



DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

MEMOIRE

DE FIN D'ETUDES POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE MASTER EN

Instrumentation

THEME

**Séparateurs à vaste marge pour le diagnostic des défauts
d'un système de panneau photovoltaïque**

Présenté par :

- Sara ALLOUANE

Devant le jury :

Amel BOUCHEMHA	MCA, Larbi Tébéssi- Tébessa –	Président
Tawfik THELAIDJIA	MCA, Larbi Tébéssi- Tébessa –	Encadreur
Abdelaziz AOUICHE	MCA, Larbi Tébéssi- Tébessa –	Examineur

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



Remerciement

*Avant tout nous remercions **Allah** qui nous a donné la patience et la force nécessaire pour terminer ce travail.*

*Le travail présenté dans cette mémoire a été effectué au département du **Génie Electrique de Faculté des sciences et de la technologie, Tébessa.***

*Ainsi, on tient également à exprimer nos vifs remerciements à mon encadreur monsieur « **Tawfik THELAIDJIA** » et à monsieur « **Chouaib SOUAIDIA** » pour avoir d'abord proposé ce thème, pour suivi continuel tout le long de la réalisation de cette mémoire et qui n'a pas cessé de me donner ses conseilset remarques.*

Nos sincères remerciements aux membres du jury pour l'honneur qu'ils Me font en participant au jugement de ce travail.

On tient tenons à remercier vivement toutes personnes qui m'aidé a élaboré et réalisé cette mémoire, ainsi à tous ceux qui nous a aider de près ou de loin accomplir ce travail.

Nous remercions tous les enseignants de département du Génie Electrique spécialement les enseignants qui ont contribué à ma formation.

Dédicace

*Nous dédions ce modeste travail à nos **parents** qui nous avons toujours encouragé pour que réussir dans nos études à ceux que nous aimons et que nous respectons infiniment, à mon cher frère "**Sofiène**" et à nos chères sœurs "**Imane, Asma, Linda et Chiraze**".*

*A toute la famille "**Allouane**". Nous exprimons sincèrement notre gratitude envers tous mes chers amis, **Iman, Zahra, Nada, Aisha, Enas, Fatima, Kholoud, et Asmaa**, ainsi que l'ensemble de la promotion du Master, pour m'avoir accompagné pendant cinq ans.*

2022-2023.

SARA

Liste des figures

Figure I.1 : Structure de base d'une cellule photovoltaïque.....	5
Figure I.2 : Principe de la cellule photovoltaïque	7
Figure I.3 : Capteur thermique solaire	8
Figure II.1 : Architecture global d'un système de surveillance.	13
Figure II.2 : Espace de dimension.....	16
Figure II.3 : Notions de classes en reconnaissance des formes.....	17
Figure II.4 : Système de reconnaissance des formes	17
Figure II.5 : Phase d'analyse à Constitution du vecteur forme	18
Figure III.1 : L'hyperplan H qui sépare les deux ensembles de points	23
Figure III.2 : Les vecteurs de support	24
Figure III.3 : Hyperplan optimal, vecteurs de support et marge maximale	24
Figure III.4 : Principe des SVM dans le cas où les deux classes sont linéairement Séparables	26
Figure III.5 : Cas linéairement non séparable	30
Figure III.6 : Support vector machines non linéaires	32
Figure III.7 : Transformation de l'observation par une fonction noyau reproduisant	33
Figure IV.1 : Vue d'ensemble du système PV connecté au réseau mis en œuvre.	37
Figure IV.2 : Méthode proposée pour le diagnostic des défauts.	39
Figure IV.3: Extraction des paramètres statistiques des défauts du courant Ib en fonction de différent type de défaut (a : valeur MIN, b : valeur MOY, c : valeur MAX, d : valeur KURTOSIS et e : valeur SKEWNESS).	41
Figure IV.4 : Matrice de confusions de classification par la formation : La précision de L'apprentissage des défauts du courant Ib (70% training).	43
Figure IV.5 : Matrice de confusions de classification par le test : La précision de L'apprentissage des défauts du courant Ib (30% testing).	44

Tableau IV.1 : Les différents types des défauts	38
Tableau IV.2 : Taux de bonne classification par SVM (taux moyen > 92 %)	43

Liste des Symboles et des Acronymes

Liste des Symboles :

Voc : tension circuit ouvert.

Icc : courant de court-circuit.

GES : gaz à effet de serre.

MLP : Perceptron multicouche.

MPPT : Maximum power point tracker.

Temps : Temps de mesure réel en secondes.

Ipv : mesure du courant du générateur photovoltaïque.

Vpv : Mesure de la tension du générateur PV.

Vdc : mesure de tension continue.

ia : mesure du courant Phase_A.

ib : Mesure du courant Phase_B.

ic : Mesure du courant Phase_C.

va : Mesure de tension Phase_A.

vb : Mesure de tension Phase_B.

vc : Mesure de tension Phase_C.

Liste des Acronymes :

GPV : Générateur photovoltaïque.

PV : Panneaux photovoltaïque.

SVM : Machines à vecteurs de support.

ملخص

لا يوجد نظام صناعي مثالي ومسألة موثوقية وكفاءة أنظمة الطاقة المتجددة القائمة على الألواح الكهروضوئية دائماً ما تكون ذات صلة، لأنه مثل جميع الأنظمة الصناعية، يمكن أن تتعرض هذه الأنظمة لسوء التشغيل وأعطال في تركيبها أو تشغيلها. وبالتالي، يمكن أن تتعطل أو تتدهور بمرور الوقت، مما يتطلب تطوير نظام تشخيص هدفه الرئيسي هو اكتشاف وتحديد الأعطال وبالتالي الحفاظ على إنتاج الطاقة للنظام الكهروضوئي.

يعد عمل هذه الرسالة جزءاً من اكتشاف وتشخيص الأعطال في نظام الألواح الكهروضوئية. النهج المستخدم يعتمد على التعرف على الأنماط. تتمثل الخطوة الأولى في استخراج المعلمات الإحصائية من الملاحظات. ثم سيتم استخدام فاصل الهوامش العريضة لضمان مرحلة التصنيف. تظهر النتائج فعالية النهج المقترح.

الكلمات المفتاحية: النظام الكهروضوئي، فاصل الهوامش العريض، المعلمات الإحصائية، التعرف على الأنماط، تشخيص الأعطال.

Résumé

Aucun système industriel n'est parfait et la question de la fiabilité et de l'efficacité des systèmes d'énergie renouvelable à base de panneaux photovoltaïques est toujours d'actualité, car comme tous les systèmes industriels, ces systèmes peuvent connaître des pannes et des dysfonctionnements dans leur installation ou leur fonctionnement. Ainsi, il peut mal fonctionner ou se détériorer dans le temps, ce qui nécessite le développement d'un système de diagnostic dont l'objectif principal est de détecter et localiser les défauts et ainsi maintenir la production énergétique du système photovoltaïque.

Le travail de ce mémoire s'inscrit dans le cadre de la détection et du diagnostic des défauts dans un système de panneau photovoltaïque. L'approche utilisée se base la reconnaissance des formes. La première étape consiste à l'extraction des paramètres statistique à partir des observations. Puis les séparateurs à vaste marge seront employés pour assurer la phase de classification. Les résultats montrent l'efficacité de l'approche proposée.

Mots clés : Système photovoltaïque, Séparateur à vaste marge, Paramètres statistiques, Reconnaissance des formes, Diagnostic des défauts.

Abstract

No industrial system is perfect and the issue of reliability and efficiency of renewable energy systems is always relevant because, like all industrial systems, these systems can experience failures and failures to install or operate. Thus, it can fail or deteriorate over time, which requires the development of a diagnostic system whose main objective is to provide to detect and localize faults and thus maintain the energy production of the photovoltaic system.

In this work a pattern recognition method is applied for fault diagnosis of photovoltaic system. The suggested approach contains two main steps. In the first step, statistical parameters are extracted from observations. In the second step, support vector machine is adopted to classify several kinds of faults. The obtained results highlight the good performance of the suggested method.

Keywords: Photovoltaic system; Support vector machine; Statistical parameters; Patternrecognition; Fault diagnosis.

Table des matières

Remerciements	i
Dédicace	ii
Liste des figures	iii
Liste des tableaux	iv
Liste des Symboles et des Acronymes	iv
Table des matières	v
Introduction générale	1

Chapitre I : Généralité sur l'énergie solaire

I.1. Introduction	3
I.2. Énergie solaire	3
I.3. Types d'exploitations de l'énergie solaire	4
I.3.1 Le solaire photovoltaïque	4
I.3.1.1 Les cellules photovoltaïques	5
I.3.1.2 Caractéristique électrique d'une cellule PV	5
I.3.1.3 Le rendement d'une cellule photovoltaïque	7
I.3.1.4 L'avenir du Panneau Photovoltaïque	7
I.3.2 Le solaire thermique	8
I.3.2.1 Les capteurs solaires thermiques	8
I.3.2.2 Processus de conversion thermomécanique	9
I.3.3 Le solaire thermodynamique	9
I.4 Potentiel et avantages de l'énergie solaire	9
I.5 Inconvénients de l'énergie solaire	10
I.6 Conclusion	11

Chapitre II : Diagnostic par reconnaissance des formes

II.1 Introduction	12
II.2 L'architecture globale d'un système de surveillance	12
II.2.1 System de surveillance	12
II.2.2 La perception	14
II.2.3 Le diagnostic	14

II.2.4 Le diagnostic Quelques approches pour le diagnostic	15
II.3 Système de diagnostic par reconnaissance des formes	15
II.3.1 Les approches de reconnaissance de formes	15
II.3.2 Principe et formulation	16
II.4 Construction d'un système de reconnaissance de formes	17
II.4.1 Phase d'analyse	18
I.4.1.1 Détermination de l'espace de représentation	18
I.4.1.2 Détermination de l'espace de décision	19
I.4.1.3 Réduction de la dimension de l'espace de représentation	19
II.4.2 Phase de choix d'une méthode de décision	20
II.4.3 Phase d'exploitation	20
I.4.3.1 Évaluation du système de diagnostic.....	20
II.5 Conclusion	21

Chapitre III : Les séparateurs à vaste marge (SVM)

III.1 Introduction	22
III.2 Historique	22
III.3 Notions de base	23
III.3.1 Hyperplan	23
III.3.2 Vecteurs de support	23
III.3.3 Marge	24
III.4 Cas des données linéairement séparables	24
III.4.1 Recherche de la solution	26
III.5 Extension au cas non-linéairement séparable	29
III.5.1 Recherche de la solution	30
III.6 Elaboration des Supports Vector Machines non linéaires	31
III.7 Multi classification par les séparateurs à vaste marge	33
III.7.1 Multi classification par l'approche un contre tous	34
III.7.2 Multi classification par l'approche un contre un	34
III.8 Les domaines d'applications des SVM	35
III.9 Les avantages et les inconvénients des SVM grave	35
III.10 Conclusion	36

Chapitre IV : Application des SVM pour le diagnostic des Défaits dans les panneaux solaires

IV.1 Introduction	37
IV.2 Base de données	37
IV.3 Méthode proposé pour le diagnostic des défauts dans les panneaux solaire ...	39
IV.3.1 Extraction des paramètres statiques	40
IV.3.2 Classification	42
IV.3.3 Résultats et discussions	42
IV.4 Conclusion	45
Conclusion générale et perspectives	46
Références bibliographiques	48

Introduction générale

Introduction générale :

Les sources d'énergies font partie des bénédictions créées par le Dieu sur cette planète (le soleil, le vent, l'eau, le pétrole, le gaz et beaucoup de minéraux divers), l'homme doit connaître leur valeur et en faire bon usage pour faciliter la vie. L'énergie est la base du progrès social et économique dans tous les pays. La demande énergétique est l'un des problèmes majeurs auxquels la vie moderne est confrontée au quotidien et elle n'est toujours pas résolue en raison de la disponibilité insuffisante des ressources [1].

Les sources d'énergie traditionnelles telles que les combustibles fossiles tels que le gaz naturel et le pétrole sont très importants dans la production [2]. Les seules ressources permanentes sont les énergies renouvelables qui résoudront de nombreux problèmes environnementaux liés aux énergies fossiles et autres. Les ressources renouvelables telles que l'énergie éolienne, solaire et éolienne, l'énergie hydroélectrique, les vagues et les marées existent naturellement et sont déjà partiellement exploitées économiquement. Ces sources d'énergie renouvelables sont permanentes, sûres, illimitées et constamment renouvelables même si les combustibles fossiles ont été utilisés pour maintenir les approvisionnements et les besoins énergétiques. En conséquence, les efforts du ministère doivent entreprendre d'explorer d'autres sources d'énergie et de travailler à l'implantation de nombreuses usines pour augmenter leur production.

Les revenus du soleil sont très importants dans le domaine économique en général et dans la vie de l'individu en particulier. Cette énergie est l'une des sources d'énergie de production d'électricité renouvelable les plus innovantes au monde. L'intérêt de l'utilisation des systèmes photovoltaïques s'est multiplié rapidement au cours de l'année. Depuis la dernière décennie en raison de ses nombreux avantages : elle est considérée comme une source d'énergie universelle, sans pollution, sans bruit, facile à installer, il est possible de convertir l'installation et/ou l'encastrement du développement d'outils électroniques et informatiques.

De nombreux pays du monde visent actuellement à promouvoir la production d'électricité propre, dans le cadre de leurs efforts pour renforcer la sécurité énergétique, et ainsi conjurer les chocs externes, dans une tendance qui s'accroît après la guerre russo-ukrainienne. Dans ce contexte, le marché mondial de l'énergie solaire a connu une croissance importante ces dernières années, soutenue par les inquiétudes croissantes concernant le changement climatique, le besoin croissant de sources d'énergie renouvelables et le renforcement de sa part dans le mix électrique mondial, selon ce qui a été dit. Dans un rapport publié par l'organisme vision gain spécialisé dans les études de marché.

La valeur du marché mondial de l'énergie solaire a été estimée à 109 milliards de dollars l'année dernière (2022), et le marché lui-même devrait croître à un taux annuel composé de 10,6 % entre 2023 et 2033, selon les informations consultées par la plate-forme énergétique spécialisée [3]. La zone désertique en Algérie représente plus de 80% de sa superficie totale, et c'est une superficie suffisante pour attirer les investisseurs à bénéficier de ce type de ressource. Par conséquent, notre pays a des potentiels élevés qui lui permettent d'exporter l'énergie électrique solaire vers le monde. Et balayée avec succès le marché de l'énergie. Le générateur photovoltaïque est le seul convertisseur direct capable de convertir le rayonnement solaire en énergie électrique grâce à des panneaux photovoltaïques [4], et sa capacité à produire de l'électricité directement à partir d'une ressource renouvelable est largement disponible. Ainsi, les développements ne sont pas très difficiles du point de vue de l'offre.

Lors du fonctionnement de l'installation photovoltaïque, les cellules sont très sensibles aux perturbations dues à l'exposition à l'atmosphère extérieure comme l'air, la pluie, la neige, la poussière, etc.... ou à divers défauts internes qui stabilisent l'efficacité de l'installation et le rendement de production. La détection précise des défauts du système photoélectrique peut protéger le système contre les temps d'arrêt ou les dommages effondrement, tout en améliorant l'efficacité du système photovoltaïque, assurant le fonctionnement en toute sécurité et réduire les coûts de production d'électricité. Par conséquent, une méthode de diagnostic pour détecter les composants défectueux des systèmes photovoltaïques est particulièrement importante et nécessaire en raison du degré d'expansion des systèmes photovoltaïques et du besoin d'améliorer sa fiabilité et ses performances [5].

Dans ce mémoire nous allons proposer une méthode de diagnostic des défauts dans un système photovoltaïque. La méthode proposée est basée sur deux étapes essentielles : la première étape consiste à l'extraction des paramètres statistiques à partir des différentes observations, alors que la deuxième étape est consacrée à la classification des différents types de défauts en se basant sur les séparateurs à vaste marge.

Le mémoire a été organisé en quatre chapitres, comme suit :

Dans le **premier chapitre**, nous présenterons des généralités sur les méthodes de diagnostic par reconnaissance des formes.

Dans le **deuxième chapitre**, nous discutons des généralités sur l'énergie solaire et les systèmes photovoltaïques, la construction photovoltaïque et son effet ainsi que leur principe de fonctionnement.

Le **troisième chapitre** nous présenterons les séparateurs à vaste marge.

Dans le **quatrième chapitre**, la méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans un système de panneaux photovoltaïques sera présentée. Les simulations numériques sont réalisées par le logiciel MATLAB. Afin de voir les performances du système proposé pour le diagnostic des défauts dans un système photovoltaïque.

Chapitre I :

Généralité sur l'énergie solaire.

I.1 Introduction

Les énergies renouvelables sont des sources naturelles constamment renouvelées à un rythme supérieur à leur consommation, telles que la lumière du soleil et le vent. Elles sont abondantes et présentes partout, contrairement aux combustibles fossiles tels que le charbon, le pétrole et le gaz, qui sont des ressources non renouvelables prenant des centaines de millions d'années à se former. Lorsqu'ils sont brûlés pour produire de l'énergie, les combustibles fossiles émettent des gaz à effet de serre nocifs tels que le dioxyde de carbone, alors que la production d'énergie renouvelable entraîne des émissions beaucoup plus faibles. Pour faire face à la crise climatique, il est essentiel de passer des combustibles fossiles, qui sont responsables de la plupart des émissions, aux sources d'énergie renouvelables. Ces dernières sont désormais moins coûteuses dans la plupart des pays et génèrent trois fois plus d'emplois que les énergies fossiles [6].

L'utilisation des énergies renouvelables par l'homme ne date pas d'hier. Depuis longtemps, des sources telles que les moulins à eau, les moulins à vent, le bois de chauffage, la traction animale et les voiliers ont grandement contribué au développement de l'humanité. Les énergies renouvelables offrent plusieurs avantages par rapport aux énergies fossiles [7] :

- Elles sont généralement moins nocives pour l'environnement, ne produisent pas de gaz à effet de serre et ne produisent pas de déchets ;
- Elles sont inépuisables ;
- Elles permettent une production décentralisée adaptée aux ressources et aux besoins locaux ;
- Elles offrent une grande indépendance énergétique.

Les paragraphes suivants présentent une généralité sur l'énergie solaire et leurs types d'exploitation ainsi que le principe de fonctionnement des cellules photovoltaïques.

I.2 Énergie solaire

À une distance d'environ 150 millions de kilomètres, le soleil nous fournit de l'énergie sous forme de rayonnement. Son spectre est principalement composé de longueurs d'onde de 0,3 μm et 0,4 μm [7].

L'énergie solaire est la plus abondante de toutes les sources d'énergie et peut même être exploitée par temps nuageux. La vitesse à laquelle la Terre intercepte l'énergie solaire est environ 10 000 fois supérieure à la vitesse à laquelle l'humanité consomme de l'énergie.

Les technologies de l'énergie solaire permettent la production de chaleur, de froid, de lumière naturelle, d'électricité et de combustibles pour de nombreuses applications. Elle consiste à convertir la lumière du soleil en énergie électrique, soit au moyen de panneaux photovoltaïques, soit au moyen de miroirs qui concentrent le rayonnement solaire.

Bien que tous les pays ne disposent pas de la même quantité d'énergie solaire, l'énergie solaire directe peut apporter une contribution significative au mix énergétique de chaque pays.

Les coûts de fabrication des panneaux solaires ont chuté de façon spectaculaire au cours de la dernière décennie : non seulement ils sont devenus plus abordables, mais ils constituent souvent la forme d'électricité la moins chère. Les panneaux solaires ont une durée de vie d'environ 30 ans et se déclinent en différentes teintes selon le type de matériaux utilisés pour les fabriquer [6].

I.3 Types d'exploitations de l'énergie solaire

I.3.1 Le solaire photovoltaïque

Le terme « photovoltaïque » est dérivé du grec « photo », qui signifie lumière, et du mot « voltaïque », tiré du nom du physicien italien Volta, qui a contribué de manière significative à la découverte de l'électricité. L'effet photovoltaïque a été découvert en 1839 par Becquerel, mais il a fallu presque un siècle avant que les scientifiques n'approfondissent et n'exploitent ce phénomène de la physique.

L'utilisation des cellules solaires a commencé dans les années 1940 dans le domaine spatial. Les recherches menées après la guerre ont permis d'améliorer leur performance et leur taille. Cependant, il a fallu attendre la crise énergétique des années 1970 pour que les gouvernements et les industriels investissent dans la technologie photovoltaïque et ses applications terrestres [7].

Il convient de noter que le processus de conversion des cellules solaires ne dépend pas de la chaleur. En réalité, le rendement des cellules diminue lorsque leur température s'élève [8].

Toute installation solaire requiert donc trois éléments permettant d'assurer la récupération des rayons transmis par le soleil, pour ensuite les transformer en électricité et les distribuer [6] :

- Des panneaux photovoltaïques ;
- Un onduleur permettant de convertir l'électricité obtenue en courant alternatif ;
- Un compteur servant à comptabiliser la quantité de courant ainsi produite et distribuée.

I.3.1.1 Les cellules photovoltaïques

Le phénomène de l'effet photovoltaïque permet à la technologie des cellules photovoltaïques (PV) de convertir l'énergie solaire en électricité utilisable [9]. Différents types de cellules photovoltaïques existent, tous utilisant des semi-conducteurs pour interagir avec les photons du soleil afin de produire de l'électricité. Les cellules photovoltaïques sont constituées de plusieurs couches de matériaux, chacune ayant une fonction spécifique. Les couches semi-conductrices traitées de manière particulière constituent les couches les plus importantes des cellules photovoltaïques. Il s'agit de deux couches distinctes, une de type p et l'autre de type n, comme illustré dans la **Figure I.1**. Cette couche convertit l'énergie solaire en électricité utilisable par le biais de l'effet photovoltaïque. Chacune des deux faces du semi-conducteur comporte une couche de matériau conducteur pour collecter l'électricité générée [7].

I.3.1.2 Caractéristique électrique d'une cellule PV

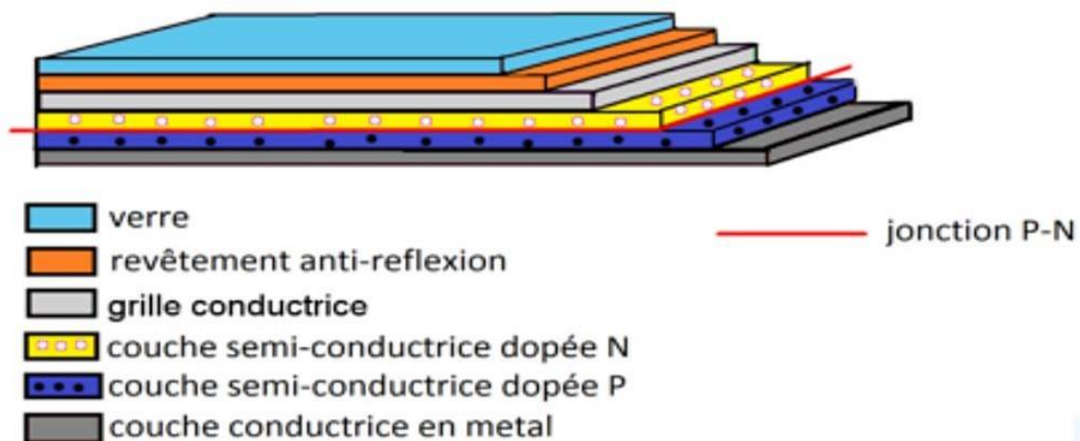


Figure I.1 : Structure de base d'une cellule photovoltaïque [13].

Le fonctionnement de la cellule photovoltaïque est fondé sur les propriétés de semi-conducteurs qui, percutés par les photons, mettent en mouvement un flux d'électrons. Les photons sont des particules élémentaires qui transportent l'énergie solaire à 300 000 km/s et qu'Albert Einstein appelait dans les années 1920 les « grains de lumière ». Lorsqu'ils frappent un élément

Semi-conducteur comme le silicium, ils arrachent des électrons à ses atomes. Ces électrons se mettent en mouvement, de façon désordonnée, à la recherche d'autres « trous » où se repositionner.

Mais pour qu'il y ait un courant électrique, il faut que ces mouvements d'électrons aillent tous dans le même sens. Pour les y aider, on va associer deux types de silicium. La face exposée au soleil est « dopée » avec des atomes de phosphore qui comportent plus d'électrons que le silicium, l'autre face est dopée avec des atomes de bore

Qui comportent moins d'électrons. Cette double face devient une sorte de pile : le côté très chargé en

Électrons devient la borne négative (N), le côté avec moins d'électrons devient la borne positive (P). Entre les deux il se crée un champ électrique.

Quand les photons viennent exciter les électrons, ceux-ci vont migrer vers la zone N grâce au champ électrique, tandis que les « trous » vont vers la zone P. Ils sont récupérés par des contacts électriques déposés à la surface des deux zones avant d'aller dans le circuit extérieur sous forme d'énergie électrique. Un courant continu se crée. Une couche anti-reflet permet d'éviter que trop de photons se perdent en étant réfléchis par la surface.

Lorsqu'elles fonctionnent normalement, les cellules PV produisent de l'énergie avec une tension de circuit ouvert (V_{oc}) et un courant de court-circuit (I_{cc}). Ce dernier est proportionnel à la surface de la cellule et dépend de l'intensité de la lumière absorbée. La tension de circuit ouvert, quant à elle, correspond à la tension aux bornes de la cellule lorsqu'aucun courant ne circule [10].

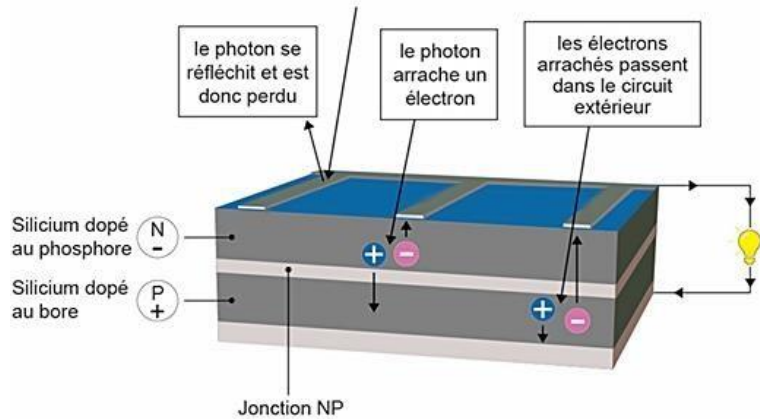


Figure I.2 : Principe de la cellule photovoltaïque.

I.3.1.3 Le rendement d'une cellule photovoltaïque

Le rendement est le rapport entre la puissance électrique produite et la puissance lumineuse qui tombe sur la cellule. Pour définir celui-ci, les cellules, rassemblées en modules puis en panneaux, sont étalonnées en étant placées face à un simulateur solaire, qui reproduit les conditions optimales : un ensoleillement de 1 000 W de lumière par mètre carré, une température ambiante de 25° C. La puissance électrique créée, dite puissance crête, est un pourcentage de la puissance solaire reçue. Si un panneau d'1 m² produit une puissance électrique de 200 W, son rendement sera de 20 %. Le rendement de ce type de cellules ne peut pas dépasser une limite théorique d'environ 33%, appelé « limite de Shockley-Queisser ».

Dans les conditions réelles, la quantité d'électricité que produira la cellule, appelée le « Productible », sera calculée en tenant compte de son rendement, du niveau d'ensoleillement moyen de la région sur un an et des conditions de l'installation. L'énergie solaire incidente passe de 1 MWh/m²/par an en région parisienne,

À environ 1,7 dans le sud de la France et près de 3 dans le désert du Sahara. Un panneau de 15 % de rendement produira donc 150 kWh/m²/an en région parisienne et 450 dans le Sahara.

I.3.1.4 L'avenir du Panneau Photovoltaïque

L'avenir du panneau photovoltaïque s'annonce radieux. Avec les progrès technologiques, le coût de production des panneaux solaires diminue, ce qui les rend plus

Abordables pour tous. De plus, l'efficacité des panneaux solaires augmente, ce qui signifie que plus d'électricité peut être générée à partir de la même quantité de lumière solaire.

L'utilisation de l'énergie solaire se généralise également, les gouvernements du monde entier investissant dans cette technologie. Cela signifie que l'énergie solaire devient une option de plus en plus viable pour alimenter les maisons, les entreprises et d'autres applications [6].

I.3.2 Le solaire thermique

L'énergie solaire peut être convertie en chaleur grâce à l'utilisation de capteurs solaires, ce qui la rend adaptée au chauffage des maisons et des piscines, à la production d'eau chaude pour les besoins sanitaires, ainsi qu'au séchage des cultures (par exemple, l'alimentation animale, les céréales et les fruits). Autrement dit, la question de l'énergie solaire se pose plus en termes de conversion que de chauffage direct [11].

I.3.2.1 Les capteurs solaires thermiques

Le fluide frigorigène, soit de l'eau avec de l'antigel ou de l'air, sert à récupérer la chaleur. En circulant dans l'absorbeur situé sous le verre, le fluide caloporteur est chauffé par la lumière du soleil, tout en réduisant les pertes infrarouges grâce à l'effet de serre. Par ailleurs, le vitrage permet de limiter les échanges de chaleur avec l'atmosphère, comme présenté sur la **Figure I.3** [7].

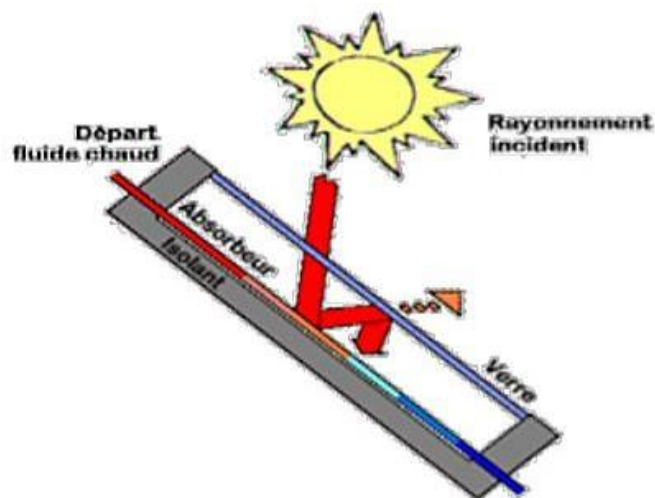


Figure I.3 : Capteur thermique solaire [15].

I.3.2 Processus de conversion thermomécanique

La chaleur peut être transformée en énergie électrique par des processus thermodynamiques, de la même manière que les combustibles fossiles et l'énergie nucléaire. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour réaliser cette transformation, telles que l'utilisation d'un moteur à piston ou d'une turbine à gaz.

La question de la conversion demeure un obstacle, car il est nécessaire d'utiliser de la chaleur, et le rendement maximal de la conversion de la chaleur solaire en énergie électrique est déterminé par le rendement de Carnot [11].

En règle générale, les centrales solaires thermomécaniques requièrent un approvisionnement en eau, ce qui peut constituer un obstacle à leur implantation dans les régions arides.

I.3.3 Le solaire thermodynamique

L'énergie solaire thermodynamique est produite via des centrales solaires à concentration. Il s'agit d'un assemblage de miroirs contenant des fluides caloporteurs, couplés à un générateur d'électricité solaire. À l'image des panneaux solaires thermiques, ce sont les miroirs qui transforment l'énergie collectée par les rayons du soleil, en chaleur. Cette chaleur a une température très élevée. Bien supérieure à la température à laquelle elle a été collectée. Elle peut aller de 250 à 800 degrés selon la technique employée. Cette chaleur sera convertie en électricité au moyen d'une turbine et d'un alternateur comme dans une centrale thermique. Cette énergie n'est pas beaucoup exploitée en France. On compte seulement une centrale thermodynamique, celle de Llo. En effet, le climat de la France est tempéré. Or, cette solution demande énormément de chaleur. Elle est davantage utilisée en Espagne, par exemple [6].

I.4 Potentiel et avantages de l'énergie solaire

Même si la façon d'exploiter l'énergie solaire a énormément évolué ces dernières années, il existe encore un potentiel impressionnant. Chaque jour, l'énergie émanant du soleil équivaut à 15 000 fois la consommation totale d'énergie mondiale.

En l'exploitant davantage, nous serions capables de résoudre une grande partie de nos problèmes de pollution et d'approvisionnement en énergie dans le monde.

Voici un cours rappel des avantages de l'énergie solaire :

- Peu d'émission de gaz à effet de serre (GES) ;
- Une énergie verte et renouvelable qui peut couvrir une partie des besoins en électricité ou en eau chaude sanitaire et en chauffage ;
- Une source d'énergie disponible et silencieuse ; cela peut être très bénéfique dans de nombreuses situations, comme pour l'alimentation des appareils électroniques, l'éclairage de zones isolées, ou encore la recharge de véhicules électriques.
- Une opportunité de faire des économies et de réduire la facture d'électricité ;
- Des installations avec des frais de maintenance bas peuvent représenter un avantage économique considérable, en permettant de réduire les coûts de fonctionnement et d'augmenter la durée de vie des équipements. Cela peut être particulièrement important dans des secteurs comme l'industrie, où la fiabilité et la disponibilité des machines sont des facteurs clés de succès.

Une entreprise qui choisit de se lancer dans le solaire peut donc diminuer ses dépenses en énergie tout en améliorant son bilan carbone. Cela constitue un argument marketing [12].

I.5 Inconvénients de l'énergie solaire

Ci-dessous, nous vous exposons une brève synthèse des désavantages associés à l'utilisation de l'énergie solaire :

- Fabriquer des panneaux solaires photovoltaïques coûte cher.
- Les panneaux solaires ont des rendements relativement faibles (environ 20 %) et conviennent mieux pour des projets à faible consommation d'énergie.
- Les batteries sont nécessaires pour stocker l'électricité produite par une installation photovoltaïque autonome, mais leur coût est élevé et leur stockage pose des problèmes.
- La production d'électricité à partir de panneaux solaires est imprévisible car elle dépend de l'ensoleillement et n'a lieu que pendant la journée.
- Les installations photovoltaïques ont une durée de vie de 20 à 30 ans et leur rendement diminue de 1 % par an [13].

I.6 Conclusion

Dans ce premier chapitre nous avons présenté une généralité sur l'énergie solaire. Nous avons vu aussi les différents types d'exploitations de l'énergie solaire, tel que : le solaire photovoltaïque, le solaire thermique et le solaire thermodynamique. Dans le chapitre suivant on va voir quelques notions sur les séparateurs à vaste marge (SMV).

Chapitre II :

Diagnostic par reconnaissance des formes.

II.1 Introduction

De nombreux défauts surviennent dans les opérations industrielles, ce qui peut entraîner des pannes et une baisse de la production si ces défauts ne sont pas réparés rapidement. Par conséquent, il est dans l'intérêt économique de limiter l'exposition des systèmes aux erreurs et de maintenir des opérations fluides. La détection précoce des défauts est donc essentielle pour faciliter les réparations, éviter les effets indésirables et économiser du temps et des efforts. Dans ce chapitre, nous expliquerons en détail les systèmes de diagnostic et leur capacité à identifier les modèles compatibles avec les données dont nous disposons.

La première partie du chapitre présentera une stratégie de surveillance qui peut être développée pour répondre aux besoins industriels. La deuxième partie introduira le concept de diagnostic et passera en revue les différentes approches diagnostiques existantes, en les situant par rapport à la littérature scientifique actuelle.

II.2 L'architecture globale d'un système de surveillance

II.2.1 System de surveillance

Les systèmes de surveillance ont pour objectif de surveiller et contrôler un processus automatisé de manière efficace. Notre priorité est de détecter toutes les failles éventuelles dans le système observé [14].

Lors de la surveillance du système, il est essentiel de prendre en compte les tâches suivantes :

- Détection et isolation des défauts.
- Diagnostic des causes des dysfonctionnements et évaluation de leur impact sur le composant concerné ainsi que sur l'ensemble du système.
- Reconfiguration et rétablissement du fonctionnement normal du système.

Le contrôle des procédés industriels vise à garantir la fiabilité, la maintenabilité et la disponibilité des systèmes. La **Figure II.1** illustre la structure générale du système de contrôle afin d'assurer un bon fonctionnement.

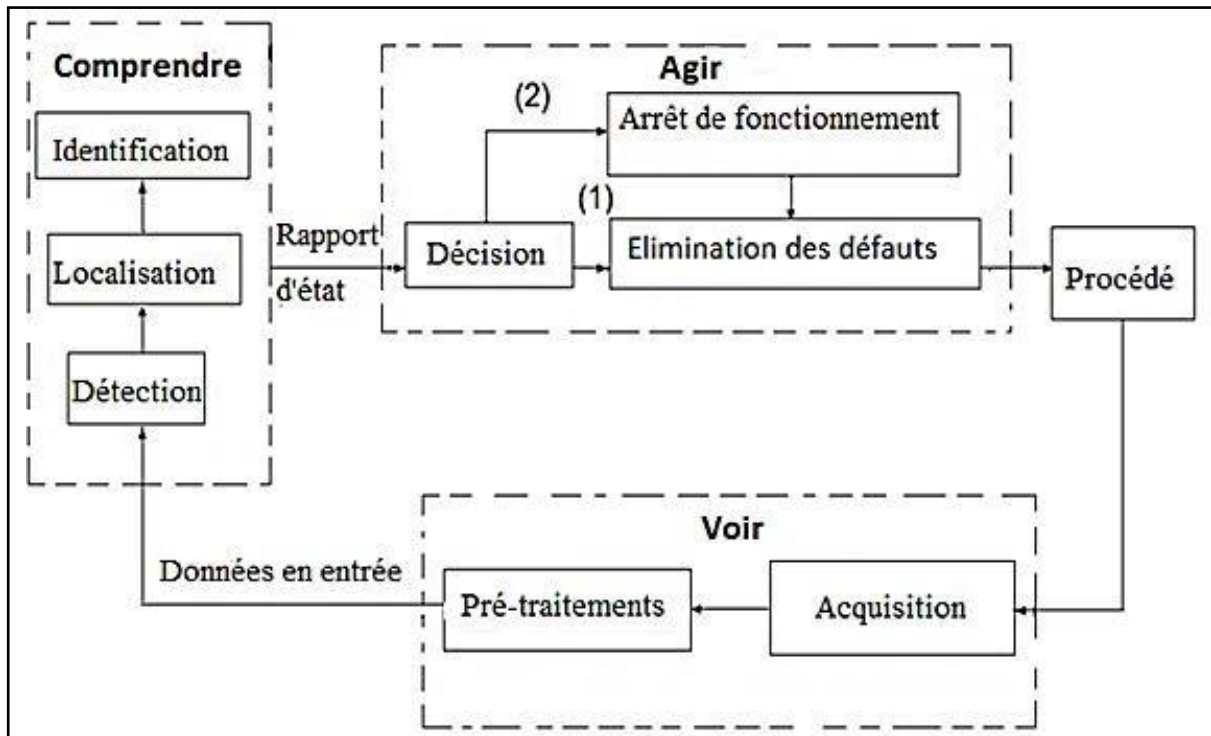


Figure II.1 : Architecture globale d'un système de surveillance.

L'état (1) représente une pause de processus avec un redémarrage presque instantané. En revanche, dans le cas (2), la situation est plus grave et nécessite l'arrêt de l'opération.

Elle comprend trois fonctions principales – « voir », « comprendre » et « agir » qui doivent être soigneusement contrôlées et dites responsables [15]. Sur la base des commentaires obtenus du système. Sur la base des informations disponibles sur l'état de fonctionnement, l'objectif est de détecter, d'identifier et d'identifier les défauts susceptibles d'affecter la sécurité de fonctionnement. En général, dans un fonctionnement global, on distingue trois grands groupes de défauts : dans le process, dans les actionneurs ou dans les capteurs. Une bonne procédure de surveillance doit être capable de gérer une erreur qui affecte à la fois la physique elle-même et l'un de ses contrôleurs (actionneurs, capteurs). Dans la partie résidentielle, la surveillance s'appuie sur des systèmes de traitement des alarmes. Ce système de traitement des alarmes est à la base de l'hôtel pour assister l'opérateur avec sa technologie de surveillance. Il est possible de surmonter ces limitations en utilisant un système de surveillance basé sur des technologies plus avancées. On s'intéresse donc au son dans les deux premières phases : perception et diagnostic, qui seront décrites dans les paragraphes suivants.

II.2.2 La perception

La phase de perception constitue la principale source d'informations sur le système. Le perceptron comprend deux phases distinctes. Tout d'abord, il y a la phase d'acquisition de données, au cours de laquelle la configuration matérielle nécessaire est déterminée pour capturer les signaux du système. Ces signaux acquis doivent fournir des informations pertinentes pour évaluer l'état de fonctionnement du système. Ensuite, il y a la phase de conditionnement des signaux, qui comprend des opérations telles que le filtrage et le débruitage. Cette étape est connue sous le nom d'acquisition des signaux vibratoires. Les résultats de cette phase de perception fournissent une information préliminaire sur le fonctionnement du système étudié et seront utilisés par le module de diagnostic [16].

II.2.3. Le diagnostic

Il existe plusieurs définitions pour le terme de diagnostic, et celle du dictionnaire Robert adopte une approche étymologique rigoureuse : « l'action de déterminer une maladie d'après ses symptômes ». Ce mot trouve son origine dans deux termes grecs, "dia" qui signifie "à travers" et "gnosie" qui signifie "connaissance" [16].

L'industrie utilise le diagnostic comme un ensemble de procédures destinées à évaluer un processus ou un système afin de repérer d'éventuelles défaillances. Cette méthode s'appuie sur la logique ainsi que sur les informations recueillies lors d'un examen, d'un contrôle ou d'un test fonctionnel. En règle générale, le diagnostic se décompose en trois étapes :

- La détection du mode de fonctionnement.
- La qualification du mode de fonctionnement.
- La prise de décision basée sur la reconnaissance du mode de fonctionnement.

La réalisation de sa mission peut être complète, partielle ou non réalisée. Afin de mener à bien le diagnostic, le système doit être pourvu de dispositifs de surveillance tels que des capteurs et un système d'analyse pour examiner les informations disponibles. Des diagnostics efficaces doivent être capables de détecter les défauts de faible ampleur avant qu'ils ne se propagent et provoquent des défaillances à grande échelle dans le système.

II.2.4 Quelques approches pour le diagnostic

Les techniques de diagnostic basées sur des modèles analytiques consistent à surveiller les paramètres et les grandeurs de la machine à l'aide d'algorithmes d'observation. Cela présente l'avantage d'incorporer une connaissance préalable du système et de filtrer l'information. En revanche, les méthodes de diagnostic sans modèle se basent sur l'extraction d'informations à partir de signaux mesurables tels que la vitesse, les vibrations ou les émissions sonores, et peuvent également fournir des informations utiles sur les défauts [17]. La conception des systèmes de surveillance et de diagnostic repose sur des méthodes décisionnelles qui dépendent de la pertinence des indicateurs de défauts sélectionnés et de la précision de l'analyse des mesures. Différentes approches peuvent être utilisées pour le diagnostic, telles que les méthodes basées sur des modèles analytiques, les méthodes symboliques ou les méthodes de reconnaissance de formes utilisant des approches statistiques ou floues.

II.3 Système de diagnostic par reconnaissance des formes

Les méthodes de reconnaissance de motifs jouent un rôle essentiel dans la classification ou l'identification des signatures (signaux) associées à un système fonctionnant normalement ou présentant des défauts. La reconnaissance de motifs (RDM) fait partie intégrante de l'intelligence artificielle et permet d'interpréter de nouvelles observations (ou motifs) en se basant sur un ensemble de données ou d'informations préalablement appris. Les motifs connus sont regroupés en classes, créant ainsi des prototypes auxquels les nouvelles observations sont comparées afin d'être identifiées. Les algorithmes utilisés permettent ainsi de classer des observations dont les propriétés diffèrent par rapport à un modèle d'observation standard.

II.3.1 Les approches de reconnaissance de formes

La reconnaissance de formes, qui fait partie intégrante de l'intelligence artificielle, implique l'interprétation de nouvelles observations à l'aide d'un ensemble de données préalablement apprises. Ces données sont représentées par des prototypes regroupés en classes, permettant ainsi d'attribuer une nouvelle observation à l'un de ces prototypes. La reconnaissance de formes se divise en deux approches : la reconnaissance de formes structurelles, qui s'appuie sur la théorie des langages et des automates, et la reconnaissance de

Formes statistiques, qui se base sur la théorie des statistiques de décision. Dans notre cas, nous nous concentrons sur la deuxième approche, axée sur l'étude des formes numériques [18].

II.3.2 Principe et formulation

Une forme correspond à une observation effectuée sur le processus, caractérisée par un ensemble de paramètres. Elle est représentée par un point dans un espace de dimension d , défini par les différents paramètres (espace de représentation). Étant donné que les paramètres sont généralement des nombres réels, une forme "i" peut être représentée par un vecteur : $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ de \mathbb{R}^d (Voir la **Figure II.2**) [19].

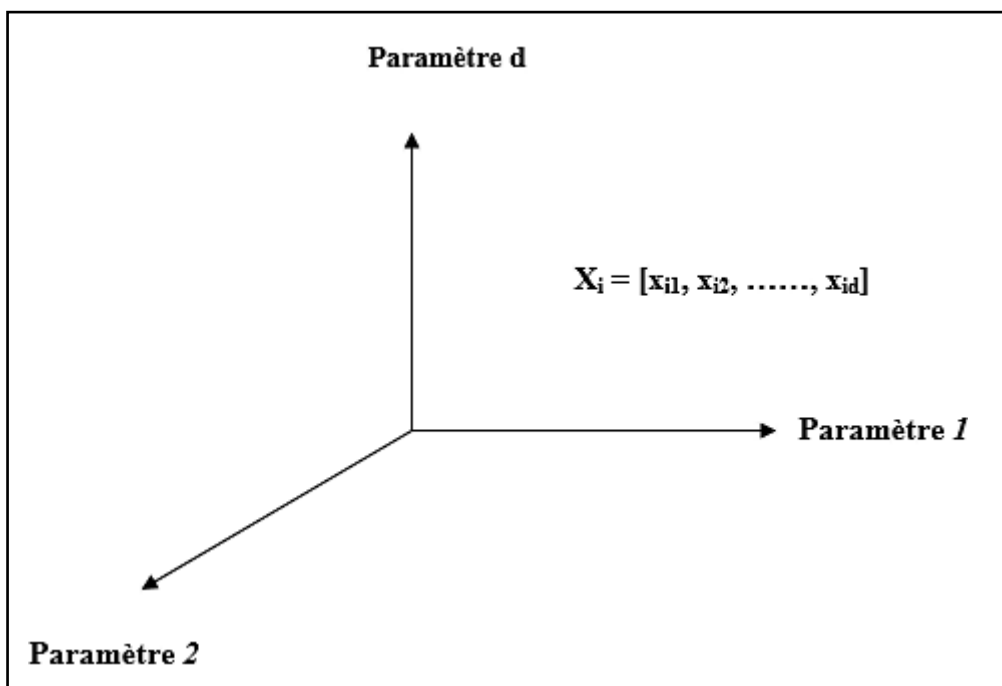


Figure II.2 : Espace de dimension.

Les formes types, également appelées prototypes, sont des points représentatifs de cet espace, et le défi de la reconnaissance consiste à associer une forme observée à l'une des formes types connues. Cependant, en raison des perturbations telles que le bruit de mesure et la précision des capteurs, une nouvelle observation sera rarement identique à l'un des prototypes. Afin de prendre en compte l'influence du bruit, les classes ($n_1, n_2, \dots, n_c, \dots, n_M$) sont définies comme des zones dans l'espace, comme illustré dans la **Figure II.3**.

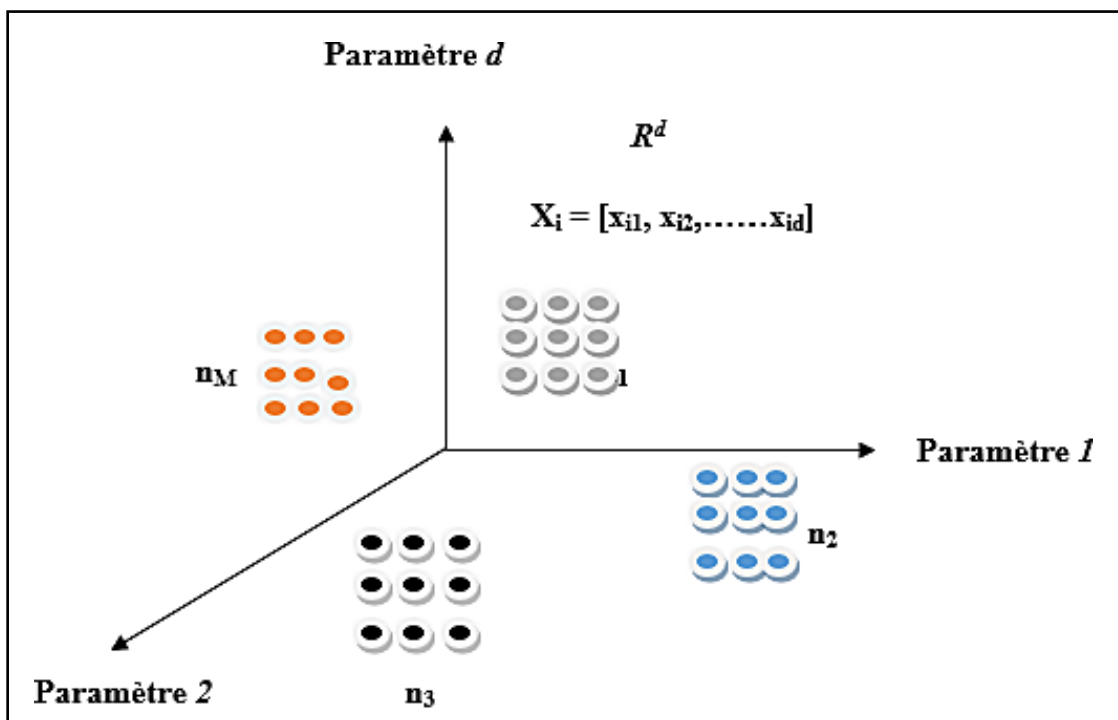


Figure II.3 : Notions de classes en reconnaissance des formes.

II.4 Construction d'un système de reconnaissance de formes

Un système de reconnaissance des formes est généralement composé de cinq étapes séquentielles, comme illustré dans le schéma suivant :

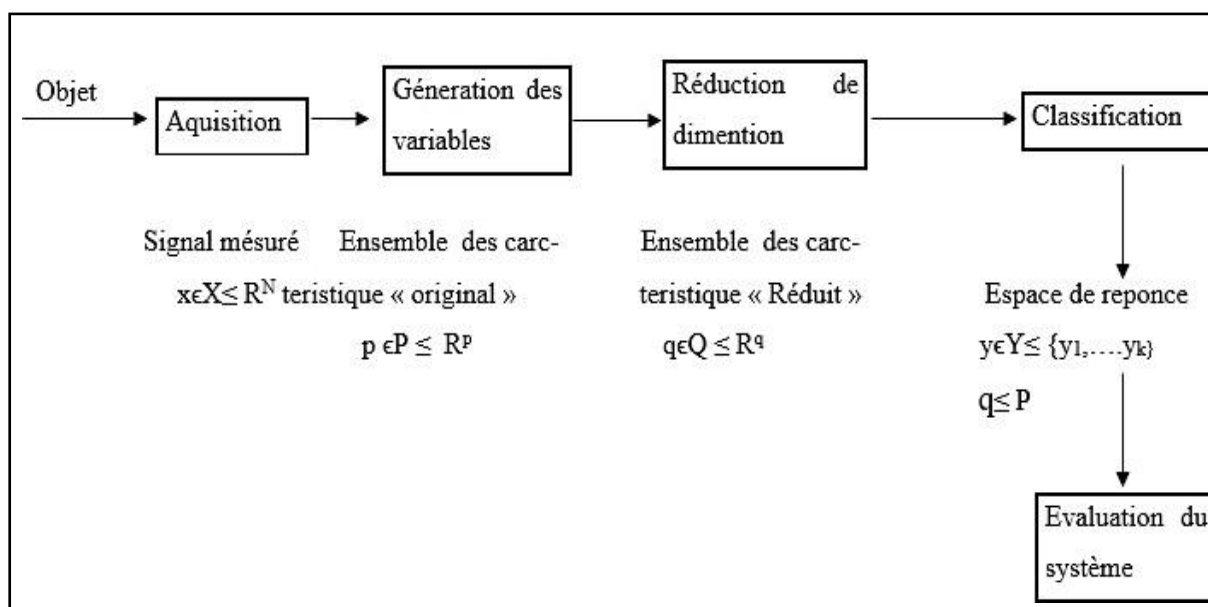


Figure II.4 : Système de reconnaissance des formes.

Ces étapes peuvent être regroupées en trois phases principales : la phase d'analyse, la phase de sélection de la méthode de décision, et enfin la phase d'exploitation.

II.4.1 Phase d'analyse

Le but principal de cette phase est d'examiner les observations (informations) provenant des capteurs intégrés au système. En général, ces informations sont présentées sous forme de signaux qui nécessitent une étape d'extraction de valeurs numériques. Le schéma suivant récapitule cette phase :

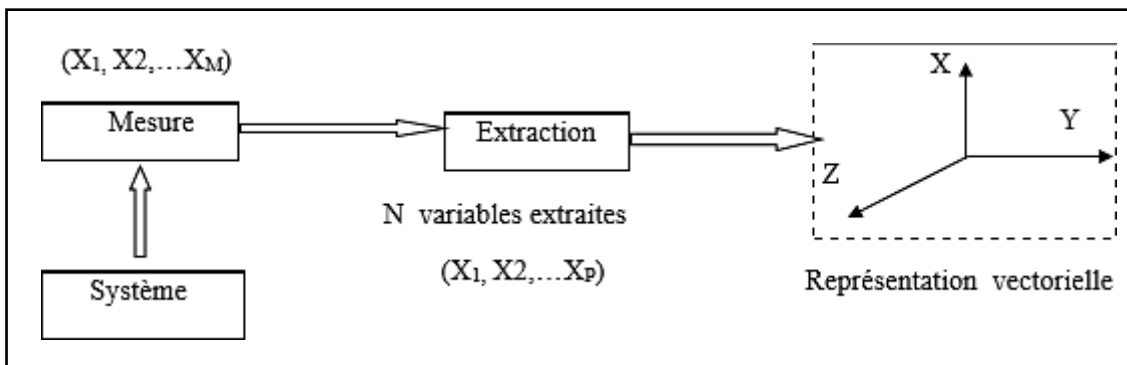


Figure II.5 : Phase d'analyse à Constitution du vecteur forme.

On doit regrouper les N observations disponibles en M classes. Le résultat de ce regroupement constitue l'ensemble d'apprentissage.

II.4.1.1 Détermination de l'espace de représentation

Il s'agit de recueillir des données sous forme de vecteurs qui représentent les mesures effectuées sur un système physique ou les informations collectées lors de l'observation de phénomènes. Cependant, toutes ces variables ne sont pas également informatives. Afin d'obtenir une représentation cohérente initiale de ces données, on utilise des méthodes d'analyse de données ou de traitement du signal pour transformer ces vecteurs en un ensemble de paramètres originaux appelé pCpR. Chaque observation est caractérisée par un ensemble de p variables $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$, et l'objectif est de trouver les informations importantes contenues dans le signal acquis. Dans le contexte du diagnostic, la caractérisation des états de fonctionnement consiste à extraire une représentation concise et stable des mesures collectées afin de déterminer les caractéristiques du fonctionnement normal ou anormal du système. Cette étape est essentielle pour la réussite du système de diagnostic basé sur la reconnaissance de formes, car elle dépend de l'expérience acquise au cours du processus.

II.4.1.2 Détermination de l'espace de décision

La reconnaissance de formes consiste à utiliser une méthode de classification pour identifier la classe correspondant à un mode de fonctionnement en associant une nouvelle observation à l'une des classes. Les méthodes de classification sont généralement divisées en supervisées et non supervisées. Si la classe d'origine de chaque observation est connue, l'apprentissage peut être effectué en mode supervisé en définissant chaque classe par des caractéristiques géométriques ou statistiques. L'objectif est de prédire la classe à laquelle appartient une nouvelle observation en utilisant un discriminateur ou classificateur. En mode supervisé, l'espace de décision est parfaitement déterminé si l'on dispose d'un ensemble d'apprentissage avec les classes d'origine connues. Le but est de classer les nouvelles observations de telle sorte que les observations d'une même classe soient similaires et celles de classes différentes soient différentes [20].

II.4.1.3 Réduction de la dimension de l'espace de représentation

La réduction de la dimension du vecteur forme vise à trouver un sous-ensemble de paramètres ($d' < d$) qui maintient au mieux la séparation des classes de l'ensemble d'apprentissage initial. Cette réduction de l'espace de représentation peut être réalisée soit par des méthodes d'extraction de paramètres, soit par des méthodes de sélection de paramètres. L'extraction consiste à créer de nouveaux paramètres à partir des paramètres initiaux, sans réduire le nombre de paramètres à calculer (qui reste d), mais en réduisant la dimension de l'espace de représentation des classes. Cela accélère la phase de décision. L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est l'une des méthodes d'extraction de paramètres utilisées [14].

Les méthodes de sélection de paramètres ont pour objectif de choisir d paramètres parmi les paramètres initiaux, de manière à obtenir la meilleure discrimination possible entre les classes de l'ensemble d'apprentissage. Cela permet de réduire à la fois le nombre de mesures à effectuer et la dimension de l'espace de représentation, offrant ainsi deux avantages : une réduction des temps de calcul et l'élimination des informations redondantes ou non pertinentes. Les paramètres sélectionnés sont ceux qui permettent la meilleure combinaison selon un critère de séparabilité entre les classes. Par conséquent, les méthodes de sélection sont souvent utilisées pour réduire le vecteur forme, tandis que les méthodes d'extraction sont réservées aux problèmes de visualisation de l'ensemble d'apprentissage.

II.4.2 Phase de choix d'une méthode de décision

Durant la phase de choix d'une méthode de décision, l'objectif est d'établir des limites claires entre les différentes classes. Les règles de décision pour classer de nouvelles observations dans les différentes classes de l'ensemble d'apprentissage sont définies grâce aux méthodes de décision utilisées. L'évaluation de la performance de ces méthodes se fait au moyen d'un indice de performance.

II.4.3 Phase d'exploitation

II.4.3.1 Évaluation du système de diagnostic

En appliquant la règle de décision qui a été développée à l'étape précédente, le système de reconnaissance de formes permet de classer chaque nouvelle observation collectée sur le système dans l'une des catégories bien connues. La définition de cette classe nous permet de connaître l'état de fonctionnement actuel du système en développant le diagnostic, l'idée est d'appliquer une phase de test pour estimer la véritable erreur de classification (taux d'erreur de classification). En pratique, l'échantillon S de taille N est divisé en deux groupes un groupe d'apprentissage et un groupe de test. Selon la répartition entre les deux groupes, il existe plusieurs manières d'estimer l'erreur de classement :

- **La ré-substitution** : Si nous observons le nombre d'erreurs survenues en dehors de la phase de test, nous obtenons : $\text{Error} = n_e / N$ NOT signifie que les ensembles d'apprentissage et de test sont identiques et correspondent à l'ensemble de l'échantillon.
- **Méthode HOLDOUT** : nous divisons l'échantillon S en un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test, et la distribution entre les deux ensembles doit être aléatoire ; Généralement dans des proportions de $1/2$, $1/2$ pour chacun des deux groupes ou $2/3$ pour le groupe formation et $1/3$ pour le groupe test. Si m est la taille de la suite de tests, nous obtenons $\text{Error} = n_e/m$.
- **Contre-vérification « D »** : nous divisons l'échantillon en D parties de tailles égales (illustrées). Ensuite, l'apprentissage se fait sur les sous-ensembles $(D - 1)$ et les tests sur le sous-ensemble restant D_{th} . On effectue tout l'apprentissage en omettant à chaque fois un des sous-ensembles du test, si on observe $n_e(d)$ le nombre d'erreurs de

Classification commise dans le deth sous-ensemble, alors l'estimation d'erreur est la moyenne arithmétique de $ne(d)$., erreur = $1/N \sum_{d=1}^N Ni(d)$.

- **Méthode d'abandon unique** : Cette technique est spéciale pour la validation croisée pour laquelle $d = N$. La procédure d'abandon est répétée N fois sur $(N - 1)$ instances qui retournent trois paiements au moment du calcul, ce qui n'est pas recommandé pour être le même que la petite queue. En effet, cela conduit à un biais minimal dans l'estimation de l'erreur.

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes étapes impliquées dans la création d'un système de diagnostic à l'aide de la reconnaissance de formes. Comme pour tout autre système de diagnostic, la méthode générale consiste à comparer les données recueillies sur le processus avec les informations disponibles dans la base de connaissances (acquises lors de l'apprentissage). Nous avons mis l'accent sur les bases théoriques nécessaires pour construire le vecteur de forme à partir des paramètres recueillis, ainsi que sur les règles de décision qui permettent de déterminer l'état du système.

Chapitre III :

Les séparateurs à vaste marge (SVM).

III.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter la méthode SVM qui s'inspire de la théorie statique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik. Les séparateurs à vaste marge (SVM) ont été introduits en 1975 par Vapnik et Chervonenkis, qui ont proposé le principe du risque structurel et la dimension VC pour évaluer la capacité d'une machine d'apprentissage. Le SVM est un modèle discriminant qui vise à limiter les erreurs d'apprentissage et à augmenter la distance entre les données de différentes classes, ce qui permet une régularisation du classifieur en réduisant sa complexité [21]. Les SVM sont des techniques d'apprentissage utilisées pour résoudre des problèmes de discrimination ou de régression en décidant de la classe d'un échantillon ou en prédisant la valeur d'une variable. Cette méthode a connu un grand succès grâce à ses bases théoriques solides qui la sous-tendent.

En effet, il existe un lien direct entre la théorie de l'apprentissage statistique et l'algorithme d'apprentissage de SVM. Les SVM sont particulièrement efficaces pour traiter des données de très hautes dimensions telles que les textes, les images et la voix [22].

Les aspects théoriques de la méthode SVM, leurs origines théoriques, leurs différentes formes, leurs domaines d'applications ainsi que leurs avantages et les inconvénients seront discutés dans le présent chapitre.

III.2 Historique

Les séparateurs à vastes marges sont fondés sur deux concepts clés : la marge maximale et la fonction noyau. Ces deux concepts existaient depuis plusieurs années avant d'être combinés pour créer les SVM.

La notion d'hyperplan à marge maximale a été étudiée dès 1963 par Vladimir Vapnik et A. Lerner, ainsi que par Richard Duda et Peter Hart en 1973 dans leur livre Classification de modèles. Les bases théoriques des SVM ont été explorées par Vapnik et ses collaborateurs dans les années 1970 avec le développement de la théorie de Vapnik-Chervonenkis, ainsi que par Valiant.

La notion de fonctions noyaux n'est pas nouvelle non plus : le théorème de Mercer date de 1909 et l'utilité des fonctions noyaux dans le contexte de l'apprentissage artificiel a été démontrée dès 1964 par Aizermann, Bravermann et Rozoener.

C'est seulement en 1992 que ces concepts ont été bien compris et combinés par Boser, Guyon et Vapnik dans un article qui est considéré comme l'article fondateur des séparateurs à vastes marges. L'idée des variables ressorts, qui permet de résoudre certaines limites pratiques importantes, a été introduite en 1995. À partir de cette date et avec la publication du livre de Vapnik, les SVM ont gagné en popularité et sont utilisés dans de nombreuses applications [22].

III.3 Notions de base

III.3.1 Hyperplan

Considérons une situation de classification binaire où les exemples à classifier sont répartis en deux classes. Le terme "hyperplan séparateur" désigne un hyperplan qui sépare les deux classes figurant dans la **Figure III.1**, et plus précisément, il sépare les points d'apprentissage de ces classes. Étant donné qu'il est généralement impossible d'en trouver un, nous chercherons plutôt un "hyperplan discriminant" qui est une approximation selon un critère défini (à savoir, maximiser la distance entre les deux classes) [23, 24].

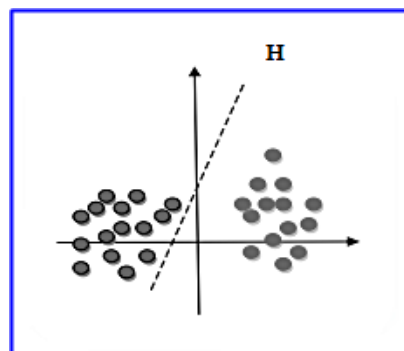


Figure III.1 : L'hyperplan H qui sépare les deux ensembles de points.

III.3.2 Vecteurs de support

Dans le cadre de la détermination de l'hyperplan séparable des SVM, une méthode consiste à n'utiliser que les points les plus proches de la frontière entre les deux classes des données (appelés "vecteurs de support", comme indiqué dans la **Figure III.2**) parmi l'ensemble total des données d'apprentissage [23, 24].

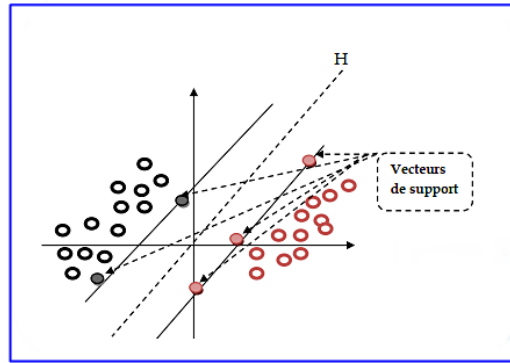


Figure III.2 : Les vecteurs de support.

III.3.3 Marge

Il est possible de trouver une infinité d'hyperplans qui sont capables de séparer parfaitement les deux classes d'exemples. Le principe des SVM consiste à sélectionner l'hyperplan qui maximise la distance minimale entre cet hyperplan et les exemples d'apprentissage (c'est-à-dire la distance entre l'hyperplan et les vecteurs de support). Cette distance est appelée la "marge", comme illustré dans la Figure III.3 [23, 24].

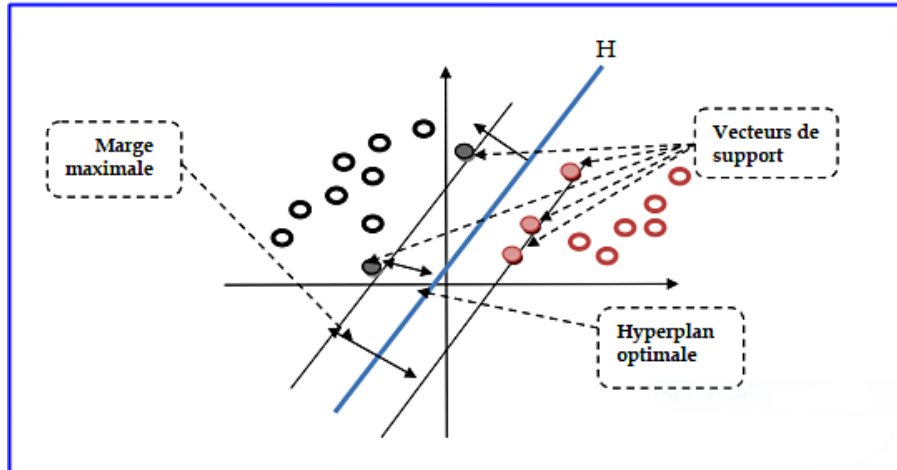


Figure III.3 : Hyperplan optimal, vecteurs de support et marge maximale.

III.4 Cas des données linéairement séparables

Lorsqu'on dispose d'une base d'exemples $A_n = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ qui représente un ensemble de données linéairement séparables, où x_k correspond à une observation et y_k représente la décision associée (supposée appartenir à $\{-1, +1\}$), l'objectif des SVM est de trouver l'hyperplan optimal dont l'équation est :

$$\langle w; x \rangle - \lambda_0 = 0 \quad (\text{III.1})$$

Avec $\langle w; x \rangle$ est le produit scalaire du deux vecteurs w et x .

Lorsqu'on utilise les Supports Vector Machines, un hyperplan est considéré optimal s'il est capable de séparer les exemples de la base d'apprentissage A_n sans erreur et s'il est situé à la distance maximale des vecteurs x_k les plus proches parmi ceux de A_n .

Un hyperplan possédant ces caractéristiques est appelé un "hyperplan à marge maximale". Il existe un grand nombre de solutions possibles pour un tel problème. On peut chercher un hyperplan canonique où les paramètres w et λ_0 satisfont l'équation suivante [11] :

$$\min_{x \in A_n} |\langle w; x \rangle - \lambda_0| = 1 \quad (\text{III.2})$$

Comme nous le verrons ultérieurement, cette contrainte est préférable à d'autres car elle simplifie la formulation du problème. Il est intéressant de noter que la distance entre un point x_k dans l'espace et l'hyperplan dont l'équation est $\langle w; x \rangle - \lambda_0 = 0$ est donnée par [9] :

$$\delta_k = \frac{|\langle w; x \rangle - \lambda_0|}{\|w\|} \quad (\text{III.3})$$

À partir des équations (III.2) et (III.3), il est possible de conclure que la norme $\|w\|$ de w doit être égale à l'inverse de la distance entre l'observation la plus proche et l'hyperplan défini par $\langle w; x \rangle - \lambda_0 = 0$. D'autre part, l'équation (III.2) entraîne les deux inégalités suivantes :

$$\langle w; x \rangle - \lambda_0 \geq +1, \text{ si } y_k = +1 \quad (\text{III.4})$$

$$\langle w; x \rangle - \lambda_0 \leq -1, \text{ si } y_k = -1 \quad (\text{III.5})$$

Ceci peut être résumé par une description unifiée de toutes les conditions :

$$y_k (\langle w; x \rangle - \lambda_0) \geq +1, \forall k \in \{1, \dots, n\} \quad (\text{III.6})$$

En combinant les équations (III.3) et (III.6), on peut déduire que l'inégalité suivante est vérifiée pour tout x_k dans A_n [25, 26] :

$$\delta_k \geq \frac{1}{\|w\|} \quad (\text{III.7})$$

En outre, on peut déduire de l'équation (III.2) que la valeur de la marge, définie comme la distance entre les points les plus proches de l'hyperplan, est égale à $\frac{1}{\|w\|}$, comme illustré dans la **Figure III.4**. Par conséquent, l'hyperplan à marge maximale recherché maximise $\frac{1}{\|w\|}$ ou, de manière équivalente, minimise $\frac{\|w\|^2}{2}$ sous les contraintes (III.6) [25-27].

III.4.1 Recherche de la solution

Nous sommes contraints de chercher un point selle w^* , λ_0^* et α^* dans le lagrangien :

$$L(w, \lambda_0, \alpha) = \frac{\|w\|^2}{2} - \sum_{k=1}^n \alpha_k [y_k (\langle w; x \rangle - \lambda_0) - 1] \quad (\text{III. 8})$$

Où $\alpha = (\alpha_1 \dots \alpha_n)$ désigne les n multiplicateurs de Lagrange ($\alpha_i \geq 0, \forall i$). Les relations vérifiées par l'hyperplan optimal peuvent être déduites en annulant les dérivées partielles du lagrangien au point selle où la valeur de L : est minimale pour $w=w^*$ et $\lambda_0 = \lambda_0^*$ et maximale pour $\alpha = \alpha^*$ [26, 27].

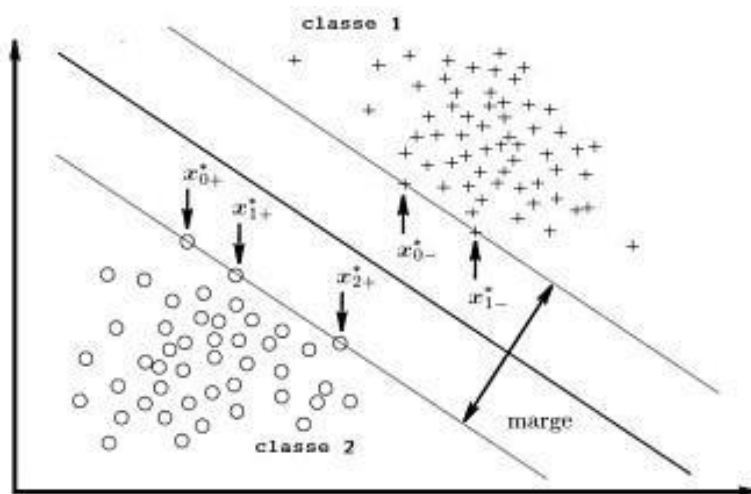


Figure III.4 : Principe des SVM dans le cas où les deux classes sont linéairement séparables.

Les Support Vectors, indiqués par des flèches dans la **Figure III.4**, désignent les échantillons les plus proches de l'hyperplan séparateur.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \sigma}{\partial w} = 0 &\Rightarrow w^* = \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k x_k \\ \frac{\partial \sigma}{\partial \alpha} = 0 &\Rightarrow \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k = 0 \end{aligned} \quad (\text{III.9})$$

Il est possible de reformuler le problème initial en utilisant son dual, qui consiste à maximiser la forme suivante du lagrangien par rapport à α [11].

$$\begin{aligned} W(\alpha) &= \sum_{k=1}^n \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k,k^F=1}^n \alpha_k \alpha_{k^F} y_k y_{k^F} \langle x_k; x_{k^F} \rangle, \\ &\text{sous les contraintes } \sum_{k=1}^n \alpha_k y_k = 0 \text{ et } \alpha_k \geq 0. \end{aligned} \quad (\text{III.10})$$

La formulation matricielle du problème d'optimisation (III.10) peut être présentée comme suit [13] :

$$\begin{cases} W(\alpha) = 0.5 \alpha^T H \alpha - f^T \alpha, \\ \text{sous les contraintes } y^T \alpha = 0 \text{ et } \alpha_k \geq 0, k = 1 \dots n. \end{cases} \quad (\text{III.11})$$

Avec $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]^T$, H représente la matrice Hessien ($H_{ij} = y_i y_j x_i^T x_j$) et f est un vecteur de dimension (n,1), $f = [1, 1, \dots, 1]^T$.

Pour obtenir α^* , il suffit de résoudre le problème d'optimisation quadratique (III.11) pour déterminer les valeurs de α_k , $k = 1, \dots, n$, et ensuite calculer $\langle w^*; x \rangle = \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k \langle x_k; x \rangle$. Les conditions de Kuhn-Tucker (découlant de la résolution du problème de Lagrange) sont les suivantes [25] :

$$\alpha_k^* [y_k (\langle w^*; x_k \rangle - \lambda_0^*) - 1] = 0 \quad (\text{III.12})$$

De cette manière, seuls les points x_k satisfaisant la condition suivante seront affectés par la décision :

$$y_k (\langle w^*; x_k \rangle - \lambda_0^*) = 1 \quad (\text{III.13})$$

Ont des multiplicateurs de Lagrange α_k^* non nuls. Ces points sont nommés Support Vectors (SV) ou vecteurs supports. Ils sont les points les plus proches de l'hyperplan optimal. On a en particulier $\delta_k^* = 1$. Pour les autres observations, on a $\alpha_k^* = 0$. Sur la **Figure III.4**, les

x_{k-}^* et x_{k+}^* désignent les Supports Vectors associés à l'une ou l'autre des hypothèses en compétition.

On note qu'à partir de deux Support Vectors x_{i-}^* et x_{j+}^* on peut facilement calculer le seuil λ_0^* correspondant à l'hyperplan optimal en utilisant l'équation (III.13). Ainsi on a :

$$\lambda_0^* = \frac{1}{2} [\langle w^*; x_{i-}^* \rangle + \langle w^*; x_{j+}^* \rangle] \quad (\text{III. 14})$$

En combinant les équations (III.9) et (III.14), on peut également exprimer ceci en fonction des multiplicateurs de Lagrange :

$$\lambda_0^* = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k [\langle w^*; x_{i-}^* \rangle + \langle w^*; x_{j+}^* \rangle] \quad (\text{III. 15})$$

Il est possible de calculer le seuil λ_0^* en utilisant tous les Support Vectors qui définissent la marge, ce qui peut améliorer la robustesse numérique [26]. Enfin, l'équation de l'hyperplan optimal peut être exprimée comme suit :

$$\langle w^*; x \rangle - \lambda_0^* = \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k \langle x_k; x \rangle - \lambda_0^* \quad (\text{III. 16})$$

On peut déterminer λ_0^* en utilisant l'équation (III.15). Pour classer une nouvelle observation x , il suffit de vérifier le signe de l'expression (III.16) pour déterminer de quel côté de l'hyperplan se trouve l'observation et prendre une décision en conséquence.

La fonction de décision est donnée par [26] :

$$D(x) = \sum_{k \in S} \alpha_k^* y_k x_k^T x - \lambda_0^* \quad (\text{III. 17})$$

L'ensemble des indices des vecteurs de support est noté S. Ainsi, toute nouvelle entrée est classée dans :

$$\begin{cases} \text{classe 1 si } D(x) > 0 \\ \text{classe 2 si } D(x) < 0 \end{cases} \quad (\text{III.18})$$

III.5 Extension au cas non-linéairement séparable

En pratique, la plupart des problèmes impliquant des données ne sont pas linéairement séparables, comme la montre la **Figure III.5**. Ainsi, il est nécessaire de modifier l'approche précédente afin de tenir compte des observations qui peuvent être mal classées. Pour résoudre ce problème, une solution consiste à inclure des paramètres ζ_k dans les conditions (III.4) et (III.5) pour rendre les contraintes plus souples.

$$\langle w; x \rangle - \lambda_0 \geq +1 - \zeta_k, \text{ si } y_k = +1 \quad (\text{III.19})$$

$$\langle w; x \rangle - \lambda_0 \leq -1 + \zeta_k, \text{ si } y_k = -1 \quad (\text{III.20})$$

La méthode utilisée pour résoudre ce problème est appelée "soft margin Support Vector Machine" [27, 28], où $\zeta_k \geq 0$. Si ζ_k dépasse la valeur de 1, une erreur est commise sur l'observation x_k par la structure de décision utilisée. La fonction $\sum_{k=1}^n \zeta_k$ représente le coût de l'erreur commise sur les éléments de l'ensemble d'apprentissage. Ainsi, le problème d'optimisation doit être reformulé pour minimiser à la fois l'erreur de classification de la structure de décision et la maximisation de la marge. En d'autres termes, il faut minimiser :

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{k=1}^n \zeta_k, \quad (\text{III.21})$$

Le réel positif "c" est préalablement fixé pour contrôler le compromis entre la maximisation de la marge et la minimisation des erreurs de classification commises sur l'ensemble d'apprentissage, sous les contraintes (III.19) et (III.20). Ce type de classifieur est appelé "classifieur à marge souple". Cependant, il est souvent préférable de tolérer certaines erreurs, ce qui permet d'obtenir une marge plus grande. Ces erreurs peuvent être causées par des outliers ou des observations aberrantes qui ne sont pas significatives de la classe à laquelle elles sont associées. Si la valeur de "c" est élevée, cela signifie que les erreurs sont fortement pénalisées. L'hyperplan optimal généralisé est déterminé par les paramètres qui minimisent (III.21) sous les conditions (III.19) et (III.20).

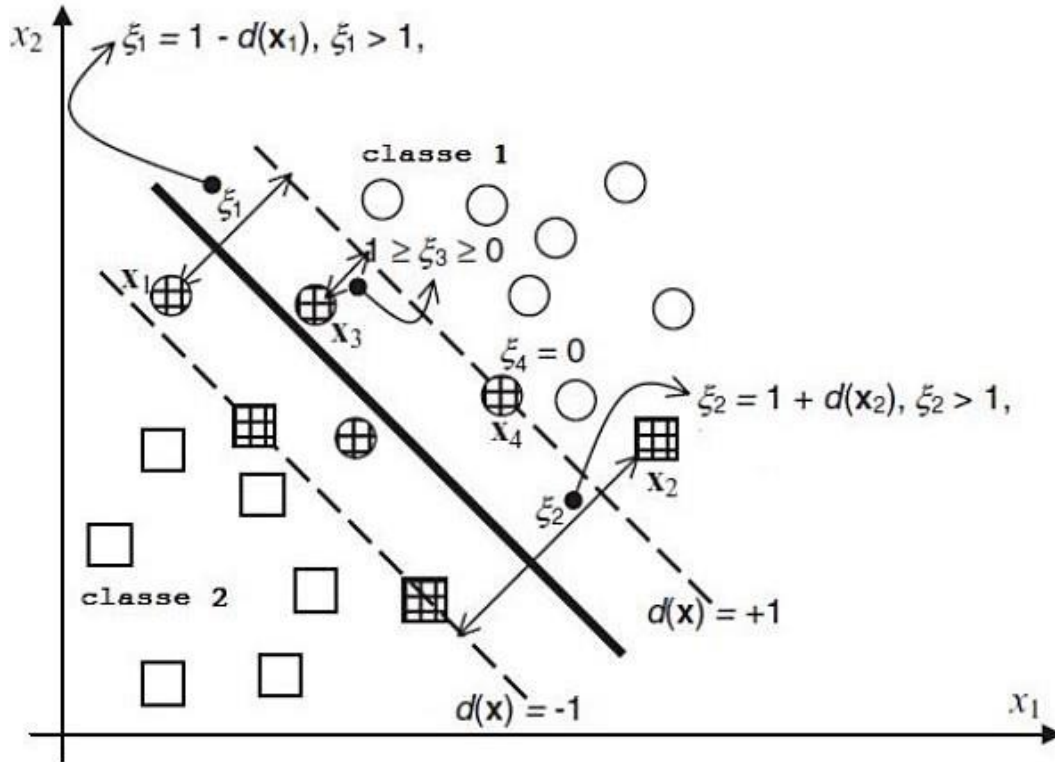


Figure III.5 : Cas linéairement non séparable.

III.5.1 Recherche de la solution

En appliquant les conditions de *Kuhn - Tucker*, on est amené à rechercher un point selle $w^*, \lambda_0^*, \zeta^*, \alpha^*, \beta^*$ du lagrangien :

$$L(w, \lambda_0, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{k=1}^n \zeta_k - \sum_{k=1}^n \alpha_k [y_k (\langle w; x \rangle - \lambda_0) - 1 + \zeta_k] - \sum_{k=1}^n \beta_k \zeta_k \quad (\text{III. 22})$$

où $\alpha = (\alpha_1 \dots \alpha_n)$ et $\beta = (\beta_1 \dots \beta_n)$ désignent les multiplicateurs de Lagrange ($\alpha_i \geq 0$ et $\beta_i \geq 0, \forall i$). Au point selle, la valeur de L : est minimum pour $w = w^*, \zeta = \zeta^*, \lambda_0 = \lambda_0^*$ et maximum pour $\alpha = \alpha^*$ et $\beta = \beta^*$.

Les conditions de *Kuhn - Tucker* donnent :

$$\alpha_k [y_k (\langle w; x \rangle - \lambda_0) - 1 + \zeta_k] = 0 \text{ et } \beta_k \zeta_k = (c - \alpha_k) \zeta_k = 0 \quad (\text{III.23})$$

Les relations vérifiées par l'hyperplan optimal sont obtenues directement à partir des conditions d'annulation des dérivées partielles du lagrangien.

$$w^* = \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k x_k, \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k = 0, \alpha_k^* + \beta_k^* = c \quad (\text{III. 24})$$

Il est possible de formuler le problème initial sous forme de son dual, qui consiste à maximiser la forme suivante du lagrangien.

$$W(\alpha) = \sum_{k=1}^n \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k,k^F=1}^n \alpha_k \alpha_{k^F} y_k y_{k^F} \langle x_k; x_{k^F} \rangle \quad (\text{III. 25})$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{k=1}^n \alpha_k y_k = 0 \text{ et } 0 \leq \alpha_k \leq c \quad (\text{III. 26})$$

Afin d'obtenir α^* .

Il convient de noter que les formes duales (III.10) et (III.25) sont identiques. Toutefois, il est important de trouver le point selle de (III.25) en respectant une borne supérieure sur les multiplicateurs de Lagrange α_k ($0 \leq \alpha_k \leq c$).

Pour obtenir l'équation de l'hyperplan optimal en fonction des α_k^* , il suffit de substituer la valeur proposée de w^* par la première relation de (III.24).

Tout comme dans le cas des données linéairement séparables, les vecteurs de support correspondent aux observations les plus proches de l'hyperplan optimal, mais qui sont également correctement classées par la structure de décision. Cependant, il est possible qu'il y ait des observations mal classées, qui sont également associées à des multiplicateurs de Lagrange non nuls.

III.6 Elaboration des Supports Vector Machines non linéaires

Afin de permettre aux SVM de traiter des problèmes de classification complexes, l'algorithme initial présenté précédemment a été modifié pour élaborer des structures de détection non linéaires, comme indiqué dans la **Figure III.6**. Pour étendre l'algorithme au cas non linéaire, on utilise une transformation de chaque observation à l'aide d'une fonction ϕ , puis on applique un détecteur linéaire [28-30], comme illustré dans la **Figure III.7**. En appliquant l'équation (III.25) dans l'espace engendré par ϕ , on obtient :

$$W(\alpha) = \sum_{k=1}^n \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k,k^F=1}^n \alpha_k \alpha_{k^F} y_k y_{k^F} \langle \varphi_k; \varphi_{k^F} \rangle \quad (\text{III. 27})$$

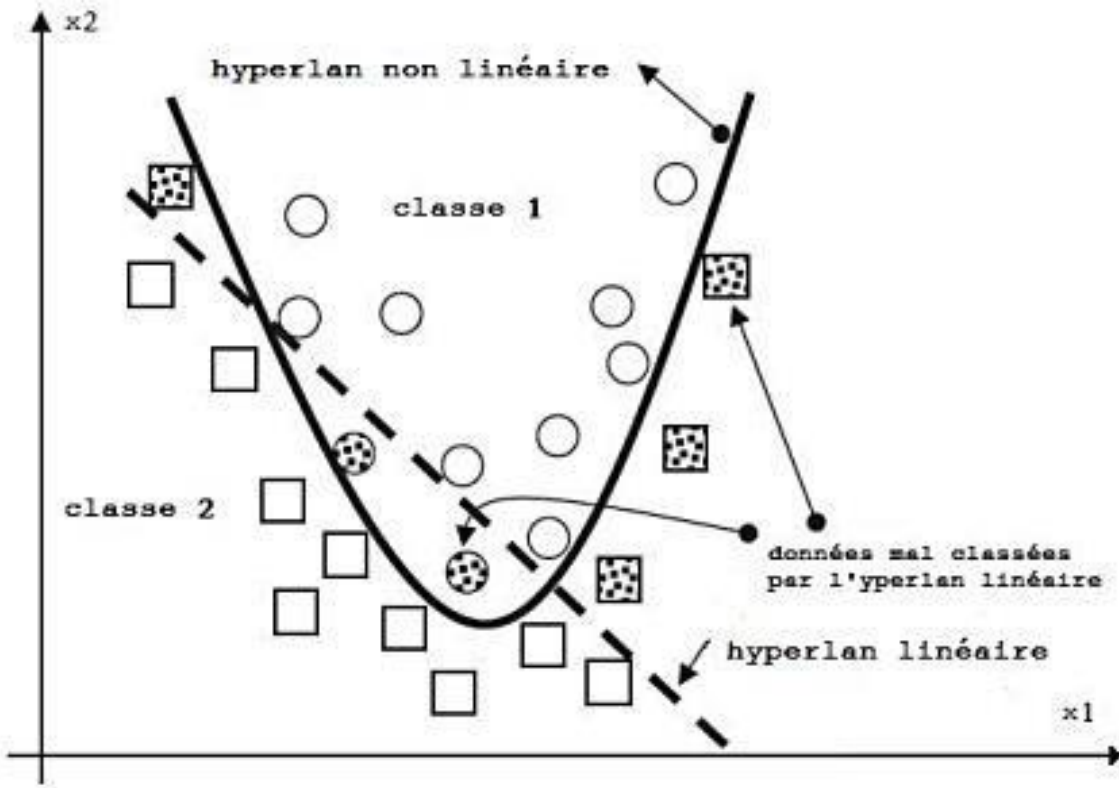


Figure III.6 : Support vector machines non linéaires.

$$= \sum_{k=1}^n \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k,k^F=1}^n \alpha_k \alpha_{k^F} y_k y_{k^F} \langle x_k; x_{k^F} \rangle \quad (\text{III. 28})$$

L'équation de l'hyperplan optimal peut être obtenue en résolvant le problème d'optimisation avec les contraintes $\sum_{k=1}^n \alpha_k y_k = 0$ et $0 \leq \alpha_k \leq c$, où κ est un noyau reproduisant tel que $k(x_k; x_{k'}) = \langle \varphi_k; \varphi_{k'} \rangle$. Ainsi, l'équation de l'hyperplan optimal est donnée par :

$$w^* \cdot \varphi(x) - \lambda_0^* = \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k k(x_k; x) - \lambda_0^* \quad (\text{III. 29})$$

Avec :

$$\lambda_0^* = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k [k(x_k; x_{k^-}^*) + k(x_k; x_{k^+}^*)] \quad (\text{III. 30})$$

La fonction de décision est définie par le "Sign" de

$$D(x) = \sum_{k \in S} \alpha_k^* y_k k(x_k; x) - \lambda_0^* \quad (\text{III. 31})$$

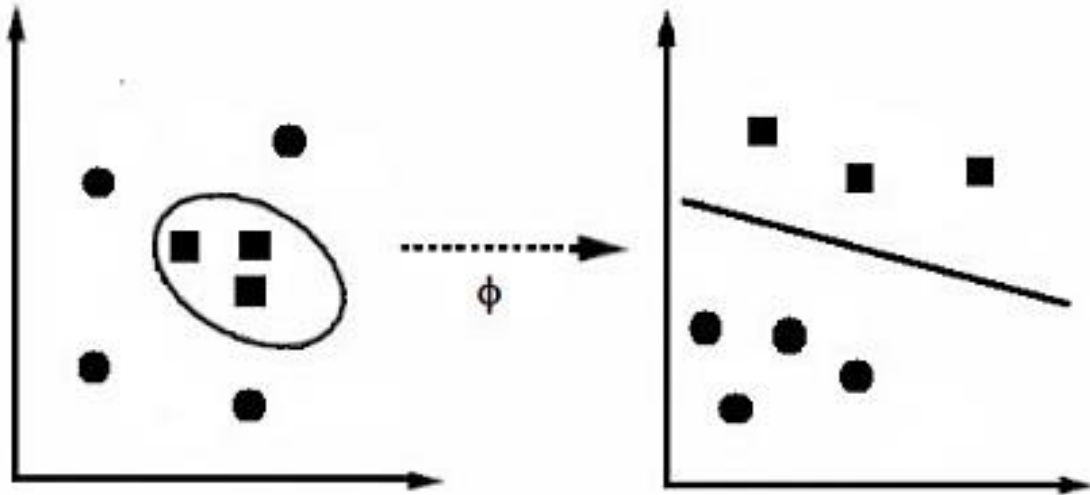


Figure III.7 : Transformation de l'observation par une fonction noyau reproduisant.

III.7 Multi classification par les séparateurs à vaste marge

Comme mentionné précédemment, les Support Vector Machines sont conçues pour les problèmes à deux classes. Toutefois, étant donné que les SVM utilisent des fonctions de décision directe, étendre le problème à la classification multi-classes n'est pas simple. Dans la suite, nous aborderons deux types de SVM qui traitent les problèmes multi-classes :

- Un contre tout support vector machines.
- Un contre un support vector machines.

La méthode "un contre tous" consiste à convertir un problème de classification à n classes en n classificateurs binaires, où pour chaque classificateur binaire i , la classe i est séparé des autres classes [26, 31].

L'approche "un contre un" consiste à transformer le problème de classification à n classes en $n(n-1)/2$ classifieurs binaires qui couvrent toutes les paires de classes [26, 31].

III.7.1 Multi classification par l'approche un contre tous

Cette section traite de l'approche "un contre tous" pour la classification multi-classe, en utilisant une fonction de décision discrète.

Pour l'approche "un contre tous" pour un problème de classification à n classes, on détermine n fonctions de décision discrètes qui séparent chaque classe des autres classes. La fonction de décision discrète i, qui sépare la classe i des autres classes avec une marge maximale, est donnée par [26] :

$$D_i(x) = w_i^* \varphi(x) - \lambda_{0i}^* \quad (\text{III. 32})$$

En classification, si on a pour un vecteur d'entrée x :

$$D_i(x) > 0 \quad (\text{III. 33})$$

Si l'équation est satisfaite pour une seule valeur de i, alors x est classé dans cette classe. Comme la décision ne prend en compte que le signe de la fonction, elle est donc discrète [26].

III.7.2 Multi classification par l'approche un contre un

Dans cette section on discute l'approche "un contre un".

Dans l'approche "un contre un", les fonctions de décision sont obtenues à partir des combinaisons de deux classes. Pour obtenir une fonction de décision pour une paire de classes, on utilise les données d'apprentissage correspondantes. Par conséquent, lors de chaque session d'apprentissage, le nombre de données d'apprentissage est considérablement réduit par rapport à l'approche "un contre tous" des SVM, qui utilise toutes les données d'apprentissage. Cependant, le nombre de fonctions de décision est de n(n-1)/2, contrairement à n dans l'approche "un contre tous" des SVM, où n est le nombre de classes. Ainsi, la fonction de décision pour la classe i contre la classe j est donné par [26] :

$$D_{ij}(x) = w_{ij}^* \varphi(x) + \lambda_{0ij}^* \quad (\text{III. 34})$$

Avec $D_{ij} = -D_{ji}$.

Les régions :

$$R_i = D_i(x) = \{x \mid D_{ij}(x) > 0, j = 1, \dots, n, j \neq i\} \quad (\text{III. 35})$$

Ne se chevauchent pas, et si $x \in R_i$, nous classons x dans la classe i [26].

III.8 Les domaines d'applications des SVM

SVM est une méthode de classification performante pour résoudre une variété de problèmes. Cette méthode a montré sa capacité à être efficace dans de nombreux domaines d'application, tels que le traitement d'images, de la parole ou encore de la bio-informatique, et ce, même sur de grands ensembles de données. La mise en place d'un programme d'apprentissage par SVM consiste à résoudre un problème d'optimisation impliquant un système à résoudre dans un espace de grande dimension. Pour utiliser ces programmes, il est essentiel de choisir avec soin une famille de fonctions noyau et de régler les paramètres associés. Cette sélection est généralement effectuée via une technique de validation croisée, qui permet d'évaluer les performances du système sur des données n'ayant pas été utilisées pendant l'apprentissage [22].

III.9 Les avantages et les inconvénients des SVM

❖ Avantages

SVM est une méthode de classification intéressante en raison de son champ d'application étendu. Parmi ses avantages, on peut citer :

- Une haute précision de classification et de généralisation par rapport aux méthodes classiques.
- Moins d'efforts requis pour concevoir l'architecture appropriée (peu de paramètres à régler ou à estimer).
- La résolution du problème se traduit en la résolution d'un problème quadratique convexe dont la solution est unique et obtenue par des méthodes mathématiques classiques de programmation quadratique.

❖ Inconvénients

L'inconvénient majeur du classificateur SVM est qu'il est désigné ou conçu pour la classification binaire (la séparation entre deux classes une +1 et l'autre -1) [32].

III.10 Conclusion

Le SVM est un modèle discriminant qui vise à minimiser les erreurs d'apprentissage tout en maximisant la marge qui sépare les données de chaque classe. La maximisation de cette marge est une méthode de régularisation qui réduit la complexité du classifieur et produit un ensemble de prototypes réduit appelé vecteurs de support. Le SVM résout automatiquement le problème du choix des paramètres du MLP et offre un cadre théorique pour traiter des données de nature et de complexité variées.

L'efficacité et la robustesse du SVM ont été démontrées dans de nombreuses applications de reconnaissance de formes.

Chapitre IV :

Application des SVM pour le diagnostic des défauts dans un système de panneaux solaires.

IV.1 Introduction

Dans ce chapitre nous mettons en évidence les différents défauts liés au système photovoltaïque. Ensuite nous détaillerons la méthode proposée pour le diagnostic des défauts des systèmes photovoltaïques basé sur l'extraction des paramètres statistiques et les séparateurs à vaste marge. Le traitement numérique est réalisé par le logiciel MATLAB afin de voir les performances de l'approche proposée. Les résultats obtenus seront ensuite analysés et discutés.

IV.2 Base de données

Les données fournies sur les défauts du système PV connecté au réseau (GPVS-Faults) sont collectées à partir d'expériences en laboratoire des défauts dans une application de micro-réseau PV ; Il y a 8 fichiers de données, chaque fichier correspondant à un scénario d'expérience [33].

La **Figure IV.1** illustre le banc d'essai.

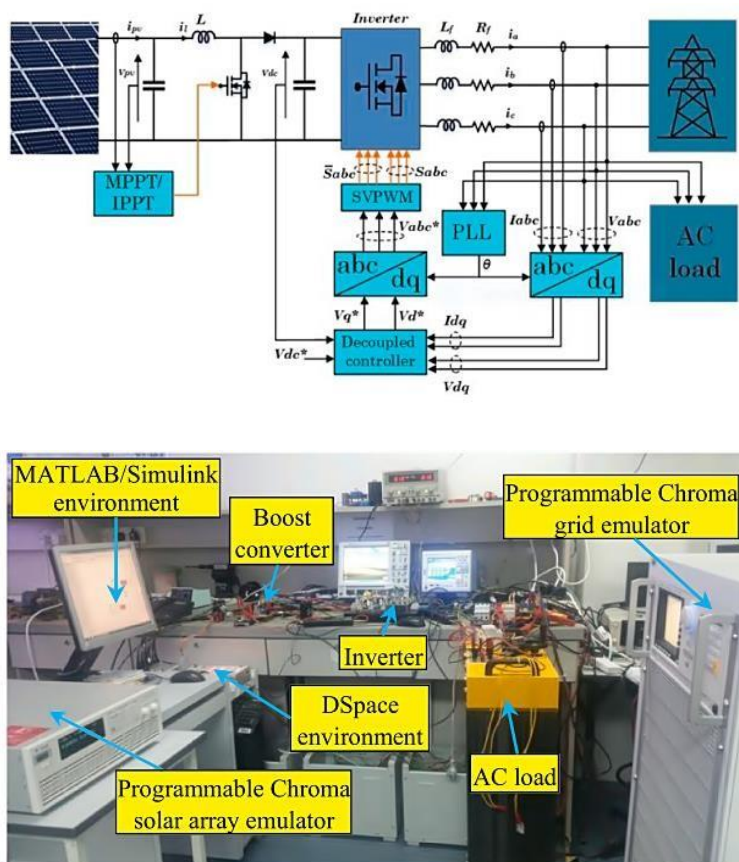


Figure IV.1 : Vue d'ensemble du système PV connecté au réseau.

Les différents types des défauts sont représentés dans le **Tableau IV.1**

Tableau IV.1 : Les différents types des défauts.

Classe N°	Type de défaut
1	Sans défaut
2	Défaut de l'onduleur Panne : complète dans l'un des six IGBT
3	Défaut capteur de retour : un capteur d'une phase 20%
4	Anomalie du réseau
5	Non-concordance du générateur photovoltaïque 10 à 20 % d'ombrage partiel non homogène
6	Incompatibilité du générateur PV : Circuit ouvert de 15 % dans le générateur PV
7	Défaut du contrôleur MPPT -20 % du paramètre de gain du régulateur PI dans le Contrôleur MPPT
8	Défaut du contrôleur du convertisseur de suralimentation (Boost) +20 % du paramètre de constante de temps du régulateur PI dans le contrôleur MPPT

Chaque échantillon de données comprend les colonnes suivantes :

- Temps : Temps de mesure réel en secondes. L'échantillonnage moyen est $TS=9.9989 \mu s$
- I_{pv} : mesure du courant du générateur photovoltaïque.
- V_{pv} : Mesure de la tension du générateur PV.
- V_{dc} : mesure de tension continue.

- ia : mesure du courant Phase_A.
- ib : Mesure du courant Phase_B.
- ic : Mesure du courant Phase_C.
- va : Mesure de tension Phase_A.
- vb : Mesure de tension Phase_B.
- vc : Mesure de tension Phase_C.

Dans ce travail nous somme intéresser à l'utilisation des trois courants : Ia, Ib et Ic. La base de données contient 400 échantillons, 50 échantillons pour chaque classe. La base de données est divisée en deux partie : la première partie qui contient 70% du signaux sera utilisée pour l'apprentissage. La seconde contient 30% des échantillons sera employée pour le test.

IV.3 Méthode proposé pour le diagnostic des défauts dans les panneaux solaire

Le schéma suivant illustre la méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les panneaux solaires :

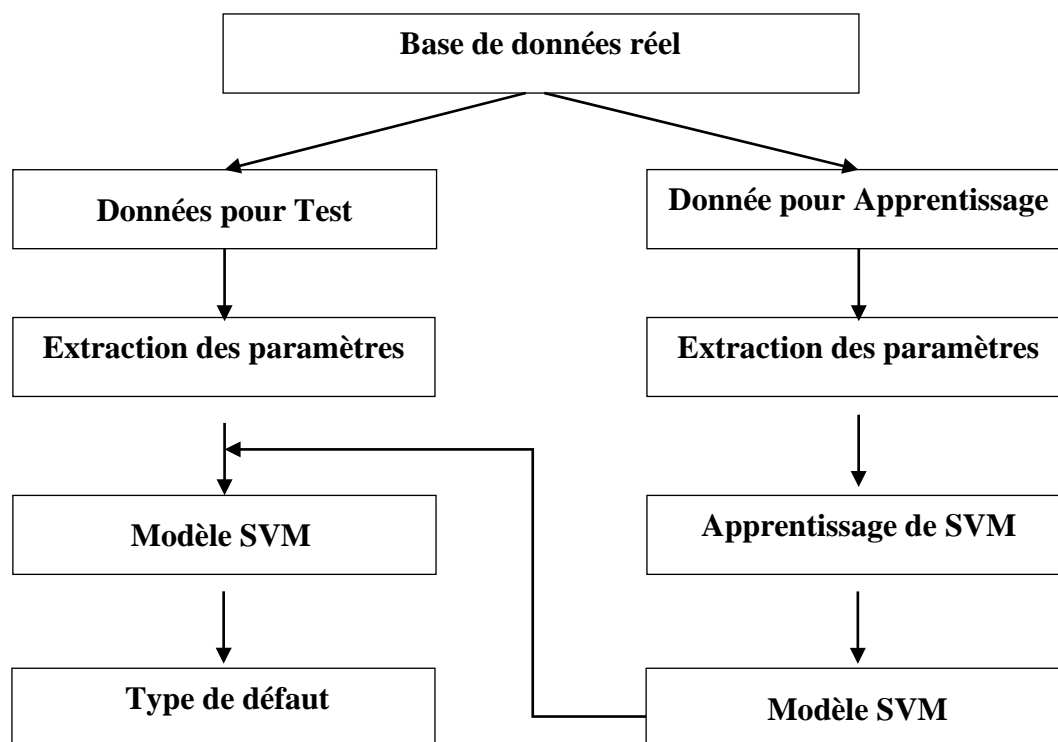


Figure IV.2 : Méthode proposée pour le diagnostic des défauts.

La procédure de diagnostic comporte cinq étapes essentielles, décrites ci-après :

1. Préparation des échantillons des mesures obtenues à partir du système P.V dans les panneaux solaire ;
2. Mesure des courants Ia, Ib et Ic ;
3. Extraction des paramètres statistiques ;
4. Division des données en deux matrices : 70% pour l'apprentissage et 30% pour test.
5. Classification des défauts en utilisant les séparateurs à vaste marge.

IV.3.1 Extraction des paramètres statiques

Nous avons extrait les cinq paramètres suivants (la valeur **MIN**, la valeur **MOY**, la valeur **MAX**, la valeur **KURTOSIS** et la valeur **SKEWNESS**). Ces paramètres sont définis par les équations suivantes :

$$\mathbf{Min} = \mathbf{min}(x) \quad (\text{IV.1})$$

$$\mathbf{Moy} = \frac{\sum_{i=1}^N (x(i))}{N} \quad (\text{IV.2})$$

$$\mathbf{Max} = \mathbf{max}(x) \quad (\text{IV.3})$$

$$\mathbf{Kurtosis} = \frac{N \sum_{i=1}^N (x(i)-x)^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i)-x)^2 \right]^2} \quad (\text{IV.4})$$

$$\mathbf{Skewness} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{(x(i)-x)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i)-x)^2}} \right)^3 \quad (\text{IV.5})$$

La **Figure IV.3** illustre les résultats de l'extraction des cinq paramètres statistiques à partir du courant I_b en fonction de différent type de défaut.

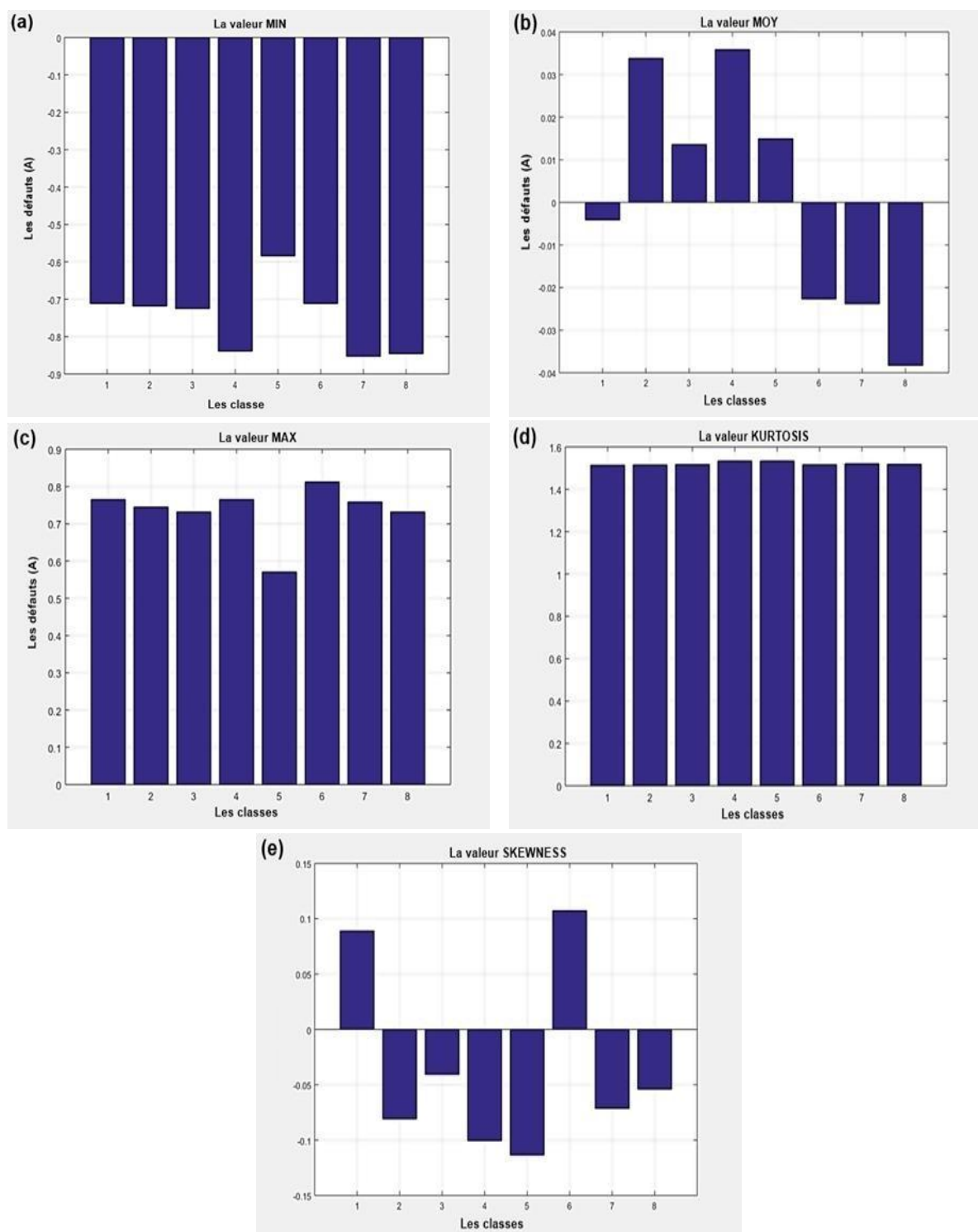


Figure IV.3 : Extraction des paramètres statistiques à partir du courant I_b en fonction de différent type de défaut (a : valeur MIN, b : valeur MOY, c : valeur MAX, d : valeur KURTOSIS et e : valeur SKEWNESS).

A partir de la **Figure IV.3**, il été constaté que tous les paramètres statistiques varient en fonction du type de défaut. Mais il est très difficile de trouver des seuils pour la classification d'un échantillon. Pour cette raison, on à ajouter une deuxième phase de classification basée sur les séparateurs à vaste marge.

IV.3.2 Classification

Dans cette phase nous avons employé les trois courants I_a , I_b et I_c comme étant des observations.

La phase de classification est assurée en utilisant un séparateur à vaste marge un contre tous.

IV.3.3 Résultats et discussions

Cette section présente les résultats du modèle basés sur le logiciel MATLAB ainsi que les performances de la technique de diagnostic pour un le photovoltaïque.

Dans cette étude, les effets de différents types de défauts appliqués au système PV sous l'aspect des courant de phase (I_a , I_b et I_c) peuvent être observés et donc différentes courbes d'extraction des paramètres statistiques sont générées.

Le fonctionnement du système de diagnostic SVM a besoin de données pour l'apprentissage qui contient les différents défauts. Pour tester l'efficacité de ce modèle, nous avons testé le modèle obtenu par 30% des échantillons de la base de données.

L'apprentissage du SVM est effectuée en utilisant 280 échantillons qui représentent 70% des données totales, tandis qu'un nombre de 120 échantillon sont utilisés pour le test (équivalent à 30% des données totales).

Nous avons appliqué la phase d'apprentissage et la phase de test à la base de données préalablement construite. **Le Tableau IV.2** présente le taux de bonne classification par SVM obtenu et ce pour les trois courant I_a , I_b et I_c .

Tableau IV.2 : Taux de bonne classification par SVM .

Résultats de classification	Le taux d'apprentissage 70%	Le taux de test 30%		
		Ia	Ib	Ic
Taux de Classification	99.6429 %	84.1667 %	94.1667 %	87.5%

A partir des résultats obtenus en utilisant les trois courants Ia, Ib et Ic comme observations, on remarque que le taux de test est égale 84.1667 %, 94.1667 % et 87.5% et ce pour Ia, Ib et Ic, respectivement. Donc, on peut dire que le meilleur taux de test obtenu à partir de la mesure du courant Ib.

Les **Figures IV.4** et **IV.5** représentent les matrices de confusions de classification pour la phase d'apprentissage et de test, respectivement.

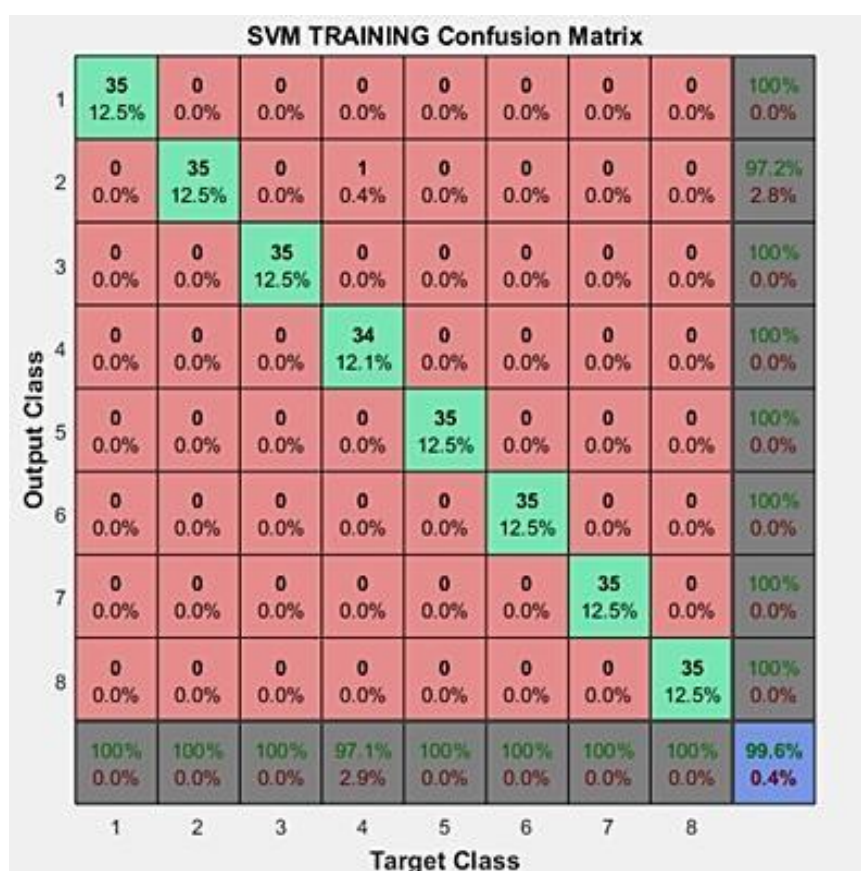


Figure IV.4 : Matrice de confusions pour l'apprentissage

SVM TESTING Confusion Matrix

Output Class	1	14 11.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	2	0 0.0%	13 10.8%	0 0.0%	1 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	92.9%
	3	0 0.0%	0 0.0%	15 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	4	0 0.0%	2 1.7%	0 0.0%	14 11.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	87.5%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	15 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%
	6	1 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	15 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	93.8%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	12 10.0%	0 0.0%	100%
	8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 2.5%	15 12.5%	83.3%
			93.3% 6.7%	86.7% 13.3%	100% 0.0%	93.3% 6.7%	100% 0.0%	100% 0.0%	80.0% 20.0%	100% 0.0%
		1	2	3	4	5	6	7	8	
		Target Class								

Figure IV.5 : Matrice de confusions de classification pour le test

La diagonale de chaque matrice de confusion représente les échantillons correctement classés. Alors que les autres éléments de la matrice représentent les observations mal classées

A partir de la matrice de confusion illustrés dans la **Figure IV.5** on remarque que seulement 07 observation sont mal classés.

La matrice de confusion de la classification pour l'apprentissage représente un taux de classification de 99.6 % ; ce qui indique que ce modèle est capable d'identifier tous les défauts et donner une bonne performance classification. A partir de la **Figure IV.5**, la matrice de confusion de la classification pour le test révèle que les taux de classification obtenus avec le modèle SVM est de 94,2% ce qui confirme une bonne performance de classification des fautes par la méthode proposée.

IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé l'approche proposée pour le diagnostic des défauts dans un système de panneaux photovoltaïque basée sur les paramètres statistiques et les séparateurs à vaste marge.

Les résultats obtenus montrent le bon taux de classification obtenus pour la classification de 08 scénarios.

Conclusion générale

Conclusion générale et perspectives

Le mémoire présenté expose une étude portant sur l'application d'une méthode de diagnostic basée sur la reconnaissance des formes sur un système photovoltaïque.

La technique proposée est essentiellement basée sur deux phases. La première phase est réservée à la réduction de dimension de vecteur d'entrée du classifieur. Pour cela cinq paramètres statistiques ont été extraits à partir de chaque observation. Les paramètres statistiques utilisés sont : la valeur minimum (MIM), la valeur moyenne (MOY), la valeur maximale (MAX), le coefficient d'aplatissement (KURTOSIS) et le coefficient d'asymétrie (SKEWNESS).

Dans la deuxième phase nous allons utiliser les séparateurs à vaste marge pour détecter et classifier les défauts sur les panneaux photovoltaïques. Les SVM représentent une méthode d'apprentissage statistique qui a une théorie solide qui permet de l'étendre à de nombreuses variables. Les SVM sont caractérisés par une grande capacité à généraliser et une certaine affinité pour le spectateur aux premières gammes d'outils d'analyse de données.

La méthode proposée est appliquée pour le diagnostic des 08 classes d'un système photovoltaïque lié au réseau.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de l'approche proposée pour le diagnostic des différents types de défauts.

Comme perspectives de ce travail on propose :

- L'utilisation des différentes techniques de réduction de dimension basé sur l'intelligence artificielle pour l'extraction d'un vecteur d'entrée pertinent.
- L'augmentation du nombre des échantillons ainsi que les mesures afin d'augmenter la probabilité du diagnostic des défauts.
- La validation expérimentale de l'étude proposé et l'application de cette méthode sur d'autre type de défauts.

Références bibliographiques

- [1] Asif, Muhammad, and Tariq Muneer. "Energy supply, its demand and security issues for developed and emerging economies." *Renewable and sustainable energy reviews* 11.7 (2007): 1388-1413.
- [2] Alvarez, Gonzalo E., Marian G. Marcovecchio, and Pio A. Aguirre. "Optimization of the integration among traditional fossil fuels, clean energies, renewable sources, and energy storages: An MILP model for the coupled electric power, hydraulic, and natural gas systems." *Computers & Industrial Engineering* 139 (2020): 106141.
- [3] Almasoud, A. H., & Gandayh, H. M. (2015). Future of solar energy in Saudi Arabia. *Journal of King Saud University-Engineering Sciences*, 27(2), 153-157.
- [4] Shahsavari, A., & Akbari, M. (2018). Potential of solar energy in developing countries for reducing energy-related emissions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 90, 275-291.
- [5] Poggi, F., Firmino, A., & Amado, M. (2018). Planning renewable energy in rural areas: Impacts on occupation and land use. *Energy*, 155, 630-640.
- [6] Ressources naturelles et Développement de l'énergie : <https://www2.gnb.ca/content/gnb/fr/ministeres/der/energie/content/renewable.html>
- [7] Lahiani, M. (2022). Intégration d'une centrale d'énergies renouvelables aux édifices publics de la municipalité d'Esprit-Saint au Bas-Saint-Laurent (Doctoral dissertation, Université du Québec à Rimouski).
- [8] Belhadj, M. (2008). Modélisation d'un système de captage photovoltaïque autonome. Mémoire de Magister option: Microélectronique-Photovoltaïque, Centre Universitaire de Béchar, 43-50.
- [9] Abdelkader, M. (2017). Modélisation à deux dimensions des propriétés physiques de cellules solaires au silicium à base de substrat de type n. Étude de quelques cas particuliers de cellules innovantes. Université Abdel Hamid Ibn Badis de Mostaganem, Soutenu Le, 4(07).
- [10] Boutabba, T. (2018). Contribution à la modélisation et à la commande d'un système de génération hybride Solaire-Eolien (Doctoral dissertation, Université de Batna 2).
- [11] Rodot, M., & Benallou, A. (1993). *Electricité solaire au service du développement rural*.
- [12] Énergie solaire : <https://opera-energie.com/energie-solaire/>
- [13] Bouzidi, A. (2016). Diagnostic et contrôle des systèmes de conditionnement de l'énergie photovoltaïque. Cas d'un système connecté au réseau électrique (Doctoral dissertation, Université de Batna 2).
- [14] Gaouaoui, M. (2012). Diagnostic par reconnaissance des formes: Application à la machine asynchrone (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri).
- [15] Basseville, M., & Cordier, M. O. (1996). Surveillance et diagnostic de systèmes dynamiques: approches complémentaires du traitement de signal et de l'intelligence artificielle (Doctoral dissertation, INRIA).

- [16] Mamar, Z. H. (2008). Analyse temps-échelle et reconnaissance des formes pour le diagnostic du système de guidage d'un tramway sur pneumatiques. Université Blaise Pascal-Clermont II.
- [17] Thelaidjia, T. (2013). La modélisation autorégressive et les séparateurs à vaste marge pour le diagnostic des défauts des roulements à billes (Doctoral dissertation, Université Larbi Tébessi. Tebessa).
- [18] Belmiloud, D. (2019). Contribution à l'étude de l'endommagement des matériaux, constituants de machines tournantes, en fonction des paramètres température et fréquence de rotation. Applications aux roulements (Doctoral dissertation, Reims).
- [19] Benzahiou S., (2019), Surveillance et Diagnostic de Défauts Dans les Systèmes Electriques. Thèse de Doctorat Sciences, Université du 20 Août 1955 Skikda.
- [20] Boutleux, E. (1996). Diagnostic et suivi d'évolution de l'état d'un système par reconnaissance des formes floues : application au modèle du réseau téléphonique français (Doctoral dissertation, Compiègne).
- [21] Souad, K. K. (2011). Les séparateurs à vaste marge Biclasse. Université des Sciences et de la technologie d'Oran USTO MB, 2012.
- [22] Boukhechem, F. (2021). Sélection des paramètres et séparateur à vaste marge pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes.
- [23] Hasan, M., & Boris, F. (2006). Svm : Machines à vecteurs de support ou séparateurs à vastes marges. Rapport technique, Versailles St Quentin, France. Cité, 64.
- [24] Senoussaoui, M. (2007). Application des modèles de Markov caches les machines à vecteurs de support pour la reconnaissance des caractères isolés d'écriture en ligne. Mémoire de magister, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran USTO-MB, SIMPA.
- [25] Kecman, V. (2001). Learning and soft computing: support vector machines, neural networks, and fuzzy logic models. MIT press.
- [26] Abe, S. (2005). Support vector machines for pattern classification (Vol. 2, p. 44). London: Springer.
- [27] Wang, L. (Ed.). (2005). Support vector machines: theory and applications (Vol. 177). Springer Science & Business Media.
- [28] Vapnik, V. N., & Vapnik, V. (1998). Statistical Learning Theory, vol. 1. Hoboken.
- [29] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine learning, 20, 273-297.
- [30] Schölkopf, B., Smola, A. J., Williamson, R. C., & Bartlett, P. L. (2000). New support vector algorithms. Neural computation, 12(5), 1207-1245.

- [31] Hamel, L. (2009). Knowledge Discovery With Support Vector Machines, A John Wiley & Sons. Inc., Hoboken, New Jersey, 246.
- [32] Duda, R. O., Hart, P. E., & Stork, D. G. (2001). Pattern Classification. Jone Wiley & Son. Inc, New Work.
- [33] Guichi, A., Talha, A., Berkouk, E. M., Mekhilef, S., & Gassab, S. (2018). A new method for intermediate power point tracking for PV generator under partially shaded conditions in hybrid system. Solar Energy, 170, 974-987.