optimisation déroulée :**

Des modèles hybrides combinant les principes physiques propres à l'imagerie par résonance magnétique et les techniques de Deep Learning, tels que les Variational Networks et MoDL [32], ont été développés afin d'améliorer la qualité de reconstruction des images. Ces approches reposent sur la simulation des étapes des algorithmes itératifs traditionnels à l'intérieur d'un réseau neuronal, permettant ainsi de réduire les artefacts et d'obtenir des reconstructions plus précises et de meilleure qualité. [33]

- **Les architectures Transformers :**

Les Transformers se distinguent par leur capacité à capturer les relations à longue portée au sein de l'image [34], ce qui permet une meilleure représentation des structures anatomiques complexes par rapport à certaines architectures CNN traditionnelles [35]. Cette capacité a favorisé leur utilisation dans la reconstruction des images par résonance magnétique (IRM). [36]

- **L'apprentissage fédéré :**

L'apprentissage fédéré est l'une des techniques de la machine Learning, plus particulièrement de l'apprentissage décentralisé. Cette approche a contribué au développement et à l'amélioration des recherches dans le domaine de la santé [37], notamment à travers l'analyse des données d'imagerie médicale et la classification des applications selon les pathologies ou les types d'images [38]. Les résultats obtenus se sont révélés largement supérieurs à ceux des méthodes classiques d'apprentissage automatique, en termes de performance, de précision et de préservation de la confidentialité des données médicales. [39]

Ces techniques ont eu un impact significatif sur les indicateurs PSNR et SSIM en augmentant leurs valeurs, ce qui contribue à améliorer la qualité des images tout en préservant les détails structurels et en réduisant les artefacts. Ainsi, elles permettent d'obtenir des images de haute résolution et plus nettes, par rapport aux méthodes traditionnelles, avec un temps de reconstruction plus court. [40]

Malgré les performances remarquables obtenues par les méthodes récentes de Deep Learning dans la reconstruction des images par résonance magnétique, ces approches présentent néanmoins certaines limitations. En effet, elles nécessitent de grandes quantités de données ainsi qu'une puissance de calcul élevée, ce qui augmente la complexité computationnelle et le temps d'entraînement [41]. Les architectures Transformers se caractérisent également par une forte consommation de mémoire et de ressources informatiques [42]. Par ailleurs, l'apprentissage fédéré peut être affecté par l'hétérogénéité de la qualité des données entre les institutions médicales ainsi que par les difficultés de coordination entre les différents systèmes [43]. De plus, les réseaux d'optimisation déroulée demeurent complexes en termes de conception et de réglage des paramètres. Par conséquent, ces limitations peuvent influencer la qualité des images reconstruites en entraînant l'apparition d'artefacts et de dégradations indésirables. [44]

ResNet constitue l'une des avancées majeures du domaine de l'apprentissage profond, ayant permis un progrès significatif dans la conception et l'optimisation des réseaux de neurones. Cette architecture a été proposée par **Kaiming He et ses collaborateurs en 2015**, en réponse aux difficultés rencontrées par les chercheurs lors du développement des réseaux de neurones convolutifs (CNN). [45]

À l'issue des expériences réalisées dans le troisième chapitre, nous avons constaté que l'architecture ResNet contribue efficacement à la reconstruction des images d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), permettant ainsi d'obtenir des images de meilleure qualité. Cette amélioration s'explique par la capacité de cette architecture à établir un équilibre plus précis entre les ressources computationnelles, la dynamique de l'apprentissage et les caractéristiques physiques de l'espace k, ce qui favorise une reconstruction plus fidèle des données acquises.

Dans ce chapitre, nous aborderons ces différentes techniques, notamment le Compressed Sensing, le Deep Learning et réseaux de neurones convolutifs et plus spécifiquement à l'architecteur de Resnet, ainsi que leur impact sur la qualité de l'image radiologique.

2.Compressed Sensing :

Le compressed sensing (CS) est l'une des techniques utilisées en IRM dans le but de réduire le temps d'acquisition en collectant un nombre limité de données tout en conservant une bonne qualité d'image [46]. Cette technique repose sur le principe selon lequel les images médicales contiennent une grande quantité de redondance et peuvent être représentées à l'aide d'un nombre réduit de coefficients significatifs dans un domaine de transformation approprié, tel que la transformée en ondelettes (Wavelet Transform) [47]. Ainsi, il n'est pas nécessaire d'acquérir l'ensemble des données présentes dans l'espace k pour obtenir des images de haute qualité [48].

Le compressed sensing (CS) consiste à acquérir des échantillons incomplets de l'espace k de manière non uniforme, tout en préservant les informations essentielles et nécessaires à la reconstruction des images [48]. Ainsi, la réduction des données entraîne l'apparition d'artefacts et de déformations. Cependant, le CS repose sur des algorithmes de reconstruction permettant de récupérer une image de haute qualité à partir de ces données incomplètes. Parmi les algorithmes les plus utilisés figurent ISTA, FISTA [49] ainsi que les méthodes basées sur la variation totale (TV). [50]

Les principes fondamentaux du Compressed Sensing sont les suivants :

2.1. L'échantillonnage aléatoire :

Ce principe consiste à acquérir les données dans l'espace k de manière partielle et aléatoire, au lieu de collecter l'ensemble des informations disponibles. Cette stratégie permet de réduire considérablement le temps d'acquisition tout en conservant les informations essentielles nécessaires à la reconstruction de l'image. De plus, l'échantillonnage aléatoire favorise la dispersion des artefacts de repliement (aliasing), ce qui facilite leur suppression lors du processus de reconstruction. [51]

2.2 La parcimonie :

Le CS repose sur le principe selon lequel une image peut être représentée par un nombre réduit de coefficients significatifs dans un domaine de transformation approprié, tel que la transformée en ondelettes (Wavelet Transform). Cette propriété de parcimonie permet de reconstruire des images de haute qualité à partir d'un nombre limité de données acquises, tout en préservant les informations essentielles et les détails importants de l'image. [52]

2.3 La reconstruction itérative:

À partir d'un nombre réduit de données acquises, le CS utilise des algorithmes de reconstruction itérative afin de restaurer les informations manquantes et d'obtenir une image de haute qualité. Ces algorithmes cherchent à assurer la cohérence entre les données mesurées dans l'espace k et la parcimonie de l'image dans un domaine de transformation approprié. Parmi les méthodes les plus utilisées figurent Iterative Soft Thresholding Algorithm(ISTA), Fast Iterative Soft Thresholding Algorithm (FISTA) et total variation minimisation**,** qui permettent d'améliorer progressivement la qualité de l'image tout en réduisant les artefacts liés au sous-échantillonnage. [50]

3. Intelligence artificielle (IA) :

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de l'informatique qui s'intéresse au développement de systèmes capables de simuler l'intelligence humaine, notamment la compréhension et l'analyse des données. Elle repose sur diverses techniques et approches mathématiques, ce qui lui permet de traiter et d'analyser de grandes quantités de données, des tâches qui nécessitaient auparavant l'intervention humaine.

L'intelligence artificielle est devenue essentielle dans le domaine de l'imagerie médicale. Elle est utilisée IRM afin d'améliorer la qualité des images et de les reconstruire en un temps réduit, surtout lorsque les informations sont incomplètes. Elle contribue également à réduire le recours aux méthodes traditionnelles de reconstruction d'images, lesquelles nécessitent généralement un temps de calcul plus long.

Parmi les disciplines importantes utilisées dans le domaine de l'intelligence artificielle figurent le machine Learning et le deep learning. Ces approches se distinguent par leur capacité à apprendre efficacement à partir des données et à reconstruire des images avec un haut niveau de précision et de clarté. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) comptent

parmi les techniques les plus utilisées, en raison de leur grande efficacité dans l'extraction des caractéristiques des images médicales.

Et c'est ce qui a fait de l'intelligence artificielle une nécessité dans le domaine médical, en raison de son efficacité dans l'amélioration du diagnostic médical et dans l'aide apportée aux médecins pour prendre des décisions plus précises. Cela est particulièrement important dans les cas qui nécessitent une analyse rapide des données, où l'IA permet de réduire le temps de traitement tout en maintenant une grande précision des résultats.

L'apprentissage profond est une branche de l'apprentissage automatique comme dans la figure (2.1) présenter Articulation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond. Il repose sur la construction de modèles computationnels inspirés de la structure neuronale du cerveau humain, appelés réseaux de neurones artificiels multicouches. Ces réseaux se distinguent par leur capacité élevée à traiter et analyser les informations de manière plus précise, grâce à l'extraction progressive de caractéristiques de plus en plus fines à chaque couche. Chaque niveau du réseau permet ainsi d'obtenir une représentation plus abstraite et plus détaillée des données, ce qui améliore considérablement la précision des résultats, notamment dans les applications liées au traitement des images, où la qualité de reconstruction et de détection est fortement améliorée [52]

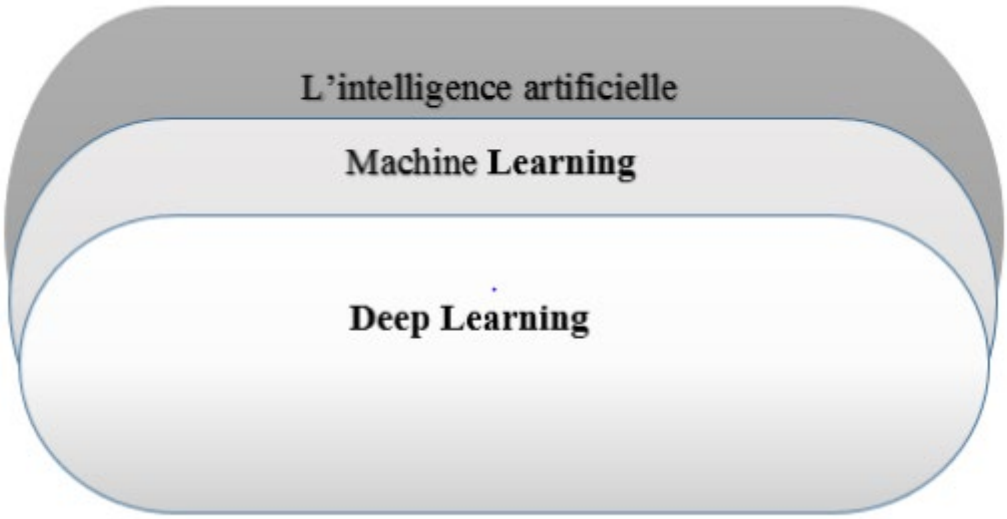


Figure 2.1 : Articulation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et L'apprentissage profond.

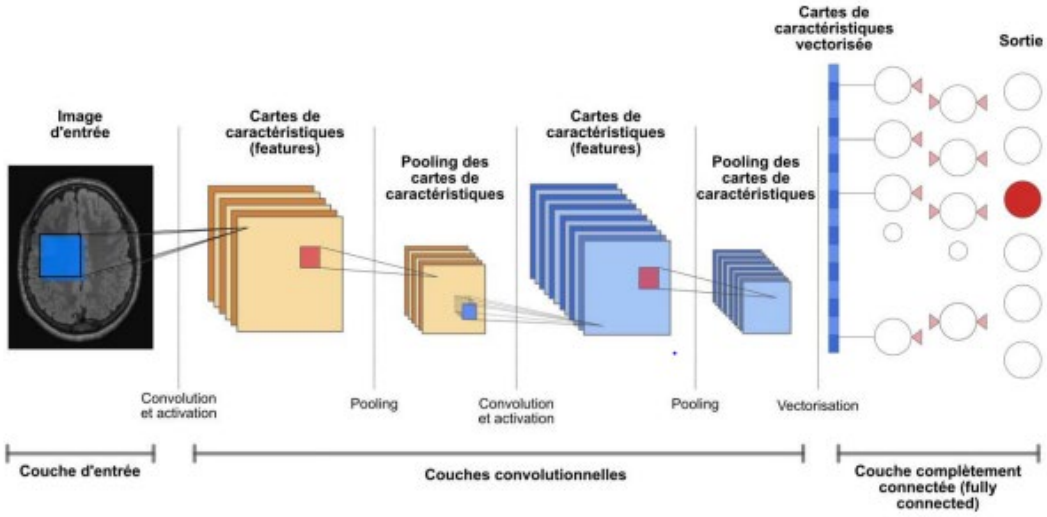
3.1. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) :

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) constituent une branche de l'apprentissage profond. Ils se distinguent par leur capacité à traiter des données à structure spatiale, en particulier les images. Les données traversent plusieurs couches au sein des CNN, où la représentation initiale de l'image est progressivement transformée en représentations plus précises et plus détaillées. Ce processus permet d'extraire, à chaque niveau du réseau, des caractéristiques importantes de l'image, améliorant ainsi la qualité de l'analyse et de l'interprétation. [53]

L'architecture de ces réseaux s'inspire des schémas de connexion du système visuel humain, où les neurones artificiels sont organisés de manière à permettre une compréhension et une analyse globale des informations visuelles.

Comparés aux techniques traditionnelles, qui nécessitent souvent un traitement partiel des données visuelles ou l'utilisation d'images tronquées ou de faible résolution, les réseaux de neurones convolutifs se révèlent plus efficaces pour analyser les images dans leur globalité, ce qui améliore les performances dans diverses tâches liées aux images.

Ces modèles sont composés de plusieurs types de couches, notamment : la couche de convolution (Convolution), la couche de pooling, la fonction d'activation(ActivationFunction) et la couche entièrement connectée (Fully Connected), afin de produire les résultats Comme figure(2.2) présenter principe de fonctionnement d'un réseau de neurones convolutifs , À mesure que les données traversent ces couches, la complexité du réseau augmente progressivement[55], ce qui lui permet de couvrir une plus grande partie de l'image et d'extraire des caractéristiques de plus en plus complexes.



La figure 2.2 : Schéma général de principe de fonctionnement d'un réseau de neurones convolutifs.

- **La couche de convolution :**

La couche de convolution (Convolution Layer) est l'une des couches fondamentales des réseaux de neurones convolutionnels (CNN). Elle est largement utilisée dans le traitement des images et l'analyse des données visuelles, notamment dans le domaine de l'imagerie médicale. Cette couche consiste à faire passer de petits filtres (figure2.3) sur l'image de manière glissante et organisée afin d'extraire les caractéristiques importantes telles que les bords, les angles, les textures et les formes. Ce processus repose sur le déplacement du filtre pas à pas (Stride), et à chaque position une opération de multiplication et d'addition est effectuée entre les valeurs du filtre et celles de l'image. Le résultat obtenu et appelé carte de caractéristiques (Feature Map), qui représente les informations importantes extraites de l'image. Cette couche vise à réduire la complexité des données tout en conservant les informations essentielles, ainsi qu'à extraire automatiquement les caractéristiques sans intervention humaine, ce qui permet au modèle de mieux comprendre les images avec une plus grande précision.

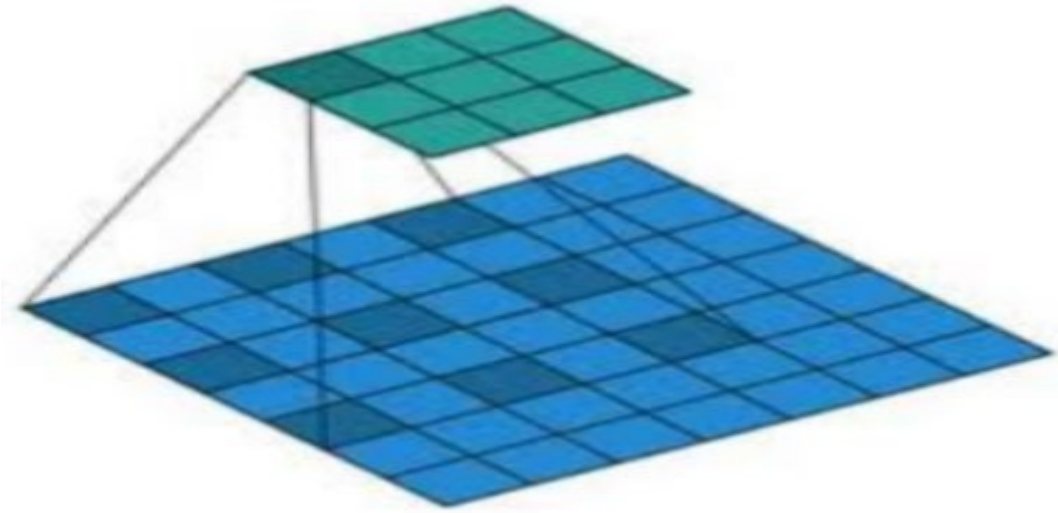


Figure2.3 : Illustration de l'opération de convolution.

- **Les couches de pooling** :

Les couches de pooling constituent des éléments essentiels dans les réseaux de neurones profonds et sont généralement placées après les couches de convolution. Leur rôle principal consiste à réduire les dimensions spatiales des données issues des couches de convolution, en diminuant le nombre de pixels de moitié, ce qui permet de réduire la quantité de données traitées.

Ces couches fonctionnent en regroupant les informations selon une méthode spécifique, soit en sélectionnant la valeur maximale, soit en calculant la valeur moyenne à l'intérieur d'une petite fenêtre de taille 2×2 pour chaque groupe de données. Le Max Pooling est le plus couramment utilisé, car il permet de conserver les informations et les caractéristiques les plus importantes de l'image tout en réduisant les détails moins utiles.

L'opération de pooling contribue également à améliorer l'efficacité du modèle et à accélérer le traitement des données. Elle renforce aussi la capacité du réseau neuronal à généraliser et à reconnaître différents motifs avec une meilleure précision, en fournissant aux couches suivantes des caractéristiques plus pertinentes et plus claires.

- **Les fonctions d'activation :**

Les fonctions d'activation (Activation Functions) sont des fonctions mathématiques intégrées aux réseaux de neurones artificiels, généralement appliquées juste après les couches de convolution (Convolution). Leur rôle principal est d'introduire la non-linéarité dans le modèle, ce qui permet au réseau d'apprendre des relations complexes entre les données au lieu de se limiter à des relations linéaires simples. Ces fonctions constituent un élément essentiel dans la construction des réseaux neuronaux, car elles améliorent la capacité du modèle à comprendre et à généraliser. Parmi les fonctions d'activation les plus utilisées, on trouve ReLU et Soft Max.

- **La fonction ReLU :**

La fonction ReLU est l'une des fonctions d'activation les plus utilisées dans les réseaux de neurones convolutifs (CNN) grâce à sa simplicité et à sa rapidité de calcul. Elle consiste mettre toutes les valeurs négatives à zéro, tandis que les valeurs positives sont conservées telles quelles comme présenter dans la figure2.4, ce qui contribue à améliorer les performances du modèle et à accélérer le processus d'apprentissage.

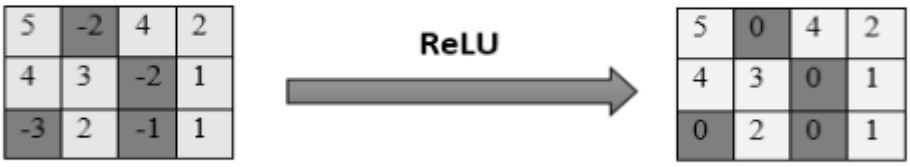


Figure 2.4 : principe de RELU.

- **Couche entièrement connectée (FC) :**

Après la convolution et le pooling, la couche FC joue le rôle de la dernière couche dans le réseau. Chaque nœud de cette couche est connecté à tous les nœuds de la couche précédente, ce qui signifie qu'elle utilise toutes les informations et les données extraites précédemment. Ces informations sont utilisées pour effectuer des tâches spécifiques telles que la classification d'images. Le nombre de cellules dans cette couche est déterminé par la taille de la tâche à accomplir, comme le nombre de catégories dans la classification d'images. Elle est suivie par la fonction SoftMax pour produire les résultats finaux de la classification, où la catégorie avec la plus haute probabilité est choisie comme classification modèle pour l'image traitée.

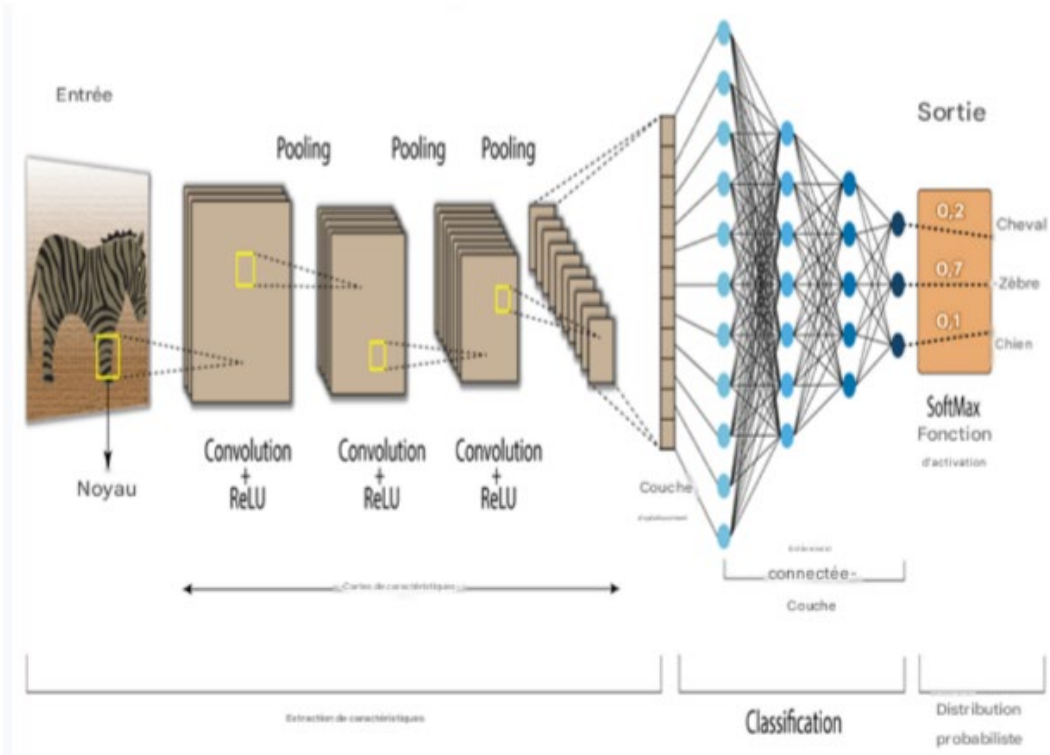


Figure 2.5 : Réseaux de neurones convolutifs (CNN).

Contrairement aux réseaux de classification classiques qui se terminent par des couches entièrement connectées suivies d'une fonction Softmax, les modèles de reconstruction d'images à partir de données de l'espace k nécessitent de préserver la structure spatiale des données tout au long du traitement. Dans ce contexte, l'architecture ResNet est utilisée pour

faciliter l'apprentissage de représentations profondes tout en maintenant l'information spatiale, grâce à ses connexions résiduelles. Les détails de cette architecture seront présentés dans la section suivante.

3.2. ResNet :

Avant l'apparition de ResNet, il était largement admis que l'augmentation du nombre de couches d'un réseau entraînait nécessairement une amélioration des performances du modèle, en raison de la capacité des réseaux profonds à extraire des caractéristiques plus complexes et plus abstraites.

Cependant, les expérimentations ont montré que les réseaux très profonds souffrent d'un problème appelé dégradation des performances [48], où la performance du modèle diminue lorsque la profondeur augmente, au lieu de s'améliorer, même en l'absence de surapprentissage (overfitting).

Ce phénomène est principalement dû à la difficulté d'entraînement des réseaux profonds, causée par une mauvaise propagation des gradients entre les couches lors de la phase de rétropropagation (backpropagation).[49]

Afin de résoudre cette problématique, ResNet a introduit le concept d'apprentissage résiduel. Cette approche repose sur l'idée qu'il est plus facile pour le réseau d'apprendre les variations ou les différences entre les entrées et les sorties que d'apprendre directement la transformation complète. Pour ce faire, ResNet utilise des connexions résiduelles**,** également appelées connexions de saut**,** qui permettent de transmettre l'information directement entre les couches en contournant certaines couches intermédiaires. Ce principe est exprimé par la relation mathématique suivante :

$$H(x)=F(x)+x \qquad (2.1)$$

Où x représente l'entrée initiale, F(x) la fonction apprise par les couches convolutives, et H(x) la sortie finale du bloc résiduel comme présenter dans la figure 2.6 :

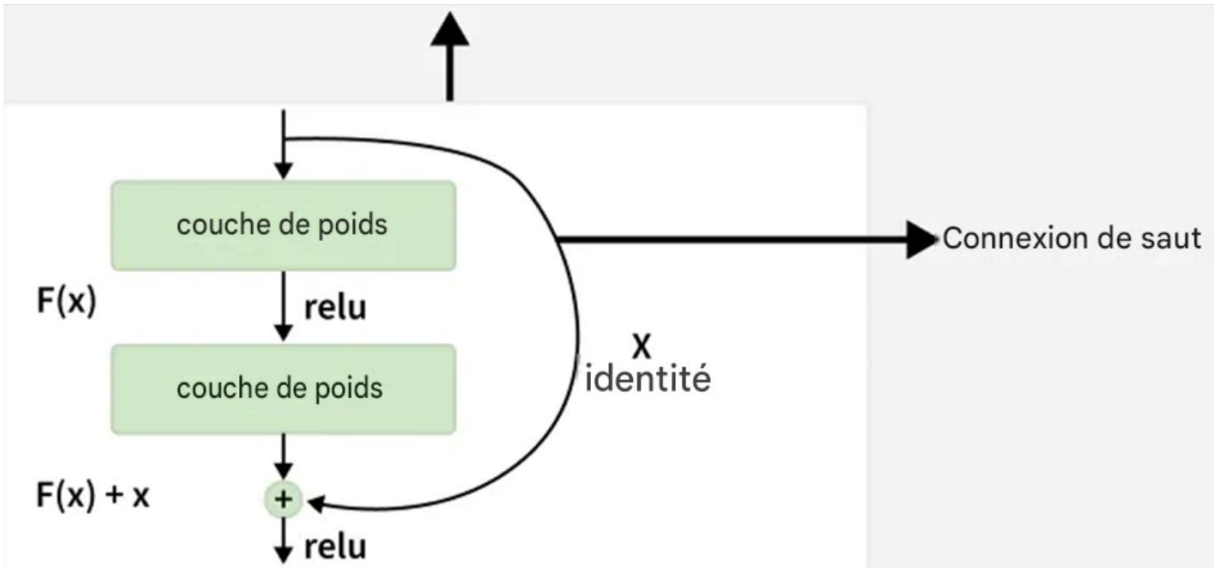


Figure 2.6 : Structure d'un bloc résiduel dans l'architecture ResNet.

Cette architecture favorise une meilleure propagation des gradients au cours de l'entraînement, ce qui réduit les difficultés liées à l'apprentissage des réseaux profonds. Par conséquent, elle permet de construire des réseaux comportant plusieurs dizaines, voire plusieurs centaines de couches, sans subir de dégradation des performances. Cette capacité a largement contribué au succès de ResNet dans de nombreuses applications de vision par ordinateur et d'imagerie médicale. [47]

ResNet est composée d'un ensemble de blocs résiduels, qui constituent l'unité fondamentale de son architecture. Chaque bloc est généralement formé de deux ou trois couches de convolution, suivies de couches de normalisation par lots et de fonctions d'activation de type ReLU comme dans la figure2.7 présenter structure blocs résiduels. La particularité de ce bloc réside dans le fait que la sortie des couches convolutives est combinée avec l'entrée principale du bloc à l'aide d'une opération d'addition élément par élément. Cette opération présente l'avantage d'être simple sur le plan computationnel et de ne pas nécessiter un nombre important de paramètres supplémentaires. Par conséquent, elle permet de construire des réseaux beaucoup plus profonds sans augmenter significativement la complexité calculatoire, tout en améliorant la stabilité et les performances de l'apprentissage. [56]

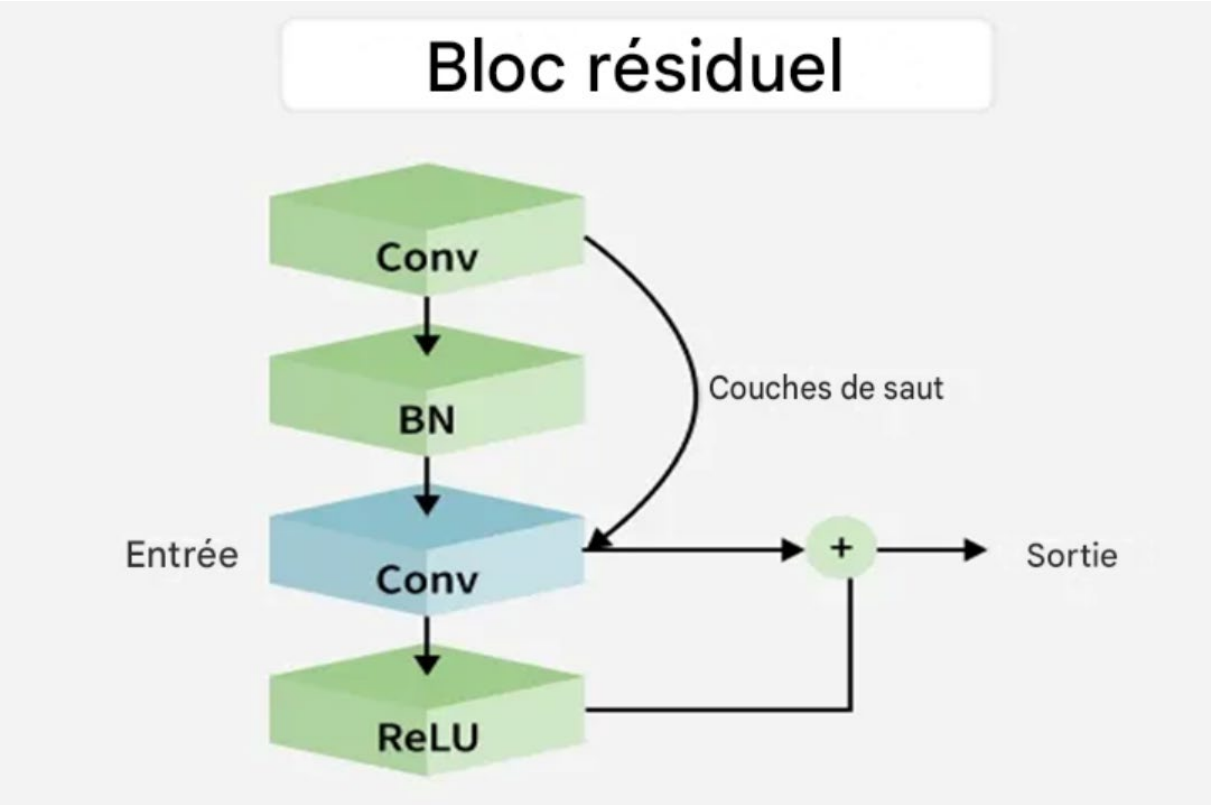


Figure2.7 : La structure d'un bloc résiduel.

Plusieurs versions de **ResNet** ont été proposées, chacune se distinguant par le nombre de couches et le degré de complexité de son architecture. Parmi les plus connues, on trouve **ResNet-18** et **ResNet-34**, qui reposent sur des **blocs résiduels simples.** En revanche, les architectures plus profondes telles que **ResNet-50**, **ResNet-101** et **ResNet-152** utilisent une structure dite **bottleneck [57]**, dans laquelle chaque bloc est composé de trois couches de convolution. Cette conception vise à réduire le nombre de paramètres tout en accélérant le processus d'entraînement, tout en maintenant de hautes performances. Ainsi, cette architecture permet de construire des réseaux extrêmement profonds, dépassant parfois plusieurs centaines de couches, sans entraîner de dégradation significative de l'apprentissage. [58]

ResNet a permis des avancées significatives grâce à sa capacité à préserver les informations à différents niveaux de représentation simultanément. En effet, dans les réseaux de neurones traditionnels, les informations importantes peuvent être progressivement atténuées ou perdues lors de leur propagation à travers les différentes couches. En revanche,

les connexions résiduelles facilitent le passage direct de l'information entre les couches, tout en conservant les détails fins et la qualité des caractéristiques extraites. Ainsi, contrairement aux réseaux classiques, l'augmentation de la profondeur dans ResNet contribue généralement à améliorer les performances du modèle. Par conséquent, ResNet constitue une architecture de référence ayant servi de base à de nombreux modèles profonds modernes, tels que DenseNet, ResNeXtet d'autres architectures dérivées**. [**52**]**

Dans le domaine médical, et plus particulièrement dans IRM, ResNet est utilisée pour extraire des caractéristiques profondes à partir d'images de faible qualité, souvent dues à un sous-échantillonnage des données dans l'espace. Par conséquent, elle permet de reconstruire des images beaucoup plus proches des images de référence. Les connexions résiduelles jouent un rôle essentiel dans la préservation des détails fins, ce qui contribue à améliorer la qualité des images et à réduire les erreurs introduites lors du processus de reconstruction. [53]

ResNet se distingue par sa capacité à s'intégrer efficacement avec d'autres techniques modernes, telles que le Compressed Sensing et les réseaux antagonistes génératifs (GANs)[54]

ResNet est considérée comme une base et une référence fondamentale dans le développement de nombreuses techniques dans IRM, grâce à ses performances élevées et à son efficacité dans l'étude et le traitement des réseaux de neurones très profonds.

4.Conclusion :

Ces techniques de reconstruction d'images, notamment le Compressed Sensing et le Deep Learning, sont devenues des outils essentiels dans le domaine de l'imagerie par résonance magnétique, grâce à leur capacité à améliorer la qualité des images tout en réduisant le temps d'acquisition et de reconstruction. Dans ce chapitre, nous avons présenté les concepts fondamentaux liés au Compressed Sensing et au Deep Learning, en mettant particulièrement l'accent sur les réseaux neuronaux convolutifs (Convolutional Neural Networks – CNN- ResNet),), qui jouent un rôle important dans l'amélioration de la qualité des images IRM. Dans le chapitre suivant, nous présenterons l'application de la méthodologie proposée, ainsi que sa mise en œuvre expérimentale et l'évaluation des résultats obtenus.

Chapitre 3: Reconstruction d'images IRM par Compressed Sensing et réseaux ResNet

1.Introduction :

Ce chapitre est consacré à l'étude systématique et à l'optimisation des différents paramètres influençant la reconstruction d'images IRM par notre réseau convolutif résiduel. Nous y analysons d'une part l'impact des hyper paramètres liés à l'entraînement et à la structure du modèle, notamment le volume de la base de données, la profondeur de l'architecture (nombre de filtres) et la taille du batch, et d'autre part, l'effet de la dynamique d'apprentissage au fil des époques.

De surcroît, une analyse comparative approfondie des stratégies de masquage appliquées dans l'espace-k est présentée. Cette étude évalue l'influence directe de la nature du masque (aléatoire uniforme versus densité variable) ainsi que de son taux de sous-échantillonnage (25 %, 50 % et 75 %) sur la conservation des informations fréquentielles.

Enfin, les performances du modèle proposé seront évaluées à travers des analyses tant qualitatives que quantitatives. L'évaluation qualitative portera sur l'inspection visuelle des images reconstruites et la caractérisation des artefacts résiduels. L'évaluation quantitative reposera, quant à elle, sur des métriques de référence telles que le PSNR, le SSIM, permettant de mesurer objectivement la fidélité des images reconstruites par rapport aux vérités terrains.

2. Base de donnée :

Pour évaluer et valider les performances de notre méthode de reconstruction proposée dans ce travail, nous avons exploité la base de données publique et standardisée **Calgary-Campinas Public Dataset**. Cette ressource présente plusieurs avantages :

1. Elle est spécifiquement dédiée à la reconstruction IRM cérébrale, en adéquation avec les objectifs de notre recherche.
2. Elle propose des volumes de données plus accessible sans compromettre l'utilité clinique.
3. Elle inclut des données de référence adaptées à une évaluation significative des performances.

La base de données 'Calgary-Campinas' comprend des images IRM cérébrales pondérées en T1 en trois dimensions (3D), accompagnées de masques de segmentation ainsi que des données brutes correspondantes du l'espace k. La base de donnée est organisée en deux sous-ensembles distincts :

- La collection **cc359**, contenant des images reconstruites destinées aux tâches de segmentation ;
- Le dépôt de données brutes, comprenant des acquisitions k-space multi-coils et single-coil.

Dans le cadre de nos expériences de reconstruction IRM, nous avons utilisé spécifiquement les données **single-coil k-space** issues de la base de donnée brut. Ce choix repose sur deux motivations principales :

1. La configuration single-coil offre un cadre d'implémentation plus simple pour notre étude de preuve de concept.
2. Elle évite l'estimation des sensibilités des bobines ainsi que les autres complexités associées aux pipelines de reconstruction multi-coils.

La base de donnée single-coil k-space comprend 35 scans IRM cérébraux T1 3D entièrement échantillonnés, acquis à l'aide d'un scanner **3T GE Discovery MR750** équipé d'une bobine tête à 12 canaux. Les données ont été converties en format single-channel grâce au pipeline de reconstruction **GE Orchestra Toolbox**.

Les données multi-coils originales ont été transformées en combinant les cartes de sensibilité normalisées des bobines afin d'obtenir des images complexes, puis reconverties en k-space single-channel avec une résolution de 256×256.

La base de donnée est organisée en :

- Trois fichiers d'entraînement contenant 25 sujets (4 524 slices),
- Un fichier de validation contenant 10 sujets (1 700 slices).

Cette organisation constitue un benchmark adapté à notre recherche tout en évitant les complexités liées aux acquisitions multi-coils.

Dans notre implémentation, nous avons fusionné toutes les partitions d'entraînement avant d'appliquer une division 80-20 entre les ensembles d'apprentissage et de validation (3 619 slices pour l'entraînement contre 905 slices pour la validation).

En raison des contraintes matérielles, nous avons travaillé sur un sous-ensemble représentatif de 170 à 510 matrices d'espace-k, Cette stratégie permet de préserver la diversité des données grâce à un échantillonnage stratifié.

3.Matériel et méthodes :

Dans le cadre de ce travail, nous avons utilisé la plateforme d'exécution **Kaggle**, qui offre un environnement collaboratif intégré dédié aux projets de machine learning et de deep learning. Cette plateforme met à disposition des ressources de calcul performantes, notamment des GPU accélérés de type **NVIDIA T4/P100**, des processeurs **Intel Xeon à 2 cœurs**, environ **13 Go de mémoire RAM** ainsi qu'un espace de stockage SSD pouvant atteindre **100 Go**.

Kaggle intègre également les notebooks **Jupyter** avec des frameworks de deep learning préinstallés tels que **TensorFlow** et **PyTorch**, ainsi qu'un environnement Python entièrement configuré. Cette infrastructure facilite le développement, l'entraînement et l'évaluation des modèles tout en garantissant une meilleure reproductibilité des expériences.

L'utilisation de cette plateforme s'est révélée particulièrement adaptée à notre étude de reconstruction d'images IRM. En effet, elle nous a permis de contourner les limitations matérielles locales, d'accélérer les phases d'expérimentation et de bénéficier d'un accès direct à des bases de données médicaux ainsi qu'à des ressources partagées par la communauté scientifique. De plus, les outils collaboratifs et les métriques intégrées proposés par Kaggle ont facilité l'analyse et la comparaison des performances des modèles développés.

Les sections suivantes détaillent les spécifications de la configuration système (matérielle) mobilisée, ainsi que l'environnement logiciel (pile applicative) structurant nos développements.

3.1. Configuration système :

Compte tenu de la complexité architecturale des modèles de Deep Learning développés et de la taille conséquente des tenseurs de l'espace k de la base de données, les phases d'entraînement et de validation ont requis une puissance de calcul hautement parallélisée. À cet effet, nous avons configuré et exploité l'environnement matériel distant fourni par la plateforme d'exécution Kaggle, dont les spécifications techniques sont les suivantes :

- **Système d'exploitation** : Windows 10 Professional 64-bits
- **Processeur**: Intel(R) Core(TM) i5-6300U CPU @ 2.40GHz, 2496 MHz, 2 cœur(s), 4 processeur(s) logique(s)
- **RAM**: 8.00 Go
- **Stockage**: 238.46 Go SSD
- **GPU**: Intel® HD Graphics 520

3.2. Environnement Logiciel :

La mise en œuvre technique repose sur le langage Python 3.11 comme environnement principal, avec TensorFlow 2.15 (backend CUDA 12.4) servant de framework central pour la conception, l'entraînement et l'inférence des modèles d'apprentissage profond. Les bibliothèques de calcul scientifique incluent NumPy pour la manipulation efficace des tableaux multidimensionnels, les opérations sur l'espace-k à valeurs complexes et les transformations de Fourier rapides (FFT/IFFT), ainsi que Matplotlib pour la visualisation complète des masques d'échantillonnage, des résultats de reconstruction et des dynamiques d'apprentissage. L'évaluation quantitative emploie scikit-image pour les métriques standards de qualité d'image, notamment l'Indice de Similarité Structurelle (SSIM) et le Rapport Signal-sur-Bruit (PSNR).

Le module personnalisé de sous-échantillonnage de l'espace-k implémente des stratégies de masquage aléatoire uniforme et à densité variable, intégrées au pipeline de données TensorFlow via tf.data. Base de donnée pour un traitement par lots efficace, une gestion mémoire optimisée et une augmentation dynamique pendant l'entraînement. Les mécanismes de sauvegarde de modèles et d'arrêt anticipé sont pilotés par les callbacks natifs de Keras, assurant la préservation des poids optimaux et la prévention du sur apprentissage. Cette combinaison de bibliothèques scientifiques éprouvées et d'outils dédiés à l'imagerie médicale garantit à la fois l'efficacité computationnelle et la reproductibilité méthodologique, tout en maintenant une compatibilité totale avec les protocoles standards de reconstruction IRM et les benchmarks d'évaluation dans le domaine du Compressed Sensing.

Pour briser la cohérence des artefacts induits par le sous-échantillonnage, différentes géométries de masques peuvent être appliquées dans l'espace k.

4.Stratégies de sous-échantillonnage et processus d'accélération :

Deux méthodes d'échantillonnage sont couramment utilisées en IRM compressée:

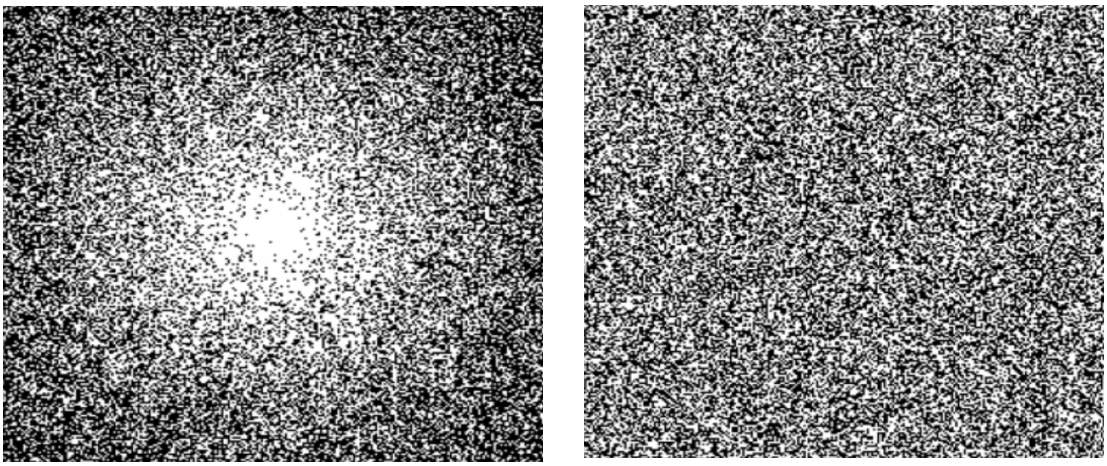
- **Échantillonnage aléatoire (*Random Mask*) :**

Il s'agit d'une stratégie d'échantillonnage qui attribue la même probabilité à chaque point de l'espace fréquentiel spatial (k-space) d'être sélectionné, indépendamment de sa position, qu'il soit situé au centre ou aux extrémités.

- **Échantillonnage à densité variable (*Variable Density Mask*) :**

Il s'agit d'une stratégie d'échantillonnage intelligente qui accorde une probabilité plus élevée aux points proches du centre du l'espace k (basses fréquences) et réduit progressivement cette probabilité vers les bords correspondant aux hautes fréquences.

La figure 3.1 illustre les masques adoptés dans cette étude, la figure 3.1.a et b représentent respectivement le masque aléatoire uniforme et masque VD.



a b

Figure 3.1 : a. masque VD, b. masque aléatoire uniforme.

L'application des masques de sous-échantillonnage produit des données prêtes pour la reconstruction, mais leur intégration directe dans des modèles de Deep Learning pose un défi majeur lié à la grande variabilité d'amplitude des signaux RMN. De plus, contrairement aux images conventionnelles, le signal RMN est une quantité complexe contenant une information de phase critique pour la qualité de la reconstruction. Afin de standardiser les données tout en protégeant cette composante physique, nous avons mis en œuvre une approche dédiée.

5.Normalisation préservant la phase :

En raison de la nature complexe des données d'espace *k* en IRM, une stratégie de normalisation globale basée sur la division par l'amplitude maximale enregistrée dans l'ensemble complet des données a été adoptée. Cette opération est formulée mathématiquement par la relation :

$$X\ norm = X/(max(|X|) + \varepsilon) \qquad (3.1)$$

Où :

- **Xnorm** : représente les données du *k-space* après normalisation.
- **X** : désigne les données originales du *k-space* avant normalisation.
- **|X|**: correspond au module (ou amplitude) des données complexes du *k-space*.
- **max(|X|)** : représente la valeur maximale de l'amplitude calculée sur l'ensemble des données.
- **ε**: est une constante de stabilité numérique (généralement $\varepsilon=10^{-8}$) ajoutée afin d'éviter toute division par zéro lors du processus de normalisation.

Cette procédure permet de limiter les valeurs des données dans l'intervalle [−1,1] pour les composantes réelle et imaginaire, améliorant ainsi la stabilité des algorithmes d'optimisation par descente de gradient dans les réseaux neuronaux et homogénéisant les variations entre les différents échantillons cliniques.

Le choix de cette normalisation est crucial car le dénominateur (max(|X|) + ε) est un scalaire strictement réel et positif. En géométrie des nombres complexes, diviser un nombre X par un réel positif modifie sa magnitude (sa longueur) mais laisse son orientation inchangée. Par conséquent, cette opération préserve intégralement l'angle de phase original du signal :

$$Arg(Xnorm) = arg(X) \qquad (3.2)$$

Où :

- **Xnorm**: représente les données du *k-space* après l'opération de normalisation.
- **X**: désigne les données complexes originales du *k-space* avant normalisation.
- **arg(Xnorm)**: représente la phase des données normalisées du *k-space*.
- **arg(X)**: correspond à la phase des données originales du *k-space*.
- **arg(.)** : désigne l'opérateur d'argument d'un nombre complexe, c'est-à-dire son angle de phase.

Ce maintien de la phase constitue une condition mathématique et physique essentielle en IRM. En effet, l'information de phase est indispensable pour garantir la précision de la reconstruction spatiale lors de l'application de la transformée de Fourier inverse (IFFT), évitant ainsi toute distorsion structurelle ou artéfact sur les images anatomiques finales.

6. Stratégie d'entraînement du modèle :

Une fois les données de l'espace k ainsi normalisées et leurs propriétés géométriques préservées, elles sont injectées dans le pipeline d'apprentissage. Ce pipeline repose sur une architecture de réseau neuronal convolutif résiduel (*Residual CNN*) spécialement conçue pour la reconstruction des données d'espace k sous-échantillonnées. Le réseau débute par une phase d'extraction progressive des caractéristiques (16→32→64 filtres), suivie de trois blocs résiduels (*Residual Blocks*) comportant chacun 64 filtres. Les connexions de saut (*Skip Connections*) assurent une propagation stable des gradients et limitent le phénomène de disparition des gradients dans les couches profondes.

Une architecture de type *Bottleneck* est ensuite appliquée afin de compresser la représentation interne jusqu'à 16 canaux avant la phase de ré-expansion, ce qui améliore à la fois l'efficacité computationnelle et la capacité de généralisation du modèle. L'architecture se termine par une connexion résiduelle globale (*Global Residual Connection*) contraignant le réseau à apprendre uniquement la différence (artefacts et bruit) entre l'entrée dégradée et la référence complète, selon la relation :

$$\hat{X} = X_{input} + F_\theta(X_{input}) \qquad (3.3)$$

Où :

- **$\hat{X}$** : représente la sortie du réseau, c'est-à-dire le *k-space* reconstruit ou corrigé.
- **Xinput** : désigne les données d'entrée du réseau, correspondant au *k-space* sous-échantillonné ou dégradé.
- **$F_\theta(X_{input})$** : représente la fonction apprise par le réseau neuronal, paramétrée par les poids **θ**, qui estime les informations manquantes ainsi que les artefacts à corriger.
- **θ** : ensemble des paramètres (poids et biais) appris lors de la phase d'entraînement.
- **+** : correspond à la connexion résiduelle (*Residual Connection* ou *Skip Connection*) qui ajoute directement l'entrée à la correction prédite par le réseau.

Les poids du réseau sont initialisés à l'aide de la distribution *He Normal*, adaptée à la fonction d'activation *LeakyReLU* (α=0.1), afin de préserver des gradients non nuls dans les régions de faible intensité de l'espace k.

La base de données est divisée en 80% pour l'entraînement et 20% pour la validation, avec une graine aléatoire fixée 'random_state=42' afin de garantir la reproductibilité des expériences. L'optimiseur *Adam* est utilisé avec un taux d'apprentissage initial de 10^{-3}, réduit à 5×10^{-4} après 15 époques grâce à une stratégie de *learning rate scheduling* permettant un ajustement plus fin et une meilleure stabilité de convergence.

La taille du batch a été fixée à 2 en raison du coût computationnel élevé des données 4D. Enfin, l'entraînement du modèle est réalisé sur 100 époques en utilisant une fonction de perte hybride (*mixed_loss_improved*) ainsi que la métrique *MAE* pour assurer un suivi stable des performances du réseau.

7.Evaluation des paramètres :

Afin de mesurer objectivement les performances du modèle ainsi entraîné et de quantifier la fidélité des images reconstruites par rapport aux images de référence, plusieurs critères de qualité ont été évalués :

- **Rapport signal/bruit :**

Le rapport signal sur bruit (*Signal-to-Noise Ratio – SNR*) constitue un paramètre essentiel dans l'évaluation de la qualité des images. Il traduit la relation entre l'intensité du signal utile et le niveau de bruit parasite présent dans l'image. Il est exprimé en décibels (dB) et défini comme le rapport entre la valeur moyenne du signal et l'écart-type du bruit de fond.

$$PSNR = 10.\log10((L\hat{}2) /MSE) \qquad (3.4)$$

Où :

- L représente la valeur maximale possible d'un pixel.
- MSE désigne l'erreur quadratique moyenne (*Mean Squared Error*).

Dans le contexte du *PSNR*, une valeur élevée indique une meilleure qualité de reconstruction ainsi qu'une plus grande fidélité de l'image reconstruite par rapport à l'image de référence.

- **Indice de similarité structurelle (SSIM) :**

L'Indice de Similarité Structurelle (SSIM) est une métrique perceptuelle conçue pour évaluer la qualité d'image en modélisant la perception visuelle humaine. Contrairement au PSNR qui compare les pixels individuellement, le SSIM analyse les variations structurelles entre deux images selon trois composantes : la luminance (l), le contraste (c)et la structure (s).

8.Processus méthodologique :

Cette section présente notre approche hybride, intégrant l'architecture résiduelle profonde (*ResNet*) à la méthode classique de compression et de reconstruction des données afin d'améliorer la qualité des images IRM reconstruites.

La figure 3.2 synthétise l'ensemble des étapes décrites ci-dessus, offrant une représentation claire et organisée de la méthodologie globale. Elle illustre le processus global adopté pour la reconstruction des images IRM sous-échantillonnées à l'aide d'un réseau neuronal profond de type ResNet. Le processus débute par le chargement de la base de données contenant les données IRM dans le domaine fréquentiel. Une étape de normalisation est ensuite appliquée afin d'homogénéiser les valeurs des données et d'améliorer la stabilité de l'apprentissage du réseau neuronal.

Par la suite, un sous-échantillonnage de *l'espace k* est réalisé à l'aide de deux stratégies de masquage : un masque uniforme aléatoire (*random mask*) et un masque à densité variable (*Variable Density Mask*), permettant de réduire le nombre d'échantillons acquis et donc le temps d'acquisition IRM. Les données sont ensuite divisées en deux ensembles : 80 % pour l'entraînement du modèle et 20 % pour la validation.

Les données sous-échantillonnées sont introduites dans l'architecture ResNet, conçue pour apprendre les informations manquantes et réduire les artefacts de reconstruction grâce aux connexions résiduelles. Après la phase de compilation, une fonction de perte adaptée est utilisée afin d'optimiser le processus d'apprentissage. Le réseau est ensuite entraîné pendant plusieurs époques jusqu'à atteindre le nombre maximal fixé (100 époques dans notre cas).

Enfin, les performances du modèle sont évaluées qualitativement par inspection visuelle des images reconstruites, et quantitativement à l'aide des métriques PSNR et SSIM, permettant de mesurer respectivement la fidélité et la similarité structurelle des images reconstruites par rapport aux images de référence.

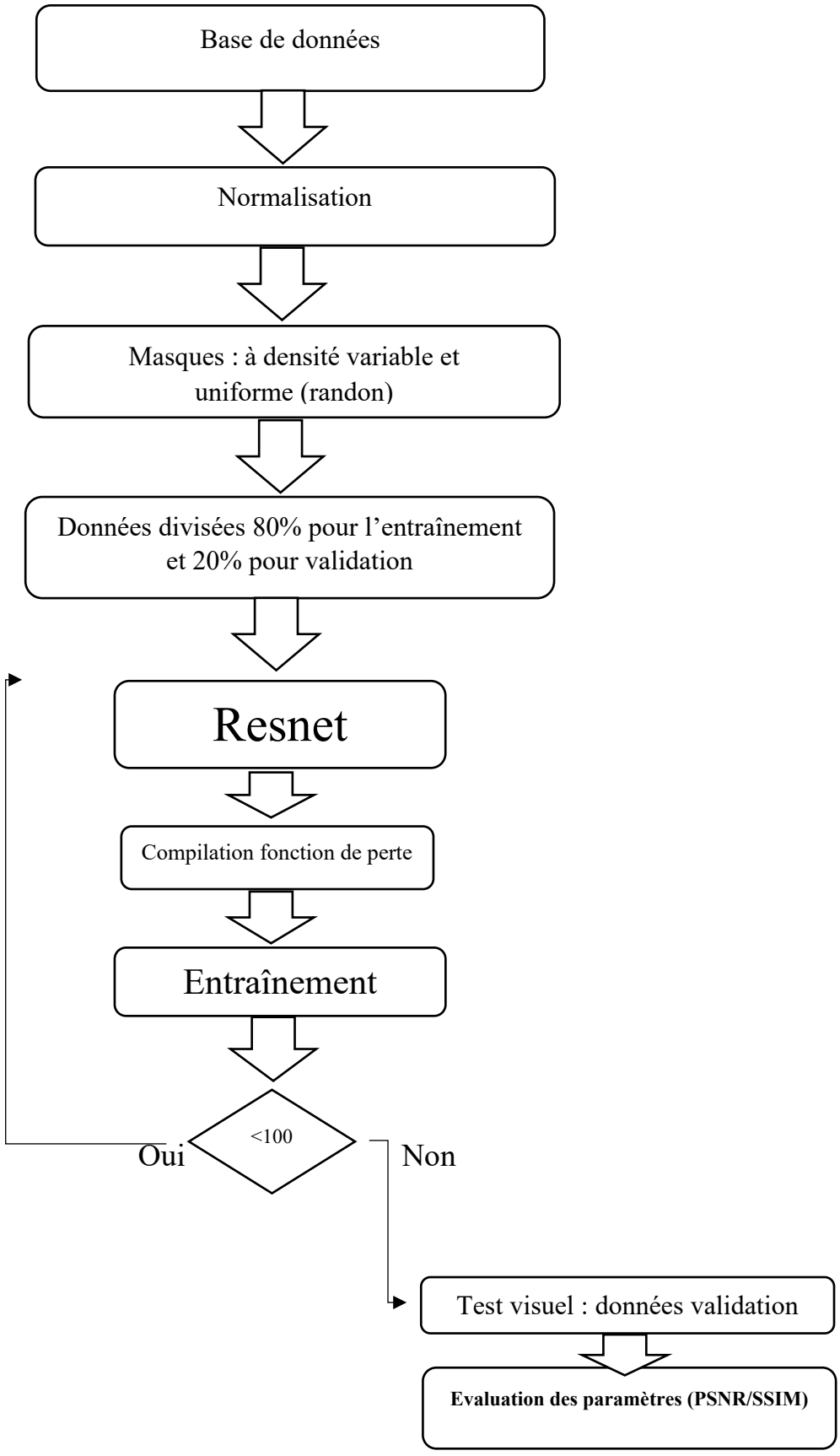


Figure 3.2: Organigramme de la méthodologie globale.

Après avoir finalisé la phase d'apprentissage du modèle sur la base de données, la section suivante est dédiée à la présentation et à l'analyse des résultats obtenus.

9.Validation expérimentale et Performances :

Afin d'évaluer l'impact des choix de conception sur la qualité de la reconstruction des images IRM, une étude comparative a été menée. Cette analyse s'articule autour de six axes principaux : la nature de la base de données, la profondeur de l'architecture, le batch size, la dynamique de l'entraînement au fil des époques, la stratégie de sous-échantillonnage ‘type de masque’ et le taux de sous-échantillonnage.

Avant de détailler ces quatre axes d'analyse, il convient de présenter la configuration de l'architecture et le protocole expérimental retenus pour nos simulations.

9.1. Configuration et protocole expérimental :

La mise en œuvre pratique de notre approche de reconstruction repose sur un protocole expérimental rigoureux, conçu pour équilibrer la représentativité physique des données IRM et la stabilité de l'apprentissage profond. Les choix de configuration sont détaillés ci-dessous :

- **Configuration de l'architecture :**

  Le réseau convolutif résiduel (Residual CNN) adopte une structure hiérarchique progressive utilisant des couches successives de 64, 128 et 256 filtres. En opérant directement sur les données complexes de l'espace k, cette augmentation graduelle du nombre de filtres permet au modèle de capturer et de lier d'abord des corrélations locales entre les coefficients fréquentiels voisins, puis d'extraire des dépendances multi-échelles plus complexes (combinant basses et hautes fréquences). Cette hiérarchie est essentielle pour interpoler correctement les lignes manquantes du k-espace sous-échantillonné et restituer l'intégralité du spectre fréquentiel avant la reconstruction.

- **Hyperparamètres d'entraînement :**

  L'apprentissage du réseau est réalisé sur un total de 100 époques, une durée empiriquement validée pour observer la convergence de la fonction de perte sans risquer le surapprentissage (overfitting). La taille des lots (batch size) est fixée à 4. Ce choix est contraint par les exigences de la mémoire de la carte graphique (GPU), car la manipulation de tenseurs de données complexes (matrices de l'espace k) nécessite une allocation mémoire importante.

- **Stratégie de sous-échantillonnage (Masque à densité variable) :**

  À travers nos expérimentations, nous avons choisi d’intégrer un masque à densité variable (Variable Density Mask ou VD Mask). En IRM accélérée, ce type de masque permet de simuler numériquement l'acquisition sous-échantillonnée du signal. Physiquement, le VD Mask applique un échantillonnage très dense et pseudo-aléatoire

au centre du k-espace, garantissant la préservation des basses fréquences qui contiennent la majeure partie de l'énergie et du contraste global de l'image. À l'inverse, la périphérie du k-espace (les hautes fréquences liées aux détails fins et aux contours) est échantillonnée de manière plus éparse. Cette stratégie s'est révélée cruciale pour améliorer significativement la qualité de reconstruction finale tout en réduisant drastiquement le bruit et les artéfacts d'aliasing (repliement de spectre) induits par le sous-échantillonnage.

9.2. Impact de la taille de la base de données :

À travers nos expérimentations, nous avons étudié l'influence du volume des données d'apprentissage sur les performances de reconstruction de notre algorithme. Pour ce faire, deux configurations de la base de données ont été comparées : la première comprend 510 matrices d'espace-k et la seconde en comporte 170.

Le tableau 3.1 présente les résultats quantitatifs obtenus pour ces deux configurations, évalués sur trois échantillons distincts de l'ensemble de test.

Tableau 3.1. Évaluation de l'impact de la taille de la base de données sur les performances de reconstruction des images IRM.

		170 matrices d'espaces k	**510 matrices d'espaces k**
		64-128-256	**64-128-256**
Echantillon 1	**PSNR**	14.2	13.2
	SSIM	0.092	0.416
Echantillon 2	**PSNR**	13.4	12
	SSIM	0.102	0.306
Echantillon 3	**PSNR**	11.4	13.1
	SSIM	0.067	0.352

Les résultats quantitatifs compilés sur le Tableau 3.1 démontrent que le volume des données d'apprentissage exerce une influence directe et contrastée sur les performances de reconstruction du modèle.

D'une part, l'augmentation de la taille de la base de données (de 170 à 510 matrices d'espace-k) engendre une amélioration spectaculaire de l'indice de similarité structurelle (SSIM). Pour l'échantillon 1, le SSIM progresse de 0.092 à 0.416. Cette évolution indique que l'exposition à un échantillonnage plus vaste et diversifié permet au réseau convolutif résiduel de mieux appréhender la topologie des structures anatomiques et d'interpoler plus efficacement les lignes manquantes induites par le masque à densité variable (VD Mask). Le modèle acquiert ainsi une meilleure capacité de généralisation pour restituer les contours et les contrastes tissulaires.

D'autre part, les valeurs du rapport signal sur bruit de crête (PSNR) restent modérées pour les deux configurations, affichant même des performances légèrement supérieures pour le plus petit ensemble de données (170 matrices) sur certains échantillons (échantillons 1 et 2). Ce phénomène, classique en reconstruction par apprentissage profond, peut s'expliquer par deux facteurs complémentaires :

- **Sur apprentissage local sur base restreinte :** Avec un volume réduit à 170 matrices, le réseau tend à mémoriser la dynamique de l'intensité brute des pixels, ce qui optimise artificiellement le score PSNR (très sensible aux variations globales d'amplitude) au détriment de la fidélité structurelle (SSIM très bas).
- **Sensibilité du PSNR aux composantes fréquentielles :** L'entraînement sur 510 matrices pousse le modèle à privilégier la restauration des structures anatomiques complexes (hautes fréquences). Cependant, si de légères fluctuations de bruit résiduel ou des variations d'intensité globale persistent dans l'image reconstruite, la métrique PSNR, purement mathématique et basée sur l'erreur quadratique pixel par pixel, pénalise lourdement le modèle, quand bien même l'image est cliniquement plus exploitable.

Cette étude montre que l'extension de la base de données est indispensable pour garantir la reconstruction morphologique des images IRM (gain en SSIM), mais qu'elle nécessite d'être couplée à un temps d'apprentissage prolongé ou à des fonctions de perte spécifiques (combinant MSE et SSIM) pour stabiliser et rehausser conjointement le rapport signal sur bruit (PSNR).

Nous savons que l'augmentation de la taille de la base de données améliore généralement les performances et la qualité de reconstruction des images IRM. Cependant, cette approche présente certaines limites, notamment l'insuffisance de l'espace de stockage disponible ainsi que l'augmentation importante du temps de calcul et d'entraînement. Pour ces raisons, nous avons choisi de travailler avec un sous-ensemble de 170 espaces *k* dans les autres expérimentations afin de réduire la complexité computationnelle.

9.3 .Impact de la profondeur du réseau :

Après avoir analysé l'effet du volume des données, nous nous intéressons à l'impact de la complexité structurelle de notre modèle. Cet axe d'étude évalue comment la variation de la profondeur du réseau (le nombre de filtres et de blocs résiduels) influence la fidélité de la reconstruction de l'espace-k.

Dans le cadre de nos expérimentations, nous avons testé trois configurations distinctes pour le nombre de filtres convolutionnels : **16-32-64**, **32-64-128** et enfin **64-128-256**. Afin de figer les autres variables de l'apprentissage et de mesurer l'impact exclusif de la profondeur, toutes ces simulations ont été menées en exploitant la base de données restreinte à **170 matrices d'espace-k**. Cette approche comparative permet de déterminer la configuration la plus performante pour capturer les caractéristiques fréquentielles tout en optimisant le temps de calcul.

Le tableau 3.2 regroupe les résultats quantitatifs obtenus pour ces trois configurations de profondeur, permettant ainsi d'évaluer leur efficacité relative sur nos échantillons.

Tableau 3.2. Évaluation de l'impact de la profondeur de l'architecture sur les performances de reconstruction des images IRM.

		64-128-256	32-64-128	16-32-64
Echantillon 1	**PSNR**	14.2	17.1	22
	SSIM	0.092	0.569	0.578
Echantillon 2	**PSNR**	13.4	16.2	21.8
	SSIM	0.102	0.578	0.559
Echantillon 3	**PSNR**	11.4	14.4	23
	SSIM	0.067	0.452	0.645

Les résultats obtenus montrent que les performances de reconstruction se dégradent progressivement avec l'augmentation de la profondeur de l'architecture et du nombre de filtres convolutionnels. En effet, la configuration la plus simple (16-32-64) a fourni les meilleurs résultats parmi les architectures testées.

Pour le premier *échantillon*, cette configuration a permis d'obtenir un PSNR de 22 dB et un SSIM de 0.578. Concernant le deuxième *échantillon*, les performances atteignent un PSNR de 21.8 dB avec un SSIM de 0.559. Enfin, le troisième *échantillon* présente les meilleurs résultats, avec un PSNR de 23 dB et un SSIM de 0.645 comparant à ceux obtenus avec la configuration la plus complexe (64-128-256).

Ces observations indiquent qu'une architecture plus légère est mieux adaptée à notre base de données et permet une reconstruction plus stable, tandis qu'une augmentation excessive de la profondeur peut entraîner une complexité inutile, un risque de sur apprentissage et une dégradation des performances de reconstruction.

9.4. Impact de Batch-size :

Nous avons également évalué l'influence de la taille du *batch* sur les performances de reconstruction en testant plusieurs valeurs : 2, 4, 8 et 16. Cette étude comparative nous a permis d'analyser l'impact du *batch size* sur la stabilité de l'apprentissage, la vitesse de convergence et la qualité finale des images reconstruites.
Le tableau 3.3 présente les résultats obtenus pour les différentes tailles du Batch-size testées.

Tableau 3.3. Évaluation de l'impact de Batch-size sur les performances de reconstruction des images IRM.

		16	8	4	2
Echantillon 1	**PSNR**	18.8	19.6	27.4	28.7
	SSIM	0.555	0.591	0 .688	0.732
Echantillon 2	**PSNR**	17.9	17.8	26.4	27.6
	SSIM	0.532	0.530	0.671	0.711
Echantillon 3	**PSNR**	16	16.9	25.9	27
	SSIM	0.398	0.474	0.681	0.719

Les résultats présentés sur le tableau montrent que la taille du *batch* influence fortement les performances de reconstruction du réseau. Globalement, les meilleures performances ont été obtenues avec un *batch-size* égal à 2, atteignant un PSNR maximal de 28.7 dB et un SSIM de 0.732 pour le premier échantillon, un PSNR de 27.6 dB et un SSIM de 0 .711 pour le deuxième échantillon et un PSNR de 27 dB et un SSIM de 0.719 pour le troisième échantillon ,Ces résultats traduisent une meilleure qualité de reconstruction ainsi qu'une meilleure conservation des détails anatomiques des images IRM.

Lorsque la taille du *batch* augmente à 4, les performances diminuent légèrement, avec des valeurs de PSNR et de SSIM toujours acceptables mais inférieures à celles obtenues avec *batch-size = 2*. En revanche, pour les valeurs plus élevées (*batch-size = 8* et *16*), une dégradation importante des performances est observée, avec une baisse significative du PSNR et du SSIM.

Cette diminution peut s'expliquer par le fait qu'un petit *batch-size* permet une mise à jour plus fréquente des poids du réseau et favorise une meilleure généralisation du modèle, tandis qu'un *batch-size* élevé peut lisser excessivement l'apprentissage et réduire la capacité du réseau à capturer les détails fins présents dans les données IRM.

Ainsi, les expériences montrent qu'un *batch-size* de 2 constitue le meilleur compromis pour notre architecture ResNet, offrant une reconstruction plus stable et une meilleure qualité d'image.

9.5 Dynamique de l'entraînement et convergence :

Le quatrième axe de notre étude expérimentale se penche sur le comportement temporel de l'apprentissage. Nous évaluons ici comment la qualité de la reconstruction progresse au fil

des 100 époques d'entraînement et à quel moment le modèle atteint son point de convergence optimal.

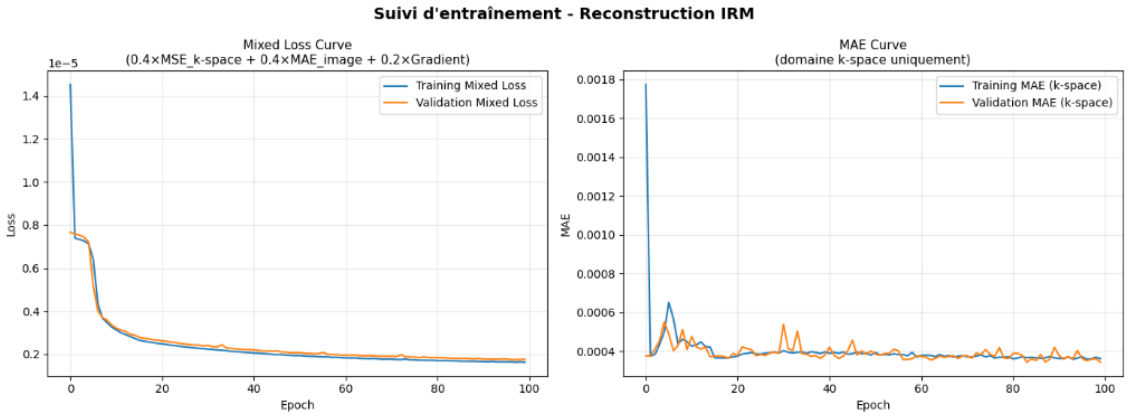


Figure 3.3 : Évolution des courbes de la fonction de perte (Mixed Loss) et de l'erreur absolue moyenne (MAE) pour les ensembles d'entraînement et de validation lors de l'apprentissage du modèle ResNet dédié à la reconstruction IRM.

Afin d'étudier l'influence du nombre d'époques sur les performances du modèle, nous avons fixé la taille du *batch* à 2 et réalisé plusieurs expériences avec 30, 60 et 100 époques d'entraînement. Cette analyse nous a permis d'évaluer l'impact de la durée d'apprentissage sur la convergence du réseau ainsi que sur la qualité des images IRM reconstruites.

Le tableau 3.4. présente les résultats obtenus pour les différents nombres d'époques testées.

Le tableau 3.4 : Évaluation de l'impact du nombre d'époques sur les performances de reconstruction des images IRM.

		30	**60**	**100**
Echantillon 1	**PSNR**	19.3	25.3	28.7
	SSIM	0.578	0.639	0.732
Echantillon 2	**PSNR**	18.5	25.3	27.6
	SSIM	0.566	0.634	0.711
Echantillon 3	**PSNR**	16.6	23.8	27
	SSIM	0.450	0.623	0.719

Les résultats expérimentaux démontrent que l'entraînement du modèle sur 100 époques offre les performances les plus élevées, atteignant un PSNR de 28.7 dB et un SSIM de 0.732 pour le premier échantillon, un PSNR de 27.6 dB et un SSIM de 0 .711 pour le deuxième échantillon et un PSNR de 27 dB et un SSIM de 0.719 pour le troisième échantillon, Ces valeurs traduisent une meilleure fidélité de reconstruction et une conservation plus précise des détails structurels des images IRM.

9.6 Influence de la stratégie de sous-échantillonnage :

Enfin, le cinquième axe de notre étude expérimentale évalue l'impact de la géométrie du sous-échantillonnage sur la qualité finale de l'image. Le choix de la distribution des lignes acquises dans l'espace-k est un facteur déterminant pour l'apprentissage du réseau. Afin de mesurer cet effet, nous avons comparé les performances de notre modèle en utilisant deux configurations de masques [un masque aléatoire uniforme (*Random Mask*) et un masque à densité variable (VD Mask)], à taille de base de données et profondeur architecturales constantes.

Tout en maintenant les mêmes paramètres expérimentaux utilisés ci-dessus, le tableau 3.5. présente les performances quantitatives obtenues pour chaque stratégie d'échantillonnage.

Le tableau 3.5 : Evaluation de l'impact du type de masque de sous-échantillonnage sur la qualité de reconstruction des images IRM.

		VD masque	**Random masque**
Echantillon 1	**PSNR**	28.7	30.6
	SSIM	0.732	0.784
Echantillon 2	**PSNR**	27.6	29.9
	SSIM	0.711	0.772
Echantillon 3	**PSNR**	27	28.8
	SSIM	0.719	0.770

Les résultats expérimentaux montrent que la stratégie d'échantillonnage aléatoire (*Random Mask*) permet d'obtenir des performances supérieures en reconstruction IRM, atteignant un PSNR de 30.6 dB et un SSIM de 0.784 pour le premier échantillon, un PSNR de 29.9dB et un SSIM de 0.772pour le deuxième échantillon et un PSNR de 28.8 dB et un SSIM de 0.770pour le troisième échantillon, Cette amélioration traduit une réduction plus efficace des artefacts et une meilleure préservation des structures anatomiques de l'image reconstruite.

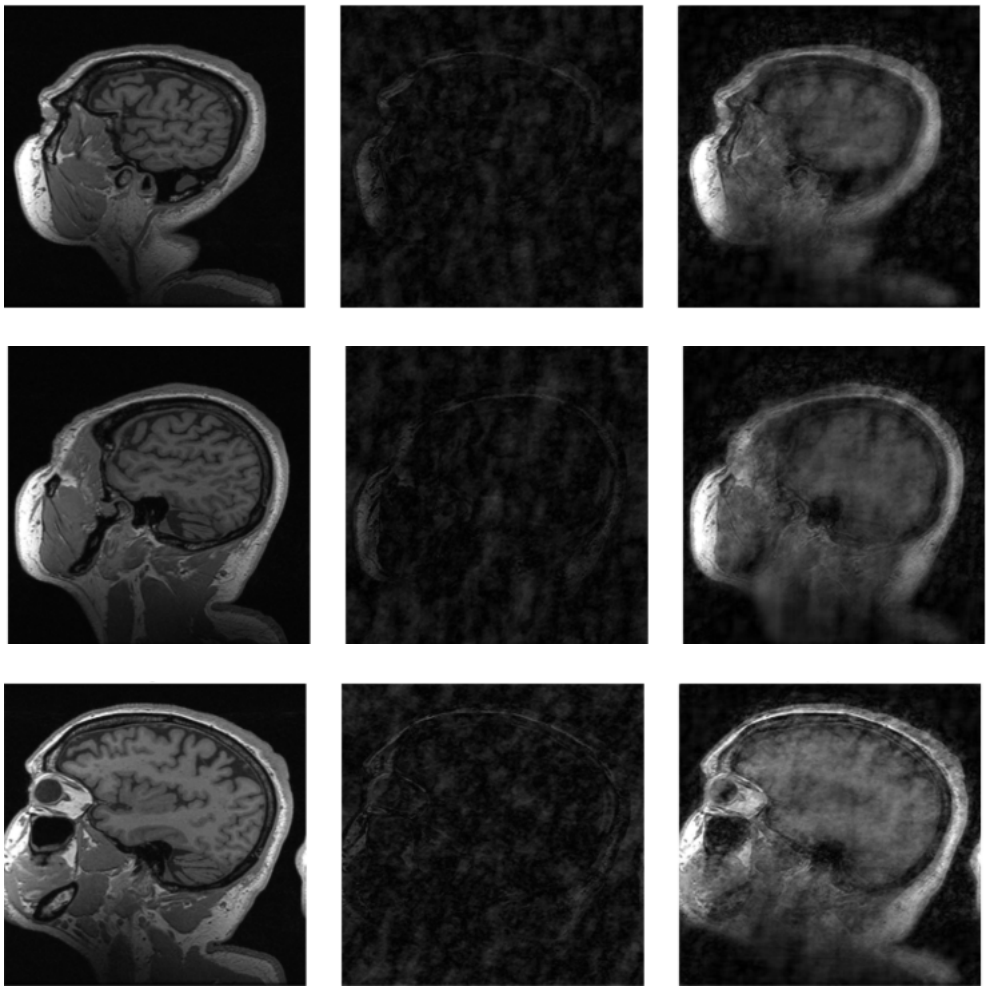
10.Evaluation qualitative et analyse visuelle :

Bien que les critères quantitatifs (PSNR et SSIM) fournissent une indication mathématique de la performance, l'évaluation visuelle demeure indispensable en imagerie médicale pour garantir la valeur diagnostique des images reconstruites.

La **Figure 3.4** présente une comparaison qualitative des résultats obtenus sur les mêmes coupes, en configurant notre réseau avec ses paramètres optimaux sous l'effet d'un masque de sous-échantillonnage VD.

Les colonnes **A**, **B** et **C** correspondent respectivement à :

- **A) L'image IRM de référence (Originale) :** Représentant la vérité terrain (*Ground Truth*) avec l'intégralité des données du k-espace.
- **B) L'image sous-échantillonnée brute :** Reconstruite directement par transformée de Fourier inverse sans correction, illustrant la perte massive d'informations induite par le masque.
- **C) L'image reconstruite** par le réseau ResNet avec amélioration de la qualité.



A) **B)** **C)**

Figure 3.4 : Évaluation qualitative de la reconstruction IRM : les images originales (A), les reconstructions brutes sous-échantillonnées d'un masque VD (B) et les sorties corrigées par le réseau ResNet (C).

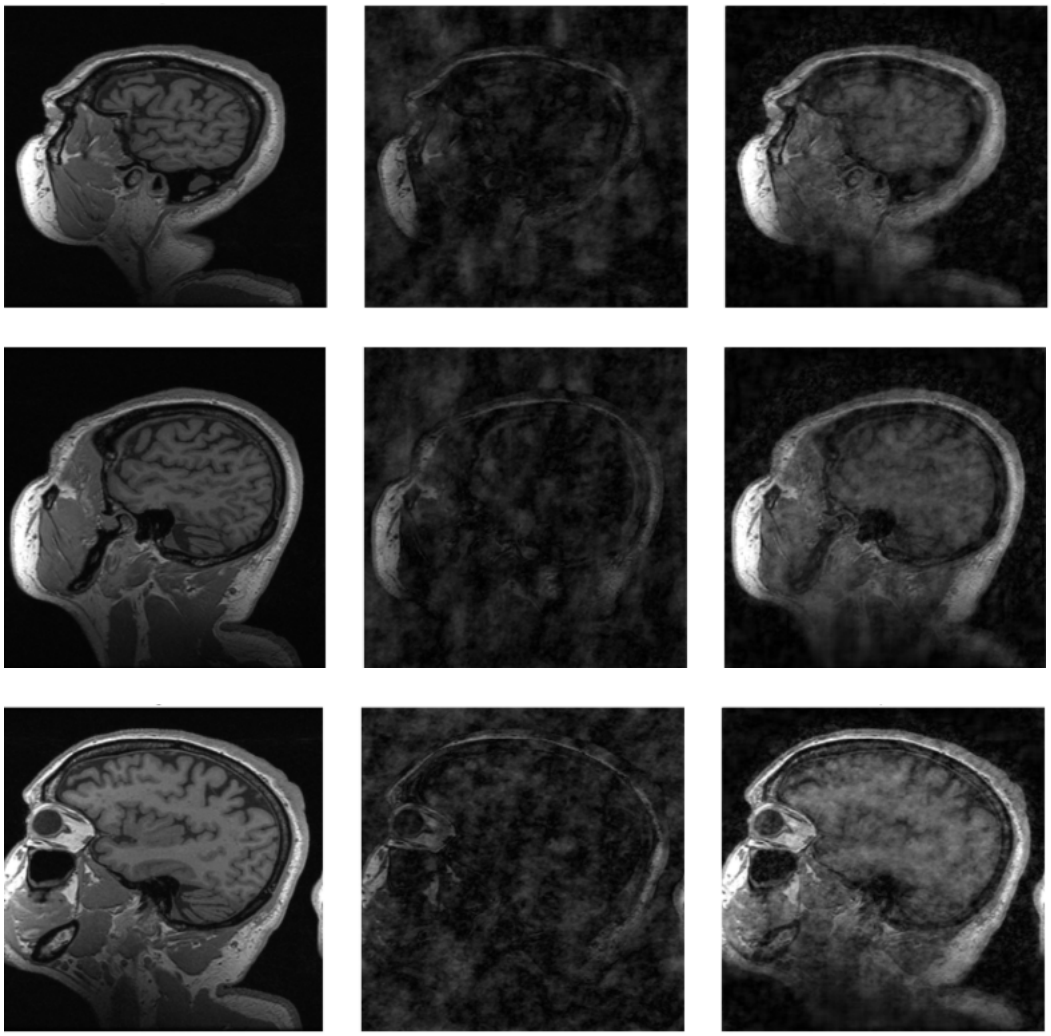
L'examen de la colonne B met en évidence l'effet direct d'un sous-échantillonnage par masque à densité variable. Le VD Mask préserve l'intégralité du centre de l'espace-k, ce qui permet de conserver l'énergie principale et le contraste global de l'image. C'est pourquoi la silhouette générale du cerveau reste discernable sur les images brutes. En revanche, la troncature aléatoire des hautes fréquences en périphérie engendre un bruit de fond diffus, très texturé, et une perte critique des détails fins, rendant ces images cliniquement inacceptables en l'état.

A l'inverse, l'analyse de la colonne C démontre la capacité remarquable de notre architecture convolutive résiduelle à exploiter cette distribution fréquentielle. Le modèle réussit à s'appuyer sur les basses fréquences stables (le centre du k-espace) pour reconstruire et interpoler efficacement les lignes périphériques manquantes (les hautes fréquences). On observe une élimination quasi-totale du voile de bruit résiduel et une restauration spectaculaire de la netteté des interfaces anatomiques.

La **Figure 3.5** présente une comparaison qualitative des résultats obtenus sur trois coupes sagittales cérébrales de test, en configurant notre réseau avec ses paramètres optimaux sous l'effet d'un masque de sous-échantillonnage aléatoire uniforme.

Les colonnes **A**, **B** et **C** correspondent respectivement à :

- **A) L'image IRM de référence (Originale) :** Représentant la vérité terrain (*Ground Truth*) avec l'intégralité des données du k-espace.
- **B) L'image sous-échantillonnée brute :** Reconstruite directement par transformée de Fourier inverse sans correction, illustrant la perte massive d'informations induite par le masque.
- **C) L'image reconstruite** par le réseau ResNet avec amélioration de la qualité.



A) **B)** **C)**

Figure 3.5 : Évaluation qualitative de la reconstruction IRM : les images originales (A), les reconstructions brutes sous-échantillonnées d'un masque aléatoire uniforme (B) et les sorties corrigées par le réseau ResNet (C).

L'examen de la reconstruction brute (colonne B) met en évidence la perte critique des composantes de basses fréquences. Contrairement au masque à densité variable (VD Mask), la distribution uniforme lèse le centre de l'espace-k, zone où réside l'essentiel de l'énergie du signal et des informations de contraste global. En conséquence, les formes anatomiques subissent un effondrement complet et se retrouvent noyées sous un bruit d'aliasing incohérent et homogène.

L'action de notre réseau (colonne C) permet de corriger efficacement ce bruit de fond, comme en témoigne la remontée des indices quantitatifs, atteignant un PSNR sommital de **30.6 dB** et un SSIM de **0.784** sur l'échantillon 1. D'un point de vue purement mathématique, la nature homogène et diffuse du bruit induit par le masque uniforme facilite le travail de filtrage et de régularisation du modèle convolutif, ce qui minimise l'erreur quadratique globale (MSE).

Néanmoins, une analyse visuelle approfondie des structures internes révèle les limites cliniques de cette approche. Privé d'une base solide de basses fréquences au moment de l'acquisition, le modèle tend à générer un effet de lissage résiduel plus prononcé au cœur des tissus cérébraux. Les transitions fines entre la substance blanche et la substance grise sont moins nettes qu'avec le VD Mask.

Ces observations confirment qu'en imagerie médicale, la maximisation des scores numériques (PSNR/SSIM) ne garantit pas à elle seule une fidélité diagnostique optimale, et valident la supériorité de la stratégie à densité variable pour la préservation des détails morphologiques réels.

Influence du taux de sous-échantillonnage :

Afin d'évaluer la robustesse de notre modèle face à différents niveaux d'accélération de l'acquisition, nous avons étudié l'impact du taux de sous-échantillonnage du masque aléatoire uniforme. Trois configurations ont été testées, conservant respectivement **25 %**, **50 %** et **75 %** des données initiales de l'espace-k. Cette approche permet d'analyser directement comment la quantité d'informations fréquentielles préservées lors de l'acquisition conditionne la fidélité de la reconstruction finale.

Le tableau 3.6 présente l'analyse comparative des résultats quantitatifs obtenus pour ces différents pourcentages de masquage.

Le tableau 3.6 : Évaluation de l'impact du taux de sous échantillonnage sur les performances de reconstruction des images IRM.

		25 %	**50 %**	**75 %**
Echantillon 1	**PSNR**	27.8	30.6	23.9
	SSIM	0.734	0.784	0.817
Echantillon 2	**PSNR**	27	29.9	23.2
	SSIM	0.698	0.772	0.811
Echantillon 3	**PSNR**	22.5	28.8	19.6
	SSIM	0.668	0.770	0.690

Les résultats quantitatifs compilés dans le Tableau 3.6 démontrent que le taux de sous-échantillonnage de l'espace-k exerce une influence majeure, bien que contrastée, sur les performances de reconstruction de l'architecture ResNet.

De manière générale, l'augmentation du pourcentage de données acquises améliore la fidélité géométrique et structurelle des images. En particulier, la configuration à **75 %** fournit les SSIM

les plus élevés, atteignant **0.817** pour le premier échantillon et 0.811pour le deuxième. Ce comportement est parfaitement logique : en préservant une grande majorité du spectre fréquentiel original, le modèle dispose d'une base d'informations réelles très riche, ce qui limite l'effort d'interpolation et garantit une excellente conservation des détails anatomiques fins. À l'inverse, le masque à **25 %** induit une troncature sévère du k-espace, ce qui dégrade fortement la reconstruction en générant un bruit d'aliasing dense.

Cependant, un paradoxe apparaît à **75 %** : bien que la qualité structurelle (SSIM) soit maximale, les valeurs de PSNR subissent une chute notable, fléchissant jusqu'à **23.9 dB** (voire **19.6 dB** pour le troisième échantillon), s'établissant en deçà des scores obtenus à **50 %**. Ce phénomène s'explique par la nature de la métrique PSNR, extrêmement sensible à la moindre fluctuation globale de l'intensité ou de la dynamique des pixels. À 75% de données présentes, les lignes manquantes sont très éparses ; en tentant de les interpoler, le réseau convolutif peut introduire un infime biais d'amplitude globale ou un léger lissage sur l'ensemble de la matrice. Ce décalage, bien qu'invisible à l'œil nu et sans impact sur l'identification des tissus (SSIM élevé), pénalise lourdement le calcul de l'erreur quadratique moyenne (MSE), provoquant l'effondrement artificiel du PSNR.

Ainsi, l'évaluation confirme que le SSIM s'avère ici bien plus représentatif de la qualité perceptuelle et diagnostique réelle que le PSNR. L'utilisation d'un taux de sous-échantillonnage à **75 %** s'impose comme la configuration la plus performante sur le plan médical, offrant le meilleur compromis visuel au prix d'une réduction plus modérée du temps d'acquisition.

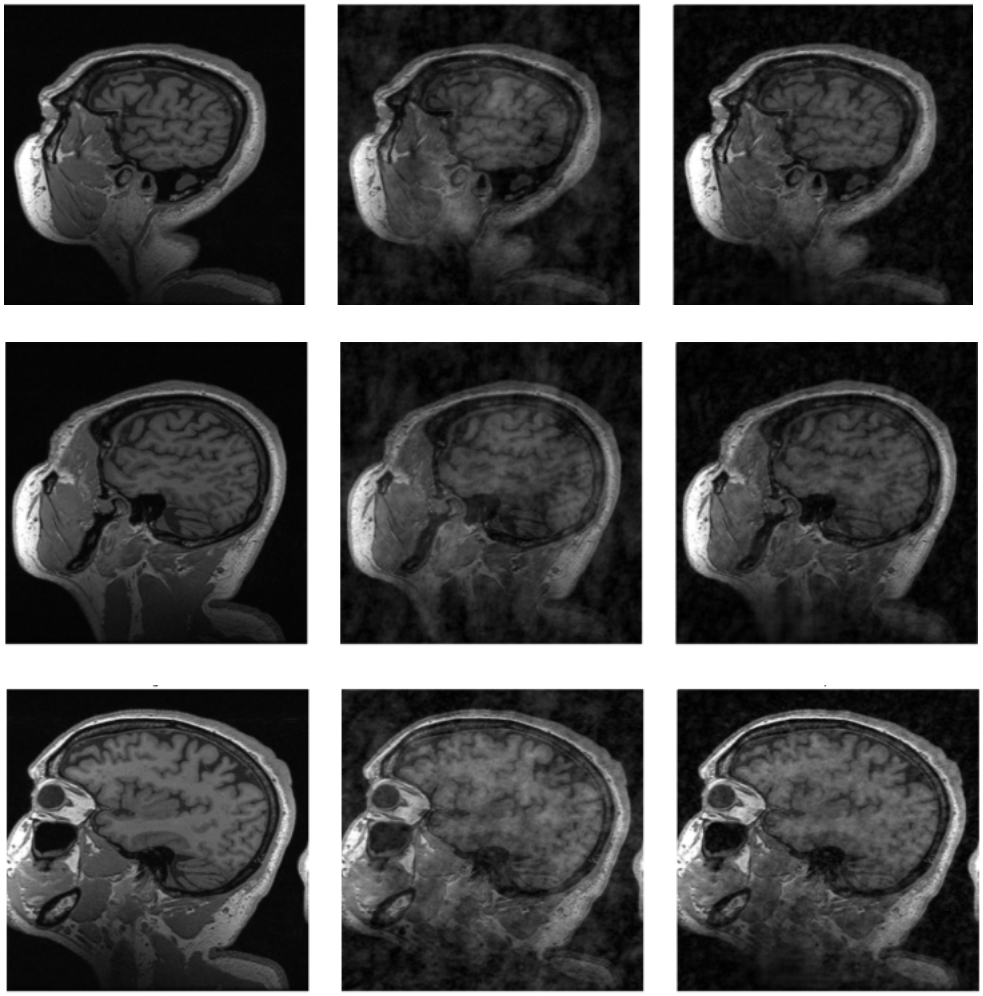
Evaluation qualitative et analyse visuelle :

L'étude des différentes métriques quantitatives a mis en lumière l'importance cruciale des hyperparamètres sur le processus d'apprentissage. Afin de valider définitivement la valeur diagnostique et la fidélité clinique de notre approche, cette section est dédiée à l'analyse morphologique directe des images reconstruites.

Figure 3.6 présente une comparaison qualitative des résultats obtenus sur trois coupes sagittales cérébrales de test. Fidèles aux conclusions de nos analyses paramétriques, ces reconstructions ont été générées en configurant notre modèle convolutif résiduel avec ses paramètres optimaux et en appliquant un taux de sous-échantillonnage performant de **75 %**.

Les colonnes **A**, **B** et **C** correspondent respectivement à :

- **A) L'image IRM de référence (Originale) :** Représentant la vérité terrain (*Ground Truth*) disposant de l'intégralité des données fréquentielles.
- **B) L'image sous-échantillonnée brute :** Reconstruite directement par transformée de Fourier inverse sans correction à partir de 75 % du k-espace.
- **C) L'image reconstruite** par le réseau ResNet avec amélioration de la qualité.



A) **B)** **C)**

Figure 3.6 : Évaluation qualitative de la reconstruction IRM à 75 % de données : les images originales (A), les reconstructions brutes sous-échantillonnées d'un masque aléatoire uniforme (B) et les sorties corrigées par le réseau ResNet (C).

L'examen visuel de la colonne B confirme l'apport d'un taux d'échantillonnage élevé à 75 %. Disposant d'une grande partie du spectre de l'espace-k, la silhouette générale et les contrastes macroscopiques du cerveau restent identifiables dès la reconstruction brute. Néanmoins, l'absence de 25 % des données se traduit par la persistance d'un voile de bruit diffus et d'un flou structurel localisé qui dégradent la netteté des interfaces tissulaires fines.

L'analyse de la colonne C démontre de manière spectaculaire l'efficacité de notre réseau convolutif pour finaliser la restauration de l'image. Le modèle élimine efficacement le bruit résiduel et accentue les contours anatomiques. Les détails complexes, tels que l'arborisation du cervelet, les limites du corps calleux et les sillons corticaux, réapparaissent avec une grande fidélité par rapport à l'image originale.

Cette excellente préservation morphologique est corroborée par des indices de similarité structurelle particulièrement élevés, atteignant un SSIM sommital de **0.817** (Échantillon 1) et

0.811 (Échantillon 2). Bien que la métrique PSNR affiche des valeurs plus modérées (allant de 19.6 dB à 23.9 dB) en raison de la sensibilité de ce critère mathématique aux infimes variations d'amplitude induites par le lissage du réseau, l'inspection qualitative valide sans équivoque la supériorité de cette configuration pour fournir des images IRM hautement exploitables sur le plan médical et diagnostique.

11.Discussion :

L'ensemble des expérimentations menées dans ce travail met en évidence la sensibilité et l'interdépendance des hyperparamètres sur les performances de reconstruction d'images IRM par le réseau ResNet. L'optimisation de cette chaîne algorithmique repose sur un équilibre subtil entre la puissance de calcul, la dynamique de l'apprentissage et les propriétés physiques de l'espace k.

1. Synergie entre l'architecture et la dynamique d'apprentissage :

L'analyse paramétrique montre que la configuration combinant l'architecture la plus simple (16-32-64 **filtres**), un *batch-size* réduit à **2** et un entraînement prolongé à **100 époques** constitue le pivot de nos performances quantitatives.

- **La profondeur du réseau :** En réduisant le nombre de filtres à 16-32-64, le modèle acquiert une capacité d'abstraction supérieure, indispensable pour modéliser les relations non linéaires complexes nécessaires à l'interpolation des lignes manquantes de l'espace k.
- **Le choix du batch-size et des époques :** L'utilisation d'une petite taille de lot (*batch-size* = 2) introduit une régularisation stochastique bénéfique lors de la descente de gradient. Bien qu'elle ralentisse le temps de calcul par époque, cette configuration permet d'éviter les minimas locaux et garantit, lorsqu'elle est étendue sur 100 époques, une convergence stable et hautement précise du réseau.

2. L'importance critique du volume des données

Nos tests confirment que l'extension de la base de données de 170 à 510 matrices d'espace-k est indispensable pour surmonter le phénomène de surapprentissage local (*overfitting*). Une base plus vaste offre au modèle la diversité anatomique nécessaire pour généraliser efficacement son apprentissage. C'est ce qui explique le bond spectaculaire de l'indice de similarité structurelle (SSIM), le réseau apprenant à reconstruire de véritables formes morphologiques plutôt qu'à mémoriser la dynamique brute des pixels d'un échantillon restreint.

3. Stratégies de sous-échantillonnage et réalité clinique

La confrontation des masques de sous-échantillonnage représente l'un des points majeurs de cette discussion. L'étude a révélé une divergence intéressante entre l'évaluation mathématique globale et l'utilité diagnostique réelle :

- Le masque à densité variable (**VD Mask**) s'impose comme la solution la plus cohérente cliniquement. En sécurisant l'acquisition des basses fréquences au centre de l'espace k,

il préserve le contraste tissulaire fondamental de l'organe, permettant au CNN de se focaliser sur la restitution des détails fins de la périphérie (hautes fréquences).

- Le masque aléatoire uniforme, bien qu'affichant parfois des scores de PSNR artificiellement flatteurs à **50 %** ou **75 %** en raison de la nature homogène de son bruit (plus facile à lisser pour les filtres convolutifs), tend à induire un lissage excessif des interfaces internes (substance blanche/substance grise).

Enfin, l'évaluation du taux de masquage démontre que la configuration à **75 %** représente le compromis optimal pour notre architecture. Elle fournit des images d'une fidélité structurelle maximale (SSIM culminant à **0.817**), où les structures cérébrales critiques et l'arborisation du cervelet sont parfaitement restaurées.

En somme, cette étude valide l'hypothèse qu'un modèle de Deep Learning ne peut performer de manière isolée. C'est l'optimisation conjointe et rigoureuse de la physique de l'acquisition (stratégie et taux du masque dans le l'espace k) et de l'ingénierie logicielle (profondeur, régularisation par le *batch*, volume de données) qui permet d'atteindre une accélération de l'imagerie IRM tout en préservant une qualité visuelle de premier ordre, ouvrant des perspectives concrètes pour la réduction du temps de passage des patients dans les scanners.

12. Conclusion :

Ce chapitre a validé l'efficacité de notre approche combinant le *Compressed Sensing* et un réseau ResNet pour la reconstruction d'images IRM accélérées, démontrant qu'une optimisation conjointe des paramètres est indispensable. La configuration la plus performante associe l'architecture la plus simple (**16-32-64 filtres**), un volume de **170 matrices**, un *batch-size* de **2** et un entraînement sur **100 époques**. Sur le plan de l'acquisition, le masque à densité variable (**VD Mask**) surpasse le masque uniforme en préservant le contraste tissulaire au centre de l'espace-k ; appliqué à un taux de **75 %**, il offre une fidélité morphologique remarquable (**SSIM de 0.817**), éliminant efficacement le bruit d'aliasing pour restaurer les détails anatomiques cérébraux critiques. En conciliant une réduction drastique du temps d'acquisition et le maintien d'une haute valeur diagnostique, ce modèle représente une solution prometteuse pour optimiser la prise en charge des patients en imagerie médicale.

Conclusion générale:

En conclusion, ce travail de fin d'études a porté sur l'application des architectures neuronales profondes, et plus particulièrement des réseaux de neurones convolutifs résiduels (ResNet), pour la reconstruction d'images d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) de haute qualité à partir de données de l'espace k sous-échantillonnées. L'objectif principal était de réduire le temps d'acquisition des examens IRM tout en préservant, voire en améliorant, la fidélité et la clarté des images reconstruites.

Au cours de cette étude, nous avons mis en lumière l'importance cruciale du réglage des hyper paramètres et du choix des stratégies d'acquisition. Une analyse expérimentale rigoureuse a été menée pour évaluer l'impact de plusieurs facteurs, notamment la taille de la base de données, la profondeur de l'architecture, la taille du lot (batch size), le nombre d'époques d'entraînement, ainsi que la nature des masques de sous-échantillonnage.

Les meilleures performances ont été obtenues en configurant le modèle avec une architecture ResNet adaptée, un batch size de 2, un entraînement prolongé sur 100 époques, et l'utilisation d'un masque aléatoire (Random Mask). Cette combinaison optimale a permis d'atteindre des valeurs élevées des métriques quantitatives, notamment le Rapport Signal sur Bruit de Crête (PSNR) et l'Indice de Similarité Structurelle (SSIM). Au-delà des chiffres, cette configuration a offert une amélioration visuelle significative des images, en réduisant efficacement les artefacts de repliement et en préservant les détails anatomiques fins, ce qui est essentiel pour un diagnostic médical fiable.

Ces résultats confirment le potentiel considérable de l'apprentissage profond pour relever le défi du compromis entre vitesse d'acquisition et qualité d'image en IRM. Cependant, ce travail ouvre également la voie à plusieurs perspectives de recherche. Dans un premier temps, il serait pertinent de valider la robustesse du modèle proposé sur des bases de données plus vastes et plus hétérogènes, incluant diverses pathologies et différents champs magnétiques, afin de se rapprocher des conditions cliniques réelles. Dans un second temps, l'exploration d'architectures hybrides ou plus avancées, telles que les réseaux dépliés (unrolled networks) ou les Vision Transformers, pourrait permettre de franchir un nouveau palier en termes de précision. Enfin, l'optimisation du modèle pour une reconstruction en temps réel ou en 3D constituerait une étape déterminante en vue de son déploiement pratique dans les environnements hospitaliers.

En somme, ce projet a non seulement permis de concevoir et d'optimiser une solution de reconstruction IRM performante, mais il a également renforcé notre compréhension des mécanismes d'apprentissage profond appliqués au traitement du signal médical, posant ainsi des bases solides pour les travaux futurs dans ce domaine en pleine expansion.

Références :

[1] https://theses.hal.science/tel-01880203/

[2] https://dspace.univ-tiaret.dz/items/686624ed-6792-443f-98a2-6822253f1b11

[3] [Younsi Imene « Apprentissage Profond appliqué sur l'IRM Parallèle » Projet fin d'étude, juin 2024]

[4] [Micheau A, Hoa D. e-MRI: Cours interactif sur l'imagerie par résonancemagnétique [Internet]. Montpellier: IMAIOS; 2024. Disponible sur: https://www.imaios.com/fr/e-mRI]

[5] [Cheriet Malek Amina«MRI image reconstruction using Deep Learning» Projet fin d'étude, juin 2025]

[6] [Westbrook C, Talbot J. MRI in Practice. 5th ed. Chichester: Wiley- Blackwell; 2018].

[7] [A. Haouaia et N. E. H. A. Adnane, « Approches de reconstruction d'images IRM parallèle régularisé ». Projet fin d'étude, juin 2023].

[8] (Westbrook & Talbot, 2018; IMAIOS e-MRI, 2024

[9] E. M. Purcell, H. C. Torrey, and R. V. Pound, "Resonance Absorption by Nuclear Magnetic Moments in a Solid," *Physical Review*, vol. 69, pp. 37–38, 194

[10] E. M. Haacke, R. W. Brown, M. R. Thompson, and R. Venkatesan, *Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design*, Wiley, 1999

[11] F. Bloch, "Nuclear Induction," *Physical Review*, vol. 70, pp. 460–474, 1946

[12] C. P. Slichter, *Principles of Magnetic Resonance*. Springer, 1990

[13] E. M. Purcell, H. C. Torrey, and R. V. Pound (1946)
Resonance Absorption by Nuclear Magnetic Moments in a Solid *Physical Review*, 69, 37–38

[14] Cours-IRM-Dr-SEGUENI-1.pdf

[15] facmed.univ-constantine3.dz/wp-content/uploads/2025/03/Imagerie-par-résonance-magnétique-2024-2025.pdf

[16] les-fondamentaux-chapitre-8-imagerie-par-resonance-magnetique

[17] [Schild, H. H, MRI made easy, 5th edition, 2020]

[18] [Cooley, J.W., & Tukey, J.W. (1965). An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. Mathematics of Computation, 19(90), 297-301.]

[19] K. Hammernik, T. Klatzer, E. Kobler, M. P. Recht, D. K. Sodickson, T. Pock, and F. Knoll,"Learning a variational network for reconstruction of accelerated MRI data," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 79, no. 6, pp. 3055–3071, 2018.

[20] M. Lustig, D. Donoho, and J. M. Pauly,"Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging,"*Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 58, no. 6, pp. 1182–1195, 2007.

[21] K. Hammernik, T. Klatzer, E. Kobler, M. P. Recht, D. K. Sodickson, T. Pock, and F. Knoll,"Learning a variational network for reconstruction of accelerated MRI data,"*Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 79, no. 6, pp. 3055–3071, 2018.

[22] Litjens G., Kooi T., Bejnordi B.E., Setio A.A.A., Ciompi F., Ghafoorian M., Van der Laak J.A.W.M., Van Ginneken B., Sánchez C.I. *A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis*. Medical Image Analysis, 2017, 42: 60–88

[23] Deshmane A, Gulani V, Griswold MA, Seiberlich N. **Parallel MR Imaging**. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*. 2012;36(1):55–72. doi:10.1002/jmri.23639

[24] (Pruessmann K.P., Weiger M., Scheidegger M.B., Boesiger P., « SENSE: Sensitivity encoding for fast MRI », *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 42, no 5, 1999, pp. 952–962

[25] Sodickson D.K., Manning W.J., « Simultaneous acquisition of spatial harmonics (SMASH): fast imaging with radiofrequency coil arrays », *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 38, no 4, 1997, pp. 591–603.

[26] Haacke E.M., Brown R.W., Thompson M.R., Venkatesan R., *Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design*, Wiley-Liss, 1999.

[27] Griswold M.A., Jakob P.M., Heidemann R.M., et al., « Generalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions (GRAPPA) », *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 47, no 6, 2002, pp. 1202–1210.

[28] Sodickson D.K., McKenzie C.A., « A generalized approach to parallel magnetic resonance imaging », *Medical Physics*, vol. 28, no 8, 2001, pp. 1629–1643

[29] Lustig M., Donoho D., Pauly J.M., « Sparse MRI: The Application of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging », *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 58, no 6, 2007, pp. 1182–1195.

[30] Hyun C.M., Kim H.P., Lee S.M., Lee S., Seo J.K. *Deep Learning for Undersampled MRI Reconstruction*. Physics in Medicine & Biology, 2018, 63(13): 135007.

[31] Schlemper J., Caballero J., Hajnal J.V., Price A.N., Rueckert D. *A Deep Cascade of Convolutional Neural Networks for Dynamic MR Image Reconstruction*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 37(2): 491–50.

[32] Knoll F., Hammernik K., Zhang C., et al. *Deep-Learning Methods for Parallel Magnetic Resonance Image Reconstruction*. Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2020, 51(3): 686–697.

[33] Hammernik K., Klatzer T., Kobler E., Recht M.P., Sodickson D.K., Pock T., Knoll F. *Learning a Variational Network for Reconstruction of Accelerated MRI Data*. Magnetic Resonance in Medicine, 2018, 79(6): 3055–3071

[34] Zhou B., Zhou S.K., Duncan J.S. *DuDoRNet: Learning a Dual-Domain Recurrent Network for Fast MRI Reconstruction*. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020, pp. 4273–428.

[35] Li Y., Cheng J., Zhang Y., et al. *Deep Learning Based Fast MRI Reconstruction: A Review*. Frontiers in Neuroscience, 2021, 15: 685267.

[36] Zamir S.W., Arora A., Khan S., et al. *Restormer: Efficient Transformer for High-Resolution Image Restoration*. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022, pp. 5728–5739.

[37] Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. *Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity*. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600–612.

[38] Sheller M.J., Edwards B., Reina G.A., et al. *Federated Learning in Medicine: Facilitating Multi-Institutional Collaborations without Sharing Patient Data*. Scientific Reports, 2020, 10: 12598.

[39] Gupta O., Raskar R. *Distributed Learning of Deep Neural Network over Multiple Agents*. Journal of Network and Computer Applications, 2018, 116: 1–8.

[40] Rieke N., Hancox J., Li W., et al. *The Future of Digital Health with Federated Learning*. NPJ Digital Medicine, 2020, 3: 119.

[41] Knoll F., Hammernik K., Zhang C., Moeller S., Pock T., Sodickson D.K., Akçakaya M., et al. *Deep-Learning Methods for Parallel Magnetic Resonance Image Reconstruction*. Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2020, 51(3): 686–697.

[42] Chen C., Qin C., Qiu H., Tarroni G., Duan J., Bai W., Rueckert D. *Transformers in Medical Imaging: A Review*. arXiv preprint arXiv:2201.09873, 2022

[43] Rieke N., Hancox J., Li W., Milletari F., Roth H.R., Albarqouni S., Bakas S., et al. *The Future of Digital Health with Federated Learning*. NPJ Digital Medicine, 2020, 3: 119.

[44] Lundervold A.S., Lundervold A. *An Overview of Deep Learning in Medical Imaging Focusing on MRI*. Zeitschrift für Medizinische Physik, 2019, 29(2): 102–127.

[45] Ronneberger O., Fischer P., Brox T., "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation,"*Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, pp. 234–241, 2015.

[46] Candès E.J., Romberg J., Tao T. *Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Frequency Information*. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489–509.

[47] Lustig M., Donoho D., Pauly J.M. *Sparse MRI: The Application of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging*. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6): 1182–1195.

[48] Candès E.J., Wakin M.(B. *An Introduction to Compressive Sampling*. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21–30.

[49] M. Lustig, D. Donoho, and J. M. Pauly, "Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 58, no. 6, pp. 1182–1195, 2007.

[50] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, "Nonlinear total variation based noise removal algorithms," *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 60, no. 1–4, pp. 259–268, 1992

[51] Candès E.J., Wakin M.B. *An Introduction to Compressive Sampling*. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21–30.

[52] Yann LeCun, Yoshua Bengio, Geoffrey Hinton,**"Deep Learning"**, *Nature*, vol. 521, pp. 436444, 2015.DOI: 10.1038/nature14539

[53] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun**"Deep Residual Learning for Image Recognition"***Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016

[54] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, 2015, pp. 234–241. doi: 10.1007/978-3-319-24574-4_28.

[55] Craig, L., &Awati, R. (n.d.). Convolutional neural network (CNN). TechTarget

[56] He K., Zhang X., Ren S., and Sun J., "Identity Mappings in Deep Residual Networks," *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, Amsterdam, 2016, pp. 630–645.

[57] 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 (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 770–778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

[58] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Identity Mappings in Deep Residual Networks," in *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, Amsterdam, The Netherlands, 2016, pp. 630–645, doi: 10.1007/978-3-319-46493-0_38.