

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR DE  
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
جامعة عبد الحميد بن باديس مستغانم  
Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem  
كلية العلوم والتكنولوجيا  
Faculté des Sciences et de la Technologies  
قسم الهندسة الكهربائية  
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE



N°d'ordre M...../GE/2023

## Mémoire de fin d'étude

Présenté pour obtenir le diplôme de Master en Génie Électrique

**Filière : Électronique**

**Spécialité: Électronique des systèmes embarqués**

Par

**Benadda Sihem**

**Lakehal Zineb**

Intitulé du thème :

**Détection précoce d'une anomalie cérébrale à l'aide d'un modèle probabiliste**

Soutenu le 03/07/2023 devant le jury composé de:

Président(e) : Mme Berradja Khadidja

MCA

Université de Mostaganem

Examineur (e) : Mme Mehidi Aicha

MCB

Université de Mostaganem

Encadreur : Mr Yagoubi Benabdellah

Prof

Université de Mostaganem

Année Universitaire 2022/2023

## *Remerciement*

Ce mémoire est le fruit des efforts fournis et des sacrifices consentis par plusieurs personnes que nous n'oublions pas de remercier.

Nous remercions d'abord à Dieu, créateur de toutes choses, pour son souffle et tous ses innombrables bienfaits.

Nous remercions également notre directeur de mémoire Mr Yagoubi Benabdellah d'avoir accepté de nous encadrer dans la conception.

Nous tenons à remercier les membres du jury Mme Berradja Khadidja et Mme Mehidi Aicha pour leur présence, pour leur lecture attentive de ce mémoire, ainsi que pour les remarques qu'ils nous adresseront lors de cette soutenance afin d'améliorer notre travail. Enfin, que tous ceux qui, de loin ou de près, ont participé à la réalisation de ce travail trouvent ici l'expression de notre sincère gratitude.

## *Dédicace*

A mes chers parents

Je dédie entièrement ce travail à mon père et à ma mère, mes piliers, mes exemples, mes premiers supporteurs et ma plus grande force. Merci pour votre présence, votre soutien, votre aide financière, et surtout votre amour, merci de n'avoir jamais douté de moi.

Je souhaite que vous soyez fière de moi, et que j'ai pu répondre aux espoirs que vous avez fondé en moi.

A mes chers sœurs Iman, Ahlam et mon frère Mohamed

Merci pour vos soutiens moral, vos confiances et vos conseils précieux, qui m'ont aidé dans les moments difficiles.

A mon cher binôme Zineb

A l'encadreur de ce mémoire Mr Yagoubi Benabdellah.

A tous mes professeurs de génie électrique qui m'ont aidé

Je vous souhaite le bonheur et la réussite dans vos vies.

A toute ma famille et mes amis.

Benadda Sihem

## *Dédicace*

Je dédie ce Modest travail :

A mes chers parents qui m'ont toujours poussé et motivé dans ma vie et mes études.

A mon cher frère Amer et mes sœurs et ma grand famille, tous par leurs nom ;  
Hakima, Wiam, Hafssa, Wail, wissal, Abdelsamed, Ikhlal, wassim, Amine et mes chères  
tantes et mes grands-parents.

A mon binôme Sihem que je remercie pour avoir partagé avec moi ces moments pour la  
réalisation de ce modeste travail.

A tous mes professeurs de la spécialité Génie Électrique, en particulier système embarquée.

A tous mes amis de promotion ESE 2022 /2023.

A tous ce qui ont contribués de près ou de loin.

Lakehal Zineb

## *Résumé*

Parfois, nous ne pouvons pas connaître et découvrir les choses au début de leur apparition, en particulier dans le domaine de la médecine.

L'une des choses importantes qui nécessitent une attention particulier est la détection des anomalies, de tels cas nécessitent un développement continu afin que les résultats soient garantis, nous avons donc proposé dans ce travail une méthode pour la détection la plus précise qui puisse empêcher le développement de cette anomalie et déterminer son type et la traiter dès que possible.

Cette méthode c'est l'inverse de la probabilité d'appartenance individuelle (IBIP) qui a la capacité de révéler de petits détails qui ne sont pas complètement clairs et une détection précoce d'un nouvel élément exotique (étrange).

## المخلص

في بعض الأحيان لا يمكننا معرفة واكتشاف الأشياء في بداية ظهورها من الأمور المهمة التي تتطلب اهتماماً خاصاً هو الكشف عن الحالات الشاذة، فمثل هذه الحالات تتطلب تطويراً مستمراً حتى تكون النتائج مضمونة، لذلك اقترحنا في هذا العمل طريقة للكشف الأكثر دقة التي قد تمنع تطور هذه الحالة الشاذة و تحديد نوعها و معالجتها بأسرع وقت والتي لها القدرة على الكشف عن التفاصيل الصغيرة الغير (IBIP) هذه الطريقة هي معكوس احتمال الانتماء الفردي الواضحة تماماً والاكتشاف المبكر لعنصر غريب وجديد.

## *Abstract*

Sometimes we cannot know and discover things at the beginning of their appearance, especially in the field of medicine.

An important issue requiring special attention is the detection of anomalies. Such cases require continuous development so that the results are guaranteed, so we have proposed in this work a more accurate detection method that may prevent the evolution of this anomaly and determines its type and treated it as soon as possible.

This method is the inverse of the belonging individual probability (IBIP) which has the ability to detect small details that are completely unclear and enhance the early detection of an anomalous.

## Sommaire :

Liste des figures .....	10
Liste des tableaux .....	11
Liste des abréviations.....	12
Introduction générale .....	13

### Chapitre I : L'imagerie par résonance magnétique (IRM)

I.1	Introduction .....	16
I.2	Cerveau.....	16
I.2.1	Anatomie du cerveau .....	16
I.3	L'imagerie par résonance magnétique (IRM) .....	17
I.3.1	Définition IRM.....	17
I.3.2	Le Fonctionnement de l'IRM :.....	18
I.4	L'image d'une IRM.....	19
I.5	Présentation d'une anomalie cérébrale.....	20
I.5.1	Un aperçu des anomalies cérébrales .....	20
I.6	Conclusion .....	21

### Chapitre II : Processus aléatoire discret

II.1	Introduction.....	23
II.2	Généralités sur les processus aléatoires.....	23
II.2.1	Notion de processus.....	23
II.2.2	Moyenne d'un processus aléatoire.....	23
II.2.2.1	Définition.....	23
II.2.3	Covariance d'un processus aléatoire.....	24
II.2.3.1	Auto-covariance.....	24
II.2.3.2	Auto-corrélation.....	24
II.2.3.3	Puissance instantanée d'un processus aléatoire.....	25
II.2.4	Processus centré.....	25
II.2.4.1	Définition.....	25
II.2.4.2	Représentation matricielle de l'auto-covariance (ou auto-corrélation) d'un processus centré.....	25
II.2.5	Processus stationnaire au second ordre au sens large.....	25
II.2.5.1	Définition.....	25
II.2.5.2	Auto-covariance et auto-corrélation d'un processus SSL.....	26
II.2.5.3	Puissance d'un SSL.....	26
II.2.5.4	Densité spectrale de puissance d'un SSL.....	27
II.2.5.5	Représentation matricielle de l'auto-corrélation d'un SSL ou l'auto-covariance d'un processus SSL Centré.....	27
II.2.6	Tableau des principales formules d'un SSL.....	28
II.2.7	Bruit.....	28
II.2.7.1	Définition.....	28
II.2.7.2	Représentation matricielle de l'auto-corrélation $\Phi_b$ du bruit.....	28
II.2.8	Bruit blanc .....	29



II.2.8.1	Notion d'un bruit blanc.....	29
II.2.8.2	La puissance d'un bruit blanc.....	29
II.2.8.3	Densité spectrale de puissance d'un bruit blanc.....	29
II.2.8.5	Bruit blanc centré.....	30
II.2.9	Processus Gaussien.....	30
II.2.9.1	Définition.....	30
II.2.9.2	Loi normale.....	30
II.2.9.3	Bruit blanc gaussien.....	31
II.3	Conclusion.....	31

### **Chapitre III : Résultats et discussion**

III.1	Introduction.....	33
III.2	Description du logiciel Scilab.....	33
III.3	Technique IBIP de détection des anomalies.....	33
III.4	Modélisation d'IRM avec un Bruit Blanc Gaussien(BBG) .....	34
III.4.1	Algorithme.....	35
III.5	Organigramme d'IBIP.....	36
III.6	Application de la technique IBIP à l'image IRM.....	38
III.7	Conclusion .....	39
	Conclusion générale .....	41
	Références Bibliographiques.....	42

## Liste des figures :

<b>Figure I.1</b> : Anatomie du cerveau.....	17
<b>Figure I.2</b> : IRM.....	18
<b>Figure I.3</b> : Le fonctionnement de l'IRM .....	19
<b>Figure II.4</b> : Moyenne d'un processus aléatoire .....	23
<b>Figure II.5</b> : Processus stationnaire du second ordre au sens large (SSL) .....	26
<b>Figure III.6</b> : La probabilité gaussienne .....	34
<b>Figure III.7</b> :L'inverse de probabilité correspondante .....	34
<b>Figure III.8</b> : L'organigramme d'IBIP partie1 .....	36
<b>Figure III.9</b> : L'organigramme d'IBIP partie2 .....	37
<b>Figure III.10</b> : IRM normal à gauche, technique IBIP appliquée à l'IRM avec anomalie à droite.....	38
<b>Figure III.11</b> : Les images (a), (b) et (c) représentent respectivement l'IRM du processus sain et celle du processus avec anomalie.....	39
<b>Figure III.12</b> : Représente l'IRM du processus sain, son IBIP, IRM du processus avec anomalie et son IBIP respectivement.....	39
<b>Figure III.13</b> : Représente l'IRM du processus sain, son IBIP, IRM du processus avec anomalie et son IBIP respectivement.....	40
<b>Figure III.14</b> : Représente l'IRM du processus sain, son IBIP, IRM du processus avec anomalie et son IBIP respectivement.....	40

**Liste des tableaux :**

**Tableau II.1 :** Les principales formules d'un SSL.....28

## **Liste des abréviations :**

**IRM** : Imagerie par résonance magnétique.

**RMN** : Résonance magnétique nucléaire.

**SSL** : Stationnaire au second ordre au sens large.

**DSP** : Densité spectrale de puissance.

**IBIP** : inverse de probabilité d'appartenance individuelle.

**BBG** : Bruit blanc gaussien.

## **Introduction générale :**

La détection précoce d'anomalies cérébrales est d'une importance capitale dans le domaine médical. Les anomalies cérébrales, telles que les tumeurs, les maladies neurologiques et les lésions vasculaires, peuvent avoir des conséquences graves sur la santé et le bien-être d'un individu si elles ne sont pas détectées à une étape précoce.

Dans le cadre de la détection précoce, l'utilisation de modèles probabilistes s'avère extrêmement utile. Ces modèles permettent d'évaluer la probabilité qu'une anomalie soit présente dans les données cérébrales d'un patient, en se basant sur des caractéristiques et des données cliniques spécifiques.

Les modèles probabilistes exploitent les principes de la théorie des probabilités pour quantifier l'incertitude associée à la présence d'une anomalie. Ils sont généralement intégrés en utilisant des méthodes d'apprentissage automatique et des données d'entraînement comprenant à la fois des cas normaux et des cas anormaux.

L'un des avantages des modèles probabilistes est leur capacité à fournir des scores de probabilité qui indiquent à quel point une anomalie est susceptible d'être présente. Ces scores peuvent être utilisés pour trier les patients en fonction du niveau de risque, ce qui permet une prise en charge plus ciblée des cas à haut risque. De plus, les modèles probabilistes peuvent également être utilisés pour la segmentation automatique des anomalies cérébrales à partir d'images médicales, telles que l'imagerie par résonance magnétique (IRM).

En utilisant des algorithmes de segmentation probabiliste, il est possible de détecter et de localiser précisément les zones anormales dans le cerveau, ce qui facilite le processus de diagnostic et de planification du traitement. Cependant, il convient de noter que les modèles probabilistes ne sont pas infaillibles et peuvent présenter des limites. Ils sont sensibles à la qualité des données d'entraînement et peuvent être affectés par des cas d'anomalies rares ou atypiques qui ne sont pas bien représentés dans l'ensemble d'entraînement.

Cependant, la technique proposée dans notre projet ne dépend pas du domaine de la santé, elle peut être appliquée à plusieurs domaines tels que le domaine des transports, il est devenu possible d'identifier les défauts des voitures au moyen d'un scanner, un dysfonctionnement d'une machine...etc.

En conclusion, la détection précoce des anomalies cérébrales à l'aide de modèles probabilistes constitue une approche prometteuse pour améliorer les diagnostics et les traitements dans le domaine médical. Ces modèles permettent des outils puissants pour évaluer la probabilité de présence d'une anomalie, facilitent la segmentation des lésions et aident les cliniciens à prendre des décisions éclairées pour la prise en charge des patients.

Notre travail dans ce mémoire divisé en trois chapitres principaux :

### **Chapitre I : L'imagerie par résonance magnétique (IRM)**

Dans ce chapitre, nous parlerons d'abord du cerveau et de sa composition, puis nous parlerons de l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et de sa fonction, en particulier de son

fonctionnement avec le cerveau. Ensuite, nous donnerons un aperçu des anomalies cérébrales et présenterons quelques exemples de ces anomalies.

## **Chapitre II: Processus aléatoire discret**

Ce chapitre traite des concepts de base des processus aléatoires discrets et de leurs propriétés.

## **Chapitre III : Résultats et discussion**

Dans ce dernier chapitre, nous appliquerons la technique (IBIP) à l'image d'IRM.

Nous allons présenter les simulations et résultats obtenus dans la détection d'anomalies au niveau du cerveau avec logiciel Scilab.

Finalement, nous terminons notre mémoire par une conclusion général.

# Chapitre I : L'imagerie par résonance magnétique (IRM)



# Chapitre I : L'imagerie par résonance magnétique (IRM)

## I.1.Introduction :

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une méthode d'imagerie médicale non chirurgicale, diffusée à des fins médicales en 1973 pour illustrer les changements pathologiques dans les tissus vivants et a également facilité l'acquisition d'images en 2D ou 3D du corps vivant. Il l'utilise un champ magnétique puissant, des ondes radio et un ordinateur pour produire des images détaillées de l'intérieur de votre corps. Il peut être utilisé pour aider à diagnostiquer telles que l'imagerie des tissus vivants et des artères ou l'imagerie des changements neurologiques dans le cerveau ou à surveiller le traitement de diverses conditions.

L'IRM cérébrale est un test sécuritaire et indolore qui fournit des images claires des parties du cerveau difficiles à voir à l'aide des rayons X.

Cet examen est effectué en surveillant les changements dans les activités électriques du cerveau lors de l'exécution de certaines tâches, comme effectuer certains mouvements ou répondre à certaines questions.

Le cerveau est l'organe principal du système nerveux où il est le centre de contrôle du corps humain, et gère tout ce que nous faisons. Chaque partie du cerveau a des tâches spécifiques à accomplir, le cerveau reçoit et envoie des messages, lui permettant de communiquer continuellement entre le monde extérieur et le soi. [1]

Les anomalies cérébrales ont plusieurs causes, y compris de nombreux facteurs génétiques. Parfois, ces anomalies peuvent être corrigées par la chirurgie.

## I.2.Cerveau :

### I.2.1.Anatomie du cerveau :

Le cerveau est l'organe principal du système nerveux, et c'est une structure très complexe qui peut contenir des milliards de neurones.

Le cerveau est situé à l'intérieur du crâne et est principalement responsable de toutes les fonctions vitales telles que la respiration, la faim ou la soif, la pensée et la mémoire, et le contrôle des émotions et du comportement.

Malgré des avancées significatives en neurosciences, le fonctionnement du cerveau est encore mal compris.

Le cerveau contient des structures décrites comme les plus complexes du corps humain.

Il n'est pas constitué de cellules musculaires, ce n'est donc pas un muscle, mais des milliards de neurones et de vaisseaux sanguins.

Le cerveau est composé de trois parties principales :

- **Cerveau:** Est composé d'un hémisphère droit et d'un hémisphère gauche. C'est la plus grande partie du cerveau et responsable des fonctions les plus complexes.
- **Cervelet:** Est situé sous le cerveau où ils sont séparés par une substance appelée matière grise qui entoure le cortex cérébral. Il contrôle la Coordination et l'équilibre corporel.
- **Tronc cérébral:** Est émerge de la base du crâne, situé devant le cervelet. Il relie le cerveau et la moelle épinière et contrôle les fonctions autonomes telles que la

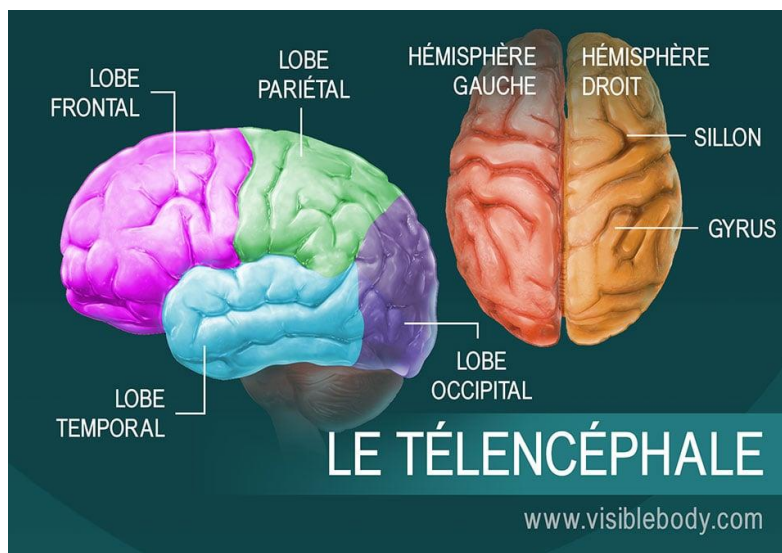


respiration, la digestion, la fréquence cardiaque, expressions faciales, températures corporelles, la pression artérielle et maintient l'équilibre du corps. [2]

Le cortex cérébral est divisé en quatre lobes, comme suit :

- **Frontal Lobe** : Ce lobe effectue des mouvements musculaires volontaires, les fonctions cognitives, la concentration et la pensée, et joue également un rôle important dans la composition de la personnalité et de l'humeur.
- **Pariétal Lobe** : Reçoit les signaux sensoriels, auditifs, visuels.
- **Occipital Lobe** : Ce lobe est situé à l'arrière de la tête. C'est un centre de traitement des informations reçues par les yeux.
- **Temporal Lobe** : C'est un centre pour recevoir et traiter les signaux vocaux pour interpréter et comprendre leur langue.[3]

La figure suivante représente le télencéphale qui constitue la plus grande structure du cerveau.



**Figure I.1** : Anatomie du cerveau [4]

### **I.3.L'imagerie par résonance magnétique (IRM) :**

#### **I.3.1.Définition IRM :**

L'imagerie par résonance magnétique est une technique d'imagerie médicale permettant d'observer l'intérieur du corps de façon non invasive. Elle utilise un champ magnétique (aimant) et des ondes radio. L'IRM est principalement dédiée à l'imagerie du système nerveux central (cerveau et moelle épinière), des muscles, du cœur et des tumeurs, nous l'utilisons pour suivre le cancer et pour le diagnostique, aussi l'exploration des vaisseaux sanguins. Elle permet de visualiser les tissus biologiques, cette technique venait d'un phénomène physique qui s'appelle la résonance magnétique nucléaire (RMN), qui utilise les propriétés quantiques des noyaux atomiques pour la spectroscopie en analyse chimique. L'IRM est sans risque d'irradiation parce qu'elle n'utilise pas de rayons X [6], comme illustré

dans la figure suivante :



**Figure I.2 : IRM [7]**

### **I.3.2. Le Fonctionnement de l'IRM :**

Le corps humain est constitué d'atomes autour desquels tournent des électrons. Parmi ces atomes, nombreux sont ceux d'hydrogène. Ces atomes ont la particularité d'émettre des ondes radio lorsqu'ils sont exposés à un champ magnétique.

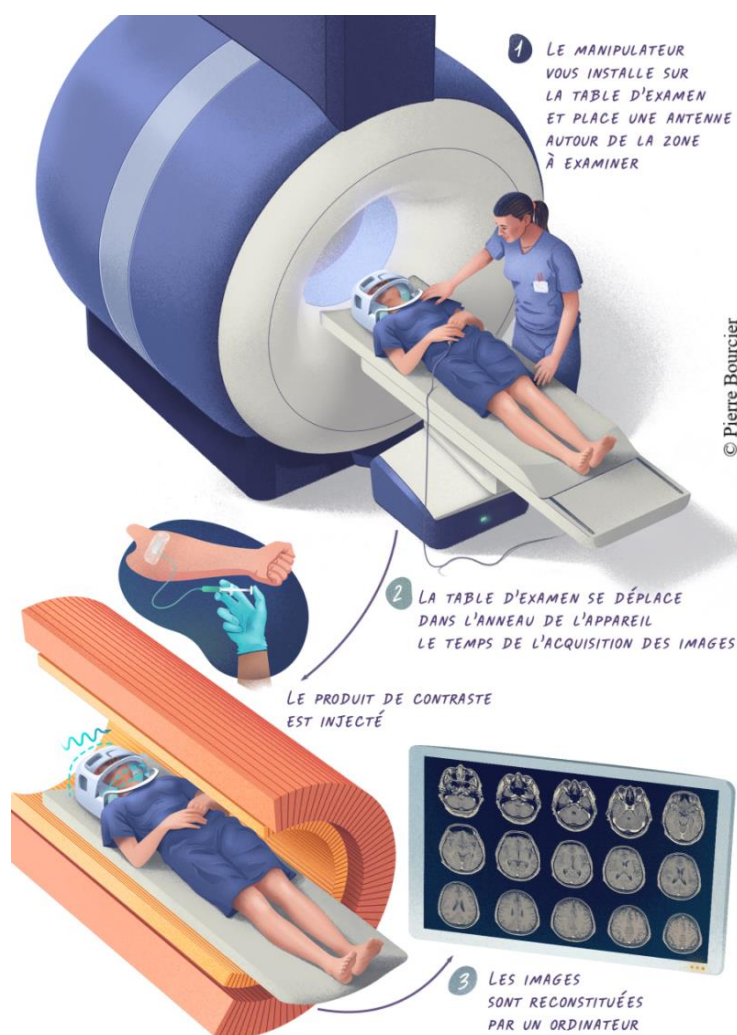
Chaque atome renvoie ensuite une onde dont la fréquence dépend de sa position, ce qui permet sa localisation. Puis l'IRM traite les informations pour construire une image en trois dimensions, que l'on pourra regarder couche par couche.

L'examen complet dure 1h30 en moyenne. Ce temps comprend l'accueil, la préparation, l'examen lui-même, la surveillance et le rendu des images. La réalisation de l'IRM en elle-même dure de 15 à 45 minutes, selon l'étendue de la zone à visualiser et l'utilisation de produit de contraste.

L'IRM cérébrale est un examen qui implique la détection d'anomalies cérébrales, même dans les plus petites parties du cerveau qui sont difficiles à atteindre et déterminer leur cause en produisant des images détaillées du cerveau et du tronc cérébral, et permet également l'imagerie de la partie de la surface (matière blanche) du cerveau, de la partie profonde (matière grise), des ventricules, des vaisseaux sanguins intraveineux et artériels.

Cette technique donne une vision claire en examinant la circulation et la santé des tissus dans les structures cérébrales. [7]

La figure suivante illustre le principe de fonctionnement de l'IRM :



**Figure I.3 :** Le fonctionnement de l'IRM [8]

#### **I.4.L'image d'une IRM :**

Une image d'IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) est une représentation visuelle de structures internes du corps humain ou d'autres objets obtenue à l'aide d'une technique d'imagerie médicale non invasive. L'IRM utilise un champ magnétique puissant et des ondes radio pour générer des images détaillées des tissus mous, des organes et du cerveau.

Lorsqu'une personne se soumet à une IRM, elle est allongée sur une table qui est glissée à l'intérieur d'un tunnel étroit entouré d'un aimant. Les protons dans les atomes du corps réagissent aux ondes radio et génèrent des signaux. Ces signaux sont captés par des antennes spéciales et traités par un ordinateur pour créer des images en coupe du corps dans différentes orientations.

Les images d'IRM sont très détaillées et permettent aux médecins de visualiser les structures anatomiques avec précision. Elles peuvent révéler des anomalies, des tumeurs, des blessures, des maladies et d'autres conditions médicales. Les images d'IRM sont utilisées dans de nombreux domaines de la médecine, y compris la neurologie, la cardiologie, l'orthopédie et

l'oncologie, pour aider au diagnostic, à la planification chirurgicale et à la surveillance du traitement.

## **I.5.Présentation d'une anomalie cérébrale :**

Une anomalie cérébrale signifie généralement un changement radical de votre vie.

La majorité des fonctions du corps dépendent du cerveau. Avant de détecter une anomalie ou un élément étranger au niveau du cerveau, certains symptômes apparaissent, notamment de maux de tête, des changements de personnalité, de l'anxiété, un manque de concentration, des convulsions, confusion etc.

Cette anomalie provoque une pression interne dans le crâne qui peut poser un risque pour la vie humaine.

### **I.5.1.Un aperçu des anomalies cérébrales :**

- **Tumeurs cérébrales :** Ils ne sont pas toutes considérées comme des cancers, ils sont divisées en deux groupes : bénignes et malignes.  
Les cellules cancéreuses ne se trouvent pas dans les tumeurs cérébrales bénignes.  
Les tumeurs cérébrales bénignes est enlevé chirurgicalement et revient rarement, ses bords sont clairement visibles. Rarement, les tumeurs cérébrales bénignes peuvent se transformer en tumeurs malignes au fil du temps.  
Les tumeurs cérébrales malignes contiennent des cellules cancéreuses, ils se développent rapidement et envahissent les tissus sains voisins.  
Parmi les symptômes des tumeurs cérébrales : maux de tête, nausées et vomissements, perte d'équilibre et des crises.
- **Kyste :**  
Un kyste cérébral est un sac qui peut être rempli d'air, de liquides ou d'autres substances à l'intérieur du cerveau. Un kyste peut être cancéreux (malin) ou non cancéreux (bénin). Dans le cas d'un kyste cancéreux, il se développe et peut se propager à d'autres parties du corps (un kyste peut être constitué de pus et de sang) au fil du temps, alors qu'un kyste bénin ne se propage pas. Mais dans le cerveau, il peut parfois inclure du liquide céphalo-rachidien (LCR). Ce dernier absorbe les mouvements ou les chocs qui peuvent endommager le cerveau. Il joue un rôle important dans la protection immunitaire.
- **Hémorragie cérébrale :**  
L'hémorragie cérébrale est un type d'accident vasculaire cérébral, qui survient à la suite de déchirures soudaines de la paroi des vaisseaux sanguins et de l'apparition de bulles dans les vaisseaux sanguins (anévrisme) ou de malformations vasculaires telles que des vésicules (malformations artério-veineuses) suivies d'une pression sur le tissu cérébral causée par l'éclatement d'une artère cérébrale, provoquant une hémorragie locale dans les tissus environnants, ce qui entraîne la destruction des cellules cérébrales
- **Malformation caverneuse cérébrale :**  
Les anomalies caverneuses cérébrales sont des groupes de petits vaisseaux sanguins anormaux fortement empilés dans de minces parois. Les vaisseaux contiennent du sang qui se déplace lentement et qui coagule habituellement. Les anomalies

caverneuses cérébrales peuvent causer des problèmes de cerveau ou de moelle épinière en raison de fuites de sang chez certaines personnes. Anomalies caverneuses cérébrales ressemblent à un petit fruit de framboise, la taille varie de moins de 0,6 cm à 7,6 à 10,2 cm.

- **Thrombose cérébrale:**

Une thrombose cérébrale peut être artérielle (AVC) ou veineuse. Cette dernière doit être évoquée en cas de céphalées intenses et inhabituelles mais peut être révélée par de multiples signes neurologiques. Son pronostic est en général bon et le risque de séquelles rares, en cas de traitement adapté.

- **Fistules durales du cerveau :**

Les fistules durales artério-veineuses sont des connexions entre une artère et une veine dans l'épaisse enveloppe entourant le cerveau. Les DAVF (les fistules durales artério-veineuses) surviennent plus tard dans la vie (entre 50 et 60 ans), ils affectent les grosses veines cérébrales en raison du rétrécissement ou du blocage de l'un des sinus veineux du cerveau, qui transportent le sang du cerveau vers le cœur.

Cela entraîne des symptômes graves, tels que des maux de tête sévères et une perte de vision.[9]

## **I.6.Conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons couvert sur les concepts de base liés au cerveau et les anomalies cérébrales, puis on a expliqué l'importance de diagnostique par l'IRM, celle qui est une technique très utile car c'est la méthode d'imagerie qui dans la plupart des cas donne les informations les plus riches.

# **Chapitre II :**

# **Processus aléatoire**

# **discret**

## II.1 Introduction :

Les processus aléatoires sont utilisés dans de nombreux domaines, y compris les mathématiques, la physique, les sciences de l'ingénieur, l'économie, la finance, les sciences sociales et bien d'autres. Ils permettent l'étude statistique et probabiliste et utilisés pour modéliser et analyser des phénomènes qui évoluent de manière aléatoire dans le temps, tels que les séries chronologiques, les signaux aléatoires, les mouvements browniens, les files d'attente, les processus de décision, etc.

## II.2 Généralités sur les processus aléatoires :

### II.2.1 Notion de processus :

Un processus aléatoire, également connu sous le nom de processus stochastique, est un concept fondamental en probabilité et en statistiques.

Un processus aléatoire discret est une séquence de variables aléatoires qui forme une trajectoire ou une évolution du processus au fil du temps. Cette trajectoire peut être analysée à l'aide de différentes techniques statistiques pour comprendre les propriétés du processus, telles que la tendance, la variabilité, les corrélations, les motifs récurrents, etc.

Contrairement à un processus aléatoire continu, où le temps est considéré comme une variable continue, un processus aléatoire discret est défini pour des instants de temps distincts et séparés.

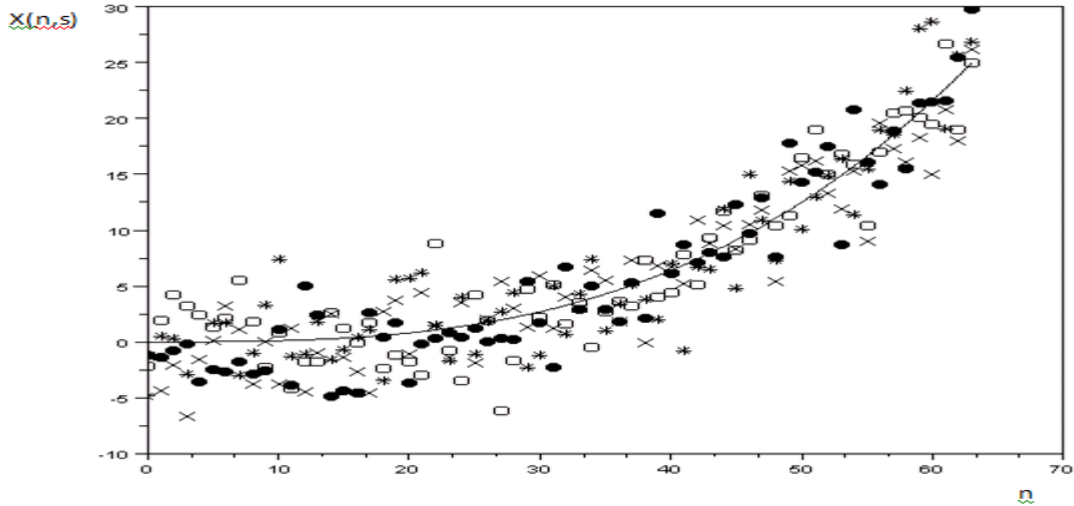
Chaque variable aléatoire dans un processus aléatoire discret peut prendre différentes valeurs avec certaines probabilités associées. Ces valeurs peuvent représenter des états, des événements, des observations ou des mesures dans un système donné.

### II.2.2 Moyenne d'un processus aléatoire :

#### II.2.2.1 Définition :

On notera que la moyenne d'un processus aléatoire, définie comme la valeur moyenne de chacune des variables aléatoires (**figure II.4**) qui constituent le processus, et une fonction déterministe de variable réelle.

$$m_x(n) = E[X(n)] \quad (\text{II.1})$$



**Figure II.4 :** Moyenne d'un processus aléatoire

Processus gaussien quasi-stationnaire. Sa moyenne est représentée par une courbe continue.

### II.2.3 Covariance d'un processus aléatoire :

#### II.2.3.1 Auto-covariance :

$$R_X(k,l) = E[X_c(l) \overline{X_c(k)}] \quad (II.2)$$

Où

$$X_c(n) = X(n) - E[X(n)] \quad (II.3)$$

Est le processus centré, et  $\overline{X_c(n)}$  son complexe conjugué.

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix}
 E[X_c(0)|^2] & E[X_c(0)\overline{X_c(1)}] & E[X_c(0)\overline{X_c(2)}] & \dots & E[X_c(0)\overline{X_c(N-1)}] \\
 E[X_c(1)\overline{X_c(0)}] & E[X_c(1)|^2] & E[X_c(1)\overline{X_c(2)}] & \dots & E[X_c(1)\overline{X_c(N-1)}] \\
 E[X_c(2)\overline{X_c(0)}] & E[X_c(2)\overline{X_c(1)}] & E[X_c(2)|^2] & \dots & E[X_c(2)\overline{X_c(N-1)}] \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 E[X_c(N-1)\overline{X_c(0)}] & E[X_c(N-1)\overline{X_c(1)}] & E[X_c(N-1)\overline{X_c(2)}] & \dots & E[X_c(N-1)|^2]
 \end{bmatrix}$$

On peut aussi comparer deux processus différents X(n) et Y(n) ; on obtient la covariance définie par une relation similaire à (II.2)

$$R_{XY}(k,l) = E[X_c(l) \overline{Y_c(k)}] \quad (II.4)$$



En développant l'expression (II.2) de l'auto-covariance on obtient

$$R_x(k,l) = E[X(l).\overline{X(k)}] - m_x(l).\overline{m_x(k)} \quad (\text{II.5})$$

**Remarque :**

Pour  $k = l$  l'expression (II.5) devient  $R_x(l,l) = E[|X(l)|^2] - |m_x(l)|^2 = \sigma_{(l,l)}^2$  et représente, donc, la variance du processus.

**II.2.3.2 Auto-corrélation :**

Pour simplifier l'écriture de l'expression (II.5), on pose

$$\phi_x(k,l) = E[X(l).\overline{X(k)}] \quad (\text{II.6})$$

Cette relation est appelée auto-corrélation.

**II.2.3.3 Puissance instantanée d'un processus aléatoire :**

La puissance instantanée d'un processus n'est que son auto-corrélation quand  $k = l$ , d'où en remplaçant dans (II.6)

$$P_x(l) = \phi_x(l,l) = E[X(l).\overline{X(l)}] = E[|X(l)|^2] \quad (\text{II.7})$$

**II.2.4 Processus centré :**

**II.2.4.1 Définition :**

Un processus est dit centré si quelques soit  $n$ , sa moyenne est nulle.

$$m_x(n) = E[X(n)] = 0. \quad (\text{II.8})$$

Dans ce cas l'auto-covariance et l'auto-corrélation sont identiques et la relation (II.5) devient

$$R_x(l,k) = \phi_x(l,k) = E[X(l).\overline{X(k)}] \quad (\text{II.9})$$

Cette expression représente l'auto-covariance d'un processus centré et elle est égale à son auto-corrélation.

**II.2.4.2 Représentation matricielle de l'auto-covariance (ou auto corrélation) d'un processus centré :**

L'auto-corrélation étant une fonction à deux variables, donc elle peut être représentée par une matrice.

Soit  $X(n)$  un processus quelconque de  $N$  échantillons. En posant  $k$  et  $l$  les indices de la colonne et de la ligne respectivement, on obtient la matrice  $\Phi$  dont les éléments sont donnés par la relation (II.9).

$$\Phi_x = \begin{bmatrix} E[X(0)|^2] & E[X(0)\overline{X(1)}] & E[X(0)\overline{X(2)}] & \dots & E[X(0)\overline{X(N-1)}] \\ E[X(1)\overline{X(0)}] & E[X(1)|^2] & E[X(1)\overline{X(2)}] & \dots & E[X(1)\overline{X(N-1)}] \\ E[X(2)\overline{X(0)}] & E[X(2)\overline{X(1)}] & E[X(2)|^2] & \dots & E[X(2)\overline{X(N-1)}] \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ E[X(N-1)\overline{X(0)}] & E[X(N-1)\overline{X(1)}] & E[X(N-1)\overline{X(2)}] & \dots & E[X(N-1)|^2] \end{bmatrix} \quad (\text{II.10})$$

## II.2.5 Processus stationnaire au second ordre au sens large :

### II.2.5.1. Définition :

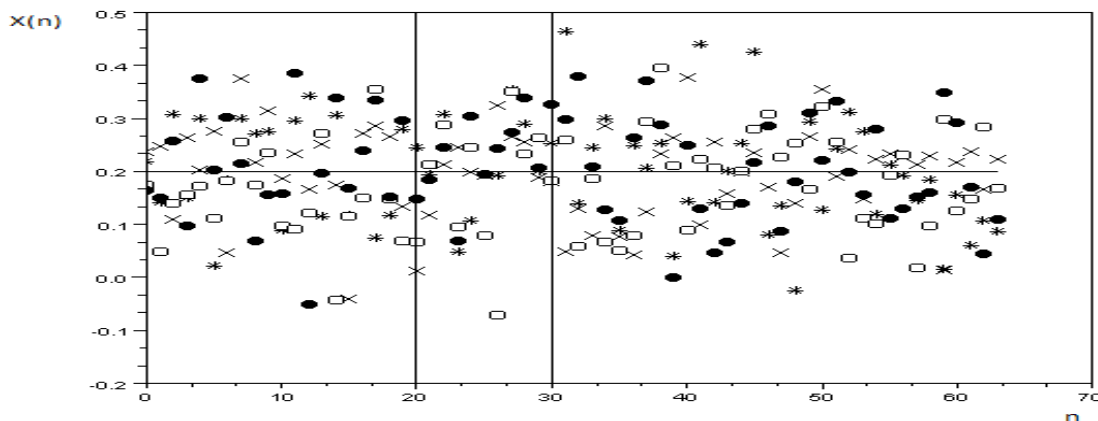
Un processus est Stationnaire du Second ordre au sens Large (SSL) s'il vérifie les deux conditions suivantes :

1)-Sa moyenne  $E[X(n)] = m_x = cte$  indépendante du temps

2)-Son auto-covariance ou auto-corrélation ne dépend que de l'intervalle  $n=k-l$  du temps séparant les deux variables aléatoires  $X(k)$  et  $X(l)$  du processus ;

$$R_x(l, k) = R_x(k - l) = R_x(n) \text{ Ou } \phi_x(l, k) = \phi_x(k - l) = \phi_x(n)$$

Dans l'exemple du processus SSL de la (**figure II.5**) ci-dessous, l'intervalle  $n=k-l=30-20=10$  et  $m_x = cte = 0,2$  (ligne horizontale contenue)



**Figure II.5 :** Processus stationnaire du second ordre au sens large (SSL).

### II.2.5.2 Auto-covariance et auto-corrélation d'un processus SSL :

D'après la définition d'un SSL on a  $k-l=n$  et  $E[X(n)] = m_x = cte$  d'où, en substituant ces valeurs dans la relation (II.5) on obtient l'expression de l'auto-covariance et celle de l'auto-corrélation d'un SSL

$$\begin{aligned} R_x(n) &= E[X(l).\overline{X(n+l)}] - |m_x|^2 \\ &= \phi_x(n) - |m_x|^2 \end{aligned} \quad (II.11)$$

### II.2.5.3 Puissance d'un SSL :

D'après (II.7), la puissance d'un SSL est donc définie par :

$$P_x = \phi_x(0) = E[|X(n)|^2] = R_x(0) + |m_x|^2 \quad (II.12)$$

### II.2.5.4 Densité spectrale de puissance d'un SSL :

La densité spectrale de puissance (dsp) d'un SSL est la transformée de Fourier de son auto-corrélation

$$S(f) = F[\phi_x(n)] = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \phi_x(n) e^{-2j\pi fn} \quad (II.13)$$

### II.2.5.5 Représentation matricielle de l'auto-corrélation d'un SSL ou l'auto-covariance d'un processus SSL Centré :

Dans ce cas, la relation (II.11) devient

$$R_x(n) = E[X(l).\overline{X(n+l)}] = \phi_x(n) \quad (II.14)$$

La forme matricielle de cette expression est la suivante

$$\Phi_x = \mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} R_x(0) & R_x(1) & R_x(2) & \dots & R_x(N-1) \\ R_x(-1) & R_x(0) & R_x(1) & \dots & R_x(N-2) \\ R_x(-2) & R_x(-1) & R_x(0) & \dots & R_x(N-3) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_x(-(N-1)) & R_x(-N) & R_x(3-N) & \dots & R_x(0) \end{bmatrix} \quad (\text{II.15})$$

## II.2.6 Tableau des principales formules d'un SSL :

Caractéristiques	Théorie Cas : SSL quelconque	Estimateurs Cas : SSL ergodique réel de durée N échantillons
Auto-corrélation d'un SSL	$\phi_x(n) = E[X(l) \cdot \overline{X(n+l)}]$ $= R_x(n) +  m_x ^2$	$\hat{\phi}_{nb}(n) = \frac{1}{N- n } \sum_{l=0}^{N- n -1} x(n+l) \cdot x(l) \quad \text{non-biaisé}$ $\hat{\phi}_b(n) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{N- n -1} x(n+l) \cdot x(l) \quad \text{biaisé}$
Auto-covariance d'un SSL	$R_x(n) = E[X(l) \cdot \overline{X(n+l)}] -  m_x ^2$ $= \phi_x(n) -  m_x ^2$	$\hat{R}_{nb}(n) = \hat{\phi}_{nb}(n) - m^2 \quad \text{non-biaisé}$ $\hat{R}_b(n) = \hat{\phi}_b(n) - m^2 \quad \text{biaisé}$
Puissance d'un SSL	$P_x = \phi_x(0) = E[ X(n) ^2]$ $= R_x(0) +  m_x ^2$	$\hat{P} = \hat{\phi}_b(0) = \hat{R}_b(0) + m^2$

<b>Densité spectrale de puissance (dsp) d'un SSL</b>	$\Phi(f) = F[\phi_X(n)] = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \phi_X(n) e^{-2j\pi fn}$ $= F[R_X(n)] +  m_X ^2 \delta(f)$	$\hat{\Phi}_b(f) = \frac{ X_N(f) ^2}{N}$ <i>périodogramme à partir de <math>\hat{\phi}_b(n)</math> et où la variable 'n' est négligée</i>
<b>Relations de filtrage</b>	1. Dans le temps $\phi_y(n) = \phi_h(n) * \phi_x(n)$ 2. Dans l'espace des fréquences $\Phi_y(f) = \Phi_h(f) \cdot \Phi_x(f)$	<i>Dans l'espace des fréquences à l'aide du périodogramme</i> $\hat{\Phi}_{yb}(f) =  H(f) ^2 \cdot \hat{\Phi}_{xb}(f)$ <i>ou</i> $ Y_N(f) ^2 =  H(f) ^2  X_N(f) ^2$

**Tableau II.1 :** Les principales formules d'un SSL

## II.2.7 Bruit :

### II.2.7.1 Définition :

Un processus aléatoire réel dont les échantillons (variables aléatoires) sont non-corrélés, est appelé bruit.

### II.2.7.2 Représentation matricielle de l'auto-corrélation $\Phi_b$ du bruit :

L'expression de l'auto-corrélation du bruit peut être mise sous la forme matricielle suivante :

$$\Phi_b = \begin{bmatrix} \phi_{(0,0)} & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \phi_{(1,1)} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{(2,2)} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \phi_{(N-1,N-1)} \end{bmatrix}$$

### Remarque :

La matrice du bruit est diagonale car ses échantillons sont non corrélés mais les éléments de cette diagonale ne sont pas nécessairement égaux.

## II.2.8 Bruit blanc :

### II.2.8.1 Notion d'un bruit blanc :

Soit  $W(n)$  un bruit Stationnaire du Second ordre au sens Large (SSL). D'après la définition, les échantillons d'un bruit sont non-corrélés et en plus, est un SSL donc son auto-corrélation est donnée par :

$$\phi_w(n) = E[x(l).x(n+l)] = \begin{cases} \phi_w(0) = cte & \text{si } n = 0(k=l) \\ 0 & \text{si } n \neq 0(k \neq l) \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

Une telle expression peut aussi s'écrire

$$\phi_w(n) = \phi_w(0).u(n) \quad (\text{II.17})$$

Où  $u(n)$  est l'échantillon ou l'impulsion unité définie par

$$u(n) = \begin{cases} 1 & \text{si } n = 0 \\ 0 & \text{si } n \neq 0 \end{cases} \quad (\text{II.18})$$

### II.2.8.2 La puissance d'un bruit blanc :

Puisque un bruit blanc est un SSL et en tenant compte de (II.16), sa puissance donnée par (II.12) devient donc :

$$P_w = E[|W(n)|^2] = \phi_w(0) = \sigma_w^2 + |m_w|^2 \quad (\text{II.19})$$

### II.2.8.3 Densité spectrale de puissance d'un bruit blanc :

Sa densité spectrale de puissance est la transformée de Fourier de son auto-corrélation (II.17) d'où

$$|W(f)|^2 = \phi_w(0) = cte. \quad (\text{II.20})$$

Car  $F[u(n)] = 1$

### II.2.8.5 Bruit blanc centré :

La moyenne d'un bruit blanc centré est nulle ( $m_w = 0$ ). En remplaçant cette valeur dans les deux relations précédentes, on peut, facilement, déduire que la densité spectrale de puissance (II.20) d'un bruit blanc centré est constante égale à sa puissance (II.19) et elle est aussi égale à sa variance. Ce bruit est appelé bruit blanc car sa dsp est constante comme celle de la lumière blanche. Les bruits blancs tels que gaussiens, en raison de leurs natures, sont très utilisés pour simuler, en particulier, les erreurs d'estimation en pratique. [10]

## II.2.9 Processus Gaussien :

### II.2.9.1 Définition :

Nous présenterons brièvement les processus aléatoires normaux (gaussiens). Nous discuterons plus en détail de quelques exemples de processus gaussiens plus tard. De nombreux processus aléatoires pratiques importants sont des sous-classes de processus aléatoires normaux.

Un processus aléatoire  $\{X_n : n \in \mathbb{N}\}$  est gaussien si ses échantillons  $X_n$  sont conjointement gaussiens pour  $n \in \mathbb{N}$ .

Le processus gaussien est un bon modèle pour les bruits dans :

- Transmetteurs et récepteurs radio
- Radars
- Systèmes de commande. [11]

### II.2.9.2 Loi normale :

En théorie des probabilités et en statistiques, la loi normale est l'une des lois de probabilité les plus couramment utilisées pour modéliser des phénomènes naturels causés par de multiples événements aléatoires.

Plus formellement, une loi normale est une loi de probabilité absolument continue qui dépend de deux paramètres : son espérance (moyenne), un nombre réel  $m$ , et son écart-type, un nombre réel positif  $\sigma$ . La densité de probabilité pour une loi normale d'espérance  $m$  et d'écart type  $\sigma$  est donnée par : [12]

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\left(\frac{x-m}{2\sigma^2}\right)^2} \quad (\text{II.21})$$

### II.2.9.3 Bruit blanc gaussien :

Un bruit blanc gaussien est un bruit blanc décrit par la loi de probabilité (II.21).

## II.3 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons exploré les principaux concepts et propriétés des processus aléatoires discrets et vu que la description des processus stochastiques par des variables d'échelle discrètes ou continues sont donc étroitement liée aux fonctions de distribution et aux densités spectrales de puissance.

Ces processus qui couvrent la probabilité dans plusieurs domaines de la vie.





# Chapitre III : Résultats et discussion

## III.1 Introduction :

Les anomalies sont des processus aléatoires qui si elles ne sont pas observées, peuvent entraîner de graves conséquences. Il est donc nécessaire de détecter ces anomalies d'une manière précoce et de les prendre en compte.

Dans ce projet, nous avons appliqué la technique IBIP au cerveau pour détecter des anomalies difficiles à voir à l'œil nu.

## III.2 Description du logiciel Scilab :

Scilab est un langage de programmation associé à une riche collection d'algorithmes numériques couvrant de nombreux aspects des problèmes de calcul scientifique.

Du point de vue logiciel, Scilab est un langage interprété. Cela permet généralement d'obtenir des processus de développement plus rapides, car l'utilisateur accède directement à un langage de haut niveau, avec un riche ensemble de fonctionnalités fournies par la bibliothèque.

Scilab est un logiciel libre de calcul numérique multiplateforme, fournit un environnement informatique pour les applications scientifiques. Un langage de programmation très avancé

pour le calcul numérique. Il peut être utilisé pour le traitement du signal, l'analyse statistique, le traitement d'image, les simulations de dynamique des fluides, le numérique le traitement optimisation, simulation de systèmes dynamiques explicites et implicites. Et modéliser et simuler des systèmes dynamiques explicites et implicites.

Il est disponible pour Windows, MacOS, GNU/Linux et BSD.

Bien que la syntaxe et les capacités de Scilab soient similaires à celles de MATLAB, les deux programmes sont incompatibles même s'il existe un traducteur MATLAB vers Scilab. [13]

### III.3 Technique IBIP de détection des anomalies :

L'inverse de la probabilité d'appartenance individuelle (IBIP) est une technique basée sur l'inverse de la probabilité gaussienne IBIP. L'idée de base de cet algorithme est de considérer une anomalie comme un événement rare, et par conséquent sa probabilité d'appartenir au cas normal est presque zéro, d'où l'idée de modéliser l'image par un processus stochastique tel qu'un bruit blanc gaussien (BBG) afin de déterminer les valeurs des probabilités des pixels. Dans la suite nous allons donner un aperçu sur la loi normale (Gaussienne) et son inverse.

L'expression de la loi normale est donnée par la relation suivante.

$$P = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\left(\frac{x-m}{2\sigma^2}\right)^2} \quad (\text{III.1})$$

Et son inverse est donné par la formule suivante :

$$\frac{1}{P} = \sigma\sqrt{2\pi} e^{\left(\frac{x-m}{2\sigma^2}\right)^2} \quad (\text{III.2})$$

Avec  $\sigma^2$  est la variance et  $m$  est la moyenne.

La méthode de l'inverse de la probabilité d'appartenance (IBIP) est une nouvelle technique qui considère toute anomalie (défaut), comme un événement rare dans le processus, sa probabilité d'appartenir au cas de fonctionnement normal est donc très faible, et par conséquent l'inverse de la probabilité qui correspond à l'anomalie doit donc être représentée par le pic le plus élevé (plus intense). Les deux relations précédentes (III.1), (III.2) sont représentées respectivement sur les figures (III.6) et (III.7), les événements rares se situent sur la queue de la loi normale comme il est indiqué sur la figure III.6 par des flèches. Et sur la figure (III.7) leurs valeurs inverses correspondantes sont supérieures à 250.

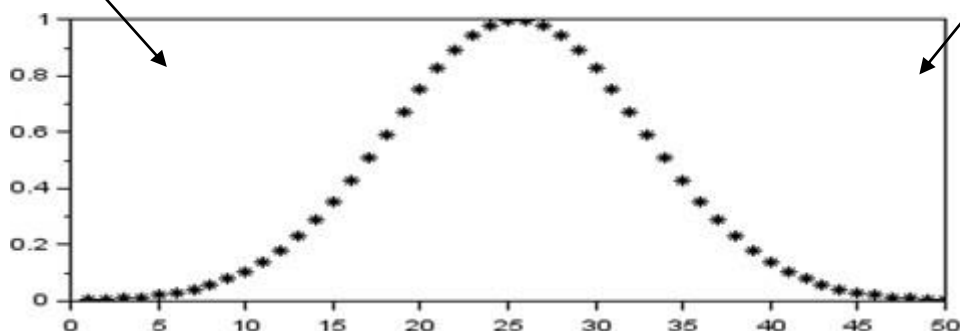


Figure III.6 : La probabilité gaussienne.

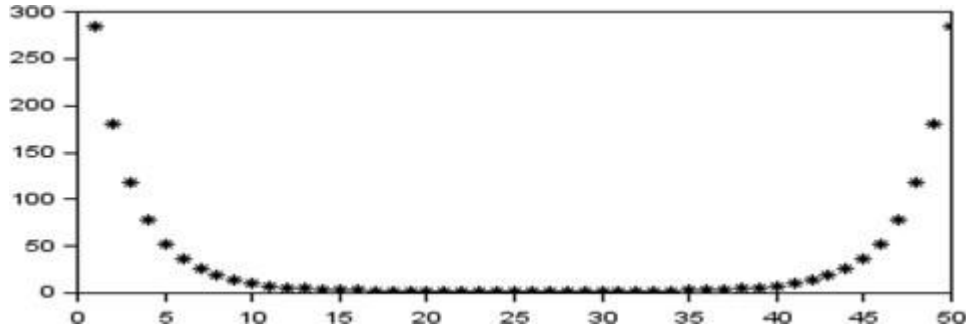


Figure III.7 :L'inverse de probabilité correspondante.

### III.4 Modélisation d'un processus aléatoire avec un Bruit Blanc Gaussien (BBG) :

On doit d'abord chercher à représenter l'imagerie par résonance magnétique (IRM) du processus réel par un modèle mathématique probabiliste tel qu'un bruit blanc gaussien (BBG). Cette étape est importante car elle permet le traitement probabiliste d'une anomalie comme un événement inhabituel dans un processus défectueux. Le concept original de notre technique en l'occurrence l'inverse de la probabilité individuelle (IBIP) repose sur cette hypothèse.

#### III.4.1 Algorithme :

1-Segmenter chaque ligne de la matrice de l'image IRM en  $N_i$  intervalles de même longueur  $L$ .

2-Modéliser chaque intervalle par un modèle bruit blanc Gaussien adéquat en calculant les paramètres du modèle à l'aide des relations suivantes :

$$\hat{m}_i = \frac{1}{N} \sum_{n=r-N}^{r-1} w_i(n) \quad (\text{III. 3})$$

$$\hat{\sigma}_i^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=r-N}^{r-1} (w_i(n) - \hat{m}_i)^2 \quad (\text{III. 4})$$

3-Reconstruire chaque intervalle à l'aide de la fonction rand en utilisant les paramètres calculés précédemment en utilisant l'expression suivante :

$$\hat{A}_i = \hat{\sigma}_i^2 \times \text{rand}(1, L, 'n') + \hat{m}_i \quad (\text{III. 5})$$

4-Si la reconstruction est mauvaise, réduire la longueur de chaque intervalle en augmentant  $N_i$  et répéter 2 et 3.

5-une fois la reconstruction est acceptable sauver le paramètre  $(\sigma, m)$  du modèle.

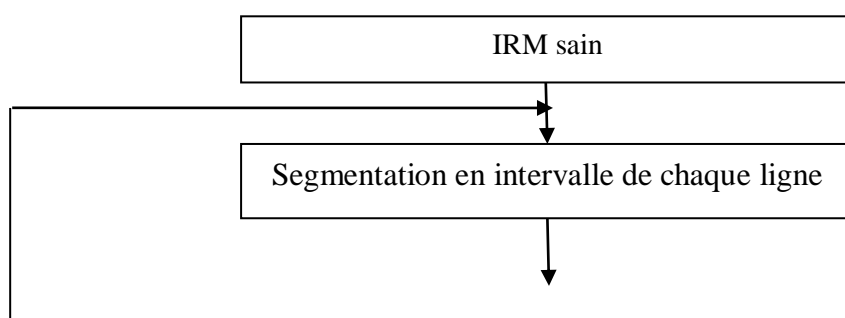
6- calculer les inverses des probabilités des valeurs de la matrice de l'image normale et les mettre sous forme d'une matrice appelée IBIP.

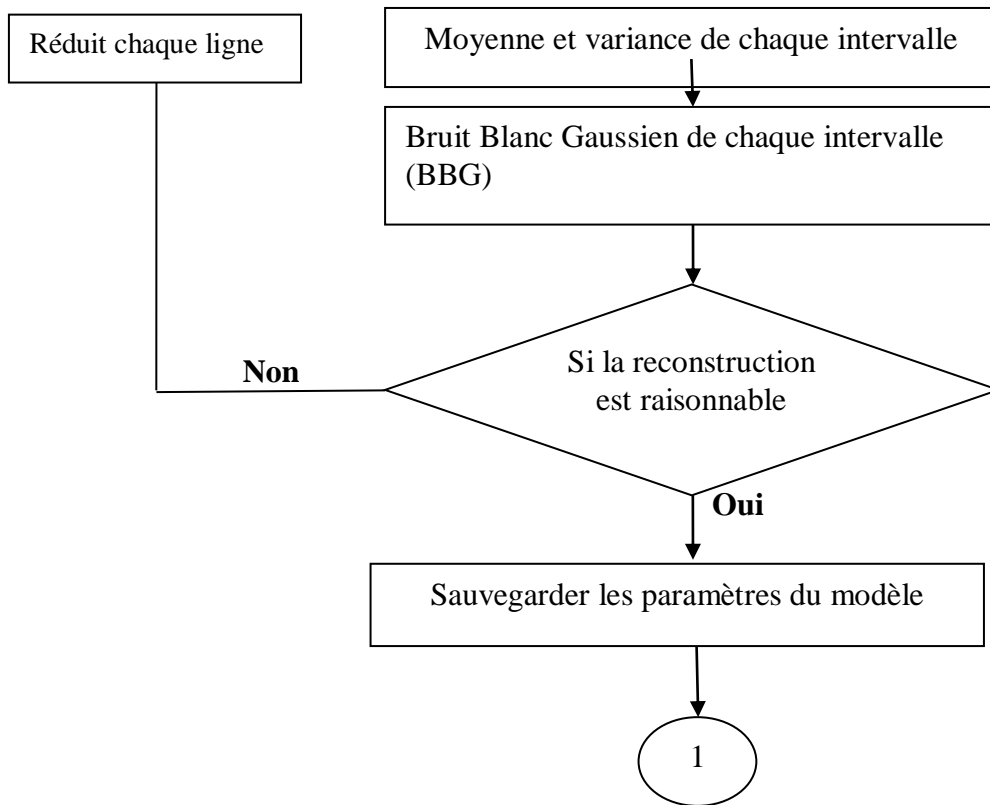
7- la présence d'une anomalie peut être détectée sur l'image de l'IBIP de l'image anormale à l'aide des paramètres déjà calculés dans l'étape 5 pour le cas sain.

### III.5 Organigramme d'IBIP :

#### Première partie :

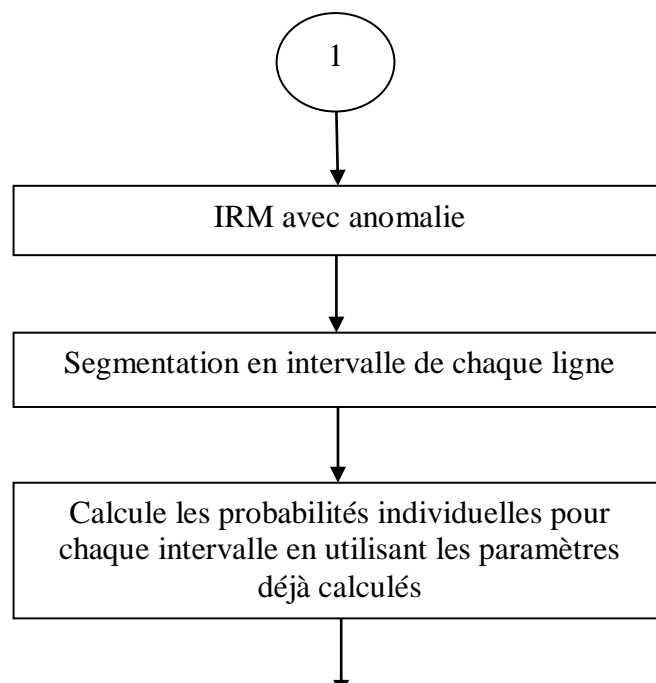
- **Modélisation à l'aide d'un BBG :**





**Figure III.8 :** L'organigramme d'IBIP partie1.

**Deuxième partie:**



**Figure III.9 :** L'organigramme d'IBIP partie2.

$$P_i(n) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp \left[ \frac{(p_i(n) - \hat{m}_i)^2}{2\hat{\sigma}_i^2} \right] \quad (\text{III. 6})$$

Où  $i$  est le numéro de l'intervalle et  $n$  représente la  $n$ ème valeur dans cet intervalle.

**Exemple :**

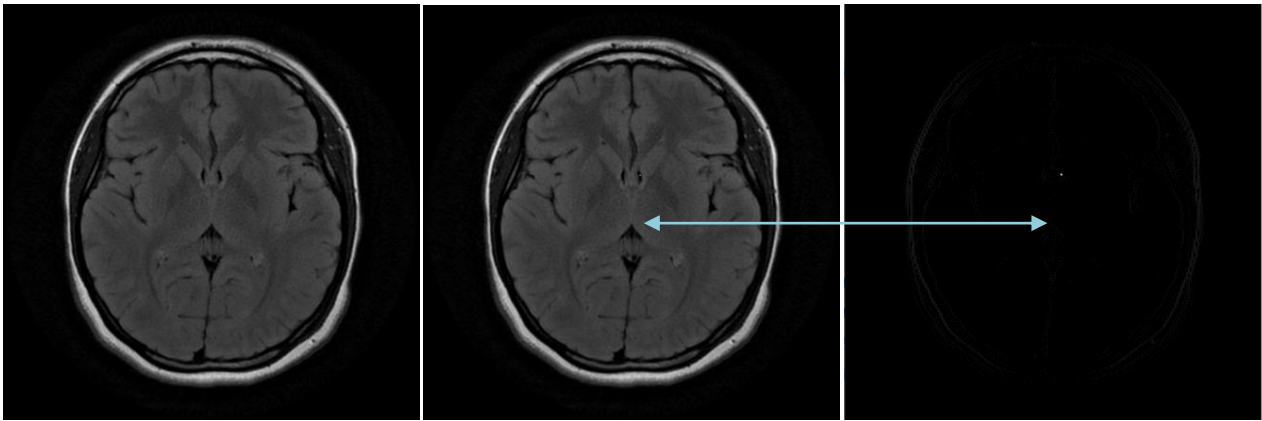
Calcul du nombre conjoint de l'intervalle  $i=1$ . [14]

$$\frac{1}{P_1} = \left[ \frac{1}{p_1(1)} \frac{1}{p_1(2)} \dots \frac{1}{p_1(N)} \right] \quad (\text{III. 7})$$

### **III.6 Application de la technique IBIP à l'image IRM :**

L'objectif de cette partie est de montrer l'efficacité et le rôle de la technique de l'inverse de la probabilité individuelle d'appartenance (IBIP) dans la détection des anomalies (défauts) qui sont difficiles à détecter par comparaison directe entre les images IRM saine et avec anomalie. La simulation a été effectuée à l'aide du logiciel Scilab (version 5.2.2).

Les figures suivantes représentent (a) l'IRM normale, (b) l'IRM anormale et (c) l'image IBIP. Bien qu'une anomalie existe, on constate que la comparaison directe entre l'image a) et b) ne montre pas la présence de cette anomalie. Pour surmonter ce problème de détection, on a appliqué la technique IBIP proposée à l'image IRM d'un cerveau humain. La figure (c) illustre les résultats de cet algorithme IBIP. L'anomalie est clairement indiquée par une petite tache blanche dans l'image (c) de l'IBIP, et sa position dans l'image réelle IRM est liée par la flèche.



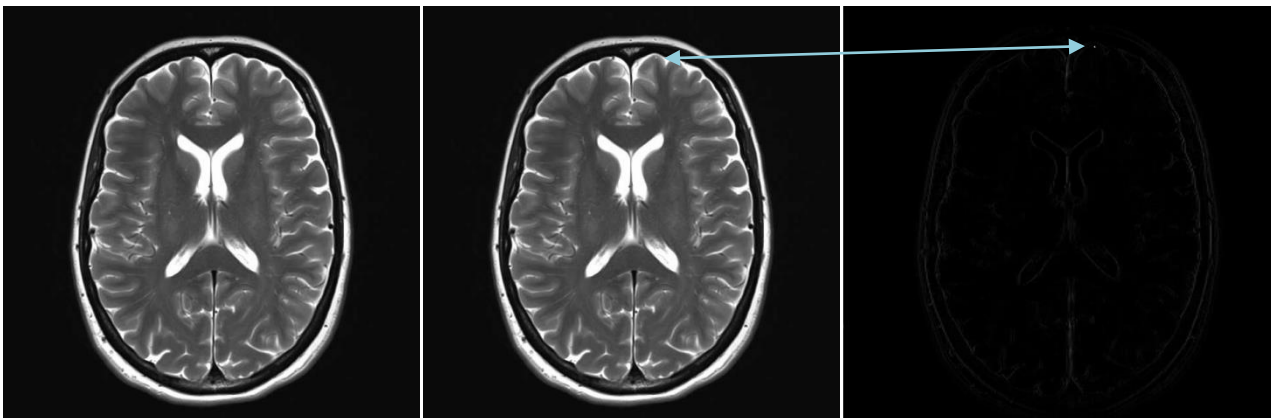
(a)

(b)

(c)

**Figure III.10 :**(a) l'IRM normal, (b) l'IRM anormal, et (c) l'image IBIP appliquée à l'IRM anormale.

Les figures (III.11) et (III.12) ci-dessous, représentent (a) : IRM sain, (b) IRM avec anomalie et (c) l'IBIP de l'IRM avec anomalie. On remarque que la détection de l'anomalie est une tâche très difficile à cause de la structure complexe et les couleurs superposées du l'IRM. Dans ce cas, nous pouvons essayer la technique IBIP afin d'améliorer la détection de cette anomalie.

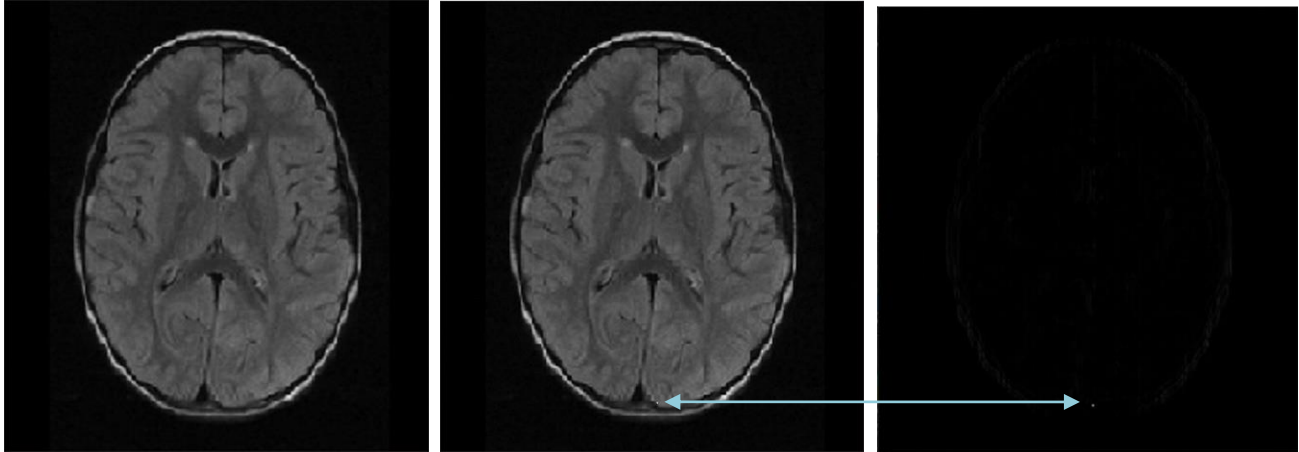


(a)

(b)

(c)

**Figure III.11 :** Les images (a), (b) et (c) représentent respectivement l'IRM du processus sain, celle du processus avec anomalie et l'image IBIP du cas anormal.



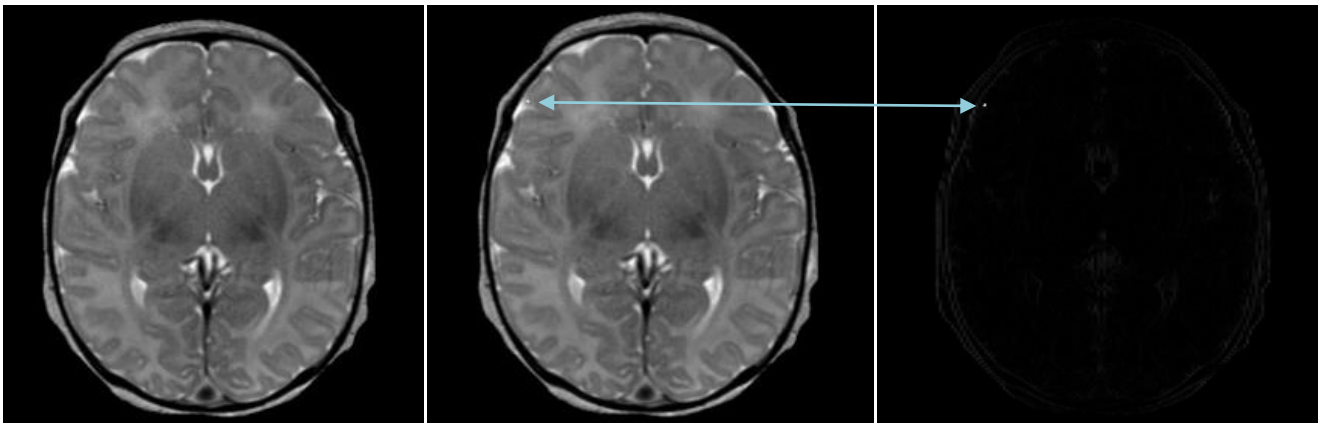
(a)

(b)

(c)

**Figure III.12 :** Représente (a)l'IRM du processus sain,(b) IRM du processus avec anomalie et (c) son IBIP respectivement.

La figure ci-dessous illustre (a) l'IRM du cerveau sain, (b) celle du cerveau anormal, et (c) celle de l'inverse de la probabilité d'appartenance (IBIP). Une anomalie précoce est indiquée par une légère variation localisée dans la partie gauche en haut de l'image IRM anormale (b). Cependant, on constate que cette tâche qui représente l'anomalie est pratiquement impossible à détecter sur l'IRM anormale sans l'aide de l'image de l'IBIP (c). Dans cette dernière, l'anomalie est clairement bien représentée par une tache blanche visible à l'œil nu. Pour plus de clarté, nous avons lié cette tache blanche sur l'image IBIP à l'anomalie correspondante sur l'IRM avec une flèche.





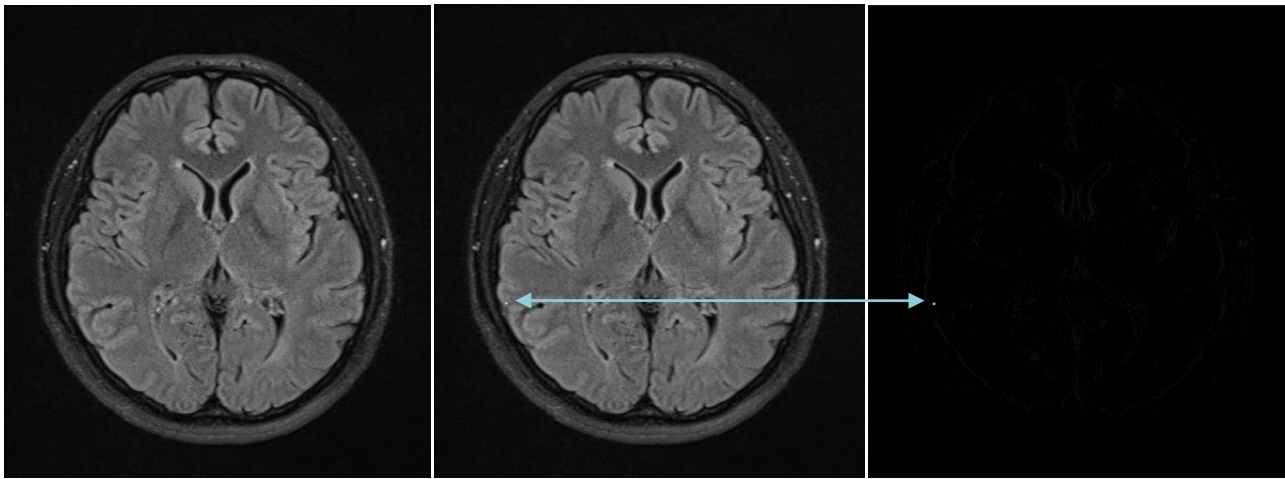
(a)

(b)

(c)

**Figure III.13 :** Représente (a)l'IRM du processus sain, (b) IRM du processus avec anomalie et, (c) son IBIP respectivement.

Dans la figure suivante, l'anomalie est légèrement visible par comparaison directe entre les deux images IRM saine et avec anomalie. Cependant, il est important de confirmer la présence de cette anomalie à l'aide de l'image IBIP comme il est bien montré sur la figure III-14 (c) de l'IBIP. L'importance de l'algorithme IBIP réside, donc, dans le fait qu'il permet d'amplifier la tache blanche représentant l'anomalie et réduire en même temps l'intensité des pixels normaux. Il est donc clair que dans tous les cas étudiés, l'application de la technique IBIP permet de bien visualiser l'anomalie dans l'IRM du cerveau humain. On a remarqué que dans certains cas l'anomalie est noyée dans la structure de l'IRM et par conséquent, sans l'application de l'algorithme IBIP, il est difficile de la détecter.



(a)

(b)

(c)

**Figure III.14 :** Représente (a)l'IRM du processus sain, (b) IRM du processus avec anomalie et (c) son IBIP respectivement.

### III.7 Conclusion :

En conclusion, la technique de l'inverse de la probabilité individuelle d'appartenance est un outil simple et intuitif pour mettre en évidence les éléments les plus atypiques ou les plus éloignés d'une classe donnée. Bien qu'elle puisse être limitée dans certaines situations, elle offre une approche intéressante pour des problèmes de classification, de recommandation et de détection d'anomalies. Comme pour toute méthode, il est essentiel de l'évaluer et de l'ajuster en fonction du contexte spécifique et des objectifs de l'application.

## **Conclusion générale :**

Le but de cette étude est de faciliter la détection et la localisation des anomalies cérébrales précoces. Pour cela, nous avons appliqué l'algorithme de l'inverse de la probabilité d'appartenance (IBIP) à l'image IRM pour détecter des éventuelles anomalies précoces. Cet algorithme est basé sur l'hypothèse qu'une anomalie précoce peut être considérée comme un événement rare dans l'IRM saine. Par conséquent, comme la probabilité d'un événement rare est trop petite alors, son inverse tend vers l'infini ce qui correspond à des pixels très brillants dans l'image IBIP.

Les résultats obtenus en appliquant l'algorithme IBIP à l'IRM d'un cerveau humain sont très satisfaisants et montrent son efficacité dans la détection des anomalies précoces dans l'IRM. Nous avons montré aussi que la détection par cet algorithme est nettement supérieure à celle effectuée par comparaison directe entre l'IRM saine et anormale.

En fin cette technique n'est qu'une simple suggestion qui peut être utilisée dans certains cas où il est difficile de détecter des anomalies et, donc, de les rendre plus visibles et plus facile à localiser.

En perspectives, il est important d'appliquer l'IBIP dans d'autres domaines tels qu'en mécanique et en biomédical etc.....

## Références Bibliographiques :

[1] Xue Fan et Yves Agid, « At the Origin of the History of Glia », *Neuroscience*, vol. 385, août 2018, p. 255–271 (DOI 10.1016/j.neuroscience.2018.05.050, lire en ligne [archive], consulté le 22 mars 2023).

[2] Hines, T. (2018, avril). *Anatomy of the Brain*. Mayfield Brain&Spine. Consulté le 22 mars 2023.

[3] Kenneth Maiese, MD, RutgersUniversity, troubles-du-cerveau,-de-la-moelle-épine-ère-et-des-nerfs/biologie-du-système-nerveux/cerveau, consulté le 24 mars 2023.

[4] <https://www.visiblebody.com/fr/learn/nervous/brain>.

[5] HagopDemirdjian,( Publié le 01.11.07)Les origines de l'IRM : la résonance magnétique nucléaire (RMN). Consulté le 25 mars 2023.

- [6] Clinique du Millénaire, 220 BvdPénélope, à Montpellier, IRM. Consulté le 25 mars 2023.
- [7] JONATHAN SARE, FUTURA (LE 13 AOÛT 2020), Kezako : comment fonctionne une IRM ? Consulté le 28mars 2023.
- [8] INSTITUT NATIONAL DU CANCER, FEVRIER 2021, L'IMAGERIE PAR RESONANCE MAGNETIQUE (IRM). Consulté le 30 mars 2023.
- [9] CCM Benchmark Group et réalisé par une équipe passionnée de rédactrices expérimentées (et avec un grain de jolie folie), crée en 2003, Accidents et anomalies du cerveau. Consulté le 30 mars 2023.
- [10] Yagoubi B. A geometric approach to a non-stationary process. In: Proceedings of the 2nd international conference on Mathematical Models for Engineering Science, and proceedings of the 2nd international conference on Development. Consulté le 20 avril 2023.
- [11] Denis Arzelier : chargé de recherche au LAAS-CNRS, Signaux aléatoires. Consulté le 15 avril 2023.
- [12] Aimé Fuchs, « Plaidoyer pour la loi normale », *Pour la Science*, 1995. Consulté le 20 avril 2023.
- [13] « Scilab 2023.1.0 » [archive] (Consulté le 02 juin 2023)
- [14] B. Yagoubi. MULTI-FAULTS DETECTION IN RANDOM PROCESSES USING THEPSD AND THE IBI PH YBRID TECHNIQUE. Mechatronic Systems and Control. 2018