

**République Algérienne Démocratique et Populaire**

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**

**Université Djilali Bounaama Khemis Miliana**

**Faculté des Sciences et de la Technologie**

**Département de la Technologie**

Mémoire du Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention de diplôme

**Master**

En

« Electrotechnique »

Spécialité :

« Electrotechnique Industrielle »

Titre :

**Comparaison du diagnostic des pannes d'un générateur photovoltaïque par la méthode NB (Naïve Bayes) avec Réseaux de Neurones Bayésiens.**

Réalisé par :

Hammoudi Walid

Hamrani Moussa

Encadré par :

M<sup>m</sup> : Chérifa kara mostefa khelil

Année Universitaire 2022/2023

# Dédicace

Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, à mes parents que dieu les gardes et les protèges.

A mes adorables sœurs et frères

A mes amis.

A tous ceux qui me sont chères.

A tous ceux qui m'aiment.

A tous ceux que j'aime.

Je dédie ce travail.

**Hamrani moussa**

# Dédicace

Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, à mes parents que dieu les gardes et les protèges.

A mes adorables sœurs et frères

A mes amis.

A tous ceux qui me sont chères.

A tous ceux qui m'aiment.

A tous ceux que j'aime.

Je dédie ce travail.

**Hammoudi walid**

# Remerciement

Nous remercions notre dieu ALLAH le tout puissant pour toute la volonté et le courage qu'il nous a donnés pour l'achèvement de ce mémoire, il a été et sera toujours à côté de nous pour réussir et terminer n'importe quel travail.

La présentation de ce modeste travail nous offre l'occasion d'exprimer notre profonde gratitude à Madame Dr. Chérifa kara mostefa khelil, qui a bien voulu diriger ce travail pendant toute la durée de l'expérimentation et la mise en forme du document final. Ses nombreux conseils ne nous ont jamais fait défaut. Nous sommes heureux de lui exprimer notre respectueuse reconnaissance.

Nous remercions également les membres du jury, Dr. Bendouha boualam et Dr. benyousef Abo soufayen pour l'intérêt et l'attention qu'ils ont accordés à ce modeste travail et pour avoir accepté de faire partie de ce jury. Nous tenions à vous remercier pour chaque information ou conseil que vous nous avez donné durant notre parcours universitaire.

Nos remerciements sont également adressés à toutes les personnes qui, de loin ou de près, ont contribué à la réalisation de ce travail de recherche. Nous tenions à remercier le chef de département et tous les enseignants.

## Résumé :

Cette étude compare l'efficacité de la méthode Naïve Bayes et des Réseaux Neurones Bayésiens pour diagnostiquer les pannes dans les générateurs photovoltaïques. Les résultats montrent que les deux approches sont prometteuses, mais le Naïve Bayes présente une précision légèrement supérieure. Cependant, les réseaux neurones bayésiens offrent une meilleure flexibilité pour modéliser des relations plus complexes entre les variables. Cette comparaison fournit des informations utiles pour améliorer les systèmes de diagnostic de pannes dans les installations photovoltaïques.

**Mots clés :** Générateur photovoltaïque, défauts, détection, identification, diagnostique, Naïve Bayes, Réseaux Neuronaux Bayésiens

## ملخص:

تقارن هذه الدراسة بين فعالية طريقة نايف بايز وشبكات العصبية البايزية لتشخيص أعطال مولدات الطاقة الشمسية. تشير النتائج الى ان طريقة نايف بايز أعلى دقة من الشبكات العصبية البايزية بشكل طفيف. ومع ذلك، توفر الشبكات العصبية البايزية مرونة أفضل في تصميم العلاقات المعقدة بين المتغيرات. يوفر هذا المقارنة معلومات قيمة لتحسين أنظمة تشخيص أعطال المنشآت الشمسية. الكلمات المفتاحية: المولد الكهروضوئي، الأعطال، الكشف، التشخيص، نايف بايز، الشبكات العصبية البايزية

## Summary:

This study compares the effectiveness of the Naïve Bayes method with Bayesian Neural Networks for diagnosing faults in photovoltaic generators. The results indicate that both approaches are promising, but naive Bayes shows slightly higher accuracy. However, Bayesian Neural Networks offer better flexibility in modeling complex relationships among variables. This comparison provides valuable insights to enhance fault diagnosis systems in solar installations

**Keywords:** Photovoltaic generator, faults, detection, diagnostic, identification, Naive Bayes, Bayesian neural networks

## Table des matières

Dédicace .....	I
Remerciement.....	III
Résumé :.....	IV
Listes des tableaux : .....	XII
Listes des abréviations : .....	XIII
Introduction générale .....	1

### chapitre 1 système photovoltaïque

1.1. Introduction .....	3
1.2. Les différentes composantes d'un système PV .....	3
1.2.1. Panneau photovoltaïque.....	3
1.2.2. Onduleur .....	4
1.2.3. Hacheur.....	5
1.2.4. Les capteurs .....	5
1.2.4.1. Capteur de température.....	5
1.2.4.2. Capteur de courant.....	6
1.2.4.3. Capteur de tension .....	6
1.2.4.4. Capteur d'ensoleillement .....	7
1.2.5. Les protections.....	7
1.2.6. Les batteries .....	8

1.3.	Les types d'un système PV.....	9
1.3.1.	Systèmes photovoltaïques autonome .....	9
1.3.2.	Systèmes photovoltaïques autonomes hybride.....	9
1.3.3.	Systèmes photovoltaïques connectés au réseau.....	10
1.4.	Avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque .....	10
1.4.2.	Avantage.....	10
1.4.3.	Inconvénient .....	11
1.5.	Défauts de fonctionnement d'un générateur.....	12
1.5.1.	Les défauts les plus fréquents dans une installation photovoltaïque .....	12
1.5.1.1.	Défauts dans le générateur photovoltaïque.....	12
1.5.1.2.	Défauts dans la boîte de jonction.....	13
1.5.1.3.	Défauts dans le système de câblage.....	14
1.5.1.4.	Défauts dans le système de protection.....	14
1.5.1.5.	Défauts de l'onduleur .....	15
1.5.1.6.	Défauts dans le système d'acquisition des données .....	15
1.5.2.	Méthodes de diagnostic d'un générateur PV :.....	16
1.5.2.1.	Définition.....	16
1.5.2.2.	But du diagnostic industriel.....	16
1.5.2.3.	Etape de diagnostic .....	17
1.5.2.4.	Objectifs.....	18
1.5.2.5.	Architecture de diagnostic .....	18
1.5.3.	Méthodes de diagnostic utilisées dans l'industrie :.....	19
1.5.3.1.	Méthodes non –électriques .....	20
1.5.3.2.	Méthodes électriques .....	20
1.5.4.	Méthodes dans la littérature.....	21
1.5.4.1.	Méthode de réflectométrie.....	21

1.5.4.2.	Analyse de la puissance et de l'énergie produite.....	22
1.5.4.3.	Analyse du point de fonctionnement .....	22
1.5.4.4.	Analyse de la caractéristique statique.....	23
.1.6	Conclusion .....	23

## **chapitre 2 Machine Learning**

2.1.	Introduction .....	24
2.2.	Objectifs et principes du Machine Learning (ML).....	24
2.2.1.	Définitions et Objectifs du ML.....	24
2.2.1.1.	Définition :.....	24
2.2.1.2.	Objectif du Machine Learning :.....	25
2.2.2.	Taxonomie des algorithmes.....	25
2.2.2.1.	Mode d'apprentissage .....	25
2.2.3.	Entraînement, validation et tests.....	27
2.2.3.1.	Approche de base : .....	27
2.2.3.2.	Approche améliorée .....	27
2.3.	Réseaux bayésiens .....	28
2.3.1.	Définition d'un réseau bayésien .....	28
2.3.2.	Différents modèles graphiques des réseaux bayésiens .....	28
2.3.3.	Apprentissage de paramètres et de structure .....	30
2.3.3.1.	Apprentissage de paramètres .....	31
2.3.3.2.	Apprentissage de structure .....	31
2.4.	Réseau neuronal bayésien.....	31
2.4.1.	Définition.....	31
2.4.2.	Différence entre le NN standard et le NN bayésien .....	32
2.5.	Naïves Bayes .....	32
2.5.1.	Définition d'une méthode de Naïves Bayes.....	32

2.5.2.	Types de classificateurs de Naïve Bayes .....	33
2.5.2.1.	Naïve Bayes gaussien (Gaussian NB) : .....	33
2.5.2.2.	Naïve Bayes multinomial (Multinomial NB): .....	33
2.5.2.3.	Bernoulli Naïve Bayes (Bernoulli NB): .....	34
2.5.3.	Les avantages et les Inconvénient .....	35
2.5.3.1.	Avantages .....	35
2.5.3.2.	Inconvénient .....	35
2.6.	Conclusion.....	35

## **Chapitre 3 simulation et interprétations des résultats**

3.1.	Introduction .....	36
3.2	Les paramètres de notre simulation .....	37
3.3.	Préparation des données.....	38
3.4.	Le programme Naïve Bayes dans le script MATLAB .....	38
3.5.	Les graphiques de la simulation .....	39
3.5.1.	La phase d'entraînement .....	39
3.5.1.1.	Entrée des données météorologiques.....	39
3.5.1.2.	Entrée des données électriques .....	40
3.5.1.3.	Les données de sortie.....	41
3.5.2.	La phase de validation .....	42
3.5.2.1.	Entrée des données météorologiques.....	43
3.5.2.2.	Entrée des données électriques .....	44
3.5.2.3.	Les données de sortie.....	45
3.5.3.	La phase de test.....	46
3.5.3.1.	Entrée des données météorologiques.....	46
3.5.3.2.	Entrée des données électriques .....	47
3.5.3.3.	Les données de sortie.....	48

3.6.	Sortie du programme Naïve Bayes .....	50
3.6.1.	La phase de validation .....	50
3.6.2.	La phase de test.....	52
3.7.	Sortie du programme réseau neuronal bayésien .....	52
3.7.1.	La phase de validation .....	52
3.7.2.	La phase de test.....	54
3.7.3.	Comparaison entre Naïve bayes et réseau neuronal bayésien Performance et précision....	55
3.7.4.	Complexité et temps .....	57
3.8.	Conclusions .....	58
	<b>Conclusion générale.....</b>	<b>59</b>
	<b>Références.....</b>	<b>XIV</b>
	<b>Annexe.....</b>	<b>XVI</b>

## Listes des Figures :

### Chapitre 1

<b>Fig1. 1:</b> Panneau photovoltaïque .....	3
<b>Fig1. 2:</b> Boite de dérivation .....	4
<b>Fig1. 3:</b> Schéma d'un quadripôle électrique .....	5
<b>Fig1. 4 :</b> Capteur a effet Hall. ....	6
<b>Fig1. 5 :</b> Mesure de tension aux bornes d'un shunt .....	7
<b>Fig1. 6:</b> Schématisation d'un GPV élémentaire avec diodes by-pass et diode anti-retour .....	8
<b>Fig1. 7 :</b> Batterie de 150 Ah/12V.....	8
<b>Fig1. 8 :</b> Système photovoltaïque autonome.....	9
<b>Fig1. 9 :</b> Schéma principale un système hybride avec groupe électrogène .....	10
<b>Fig1. 10 :</b> Structure d'un système PV raccordé au réseau .....	10
<b>Fig1. 11 :</b> Organigramme de diagnostic des défauts.....	18
<b>Fig1. 12 :</b> Schéma global de détection et de diagnostic des défauts.....	19
<b>Fig1. 13 :</b> Principe de la réflectométrie pour localiser le défaut dans un string PV .....	22
<b>Fig1. 14 :</b> Allure de la caractéristique I -V d'un champ PV en fonctionnement défaillance.....	23

### Chapitre 2

<b>Fig 2. 1 :</b> Schéma des différentes techniques issues de l'apprentissage automatique pour la construction de modèles de données .....	26
<b>Fig 2. 2 :</b> Apprentissage supervisé.....	26
<b>Fig 2. 3 :</b> Apprentissage non supervisé.....	27
<b>Fig 2. 4 :</b> Approche de base .....	27
<b>Fig 2. 5 :</b> Approche améliorée .....	28
<b>Fig 2. 6:</b> Exemple de structure d'un réseau bayésien naïf.....	29
<b>Fig 2. 7 :</b> Exemple de structure d'un réseau bayésien naïf augmenté.....	30
<b>Fig 2. 8 :</b> À gauche : NN standard avec estimations ponctuelles des poids. À droite : NN bayésien avec distributions de probabilités sur les poids :NN bayésien avec des distributions de probabilités sur les poids.....	32

### Chapitre 3

<b>Fig 3. 1 :</b> Graphique de la température dans la phase d'entraînement. ....	39
<b>Fig 3. 2 :</b> Graphique du rayonnement solaire (w/m2) dans la phase d'entraînement.....	39
<b>Fig 3. 3 :</b> Graphique du courant électrique dans la phase d'entraînement. ....	40
<b>Fig 3. 4 :</b> Graphique de la tension électrique dans la phase d'entraînement.....	41

<b>Fig 3. 5</b> :Graphique de la classification du courant électrique dans la phase d'entraînement. ....	41
<b>Fig 3. 6</b> : Graphique de la classification de tension électrique dans la phase d'entraînement. ....	42
<b>Fig 3. 7</b> : Graphique de la température dans la phase de validation. ....	43
<b>Fig 3. 8</b> : Graphique du rayonnement solaire (w/m2)dans la phase de validation ....	43
<b>Fig 3. 9</b> : Graphique du courant électrique dans la phase de validation. ....	44
<b>Fig 3. 10</b> : Graphique de la tension électrique dans la phase de validation. ....	44
<b>Fig 3. 11</b> : Graphique de la classification du courant électrique dans la phase de validation. ....	45
<b>Fig 3. 12</b> : Graphique de la classification de tension électrique dans la phase de validation. ....	46
<b>Fig 3. 13</b> : Graphique de la température dans la phase de test. ....	46
<b>Fig 3. 14</b> : Graphique du rayonnement solaire (w/m2)dans la phase de test. ....	47
<b>Fig 3. 15</b> : Graphique du courant électrique dans la phase de test. ....	47
<b>Fig 3. 16</b> : Graphique de la tension électrique dans la phase de test. ....	48
<b>Fig 3. 17</b> : Graphique de la classification du courant électrique dans la phase de test. ....	48
<b>Fig 3. 18</b> : Graphique de la classification de tension électrique dans la phase de test. ....	49
<b>Fig 3. 19</b> : Graphique de sorties du modèle en phase de validation. ....	50
<b>Fig 3. 20</b> :Graphique de sorties du modèle en phase de validation. ....	51
<b>Fig 3. 21</b> : Graphique de sorties du modèle en phase de test. ....	52
<b>Fig 3. 22</b> : Graphique de sorties du modèle en phase de test. ....	53
<b>Fig 3. 23</b> :Graphique de sorties du modèle en phase de validation. ....	52
<b>Fig 3. 24</b> : Graphique de sorties du modèle en phase de validation. ....	53
<b>Fig 3. 25</b> : Graphique de sorties du modèle en phase de test. ....	54
<b>Fig 3. 26</b> : Graphique de sorties du modèle en phase de test. ....	55

## Listes des tableaux :

### Chapitre 1

<b>Tableau 1. 1</b> : Défauts du générateur photovoltaïque .....	13
<b>Tableau 1. 2</b> : Défauts dans la boîte de jonction .....	13
<b>Tableau 1. 3</b> : Défauts du système de câblage .....	14
<b>Tableau 1. 4</b> : Défauts du système de protection .....	15
<b>Tableau 1. 5</b> : Défauts de l'onduleur.....	15
<b>Tableau 1. 6</b> : Défauts dans le système d'acquisition des données.....	16

### Chapitre 2

<b>Tableau 2. 1</b> : classement des algorithmes de ML .....	25
--	----

### Chapitre 3

<b>Tableau 3. 1</b> : Comparaison des précisions entre Naïve Bayes et Réseau neuronal bayésien en la phase de validation et de test pour la classification de la courant. ....	55
<b>Tableau 3. 2</b> : Comparaison des précisions entre Naïve Bayes et Réseau neuronal bayésien en la phase de validation et de test pour la classification de la tension. ....	56
<b>Tableau 3. 3</b> : Comparaison de temps d'exécution de Naïve Bayes et Réseau neuronal bayésien en la phase de validation et test pour la classification de la tension.....	57
<b>Tableau 3. 4</b> : Comparaison de temps d'exécution de Naïve Bayes et Réseau neuronal bayésien en la phase de validation et test pour la classification de la tension.....	57

## **Listes des abréviations :**

AC : Courant Alternatif (Alternative Current).

BNN : Réseau neuronal bayésien

CC : Courant Continu

CTN : coefficient de température négative

CTP : coefficient de température positive

DC : Courant Continu (Direct Current).

DNN : Réseau neuronal profond

MPPT : Maximum Power Point Tracking.

NB : Naïve Bayes

NN : Réseau neuronal

P&O : Perturbation et Observation.

PPM : Le point de fonctionnement optimal.

PV : Photovoltaïque.

RB : : Réseau bayésien

VDR : Voltage dépendance résistance en anglais

# Introduction générale

Au cours des dernières décennies, les énergies renouvelables ont pris une grande importance dans le monde, leur développement augmentant de manière exponentielle au détriment des sources d'énergie conventionnelles telles que le pétrole, le charbon, le lignite et le gaz naturel qui sont à l'origine du phénomène de changement climatique, de la pollution de l'environnement, de la dégradation de la santé humaine et de l'augmentation de l'effet de serre. En outre, les énergies renouvelables, en particulier l'énergie photovoltaïque, sont sûres et propres, sans émission de dioxyde de carbone, largement disponibles et respectueuses de l'environnement. La croissance de la production d'énergie photovoltaïque jouera un rôle très important dans la production d'électricité à l'avenir. Il a été prouvé que l'irradiation solaire est la source la plus importante de nos jours, elle a atteint une capacité cumulée de 137,5 Giga Watt nouvellement installés en 2019 avec une prévision de 750 Giga Watt d'ici la fin de l'année 2020. [1]

Les systèmes photovoltaïques permettent la production d'énergie électrique à partir de la lumière solaire. Or, comme tous les autres processus industriels, un système photovoltaïque peut être soumis, au cours de son fonctionnement, à différents défauts et anomalies conduisant à une baisse de la performance du système et voire à l'indisponibilité totale du système. Toutes ces conséquences défavorables vont évidemment réduire la productivité de l'installation, et donc réduire le profit de l'installation, sans compter le coût de maintenance pour remettre le système en état normal. Permettre de diagnostiquer finement et de faire de la détection et de localisation de défauts dans une installation PV réduit les coûts de maintenance et surtout augmente la productivité en augmentant le taux de disponibilité des installations en veillant à ce que leur rendement soit optimal. [2]

Le titre de la mémoire "Comparaison du diagnostic de pannes d'un générateur photovoltaïque par la méthode NB (Naïve Bayes) avec réseaux neurones bayésiens " indique l'objet de l'étude. Cette mémoire se concentre sur l'utilisation de méthodes d'apprentissage automatique, telles que Naïve Bayes et les réseaux neurones bayésiens, pour diagnostiquer les pannes d'un générateur photovoltaïque. L'objectif est de comparer l'efficacité de la méthode NB avec celle des réseaux neurones bayésiens dans le domaine du diagnostic des pannes.

Le premier chapitre aborde le système photovoltaïque et les principales pannes auxquelles il peut être confronté. On explique les composants et le fonctionnement du système, ainsi que les défauts courants tels que les problèmes de câblage, les défauts des cellules solaires et les problèmes de connectivité.

Le deuxième chapitre présente une explication détaillée des concepts d'apprentissage automatique, de Naïve Bayes et des réseaux neurones bayésiens et des réseaux bayésiens. On explore

les principes de base de l'apprentissage automatique et on explique en quoi consistent les méthodes Naïve Bayes et les réseaux bayésiens. De plus, on aborde les réseaux neuronaux bayésiens, qui sont une extension des réseaux bayésiens

Le troisième chapitre se concentre sur la comparaison du diagnostic des pannes d'un générateur photovoltaïque en utilisant la méthode NB (Naïve Bayes) avec les réseaux neurones bayésiens dans l'environnement MATLAB. On présente une étude comparative détaillée de l'efficacité de ces deux méthodes dans le contexte du diagnostic des pannes.

En conclusion, cette mémoire se concentre sur la comparaison des méthodes de diagnostic de pannes d'un générateur photovoltaïque en utilisant Naïve Bayes et les réseaux neurones bayésiens. Elle explore également le système photovoltaïque et ses principales pannes, ainsi que les concepts d'apprentissage automatique associés.

# Chapitre 1

## Systeme photovoltaïque

## 1.1. Introduction

Quotidiennement, le soleil fournit de l'énergie à la terre gratuitement. L'homme a commencé à utiliser cette énergie libre grâce à une technologie appelée photovoltaïque qui convertit l'énergie du soleil en électricité. Les systèmes photovoltaïques offrent aux consommateurs l'aptitude de produire de l'électricité d'une façon propre, silencieuse et fiable. Ces systèmes sont constitués de cellules photovoltaïques qui permettent de convertir directement l'énergie lumineuse en énergie électrique. Comme la source de lumière est généralement le soleil, ils sont donc appelés « Cellules Solaires ». Le terme « photovoltaïque » provient de « photo » qui signifie la lumière et « voltaïque », qui désigne la production d'électricité [3].

## 1.2. Les différentes composantes d'un système PV

### 1.2.1. Panneau photovoltaïque

Le panneau solaire ou le système solaire est composé d'unités photovoltaïques connectées en série et/ou en parallèle pour produire l'électricité nécessaire. Ces installations sont fixées sur des cadres métalliques capables de soutenir le système solaire selon des angles d'inclinaison spécifiques [4].



**Fig1. 1 :** Panneau photovoltaïque

Pour chaque panneau, vous pouvez avoir plusieurs sorties telles que des unités modulaires, ce qui signifie que vous devrez utiliser une boîte de jonction pour les regrouper toutes ensemble. Ensuite, la fonction du boîtier de raccordement, fixé sur la structure d'assemblage, consiste à assurer une connexion entre les unités pour obtenir une sortie d'énergie optimale [4]



**Fig1. 2:** Boite de dérivation

La boîte de jonction comprend également un circuit imprimé sur lequel sont présents :

- Des diodes Schottky sont placées sur une boîte à chaque entrée, ce qui empêche la décharge des batteries dans les panneaux solaires.
- Des fusibles de protection empêchent la décharge des batteries à l'intérieur des modules en cas de défaillance des diodes antiparallèles.
- Des diodes lumineuses sont disposées en parallèle sur chaque fusible de protection, et ces diodes permettent de surveiller chaque branche des modules individuellement. Par exemple, dans le cas d'une boîte comportant 4 entrées de tension de 24 volts, avec deux branches contenant chacune deux modules, il y aura donc deux diodes pour surveiller le fonctionnement de chaque branche de manière indépendante.
- Une protection parafoudre (Transil ou VDR) en sortie de la boîte.

Le câblage de ces boîtes permet d'obtenir une sortie de 12 volts, 24 volts ou 48 volts en fonction des modules, elles sont équipées de deux à douze entrées, selon la tension de sortie. La quantité d'électricité générée par les panneaux photovoltaïques dépend de : Des besoins en électricité.

La taille du panneau.

L'ensoleillement du lieu d'utilisation.

La saison d'utilisation [4]

### 1.2.2. Onduleur

L'onduleur est un dispositif statique qui convertit le courant continu en courant alternatif. L'onduleur est considéré autonome lorsqu'il impose sa propre fréquence à la charge.

-Si la source continue est une source de tension, le convertisseur est appelé convertisseur de tension. Il impose la forme d'onde de la tension à travers la charge, et la forme d'onde du courant dépend de la charge elle-même.

-Si la source de courant continu est une source de courant, on appelle l'onduleur un onduleur de courant. Il impose la forme d'onde du courant (courant alternatif) qui traverse la charge. En revanche, la forme d'onde de la tension aux bornes de la charge dépend de la nature de la charge elle-même. [5]

### 1.2.3. Hacheur

Les Hacheurs jouent un rôle essentiel dans le système de contrôle d'un générateur d'énergie solaire, agissant en tant que convertisseurs statiques CC/CC, permettant de réguler la puissance électrique dans les circuits fonctionnant en courant continu avec une grande flexibilité et une efficacité élevée. Du point de vue du circuit, l'onduleur apparaît comme un quadripôle Figure (1.3), agissant comme un élément de liaison entre deux parties du réseau. On peut le considérer comme un transformateur de grandeurs électriques constantes de valeurs élevées.

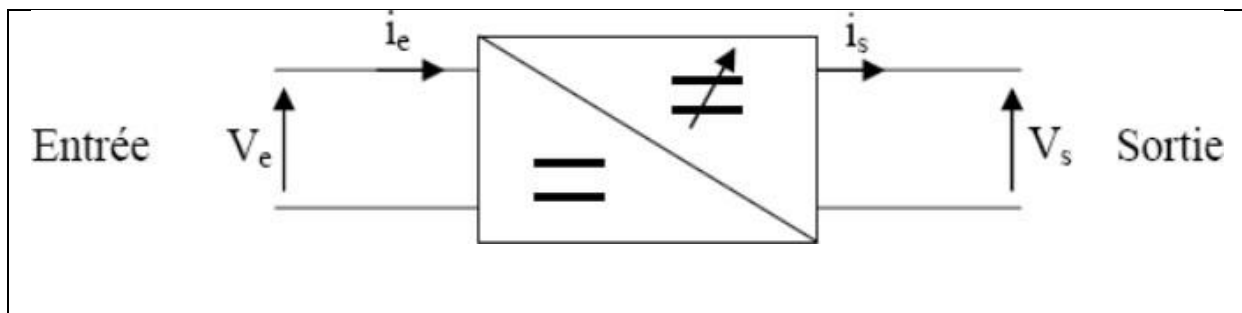


Fig1. 3: Schéma d'un quadripôle électrique [6]

### 1.2.4. Les capteurs

Le capteur est un dispositif qui convertit l'état d'une grandeur physique mesurable en une grandeur utilisable. Par exemple, il existe plusieurs types de capteurs différents en fonction de leur utilisation et de leurs besoins, tels que les capteurs de température, les capteurs de rayonnement solaire, les capteurs de tension et de courant, etc.

#### 1.2.4.1. Capteur de température

Les capteurs de température sont des dispositifs dont les caractéristiques électriques varient en fonction de la température. Ces caractéristiques peuvent être des variations de résistance, de courant ou de tension. Il existe de nombreux types de capteurs de température disponibles, notamment :

- ✓ La thermistance, CTP ou CTN
- ✓ La diode et le transistor
- ✓ Les circuits intégrés spécialisés

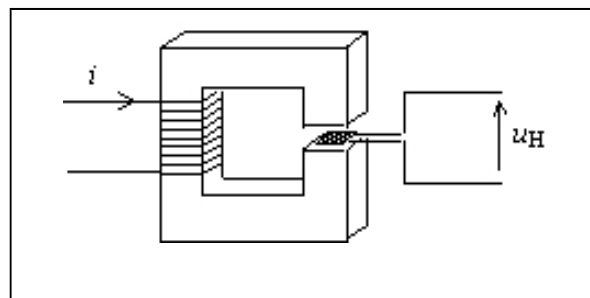
- ✓ Thermocouple

### 1.2.4.2. Capteur de courant

Comme les capteurs de température, les capteurs de luminosité sont des composants dont les caractéristiques varient en fonction de l'éclairage. Cette variation peut se traduire par une modification de la résistance, du courant ou de la tension. De nombreux composants sont disponibles dans ce contexte, notamment [7]

- ✓ Shunt
- ✓ Capteur de courant à effet Hall :

Le capteur de courant à effet Hall est un type de capteur de courant qui utilise le phénomène de l'effet Hall pour produire une tension de sortie précise est proportionnelle au courant mesuré ou surveillé.

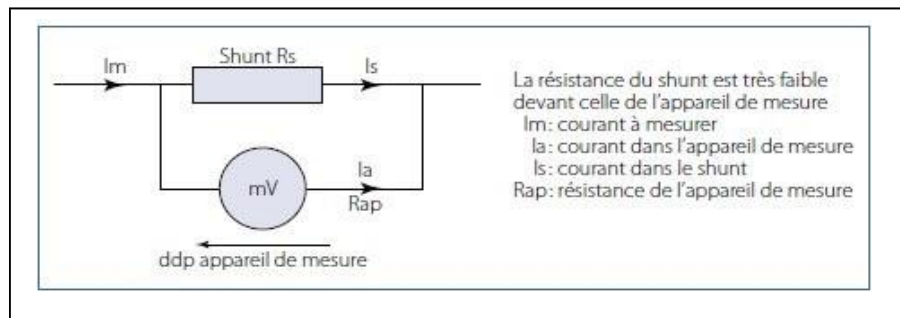


**Fig1. 4 :** Capteur a effet Hall.

### 1.2.4.3. Capteur de tension

Pour mesurer la puissance de sortie d'un générateur photovoltaïque, deux paramètres sont mesurés instantanément : le courant de sortie avec ou sans isolation galvanique, ainsi que la tension de sortie. L'isolation galvanique représente l'absence de circulation de courant entre deux circuits. Parmi les capteurs de courant traditionnels utilisés, on retrouve [7]:

Shunt : La mesure du courant à l'aide d'un shunt est une méthode très traditionnelle et efficace. En plaçant un voltmètre en parallèle avec le shunt, on mesure la différence de tension qui se crée à travers le shunt, puis on calcule la valeur du courant en utilisant la loi d'Ohm.



**Fig1. 5** : Mesure de tension aux bornes d'un shunt

#### 1.2.4.4. Capteur d'ensoleillement

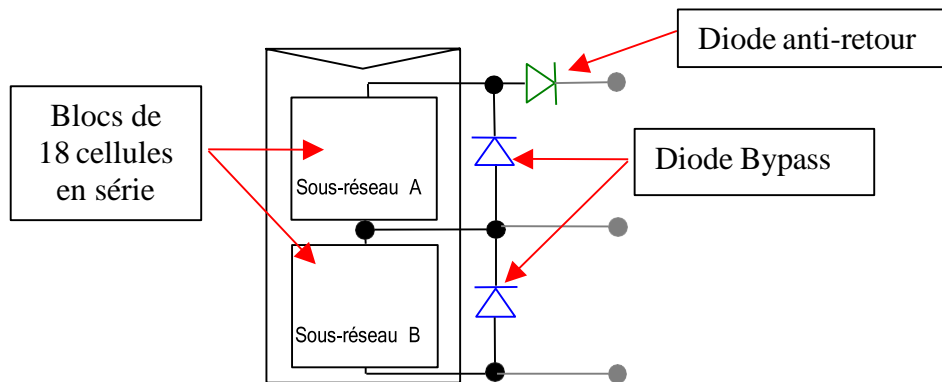
Le générateur photovoltaïque produit une tension de sortie élevée. Afin de réduire cette tension, on utilise une série de résistances connectées en parallèle avec le générateur, ce qui nous permet d'obtenir un diviseur de tension et d'obtenir une tension réduite.

#### 1.2.5. Les protections

Lors de la conception d'un système de production d'énergie solaire, il est essentiel de veiller à la sécurité et à la protection de ce système électrique afin d'assurer sa durabilité et son bon fonctionnement. Cela implique d'éviter toute défaillance pouvant résulter de l'ombrage des cellules solaires ou de conditions inappropriées. Pour atteindre cet objectif, deux types de mesures préventives traditionnelles sont utilisées dans les systèmes actuels [8]:

- ✓ Assurer la protection lors de la connexion en parallèle des modules photovoltaïques pour éviter les courants inverses dans les modules photovoltaïques (diode anti-retour

- ✓ Assurer la protection lors de la connexion en série des modules photovoltaïques afin d'éviter toute perte de la chaîne dans son intégralité (diodes by-pass) et prévenir l'apparition de points chauds.



**Fig1. 6:** Schématisation d'un GPV élémentaire avec diodes by-pass et diode anti-retour [26]

### 1.2.6. Les batteries

Étant donné l'indisponibilité de l'énergie solaire pendant toute la durée de fonctionnement du système, il nous est imposé d'utiliser des batteries dans les installations autonomes pour stocker l'énergie. [9].



**Fig1. 7 :** Batterie de 150 Ah/12V

Il existe différents types de batteries, on peut citer : [6]

- La batterie plomb acide
- La batterie nickel cadmium
- La batterie sodium chlorure de nickel
- La batterie lithium-ion
- La batterie zinc air

## 1.3. Les types d'un système PV

### 1.3.1. Systèmes photovoltaïques autonome

Les systèmes autonomes sont parmi les solutions les plus importantes pour fournir de l'énergie dans les zones isolées du réseau électrique. Ces systèmes offrent une alimentation continue aux consommateurs sur une longue période malgré l'interruption de la production d'énergie à partir de sources renouvelables. Cela est réalisé grâce à la présence d'un système de stockage lié aux générateurs d'énergie solaire. Ce système stocke l'excédent d'énergie produit lors des périodes de surproduction, et le libère lorsque nécessaire pour répondre à une demande énergétique excessive. Grâce à ce mécanisme, l'approvisionnement en énergie est assuré de manière continue et efficace pour les consommateurs présents dans ces zones isolées.



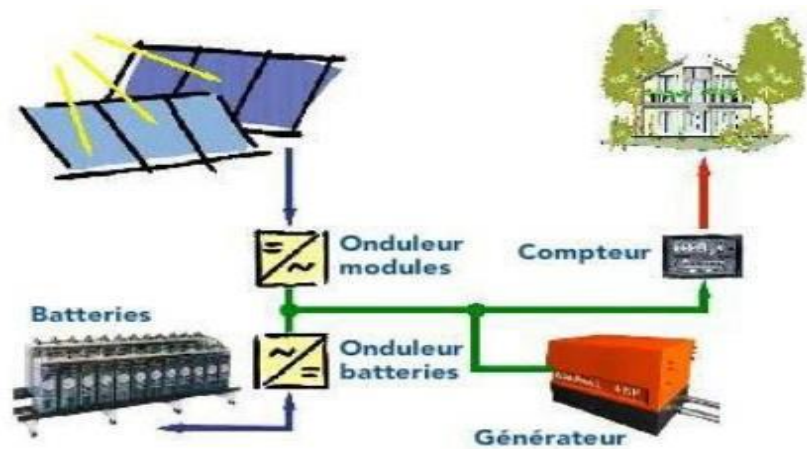
**Fig1. 8 :** Système photovoltaïque autonome [6]

Les systèmes de gestion de l'énergie jouent un rôle crucial dans l'amélioration des performances et de l'efficacité du système de stockage, ainsi que dans la réduction des coûts. Le système de stockage représente une part importante des coûts d'installation, et les conditions de fonctionnement requièrent une performance optimale. C'est pourquoi des systèmes de gestion de l'énergie ont été développés afin de garantir une durée de vie plus longue du système de stockage et de réduire les coûts d'exploitation. Il est essentiel que la capacité de stockage ne soit pas sous-dimensionnée, car cela pourrait entraîner une dégradation rapide du système et une augmentation des interruptions de courant. D'un autre côté, il convient d'éviter un stockage excessif qui entraînerait des coûts élevés. [6]

### 1.3.2. Systèmes photovoltaïques autonomes hybride.

Les systèmes hybrides sont un type de systèmes photovoltaïques qui se composent d'un mélange de sources d'énergie solaire et d'autres sources telles que l'énergie éolienne ou un groupe de générateurs électriques. Ces systèmes sont utilisés pour faire face à toute insuffisance dans la production d'énergie solaire et garantir un approvisionnement durable en énergie pour les charges électriques. Grâce à la

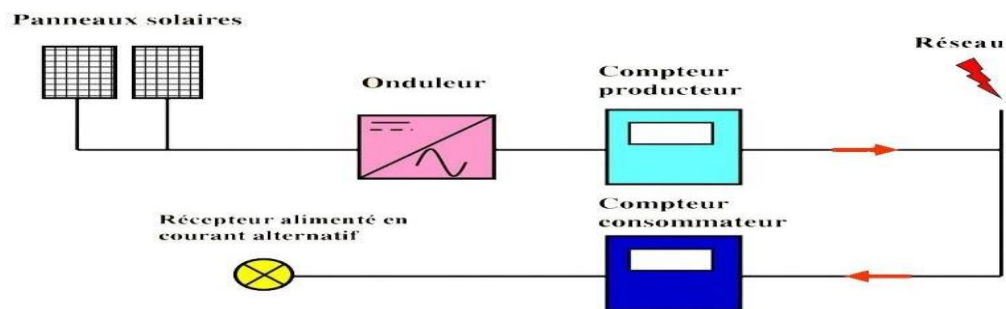
source d'énergie secondaire, l'efficacité et la fiabilité du système hybride sont renforcées, assurant ainsi une fourniture durable d'électricité. [6]



**Fig1. 9** : Schéma principale un système hybride avec groupe électrogène

### 1.3.3. Systèmes photovoltaïques connectés au réseau

Ce type de système est installé sur des sites connectés au réseau, généralement dans des maisons ou des entreprises cherchant à bénéficier des sources d'énergie renouvelables et bénéficiant d'un bon ensoleillement, voir Figure (Fig1.11)



**Fig1.10** : Structure d'un système PV raccordé au réseau

## 1.4. Avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque

### 1.4.2. Avantage

- Tout d'abord, ce système se distingue par son haut degré de fiabilité. Il ne contient aucune pièce mobile, ce qui le rend particulièrement adapté aux régions isolées. C'est pourquoi il est largement utilisé dans les véhicules spatiaux.

- Grâce à sa conception flexible, les panneaux solaires peuvent être facilement installés et adaptés aux différents besoins énergétiques. Les systèmes peuvent être dimensionnés pour répondre à une variété d'applications, allant des charges énergétiques faibles en milliwatts aux capacités élevées en mégawatts
- Le coût d'exploitation est très bas en raison de la maintenance réduite et de l'absence de besoin en carburant, en transport ou en personnel hautement spécialisé.
- La technologie photovoltaïque présente des avantages environnementaux considérables. En effet, le produit final est non polluant, silencieux et n'engendre aucune perturbation de l'environnement, à l'exception de l'occupation d'espace nécessaire pour l'installation de structures de grande envergure.

### 1.4.3. Inconvénient

- La production des modules photovoltaïques nécessite une technologie avancée et d'importants investissements.
- Le rendement réel de conversion d'un module est faible, de l'ordre de 10 à 15 % (soit entre et par an pour le BENELUX), avec une limite théorique de 28 % pour une cellule unique. Les systèmes photovoltaïques ne sont compétitifs par rapport aux systèmes diesel que pour de faibles demandes d'énergie dans les régions isolées.
- Lorsqu'il est nécessaire de stocker l'énergie électrique sous forme chimique (via une batterie), le coût du générateur augmente.
- Elle dépend et est influencée par les conditions météorologiques. [6] [5]

## 1.5. Défauts de fonctionnement d'un générateur

### 1.5.1. Les défauts les plus fréquents dans une installation photovoltaïque

#### 1.5.1.1. Défauts dans le générateur photovoltaïque

Défaut	Conséquences
Salissure (pollution, sable, neige)	Perte de puissance
Inversion des liaisons de sortie	Module mal câblé, diminution des performances
Air marin	Corrosion
Dégradation des modules par vandalisme	Diminution des performances, Non fonctionnement de l'installation
Vol des modules	Non fonctionnement de l'installation
Mauvaise orientation et/ou inclinaison des Modules	Ombrage, diminution des performances
Couple galvanique dû au mélange de matériau de la jonction module/support	Corrosion
Module mal ou pas ventilé	Échauffement
Module mal fixé	Déplacement du module, diminution des performances
Modules non câblés	Diminution des performances
Fissure	Perte d'étanchéité, détérioration des cellules, diminution des performances
Rouille par infiltration d'eau	Perte d'étanchéité, détérioration des cellules
Mauvaise isolation entre modules et onduleur	Court-circuit, destruction du module, incendie
Détérioration des joints d'étanchéité	Perte d'étanchéité, détérioration des cellules
Déformation du cadre des modules	Infiltration d'eau
Corrosion du cadre des modules	Perte d'étanchéité, détérioration des cellules
Délaminage	Diminution des performances, échauffement
Foudre	Détérioration des modules
Tempête	Module arraché, cassé
Pénétration de l'humidité	Corrosion, perte d'adhérence et d'isolation, diminution de la résistance de CC à la terre

Faiblesse au vent des structures	Module arraché, cassé
Foudre sur l'installation	Destruction des modules
Modules de performances différentes	Diminution des performances du champ
Sortie par le bas des boîtes de connexions Impossible	Mauvais câblage

**Tableau 1. 1 :** Défaits du générateur photovoltaïque

### 1.5.1.2. Défaits dans la boîte de jonction

Défaut	Conséquences
Absence de parafoudre ou protection foudre Inadaptée	Destruction en cas de foudre
Presse-étoupe mal serré	Corrosion des contacts, rupture du circuit électrique
Liaison de mise à la terre non fixée ou Sectionnée	Pas de mise à la terre
Boîte de jonction sans presse-étoupe	Pas d'étanchéité, corrosion des contacts, rupture du circuit électrique
Presse-étoupe en caoutchouc	Corrosion des contacts, rupture du circuit électrique
Infiltration d'eau par les vis de fixation	Corrosion des contacts, rupture du circuit électrique
Boîte de jonction non repérée	Problème pour contrôle et maintenance
Déconnexion des soudures	Arc électrique, incendie, diminution des performances
Boîtier infesté d'insectes	Rupture du circuit électrique
Fourreaux non prévus pour usage extérieur	Destruction de la protection
Liaison sans protection	Destruction de la liaison
Pénétration de l'eau ou de l'humidité	Corrosion des connexions, des diodes, des bornes, incendie

**Tableau 1. 2:** Défaits dans la boîte de jonction

### 1.5.1.3. Défauts dans le système de câblage

Défaut	Conséquences
Mauvais dimensionnement des câbles	Chute de tension >3 %, échauffement
Connexion desserrée ou cassée	Arc électrique, incendie, destruction de la boîte de jonction, destruction des diodes
Principe de câblage en goutte d'eau non respecté	Mauvais câblage
Câbles inter module de section trop faible par rapport au presse-étoupe	Corrosion des contacts, rupture du circuit électrique
Bornes rouillées	Faux contacts, circuit ouvert, arc électrique
Câbles non fixés	Boucle de câblage, circuit ouvert

**Tableau 1. 3:** Défauts du système de câblage

### 1.5.1.4. Défauts dans le système de protection

Défaut	Conséquences
Protections inappropriées ou mal Dimensionnées	Court-circuit, hot spot, incendie, arrêt de l'installation
Interrupteur, disjoncteur inapproprié	Arc électrique, incendie, destruction à l'ouverture
Disjoncteur différentiel non conforme à la Norme	Non déclenchement, tension entre neutre et terre
Armoire électrique posée à même le sol à l'extérieur	Dysfonctionnement en cas de pluie
Parafoudre non connecté à la terre	Pas de protection
Impossibilité de déconnecter les modules par branche	Problème de sécurité
Pas de possibilités de sectionnement extérieur au coffret	Problème de sécurité
Mauvaise dissipation de la chaleur des Diodes	Échauffement
Sous dimensionnement des diodes de Bypass	Hot spot, destruction des diodes, échauffement de la boîte de jonction
Absence de protection contre les courants	Hot spot, destruction des diodes, échauffement de la boîte de jonction

Inverses	
----------	--

**Tableau 1. 4 :** Défaits du système de protection**1.5.1.5. Défaits de l'onduleur**

Défaut	Conséquences
Dégradation à cause de la chaleur	Détérioration de l'onduleur, des connexions
Faux contact	Arrêt de l'onduleur
Surtension	Déconnexion de l'onduleur
Fusible fondu	Arrêt de l'onduleur
Foudre sur le réseau	Surtension, destruction de l'onduleur
Tension du générateur inférieure à la limite basse de l'onduleur	Déconnexion de l'onduleur
Onduleur sous dimensionné	Destruction de l'onduleur
Bobine des filtres, thyristors, capacités en défaut	Arrêt de l'onduleur
Problème d'interface avec le réseau	Découplage de l'onduleur
Défaut d'isolement	Détérioration de l'onduleur
Surchauffe des onduleurs	Diminution des performances
Onduleur installé dans un lieu non étanche	Panne de l'onduleur
Onduleur mal fixé	Chute de l'onduleur
Onduleur surdimensionné	Perte de puissance, diminution des performances
Visserie et bouton de commande oxydés	Réglage impossible
Mauvais choix de la tension nominale d'entrée	Diminution des performances
Pile de sauvegarde HS	Perte de données

**Tableau 1. 5 :** Défaits de l'onduleur**1.5.1.6. Défaits dans le système d'acquisition des données**

Défaut	Conséquences
Coupure de courant	Perte de données
Sonde de température non câblée	Mesure impossible
Sonde d'ensoleillement non câblée	Mesure impossible

Défaut de paramétrage	Enregistrement de fausses données
Mauvais câblage des shunts de mesure	Mesure impossible ou erronée
Afficheur de données mal placé (trop haut)	Données non visibles
Carte électronique mal positionnée	Touches inactives, défaut de commande
Non configuré pour l'acquisition des données	Pas de donnée enregistrée
Armoire fermée par le service de maintenance ou présence d'une classification	Lecture des données par l'exploitant impossible
Bornier de mesures et de sonde de température trop proches	Câblage difficile, risque de court-circuit
Acquisition de données vierge	Aucune information enregistrée
Mesure de données non nulles alors que système PV à l'arrêt	Données non fiables

**Tableau 1. 6 :** Défauts dans le système d'acquisition des données

## 1.5.2. Méthodes de diagnostic d'un générateur PV :

### 1.5.2.1. Définition

Le diagnostic consiste à utiliser la logique et la pensée logique pour identifier les causes possibles d'une défaillance en se basant sur un ensemble d'informations disponibles provenant d'inspections, de contrôles et d'essais. Deux tâches fondamentales sont réalisées lors du processus de diagnostic :

- Observez les symptômes de panne.
- On utilise la réflexion logique basée sur l'observation pour identifier les causes de l'échec. Le diagnostic est considéré comme l'étape qui aide à découvrir la cause fondamentale de la panne.

Cette recherche est entreprise uniquement lors de la détection d'une panne.

### 1.5.2.2. But du diagnostic industriel

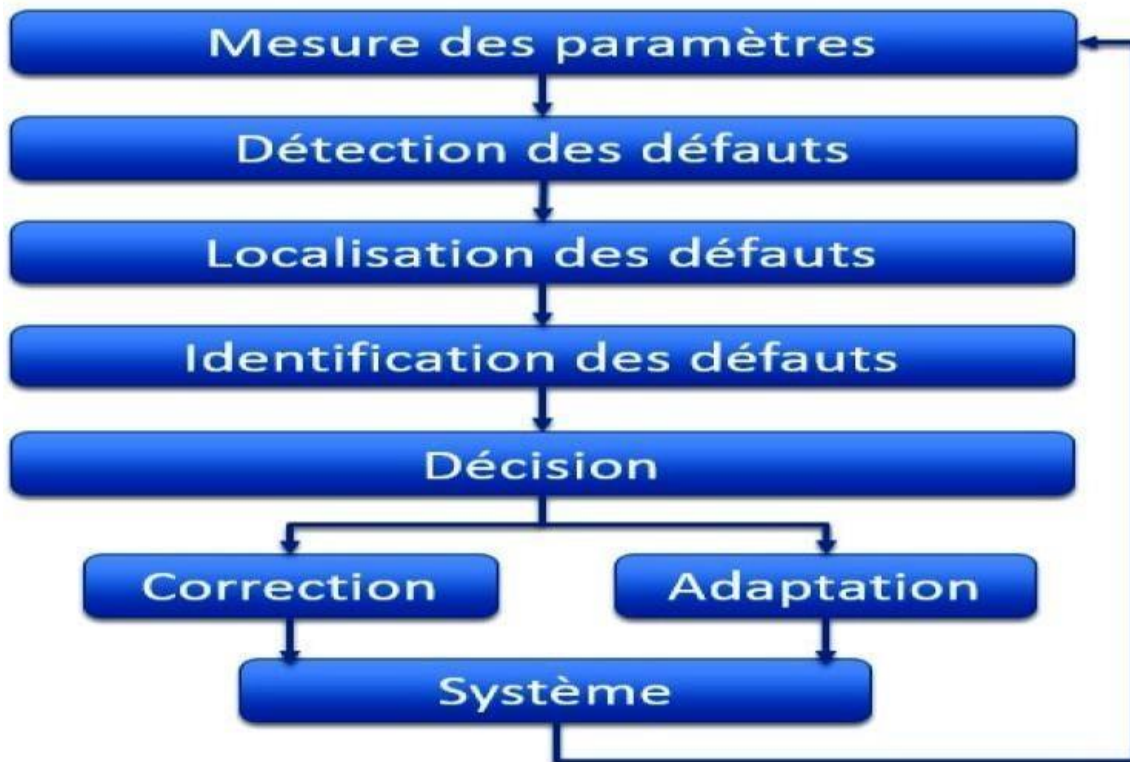
Le diagnostic industriel est un processus dont l'objectif principal est la détection et l'identification des défaillances des équipements dans un système industriel. Le diagnostic joue un rôle crucial dans la détection et la localisation des pannes. Enregistrer les diagnostics et effectuer une maintenance corrective avec précision font désormais partie intégrante de la fonction de maintenance. Selon la norme française de normalisation (AFNOR), la maintenance est définie comme "l'ensemble

des actions techniques, administratives et managériales tout au long du cycle de vie d'un produit, visant à le maintenir ou à le rétablir dans l'état lui permettant de remplir sa fonction requise".

### 1.5.2.3. Etape de diagnostic

Tout système peut présenter des symptômes révélateurs de défauts. Le défi réside dans la capacité à détecter et localiser ces défauts de manière automatique. Les étapes sont détaillées comme suit : Prise de mesures – Les mesures effectuées sur le système sont la seule source d'informations permettant de connaître l'évolution du système. Cela se fait à l'aide d'un capteur approprié et nécessite souvent une étape de filtrage. [10]

- **Détection de défauts-** Souvent, il s'agit d'un test statistique qui traite un signal pouvant contenir des informations sur l'état du système à surveiller.
- **Localisation de défauts-** Souvent, cette tâche est liée aux caractéristiques du système, où l'on aborde les informations relatives à l'origine et à la source de la défaillance dans ce test.
- **Identification de défauts-** La tâche consiste à décrire la défaillance, estimer son importance et son comportement au fil du temps.
- **Décision-** Il s'agit de prendre une décision concernant le type de mesures nécessaires pour restaurer le système à son état normal.
- **Correction-** C'est le processus par lequel le système est arrêté et une maintenance corrective est effectuée.
- **Adaptation-** C'est le processus de reconfiguration et d'adaptation des instructions qui seront injectées dans le système.



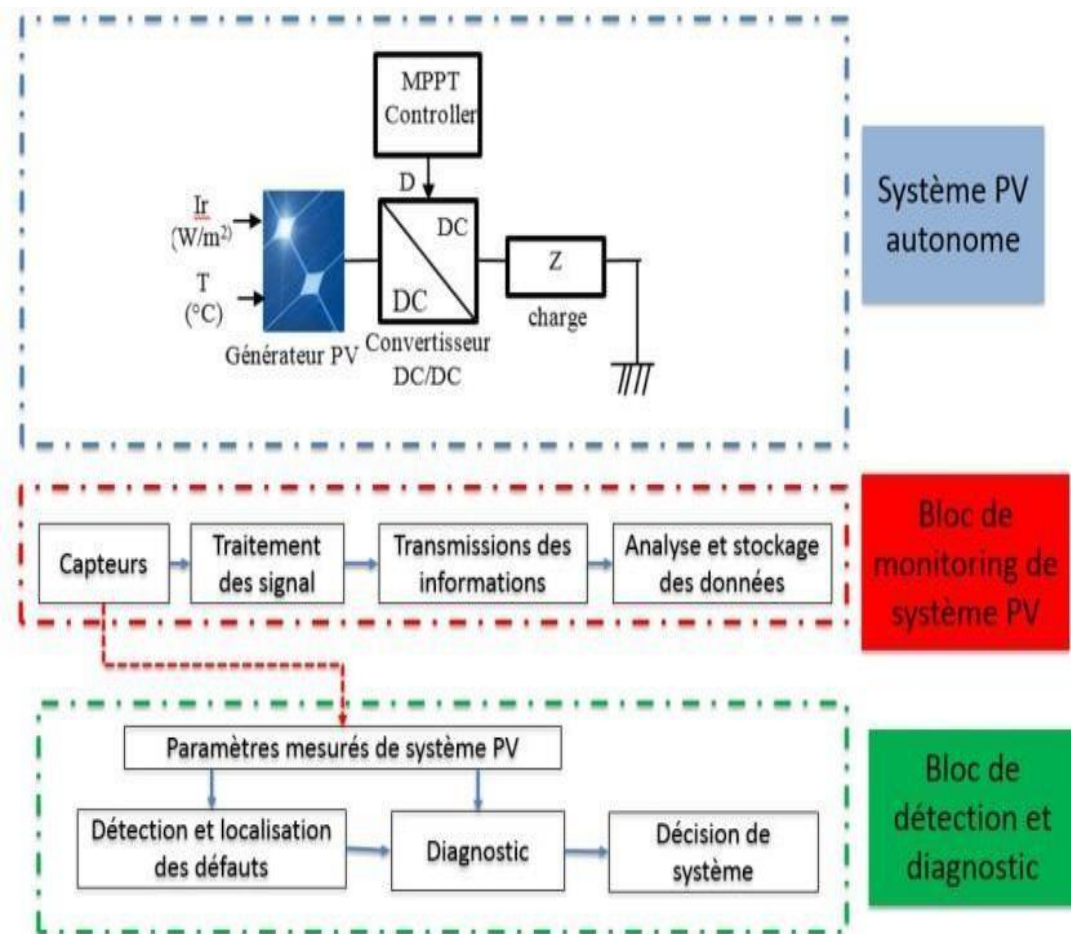
**Fig1.11** : Organigramme de diagnostic des défauts

#### 1.5.2.4. Objectifs

- ✓ Réduction des arrêts imprévus
- ✓ Réduction des pertes de production
- ✓ Eviter les graves dommages
- ✓ Planification optimale des opérations de maintenance et limitation des coûts de réparation

#### 1.5.2.5. Architecture de diagnostic

La surveillance principale du système d'énergie solaire vise à détecter les erreurs, évaluer les performances et garantir un fonctionnement sûr et correct du système. Cela nécessite la collecte de données électriques et environnementales à partir des panneaux solaires. Pour atteindre ces objectifs, des composants spécialisés tels que des capteurs, des systèmes de collecte de données du système, des systèmes de communication de données, des logiciels et des algorithmes dédiés à l'analyse des données sont utilisés. La taille et le fonctionnement du système, ainsi que les coûts d'entretien, sont les critères qui déterminent le système de surveillance approprié. D'autre part, la taille de l'installation photovoltaïque est un élément important dans la conception du système de surveillance. L'utilisation de capteurs câblés dans les petites installations photovoltaïques est une option économique et moins complexe.



**Fig1.12** : Schéma global de détection et de diagnostic des défauts

### 1.5.3. Méthodes de diagnostic utilisées dans l'industrie :

Les conditions climatiques telles que l'ombre et la pollution des modules, les conditions d'exploitation telles que le vieillissement des modules photovoltaïques, ainsi que les défauts de fabrication, sont responsables de l'apparition de défauts dans différentes parties du système photovoltaïque. Si nous souhaitons maximiser la production d'énergie tout au long de la durée de vie du système photovoltaïque, il est essentiel d'être en mesure de détecter les défauts ou les baisses de puissance immédiatement. Il est également important de déterminer rapidement la cause de la perte de production et de trouver une solution efficace, car l'arrêt du système entraîne des dommages économiques et une diminution de la production d'électricité. Les méthodes de diagnostic industrielles courantes peuvent être classées en deux catégories : les méthodes électriques, qui reposent sur l'analyse du courant et de la tension, et les méthodes non électriques, qui reposent sur l'analyse d'autres paramètres que l'intensité et la tension.

### 1.5.3.1. Méthodes non –électriques

Il existe plusieurs méthodes non électriques pour diagnostiquer les défauts des cellules solaires. Le défaut principal qui peut se produire à ce niveau est la fissure de la cellule. Parmi les méthodes utilisées, on peut citer l'inspection visuelle, la technique des vibrations ultrasoniques résonantes, la thermographie infrarouge et la méthode de verrouillage thermographique.

- **Inspection visuelle**

L'inspection visuelle est la première étape dans la détection des défauts. Cette étape est essentielle pour déterminer les types de tests à appliquer sur le module photovoltaïque afin d'évaluer son état. Dans le but d'effectuer une analyse précise des données résultantes. [11]. Cette méthode permet de détecter certains défauts tels que le jaunissement, les décollements, les bulles, les fissures dans la cellule, l'inadaptation et les cellules brûlées. En général, cette méthode est la première étape pour déterminer si des tests supplémentaires doivent être effectués sur le module photovoltaïque.

- **Méthode de thermographie infrarouge (IR)**

La thermographie infrarouge est devenue un outil essentiel dans le diagnostic préventif de la maintenance. En effet, la plupart des défauts se manifestent par une augmentation ou une diminution anormale de la température. Grâce à la thermographie infrarouge, vous pouvez rapidement observer les modèles thermiques et détecter les variations de température à la surface de n'importe quel objet, sans contact direct. En identifiant ces anomalies, souvent invisibles à l'œil nu, la thermographie permet de prendre des mesures correctives avant l'apparition de pannes ou de problèmes coûteux [11]. Cette technique permet de détecter et d'identifier plusieurs défauts tels que les points chauds, les incompatibilités, les ombrages et les défauts de diode de by-pass [11]. La technique de thermographie infrarouge permet de mesurer à distance et sans contact la température des scènes à longue distance.

- **Inspection par ultrasons**

Cette méthode est non destructive, impliquant la détection et l'analyse des ondes ultrasonores à haute fréquence dépassant les 20 kilohertz. Grâce à cette technique, il est possible de scanner le module photovoltaïque pour détecter les fissures dans les cellules qui peuvent survenir pendant le processus de fabrication ou lors de l'utilisation du module photovoltaïque [11]. Ce détecteur repose sur un capteur piézoélectrique situé dans la périphérie de la cellule.

### 1.5.3.2. Méthodes électriques

Ces méthodes reposent sur les données d'entrée relatives aux paramètres électriques tels que le courant, la tension et la puissance. Des alertes sont également fournies concernant les défauts du système, en particulier les problèmes d'isolation. Dans la littérature scientifique, une variété de méthodes sont proposées pour détecter et localiser les défauts dans un système de cellules solaires. Nous résumerons dans cette section ces différentes méthodes qui ont été suggérées.

- **Analyse de la puissance et de l'énergie produite**

De nombreuses études dans la littérature se basent sur l'analyse de la puissance et de l'énergie générées par le système photovoltaïque pour détecter et identifier les défauts qui peuvent survenir. L'analyse des pertes de puissance dans le système photovoltaïque nécessite l'estimation des pertes calculées en comparant les données mesurées aux résultats simulés. Une méthode de détection, de surveillance et de diagnostic des défauts a été proposée, basée sur l'analyse des pertes de puissance utilisant les rapports de tension et de courant dans l'algorithme de détection des défauts, à travers la mesure des pertes enregistrées dans le système photovoltaïque [11].

- **Analyse du point de fonctionnement**

Cette méthode repose sur l'analyse et la comparaison du point de puissance maximale actuel du système de génération d'énergie solaire avec la valeur attendue. Cette méthode permet de détecter automatiquement toute anomalie sans avoir à arrêter le fonctionnement du système. [11]

- **Analyse de la caractéristique statique**

Grâce à la collecte de données de mesure (courant et tension) à partir de différents points du champ photovoltaïque, le système est capable de détecter et de localiser précisément l'emplacement de la défaillance en utilisant des capteurs installés dans le champ PV. De nombreuses études sont menées par les chercheurs dans ce domaine [11]

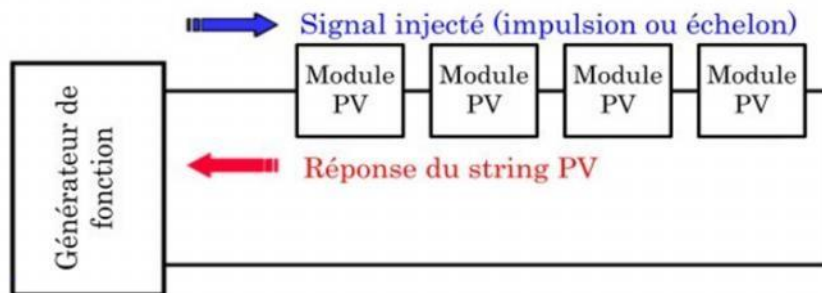
#### **1.5.4. Méthodes dans la littérature**

De nombreuses méthodes de diagnostic ont été proposées pour détecter les erreurs et les localiser dans le système des cellules solaires. Nous résumerons dans cette partie une variété de méthodes proposées.

##### **1.5.4.1. Méthode de réflectométrie**

La méthode de réflectométrie est une technique de diagnostic qui repose sur l'envoi d'un signal dans le système ou le milieu à diagnostiquer. Ce signal se propage conformément à la loi de propagation du milieu étudié et, lorsqu'il rencontre une discontinuité, une partie de son énergie est renvoyée vers le point d'injection. L'analyse du signal réfléchi permet d'obtenir des informations sur le

ystème ou le milieu considéré. Cette méthode a également été appliquée pour détecter les défauts au sein d'une chaîne de cellules photovoltaïques.



**Fig1. 13 :** Principe de la réflectométrie pour localiser le défaut dans un string PV

Un signal de type échelon ou impulsion est injecté dans la chaîne de cellules photovoltaïques, qui est composée d'une série de modules connectés par des câbles. L'étude expérimentale menée par a confirmé la possibilité de localiser les défauts de type "circuit ouvert", "court-circuit" et "augmentation d'impédance" dans la chaîne de cellules photovoltaïques.

#### 1.5.4.2. Analyse de la puissance et de l'énergie produite

De la même manière que celle utilisée dans les convertisseurs commerciaux, de nombreuses études dans la littérature reposent sur l'analyse de la puissance et de la capacité produites par le champ de cellules solaires pour détecter et localiser les défauts susceptibles de survenir. La puissance ou l'énergie actuelle (mesurée) est comparée à la valeur attendue, et lorsqu'un écart important se produit, il est considéré comme un défaut. Cependant, une meilleure localisation des défauts peut être réalisée dans ces études grâce à une analyse détaillée des mesures prises. Des caractéristiques supplémentaires sont générées pour la diminution de la puissance ou de l'énergie produite, telles que la durée, la variation, la fréquence et les moments de la diminution. Ces mêmes caractéristiques sont prédéterminées pour les différents défauts considérés. Lorsqu'ils sont comparés, le défaut dont les caractéristiques se rapprochent le plus des mesures prises est considéré comme le responsable de la diminution.

#### 1.5.4.3. Analyse du point de fonctionnement

En plus de la comparaison de la puissance ou de l'énergie actuelle produite avec celle attendue, la comparaison du point de puissance maximale actuel (courant et tension correspondant à la puissance maximale) avec celui attendu peut fournir des informations supplémentaires sur l'état du système photovoltaïque. [12]

Par la comparaison des courants et des tensions interdépendantes, on peut obtenir deux paires

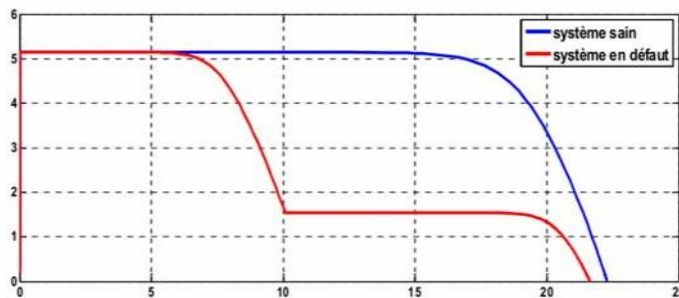
de valeurs binaires (0 ou 1). En fonction de la combinaison de ces deux paires, il est possible d'identifier le type de problèmes présents dans le champ des cellules solaires. Ces problèmes se regroupent en quatre catégories distinctes :

- Modules défectueux dans un string
- String défectueux
- Famille de défauts non discriminables : ombrage, erreur de MPPT, vieillissement
- Fausses alarmes

#### 1.5.4.4. Analyse de la caractéristique statique

La déformation de la caractéristique courant-tension peut être provoquée par le changement de la condition de fonctionnement (ensoleillement ou température) ou par l'apparition d'un ou des défauts dans le système PV. La Figure dessous montre l'allure de la caractéristique I-V en mode défaillant (ombrage d'un module de 36 cellules à 50%) comparée à celle du mode normal [13]

Les défauts d'un générateur photovoltaïque peuvent être détectés et déterminés à l'aide des informations que nous déterminent de la courbe caractéristique I-V (en défaut). Ces analyses ont été



**Fig1.14** : Allure de la caractéristique I -V d'un champ PV en fonctionnement défaillance

Retrouvées dans plusieurs études bibliographiques :

- La détection de défaut d'ombrage dans un champ ou bien dans un string ce détermine à partir de la dérive du courant/tension ( $dI/dV$ ) en suivant tout le long de la caractéristique
- Exploration des paramètres (résistance série, température de fonctionnement au STC – conditions de test standard, point de puissance maximale au STC) permet de détecter le défaut dans un module ou dans un string (augmentation de la résistance série entre cellules ou entre modules, vieillissement).

## 1.6. Conclusion

Les composants d'un système photovoltaïque comprennent des panneaux solaires qui convertissent la lumière du soleil en électricité, un onduleur qui convertit le courant continu en courant alternatif, un régulateur de charge qui régule la charge des batteries dans les systèmes hors réseau,

ainsi que des batteries et un système de montage et de rayonnage. Le câblage et les connecteurs sont également des composants essentiels pour une transmission efficace de l'électricité.

Les défaillances d'un système photovoltaïque peuvent inclure la dégradation des panneaux au fil du temps en raison des conditions météorologiques, de l'accumulation de saletés ou de défauts de fabrication. La défaillance de l'onduleur peut être due à des défauts internes, à une surchauffe ou à des surtensions électriques, ce qui entraîne une perte de production d'électricité. Les problèmes de batterie, tels que la perte de capacité ou la défaillance complète, peuvent résulter d'une surcharge, d'une décharge profonde ou du vieillissement. Les problèmes de câblage et de connexion, y compris le câblage lâche ou endommagé, les connecteurs corrodés ou les mauvaises connexions, peuvent entraîner des pertes de puissance et des défaillances du système. Les facteurs environnementaux tels que les tempêtes de grêle, la foudre ou les vents violents peuvent également endommager les composants du système. Les défaillances en matière de surveillance et de contrôle peuvent empêcher la détection et la résolution rapide des problèmes de performance ou des défaillances.

Une maintenance régulière, des inspections et des réparations rapides sont importantes pour atténuer ces défaillances et garantir les performances optimales d'un système d'énergie photovoltaïque.

# Chapitre 2

## Machine Learning

## 2.1. Introduction

Ce chapitre explore différentes méthodes d'intelligence artificielle, notamment le classifieur Naïve Bayes, le réseau bayésien et le réseau de neurones bayésien. Chacune de ces approches offre des avantages et des applications uniques dans la résolution de problèmes complexes. Nous examinerons leurs principes fondamentaux et leur utilisation dans divers domaines pour mieux comprendre leur fonctionnement et leur efficacité.

## 2.2. Objectifs et principes du Machine Learning (ML)

### 2.2.1. Définitions et Objectifs du ML

#### 2.2.1.1. Définition :

Le terme machine learning, dont les traductions varient entre apprentissage machine, apprentissage automatique et apprentissage artificiel, fait partie d'un ensemble de mots-clés qui ont récemment gagné en popularité. Parmi ceux-ci, on trouve également l'analyse de données (data analysis), la fouille de données (data mining), l'intelligence artificielle (artificiel intelligence, ou simplement AI), les masses de données (Big Data), etc. L'utilisation de cette terminologie est parfois hasardeuse : on leur préférera donc la notion de sciences des données, ou data science [14].

Le Machine Learning (ML) est un ensemble :

- D'outils statistiques,
- D'algorithmes informatiques
- Et d'outils informatiques

Qui permettent : d'automatiser la construction d'une fonction de prédiction  $f$  à partir d'un ensemble d'observations (l'ensemble d'apprentissage).

Le ML est une discipline hybride à cheval sur :

- Les mathématiques statistiques (essentiellement).
- L'informatique (algorithmique séquentielle et parallèle, codage performant et traitements large échelle).

Du point de vue informatique, un modèle de Machine Learning est :

- Un algorithme.
- Qui permet de construire une fonction de prédiction  $f$  à partir d'un jeu de données d'apprentissage
  - ✓ La construction de  $f$  constitue l'apprentissage ou l'entraînement du modèle

- ✓ Une prédiction correspond à l'évaluation de  $f$  sur les variables prédictives d'une observation  $x \rightarrow f(x)$  [15]

### 2.2.1.2. Objectif du Machine Learning

Le machine Learning est une technique d'apprentissage automatique qui permet aux ordinateurs d'apprendre sans être explicitement programmés. Elle s'appuie sur des algorithmes qui analysent les données et leur structure pour détecter des modèles et en extraire des connaissances.

Le machine Learning est utilisé dans de nombreux domaines, tels que la reconnaissance de la parole, la vision par ordinateur, la détection de fraudes, la prédiction des marchés financiers, etc. [16]

Les objectifs du machine Learning sont de :

- Comprendre les données et leurs structures
- Apprendre à généraliser à partir de ces données
- Identifier les modèles qui se cachent dans les données
- Détecter les anomalies et les erreurs
- Prédire les comportements futurs

### 2.2.2. Taxonomie des algorithmes

Deux axes de classement des algorithmes de ML [15]

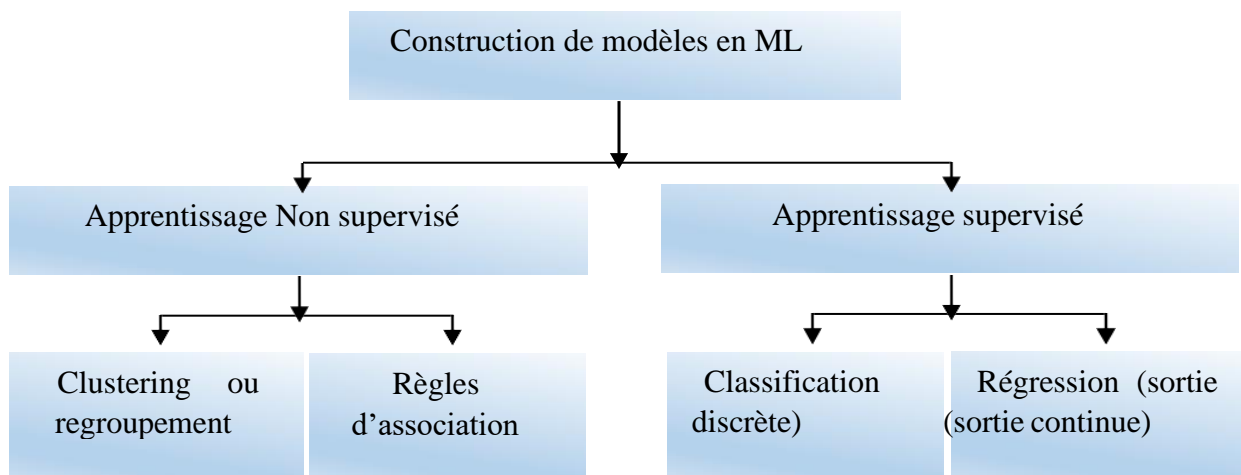
- Le mode d'apprentissage
  - ✓ Algorithmes supervisés et non-supervisés
- Le type de problème traité pour les algorithmes supervisés
  - ✓ Algorithmes de régression et de classification

Algorithme	Mode d'apprentissage	Type de problème
Naïve Bayes	Supervisé	Classification
Réseau Bayésien	Supervisé	Classification
Réseau de Neurones Bayésien	Supervisé	Régression et classification

**Tableau 2. 1** : classement des algorithmes de ML

#### 2.2.2.1. Mode d'apprentissage

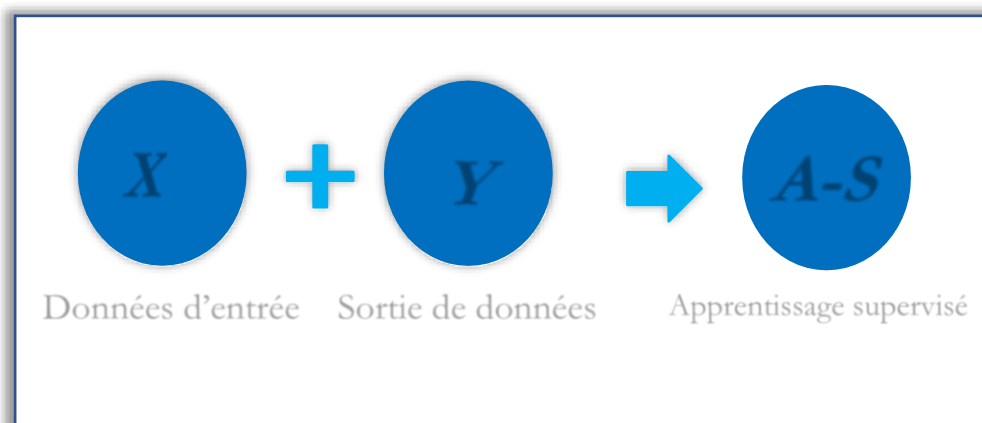
Il existe plusieurs méthodes en apprentissage automatique que ce soit pour la régression ou la classification. Pour bien choisir une méthode il faut comprendre les fondements de ces méthodes existantes et de ce qui permet de les distinguer afin de déterminer les modèles qui traiteraient au mieux un problème particulier [17].



**Fig 2. 1** : Schéma des différentes techniques issues de l'apprentissage automatique pour la construction de modèles de données [17]

- **Apprentissage supervisé**

Dans l'apprentissage supervisé l'être humain aide l'algorithme pour apprendre, un data scientist sert de guide et il apprend l'algorithme les résultats qu'il doit trouver. Le même cas lorsqu'on apprend un enfant pour identifier les fruits, en les mémorisant dans sa mémoire. Dans l'apprentissage supervisé, l'algorithme apprend grâce à un jeu de données déjà étiqueté et dont le résultat est prédéfini [18](Voir Figure 2.2).



**Fig 2. 2** : Apprentissage supervisé [18]

- **Apprentissage non supervisé**

Avec l'apprentissage non supervisé la machine n'a pas besoin de l'aide pour apprendre (Voir Figure (2.3)). L'apprentissage non supervisé est une approche plus indépendante, dans laquelle un ordinateur apprend à identifier des processus et des schémas complexes sans aucun guide, Il implique une formation basée sur des données sans étiquette, qui ne contiennent aucun résultat spécifique

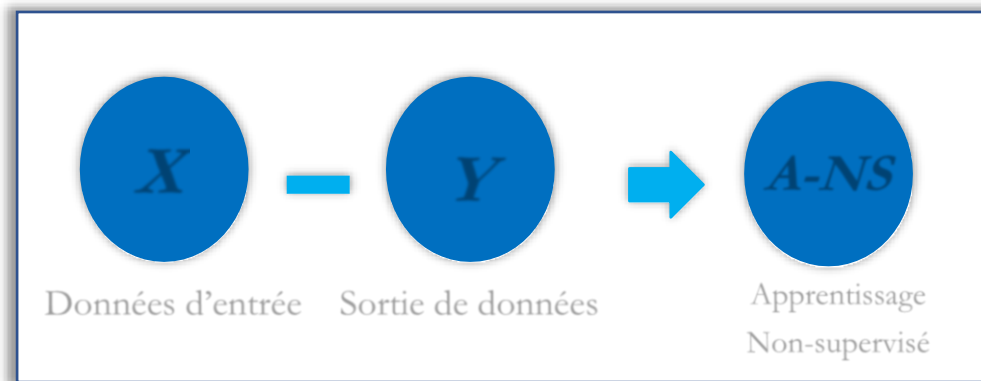


Fig 2.3 :Apprentissage non supervisé [18]

### 2.2.3. Entraînement, validation et tests

#### 2.2.3.1. Approche de base :

Soit  $m$  l'ensemble des observations disponibles

On le coupe en deux :

$$m_{\text{entraînement}} : 70\% \text{ de } m + m_{\text{test}} : 30\% \text{ de } m$$

- ✓ On entraîne le modèle sur  $m_{\text{entraînement}}$ , et on le teste sur  $m_{\text{test}}$

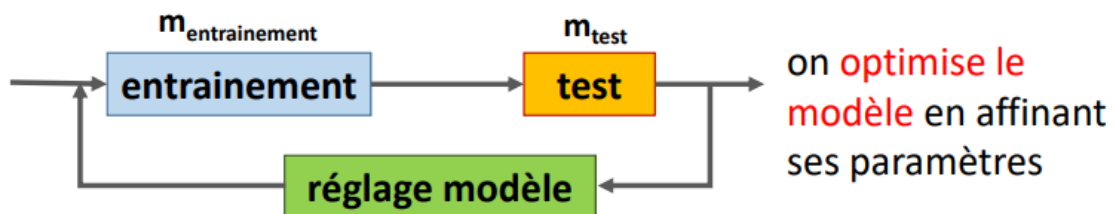


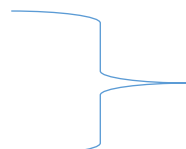
Fig 2.4 : Approche de base [15]

#### 2.2.3.2. Approche améliorée

Soit  $m$  l'ensemble des observations disponibles

- ✓ On le coupe en trois :

- $m_{\text{entraînement}} : 60\% \text{ de } m$
- $m_{\text{test}} : 20\% \text{ de } m$
- $m_{\text{validation}} : 20\% \text{ de } m$



Pour la boucle d'optimisation

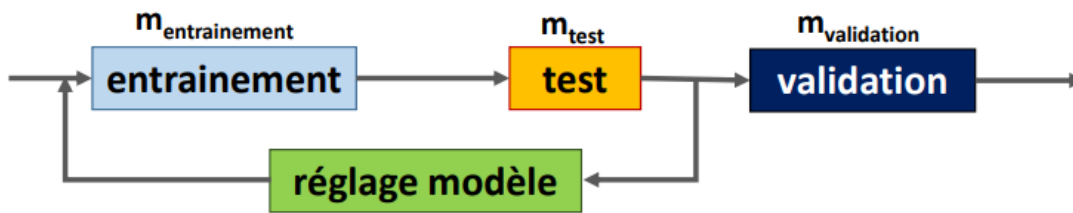


Fig 2. 5 : Approche améliorée [15]

### 2.3. Réseaux bayésiens

#### 2.3.1. Définition d'un réseau bayésien

Les réseaux bayésiens sont des modèles qui offrent la possibilité de modéliser des scénarios d'inférence probabiliste basés sur la théorie de Bayes, exprimée par l'équation (2.1), en tenant compte d'informations sujettes à l'incertitude. [19]

$$P(A/B) = \frac{P(B).P(B/A)}{P(A)} \tag{2. 1}$$

Ainsi, Les Réseaux Bayésiens (RB) combinent une composante qualitative représentée par les graphes et une composante quantitative représentant les probabilités conditionnelles associées à chaque nœud du graphe par rapport à son parent. La partie qualitative exprime les dépendances conditionnelles entre les variables et les liens de causalité grâce à un graphe orienté acyclique dont les nœuds représentent des variables aléatoires. La partie quantitative est composée de tables de probabilités dans le cas discret ou de distributions gaussiennes dans le cas continu. Un réseau bayésien  $B = \{G, P\}$  est ainsi défini par un graphe dirigé, un espace probabiliste et un ensemble de variables aléatoires. Le graphe est acyclique, noté  $G = \{X, E\}$ , où  $X$  est l'ensemble des nœuds (ou sommets) et  $E$  est l'ensemble des arcs. L'espace probabiliste est représenté par  $(\Omega, P)$  où  $\Omega$  est l'univers des probabilités et  $P$  est l'ensemble de variables aléatoires  $X = \{X_1, \dots, X_n\}$  associées aux nœuds du graphe [19].

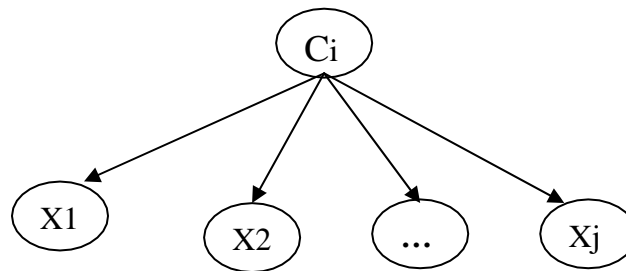
$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i, Pa(X_i)) \tag{2. 2}$$

Dans cette expression,  $Pa(X_i)$  est l'ensemble des parents du nœud  $X_i$  dans  $G$ .

#### 2.3.2. Différents modèles graphiques des réseaux bayésiens

Il existe plusieurs variantes des RB telles que : les RB multi agents, les RB de niveaux deux, les RB orientés objets, les diagrammes d'influence, les RB dynamiques (temporels), les RB multi entités, les filtres bayésiens :

Qui sont des RB dynamiques particuliers et les RB adaptés à la classification tels que ; les RB naïf, les RB naïf augmenté, etc. En classification, particulièrement, les RB sont largement. Dans ce cas, le nœud parent est considéré comme une variable non observée précisant à quelle classe appartient chaque objet alors que les nœuds enfants sont des variables observées correspondant aux différents attributs caractérisant cet objet. Plusieurs modèles sont conçus dans ce but. Parmi ces réseaux, on peut citer le RB naïf qui est le plus simple, le réseau bayésien augmenté par n'importe qu'elle structure ou par une structure arborescente et autres. Les RB ont une structure simple et unique qui comprend deux niveaux. Le premier niveau contient un seul noeud parent et le second plusieurs enfants avec la forte hypothèse naïve d'indépendance conditionnelle des enfants (X) conditionnellement au parent. Ils sont largement utilisés pour résoudre des problèmes de classification [19]. La Figure.2.6. rappelle le principe de fonctionnement et de classification par RBN.



**Fig 2. 6 :** Exemple de structure d'un réseau bayésien naïf

Ou :

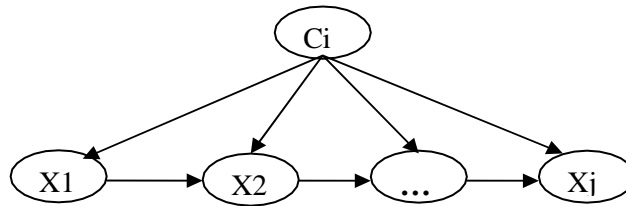
$C_i$  est le nœud classe et  $i$  est la  $i$ ème classe.  $X_j$  sont les nœuds des attributs et  $j$  est le  $j$ ème attribut ou paramètre. Ce classifieur est connu pour ses performances malgré sa simplicité et il dépasse des techniques beaucoup plus sophistiquées même lorsque l'hypothèse d'indépendance est violée. L'hypothèse d'indépendance des variables permet d'écrire la probabilité a posteriori de chaque classe comme l'indique l'équation suivante :

$$P(C_i/x) = \prod_{j=1}^p P(X_j, C_i) \quad (2. 3)$$

Par conséquent, en présence d'un ensemble d'apprentissage, la seule opération à faire est de calculer les probabilités conditionnelles en appliquant la règle de décision « d » de Bayes comme suit :

$$\begin{aligned} d(X) &= \operatorname{argmax}_{\text{classe}} P(\text{classe} / X) \\ &= \operatorname{argmax}_{\text{classe}} P(X_j / \text{classe}) P(\text{classe}) \\ &= \operatorname{argmax}_{\text{classe}} P(C_i/x) = \prod_{j=1}^p P(X_j, C_i) \end{aligned}$$

L’hypothèse d’indépendance entre les attributs utilisés dans le RB naïf est généralement fausse (hypothèse naïve). Il existe différentes techniques pour assouplir cette hypothèse. Elles consistent à identifier les dépendances conditionnelles entre les attributs. Nous obtenons alors une sous-structure optimale sur les observations en forme d’arbre en adaptant une des méthodes d’apprentissage de structure, appelée RB augmenté par un arbre (TAN) (Fig.2.2).



**Fig 2. 7 :** Exemple de structure d’un réseau bayésien naïf augmenté

Où Ci est le nœud classe i, la ième classe, Xj , les nœuds des attributs et m, le nombre d’attributs ou paramètres.

Dont la probabilité à posteriori de chaque classe est l’indiquée par l’équation suivante :

$$P(Ci/x) = P(Ci) \prod_{j=1}^p P(X_j^i \setminus Pa(X_j^i), C_i) \tag{2.4}$$

Où  $Pa(X_j^i)$ : est le parent de  $x_j$  par rapports à la classe i s’il existe. Notant que des liens inutiles puissent exister dans un TAN. Le nombre des liens est fixé à n-1 en rajoutant les liens existants entre le nœud classe et les attributs. Parfois, il pourrait être sur-adaptés avec les données. Pour remédier à ce problème certaines conditions sont imposées à la structure TAN pour obtenir une sous structure plus optimale appelée réseau bayésien augmenté par un foret (FAN), dont la probabilité à posteriori de chaque classe et celle du TAN indiquée par l’équation (2.4). Cependant une application donnée peut être représentée par plusieurs structures et donc différents paramètres ou probabilités, d’où la nécessité d’apprentissage de structure et de paramètre. [19]

### 2.3.3. Apprentissage de paramètres et de structure

La construction d’un réseau bayésien consiste à trouver une structure ou un graphe et estimer les paramètres (probabilités conditionnelles). Cependant devant une très grande base de données, personne ne peut extraire seule la structure adaptée à une telle quantité de données. C’est ici qu’intervient l’apprentissage artificiel. [19]

### 2.3.3.1. Apprentissage de paramètres

L'apprentissage de paramètres consiste à supposer que la structure du réseau est fixe et donc à déterminer les probabilités conditionnelles de chaque variable qui se trouve dans le réseau. Les données disposées peuvent être complètes ou incomplètes, discrètes ou continues. Pour chaque cas, l'algorithme d'apprentissage des paramètres diffère. Dans le cas où toutes les variables sont observées et discrètes, la méthode la plus simple et la plus utilisée pour estimer les paramètres est l'estimation statistique de la probabilité d'un événement par la fréquence d'apparition de l'évènement dans la base de données. Cette méthode est appelée maximum de vraisemblance [19], donnée par l'expression suivante :

$$P(X_i = x_k / \Pi_i = \pi_{ij}) = \hat{O}_{IJK}^{MV} = \frac{N_{ijk}}{\sum_{k=1}^q N_{ijk}} \quad (2.5)$$

$N_{ijk}$  : Le nombre d'occurrences simultanées dans la base de  $X_i = x_k$  et  $\Pi_i = \pi_{ij}$  avec :  $k \in 1 \dots q_i$  et  $j \in 1 \dots q_j$

### 2.3.3.2. Apprentissage de structure

L'apprentissage de structure ayant pour but de trouver le meilleur réseau permettant de représenter les données le mieux possible. Cependant, la recherche dépend du nombre de variables, d'arcs et de valeurs. Le nombre de structures générées possible à partir de  $n$  nœuds est très grand, il est donné par la relation suivante :

Soit :  $r(n)$  le nombre de graphes possibles, et  $n$  le nombre de nœuds existants.

$$r(n) = \sum_{i=1}^n (-1)^{i+1} C_1^n 2^{I(n-1)} r(n-i) = n^{2^{0(n)}} \quad (2.6)$$

## 2.4. Réseau Neuronal Bayésien

### 2.4.1. Définition

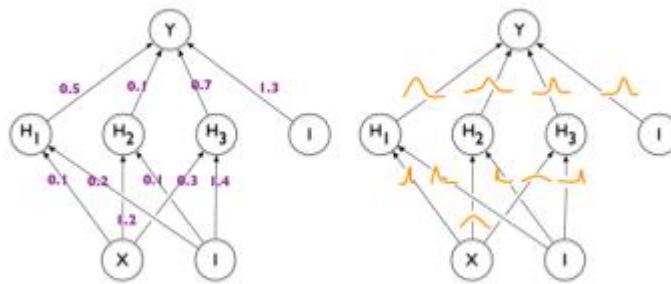
Les réseaux neuronaux bayésiens (BNN) font référence à l'extension des réseaux standard avec une inférence a posteriori afin de contrôler l'ajustement excessif. D'un point de vue plus large, l'approche bayésienne utilise la méthodologie statistique de sorte que tout est associé à une distribution de probabilité, y compris les paramètres du modèle (poids et biais dans les réseaux neuronaux). Dans les langages de programmation, les variables qui peuvent prendre une valeur spécifique donneront le même résultat chaque fois que vous accéderez à cette variable spécifique. Commençons par la révision d'un modèle linéaire simple, qui prédit la sortie par la somme pondérée d'une série de caractéristiques d'entrée [20] [21]

Étant donné N entrées et sorties d'apprentissage  $D = \{(x(1), y(1)), (x(2), y(2)), \dots, (x(N), y(N))\}$ , un BNN obtient une distribution a posteriori sur les poids du réseau,  $p(w|D)$ . Comme précédemment,  $w$  regroupe tous les poids des L couches du réseau :  $w = \{w_l\}_{l=1}^L$ . Cette distribution représente la probabilité d'une configuration particulière des poids après avoir vu les données d'apprentissage, au lieu de l'estimation ponctuelle des poids dans les DNN. Une application directe de la règle de Bayes donne [22]

$$P(w|D) = \frac{p(D|W)p(w)}{p(D)} \tag{2.7}$$

### 2.4.2. Différence entre le NN standard et le NN bayésien

Le réseau de neurones bayésien est une extension du réseau de neurones standard. La Figure ci-dessous rassemble trois points principaux concernant les différences entre ces deux réseaux de neurones.



**Fig 2. 8** ; À gauche : NN standard avec estimations ponctuelles des poids. À droite : NN bayésien avec distributions de probabilités sur les poids :NN bayésien avec des distributions de probabilités sur les poids [25].

## 2.5. Naïves Bayes

### 2.5.1. Définition d'une méthode de Naïves Bayes

La méthode de classification naïve de Bayes est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui classe un ensemble d'observations selon les règles déterminées par l'algorithme lui-même. L'outil de classification doit d'abord être entraîné sur un ensemble de données d'entraînement, qui affiche la catégorie attendue en fonction de l'entrée. Dans la phase d'apprentissage, l'algorithme développe ses règles de classification sur cet ensemble de données et les applique à la classification de l'ensemble de données prédit dans la deuxième étape. Le classificateur NB signifie que la classe des données d'apprentissage est connue et fournie. La classification NB a obtenu des résultats remarquables dans de nombreuses applications quotidiennes, ce qui en fait l'algorithme préféré des

outils d'apprentissage automatique. La base de la classification NB est le théorème de Bayes, qui simplifie l'hypothèse d'indépendance entre toutes les paires de variables, qui est appelée naïve. Le théorème de Bayes énonce la relation suivante, étant donné la variable de classe  $y$  et le vecteur de fonction dépendante  $x_1$  à  $x_n$

$$P(A|B) = \frac{P(A)P(B|A)}{P(B)} \quad (2.8)$$

$P(A/B)$  : Est la probabilité postérieure de classe ( $y$ , cible) donnée prédicteur ( $x$ , attributs).

$(A)$  : est la probabilité a priori de classe.

$(B/A)$  : est la vraisemblance qui est la probabilité du prédicteur de la classe donnée.

$(B)$  : est la probabilité a priori du prédicteur [23].

## 2.5.2. Types de classificateurs de Naïve Bayes

Il n'existe pas un seul type de classificateur de Naïve Bayes. Les types les plus courants diffèrent en fonction de la distribution des valeurs des caractéristiques. En voici quelques-uns : [24]

### 2.5.2.1. Naïve Bayes gaussien (Gaussian NB) :

Il s'agit d'une variante du classificateur de Naïve Bayes, qui est utilisée avec des distributions gaussiennes (c'est-à-dire des distributions normales) et des variables continues. Ce modèle est ajusté en trouvant la moyenne et l'écart type de chaque classe.

Dans ce cas, le  $P(d|C_j)$  est calculé comme suit :

$$P(d|C_j) = \prod_{i=1}^{|V|} P(w_i|C_j) \quad (2.9)$$

Où

$P(w_i|C_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$  (2.10) où  $\sigma$  désigne la norme et  $\mu$  la moyenne. Ces valeurs peuvent être estimées à partir des données d'apprentissage à l'aide de leurs estimateurs d'échantillons [24].

### 2.5.2.2. Naïve Bayes multinomial (Multinomial NB):

Dans le modèle multinomial de Naïve Bayes, la probabilité d'appartenance du document "d" à la classe  $C_j$  est donnée par d'appartenir au document "d" de la classe  $C_j$  est donnée par

$$P(C_j|d) = [P(C_j) * P(d|C_j)] / P(d)$$

ici, la probabilité de la classe  $C_j$  est spécifiée par  $P(C_j)$ .

$P(C_j)$  = nombre de documents de la classe  $C_j$  / nombre total de documents

$P(d|C_j)$  représente la probabilité d'obtenir le document "d" parmi les documents de la classe  $C_j$ .

parmi les documents de la classe  $C_j$ .

$$P(d|C_j) = \prod_{i=1}^{|V|} P(w_i|C_j)^{x_{i,d}} \quad (2.11)$$

Où  $|V|$  représente le nombre de mots uniques dans l'ensemble de données et  $x_{i,d}$  représente la fréquence du mot  $w_i$  dans le document  $d$ .

Où  $P(w_i|C_j)$  représente la probabilité conditionnelle de l'apparition du mot  $w_i$  dans un document de la classe  $C_j$ . D'occurrence du mot  $w_i$  dans un document de la classe  $C_j$

$$P(w_i|C_j) = \frac{\sum_{t=1}^N x_{i,t} * z_{t,j}}{\sum_{s=1}^{|V|} \sum_{t=1}^N x_{s,t} z_{t,j}} \quad (2.72)$$

$N$  représente le nombre de documents dans l'ensemble de données d'apprentissage et  $x_{i,t}$  représente la fréquence du mot  $w_i$  dans le document  $t$ . La valeur de  $z_{t,j}$  est 1 si le document  $t$  appartient à la classe  $C_j$ , sinon 0 [24]

### 2.5.2.3. Bernoulli Naïve Bayes (Bernoulli NB):

Il Ce modèle repose sur des données binaires. Le vecteur de caractéristiques du document est de dimension  $|V|$ , c'est-à-dire le nombre de mots différents dans l'ensemble de données.  $V$  représente l'ensemble des différents mots de la base de données. Dans le vecteur de caractéristiques, la valeur 0 ou 1 est associée à chaque mot. La valeur 1 signifie que le mot en question existe dans le document et la valeur 0 signifie qu'il n'existe pas dans le document. En utilisant la distribution de Bernoulli, le  $P(d|C_j)$  est évaluée comme suit : [24]

$$P(d|C_j) = \prod_{i=1}^{|V|} b_{d,i} * P(w_i|C_j) + (1 - b_{d,i}) * (1 - P(w_i|C_j)) \quad (2.13)$$

Où,  $b_{d,i} = 1$ , si le mot  $w_i$  se trouve dans le document  $d$ , sinon  $b_{d,i} = 0$ .

$P(w_i|C_j)$  Représente la probabilité a posteriori que le mot  $w_i$  apparaisse dans un document de la classe  $C_j$ . Elle peut être calculée par l'équation suivante :

$$P(w_i|C_j) = \frac{\sum_{t=1}^N x_{i,t} * z_{t,j}}{\sum_{t=1}^N z_{i,t}} \quad (2.14)$$

Ici, la valeur de  $x_{i,t}$  est 1 si le mot  $w_i$  existe dans le document  $t$ , sinon la valeur de  $x_{i,t}$  est 0. La valeur de  $z_{t,j}$  est 1 si le document  $t$  appartient à la classe  $C_j$ , sinon elle est égale à 0

### 2.5.3. Les avantages et les Inconvénient

#### 2.5.3.1. Avantages

- Moins complexe : Comparé à d'autres classificateurs, Naïve Bayes est considéré comme un classificateur plus simple car les paramètres sont plus faciles à estimer. C'est pourquoi il s'agit de l'un des premiers algorithmes enseignés dans les cours de science des données et d'apprentissage automatique.
- S'adapte bien : Comparé à la régression logistique, Naïve Bayes est considéré comme un classificateur rapide et efficace qui est assez précis lorsque l'hypothèse d'indépendance conditionnelle est respectée. Il est également peu gourmand en espace de stockage
- Peut traiter des données de haute dimension : Les cas d'utilisation, tels que la classification de documents, peuvent comporter un grand nombre de dimensions, ce qui peut être difficile à gérer pour d'autres classificateurs.

#### 2.5.3.2. Inconvénient

- Limitation de Naïve Bayésienne est l'hypothèse de fonctionnalités indépendantes. Dans la vraie vie, il est presque impossible d'obtenir un ensemble de fonctionnalités complètement indépendants.

### 2.6. Conclusion

En conclusion, les méthodes d'intelligence artificielle telles que le classifieur Naïve Bayes, le réseau bayésien et le réseau de neurones bayésien offrent des outils puissants pour la résolution de problèmes complexes. Chacune de ces approches présente des caractéristiques uniques et des domaines d'application spécifiques. Que ce soit en classification de texte, en modélisation probabiliste ou en reconnaissance de motifs, ces méthodes fournissent des résultats précis et fiables. Il est essentiel de choisir la méthode appropriée en fonction du contexte et des exigences du problème à résoudre. Avec l'évolution continue de l'intelligence artificielle, il est certain que ces approches continueront à jouer un rôle central dans le développement de systèmes intelligents et adaptatifs.

# Chapitre 3

## Simulation et interprétation des résultats

### 3.1. Introduction

Ce passage vise à réaliser des simulations et à comparer la technique Naïve Bayes avec le réseau neuronal bayésien pour le diagnostic des défaillances d'un générateur photovoltaïque. Les systèmes de simulation et les techniques de diagnostic sont essentiels pour comprendre et améliorer les performances des systèmes d'énergie solaire. Le générateur d'énergie photovoltaïque est l'une des parties les plus importantes d'un système d'énergie photovoltaïque, mais il peut être confronté à diverses pannes qui affectent négativement les performances globales du système.

La technique Naïve Bayes est l'une des méthodes statistiques populaires pour la classification des données et le diagnostic des erreurs. Elle repose sur l'hypothèse d'indépendance complète des variables indépendantes. Elle est facile à mettre en œuvre et offre de bonnes performances dans de nombreuses applications. D'autre part, les réseaux neuronaux bayésien se basent sur la modélisation probabiliste des relations entre les différentes variables du système. Les réseaux neuronaux bayésien permettent de représenter les pannes et les événements différents, ainsi que d'estimer les probabilités conditionnelles en fonction des connaissances préalables.

Dans cette partie, les simulations seront réalisées et les expériences seront menées sur un ensemble de données contenant différentes pannes potentielles des générateurs d'énergie photovoltaïque. La technique de Naïve Bayes sera appliquée, puis les réseaux neuronaux bayésien seront également mis en œuvre sur le même ensemble de données. Nous analyserons les modèles entraînés et les comparerons selon différents critères de performance tels que la précision du diagnostic.

À travers ces simulations et cette comparaison, nous fournirons une évaluation globale des performances de chaque technique dans le diagnostic des défaillances des générateurs photovoltaïques. Cette partie contribuera à une meilleure compréhension de la capacité de la technique Naïve Bayes et des réseaux neuronaux bayésien à diagnostiquer et identifier les pannes de ce type de systèmes photovoltaïques, ce qui aidera à améliorer la maintenance et les performances globales des systèmes photovoltaïques.

### 3.2. Les paramètres de notre simulation

Les valeurs utilisées dans le programme de simulation pour analyser et évaluer les performances du système photovoltaïque sont la température, l'intensité du rayonnement solaire, la tension et le courant de sortie.

La température est l'un des facteurs les plus importants qui affectent les performances des cellules photovoltaïques. Lorsque la température augmente, les performances des cellules peuvent se dégrader et leur efficacité diminuer. Ainsi, nous nous intéressons à analyser l'impact et la relation entre les variations de température et les performances globales du système.

L'intensité du rayonnement solaire reflète la quantité d'énergie reçue par la cellule solaire à partir du soleil. Ce paramètre joue un rôle crucial dans la détermination de la quantité d'énergie que la cellule solaire peut produire. Nous examinerons donc comment les différences d'intensité du rayonnement solaire affectent les performances du système et analyserons les résultats obtenus.

La tension et le courant de sortie sont les valeurs générées par les cellules solaires. La tension et le courant sont directement influencés par l'intensité du rayonnement solaire et la température. Ainsi, nous utiliserons ces deux paramètres pour développer un modèle prédictif capable de prédire la tension et le courant attendus en fonction de l'intensité du rayonnement solaire et de la température.

En utilisant l'algorithme NAIVE BAYES, nous analyserons et traiterons les données qui incluent les valeurs de température, d'intensité du rayonnement solaire, de tension et de courant de sortie. Nous entraînerons le modèle en utilisant ces valeurs pour créer un programme prédictif capable de prédire la tension et le courant attendus dans les systèmes solaires.

Grâce à ce programme prédictif, nous serons en mesure d'évaluer et de comprendre les performances du système en fonction des différentes valeurs des paramètres. Cela nous aidera à améliorer et à développer les systèmes de cellules photovoltaïques, à identifier les facteurs qui influencent leurs performances et à tirer le meilleur parti de l'énergie photovoltaïque disponible.

### 3.3. Préparation des données

La conception de la station photovoltaïque qui était prise en considération dans cette étude est composée de deux chaînes connectées en parallèle, et chaque chaîne contient 15 panneaux photovoltaïque.

Dans ce processus, l'accent a été mis sur les données, où plusieurs étapes ont été entreprises pour garantir la qualité et la pertinence des données pour leur utilisation dans l'entraînement et le test du modèle. Tout d'abord, les valeurs nulles (égales à 0) ont été supprimées des données, car elles ont un impact négatif sur le processus d'entraînement et de test. De plus, les valeurs aberrantes des données ont été traitées afin de garantir leur compatibilité et de représenter le schéma général de l'ensemble des données.

Ensuite, les données ont été partitionnées en un ensemble d'entraînement (données sur cinq jours), un ensemble de validation (données sur trois jours) et un ensemble de test (données sur trois jours).

### 3.4. Le programme Naïve Bayes dans le script MATLAB

Nous avons développé un script dans le programme MATLAB qui exécute et évalue le modèle Naïve Bayes en utilisant des données d'entraînement et de validation disponibles. Nous avons utilisé les techniques de la science des données pour classer et organiser les données, notamment la radiation solaire, la température, le courant et la tension. Les données ont été encodées et stockées dans des variables de manière appropriée.

Le modèle Naïve Bayes a été appliqué aux données d'entraînement en utilisant la fonction "fitcnb" pour créer le modèle. Ensuite, nous avons utilisé le modèle entraîné pour prédire les valeurs des données de validation et de test. Nous avons calculé le taux de précision en comparant les prédictions avec les valeurs réelles pour les données de validation et de test.

En utilisant ce script, nous pouvons évaluer les performances du modèle Naïve Bayes sur les données du générateur photovoltaïque et l'utiliser pour analyser les erreurs et déduire l'état du système.

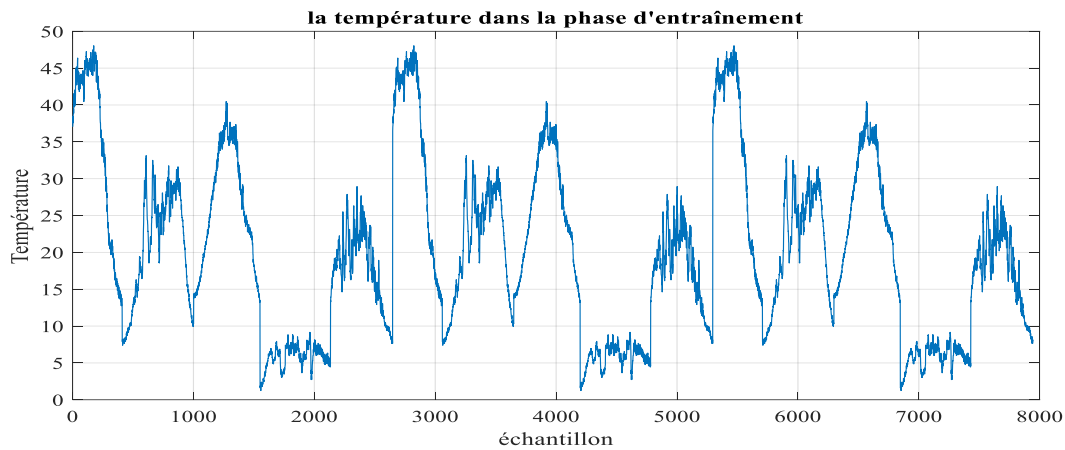
Nous avons construit deux programmes distincts. Le premier programme traite les données de la température et de la tension électrique, tandis que le deuxième programme traite les données du rayonnement solaire et du courant électrique. Cette séparation nous permet d'analyser l'impact de chaque variable sur les performances du modèle de manière indépendante.

### 3.5. Les graphiques de la simulation

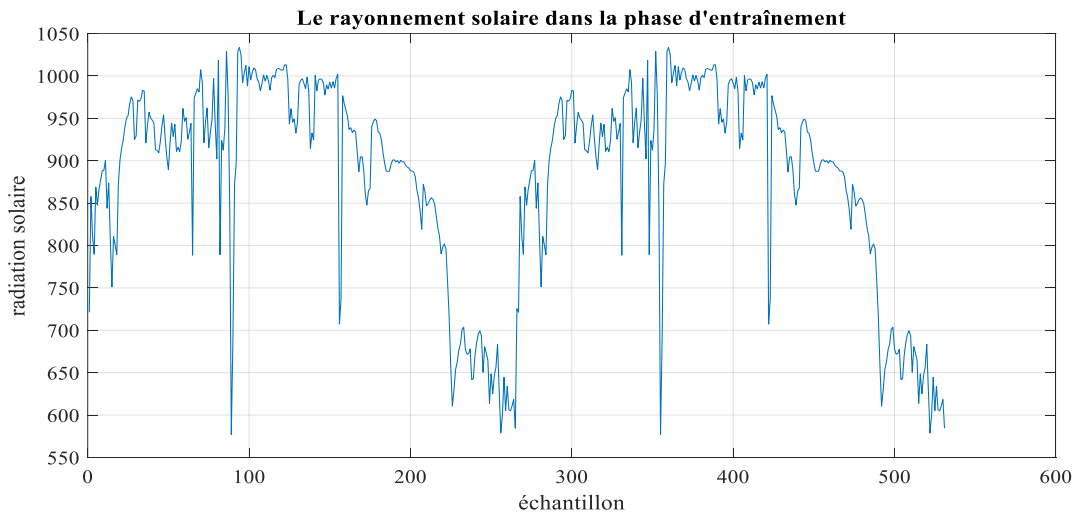
#### 3.5.1. La phase d'entraînement

##### 3.5.1.1. Entrée des données météorologiques

À la première étape, nous avons effectué l'entrée des données en reliant notre script sur MATLAB au fichier Excel contenant nos propres données. Ensuite, voici les graphiques représentant la distribution des valeurs des données :



**Fig 3. 1 :** Graphique de la température (C°) dans la phase d'entraînement.

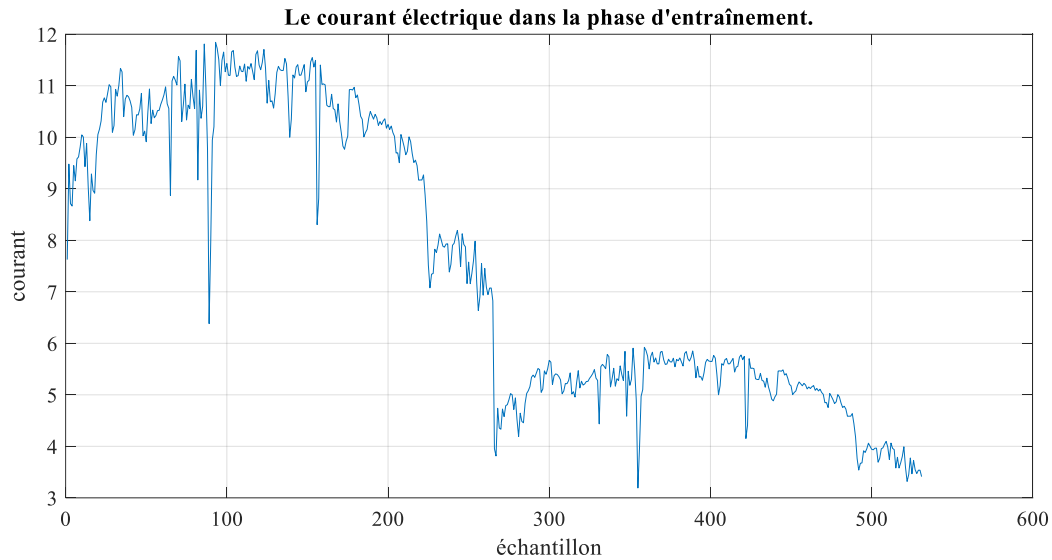


**Fig 3. 2 :** Graphique du rayonnement solaire ( $w/m^2$ ) dans la phase d'entraînement.

Nous pouvons observer respectivement dans les figures 1 et 2 les courbes de température et de rayonnement solaire. La tension et le courant sont influencés par deux valeurs fondamentales, à savoir le

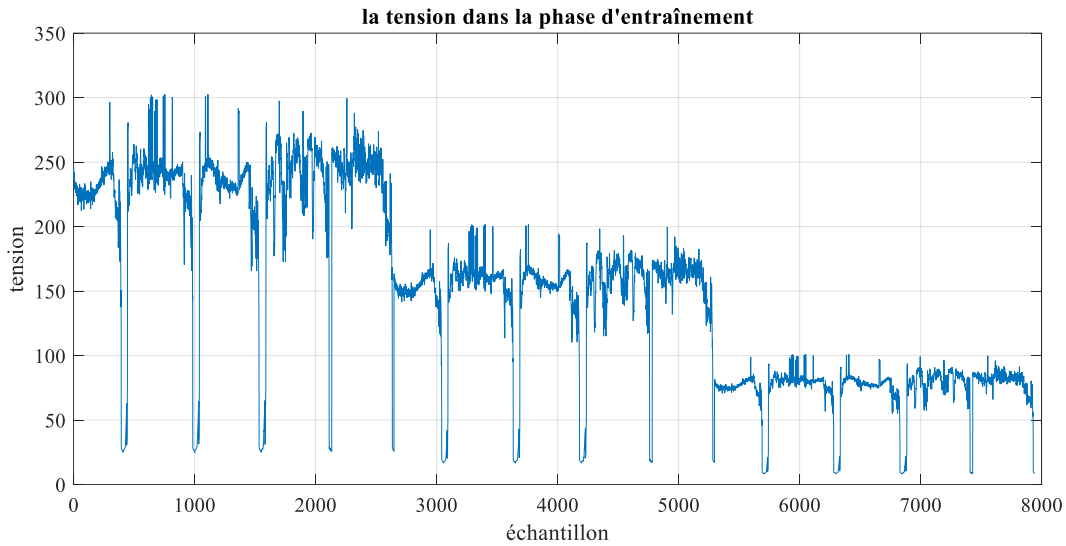
rayonnement solaire et la température. En général, lorsque la valeur du rayonnement solaire est plus élevée, cela est considéré comme meilleur et plus optimal pour le système photovoltaïque.

### 3.5.1.2. Entrée des données électriques



**Fig 3. 3 :** Graphique du courant électrique dans la phase d'entraînement.

Dans la courbe 3, nous observons des données sous la forme de deux ondes, une onde grande et une autre plus petite. Cela est dû au fait que le courant total dans la deuxième onde est égal à la moitié du courant traversant le générateur dans la première onde, ce qui indique la présence d'un circuit-ouvert dans la deuxième onde.

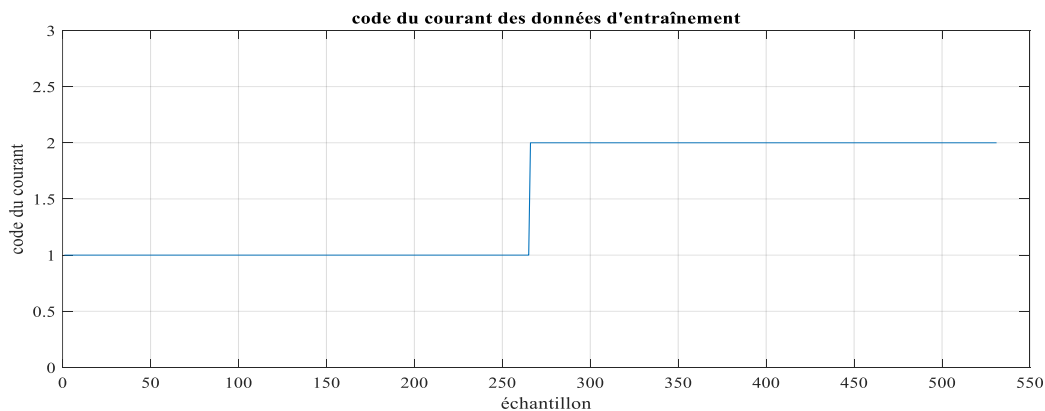


**Fig 3. 4 :** Graphique de la tension électrique dans la phase d'entraînement.

Nous remarquons sur la courbe 4 qu'il y a trois niveaux de données. Pour la première partie des données, elle représente la tension électrique en état normal. Quant à la deuxième partie, elle représente la tension résultante d'un court-circuit de 5 unités photovoltaïques, ce qui fait que le courant est inférieur à la première partie. Quant au troisième niveau, il représente la tension résultant d'un court-circuit de 10 unités photovoltaïques, ce qui fait que la tension électrique est inférieure aux deux parties précédentes.

### 3.5.1.3. Les données de sortie

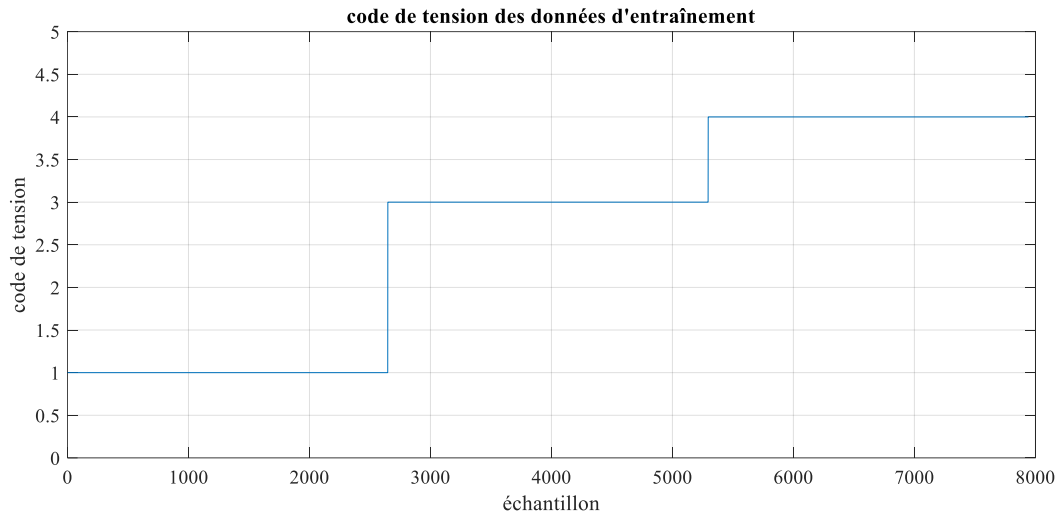
#### ➤ Classification du courant électrique



**Fig 3. 5 :** Graphique de la classification du courant électrique dans la phase d'entraînement.

Dans la figure 3.5, les symboles de courant sont affichés pour la classification du courant électrique. Le code 1 représente le fonctionnement normal, tandis que le code 2 représente la présence d'un circuit-ouvert dans notre conception, ce qui signifie qu'une des deux chaînes de panneaux photovoltaïques ne fonctionne pas.

### ➤ Classification de la tension électrique



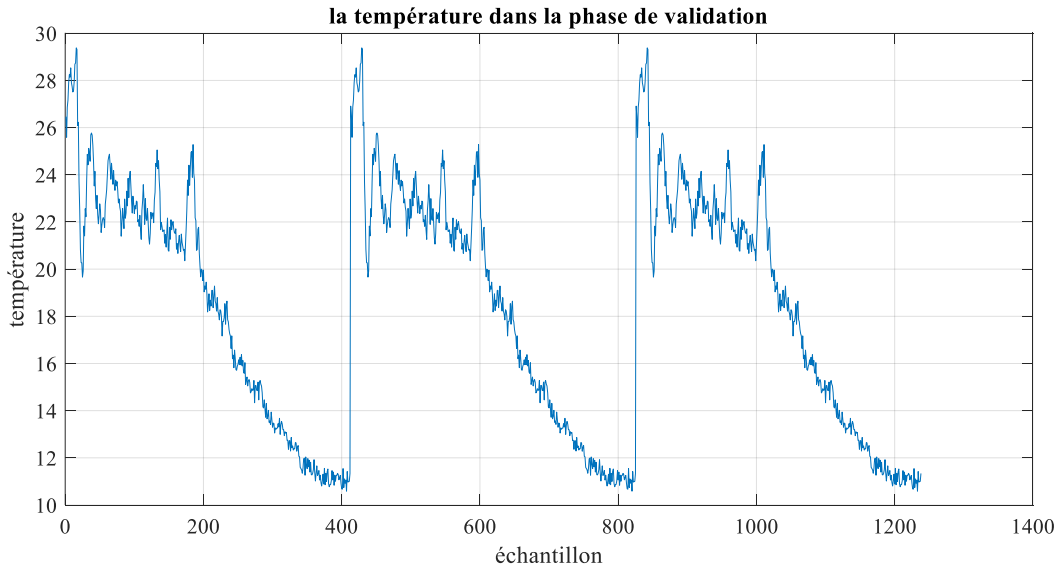
**Fig 3. 6** : Graphique de la classification de tension électrique dans la phase d'entraînement.

Dans la figure 3.6, les symboles de courant sont affichés pour la classification de la tension électrique. Le code 3 représente le non-fonctionnement de 5 panneaux photovoltaïques en raison de court-circuit, tandis que le code 4 représente le non-fonctionnement de 10 panneaux photovoltaïques en cas de court-circuit. Quant au code 1, il représente le fonctionnement normal et régulier du système sans aucun court-circuit.

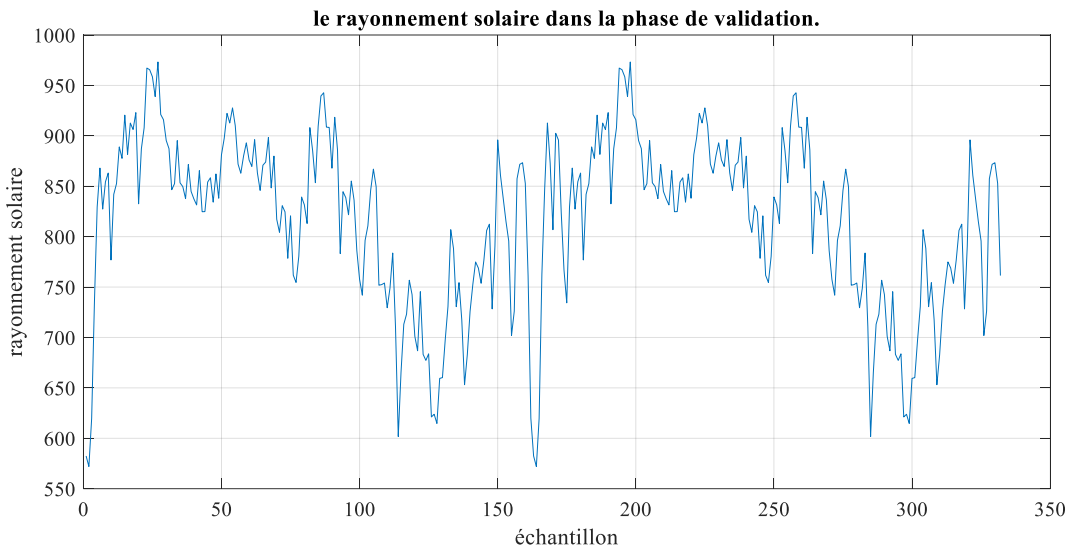
### 3.5.2. La phase de validation

Après avoir entraîné notre modèle, nous utilisons les données de validation pour évaluer les performances du modèle et tester sa capacité à traiter de nouvelles données qui n'ont pas été utilisées lors de l'entraînement.

### 3.5.2.1. Entrée des données météorologiques

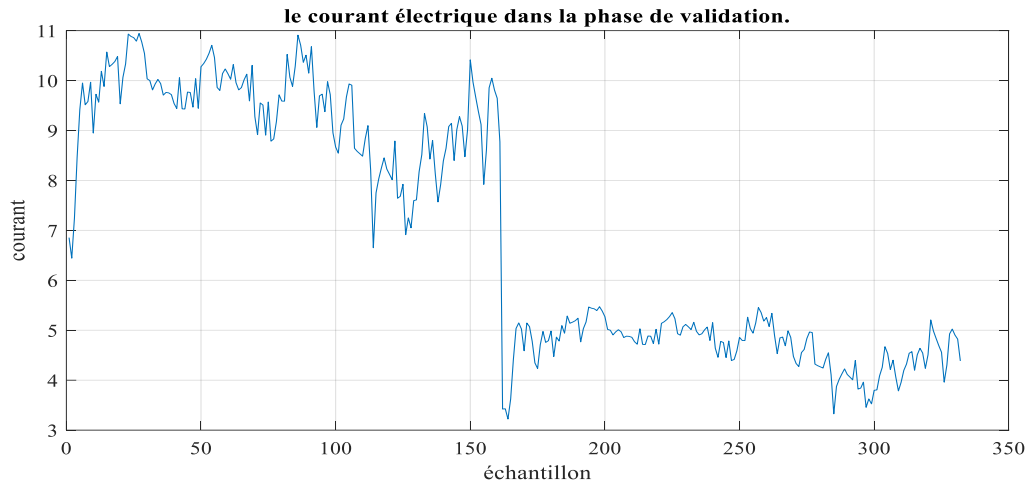


**Fig 3. 7 :** Graphique de la température (C°) dans la phase de validation.

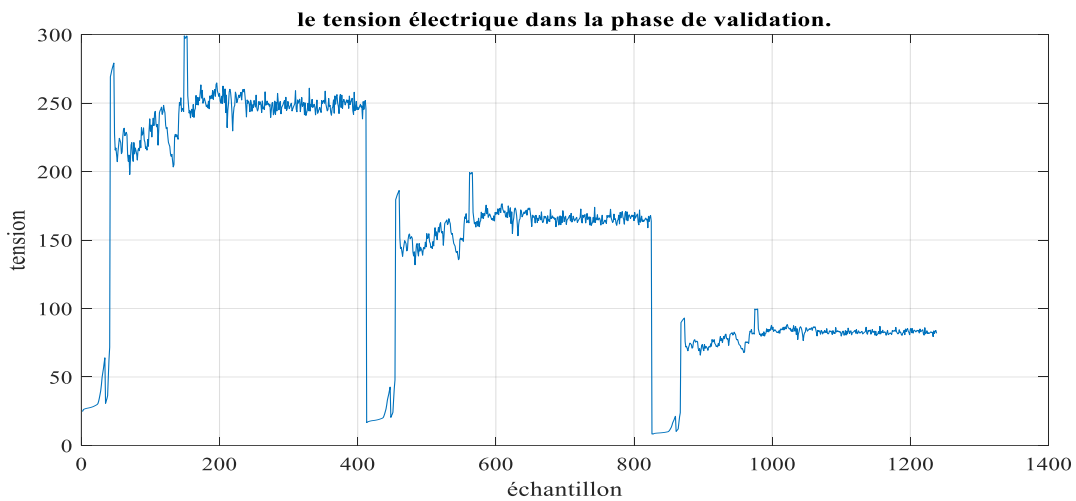


**Fig 3. 8 :** Graphique du rayonnement solaire (w/m2) dans la phase de validation

### 3.5.2.2. Entrée des données électriques



**Fig 3. 9 :** Graphique du courant électrique dans la phase de validation.

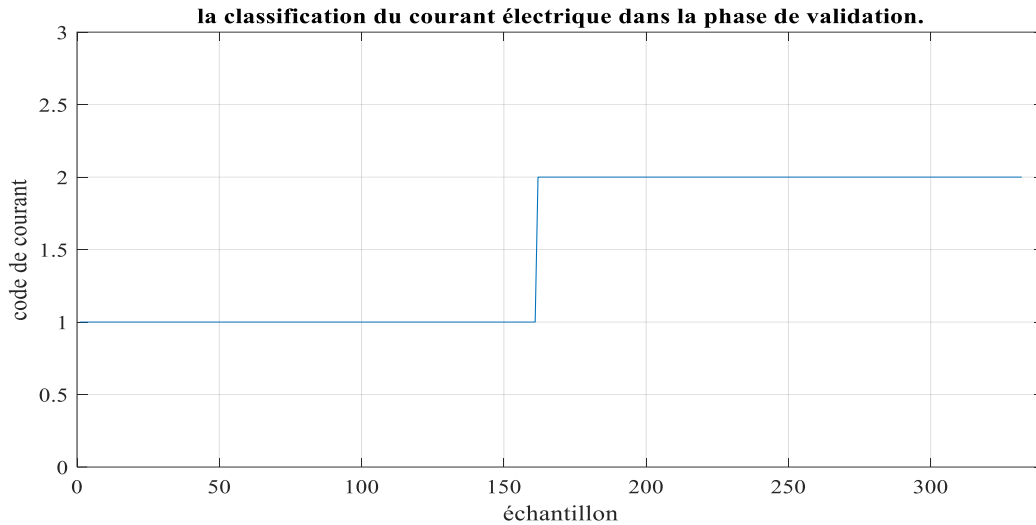


**Fig 3. 10 :** Graphique de la tension électrique dans la phase de validation.

Pour les figures 9 et 10, l'observation est la même que celle présentée pour les figures 3 et 4.

### 3.5.2.3. Les données de sortie

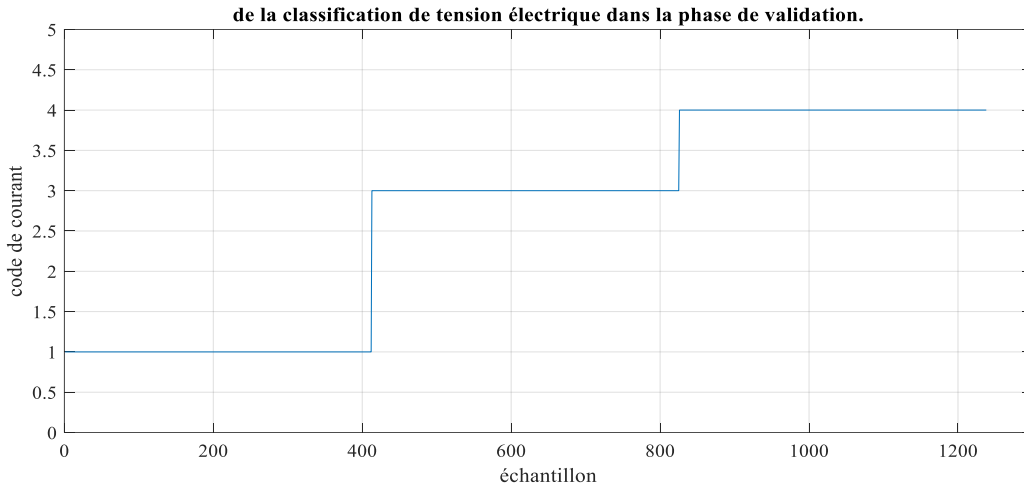
#### ➤ Classification du courant électrique



**Fig 3. 11** : Graphique de la classification du courant électrique dans la phase de validation.

Dans la figure 3.11, on remarque que le code de l'ensemble de validation oscille entre le code 1 et le code 2, ce qui signifie que dans la première partie, lorsque le code est 1, le système fonctionne correctement, tandis que le code 2 représente le cas de la panne de circuit-ouvert dans le système.

➤ **Classification de la tension électrique**

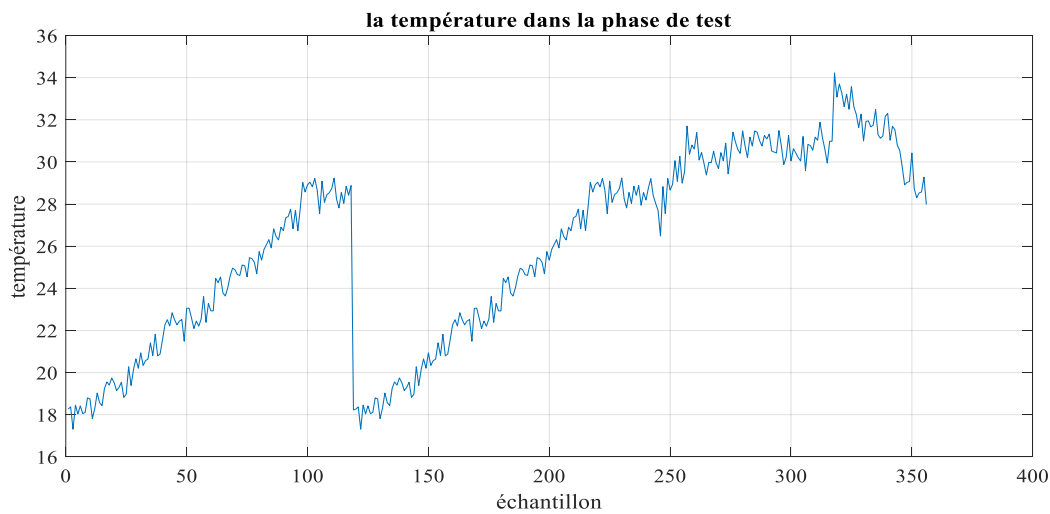


**Fig 3. 12** : Graphique de la classification de tension électrique dans la phase de validation.

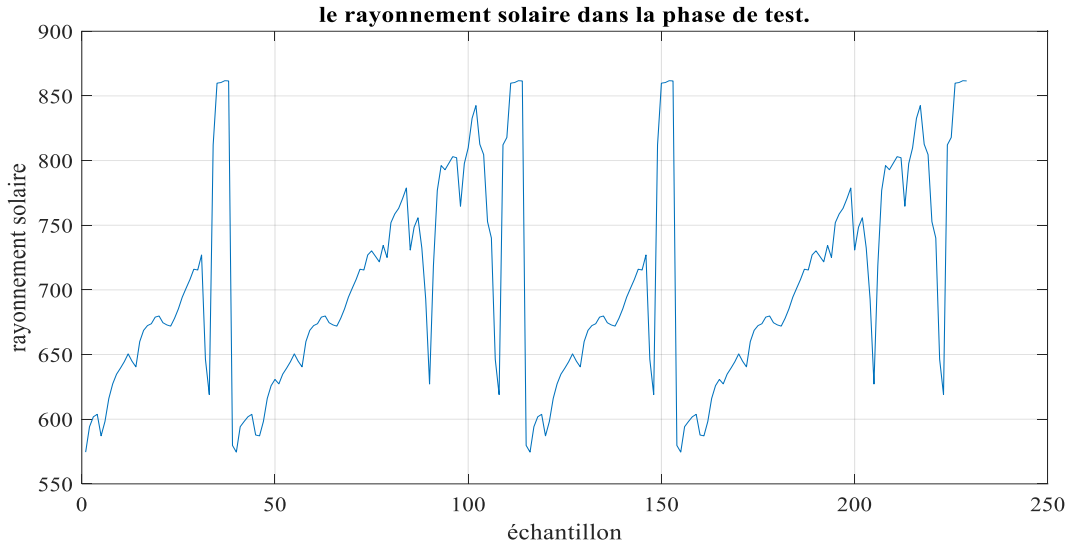
Dans le graphe de la figure 3.12, nous observons (avec codes) . Le code de validation varie entre 1,3 et 4, où le code 1 représente le fonctionnement normal du système, les codes 3 et 4 indiquent les défauts de court-circuit 10 modules et 5 modules photovoltaïques respectivement.

**3.5.3. La phase de test**

**3.5.3.1. Entrée des données météorologiques**



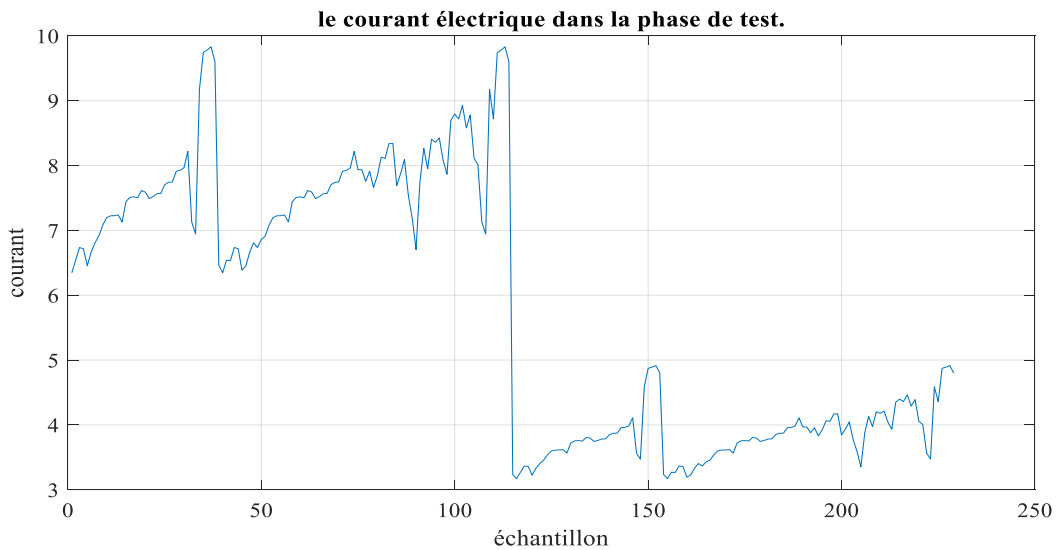
**Fig 3. 13** : Graphique de la température (C°) dans la phase de test.



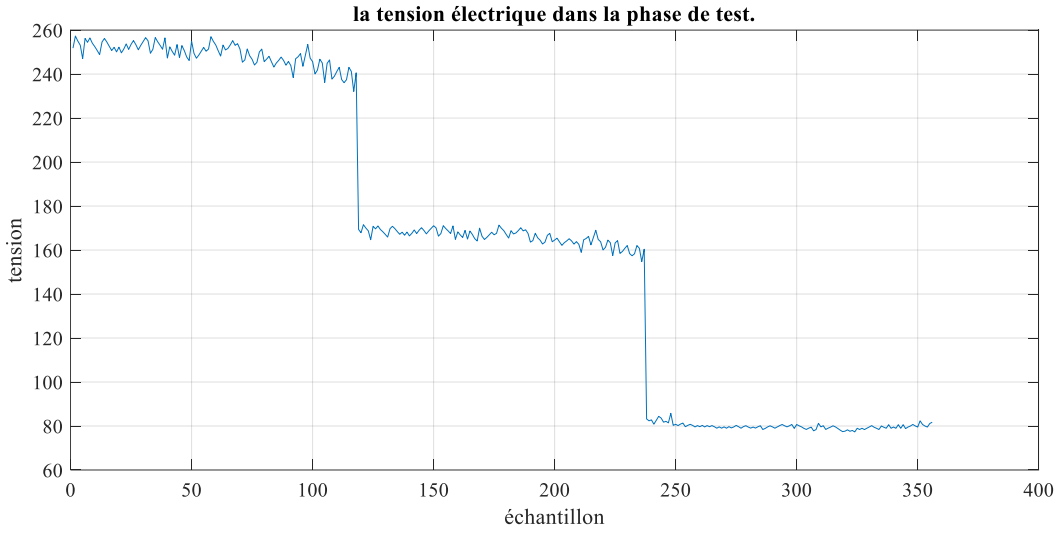
**Fig 3. 14 :** Graphique du rayonnement solaire (w/m2) dans la phase de test.

Pour les figures 13 et 14, les données de température et de rayonnement solaire représentent. Ces données ont été utilisées dans le cadre d'un test de notre programme afin d'évaluer ses performances.

### 3.5.3.2. Entrée des données électriques



**Fig 3. 15 :** Graphique du courant électrique dans la phase de test.

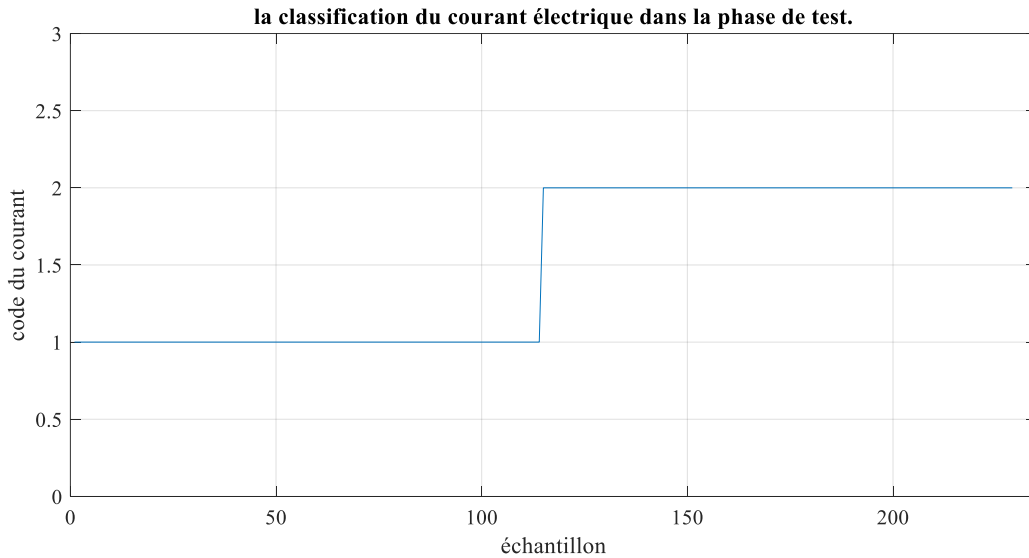


**Fig 3. 16 :** Graphique de la tension électrique dans la phase de test.

Pour les figures 15 et 16, l'observation est la même que celle présentée pour les figures 3 et 4.

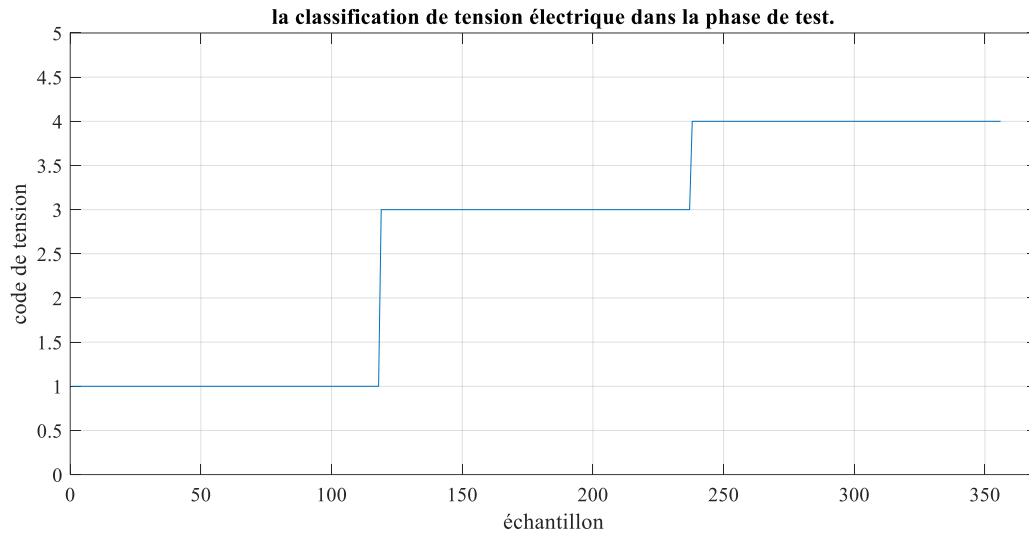
### 3.5.3.3. Les données de sortie

#### ➤ Classification du courant électrique



**Fig 3. 17 :** Graphique de la classification du courant électrique dans la phase de test.

➤ **Classification de la tension électrique**



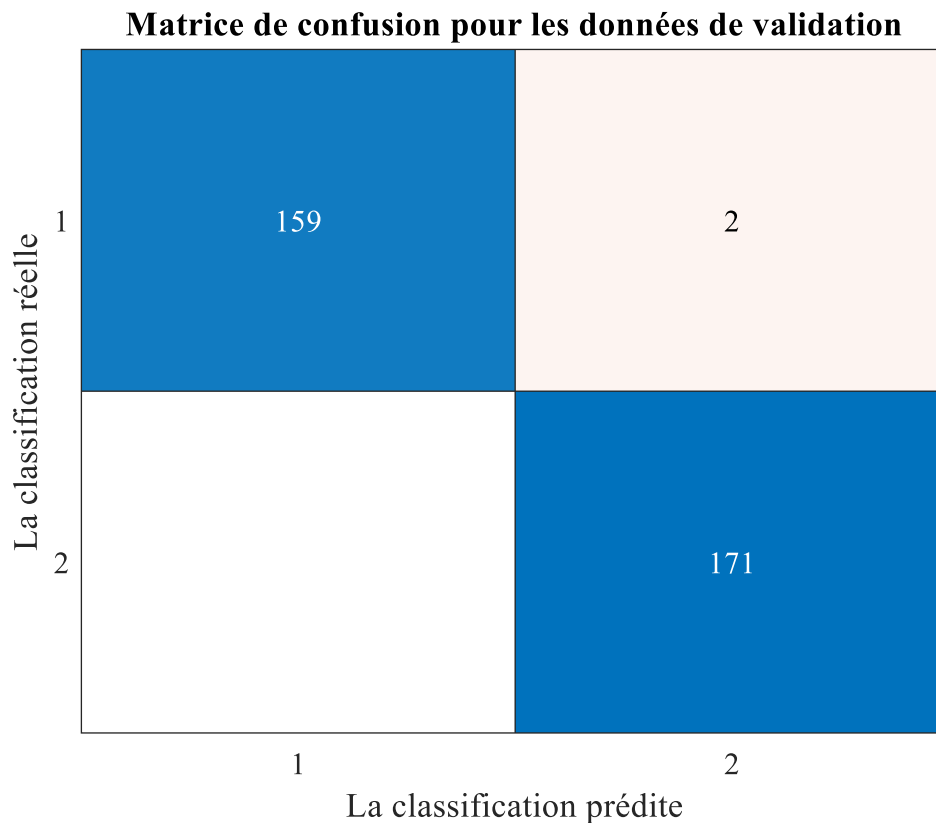
**Fig 3. 18 :** Graphique de la classification de tension électrique dans la phase de test.

Pour les figures 17 et 18, l'observation est la même que celle présentée pour les figures 11 et 12.

### 3.6. Sortie du programme Naïve Bayes

#### 3.6.1. La phase de validation

##### ➤ Classification de la sortie du courant

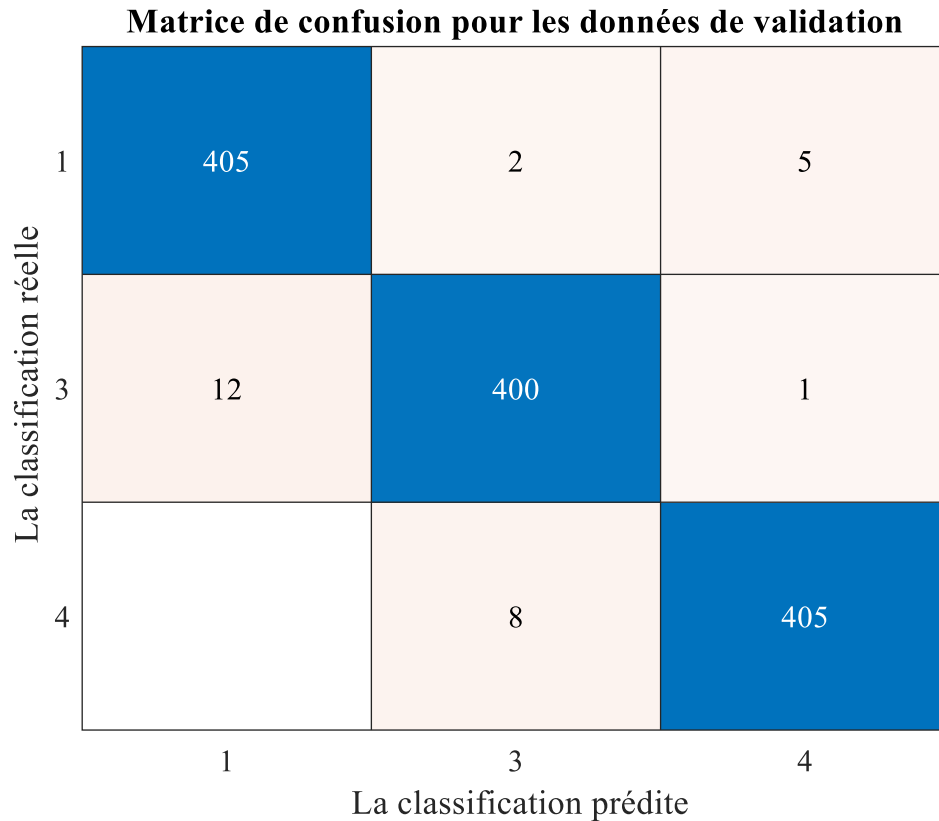


**Fig 3. 19** : Graphique de sorties du modèle en phase de validation.

Précision :99.39%

La figure 19 représente un graphique des résultats du modèle lors de la phase de validation dans la classification du courant électrique. Le taux de précision du modèle était de 99,39 %, avec seulement deux erreurs de prédiction sur un total de 333 prédictions. Cela signifie que le modèle fonctionne très bien et a une précision satisfaisante.

➤ **Classification de la sortie de tension**



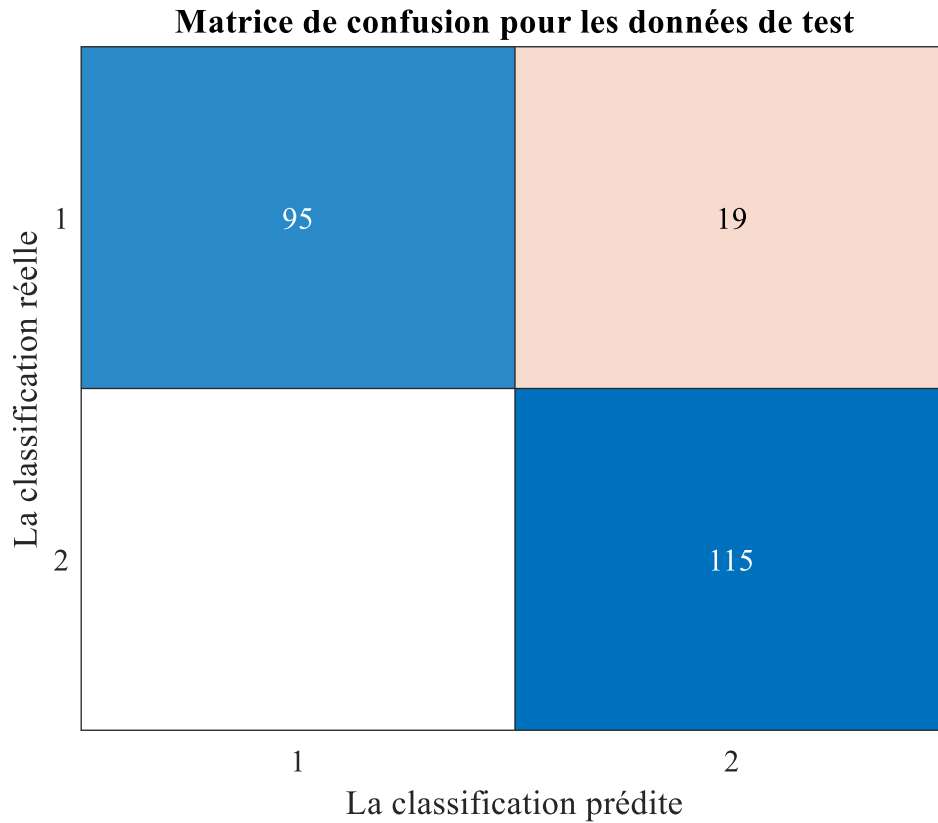
**Fig 3. 20** : Graphique de sorties du modèle en phase de validation.

Précision :97.73%

La figure 20 représente un graphique des résultats du modèle lors de la phase de validation dans la classification du courant électrique. Le taux de précision du modèle était de 97,73 %, avec 28 erreurs de prédiction sur un total de 1238 prédictions. Cela signifie que le modèle fonctionne bien et sa précision est bonne.

### 3.6.2. La phase de test

➤ **Classification de la sortie du courant**

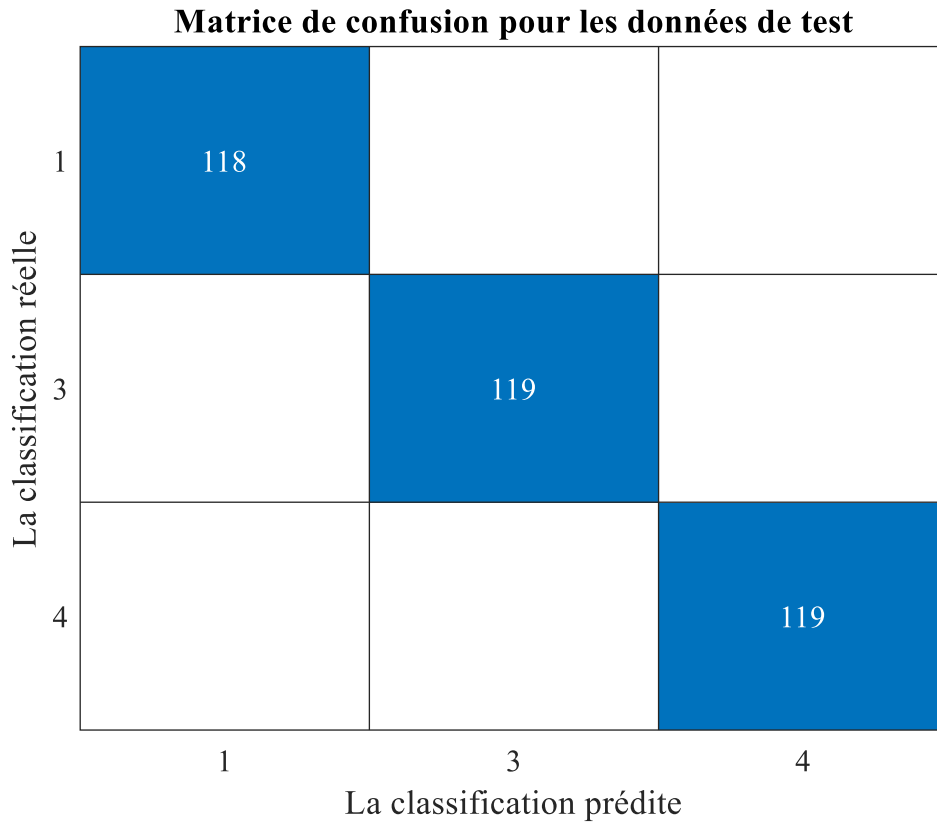


**Fig 3. 21** : Graphique de sorties du modèle en phase de test.

Précision :91.7%.

La figure 21 représente un graphique des résultats du modèle lors de la phase de test dans la classification du courant électrique. Le taux de précision du modèle était de 91,7 %. Cela signifie que le modèle fonctionne bien et a une bonne précision.

➤ **Classification de la sortie de tension**



**Fig 3. 22** : Graphique de sorties du modèle en phase de test.

Précision :100%.

La Figure 22 représente un graphique des résultats du modèle lors de la phase de test dans la classification de la tension électrique. Le taux de précision du modèle était de 100%. Cela signifie que le modèle fonctionne bien et avec une très haute précision.

### 3.7. Sortie du programme réseau neuronal bayésien

#### 3.7.1. La phase de validation

➤ **Classification de la sortie du courant**

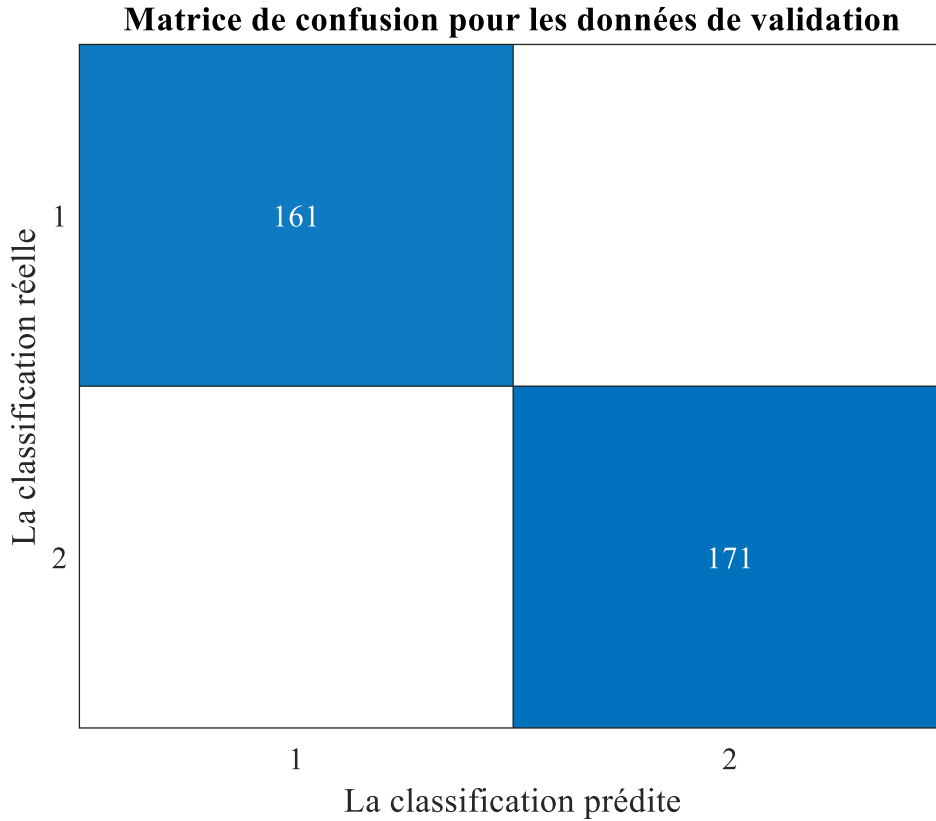
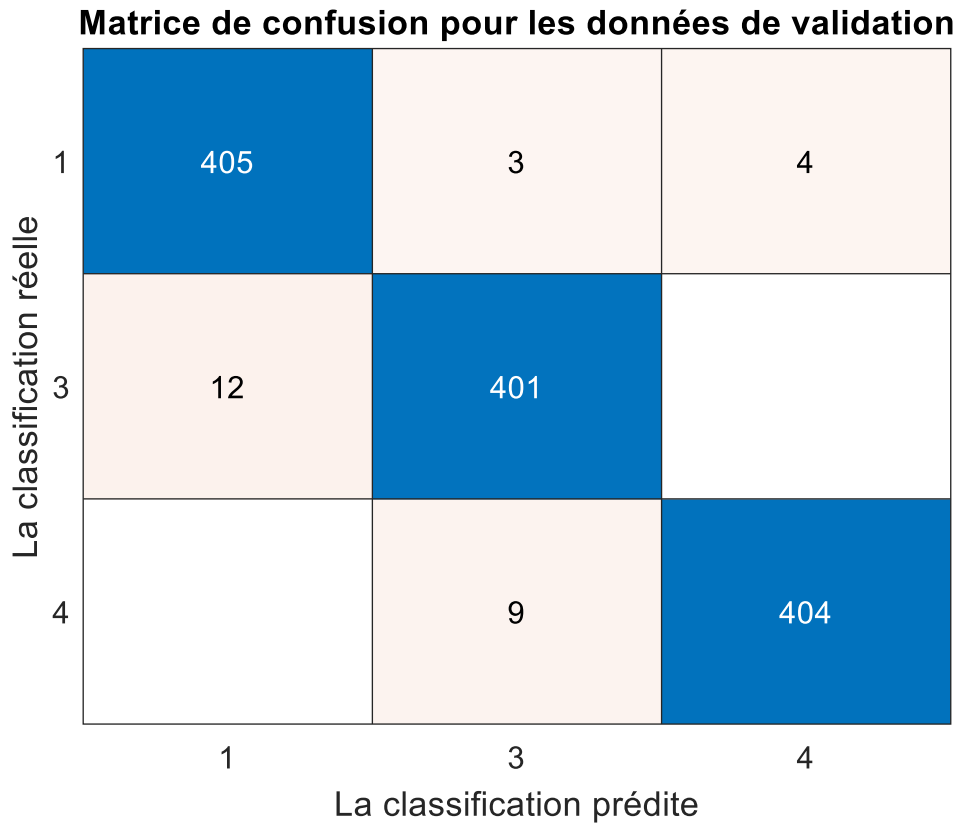


Fig 3. 23 Graphique de sorties du modèle en phase de validation.

Précision : 100%

La figure 23 représente un graphique des résultats du modèle lors de la phase de validation dans la classification du courant électrique. Nous remarquons sur le graphique que le programme a classé le courant électrique avec une précision élevée de 100 % pour un échantillon dépassant les 300 échantillons.

➤ **Classification de la sortie de tension**



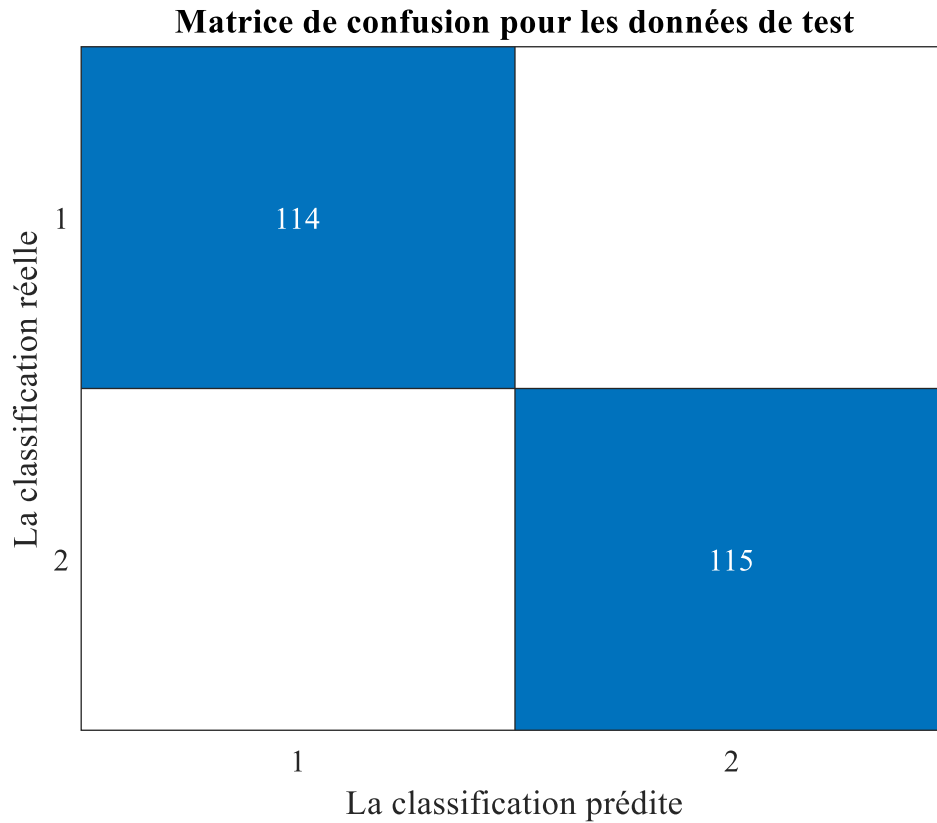
**Fig 3. 24** : Graphique de sorties du modèle en phase de validation.

Précision : 97.73%

La figure 24 représente un graphique des résultats du modèle lors de la phase de validation dans la classification du courant électrique. Nous constatons sur le graphique que les données de classification prévues étaient identiques aux données de classification réelles avec une précision de 97,73 %, pour un nombre d'échantillons dépassant 1200 échantillons.

### 3.7.2. La phase de test

#### ➤ Classification de la sortie du courant

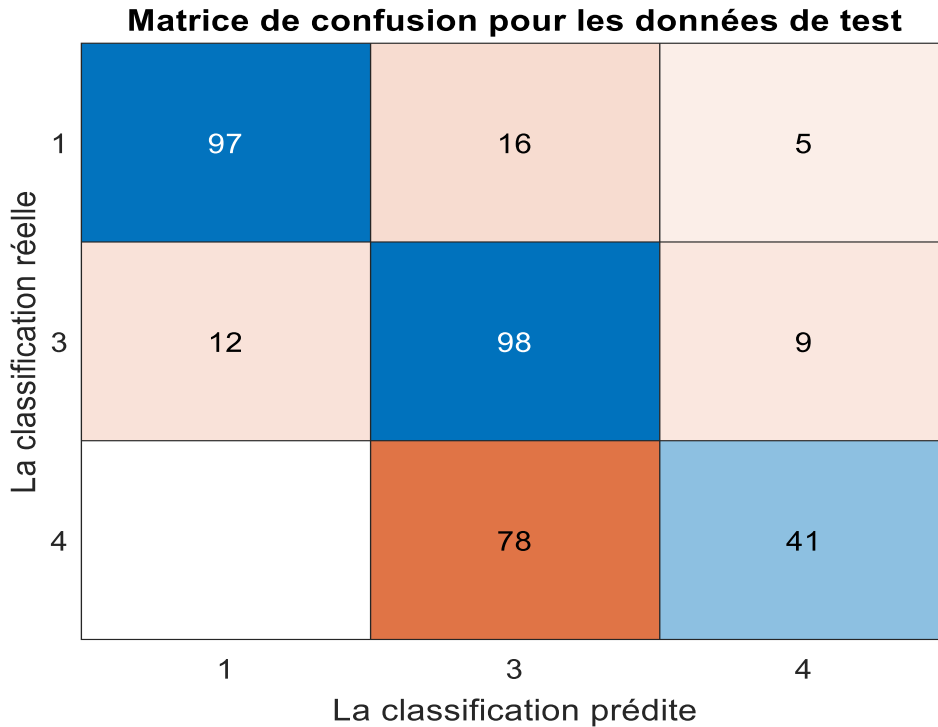


**Fig 3. 25** : Graphique de sorties du modèle en phase de test.

Précision :100 %.

La figure 25 représente un graphique des résultats du modèle lors de la phase de test dans la classification du courant électrique. Nous constatons sur le graphique que les données de classification prévues étaient identiques aux données de classification réelles avec une précision de 100%, pour un nombre d'échantillons de test dépassant 200 échantillons.

➤ **Classification de la sortie de tension**



**Fig 3. 26** : Graphique de sorties du modèle en phase de test.

Précision : 66.29%.

Comme c'est le cas avec toutes nos matrices de confusion, la figure 26 représente un nombre d'échantillons supérieur à 350 échantillons, et la précision de prédiction du programme était de 66,29%.

**3.7.3. Comparaison entre Naïve bayes et réseau neuronal bayésien**

**Performance et précision**

➤ **Classification de la sortie du courant**

Algorithme	Précision sur les données de validation	Précision sur les données de test
Naïve Bayes	99.39%	91.7%
Réseau neuronal bayésien	100%	100%

**Tableau 3. 1** : Comparaison des précisions entre Naïve Bayes et réseau neuronal bayésien en la phase de validation et de test pour la classification de la courant.

Selon les résultats de précision présentés dans le tableau ci-dessus, nous pouvons comparer les résultats de précision entre les méthodes Naïve Bayes et réseau neuronal bayésien. Dans la phase de validation, la méthode Naïve Bayes a affiché un taux de précision de 99,4 % sur les données de validation, tandis que le taux de précision sur les données de test était de 91,7 %. En revanche, la méthode réseau neuronal bayésien a montré d'excellents résultats avec un taux de précision de 10 % à la fois sur les données de validation et les données de test.

Sur la base de ces résultats, on peut considérer que la méthode réseau neuronal bayésien est plus précise et efficace dans le diagnostic des pannes d'un générateur photovoltaïque en ce qui concerne la classification du courant électrique, par rapport à la méthode Naïve Bayes. Cela peut être dû à la capacité du réseau neuronal bayésien à comprendre et analyser les relations complexes entre les différentes variables du modèle.

### ➤ Classification de la sortie de tension

Algorithme	Précision sur les données de validation	Précision sur les données de test
Naïve Bayes	97.73%	100%
Réseau neuronal bayésien	97.74%	66.29%

**Tableau 3. 2** : Comparaison des précisions entre Naïve Bayes et réseau neuronal bayésien en la phase de validation et de test pour la classification de la tension.

Selon les résultats de précision obtenus, la technique Naïve Bayes a démontré une excellente précision de 97,73 % dans la phase de validation et une précision de 100 % dans la phase de test. En revanche, la technique Réseau Bayésien a montré une précision de 97,74 % dans la phase de validation et une précision de 66,29 % dans la phase de test.

Sur la base de ces résultats, on peut conclure que la technique Naïve Bayes surpasse la technique réseau neuronal bayésien dans la classification de la tension électrique. Elle a obtenu un taux de précision supérieur dans la phase de test. Cela signifie qu'en utilisant la technique Naïve Bayes, il est possible d'obtenir un diagnostic plus précis des pannes dans un générateur photovoltaïque, en ce qui concerne la classification de la tension électrique.

### 3.7.4. Complexité et temps

#### ➤ Classification de la sortie du courant

Algorithme	Le temps passé dans la phase de validation (s)	Le temps passé dans la phase de test (s)
Naïve Bayes	19	18
Réseau neuronal bayésien	30	17

**Tableau 3. 3:** Comparaison de temps d'exécution de Naïve Bayes et réseau neuronal bayésien en la phase de validation et test pour la classification de la tension.

Selon les résultats obtenus, la méthode Naïve Bayes a pris 19 secondes dans la phase de validation et 18 secondes dans la phase de test. Quant à la méthode réseau neuronal bayésien, elle a pris 30 secondes dans la phase de validation et 17 secondes dans la phase de test.

Sur la base de ces résultats, on peut constater que la méthode Naïve Bayes surpasse la méthode réseau neuronal bayésien en termes de temps écoulé. En effet, Naïve Bayes a nécessité moins de temps dans la phase de validation et un temps quasi-similaire dans la phase de test par rapport à Réseau neuronal Bayésien. Ainsi, l'utilisation de la méthode Naïve Bayes peut conduire à des performances plus rapides dans le diagnostic des pannes d'un générateur photovoltaïque, en ce qui concerne la classification du courant électrique

#### ➤ . Classification de la sortie de tension

Algorithme	Le temps passé dans la phase de validation (s)	Le temps passé dans la phase de test (s)
Naïve Bayes	18	22
Réseau neuronal bayésien	120	150

**Tableau 3. 4 :** Comparaison de temps d'exécution de Naïve Bayes et réseau neuronal bayésien en la phase de validation et test pour la classification de la tension.

On remarque dans le tableau ci-dessus que la méthode Naïve Bayes a pris 18 secondes pour la phase de validation et 22 secondes pour la phase de test. En revanche, la méthode réseau neuronal bayésien a nécessité 120 secondes pour la phase de validation et 150 secondes pour la phase de test.

À partir de ces résultats, nous pouvons remarquer la nette supériorité de la méthode Naïve Bayes par rapport à la méthode Réseau Neuronal Bayésien en termes de temps écoulé. En effet, Naïve Bayes a nécessité moins de temps tant pour la phase de validation que pour la phase de test par rapport à Réseau neuronal Bayésien. Par conséquent, il est possible de conclure que l'utilisation de la méthode Naïve Bayes peut conduire à des performances plus rapides dans le diagnostic des pannes d'un générateur photovoltaïque dans la classification de la tension électrique.

### **3.8. Conclusions**

Selon les résultats obtenus, la méthode des Réseaux Neuronal Bayésien semble être plus efficace et précise dans la classification du courant électrique pour le diagnostic des pannes d'un générateur photovoltaïque, avec un taux de précision atteignant 100% dans les phases de validation et de test. Bien que cette méthode nécessite plus de temps que le Naïve Bayes, la différence n'est pas significative. En revanche, pour la classification de la tension électrique, la méthode Naïve Bayes s'avère plus efficace avec une précision générale de 99% et un temps de réponse équivalent à quelques secondes. Il est clair que la méthode des Naïve Bayes a surpassé la méthode du Réseau Neuronal Bayésien en termes de performance.

# Conclusion générale

## **Conclusion générale**

L'intérêt du diagnostic des systèmes photovoltaïques réside dans la détection précoce des problèmes et des pannes, ce qui permet de prévenir les pertes de rendement et d'optimiser la performance globale. Les méthodes utilisées pour le diagnostic des systèmes PV comprennent l'analyse des données en temps réel, l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique et l'exploitation de capteurs avancés.

Nos résultats ont montré que la méthode Réseau Neuronal Bayésien est plus efficace et précise pour le diagnostic et la détection des défaillances dans les générateurs d'énergie photovoltaïque en termes de classification du courant électrique. En revanche, la méthode Naïve Bayes s'est avérée plus efficace pour la classification de la tension électrique. Mais selon les résultats en pourcentage des précisions ainsi que le temps de réponse pour chaque méthode les naïves bayes étaient meilleurs

Nous croyons que notre travail a contribué à clarifier et à mieux comprendre les erreurs auxquelles les systèmes d'énergie photovoltaïque peuvent être confrontés, ainsi que les moyens de les détecter et de les classer. De plus, notre travail souligne l'importance et la nécessité d'utiliser les techniques d'intelligence artificielle pour améliorer les performances des systèmes d'énergie photovoltaïque. Enfin, cette étude encourage la recherche continue et le développement dans ce domaine afin de parvenir à des solutions et des techniques plus efficaces.

# Références

# Références

- [1] C. Kara Mostefa Khelil, A. Badia , A. s. Benyoucef, K. Kara et A. Chouder, «New Intelligent Fault Diagnosis (IFD) approach for grid-connected,» *journal homepage*, 2020.
- [2] C. Lydia, Diagnostic des défauts des panneaux, Alger: Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 2017.
- [3] T. Baamour, Etude et Simulation des Algorithmes, OUM EL BOUAGHI, GENIE ELECTRIQUE: Mémoire de fin d'étude soutenu publiquement à OUM EL BOUAGHI, 2016.
- [4] M. M. N. e. H. C. Eddine, Modélisation et simulation d'un système, OUARGLA, Génie électrique: Soutenu publiquement, 2012 /2013.
- [5] M. D. K. e. M. K. Tarik, Dimensionnement d'une installation photovoltaïque, BEJAIA, Génie Electrique: FACULTE DE TECHNOLOGIE, 2018/2019.
- [6] O. N. e. I. FARID, Étude et réalisation d'un système photovoltaïque, Béjaia: FACULTE DE TECHNOLOGIE, 2018-2019.
- [7] A. M. MSAED, MICRO CAPTEUR MAGNETIQUE DE MESURE DE COURANT ET TRAITEMENT INTEGRE, GRENOBLE: INSTITUT POLYTECHNIQUE DE GRENOBLE, 2009.
- [8] M. S. Fateh, Modélisation d'un système multi générateurs photovoltaïques, SETIF, 2012.
- [9] B. Y. e. B. Zakaria, Réalisation d'une interface web pour le dimensionnement des installations photovoltaïques, bejaia: Université A.MIRA-BEJAIA, 2019/2020.
- [10] B. S. e. B. Kamel, Diagnostique de Pannes dans un Système Photovoltaïque, MOSTAGANEM: UNIVERSITE ABDELHAMID IBN BADIS , 2021/2022.
- [11] M. S. e. H. Zohra, Diagnostic des défauts d'un panneau solaire, Tiaret: Université Ibn Khaldoun de Tiaret, 2021 - 2022.
- [12] L. BUN, Détection et Localisation de, paris: UNIVERSITÉ DE GRENOBLE, 04/11/2011.
- [13] ZAIOUR Meriem, Détection et Localisation de Défauts dans un système photovoltaïque, Annaba: BADJI MOKHTAR – ANNABA UNIVERSITY, 2019/2020.
- [14] C. W. Royer, «Fondements du Machine Learning,» 2020/2021. [En ligne].
- [15] S. Vialle, «<http://www.metz.supelec.fr/metz/personnel/vialle/course/BigData-2A-CS/index.htm>,» Campus de Metz, 17 05 2019. [En ligne].
- [16] «<https://www.elearningreviews.org/machine-learning-techniques-et-objectifs/>,» [En ligne].

- [17] G. Amel, Prédiction des propriétés des matériaux par apprentissage, TLEMCEN: UNIVERSITE ABOU-BEKR BELKAID - TLEMCEN, 29/06/2019.
- [18] B. O. Akram, La proposition d'une nouvelle approche basée Deep, Oum El Bouaghi: Université L'arbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 2019-2020.
- [19] Z. Zohra, Les Réseaux Bayésiens. Application en Reconnaissance de Formes à partir d'Informations Complètes ou Incomplètes., TIZI-OUZOU: UNIVERSITE MOULOUUD MAMMERI, TIZI-OUZOU, 2012.
- [20] «<https://www.databricks.com/glossary/bayesian-neural-network>,» [En ligne].
- [21] C. Kara Mostefa Khelil, «The impact of the ANN's choice on PV systems diagnosis quality,» *journal homepage: www.elsevier.com/locate/enconman* , 2021.
- [22] L. R. Chai, Uncertainty Estimation in, University of Cambridge, 2018.
- [23] A. Chaima, Apprentissage automatique pour la classification du cancer, ANNABA: UNIVERSITE BADJI MOKHTAR – ANNABA, 2020/2021.
- [24] .. P. Verma, «Variants of Naïve Bayes Algorithm for Hate Speech Detection in Text Documents,» *Advancing Technology for Humanity*, 2023.
- [25] ALEXANDER BACK et WILLIAM KEITH, Bayesian Neural Networksfor Financial Asset Forecasting, STOCKHOLM: KTH ROYAL INSTITUTE OF TECHNOLOGY SCHOOL OF ENGINEERING SCIENCES, 2019.
- [26] A. C. Pastor, CONCEPTION ET REALISATION DE MODULES PHOTOVOLTAIQUES ELECTRONIQUES, Toulouse, 29 septembre 2006.

# Annexe

## **1. La cellule photovoltaïque**

Une cellule photovoltaïque est un composant électronique qui produit de l'électricité lorsqu'il est exposé à la lumière. Cet effet, appelé effet photovoltaïque, génère un courant continu en fonction de l'intensité lumineuse. Les cellules les plus courantes sont fabriquées à partir de semi-conducteurs, principalement du silicium, et sont généralement disposées sous la forme de plaques minces avec des contacts métalliques de chaque côté. Ces cellules sont regroupées en modules photovoltaïques ou panneaux photovoltaïques, en fonction de la puissance souhaitée.



**Fig1 : Cellule photovoltaïque.**

Une cellule éclairée convenablement fournit une tension électrique continue de 0,6V (cellule en silicium). cette tension dépend peu de l'éclairement fourni (sauf quand celui-ci est trop faible). l'intensité, donc la puissance, dépend fortement de l'éclairement et elle est proportionnelle à la surface de la cellule. Elle est de quelques centièmes d'ampère pour une surface très bien ensoleillée de  $1\text{cm}^2$  La surface d'une cellule est comprise entre quelques  $\text{mm}^2$  (photopile de montre) et 400

$\text{cm}^2$ . il n'y a pas de limite théorique pour cette surface, mais les difficultés techniques, donc les coûts, augmentent avec les dimensions

Les cellules les plus répandues actuellement sont à la base de silicium (différence de potentiel de 0,6V).

## **2. Historique du photovoltaïque**

Les systèmes photovoltaïques ont été utilisés pendant environ 40 ans, commençant avec des applications dans le domaine spatial pour la transmission radio des satellites. Par la suite, ils ont été utilisés pour les balises en mer et l'équipement des sites isolés à travers le monde, en

utilisant des batteries pour stocker l'électricité pendant les périodes sans soleil. Quelques dates clés dans l'histoire du photovoltaïque sont les suivantes : en 1839, le physicien français Edmond Becquerel découvre l'effet photovoltaïque, qui permet de produire du courant électrique à partir de l'énergie photovoltaïque dans un matériau solide. En 1954, trois chercheurs américains développent une cellule photovoltaïque à haut rendement, répondant ainsi aux besoins de l'industrie spatiale émergente. En 1958, une cellule photovoltaïque avec un rendement de 9 % est mise au point et les premiers satellites alimentés par des cellules photovoltaïques sont envoyés dans l'espace. En 1973, la première maison alimentée par des cellules photovoltaïques est construite à l'université du Delaware, et en 1983, la première voiture alimentée par l'énergie photovoltaïque parcourt une distance de 4 000 km en Australie.

### **3. L'effet photovoltaïque**

L'effet photovoltaïque est un phénomène physique propre à certains matériaux Appelés « semi-conducteurs » qui exposés à la lumière, produisent de l'électricité. Le plus connu d'entre eux est le silicium cristallin qui est utilisé aujourd'hui dans 90% des panneaux photovoltaïques produits dans le monde.

Cet effet est obtenu par absorption des photons dans un matériau semi-conducteur qui génère alors des paires électrons-trous (excitation d'un électron de la bande de valence vers la bande de conduction) créant une tension ou un courant électrique. Plusieurs types de composants peuvent être créés à partir de ce principe. Ils sont appelés photodiodes, phototransistors ou des photopiles. Cet effet photovoltaïque est notamment utilisé dans les panneaux photovoltaïques photovoltaïques.

### **4. Les différentes Technologie de cellule photovoltaïque**

#### **4.1. Cellule en silicium poly cristallin**

Pendant le refroidissement du silicium, il se forme plusieurs cristaux. Ce genre de cellule est également bleu, mais pas uniforme, on distingue des motifs par les différents cristaux

- **Avantages**
  - Bon rendement (environ 13%).
  - Moins cher que le monocristallin.
  - Durée de vie importante (environ 30 ans).
- **Inconvénients**
  - Rendement faible sous un faible éclairement.

#### **A. Cellule en silicium monocristallin**

Lors du refroidissement du silicium fondu on s'arrange pour qu'il se solidifie en ne formant qu'un seul cristal de grande dimension. On découpe le cristal en fines tranches qui donneront les cellules. Ces cellules sont en générale d'un bleu uniforme

❖ **Avantages**

- Première génération de photopiles.
- Un taux de rendement excellent de 15% et jusqu'à 24% en labo.

❖ **Inconvénients**

- Les cellules sont chères.
- Il faut une grande quantité d'énergie pour obtenir un cristal pur.
- Rendement faible sous un faible éclaircissement.

**4.2. Cellule en silicium amorphe**

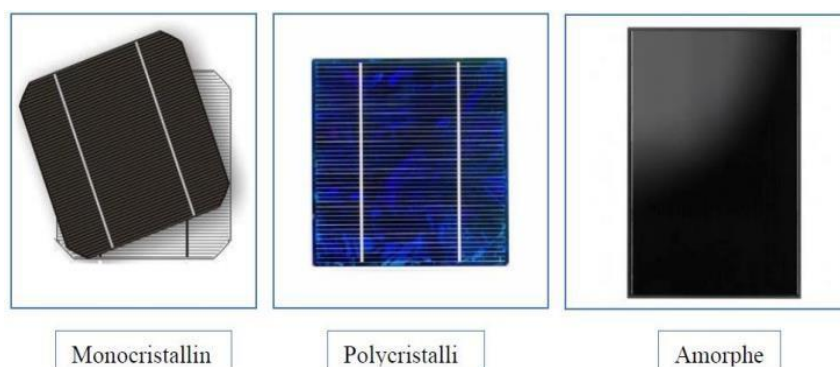
Le silicium n'est pas cristallisé il est déposé sur une feuille de verre. la cellule est gris très foncé. C'est la cellule des calculatrices et des montres dites photovoltaïques.

❖ **Avantages**

- Elles fonctionnent avec un éclaircissement faible.
- Elles sont moins chères que les autres.
- Moins sensible aux températures élevées.

❖ **Inconvénients**

- Leur rendement (environ 10%) est moins bon que les autres en plein soleil.
- Durée de vie courte (environ 10 ans), leurs performances diminuent sensiblement avec le temps.
- Souple.



**Fig2. Les principaux types de cellule.**

## 5. Description du principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

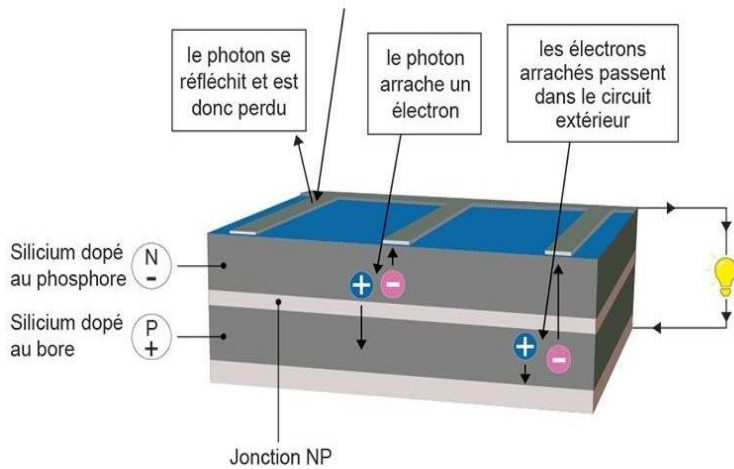


Fig 4 : Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque.

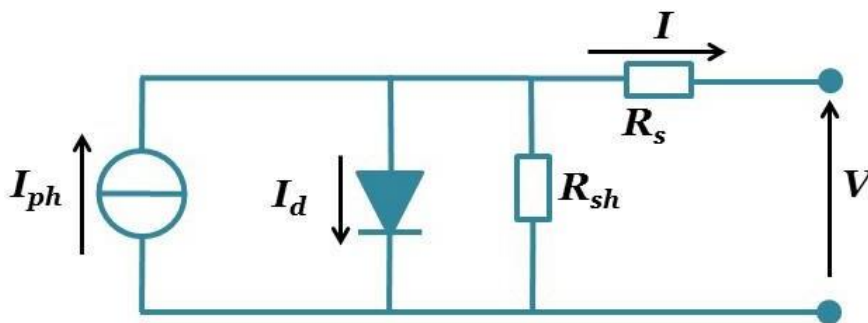


Fig 5 : Schéma électrique équivalent d'une cellule photovoltaïque. Est la résistance série du circuit est la résistance parallèle du circuit (shunt).

### 5.1. Le dopage

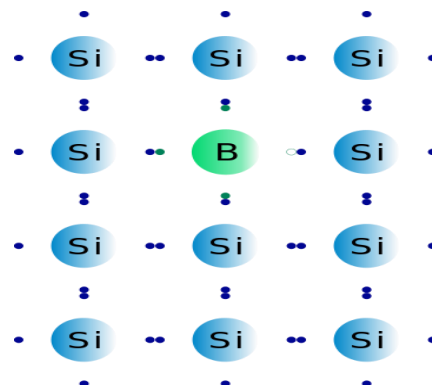
La formation des bandes interdites étant due à la régularité de la structure cristalline, toute perturbation de celle-ci tend à créer des états accessibles au sein de ces bandes interdites, rendant le gap plus « perméable ». Le dopage consiste à implanter des atomes correctement choisis (nommés « Impuretés ») à l'intérieur d'un semi-conducteur intrinsèque afin d'en contrôler les propriétés électriques.

On désigne deux types de dopage : dopage de type P et dopage de type N.

#### ❖ Dopage de type P

On ajout des atomes possèdent 3 électrons un niveau accepteur dans la bande interdite trèsproche de la bande de valence. on y a introduit généralement du Bore, de l'Aluminium, duGallium ou encore de l'Indium, prenons le cas du Silicium dans lequel on introduit du Bore quidéficitaire en électrons donc moins d'électrons par rapport les atomes de le matériau pure, il lui manque un électron pour la réalisation des liaisons, le bore va capter un électron dans le reste du matériau (cet électron laisse derrière lui un trou d'électrons qui est mobile et de charges positives).Le dopage introduit dans cette couche, les atomes susceptibles de libérer des tous mobiles.

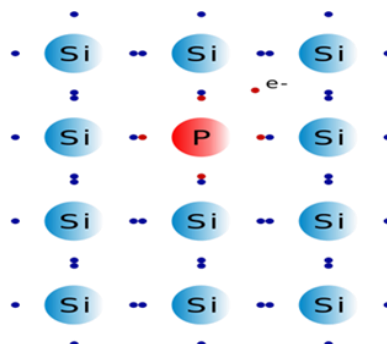
Donc on parle de couche P car la charge mobile est positive.



**Fig 6: Dopage de type P (au bore).**

### ❖ Dopage de type N

Matériau dopé n est un semi-conducteur dont la concentration en électrons est largement supérieure à la concentration en trous. On y a introduit généralement du phosphore, de l'Arsenic ou encore de l'Antimoine. Prenons par exemple le cas du Silicium dans lequel on introduit le phosphore possède (5 électrons sur la couche extérieure)



**Fig 7 : Dopage de type N (au phosphore).**

## **La jonction PN**

Une jonction P-N est créée par la mise en contact d'un semi-conducteur dopé N (donneurs d'électron) et d'un semi-conducteur dopé P (composé de trous). L'interface entre ces deux régions s'appelle une jonction.

