

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université A.MIRA-BEJAIA



جامعة بجاية
Tasdawit n Bgayet
Université de Béjaïa

Faculté de Technologie
Département de Génie Electrique
Laboratoire de Technologie Industrielle et de l'Information

THÈSE
EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
DOCTORAT

Domaine : Sciences et Technologies Filière : Electronique
Spécialité : Electronique

Présentée par
Fatah YAHIAOUI

Thème

Contribution à la modélisation et à l'optimisation des systèmes de conversion photovoltaïque en utilisant les algorithmes évolutionnaires mono et multi objectifs

Soutenue le : 23 Mai 2019

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom

Grade

Mr KHIREDDINE Abdelkrim	Professeur	Univ. de Bejaia	Président
Mr GUENOUNOU Ouahib	MCA	Univ. de Bejaia	Rapporteur
Mr BERRAH Smail	Professeur	Univ. de Bejaia	Examineur
Mr BOUDRIES Zoubir	MCA	Univ. de Bejaia	Examineur
Mr LAMAMRA Kheireddine	MCA	Univ. d'Oum El Bouaghi	Examineur

Année Universitaire : 2018/2019

REMERCIEMENTS

Le présent travail, a été mené au sein de l'équipe de recherche Techniques Avancées de Commande (TAC) du Laboratoire de Technologie Industrielle et de l'Information (LTII) de l'université Abderrahmane MIRA- Béjaïa.

Au terme de ce travail, je présente mes sincères remerciements en particulier, à Monsieur GUENOUNOU Ouahib, chef de l'équipe TAC et directeur de cette thèse, pour son soutien et la confiance qu'il m'a constamment témoignée. Il m'a notamment permis de mener mes travaux de recherche dans les meilleures conditions possibles.

Je tiens également à remercier Monsieur CHABOUR Ferhat qui m'a accueilli au sein du laboratoire du Groupe de Recherche d'Electrotechnique et de l'Automatique du Havre (GREAH) en France dont les idées, les conseils, les critiques, mais aussi les encouragements, m'ont été d'une aide précieuse.

Je tiens à remercier Monsieur REKIOUA Toufik, directeur du laboratoire LTII de m'avoir permis d'effectuer cette thèse dans le laboratoire LTII.

Je remercie Monsieur KHIREDDINE Abdelkrim, Professeur à l'université de Béjaïa, qui m'a fait l'honneur de présider le jury de cette thèse.

J'adresse également mes meilleurs sentiments de gratitude aux honorables membres du Jury qui ont accepté dévaluer ce travail, Monsieur BERRAH Smail, Professeur à l'université de Béjaïa et Monsieur BOUDRIES Zoubir, Maître de conférences à l'université de Bejaïa.

Je suis profondément reconnaissant à Monsieur LAMAMRA Kheireddine, Maître de conférences à l'université d'Oum El Bouaghi d'avoir accepté d'être dans ce Jury. J'exprime tout mes remerciements pour l'honneur qu'il m'a fait en ce déplaçant pour participer à ce Jury.

Je remercie tout particulièrement mes collègues de l'équipe TAC, BRIKH Lamine, KACIMI Mohand-Akli et HADID Nouh pour la chaleureuse ambiance dans laquelle se sont déroulées ces années.

Au terme de ce travail, je tiens à remercier tous ceux qui y ont collaboré, directement ou indirectement, lors de ces années de thèse.

A mes parents, à mes soeurs et à mon frère, toujours à mes côtés
A ma femme Faïka, pour le soutien dont elle a fait preuve pendant toute la durée de cette
thèse

Merci.

TABLE DES MATIERES

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction Générale 1

CHAPITRE 1 : GÉNÉRALITÉS SUR LES SYSTÈMES DE CONVERSION PHOTOVOLTAÏQUE

1.1. Introduction	4
1.2. Principe de la conversion photovoltaïque	4
1.3. Cellule photovoltaïque	5
1.3.1. Modélisation électrique d'une cellule photovoltaïque	5
1.3.2. Générateur photovoltaïque	7
1.3.2.1. Constitution d'un générateur photovoltaïque	7
1.3.2.2. Eléments de protection d'un générateur photovoltaïque	8
1.3.2.3. Influence de l'éclairement et de la température	9
1.4. Connexion direct entre un GPV et une charge	11
1.5. Connexion GPV-charge via un étage d'adaptation continu-continu	12
1.5.1. Principe de fonctionnement d'un étage d'adaptation DC-DC	13
1.6. Commandes MPPT	13
1.6.1. Commandes MPPT classiques	14
1.6.1.1. Algorithme de Perturbation & Observation	15
1.6.2. Commandes MPPT intelligentes	17
1.6.2.1. Commande par la logique floue	18
1.7. Conclusion	21

CHAPITRE 2 : OPTIMISATION PAR ALGORITHMES ÉVOLUTIONNAIRES

2.1. Introduction.....	22
2.2. Problème d'optimisation	22
2.3. Algorithme évolutionnaire mono-objectif	23
2.3.1. Algorithmes génétiques	23
2.3.1.1. Procédures de codage des variables	25
2.3.1.2. Génération de la population initiale	26
2.3.1.3. Fonction d'adaptation (Fitness)	26
2.3.1.4. Méthodes de sélection	26
2.3.1.5. Méthodes de croisement	28
2.3.1.6. Méthodes de mutation	29
2.3.2. Optimisation par essaim particulière	31
2.3.2.1. Formalisation	32
2.3.2.2. Topologie de voisinage	34
2.3.2.3. Paramètres de l'algorithme PSO	34
2.4. Algorithmes évolutionnaires multi -objectif	36
2.4.1. Méthodes agrégatives	37
2.4.2. Méthodes non agrégatives	38
2.4.3. SPEA-II	39
2.4.3.1. Procédure de fonctionnement du SPEA-II	39
2.4.3.2. Sélection environnementale	41
2.4.3.3. Sélection à la reproduction (mating selection)	42
2.5. Conclusion	42

CHAPITRE 3 : OPTIMISATION DE LA COMMANDE MPPT FLOUE

3.1. Introduction	43
3.2. Configuration du contrôleur MPPT flou	44
3.2.1. Variables du contrôleur flou	44
3.2.2. Fonctions d'appartenance	45
3.2.3. Univers du discours des variables du contrôleur.....	46
3.2.4. Base de règles du contrôleur	47
3.3. Optimisation des contrôleurs MPPT flous par algorithme évolutionnaire mono-objectif	47
3.3.1. Structure de l'individu	47
3.3.2. Procédure d'initialisation.....	48
3.3.3. Objectif de la stratégie de commande	48
3.3.4. Profil d'apprentissage	49
3.3.5. Optimisation des contrôleurs MPPT flous par algorithme génétique simple	49
3.3.5.1. Opérateurs génétiques	49
3.3.5.2. Méthode de sélection	50
3.3.6. Optimisation des contrôleurs MPPT flous par algorithme PSO	50
3.3.6.1. Facteur d'inertie w	50
3.3.6.2. Coefficients d'accélération c_1 et c_2	51
3.3.6.3. Coefficients de construction CFa	51
3.4. Résultats de l'optimisation du contrôleur MPPT flou	51
3.4.1. Profil d'apprentissage	53
3.4.2. Tests	54
3.4.2.1. Test sous les conditions de test standard	55

3.4.2.2. Test sous des variations rapide de l'irradiance	56
3.4.3. Interprétation des résultats	58
3.5. Optimisation des contrôleurs MPPT flous par algorithme SPEA-II	59
3.5.1. Fonctions objectifs	59
3.5.2. Structure du chromosome	59
3.5.3. Procédure d'initialisation	60
3.5.4. Croisement	60
3.5.5. Mutation	60
3.5.6. Résultats de simulation	61
3.6. Conclusion.....	65

CHAPITRE 4 : APPLICATION : SYSTÈME PHOTOVOLTAÏQUE AUTONOME SANS STOCKAGE ÉLECTROCHIMIQUE.

4.1. Introduction	66
4.2. Approche expérimentale - Banc de test	66
4.2.1. Partie puissance	69
4.2.1.1. Emulateur photovoltaïque	69
4.2.1.2. Convertisseur hacheur	71
4.2.2. Partie commande - Carte de commande (dSPACE DS1104 R&D)	75
4.2.2.1. Architecture interne de la carte DS1104	77
4.2.2.2. Control Desk (Interface graphique)	77
4.2.2.3. Limites d'utilisation de la carte dSPACE	78
4.3. Résultats expérimentaux	78
4.3.1. Test sous les conditions de test standard	78
4.3.2. Tests sous les différent conditions atmosphériques	80

Table des Matières

4.3.2.1. Test sous des variations de l'irradiance.....	80
4.3.2.2. Test sous des variations de température	82
4.4. Conclusion	83
Conclusion Générale	84
Liste des publications	87
Références bibliographiques	90

LISTE DES FIGURES

Chapitre 1

Figure 1.1. Schéma de principe de la conversion photoélectrique	5
Figure 1.2. Modèle à une seul diode d'une cellule photovoltaïque	7
Figure 1.3. Courbes caractéristiques du panneau photovoltaïque	8
Figure 1.4. Schématisation d'un GPV avec des diodes by-pass et une diode anti-retour.....	9
Figure 1.5. Caractéristiques électriques pour différents niveaux d'ensoleillement à une température fixe 25°C d'un panneau de 150Watt/crête	10
Figure 1.6. Caractéristiques électriques pour différents niveaux de température à un ensoleillement fixe 1000W/m ² d'un panneau de 150Watt/crête	11
Figure 1.7. Connexion directe entre un GPV et une charge continue	11
Figure 1.8. Caractéristique d'un générateur photovoltaïque en connexion directe avec différentes possibilités de charge.	12
Figure 1.9. Connexion d'un GPV à une charge à travers un étage d'adaptation DC-DC.	13
Figure 1.10. Système de conversion d'énergie photovoltaïque associée à une commande MPPT..	14
Figure 1.11. Zones de fonctionnement du panneau photovoltaïque..	15
Figure 1.12. Organigramme de la méthode P&O.....	17
Figure 1.13. Structure d'un contrôleur flou..	19
Figure 1.14. Fonctions d'appartenance de la variable e	20

Chapitre 2

Figure 2.1. Les différents espaces de recherche.....	23
Figure 2.2. Croisement en un seul point	29
Figure 2.3. Principe de la méthode de mutation.....	30
Figure 2.4. Déplacement d'une particule	32
Figure 2.5. (a) anneau (ave, n=2), (b) rayon, (c) étoile... ..	34
Figure 2.6. Front de Pareto.....	37

Chapitre 3

Figure 3.1. Synoptique du système photovoltaïque avec le contrôleur MPPT flou	44
---	----

Figure 3.2. Caractéristiques asymétriques du panneau photovoltaïque.	45
Figure 3.3. Partitionnement des fonctions d'appartenance triangulaires asymétriques de l'entrée (e)	46
Figure 3.4. Structure de N individu en utilisant un codage réel	48
Figure 3.5. Profil d'apprentissage.....	49
Figure 3.6. Schéma du système de conversion photovoltaïque.....	52
Figure 3.7. Profil de convergence pour une population de 20 individus.	54
Figure 3.8. Profil de convergence pour une population de 40 individus.	54
Figure 3.9. Comparaison sous les conditions STC.....	56
Figure 3.10. Profil d'irradiance.....	57
Figure 3.11. Comparaison sous un profil d'irradiance variable.....	58
Figure 3.12. Structure du chromosome du SPEA-II.	60
Figure 3.13. Front de Pareto de la population finale.....	62
Figure 3.14. Puissance du panneau pour la solution $i=2$	63
Figure 3.15. Puissance du panneau pour la solution $i=7$	63
Figure 3.16. Profil de l'irradiance solaire	64
Figure 3.17. Puissance du panneau pour la solution $i = 2$ dans des conditions atmosphériques variables.	64
Figure 3.18. Puissance du panneau pour la solution $i = 7$ dans des conditions atmosphériques variables.	65

Chapitre 4

Figure 4.1. Banc de test expérimental du système photovoltaïque..	67
Figure 4.2. Schéma synoptique du banc d'essai	68
Figure 4.3. Interface graphique développée dans ControlDesk..	69
Figure 4.4. Emulateur du panneau photovoltaïque BP SX150S..	70
Figure 4.5. Points relevés par simulation de l'émulateur du panneau photovoltaïque BP SX150S comparés à la courbe réelle.....	71
Figure 4.6. Onduleur SEMIKRON..	72
Figure 4.7. Structure du hacheur parallèle..	73
Figure 4.8. Mode de fonctionnement du hacheur parallèle.....	73

Figure 4.9. Signal de commande de l'interrupteur S..	74
Figure 4.10. Carte d'acquisition de la carte dSPACE DS1104.....	75
Figure 4.11. Interface d'E/S de la carte dSPACE DS1104.....	76
Figure 4.12. Diagramme de l'architecture de la DS1104..	77
Figure 4.13. Etapes de l'implantation des algorithmes sur la carte DSP..	78
Figure 4.14. Puissance de l'émulateur photovoltaïque sous les conditions STC avec variation de la charge.....	79
Figure 4.15. Rapport cyclique du hacheur sous les conditions STC avec variation de la charge..	80
Figure 4.16. Profil d'irradiance.....	80
Figure 4.17. Puissance de l'émulateur photovoltaïque sous variation de l'ensoleillement.....	81
Figure 4.18. Rapport cyclique du convertisseur sous variation de l'ensoleillement..	81
Figure 4.19. Profil de température.....	82
Figure 4.20. Puissance de l'émulateur photovoltaïque sous variation de la température.....	82
Figure 4.21. Rapport cyclique du convertisseur sous la variation de la température.....	83

LISTE DES TABLEAUX

Table 3.1. Règles flous pour le calcul ΔD_N	47
Table 3.2. Opérateurs génétiques.	50
Table 3.3. Caractéristiques électriques du panneau BP SX150S en conditions standard.	52
Table 3.4. Paramètres d'AG et de PSO	53
Table 3.5. Quelques solutions du front de Pareto	62
Table 4.1. Composants du hacheur élévateur (boost).....	72

INTRODUCTION GENERALE



Introduction Générale

Le système photovoltaïque est l'une des sources d'énergies renouvelables qui a suscité un grand intérêt au près des chercheurs au cours des dernières décennies. L'épuisement des gisements fossiles et les émissions de gaz à effet de serre ont entraîné une croissance dans le domaine des sources d'énergie renouvelable dont le photovoltaïque en grande partie. De plus, l'énergie photovoltaïque peut être produite à proximité de son lieu de consommation de manière décentralisée, ce qui la rend accessible à une grande partie de la population.

Cependant, les systèmes de conversion photovoltaïques sont soumis aux fluctuations de puissance dues aux variations des conditions atmosphériques, à savoir le rayonnement solaire et la température ambiante. Grâce aux méthodes de poursuite du point de puissance maximale (Maximum Power Point Tracking) dites méthodes (MPPT), le rendement des systèmes photovoltaïques (PV) est considérablement amélioré. De nombreuses méthodes ont été proposées dans la littérature pour suivre le point de puissance maximale (PPM) des systèmes PV. Parmi ces méthodes, le hill climbing [1] et la perturbation et observation (P&O) [2-4] sont les deux algorithmes couramment utilisés en raison de leur implémentation simple et peu coûteuse. Cependant, ces méthodes souffrent d'oscillations du point de fonctionnement autour du PPM, entraînant ainsi des pertes d'énergie importantes, en particulier dans les systèmes photovoltaïques à grande échelle. D'autres approches alternatives ont été proposées afin de surmonter cet inconvénient comme la méthode d'incrément d'inductance [5]. Cependant, toutes ces méthodes énumérées ne répondaient pas correctement dans des conditions atmosphériques en évolution rapide.

Récemment, des méthodes MPPT basées sur des techniques d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones [6, 7] et les contrôleurs flous [8-11] ont fait leur apparition. L'utilisation de contrôleurs flous est plus appropriée pour le suivi du PPM par rapport aux contrôleurs conventionnels car ils produisent de meilleures performances dans les conditions atmosphériques variables [12-18]. Néanmoins, la conception de ces contrôleurs MPPT flous n'est pas une tâche facile en raison du nombre important de paramètres qu'il faut ajuster (paramètres relatifs aux fonctions d'appartenance) et l'utilisation d'une base de règles flous

souvent difficile à élaborer. Cette difficulté de conception a conduit de nos jours à l'emploi des méthodes d'apprentissage automatique et d'optimisation des contrôleurs MPPT flous et, particulièrement, celles basées sur les algorithmes d'optimisation évolutionnistes.

C'est dans ce contexte de conception des contrôleurs MPPT flous que se situe notre travail de thèse dont le but est de concevoir des contrôleurs capables d'extraire le maximum de puissance disponible dans un générateur photovoltaïque et ce, quelque soient les variations des conditions atmosphériques et de la charge. Dans cette thèse, les algorithmes d'optimisation utilisés sont les algorithmes évolutionnaires (AE) mono et multi-objectif. Ces algorithmes sont appliqués suivant deux stratégies :

- Les règles floues du contrôleur MPPT flou sont prédéfinies et les fonctions d'appartenance associées aux variables d'entrées et de sorties du contrôleur sont optimisées par les algorithmes évolutionnaires mono-objectif.
- Les fonctions d'appartenance et les règles floues sont optimisées simultanément par un algorithme évolutionnaire multi-objectif.

Présentation des chapitres

Cette thèse est organisée en quatre chapitres :

Le premier chapitre concerne l'étude des éléments de la chaîne de conversion photovoltaïque, constituée de générateur PV, d'un étage d'adaptation associé à une commande MPPT ainsi qu'une charge résistive. Nous nous étalerons dans ce chapitre sur la partie commande. Nous présenterons une commande MPPT classique et une commande intelligente basée sur le contrôleur flou.

Le deuxième chapitre est consacré aux algorithmes évolutionnaires. La première partie traite les AEs mono-objectif. Nous présenterons deux algorithmes que nous avons exploité dans le cadre de cette thèse à savoir les algorithmes génétiques et l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO, en anglo-saxon). La deuxième partie concerne les notions de bases sur lesquelles reposent les algorithmes multi-objectif et nous présenterons en détail le principe de fonctionnement de l'algorithme SPEA-II (Strength Pareto Evolutionary algorithm-II).

Le troisième chapitre est consacré à la conception des contrôleurs MPPT flous par algorithmes évolutionnaires. Le chapitre est scindé en deux grandes parties : Dans la première partie, le problème de conception est formulé comme un problème d'optimisation mono-objectif et nous utilisons les algorithmes génétiques et l'algorithme par essaim particulaire comme méthode d'optimisation. Dans la deuxième partie, l'algorithme SPEA-II est utilisé pour optimiser les fonctions d'appartenance et les règles floues du contrôleur MPPT flou.

Le quatrième chapitre concerne une application réelle du contrôleur flou optimisé par l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire pour la commande d'un système de conversion d'énergie photovoltaïque.

Enfin, une conclusion viendra résumer la thèse et mettre en avant les résultats de nos contributions et les perspectives.

Chapitre 1

GÉNÉRALITÉS SUR LES SYSTÈMES DE CONVERSION
PHOTOVOLTAÏQUE

1.1. Introduction

Les systèmes de conversion photovoltaïques ont connu un essor important au cours des dernières années dans la production d'énergie dans le monde. Notre travail s'inscrit dans la suite de cette croissance, de sorte d'augmenter l'efficacité de la conversion photovoltaïque.

Dans ce chapitre, un aperçu sur les généralités de la structure des systèmes photovoltaïques est donné pour mieux comprendre et identifier les parties de cette structure à améliorer. La recherche dans ce domaine est extrêmement active depuis plusieurs années et les avancées sont rapides. Les structures de premières générations sont constituées d'un générateur photovoltaïque et une charge, le tout est connecté directement via un fil. Cependant ce type de structure a montré ses limites et présente des inconvénients vu la caractéristique non-linéaire du générateur. Les recherches sont orientées vers l'utilisation d'un étage d'adaptation accompagné d'une commande de poursuite du point de puissance maximale (en anglais : MPPT) adéquate entre le générateur et la charge. La dernière partie de chapitre est consacrée aux différentes méthodes MPPT

1.2. Principe de la conversion photovoltaïque

La conversion photovoltaïque peut être définie comme la transformation de l'énergie des photons en énergie électrique grâce au processus d'absorption de la lumière par la matière. Dans un semi-conducteur exposé à la lumière, un photon d'énergie suffisante arrache un électron à la matière, créant au passage un « trou ». Normalement, l'électron e^- trouve rapidement un trou pour se recombiner, et l'énergie apportée par le photon est ainsi dissipée. Le principe d'une cellule photovoltaïque est de forcer les électrons et les trous à se diriger chacun vers une face opposée du matériau au lieu de se recombiner, ainsi, il apparaîtra une différence de potentiel et donc une tension entre les deux faces, comme dans une pile. L'une des solutions, couramment utilisée, pour extraire sélectivement les électrons et les trous utilise un champ électrique \vec{E} au moyen d'une jonction PN, entre deux couches dopées respectivement P et N, (voir [Figure 1.1](#)).

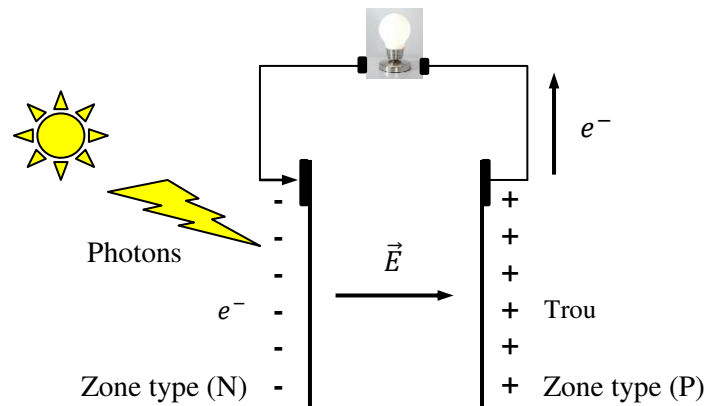


Figure 1.1. Schéma de principe de la conversion photoélectrique.

D'un point de vue électrique, une cellule photovoltaïque est l'équivalent d'un générateur de courant auquel on a adjoint une *diode*. Il faut ajouter des contacts électriques (qui laissent passer la lumière en face éclairée : en pratique, un *contact par une grille* est utilisée), une couche *antireflet* pour assurer une bonne transmission des photons vers l'absorbeur. Pour que la cellule fonctionne, et produise le maximum de courant, on ajuste le *gap* du semi-conducteur au niveau d'énergie des photons. On peut éventuellement empiler les jonctions, de façon à exploiter au mieux le spectre d'énergie des photons, ce qui donne les cellules multi-jonctions [19].

1.3. Cellule photovoltaïque

1.3.1. Modélisation électrique d'une cellule photovoltaïque

Une jonction PN comme préalablement définie, réalisée à partir de matériaux sensibles à la lumière, présente la particularité de pouvoir fonctionner en générateur d'énergie.

La modélisation d'un système physique donné consiste à établir son modèle mathématique. Afin de modéliser une cellule photovoltaïque, de nombreux modèles mathématiques ont été proposés dans la littérature, ils ont été développés pour décrire le comportement non linéaire et le fonctionnement d'une cellule qui résulte de celui des jonctions semi-conductrices qui sont à la base de leurs réalisations.

Le modèle présenté dans cette thèse est le modèle d'une cellule à une diode. C'est le modèle le plus répandu dans la littérature et il présente un bon compromis entre simplicité et précision. Il fait intervenir un générateur de courant pour la modélisation du flux lumineux incident, une diode pour les phénomènes physiques de polarisation et deux résistances (série et shunt).

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

La diode semi-conductrice est représentée sous forme d'une jonction PN selon l'équation de Shockley suivante :

$$I_D = I_0 \left[\exp\left(\frac{V_D}{\alpha V_{th}}\right) - 1 \right] \quad (1.1)$$

où, V_D est la tension appliquée à la diode (V),

I_D est le courant circulant dans la diode (A),

α est le facteur d'idéalité de la diode, il est compris entre 1 et 2,

V_{th} est le potentiel thermodynamique de la cellule, qui est exprimé comme suit,

$$V_{th} = \frac{KT}{q} \quad (1.2)$$

où, K est la constante de Boltzman, $1.380658e^{-23}$ J/K,

T est la température absolue de la cellule en Kelvin,

q est la charge d'un électron, $1.60217733e^{-19}$ C.

Le courant de saturation I_0 de la diode dépend de la température T , qui est exprimé par l'équation suivante,

$$I_0 = I_{rs} \left(\frac{T}{T_{ref}}\right)^3 \exp\left[\frac{q}{\alpha k} \times E_g \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T}\right)\right] \quad (1.3)$$

où, E_g est le gap d'énergie dans le semi-conducteur de la cellule,

T_{ref} est la température de référence ($T_{ref} = 298$ Kelvin).

Le courant de saturation inverse de la diode est obtenu selon l'expression suivante :

$$I_{rs} = I_{sc} / \left[\exp\left(\frac{qV_{oc}}{K\alpha N_s T_{CTS}} - 1 \right) \right] \quad (1.4)$$

où, I_{sc} est le courant de court-circuit de la cellule (A).

Le courant délivré sur une charge par une cellule photovoltaïque éclairée s'écrit selon la relation suivante :

$$I_{PV} = I_{ph} - I_D \quad (1.5)$$

Soit,

$$I_{PV} = I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{V_D}{\alpha V_{th}}\right) - 1 \right] \quad (1.6)$$

Le photon courant I_{ph} généré dépend de l'irradiance et de la température qui est donné par l'équation (1.7) :

$$I_{ph} = [I_{sc} + K_T \times (T - T_{ref})] \frac{S}{S_{ref}} \quad (1.7)$$

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

où, K_T est le coefficient de la température du courant de court circuit de la cellule, $0.0017 \text{ A/}^\circ\text{C}$,

S_{ref} est l'irradiance de référence ($S_{ref} = 1000 \text{ W/m}^2$).

S est l'irradiance en W/m^2 .

La valeur de la tension en circuit ouvert est donnée par l'équation (1.8),

$$V_{oc} = I_{sc} \times \ln\left(\frac{I_{ph}}{I_0}\right) \quad (1.8)$$

On remarque que V_{oc} augmente avec le logarithme de I_{ph} et varie linéairement avec la température.

Malheureusement, la cellule photovoltaïque en condition d'utilisation ne peut pas être considérée comme une *diode idéale* et comporte des résistances parasites en série R_s et en shunt (parallèle) R_{sh} pour tenir compte des phénomènes dissipatifs au niveau de la cellule (cf. Figure 1.2) [20]. Les chutes de tension dans la zone PN sont représentées par une résistance série R_s quant au courant de fuite, il est considéré en introduisant une résistance parallèle R_{sh} .

L'équation (1.6) devient alors, en incluant les résistances R_s et R_{sh} [21] :

$$I_{PV} = I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{V_{PV} + R_s I_{PV}}{\alpha V_{th}}\right) - 1 \right] - \left(\frac{V_{PV} + R_s I_{PV}}{R_{sh}}\right) \quad (1.9)$$

où, I_{PV} et V_{PV} sont, respectivement, le courant de sortie et la tension de la cellule.

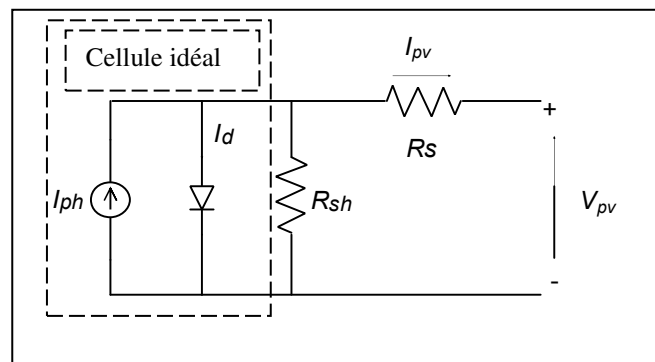


Figure 1.2. Modèle à une seule diode d'une cellule photovoltaïque.

1.3.2. Générateur photovoltaïque

1.3.2.1. Constitution d'un générateur photovoltaïque

Une cellule élémentaire constitue un générateur de très faible puissance vis à vis des besoins de la plupart des applications domestiques ou industrielles. Une cellule de quelques

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

dizaines de centimètres carrés délivre, au maximum, quelques watts. Afin de produire plus de puissance, les cellules sont souvent réunies dans des modules (ou panneaux) photovoltaïques, en fonction de la puissance recherchée. Pour constituer les panneaux solaires, des connexions série/parallèle sont réalisées. La connexion série permet d'augmenter la tension, tandis que la mise en parallèle permet d'accroître le courant. Le nombre de branches et le nombre de cellules dans chaque branche dépendent des caractéristiques recherchées [22].

La figure 1.3 montre un exemple d'une caractéristique électrique d'un panneau solaire BP SX150S:

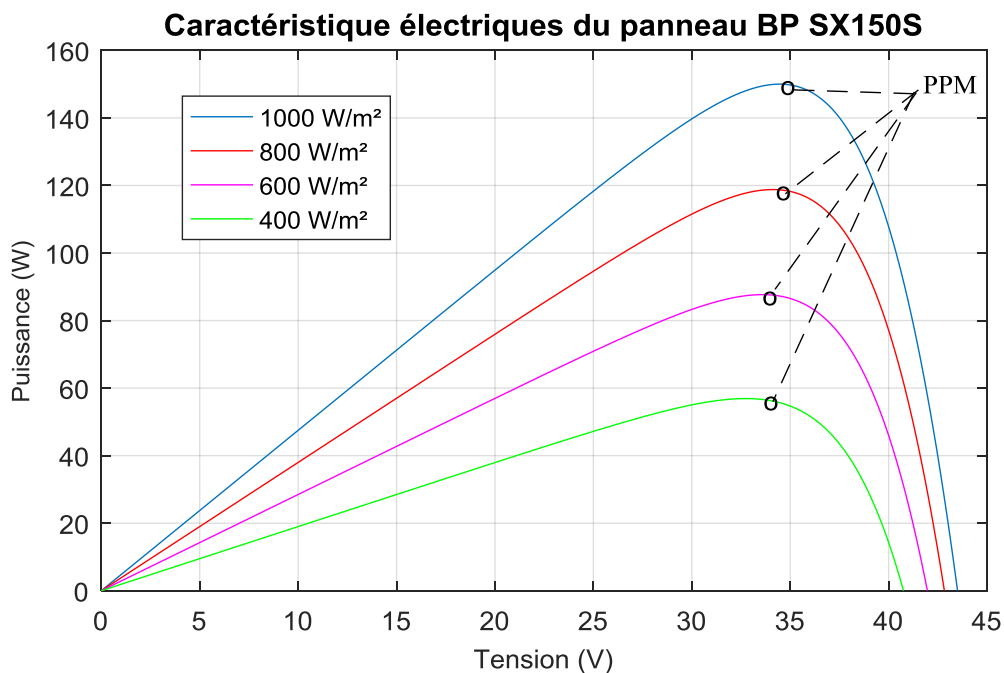


Figure 1.3. Courbes caractéristiques du panneau photovoltaïque.

Cette caractéristique dépend du niveau d'éclairement et de la température de la cellule. Le point de puissance maximale (PPM ou MPP en anglais) sur cette courbe correspond au produit de 2 valeurs particulières qui sont:

- le courant de puissance maximale et la tension de puissance maximale.

1.3.2.2. Éléments de protection d'un générateur photovoltaïque

Au delà du souci d'accroître la puissance maximale générée par le panneau PV, il y a aussi le facteur de sécurité ou de protection, qui est important afin d'augmenter leur durée de vie et éviter les pannes destructrices liées à l'association des cellules en série et en parallèle. Le

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

nombre de cellules par sous-réseaux est le fruit d'un compromis économique entre protection et pertes d'une partie importante du GPV en cas de défaut partiel [23].

On trouve essentiellement deux types de protections classiques dans une installation PV:

1. Une diode by-pass ou anti parallèle est placée sur un groupement élémentaire de 30 à 40 cellules maximum évitant ainsi l'apparition de points chaud et la destruction des cellules mal éclairées. Dans ces conditions, une cellule du groupement en série peut, à la suite d'une défaillance, être soumise à la tension des autres cellules et de fait se retrouver réceptrice au lieu de génératrice.
2. Une diode anti retour protège chaque groupement série, de branche parallèle adjacentes empêchant un courant négatif dans le GPV. Dans le cas de plusieurs chaînes de cellules mises en parallèle sur une charge, le risque est que des chaînes de cellules éclairées débitent dans des chaînes ombrées ou que la charge se décharge à travers le générateur. On dispose pour cela de diodes anti-retour mises en série avec le GPV (de blocage) comme le montre la Figure 1.4. Cette diode est indispensable quand la charge du panneau photovoltaïque est une batterie.

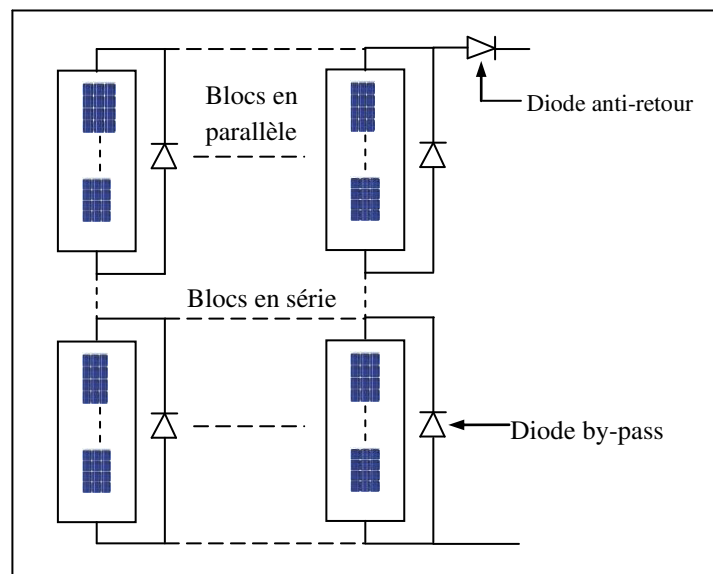


Figure 1.4. Schématisation d'un GPV avec des diodes by-pass et une diode anti-retour.

1.3.2.3. Influence de l'irradiance et de la température

Comme nous pouvons le voir sur les deux Figures 1.5 et 1.6, selon les conditions atmosphériques, on obtient différentes courbes avec différents PPMs.

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

La [Figure 1.5](#) représente les caractéristiques électriques pour différents niveaux d'irradiance et une température fixe 25°C d'un panneau de 150Watt/crête. Dans cette figure, les fortes variations du niveau d'irradiance provoquent des variations relativement importantes du courant optimal. Alors que, les variations relatives de la tension optimale sont faibles. Néanmoins, nous ne pouvons négliger le fait que la tension optimale varie aussi et ceci pour des valeurs très proches de la puissance maximale. D'un autre côté, le niveau d'irradiation impose le niveau du courant de court-circuit.

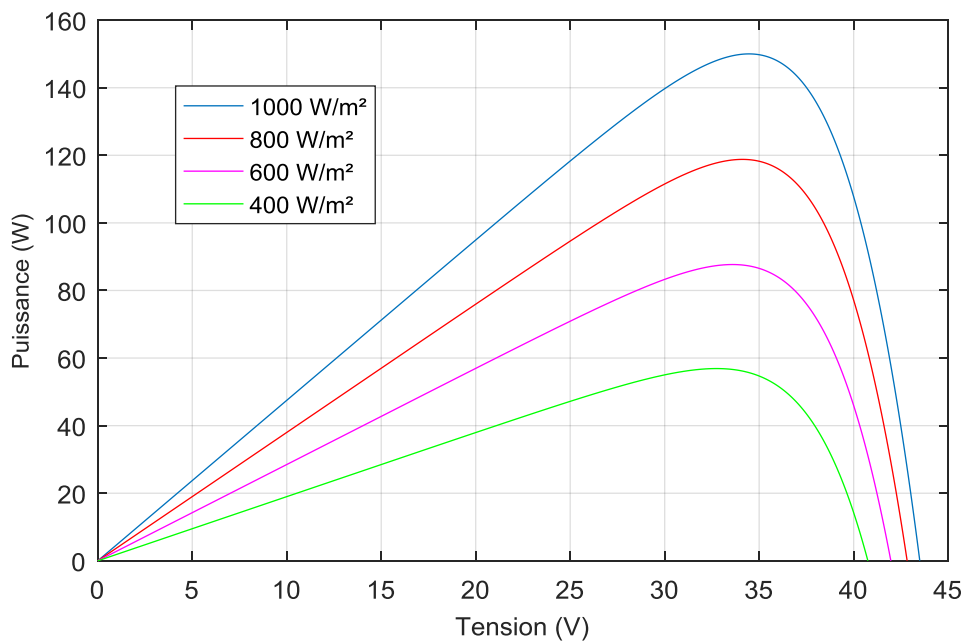


Figure 1.5. Caractéristiques électriques pour différents niveaux d'irradiance et une température fixe 25°C d'un panneau de 150Watt/crête.

La [Figure 1.6](#) représente les caractéristiques électriques pour différents niveaux de température à un irradiance fixe 1000W/m² d'un panneau de 150Watt/crête. Nous pouvons voir sur cette figure une variation légère de la tension optimale du panneau pour différents niveaux de température. Ceci vient de la forte influence que joue la température de la cellule sur sa tension. Ainsi, nous pouvons voir que pour des températures ascendantes, la tension optimale (de la même manière que pour la tension de circuit ouvert) décroît entraînant une diminution de la puissance maximale P_{max} pour un même niveau d'irradiation. Par contre, le courant est peu influencé par les variations de la température.

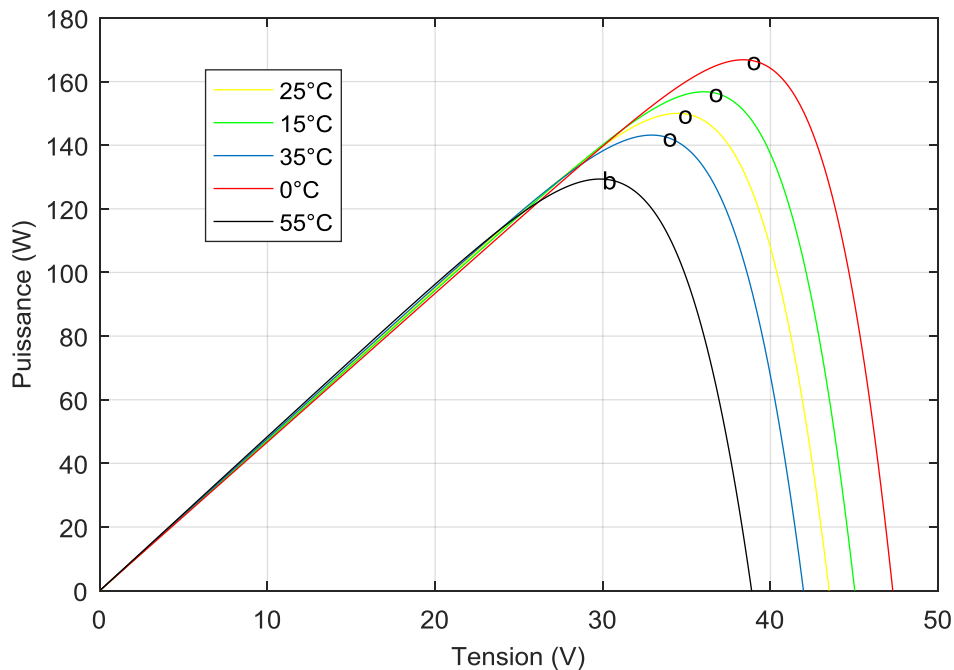


Figure 1.6. Caractéristiques électriques pour différents niveaux de température et un ensoleillement fixe 1000W/m² d'un panneau de 150Watt/crête.

1.4. Connexion direct entre un GPV et une charge

Cette configuration est possible si la tension de fonctionnement du GPV est fixe ou faiblement variable. Le principe de la connexion direct repose sur le transfert de la puissance de sortie de la source photovoltaïque vers l'équipement à alimenter (charge), sans aucun système intermédiaire [24]. Ce fonctionnement est connu sous la nomination " *fonctionnement au fil du soleil*". La présence de la diode anti-retour est indispensable pour éviter de détériorer le générateur par un retour de courant sur ce dernier. La Figure 1.7 présente le schéma de connexion directe entre un GPV et une charge [25].

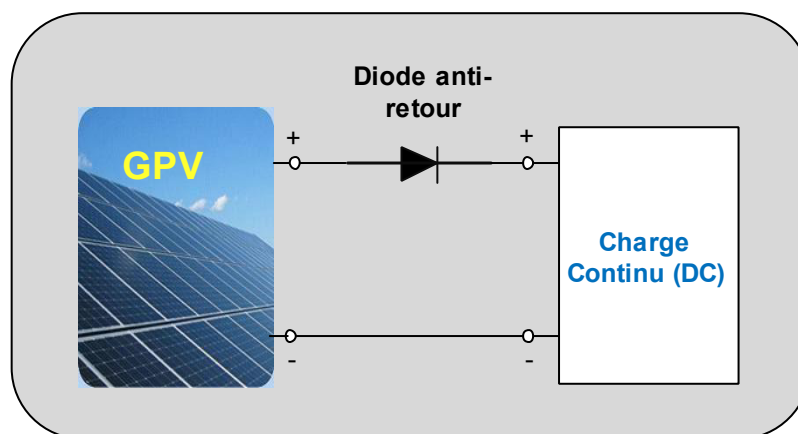


Figure 1.7. Connexion directe entre un GPV et une charge continue.

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

Cependant, cette configuration n'offre aucun type de limitation et/ou de réglage de la tension de la charge. Ce qui la restreint à des applications nécessitant une tension fixe ou faiblement variable.

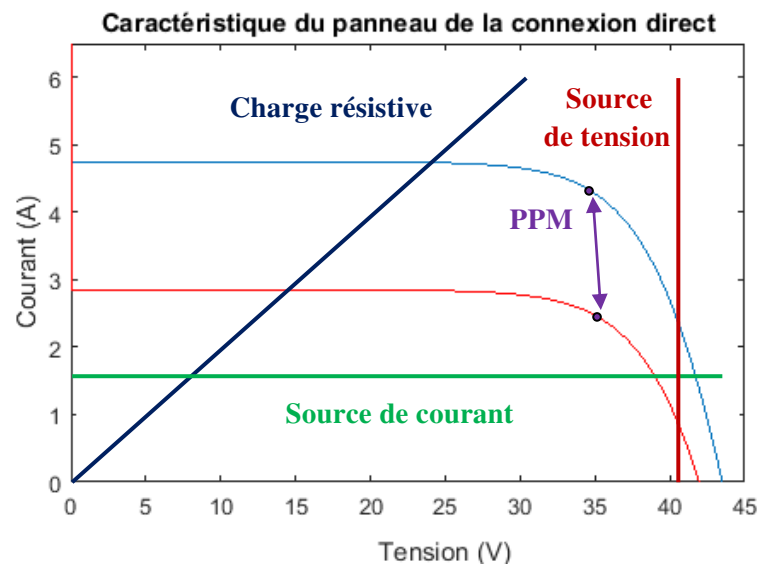


Figure 1.8. Caractéristique d'un générateur photovoltaïque en connexion directe avec différentes possibilités de charge.

Comme le schématise la [Figure 1.8](#), un générateur photovoltaïque peut être connecté directement à trois types de charges :

- une charge de type source de tension continue,
- une charge de type source de courant continue,
- une charge purement résistive.

Les points de fonctionnement changent selon la charge à connecter, par contre, le PPM change instantanément avec les variations des conditions atmosphériques. Cette figure, montre bien les limites de cette connexion autant sur les pertes de production qu'elle entraîne que sur les types d'applications compatibles. Des recherches sur des solutions novatrices optimisant mieux la production d'énergie photovoltaïque sont d'actualité et même nécessaires pour amener l'énergie photovoltaïque à un degré de fiabilité comparable à une source d'énergie traditionnelle [26].

1.5. Connexion GPV- charge via un étage d'adaptation continu-continu

Les panneaux solaires de première génération sont généralement dimensionnés pour que leurs PPM correspondent à la tension nominale de batterie de 12 ou 24 Volts. Grâce à cette

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

configuration, une simple connexion directe via une diode anti-retour suffit à effectuer le transfert d'énergie du GPV à la charge. Cependant, les caractéristiques non-linéaires du module photovoltaïque et sa sensibilité aux conditions extérieures, comme l'éclairement et la température, induisent des pertes énergétiques. L'utilisation d'un étage d'adaptation afin d'optimiser la production d'énergie à tout moment est ainsi de plus en plus préconisée.

L'introduction d'un étage d'adaptation permet de fixer le point de fonctionnement du GPV (PPM) indépendamment de celui de la charge afin d'extraire la puissance maximale disponible dans le générateur [27].

1.5.1. Principe de fonctionnement d'un étage d'adaptation DC-DC

La Figure 1.9 présente le schéma de principe d'un panneau photovoltaïque doté d'un étage d'adaptation DC-DC entre le GPV et la charge. Cet étage d'adaptation dispose d'une commande de Poursuite du Point de Puissance Maximale (en anglais; MPPT : Maximum Power Point Tracking) qui lui permet de rechercher le PPM que peut fournir un panneau. L'algorithme de recherche MPPT peut être plus ou moins complexe en fonction du type d'implantation choisi et des performances recherchées. Cependant au final, tous les algorithmes performants doivent jouer sur la variation du rapport cyclique du convertisseur de puissance associé.

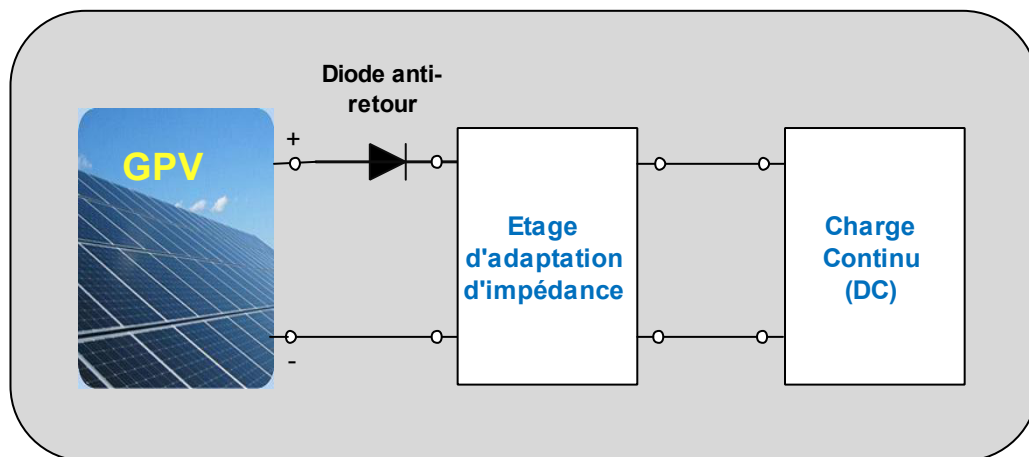


Figure 1.9. Connexion d'un GPV à une charge à travers un étage d'adaptation DC-DC.

1.6. Commandes MPPT

De nombreuses recherches sur les commandes MPPT ont été effectuées afin de trouver un système optimal permettant une recherche du PPM selon l'évolution de la puissance fournie par le générateur photovoltaïque.

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

Dans la littérature, nous pouvons trouver différents types d'algorithmes de commande présentant plus ou moins de précisions [28, 29]. A partir de l'évaluation ou de la mesure de la puissance fournie par le générateur, ces commandes utilisent le rapport cyclique du convertisseur de puissance pour appliquer une action de contrôle adéquate sur le convertisseur de puissance.

La Figure 1.10 représente le système de conversion d'énergie photovoltaïque associée à une commande MPPT.

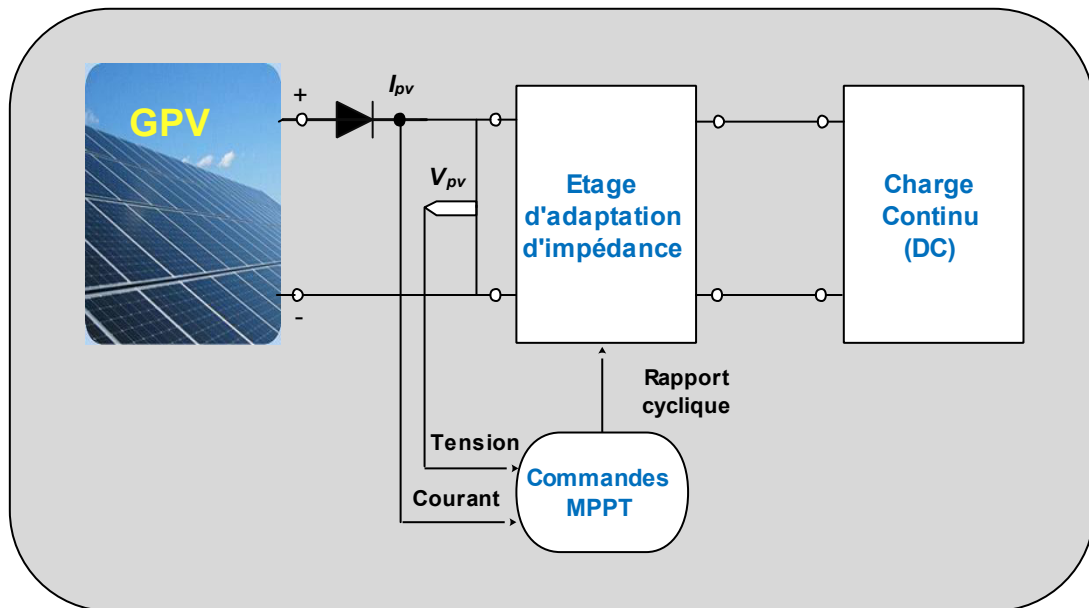


Figure 1.10. Système de conversion d'énergie photovoltaïque associée à une commande MPPT.

Actuellement, les techniques de poursuite sont nombreuses et leurs mises en œuvre ont montré des avantages et des inconvénients des uns et des autres. Nous rappelons brièvement leurs différents principes dans les paragraphes suivants. On peut les répartir en deux classes, les commandes MPPT classiques et les commandes MPPT intelligentes.

1.6.1. Commandes MPPT classiques

Dans la littérature, nous pouvons trouver différents types d'algorithmes effectuant la recherche du PPM avec des méthodes dites « classiques » [30-36]. Les trois méthodes classiques les plus couramment rencontrées dans la littérature sont communément appelées *hill climbing*, *perturbation & observation (P&O)* et *l'incrément de conductance (IncCond)*.

1.6.1.1. Algorithme de Perturbation & Observation

❖ Principe de la méthode

L'analyse de la courbe de la puissance en fonction de la tension d'un panneau photovoltaïque de 150 Watt/crête (cf. Figure 1.11) montre qu'il existe deux zones de fonctionnement; la première à gauche du PPM où le rapport $\frac{dP_{PV}}{dV_{PV}}$ est positif et la deuxième à droite du PPM où le rapport $\frac{dP_{PV}}{dV_{PV}}$ est négatif. Le point de puissance maximale est atteint lorsque le rapport $\frac{dP_{PV}}{dV_{PV}}$ est nul.

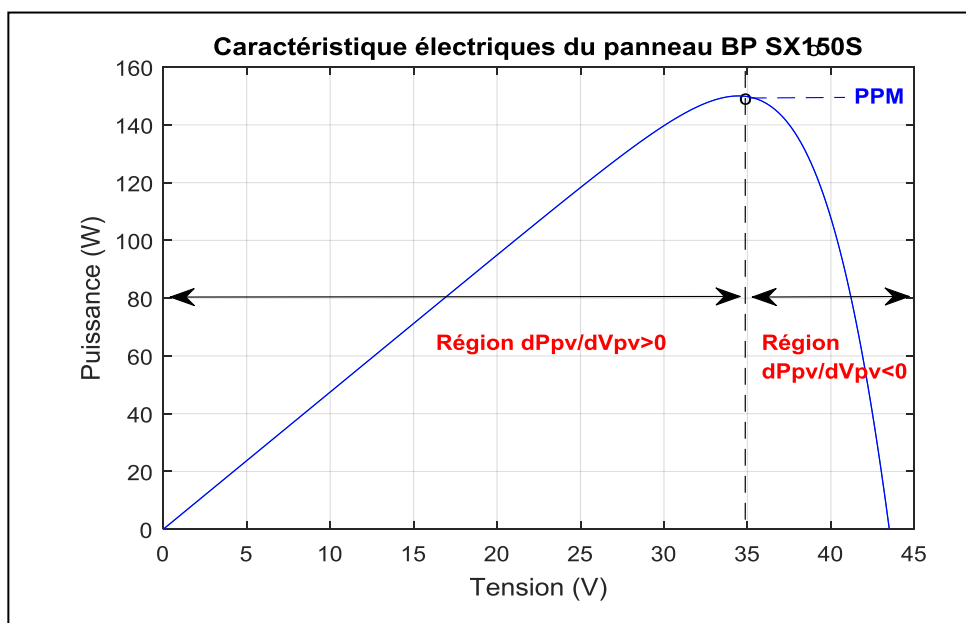


Figure 1.11. Zones de fonctionnement du panneau photovoltaïque.

Lorsqu'on perturbe le point de fonctionnement, quatre cas peuvent se présenter selon la direction ou le signe de la variation de la tension ΔV_{PV} et la variation de la puissance ΔP_{PV} :

Premier Cas : $P_{PV}(k) > P_{PV}(k - 1)$ et $V_{PV}(k) > V_{PV}(k - 1)$

Le rapport $\frac{dP_{PV}}{dV_{PV}}$ est positif, ceci indique que le point de fonctionnement se trouve à gauche du PPM; en plus ΔV_{PV} est positive, on est donc dans la bonne direction. Pour la prochaine itération, on augmente la valeur de la tension du GPV.

Soit donc $D(k) = D(k - 1) - Cp$, où Cp est le pas d'incrémentation.

Deuxième Cas : $P_{PV}(k) > P_{PV}(k - 1)$ et $V_{PV}(k) < V_{PV}(k - 1)$

Le rapport $\frac{dP_{PV}}{dV_{PV}}$ est négatif, ceci indique que le point de fonctionnement se trouve à droite du PPM ; en plus ΔV_{PV} est négative, la recherche du PPM se fait dans la bonne direction. On

Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

va donc pour la prochaine itération continuer à diminuer la tension (donc à augmenter le rapport cyclique).

Soit donc $D(k) = D(k - 1) + Cp$

Troisième Cas : $P_{PV}(k) < P_{PV}(k - 1)$ et $V_{PV}(k) < V_{PV}(k - 1)$

Le rapport $\frac{dP_{PV}}{dV_{PV}}$ est positif, le point de fonctionnement se trouve à gauche du PPM ; et comme ΔV_{PV} est négative on se dirige dans le mauvais sens. Lors de la prochaine itération on doit corriger le sens de la recherche c.-à-d. augmenter la tension.

Soit donc $D(k) = D(k - 1) - Cp$

Quatrième Cas : $P_{PV}(k) < P_{PV}(k - 1)$ et $V_{PV}(k) > V_{PV}(k - 1)$

Le rapport $\frac{dP_{PV}}{dV_{PV}}$ est négatif, le point de fonctionnement actuel est à droite du PPM, en plus ΔV_{PV} est positive c.-à-d. que la recherche se fait dans la mauvaise direction. Pour la prochaine itération on va diminuer la tension (donc augmenter le rapport cyclique).

Soit donc $D(k) = D(k - 1) + Cp$

Les quatre cas de fonctionnement de la méthode P&O sont représentés dans l'organigramme de la [Figure 1.12](#) :

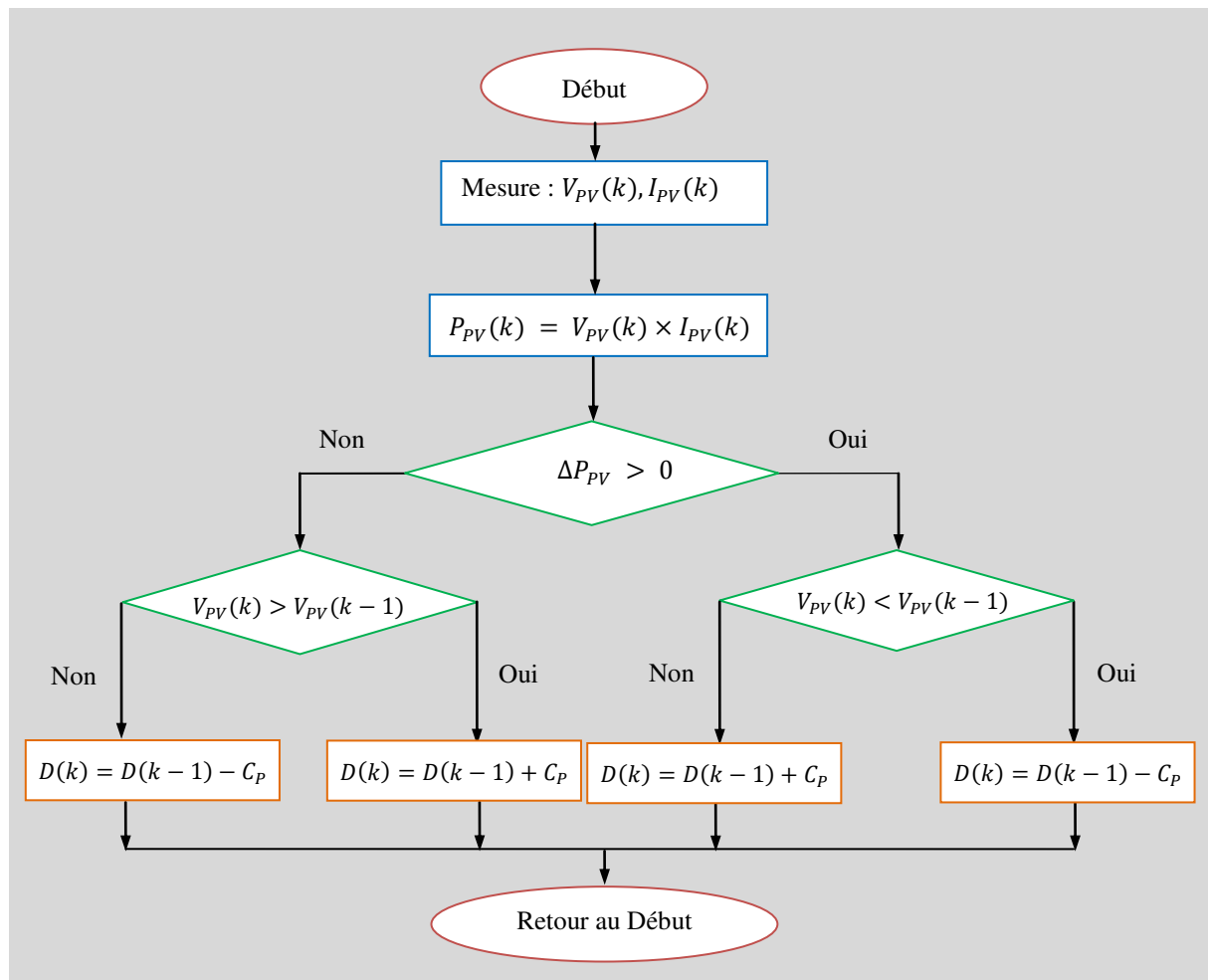


Figure 1.12. Organigramme de la méthode P&O.

Théoriquement, l'algorithme est simple à mettre en œuvre cependant, il y a des limites qui réduisent l'efficacité du suiveur du PPM. En effet, à l'état d'équilibre, la puissance de sortie du générateur oscille en continu autour de sa valeur optimale, engendrant ainsi des pertes de puissance considérables, notamment pour les cas des valeurs importantes du pas d'incrément, par ailleurs, un pas très faible augmentera le temps de réponse du générateur [37]. Un compromis doit être adopté entre vitesse de convergence et perte de puissance. L'autre inconvénient dont souffre la méthode P&O est le fait que le point de fonctionnement du GPV est perturbé à chaque cycle, même lorsque le PPM est atteint.

1.6.2. Commandes MPPT intelligentes

Les commandes MPPT intelligentes sont de plus en plus populaires grâce à l'évolution des microcontrôleurs. L'avantage de ces méthodes est qu'elles peuvent fonctionner avec des valeurs d'entrées peu précises et qu'elles n'ont pas besoin de modèle mathématique de grande précision. De plus, elles peuvent traiter des non linéarités. Parmi les nombreuses publications,


Chapitre 1 : Généralités sur les systèmes de conversion photovoltaïque

la méthode la plus rencontrée est le contrôleur par la logique floue. Des études de comparaison ont été menées entre les différentes méthodes MPPT classiques et les contrôleurs flous [37]. Par conséquent, les méthodes MPPT basées sur les contrôleurs flous sont devenues un sujet de recherche intéressant [38-42].

1.6.2.1. Commande MPPT par la logique floue

Récemment, les contrôleurs flous (CFs) sont introduits dans le suivi des PPM des systèmes de conversion photovoltaïques. Cette section n'est pas destinée à fournir les concepts théoriques de base sur la logique floue, mais nous allons simplement présenter les concepts nécessaires pour la mise en œuvre d'une commande MPPT intelligente à base du contrôleur flou. Contrairement aux contrôleurs classiques, basés sur le modèle mathématique d'un système, un contrôleur flou intègre l'expérience d'un opérateur humain. Ceci est un avantage considérable étant donné la complexité croissante des systèmes. Dans cette approche, l'action de commande est exprimée avec des règles linguistiques de la forme suivante:

Si un ensemble de conditions est satisfait, **alors** un ensemble de conséquences est déduit.



De manière générale, comme le montre la [figure 1.13](#), la configuration de base d'un contrôleur flou comprend quatre parties [43]:

- Une interface de fuzzification des variables d'entrées, laquelle permet de transformer les grandeurs mesurées d'entrée en des grandeurs floues ;
- Une base de règle, qui contient la définition des termes utilisés dans la commande et les règles caractérisant la cible de la commande et décrivant le savoir-faire de l'expert;
- L'inférence floue à partir d'une base de connaissance, utilise des ensembles flous d'entrées et leurs valeurs d'appartenance pour rechercher les règles appropriées dans la base de règles afin de calculer une valeur de sortie floue ;
- Une interface de défuzzification à la sortie, laquelle détermine une action précise à partir des descriptions floues des variables de sortie.

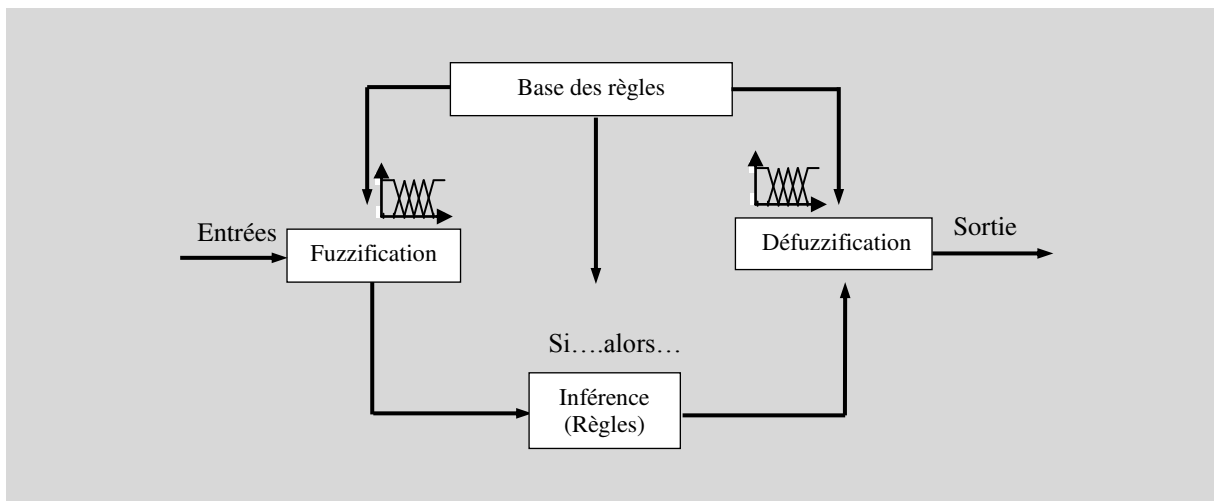


Figure 1.13. Structure d'un contrôleur flou.

En ce qui concerne la sélection de variable d'entrée, la plupart des commandes MPPT par la logique floue prennent l'erreur ($e(k)$), généralement définie comme $P_{PV}(k) - P_{PV}(k - 1)$, $dP_{PV}(k) / dV_{PV}(k)$ ou $dP_{PV}(k) / dI_{PV}(k)$, et le changement d'erreur ($e(k) - e(k - 1)$) en tant que deuxième entrée [44]. Cependant, l'exigence de différenciation augmente non seulement la complexité du calcul, mais peut également induire de grandes quantités d'erreurs provenant simplement de petites quantités de bruit de mesure. De plus, appliquer une approximation de différence au calcul peut induire des problèmes liés à la précision du calcul. Par contre, prendre comme entrée les variations de puissance (ΔP_{PV}), les variations de tension (ΔV_{PV}) ou de courant (ΔI_{PV}) peut éviter le problème d'imprécision numérique.

❖ Interface de fuzzification

Le *fuzzification* consiste à calculer, pour chaque valeur d'entrée numérique, les degrés d'appartenance aux ensembles flous. Ce bloc réalise la transformation des entrées numériques en informations symboliques floues utilisables par le mécanisme d'inférence.

Le choix de la forme des fonctions d'appartenance (triangulaires, trapézoïdales, exponentielles, gaussiennes, ...) est arbitraire. Le nombre de fonctions d'appartenance, il est généralement impair car elles se répartissent autour de zéro (3, 5 et 7 sont des valeurs courantes). Un exemple de fuzzification de l'entrée e utilisant cinq ensembles flous notés NG, NP, ZE, PP et PG respectivement pour Négatif Grand, Négatif Petit, Zéro, Petit Positif et Grand Positif, est illustré dans la Figure 1.14. Sur cette figure, un partitionnement avec 5 ensembles flous est complètement défini par 5 paramètres $\{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5\}$.

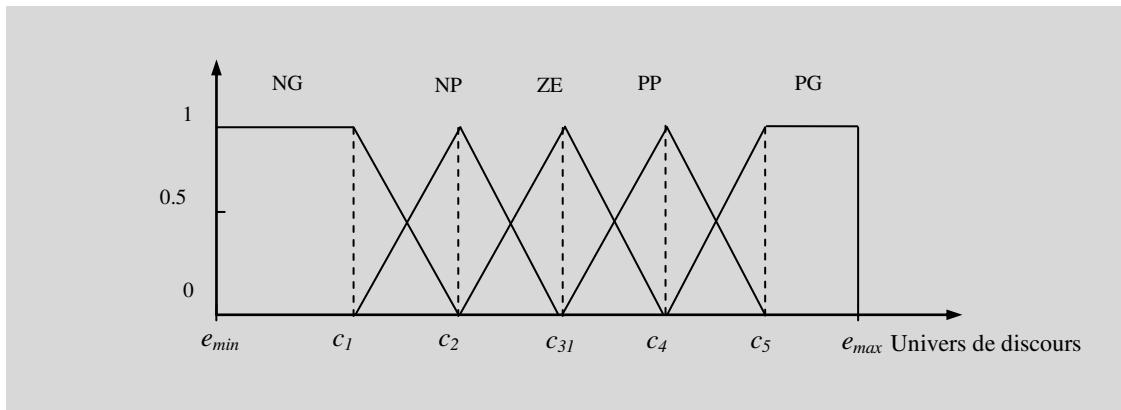


Figure 1.14. Fonctions d'appartenance de la variable e .

❖ Base des règles

On définit les règles floues pour ces contrôleurs MPPT flous, couramment sous forme d'un tableau et dont le contenu correspond aux conclusions de toutes les configurations possibles de prémisses. Ces règles permettent de déterminer le signal de sortie du contrôleur en fonction des signaux d'entrée ; elles sont exprimées sous la forme « Si - Alors », qui peut être, à titre d'exemple, la suivante :

R1 : Si x_1 est A_{11} et ... et x_n est A_{1n} Alors Y est B_1

Ou sous la forme de SUGENO :

R1 : Si x_1 est A_{11} et ... et x_n est A_{1n} alors $Y = f_1(x)$

Avec : $f_1(x)$ est un polynôme.

❖ Inférence flou

Le mécanisme d'inférence est le noyau des contrôleurs flous, elle est capable de simuler la prise de décision de l'être humain en se basant sur les concepts flous et les règles d'inférence en logique floue.

Dans les règles floues interviennent les opérateurs « ET » et « OU ». L'opérateur « ET » s'applique aux variables à l'intérieur d'une règle, tandis que l'opérateur « OU » lie les différentes règles. Il existe plusieurs possibilités pour interpréter ces deux opérateurs.

Pour le réglage par logique floue, on utilise en général une des méthodes suivantes :

- Méthode d'inférence MAX-MIN (méthode de MAMDANI) ;
- Méthode d'inférence MAX-PRODUIT (méthode de LARSEN) ;
- Méthode de SUGENO.

❖ Interface de défuzzification

Afin de définir la loi de commande, le contrôleur flou doit être accompagné d'une procédure de défuzzification jouant le rôle de convertisseur de la commande floue en valeurs physiques nécessaires pour un tel état de processus. Une stratégie de défuzzification est alors nécessaire.

Plusieurs stratégies de défuzzification existent, les plus utilisées sont :

- Méthode de centre de gravité ;
- Méthode du maximum ;
- Méthode de moyenne des maxima ;
- Méthode des hauteurs pondérées.

1.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré les inconvénients de la connexion directe entre le générateur photovoltaïque et la charge. Cela nous a conduits à insérer un étage d'adaptation DC-DC associé avec une commande MPPT afin d'optimiser en permanence la puissance produite dans le générateur.

Les contrôleurs MPPT flous ont démontré de meilleures performances dans le problème de poursuite du PPM par apport aux commandes MPPT classiques. Néanmoins, la conception de ces contrôleurs flous se basant sur les connaissances d'experts est régie par de nombreuses difficultés. Ce problème nous a conduits à l'emploi des algorithmes d'optimisation mono et multi-objectif.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les algorithmes évolutionnaires utilisés, dans le cadre de cette thèse, pour l'optimisation des commandes MPPT flous.

Chapitre 2

OPTIMISATION PAR ALGORITHMES
EVOLUTIONNAIRES

2.1. Introduction

Les algorithmes évolutionnistes ou algorithmes évolutionnaires, sont une famille d'algorithmes dont le principe s'inspire de la théorie de l'évolution pour résoudre des problèmes divers. Ce sont des méthodes bio-inspirées et reposent sur l'idée de faire évoluer un ensemble de solutions à un problème donné, dans l'optique de trouver les meilleurs résultats. Ce sont des algorithmes dits stochastiques, car ils utilisent des opérateurs aléatoires. Ce chapitre, est organisé en deux grandes parties. La première partie traite les algorithmes évolutionnaires mono-objectif comme étant un outil d'optimisation et de recherche globale. Nous détaillons dans cette partie, seulement deux algorithmes à savoir les algorithmes génétiques et l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire, qui seront utilisés dans la suite. La deuxième partie, quand à elle, sera consacrée aux algorithmes évolutionnaires multi-objectif. Nous allons présenter un bref rappel sur les spécificités d'un problème d'optimisation à plusieurs objectifs et nous évoquons par la même occasion la notion de dominance et le concept d'optimalité au sens de Pareto qui caractérisent cette catégorie de problèmes.

2.2. Problème d'optimisation

Un problème d'optimisation se définit comme la recherche du minimum ou du maximum d'une fonction donnée. On peut aussi trouver des problèmes d'optimisation pour lesquels les variables de la fonction à optimiser sont contraintes d'évoluer dans une certaine partie de l'espace de recherche. Dans ce cas, il s'agit d'un problème d'optimisation sous contraintes [45].

Ce besoin d'optimisation vient de la nécessité de l'ingénieur de fournir à l'utilisateur un système qui répond au mieux au cahier des charges.

Mathématiquement parlant, un problème d'optimisation se présente sous la forme suivante:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{minimiser} & f(\vec{x}) \quad (\text{fonction à optimiser}) \\ \text{avec} & \vec{g}(\vec{x}) \leq 0 \quad (m \text{ contraintes d'inégalité}) \\ \text{et} & \vec{h}(\vec{x}) = 0 \quad (p \text{ contraintes d'égalité}) \end{array} \right. \quad (2.1)$$

avec: $\vec{x} \in \mathbb{R}^n$, $\vec{g}(\vec{x}) \in \mathbb{R}^m$ et $\vec{h}(\vec{x}) \in \mathbb{R}^p$.

Ici, les vecteurs $\vec{g}(\vec{x})$ et $\vec{h}(\vec{x})$ représentent respectivement les m contraintes d'inégalité et les p contraintes d'égalité.

Cet ensemble de contraintes délimite un espace restreint de recherche de la solution optimale. En général, on trouve deux types de contraintes d'inégalité :

- Des contraintes du type $B_{i_{inf}} \leq x_i \leq B_{i_{sup}}$: les valeurs de \vec{x} qui vérifient ces contraintes définissent " l'espace de recherche ". Cet espace est représenté à la [Figure 2.1-a](#) (n=2).

- Des contraintes du type $c(\vec{x}) \leq 0$ ou $c(\vec{x}) \geq 0$: les valeurs de \vec{x} qui vérifient ces contraintes définissent " l'espace des valeurs réalisables ". Cet espace est représenté à la [Figure 2.1-b](#) (b=2).

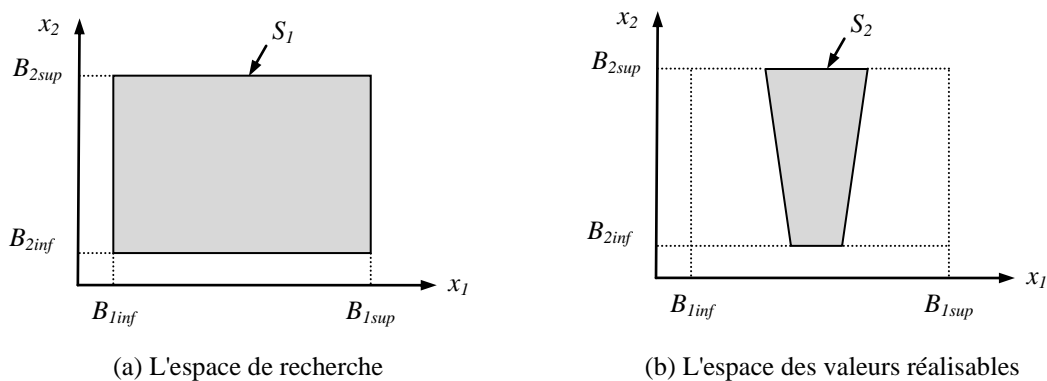


Figure 2.1. Les différents espaces de recherche.

2.3. Algorithme évolutionnaire mono-objectif

Les quatre algorithmes bien connus du calcul évolutif sont: les algorithmes génétiques [46], la programmation évolutive [47], les stratégies d'évolution [48] et la programmation génétique [49]. Une nouvelle technique de calcul évolutif, appelée optimisation par essaim de particules (en anglo-saxon, Particle Swam Optimization: PSO), inspirée de la simulation du comportement social, a été initialement conçue et développée par Eberhart et Kennedy [50-53]. Dans l'algorithme PSO, au lieu d'utiliser des opérateurs génétiques plus traditionnels, chaque particule ajuste son «volant» en fonction de sa propre expérience de vol et de l'expérience de vol de ses compagnons [54].

Dans cette section, nous présentons seulement deux algorithmes que nous avons utilisés dans cette thèse à savoir: les algorithmes génétiques (AG) et l'optimisation par essaim particulaire.

2.3.1. Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont l'un des algorithmes évolutionnaires les plus populaires. John Holland [55] fut le pionnier et l'architecte de ces algorithmes, il est également le premier à présenter leurs qualités intéressantes pour la résolution des problèmes d'optimisation

complexe. Compte à leurs fondements théoriques, ils furent exposés par Goldberg [46] qui est également le premier à les avoir employés dans la résolution d'un problème réel. Ils sont basés sur les processus génétiques des organismes biologiques qui font évoluer une population d'une génération à l'autre suivant le principe de la sélection naturelle. Par imitation de ce principe, les algorithmes génétiques sont capables de faire évoluer une population de solution très faible vers une population très performante.

La génétique représente un individu par un code, c'est à dire un ensemble de données ce qu'on appelle "*chromosome*". L'ensemble des individus générés forment à leur tour une population au sein de laquelle, sévit une compétition à la survie et à la reproduction. Chaque individu détient un niveau de performance et d'adaptation aussi appelé "*fitness de l'individu*", c'est à base de cette fitness que les individus sont sélectionnés. Les plus performants sont maintenus pour être les géniteurs de la nouvelle population, tandis que les moins performants ont tendance à disparaître. Viennent ensuite l'étape de "*croisement*", se fait par un mixage des chromosomes parents donnant ainsi naissance à des enfants généralement plus performants. Mais certaines fois le patrimoine génétique de la population n'est pas correctement transmis aux enfants, entraînant ainsi l'apparition de nouvelles empreintes génétiques chez les enfants *mutants*, ce phénomène est appelé la "*mutation*". Dans l'AG la mutation est provoquée aléatoirement dans les chromosomes des enfants avec une probabilité très faible, et ce en modifiant certaines allèles du chromosome [56].

Généralement, le fonctionnement d'un algorithme génétique peut être décrit par les étapes suivantes [57]:

1. Initialisation: Une population initiale $Pop(t)$ de taille N chromosomes est tirée aléatoirement.

2. Evaluation: Évaluer chaque chromosome de la population $Pop(t)$ à base de la fonction objectif.

Incrémenter le compteur de génération $t = t + 1$.

3. Sélection: création d'une nouvelle population de chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée.

4. Reproduction: croisement et mutation de certains chromosomes au sein de la nouvelle population.

5. Critère d'arrêt: Arrêtez, si le critère d'arrêt est satisfait. Sinon aller à l'Étape 2.

2.3.1.1. Procédure de codage des variables

Cette procédure consiste à représenter les différents états possibles de la variable dont on cherche la valeur optimale sous forme utilisable pour un algorithme génétique : c'est le codage. Cette procédure associe à chaque point de l'espace de recherche une structure de données spécifique, appelée génotype, qui caractérise chaque chromosome de la population. Le codage doit être adapté au problème traité. Plusieurs types de codages sont utilisés dans la littérature, les premiers résultats théoriques sur les algorithmes génétiques ont opté pour un codage par une séquence binaire à travers la notion de schéma [58]. L'efficacité de l'algorithme génétique dépend donc du choix convenable du type de codage. Il existe principalement deux types de codage : le codage binaire et le codage réel.

❖ Codage binaire

Ce codage a été le premier à être utilisé dans le domaine des AGs. Il présente plusieurs avantages : alphabet minimum $\{0,1\}$, facilité de mise en point d'opérateurs génétiques et existence de fondements théoriques (théorie sur les schémas). Néanmoins ce type de codage présente quelques inconvénients :

1. Les performances de l'algorithme sont dégradées devant les problèmes d'optimisation de grande dimension à haute précision numérique. Pour de tels problèmes, les AGs basés sur les chaînes binaires ont de faibles performances comme le montre Michalewicz [59].
2. La distance de Hamming entre deux nombres voisins (nombre de bits différents) peut être assez grande dans le codage binaire : l'entier 7 correspond à la chaîne 0111 et la chaîne 1000 correspond à l'entier 8. Or la distance de hamming entre ces deux chaînes est de 4, ce qui crée bien souvent une convergence, et non pas l'obtention de la valeur optimale.

❖ Codage réel

Il a le mérite d'être simple. Chaque chromosome est en fait un vecteur dont les composantes sont les paramètres du processus d'optimisation. Par exemple, si on recherche l'optimum d'une fonction de n variables $f(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n)$, on peut utiliser tout simplement un chromosome ch contenant les n variables. Avec ce type de codage, la procédure d'évaluation des chromosomes est plus rapide vu l'absence de l'étape de transcodage (du binaire vers le réel). Les résultats donnés par Michalewicz [59] montrent que

la représentation réelle aboutit souvent à une meilleure précision et un gain important en termes de temps d'exécution.

$$ch: \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline x_1 & x_2 & \dots & x_{n-1} & x_n \\ \hline \end{array}$$

2.3.1.2. Génération de la population initiale

La génération de la population initiale consiste à créer un ensemble de solutions de départ que nous allons faire évoluer à travers les générations. Le choix de la population initiale conditionne fortement la rapidité de l'algorithme. Souvent, une initialisation aléatoire est utilisée et plus simple à réaliser : les valeurs des gènes sont tirées au hasard selon une distribution uniforme. Toutefois, il peut être utile de guider la génération initiale vers des sous-domaines intéressants de l'espace de recherche. Par exemple lors d'une recherche d'optima dans un problème d'optimisation sous contraintes, il est préférable de produire des éléments satisfaisant les contraintes. La population initiale doit être suffisamment diversifiée et de taille assez importante pour que la recherche puisse parcourir l'espace d'état dans un temps limité. La taille de la population est souvent déterminée de façon empirique.

2.3.1.3. Fonction d'adaptation (Fitness)

Chaque fois qu'un nouveau individu est créé, il faut lui associer une valeur (appelée fitness, force, adaptation ou encore fonction d'évaluation) qui mesure la qualité de la solution. Cette valeur sera utilisée par les processus de sélection pour favoriser les individus les mieux adaptés, autrement dit les meilleures solutions au problème. L'évaluation représente donc la performance de l'individu vis-à-vis du problème à résoudre. De ce fait, cette fonction est en rapport avec la fonction objectif de ce dernier. Aucune règle n'existe pour définir cette fonction d'évaluation.

Comme le choix du mode de représentation des solutions, celui du mode d'évaluation a un impact fort sur la manière dont l'algorithme va parcourir l'espace de recherche, et donc sur les solutions qu'il retournera finalement.

2.3.1.4. Méthodes de sélection

La sélection permet d'identifier les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais. Pendant le passage d'une génération à une autre, ce processus est basé sur la performance d'un chromosome (individu). Les individus ayant les meilleures performances

sont sélectionnés plus souvent que les autres. Les individus sélectionnés, appelés parents, sont ensuite disponibles pour la phase suivante, dite de reproduction (variation). Celle-ci consiste à appliquer des opérateurs de variation sur des copies des individus sélectionnés pour en engendrer de nouveaux. Dans ce qui suit, deux types de sélection sont expliqués.

❖ Sélection proportionnelle

La première méthode utilisée est la *sélection par roulette biaisée* (*roulette wheel selection*) de Goldberg [60]. Cette méthode s'inspire de la roue de loterie sur laquelle chaque chromosome est représenté par un secteur proportionnel à sa fitness. Autrement dit, la chance qu'a un individu d'être sélectionné est proportionnelle à sa valeur de fitness. Ainsi, on fait tourner la roue et on sélectionne un chromosome. Les chromosomes les mieux évalués ont statistiquement plus de chance d'être sélectionnés. Ainsi pour un chromosome particulier ch_i de fitness $f(ch_i)$, la probabilité de sa sélection dans la nouvelle population de taille N est :

$$p(ch_i) = \frac{f(ch_i)}{\sum_{j=1}^N f(ch_j)} \quad (2.2)$$

L'inconvénient majeur de ce type de reproduction vient du fait qu'il peut favoriser la dominance d'un chromosome qui n'est pas forcément le meilleur. Cette méthode peut aussi engendrer une perte de diversité par la dominance d'un super-individu. Pour palier cet inconvénient, on préfère souvent des méthodes qui n'autorisent en aucun cas l'apparition de super-individu. Il existe d'autres méthodes de sélection, par exemple, sélection uniforme, sélection par tournoi et l'élitisme.

❖ Sélection par tournoi

La sélection par tournoi est l'une des sélections les plus utilisées dans les algorithmes évolutionnaires. Le principe consiste à choisir un sous-ensemble d'individus (S individus) aléatoirement dans la population, puis à sélectionner le meilleur individu dans ce groupe en fonction de sa fitness. Ce processus est répété jusqu'à l'obtention du nombre d'individus requis [60]. Le nombre de participants à un tournoi (S), appelé la taille de tournoi, est utilisé pour faire varier la pression de cette sélection. Si ce nombre est grand, alors la pression sera forte et les faibles individus auront une petite chance d'être choisis. En général, un seul gagnant est choisi parmi les participants à un tournoi. Ce gagnant peut être choisi d'une façon déterministe ou probabiliste. Dans le cas déterministe, qui est pratiquement le plus utilisé, le gagnant est

l'individu de meilleure qualité (meilleure fitness). Dans le cas probabiliste, chacun des participants peut être choisi en tant que gagnant avec une probabilité proportionnelle à sa fitness. Cela consiste à utiliser une procédure de sélection proportionnelle [comme la (roulette) citée ci-dessus] se référant seulement aux individus du tournoi. La méthode de tournoi la plus communément utilisée est le tournoi binaire, où on choisit deux individus aléatoirement ($S=2$) puis on sélectionne le meilleur. Pour plus de détails sur la sélection par tournoi, voir l'article [61].

Les individus sélectionnés, proportionnellement à leur fitness ou par tournoi, sont ensuite recombinaisonnés pour générer de nouveaux individus (enfants), selon divers processus décrits dans la section suivante.

2.3.1.5. Méthodes de croisement

D'une manière générale, le croisement consiste à appliquer des procédures avec une certaine probabilité (qui s'appelle le taux de croisement [$P_c \in (0, 1)$]) sur les individus sélectionnés pour donner naissance à un ou plusieurs (généralement deux) enfants. Ces derniers doivent hériter, par croisement, de certaines caractéristiques des parents. Le taux de croisement représente la proportion de la population de parents qui sera utilisée par un opérateur de croisement. Il est lié à d'autres paramètres comme la taille de population, le taux de mutation, et la procédure de sélection. Finalement, on procède à un échange des séquences chromosomiques entre les deux parents, avec une probabilité P_c . Il existe plusieurs méthodes de croisement, les plus utilisés sont : croisement en un point, ou en multipoints, croisement uniforme, croisement barycentre et croisement Laplacien.

❖ Croisement en un point

L'opérateur de croisement le plus simple est le croisement en un point. Initialement, cet opérateur a été proposé pour la représentation binaire. La première étape consiste à choisir aléatoirement un point de coupure pour partager chaque parent ($ch_1(i)$ et $ch_2(i)$) en deux parties. Puis le premier enfant $ch'_1(i)$ est construit en utilisant la première partie du premier parent et la deuxième partie du deuxième parent. A l'inverse, le deuxième enfant $ch'_2(i)$ est une concaténation de la seconde partie du premier parent et de la première partie du second parent, comme indiqué par la [figure 2.2](#).

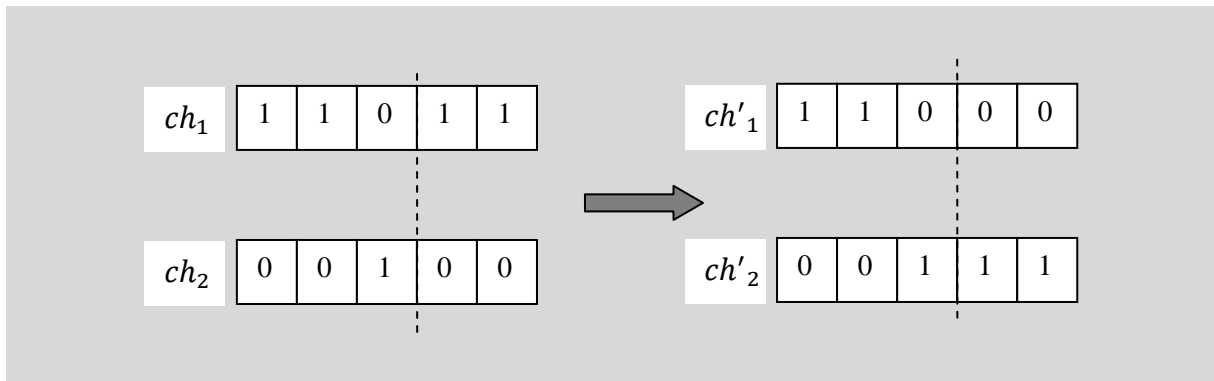


Figure 2.2. Croisement en un seul point.

❖ Croisement barycentre

Dans le cas des chaînes réelles, il est préférable d'utiliser un croisement de type barycentre telle que le mentionnent les auteurs Wu et Lin [62]: deux gènes $ch_1(i)$ et $ch_2(i)$ sont sélectionnés dans chacun des parents à la même position i . Ils définissent deux nouveaux gènes $ch'_1(i)$ et $ch'_2(i)$ par combinaison linéaire:

$$\begin{cases} ch'_1(i) = \alpha \times ch_1(i) + (1 - \alpha) \times ch_2(i) \\ ch'_2(i) = (1 - \alpha) \times ch_1(i) + \alpha \times ch_2(i) \end{cases} \quad (2.3)$$

où, α est un paramètre de pondération aléatoire qui prend généralement ses valeurs dans l'intervalle $[-0.5, 1.5]$.

Quoi qu'il en soit, il se peut que l'effet de l'opérateur de croisement soit insuffisant pour assurer une meilleure exploration de l'espace de recherche. Ainsi dans le cas du codage binaire, certaines chaînes peuvent totalement disparaître de la population. Par exemple, si aucun chromosome de la population initiale ne contient de 1 en première position et que ce 1 fasse partie de la chaîne optimale à trouver, aucun croisement ne peut faire apparaître cet élément. Ce dernier ne peut s'introduire dans la population que si l'on introduit un autre opérateur et c'est, entre autre, pour remédier à ce problème que l'opérateur de mutation est utilisé.

2.3.1.6. Méthodes de mutation

La mutation est une méthode qui agit sur la population des enfants, son rôle est de garantir une diversité dans la population générée en introduisant de nouveaux gènes au patrimoine génétique de la population et ce avec une probabilité P_m souvent très faible.

Le principe de cet opérateur est de modifier aléatoirement la valeur d'un gène dans un chromosome. Dans le cas du codage binaire, chaque bit $a_i \in \{0,1\}$ est remplacé par son complémentaire $\bar{a}_i = 1 - a_i$. Dans l'exemple de la [figure 2.3](#), une mutation a eu lieu sur le troisième gène du chromosome ch et elle a transformé ce gène de 0 en 1.

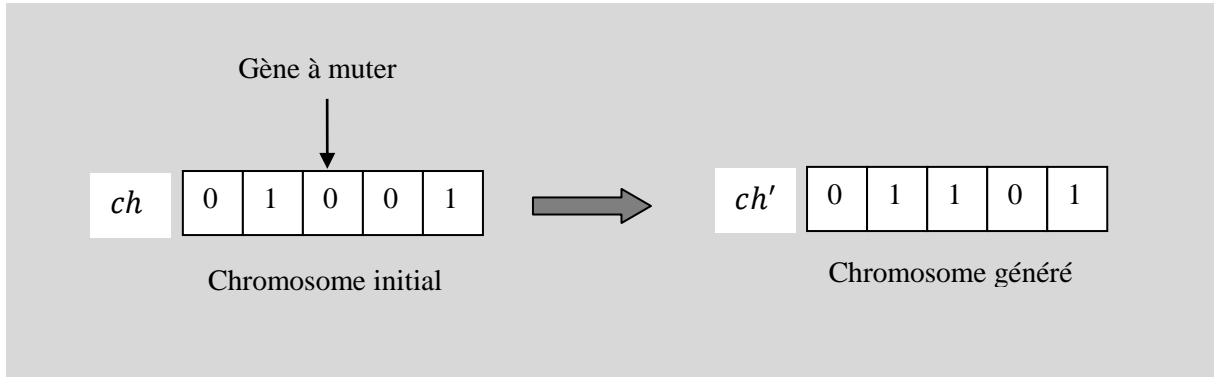


Figure 2.3. Principe de la méthode de mutation.

Le type de mutation à utiliser dépend beaucoup plus du type de codage utilisé. Ainsi, dans le cas de codage réel, on utilise principalement deux méthodes de mutation: la mutation *uniforme* et la mutation *non uniforme* [59]. En supposant fixée la probabilité de mutation P_m , un tirage au sort pour chaque gène x_k d'un chromosome ch permet de décider si ce gène doit être ou non modifié. Nous supposons que le gène prend ses valeurs dans un intervalle $[x_k^{min}, x_k^{max}]$.

❖ Mutation non uniforme

Pour la mutation non uniforme, le gène x_k subit des modifications importantes durant les premières générations, puis graduellement décroissantes au fur et à mesure que l'on progresse dans le processus d'optimisation. Pour une génération t , on tire au sort une valeur binaire qui décidera si le changement doit être positif ou négatif. La nouvelle valeur x'_k du gène x_k est donnée par l'équation suivante:

$$x'_k = \begin{cases} x_k + \Delta(t, x_k^{max} - x_k) & \text{si } rand = 0 \\ x_k - \Delta(t, x_k - x_k^{min}) & \text{si } rand = 1 \end{cases} \quad (2.4)$$

où $\Delta(t, y)$ est une fonction qui définit l'écart entre la nouvelle valeur et la valeur initiale à la génération t et $rand$ est un nombre aléatoire qui prend les valeurs 0 ou 1.

Dans l'article [63], les auteurs proposent d'utiliser une fonction $\Delta(t, y)$ correspondante à une décroissance exponentielle de l'écart à travers les générations. Cette fonction est définie par :

$$\Delta(t, y) = y \times \left(1 - r^{(1-t/T)^\beta}\right) \quad (2.5)$$

où, T est l'indice de génération pour laquelle l'amplitude de la mutation s'annule, β est un paramètre de l'opérateur de mutation (souvent $\beta = 5$), r est un nombre produit aléatoirement dans l'intervalle $[0,1]$ et t le numéro de la génération.

Si par contre, l'intervalle de variations du gène x_k n'est pas connu, une mutation gaussienne est souvent utilisée. Le principe de base de ce type de mutation est d'ajouter un bruit gaussien centré $N(0, \sigma)$ au gène que l'on désire faire muter:

$$x'_k = x_k + N(0, \sigma) \quad (2.6)$$

où, σ représente la variance.

La mutation est traditionnellement considérée comme un opérateur intervenant à la marge, dans la mesure où sa probabilité est en général assez faible (de l'ordre de 1%). Mais elle confère aux algorithmes génétiques une propriété très importante : l'ergodicité (tous les points de l'espace de recherche peuvent être atteints). Cet opérateur est donc d'une grande importance et il est loin d'être marginal.

2.3.2. Optimisation par essaim particulaire

L'optimisation par essaim particulaire, est un algorithme évolutionnaire qui exploite une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme a été proposé par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [64]. Il s'inspire du comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et les vols groupés d'oiseaux [65, 66]. En effet, on peut observer chez ces animaux des dynamiques de déplacement relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu à une « intelligence » limitée, et ne dispose que d'une connaissance locale de sa situation dans l'essaim. L'information locale et la mémoire de chaque individu sont utilisées pour décider de son déplacement. Des règles simples, telles que « rester proche des autres individus », « aller dans une même direction » ou « aller à la même vitesse », suffisent pour maintenir la cohésion de l'essaim, et permettent la mise en œuvre de comportements collectifs complexes et adaptatifs.

L'essaim de particules correspond à une population d'agents simples, appelés particules. Chaque particule est considérée comme une solution du problème, où elle possède une position (le vecteur solution) et une vitesse. De plus, chaque particule possède une mémoire

lui permettant de se souvenir de sa meilleure performance (en position et en valeur) et de la meilleure performance atteinte par les particules « voisines » (informatrices) : chaque particule dispose en effet d'un groupe d'informatrices, historiquement appelé son voisinage. Ce comportement social basé sur l'analyse de l'environnement et du voisinage constitue alors une méthode de recherche d'optimum par l'observation des tendances des particules voisines. Chaque particule cherche à optimiser ses chances en suivant une tendance qu'il modère par ses propres vécus.

Un essaim de particules, qui est un ensemble de solutions potentielles au problème d'optimisation, «survole » l'espace de recherche, à la recherche de l'optimum global. Le déplacement d'une particule est influencé par les trois composantes suivantes :

1. Une composante d'*inertie* : la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement ;
2. Une composante *cognitive* : la particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée ;
3. Une composante *sociale* : la particule tend à se fier à l'expérience de ses congénères et, ainsi, à se diriger vers le meilleur site déjà atteint par ses voisins.

La stratégie de déplacement d'une particule est illustrée par la [figure 2.4](#).

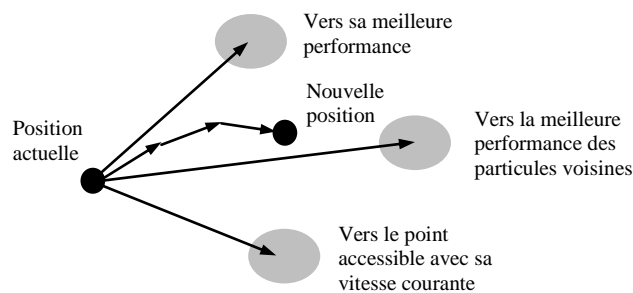


Figure 2.4. Déplacement d'une particule.

2.3.2.1. Formalisation

Dans un espace de recherche de dimension D , la particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur position $\vec{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ et par son vecteur vitesse $\vec{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$. La pertinence de sa position est déterminée par la valeur de la fonction objectif en ce point. Cette particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, que l'on note $\vec{P}best_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{iD})$. La

meilleure position atteinte par les particules de l'essaim est notée $\vec{G}best = (gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_D)$. Nous nous référons à la *version globale* de PSO, où toutes les particules de l'essaim sont considérées comme voisines de la particule i , d'où la notation $\vec{G}best$ (global best).

Au départ de l'algorithme, les particules de l'essaim sont initialisées de manière aléatoire dans l'espace de recherche du problème. Ensuite, à chaque itération, chaque particule se déplace, en combinant linéairement les trois composantes citées ci-dessus. En effet, à l'itération $t + 1$, le vecteur vitesse et le vecteur position sont calculés, respectivement, à partir des équations (2.7) et (2.8) ci-dessous :

$$V_i(t + 1) = wV_i(t) + c_1r_1(Pbest_i(t) - X_i(t)) + c_2r_2(Gbest(t) - X_i(t)) \quad (2.7)$$

$$X_i(t + 1) = X_i(t) + V_i(t + 1) \quad (2.8)$$

où,

$V_i(t)$ est la vitesse actuelle de la particule i , $V_i(t + 1)$ est la mise à jour de la vitesse, $X_i(t)$ est la position actuelle de la particule i , $X_i(t + 1)$ est la mise à jour de la position de la particule i .

w est un coefficient d'inertie, c_1 et c_2 sont deux constantes appelées coefficients d'accélération ; r_1 et r_2 suivent une loi uniforme sur l'intervalle $[0, 1]$

Les trois composantes mentionnées ci-dessus (i.e. d'inertie, cognitive et sociale) sont représentées dans l'équation (2.7) par les termes suivants:

1. $wV_i(t)$ correspond à la composante d'inertie du déplacement, où le paramètre w contrôle l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur ;

2. $c_1r_1(Pbest_i(t) - X_i(t))$ correspond à la composante cognitive du déplacement, où le paramètre c_1 contrôle le comportement cognitif de la particule ;

3. $c_2r_2(Gbest(t) - X_i(t))$ correspond à la composante sociale du déplacement, où le paramètre c_2 contrôle l'aptitude sociale de la particule.

Une fois le déplacement des particules est effectué, les nouvelles positions sont évaluées et les deux vecteurs $\vec{P}best$ et $\vec{G}best$ sont mis à jour à l'itération $t + 1$. Cette procédure est présentée dans l'Algorithme 2.1, où N est le nombre de particules de l'essaim.

Algorithme 2.1: Algorithme d'optimisation par essaim particulaire

- 1. Initialiser** aléatoirement N particules : positions et vitesses.
- 2. Evaluer** les positions des particules.

3. Pour chaque particule i , $\vec{P}best_i = \vec{x}_i$. $\vec{G}best$ est la meilleure solution trouvée par l'essaim.

4. Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait **faire**

5. | **Déplacer** les particules selon (2.7) et (2.8)

6. | **Evaluer** les positions des particules

7. | **Mettre à jour** $\vec{P}best_i$ et $\vec{G}best$

8. Fin

2.3.2.2. Topologie de voisinage

Comme nous l'avons vu, le PSO est une méthode d'optimisation stochastique inspirée d'un comportement social. Ce comportement a été modélisé par les deux équations (2.7) et (2.8) pour guider les particules durant le processus de déplacement. Le choix d'une topologie (le réseau de communication entre les particules) a donc une influence importante sur les performances du PSO. Nous pouvons citer celle proposée dans l'article Kennedy et Eberhart [64] et qui utilise un graphe d'information statique sous forme d'*anneau* (cette version est connue comme étant la *version locale classique*). Il existe de nombreuses combinaisons dont les suivantes sont les plus utilisées :

1. **topologie en anneau** : chaque particule est reliée à n particules (Fig 2.5-a, $n=2$);
2. **topologie en rayon** : les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale (Fig 2.5-b);
3. **topologie en étoile** : chaque particule est reliée à toutes les autres, ie. l'optimum du voisinage est l'optimum global (Fig 2.5-c);

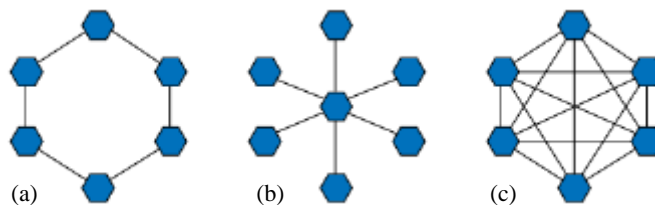


Figure 2.5. (a) anneau (avec, $n=2$), (b) rayon, (c) étoile.

2.3.2.3. Paramètres de l'algorithme PSO

❖ Coefficient d'inertie

Le coefficient d'inertie w , introduit par Shi et Eberhart [67], contrôle l'influence de la direction de la particule sur le déplacement futur. Le but de l'introduction de ce paramètre est de réaliser un équilibre entre la recherche locale (exploitation, $w < 1$) et la recherche globale (exploration, $w > 1$). L'intensité de l'exploration de l'espace de recherche dépend de la valeur du poids d'inertie, une grande valeur de w facilitant une exploration globale, alors qu'une petite valeur facilite l'exploration locale. Fixer ce coefficient, revient donc à trouver un compromis entre l'exploration locale et l'exploration globale. Du fait de son influence sur les performances de l'algorithme PSO, le poids d'inertie a suscité un grand intérêt de la part de la communauté des chercheurs. Dans [67], les auteurs ont proposé un coefficient d'inertie dynamique qui varie au cours des itérations. On commence avec une valeur w proche de 0,9 et on descend linéairement pour atteindre 0,4. Cette stratégie a beaucoup amélioré les performances de PSO pour plusieurs problèmes d'optimisation. Le coefficient d'inertie w varie linéairement avec le temps selon la formule suivante :

$$w = \frac{Iter_{max} - Iter}{Iter_{max}} \quad (2.9)$$

où, $Iter$ est le nombre d'itérations actuel et $Iter_{max}$ est le nombre maximal d'itérations permises.

Dans [68], Chatterjee et Siarry ont utilisé une autre stratégie non-linéaire pour définir un coefficient d'inertie dynamique. Dans [69], les auteurs présentent une brève revue des travaux sélectionnés sur l'algorithme PSO, suivie de l'application de cet algorithme dans le domaine photovoltaïque.

❖ Coefficients d'accélération

Les coefficients d'accélération c_1 et c_2 sont considérés comme des facteurs importants pour la réussite du PSO. Le paramètre c_1 tire la particule vers son meilleur emplacement, ce comportement peut améliorer la capacité de tâtonnement, garder la diversité de l'essaim. Le paramètre c_2 permet de converger toutes particules vers la meilleur solution dans l'espace global. On peut imaginer que les valeurs de c_1 et c_2 devraient être ajustées dans différents états évolutifs, par exemple, une solution optimale améliorée a été observée lorsque c_1 est diminué de 2,5 à 0,5 et c_2 est passé de 0,5 à 2,5 sur toute la plage de recherche [70]. Dans [69], les auteurs regroupent plusieurs travaux des différentes améliorations apportées aux coefficients d'accélération.

2.4. Algorithmes évolutionnaires multi -objectif

Dans la section précédente, nous avons considéré uniquement le cas où le problème à traiter possédait un objectif unique à optimiser. En pratique ces problèmes sont rares, la plupart des problèmes réels sont décrits à l'aide de plusieurs objectifs ou critères souvent contradictoires. L'optimisation multi-objectif s'intéresse à ce type de problème que l'on peut définir de la manière suivante :

$$\begin{cases} \min (F(X) = (f_1(X), f_2(X), \dots, f_n(X))) \\ X \in C \end{cases} \quad (2.10)$$

où, n est le nombre de fonctions objectifs, $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]$ est le vecteur représentant les variables de décision. C représente l'ensemble des solutions réalisables associé à des contraintes d'égalité et d'inégalité et $F(X)$ est le vecteur d'objectifs.

Les problèmes multi-objectif ont la particularité d'être beaucoup plus difficiles à traiter que leur équivalent mono-objectif. La difficulté réside dans l'absence d'une relation d'ordre total entre les solutions.

Une solution peut être meilleure qu'une autre sur certains objectifs et moins bonne sur les autres. Donc il n'existe généralement pas une solution unique qui procure simultanément la solution optimale pour l'ensemble des objectifs. Voilà pourquoi le concept de *solution optimale* devient moins pertinent en optimisation multi-objectif. Dans ce cas la solution optimale ou de bonne qualité n'est plus une solution unique mais, un ensemble de solutions compromis entre les différents objectifs à optimiser. Il est vital pour identifier ces meilleurs compromis de définir une relation d'ordre entre ces éléments. La plus célèbre et la plus utilisée est la **relation de dominance** au sens de **Pareto**. L'ensemble des meilleurs compromis est appelé le front Pareto ou la surface de compromis. Cet ensemble de solutions constitue un équilibre, dans le sens qu'aucune amélioration ne peut être faite sur un objectif sans dégradation d'au moins un autre objectif. La solution Pareto consiste à obtenir le front de Pareto.

Définition 1 (la dominance) : une solution A domine une solution B pour un problème de minimisation si et seulement si:

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, n\} : f_i(A) \leq f_i(B) \quad (2.11)$$

$$\text{et } \exists j \in \{1, 2, \dots, n\} : f_j(A) < f_j(B) \quad (2.12)$$

On dit que B est dominée par A ou entre les deux solutions, A est la solution non dominée.

Définition 2 (Pareto optimum) : un vecteur $X^* \in C$ est un optimum de Pareto s'il n'existe aucune solution X de C qui domine X^* .

Au lieu d'une solution unique, l'optimisation multi-objectif donne lieu à un ensemble de solutions optimales. Toute solution de cet ensemble est optimale dans le sens qu'il est impossible d'améliorer les performances, sur un critère de cette solution, sans que cela entraîne une dégradation des performances, sur au moins un autre critère. Ces solutions optimales forment l'ensemble de solutions Pareto optimales, elles sont aussi connues sous le nom de solutions efficaces, non inférieures et non dominées. La représentation de ces solutions non dominées dans l'espace d'objectif est appelée front de Pareto. La [Figure 2.6](#) montre un exemple de front de Pareto pour un problème de minimisation à deux objectifs. L'ensemble de points blancs représentent le front de Pareto.

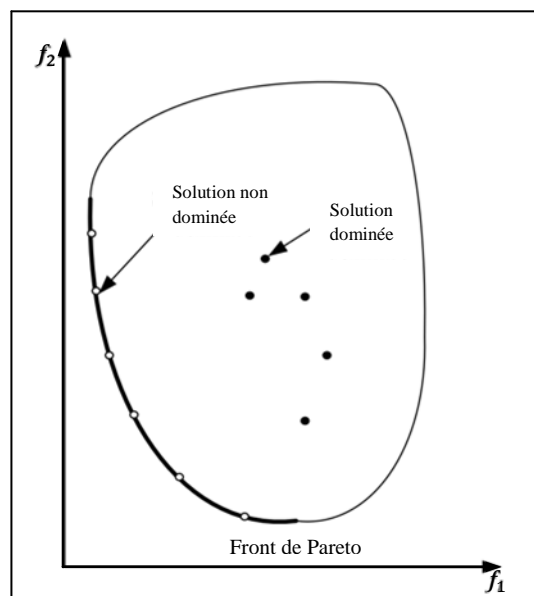


Figure 2.6. Front de Pareto.

Ce domaine est très dynamique et ne cesse de se développer. Il a été proposé plusieurs méthodes pour le traitement des problèmes multi-objectif. Ces méthodes peuvent être classées principalement en deux catégories:

1. Méthodes "agrégatives",
2. Méthodes "non agrégatives".

2.4.1. Méthodes agrégatives

Ce sont les premières méthodes utilisées pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectif. Elles consistent à transformer le problème multi-objectif en un problème mono-objectif en combinant les composantes f_i du vecteur objectif du problème en une seule

fonction scalaire f . Il existe, différentes façons de construire la fonction f . La plus classique et la plus utilisée se ramène à une simple somme pondérée des objectifs f_i :

$$f = \sum_{i=1}^n \lambda_i \times f_i \quad (2.13)$$

où, les paramètres λ_i sont les poids de pondération. Fixer un vecteur de poids revient à trouver un hyper plan dans l'espace objectif. La méthode de pondération est relativement simple à utiliser mais il est assez difficile de fixer a priori les valeurs des poids associés à chaque objectif. Il est par ailleurs impératif de normaliser les objectifs lorsque ceux-ci sont non-commensurables, ce qui est souvent le cas. Ce problème de mise à l'échelle s'avère complexe car les valeurs de normalisation ne sont pas faciles à déterminer. Le champ applicatif de cette méthode se trouve alors fortement réduit.

Grâce au principe de pondération, il est possible avec un AG standard d'obtenir le front de Pareto d'un problème multi-objectif. Il est nécessaire pour cela d'exécuter l'algorithme plusieurs fois successives en faisant varier les facteurs de pondération.

2.4.2. Méthodes non agrégatives

Ces méthodes permettent de traiter un problème d'optimisation multi-objectif sans avoir à agréger les fonctions objectifs en une seule fonction. L'approche par la méthode agrégative n'est généralement pas satisfaisante car le nombre d'exécutions successives nécessaires pour déterminer les différents compromis conduit alors à un nombre d'évaluations de critères prohibitif. Ainsi, pour surmonter cette difficulté, on préfère utiliser des méthodes permettant d'une part de trouver l'ensemble de solutions Pareto optimales en une seule exécution et d'autre part de s'affranchir des problèmes de mise à l'échelle des objectifs. Parmi ces méthodes on cite par exemple:

- Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA) [71],
- Multiple Objective Genetic algorithm (MOGA) [72],
- Niche Pareto genetic algorithm (NPGA) [73],
- Nondominated sorting genetic algorithm (NSGA) et sa deuxième version (NSGA-II) [73],
- Strength Pareto Evolutionary algorithm (SPEA) et sa deuxième version (SPEA-II) [74],
- Multi Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO) [75]....

Dans ce qui suit, nous allons seulement détailler le principe de fonctionnement de l'algorithme SPEA-II, utilisé dans de cette thèse.

2.4.3. SPEA-II

Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA) est une extension de l'algorithme génétique pour des problèmes d'optimisation à objectifs multiples. Cet algorithme a eu pratiquement le même historique que le NSGA. Après la publication du SPEA, plusieurs critiques relatives au mécanisme d'assignement de la fitness, à la technique d'évaluation de la densité et enfin à la méthode de troncation employée sur l'archive, ont été faites. Dans cette nouvelle version Zitzler et al [74] ont proposé une nouvelle approche plus élégante afin de remédier à toutes ces critiques.

2.4.3.1. Procédure de fonctionnement du SPEA-II

L'algorithme (ci-dessous) fournit le pseudo-code de l'algorithme évolutif de Pareto de force 2 (SPEA-II). L'objectif de l'algorithme est de localiser et de maintenir un front de solutions non dominées, idéalement un ensemble de solutions optimales de Pareto. Ceci est réalisé en utilisant un processus évolutif (avec des procédures de substitution pour la recombinaison génétique et la mutation) pour explorer l'espace de recherche, et un processus de sélection combinant le degré de domination d'une solution candidate et une estimation de la densité du front de Pareto en tant que forme physique assignée.

Algorithme 2.2: Pseudocode de l'algorithme SPEA-II

Entrés : $Population_{size}$, $Archive_{size}$, $ProblemSize$, P_c , P_m
Sortie : Archive
 Population \leftarrow PopulationInitiale ($Population_{size}$, $ProblemSize$)
 Archive $\leftarrow \emptyset$
Tant que (StopCondition()) **faire**
 Pour ($S_i \in Population$)
 $S_{i_{objectif}} \leftarrow$ CalculesObjectifs (S_i)
 Fin
 Union \leftarrow Population + Archive
 Pour ($S_i \in Union$)
 $S_{i_{brute}} \leftarrow$ CalculeFitnessBrute (S_i , $Union$)
 $S_{i_{densité}} \leftarrow$ CalculeDensité (S_i , $Union$)
 $S_{i_{fitness}} \leftarrow S_{i_{brute}} + S_{i_{densité}}$
 Fin
 Archive \leftarrow SolutionNonDominée ($Union$)
Si (Size(Archive) $<$ $Archive_{size}$)
 PopulationCandidatRestant (Union, Archive, $Archive_{size}$)
Si non **Si** (Size(Archive) $<$ $Archive_{size}$)

SupprimerLesPlusSimilaire (Archive, $Archive_{size}$)

Fin

Sélectionnés ← ParentsSélectionnés (Archive, $Population_{size}$)

Population ← CroissementEtMutation(Sélectionnés, P_c , P_m)

Fin

Retour (SolutionNonDominée (Archive))

La première étape de l'assignation de la valeur d'adaptation s'effectue sur l'ensemble $\{P_t \cup Q_t\}$. Cette valeur est déterminée en calculant pour chaque individu $x_t \in \{P_t \cup Q_t\}$ la valeur qui représente le nombre de solutions que $S(i)$ domine :

$$S(i) = |\{j | j \in P_t + Q_t \wedge i < j\}| \quad (2.14)$$

$i < j$ signifie que la solution i domine la solution j .

À partir de cette valeur $S(i)$ (strength value), on définit une autre valeur $R(i)$ appelée valeur d'adaptation brute (Raw Fitness) qui est égale à la somme des forces $S(j)$, où j désigne les individus qui domine i . Par conséquent, si un individu n'est pas dominé par aucun autre, il aura une valeur R nulle.

$$R(i) = \sum_{j \in P_t + Q_t, j < i} S(j) \quad (2.15)$$

A un stade avancé dans le processus d'optimisation, cette technique peut échouer lorsqu'aucun individu ne domine l'autre, une information de densité est alors nécessaire pour distinguer entre les individus ayant des valeurs d'adaptation brute R identique. On définit alors une fonction de densité donnée par :

$$D_k(i) = \frac{1}{\sigma_i^k + 2} \quad (2.16)$$

où, σ_i^k représente la distance entre x_i et son $K^{ième}$ plus proche voisin. Le chiffre 2 au dénominateur sert à obtenir $D_k(i) < 1$, $k = \sqrt{\|Pt\| + \|Qt\|}$. La procédure pour l'obtention de la mesure $D_k(i)$ se déroule en quatre étapes suivant l'algorithme ci-dessous :

Algorithme 2.3: Calcul de la distance $D_k(i)$

1. Calcul de la distance Euclidienne $D_{i,j}$.
2. Trier les $D_{i,j}$ du plus petit au plus grand.
3. Initialiser σ_i^k où $k = \sqrt{\|Pt\| + \|Qt\|}$.
4. $D_k(i) = \frac{1}{\sigma_i^k + 2}$

Finalement la valeur de la fitness (adaptation) est obtenue à partir de $R(i)$ et de $D_k(i)$:

$$F(i) = R(i) + D_k(i) \quad (2.17)$$

2.4.3.2. Sélection environnementale

Pour mettre au point ce mécanisme, on commence par sélectionner tous les individus non dominés, c'est-à-dire, ceux dont la valeur d'adaptation F_i est inférieure à 1 et ainsi mettre à jour l'archive de la génération suivante.

$$Q_{t+1} = \{i | i \in P_t + Q_t \wedge F(i) < 1\} \quad (2.18)$$

Arriver à ce stade trois cas peuvent se présenter :

1. $\|Q_{t+1}\| = N_a$: Fin de la procédure de sélection environnementale.
2. $\|Q_{t+1}\| < N_a$: Sélectionner les meilleurs individus de l'ensemble
3. $\|Q_{t+1}\| > N_a$: Une procédure de troncation itérative supprimera les individus dominés jusqu'à ce que $\|Q_{t+1}\| = N_a$.

La troncation se fait suivant un critère de dominance employant à la base la mesure de la distance σ_{ij}^k , ce critère est défini comme suit:

$$i \leq_d j = \begin{cases} \forall 0 < k < |Q_{t+1}| : \sigma_i^k = \sigma_j^k & \vee \\ \text{ou} \\ \exists 0 < k < |Q_{t+1}| : [(\forall 0 < l < k : \sigma_i^l = \sigma_j^l) \text{ et } \sigma_i^k = \sigma_j^k] \end{cases} \quad (2.19)$$

La sélection environnementale est résumée par l'algorithme suivant :

Algorithme 2.4 : sélection environnementale

P_t : population d'individus, Q_t : l'archive et N_a la taille de l'archive.

1. Affecter tous les individus dont la valeur d'adaptation ($F(i) < 1$), à $\|Q_{t+1}\|$.
2. Si $|Q_{t+1}| = N_a$: allez à l'étape 5.
3. Si $|Q_{t+1}| < N_a$: compléter (Q_{t+1}) par les $\{N_a - |Q_{t+1}|\}$ meilleurs individus.
4. Si $|Q_{t+1}| > N_a$:

Répéter

$$(Q_{t+1}) = Q_{t+1} - x_i \mid (x_i <_d x_j), \quad \forall j \in Q_{t+1} \quad (2.20)$$

Jusqu'à ce que $|Q_{t+1}| = N_a$

5. Fin.

2.4.3.3. Sélection à la reproduction (matting selection)

La sélection à la reproduction opère sur les individus les moins performants qui n'ont pas été sélectionnés pour former l'archive, elle est basée sur un tournoi binaire et dont l'objectif est de construire une population temporaire P_t (de taille N). Le critère de comparaison employé cette fois-ci est la valeur d'adaptation F_i , l'individu au F_i le plus faible sera sélectionné, ensuite cet ensemble résultant P_t sera soumis aux opérateurs de croisement et de mutation qui constituent la dernière étape avant l'obtention de la nouvelle population P_{t+1} .

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le fonctionnement et les différents opérateurs de deux algorithmes évolutionnaires mono-objectif: l'algorithme génétique standard et l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire. Nous avons également décrit le problème d'optimisation multi-objectif et l'algorithme SPEA-II.

Le prochain chapitre sera consacré à l'optimisation du contrôleur MPPT flou en utilisant ces algorithmes évolutionnaires.

Chapitre 3

OPTIMISATION DE LA COMMANDE MPPT FLOUE

3.1. Introduction

Les contrôleurs flous (CFs) sont beaucoup utilisés dans les structures de commande et récemment dans les systèmes de conversion photovoltaïques. La commande de ces systèmes revient à générer un rapport cyclique à chaque instant capable de poursuivre le point de puissance maximale disponible dans le générateur photovoltaïque. Néanmoins, les difficultés rencontrées dans la conception de ces contrôleurs, nous a mené à s'orienter vers l'utilisation des algorithmes évolutionnaires vu leur caractéristique d'exploration globale dans un environnement complexe.

Le chapitre est organisé en trois parties. Dans la première partie nous présentons la structure de configuration du contrôleur MPPT flou.

Dans la deuxième partie nous étudions l'optimisation des paramètres d'un CF de type Mamdani par les algorithmes évolutionnaires, à savoir: algorithme génétique simple et algorithme d'optimisation par essaim de particule. Nous présentons la structure de l'individu et les opérateurs de chaque algorithmes adoptés pour l'optimisation simultanée de l'ensemble des paramètres d'un contrôleur flou. Enfin pour mieux illustrer la méthode, nous effectuons une étude comparatifs entre les deux algorithmes.

Dans la troisième partie, l'optimisation des CFs de Mamdani est effectuée par l'algorithme évolutionnaire, à savoir: SPEA-II. Dans un premier temps, nous présentons la formulation de la structure du chromosome, nous décrivons les opérateurs de mutation et de croisement qui s'appliquent sur les gènes de contrôle du chromosome de l'algorithme SPEA-II. A la fin de cette deuxième partie, les résultats de simulation sont données pour un profil de conditions atmosphériques variables.

3.2. Configuration du contrôleur MPPT flou

La Figure 3.1 donne le schéma de principe d'un système de conversion photovoltaïque autonome intégrant un contrôleur flou comme poursuiveur de point de puissance maximale (méthode MPPT).

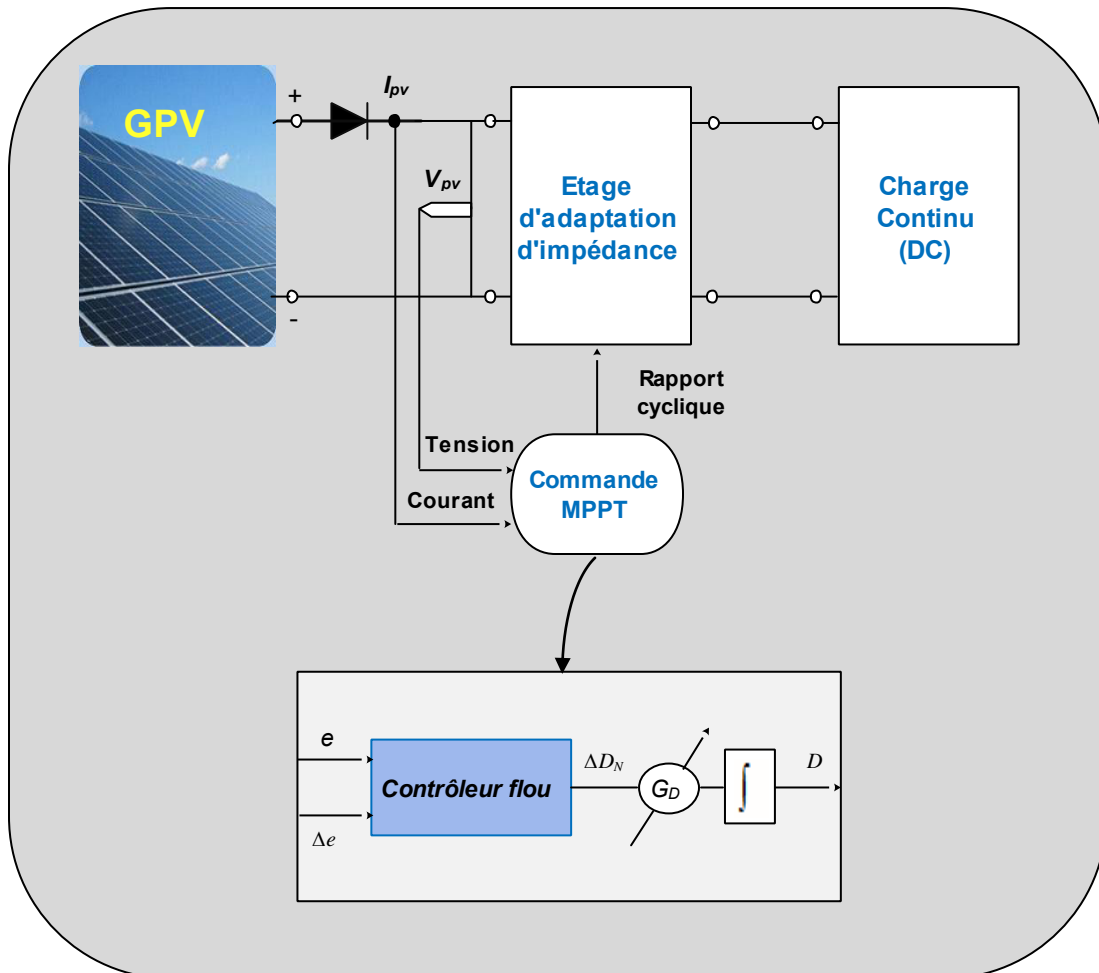


Figure 3.1. Synoptique du système photovoltaïque avec le contrôleur MPPT flou.

3.2.1. Variables du contrôleur flou

Nous considérons, comme le montre la Figure 3.1, un contrôleur flou à deux entrées, l'erreur e et sa variation Δe et une sortie qui représente la variation de la commande ΔD_N . Cette sortie permet d'ajuster à chaque instant k le signal de commande $D(k)$ appliqué au système. Les entrées et la sortie de ce contrôleur sont définies à chaque instant k , par les équations suivantes:

$$e(k) = \frac{P_{PV}(k) - P_{PV}(k-1)}{V_{PV}(k) - V_{PV}(k-1)} \quad (3.1)$$

$$\Delta e(k) = e(k) - e(k - 1) \quad (3.2)$$

L'entrée « e » indique l'emplacement du point de fonctionnement, qu'il se trouve à gauche ou à droite du PPM, tandis que l'entrée « Δe » indique le sens de déplacement du point de fonctionnement, comme illustré par la [Figure 3.2](#).

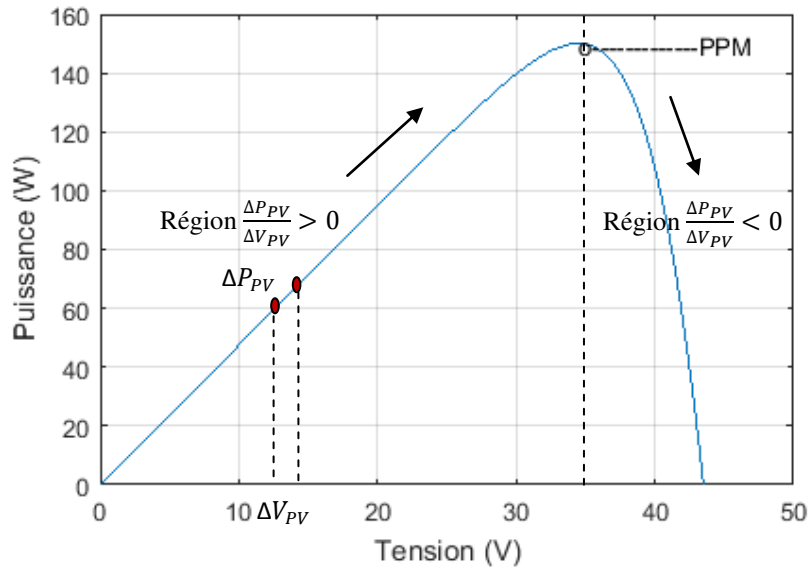


Figure 3.2. Caractéristiques asymétriques du panneau photovoltaïque.

Dans cette étude, nous considérons un contrôleur flou de type PI pour lequel le rapport cyclique D est obtenu par :

$$D(k) = D(k - 1) + G_D \times \Delta D_N(k) \quad (3.3)$$

avec, G_D est un facteur d'échelle.

3.2.2. Fonctions d'appartenance

Dans un contrôleur flou, les règles floues sont appliquées sur des termes linguistiques. Ces derniers permettent de qualifier une variable linguistique et chacun étant caractérisé par une fonction d'appartenance. Les paramètres à optimiser sont donc définis en deux phases : on doit d'abord définir les paramètres de chaque fonction d'appartenance, puis l'ensemble des paramètres des fonctions d'appartenance qui constituent la partition floue de la variable linguistique.

Nous utilisons cinq fonctions d'appartenance de type triangulaire pour caractériser chaque variable d'entrée du contrôleur (e et Δe). Comme chaque fonction triangulaire est caractérisée par trois paramètres, un partitionnement avec cinq fonctions nécessitera quinze paramètres

pour sa définition. Il faut donc une trentaine de paramètres pour un contrôleur à deux entrées, ce qui est déjà un nombre relativement important de paramètres à optimiser, auxquels il faut ajouter les paramètres des fonctions d'appartenance relatifs à la variable de sortie. Ainsi pour contourner ce problème, nous utilisons un partitionnement des variables suivant la méthode de Lee et Takagi [76] et Yubaziki [77]. Dans leur méthode, les autres proposent de partager le même paramètre par plusieurs fonctions d'appartenance, ce qui permet par conséquent de réduire considérablement le nombre de paramètres. La Figure 3.3, illustre un exemple de partitionnement de la variable e en utilisant cinq fonctions d'appartenance complètement définies uniquement par cinq paramètres au lieu de quinze.

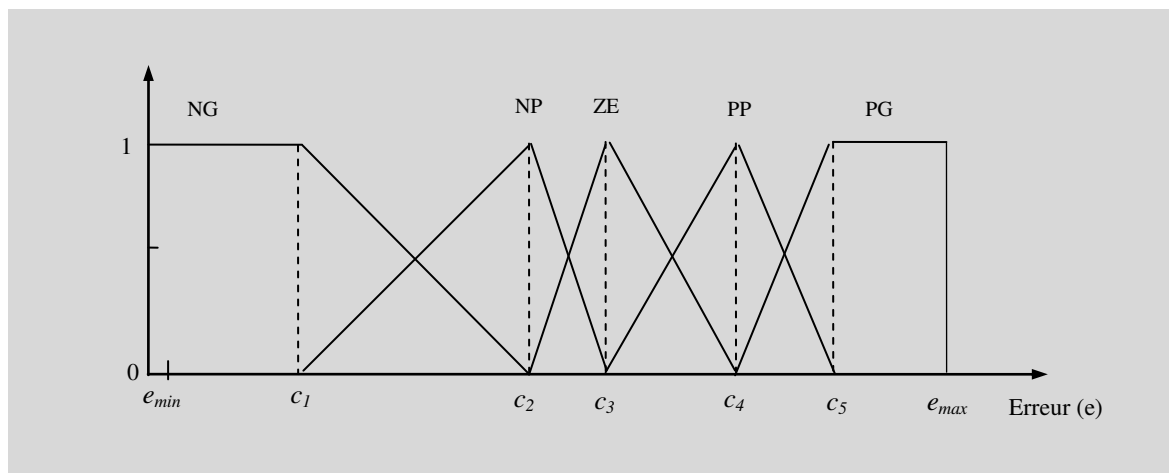


Figure 3.3. Partitionnement des fonctions d'appartenance triangulaires asymétriques de l'entrée (e).

Toujours dans le but de réduire le nombre de paramètres et de simplifier les calculs, nous utilisons pour la variable de sortie, cinq fonctions d'appartenance de type singleton.

3.2.3. Univers de discours des variables du contrôleur

Une fois que les choix des fonctions d'appartenance et de partitionnement sont faits, il reste à déterminer les univers de discours des variables du contrôleur flou. Après une série de tests et en se basant sur la caractéristique $P_{PV} - V_{PV}$ du panneau photovoltaïque, nous avons opté pour les univers de discours suivants :

- L'intervalle de variation $[-45, 5]$ pour la variable d'entrée e ,
- L'intervalle $[-50, 50]$ pour la variable d'entrée Δe
- L'intervalle $[-3, 3]$ pour la variable de sortie ΔD_N .

3.2.4. Base de règles du contrôleur

L'ensemble des règles du contrôleur sont regroupées dans le [Tableau 3.1 \[78\]](#), qui est représenté sous forme de matrice. Les lignes de la matrice représentent les cinq ensembles flous de l'erreur e , les colonnes représentent les cinq ensembles flous du changement d'erreur Δe et les cellules de la matrice représentent les ensembles flous associés à la variable de sortie ΔD_N , qui sont respectivement notés 1, 2, 3, 4 et 5 pour NG, NP, ZE, PP, PG. Par exemple, la règle donnée par la cellule bleue du [Tableau 3.1](#) est interprétée comme suit:

Si e est positif grand (PG) et Δe est égal à zéro (ZE), **alors** ΔD_N est négatif grand (NG).

où, ΔD_N est le changement incrémentiel normalisé du rapport cyclique du convertisseur de puissance.

Table 3.1. Règles flous pour le calcul ΔD_N .

e	Δe				
	NG	NP	ZE	PP	PG
NG	3	3	5	5	5
NP	3	3	4	4	4
ZE	4	3	3	3	2
PP	2	2	2	3	3
PG	1	1	1	3	3

3.3. Optimisation des contrôleurs MPPT flous par algorithme évolutionnaire mono-objectif

Les difficultés rencontrées dans la conception des contrôleurs flous, nous a amené à s'orienter vers l'utilisation des algorithmes évolutionnaires, vue leur caractéristique d'exploration globale dans un environnement complexe.

3.3.1. Structure de l'individu

Dans cette partie, nous allons représenter l'ensemble des paramètres des fonctions d'appartenance du contrôleur flou sous forme d'un seul vecteur. Nous obtenons un ensemble de 3×5 paramètres. L'optimisation de ces paramètres s'effectue par l'algorithme génétique et l'algorithme d'optimisation par essaim de particules. Comme ces derniers travaillent sur une

population d'individus sur lesquels sont codés les paramètres à optimiser, il est nécessaire de définir la structure de cet individu (chromosome ou particule).

La figure suivante illustre la structure de l'individu utilisé pour optimiser les paramètres des fonctions d'appartenance en utilisant un codage réel.

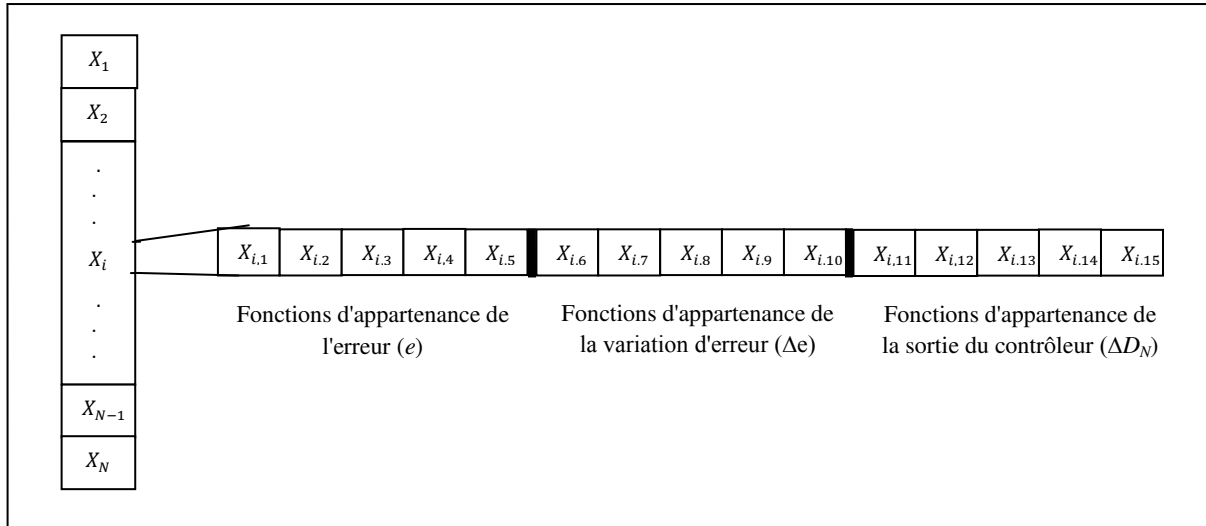


Figure 3.4. Structure de N individu en utilisant un codage réel.

3.3.2. Procédure d'initialisation

Chaque élément (gène) des individus est initialisé avec des valeurs aléatoires. Pour chaque élément $X_{i,j}$ de l'individu i , un nombre aléatoire $r_{i,j}$ entre 0 et 1 est généré. Alors la valeur de $X_{i,j}$ est définie par la mise en correspondance de $[0, 1]$ avec $[X_j^L, X_j^U]$, selon l'équation suivante :

$$X_{i,j} = X_j^L + r_{i,j} \times (X_j^U - X_j^L) \tag{3.4}$$

où, X_j^L et X_j^U indiquent les bornes inférieure et supérieure de $X_{i,j}$, respectivement.

3.3.3. Objectif de la stratégie de commande

Nous fixons comme objectif, la minimisation de l'erreur e_p entre la sortie du panneau (P_{PV}) et la consigne (P_{PVmax}). Cet objectif peut être défini par plusieurs critères. Pour les deux algorithmes d'optimisation (AG et PSO), ces critères vont servir pour obtenir une fonction objectif exploitable par le processus de sélection. Dans notre cas, les pertes de puissance peuvent être présentées comme une fonction *ITAE* comme indiqué dans l'Equation (3.5). Il s'agit d'un problème de minimisation des pertes de puissance en régime permanent, principalement dues aux conditions atmosphériques.

$$ITAE = \int_0^{t_f} t \times |e_p(t)| dt \quad (3.5)$$

où, $e_p(t) = P_{PVmax}(t) - P_{PV}(t)$, P_{PVmax} est la puissance maximale qu'il peut fournir le panneau et P_{PV} est la puissance instantanée fournie par le panneau et t_f est le temps de simulation.

3.3.4. Profil d'apprentissage

Dans la plupart des articles [79, 80], la conception de contrôleur MPPT floue utilisant des algorithmes d'optimisation est accompli dans des conditions de testes constantes ($E = 1000 \text{ W/m}^2$ et $T = 273 \text{ Kelvin}$ ($25 \text{ }^\circ\text{C}$)). Pour considérer un fonctionnement plus réaliste des conditions atmosphériques avec, trois niveaux d'irradiance (1000 W/m^2 , 600 W/m^2 et 800 W/m^2) ont été adoptés dans cette étude, comme le montre la [Figure 3.5](#).

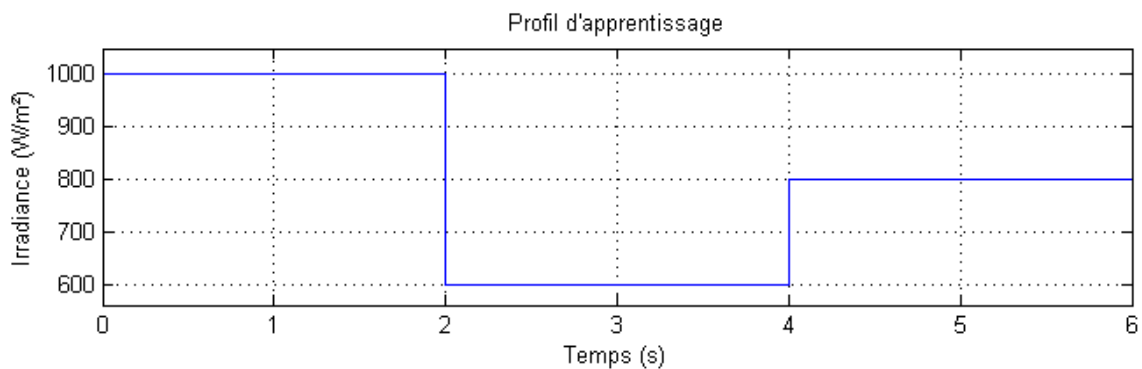


Figure 3.5. Profil d'apprentissage.

3.3.5. Optimisation des contrôleurs MPPT flous par algorithme génétique simple

Après avoir défini la structure du chromosome, le type de codage et l'étape d'initialisation de la population initiale, il convient alors de spécifier les opérateurs génétiques et la méthode de sélection utilisés.

3.3.5.1. Opérateurs génétiques

Comme nous avons opté pour un codage réel des paramètres, il faut donc utiliser les opérateurs appropriés à ce type de codage. Ainsi comme le montre le [Tableau 3.2](#) ci-dessous, nous avons utilisé un croisement en deux points de type barycentre et une mutation non uniforme.

Table 3.2. Opérateurs génétiques

Opérateurs	Types
Croisement	Croisement de type barycentre selon les auteurs Wu et Lin [81]
Mutation	Mutation non uniforme

3.3.5.2. Méthode de sélection

Nous utilisons une méthode de sélection par tournoi binaire combinée avec une approche élitiste. Cela permettra de préserver la meilleure solution obtenue au cours de générations et se traduit par une décroissance de la fonction objectif dans le cas d'un problème de minimisation.

3.3.6. Optimisation des contrôleurs MPPT flous par algorithme PSO

Comme pour les algorithmes génétiques, les paramètres du PSO doivent être soigneusement choisis afin d'obtenir de meilleurs résultats. Dans notre cas, nous avons utilisé les paramètres ci-dessous.

3.3.6.1. Facteur d'inertie w

Un coefficient d'inertie dynamique est utilisé dans cette thèse, ce dernier varie au cours des itérations du processus d'optimisation. Cette stratégie a beaucoup amélioré les performances du PSO pour plusieurs problèmes d'optimisation [68]. En effet, cette stratégie peut s'avérer très intéressante étant donné qu'elle prévoit une diversification dès les premiers stades et une intensification aux derniers stades de la recherche.

Le poids d'inertie w diminue linéairement au cours de chaque itération selon la formule suivante [82] :

$$w = \frac{Iter_{max} - Iter}{Iter_{max}} \quad (3.6)$$

où, $Iter$ est le nombre d'itérations actuel et $Iter_{max}$ est le nombre maximal d'itérations permises.

3.3.6.2. Coefficients d'accélération c_1 et c_2

Les coefficients utilisés, dans cette thèse, sont constants à chaque itération. Les valeurs prometteuses de ces coefficients ont été déterminées dans l'article [83], en effectuant de nombreux tests. Ces valeurs sont égales à 2.05 pour c_1 et c_2 .

Les coefficients doivent vérifier la relation suivante: $c_1 + c_2 > 4$

3.3.6.3. Coefficients de construction CFa

Nous avons utilisé une version améliorée de l'algorithme PSO, on exploitant le coefficient de constriction CFa . L'utilisation de ce coefficient permet de mieux contrôler la divergence de l'essaim, qui donne généralement un meilleur taux de convergence, sans avoir à fixer la vitesse maximale V_{max} [83, 84]. L'équation suivante présente la vitesse de chaque particule avec le coefficient CFa :

$$V_i(t + 1) = CFa \left(wV_i(t) + c_1r_1(pbest_i(t) - X_i(t)) + c_2r_2(gbest(t) - X_i(t)) \right) \quad (3.7)$$

avec :

$$CFa = \frac{2}{\text{abs}(2 - C - \text{sqrt}(C^2 - 4 * C))} \quad (3.8)$$

où, $C = c_1 + c_2$, et $C > 4$

Nous avons utilisé $C = 4,1$ et $c_1 = c_2$, ce qui donne un coefficient $CFa = 0,7298844$.

3.4. Résultats de l'optimisation du contrôleur MPPT flou

Le schéma représentant le système de conversion d'énergie photovoltaïque est illustré dans la Figure 3.6. Les blocs principales de ce système sont:

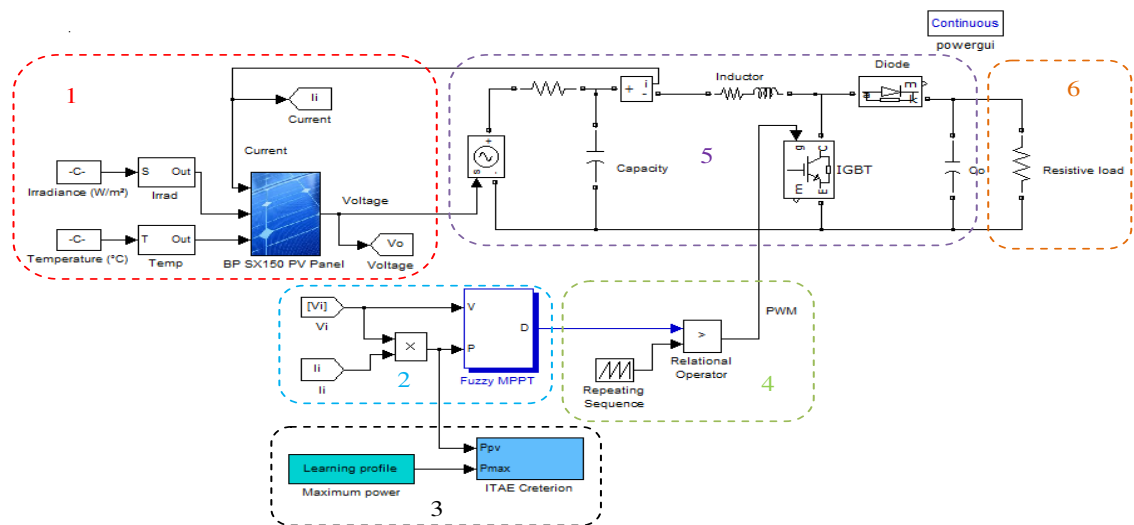


Figure 3.6. Schéma du système de conversion photovoltaïque.

Bloc 1: représente le panneau photovoltaïque BP SX150S et ses différents paramètres sont indiqués dans le [Tableau 3.3](#).

Table 3.3. Caractéristiques électriques du panneau BP SX150S en conditions standard.

Caractéristiques électriques	BP SX150S
Puissance maximale sous condition STC	150 Wc
Tension au point de puissance maximale	34.5 V
Courant au point de puissance maximale	4.35 A
Courant de court-circuit	4.75 A
Tension de circuit ouvert	43.5 V
Coef. température au point de puissance maximale	$-(0.5 \pm 0.05)\%/^{\circ}\text{C}$
Coef. température de court-circuit	$(0.065 \pm 0.015)\%/^{\circ}\text{C}$
Coef. température de circuit ouvert	$-(160 \pm 20)\text{mV}/^{\circ}\text{C}$
Temp. nominale de fonctionnement de la cellule (NOCT)	$47 \pm 2^{\circ}\text{C}$

Bloc 2: représente le contrôleur flou basé sur la méthode MPPT qui est configurée selon la structure précédemment détaillée dans la [section 3.1](#).

Bloc 3: permet de calculer le critère ITAE correspondant à chaque individu (particule ou chromosome) par les algorithmes AG et PSO. Les paramètres de contrôle de chaque algorithme sont donnés dans le [Tableau 3.4](#).

Table 3.4. Paramètres d'AG et du PSO.

Paramètres	AG	PSO
Représentation	Réel	Réel
Génération	200	200
Sélection	Tournoie	-
Croisement	Barycentre	-
Taux de croisement	80%	-
Mutation	Non uniforme	-
Taux de mutation	01%	-
w	-	Eq. (3.15)
c_1	-	2.05
c_2	-	2.05
CF_a	-	0.729

Bloc 4: contient le dispositif de contrôle du convertisseur élévateur qui implémente un générateur de signal PWM.

Bloc 5: montre le convertisseur élévateur continu-continu (DC-DC). Les composants principaux de ce convertisseur sont: le transistor IGBT, l'inductance ($L = 0.6\text{mH}$) et le condensateur ($C = 1100\mu\text{F}$).

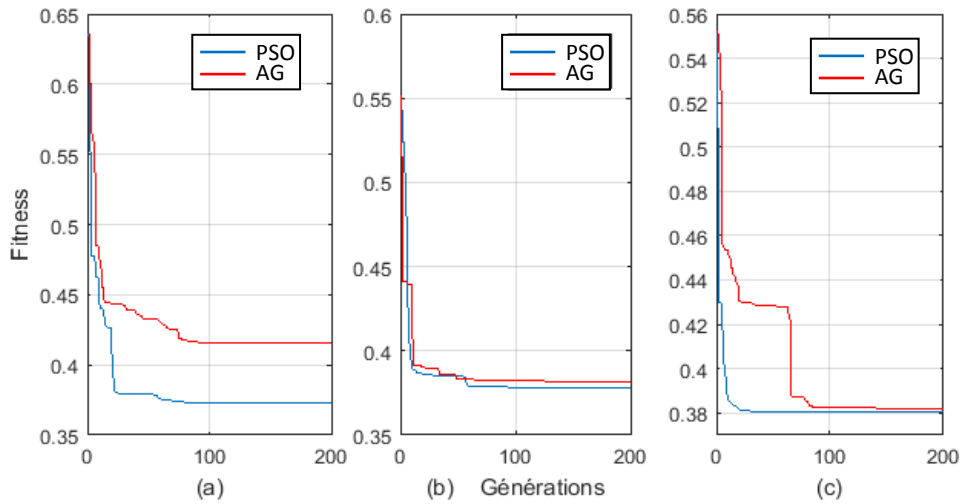
Bloc 6: représente la charge résistive directement connectée au convertisseur élévateur DC-DC.

Afin de mieux évaluer les performances de chaque algorithmes, une étude comparative entre le contrôleur MPPT flou optimisé par l'AG (MPPT flou -AG) et le contrôleur MPPT flou optimisé par le PSO (MPPT flou -PSO) est effectuée.

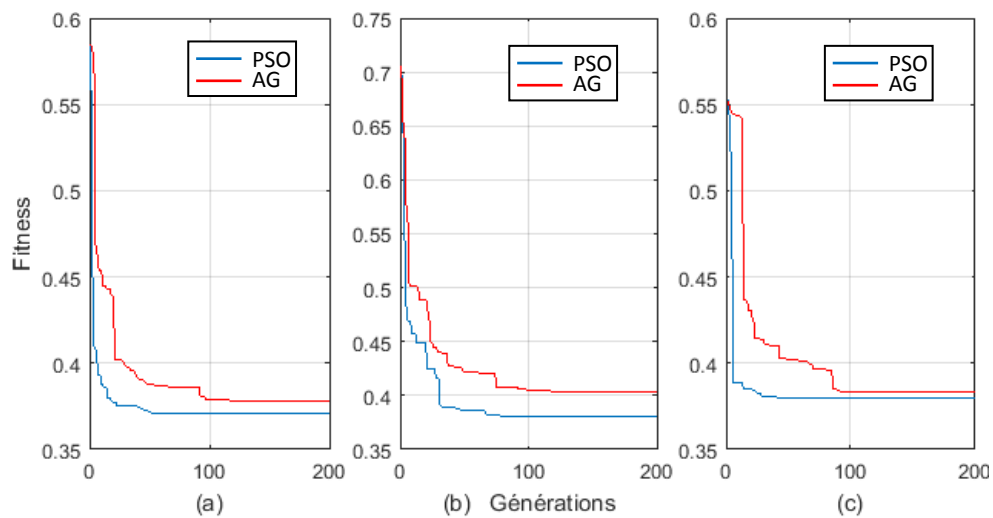
3.4.1. Profil de convergence

Les [Figures. 3.7 \(a\), \(b\) et \(c\)](#) montrent les meilleures valeurs du critère *ITAE* obtenues à chaque génération en utilisant l'AG et le PSO. Nous avons utilisé des populations de taille 20 et à chaque test, les deux algorithmes commencent avec la même population initiale qui est générée aléatoirement. Il ressort de ces figures que le PSO est capable de trouver la solution optimale avec un nombre d'itération plus petit. Afin de faire une comparaison valide entre les deux algorithmes, d'autres simulations sont réalisées en utilisant des populations de taille 40

comme le montrent les Figures 3.8 (a), (b) et (c). Une fois de plus, une meilleure convergence est observée pour le PSO par rapport à l'AG.



Figures 3.7. Profil de convergence pour une population de 20 individus.



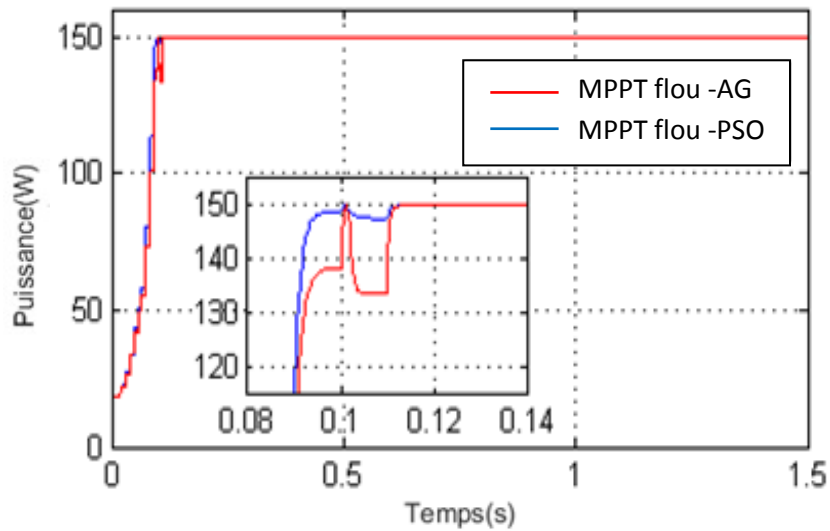
Figures 3.8. Profil de convergence pour une population de 40 individus.

3.4.2. Tests

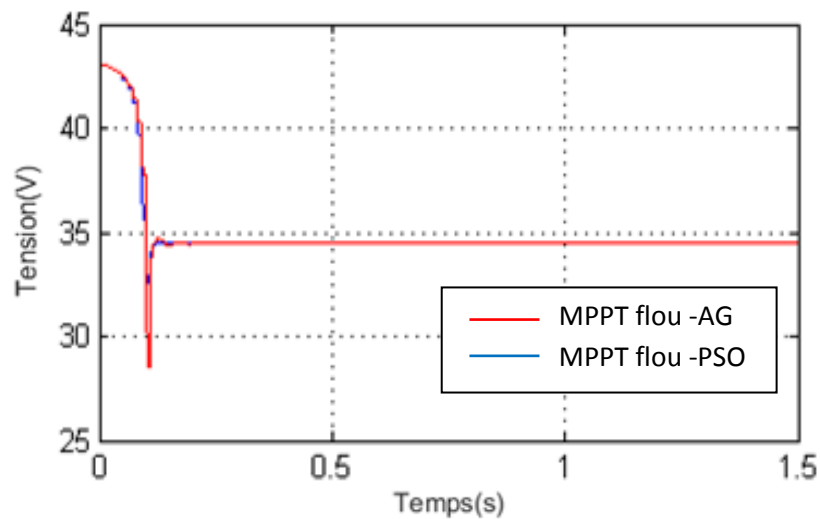
Une fois le processus d'apprentissage est accompli, nous allons tester les performances des deux contrôleurs MPPT obtenus respectivement par l'AG (MPPT flou –AG) et le PSO (MPPT flou –PSO). Les paramètres des deux contrôleurs correspondent à ceux obtenus avec une population de taille 20 (Figure 3.7- (b)).

3.4.2.1. Test sous les conditions de test standard

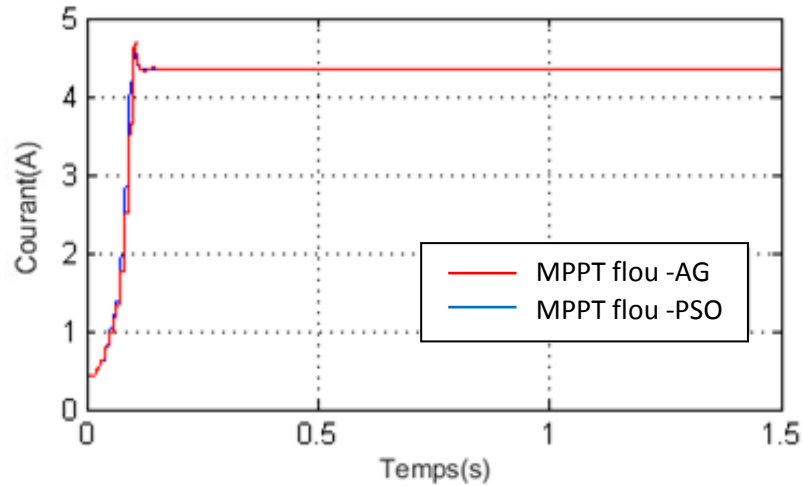
Dans cette partie, les simulations sont effectuées sous les conditions de test standard ($E=1000\text{W/m}^2$ et $T=25^\circ\text{C}$). Les figures 3.9(a) à 3.9(c) montrent respectivement les allures de puissances, de tension et de courant du panneau BP SX150S et la figure 3.9(d) représente le rapport cyclique du convertisseur.



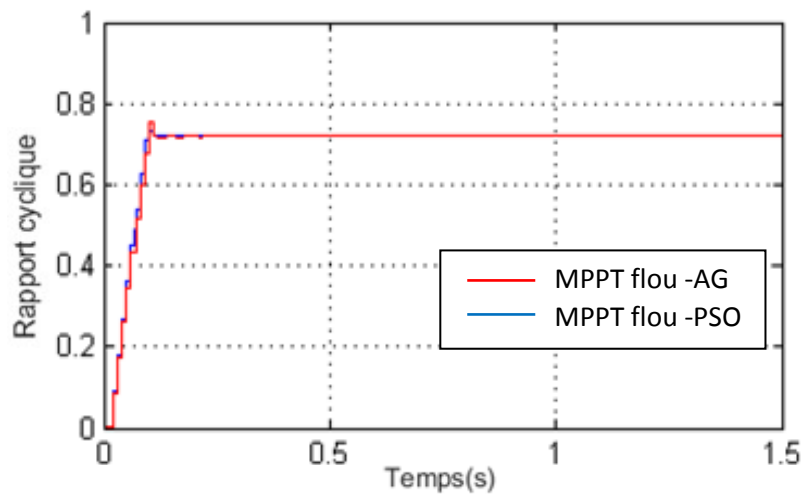
(a). Allures de la puissance du panneau BP SX150S.



(b). Allures de la tension du panneau BP SX150S.



(c). Allures de courant du panneau BP SX150S.



(d). Allures du rapport cyclique du convertisseur Boost.

Figure 3.9. Comparaison sous les conditions STC.

3.4.2.2. Test sous des variations rapides de l'irradiance

Dans ce cas, la comparaison entre les deux contrôleurs est réalisée sous condition variables de l'irradiance (cf. [Figure 3.10](#)). Au début à $t=0s$, le niveau d'irradiance est fixé à 800 W/m^2 , il passe brusquement à 1000 W/m^2 après $2s$ et, enfin, il est maintenu à une valeur de 900 W/m^2 à partir de $t=4s$. Au cours de cette simulation, la température du panneau photovoltaïque est fixée à 273 Kelvin . Les [figures 3.11\(a\) à 3.11\(c\)](#) montrent respectivement les allures de puissances, de tension et de courant du panneau BP SX150S et la [figure 3.11\(d\)](#) représente le rapport cyclique du convertisseur.

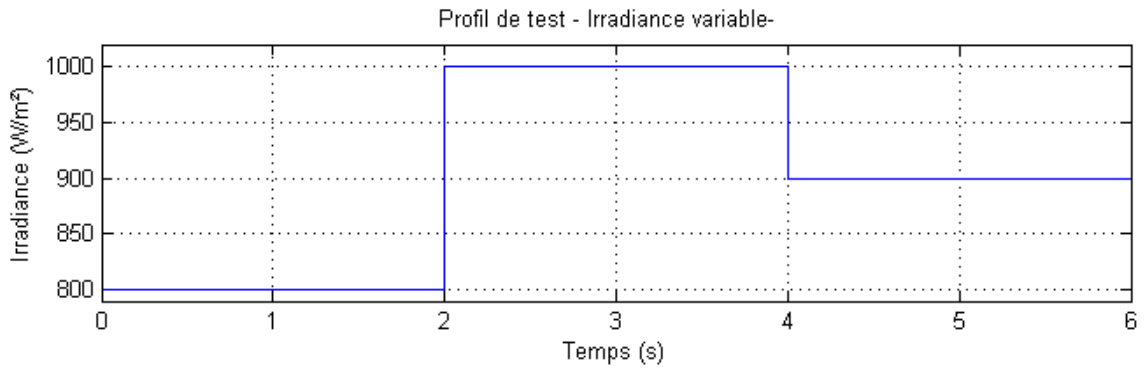
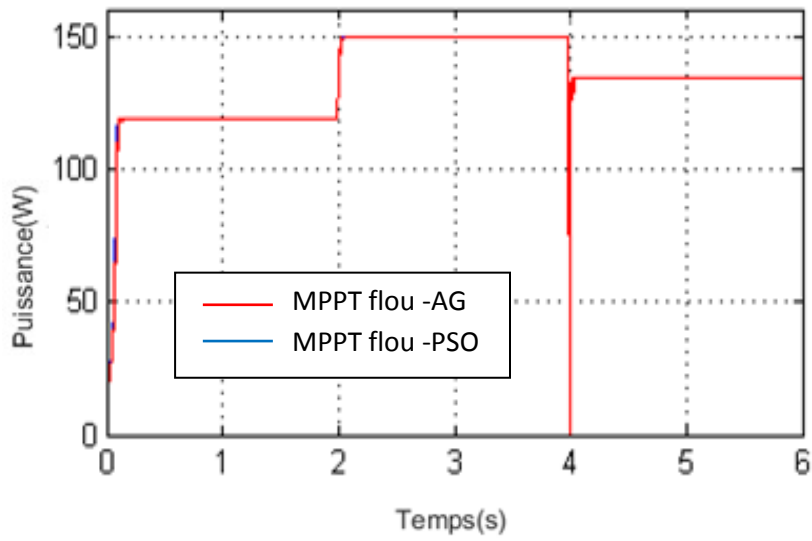
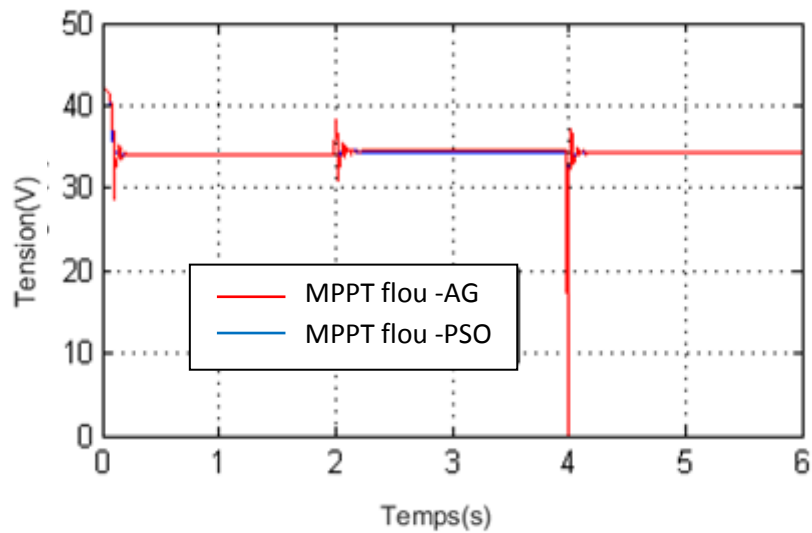


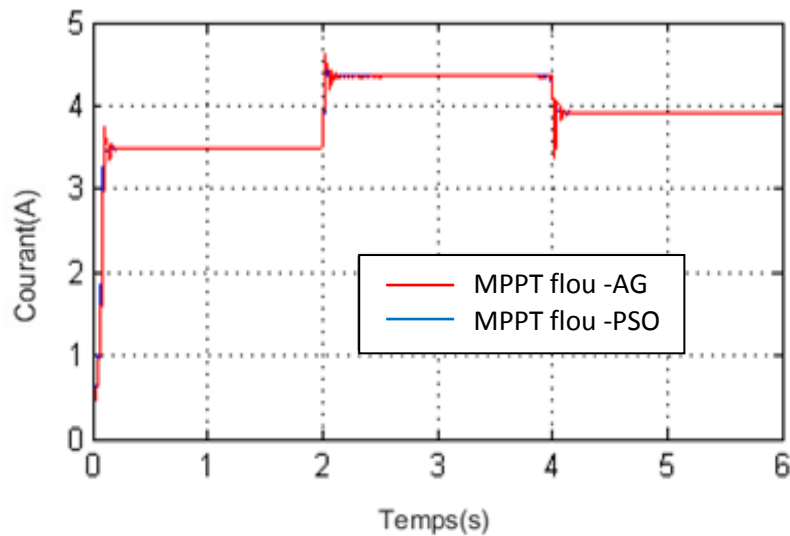
Figure 3.10. Profil d'irradiance.



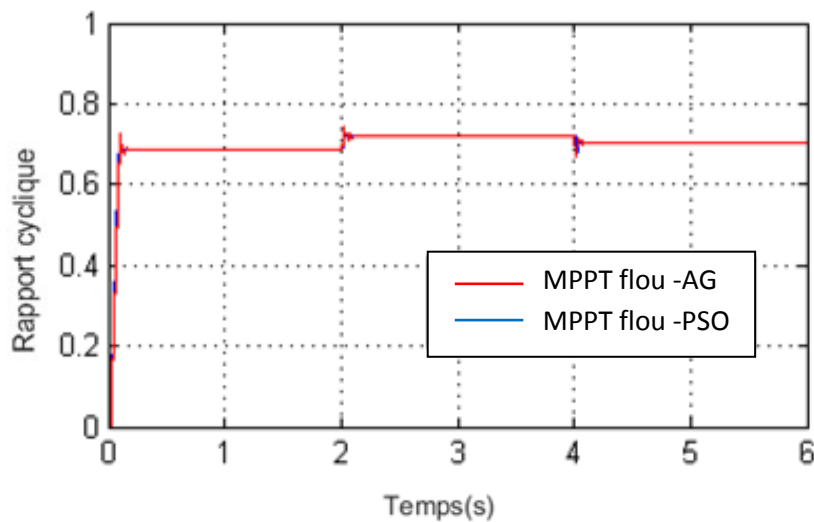
(a). Allures de la puissance du panneau BP SX150S.



(b). Allures de la tension du panneau BP SX150S.



(c). Allures de courant du panneau BP SX150S.



(d). Allures du rapport cyclique du convertisseur Boost.

Figure 3.11. Comparaison sous un profil d'irradiance variable.

3.4.3. Interprétation des résultats

D'après les allures de la [Figure 3.9](#) et de la [Figure 3.11](#), un ensemble de points sont à noter:

1. La puissance électrique générée par le panneau BP SX150S est toujours maintenue, en régime permanent, à sa puissance maximale quelque soient les conditions atmosphériques.
2. Pour chaque variation brusque du niveau d'irradiance, les deux contrôleurs MPPT parviennent toujours à ajuster rapidement le rapport cyclique du convertisseur de sorte que le point de puissance maximale soit atteint.

3.5. Optimisation des contrôleurs MPPT flous par l'algorithme SPEA-II

A présent, le suivi du point de puissance maximale dans un système de conversion photovoltaïque est considéré comme un problème d'optimisation ayant comme objectif la minimisation du critère ITAE. Nous avons vu que l'optimisation de ce critère a donné lieu à des réponses très satisfaisantes pour les deux algorithmes (AG et PSO) avec beaucoup de similarités en régime permanent. Néanmoins, nous avons constaté pour certaines réponses (exemple [Fig 3.9\(a\)](#)) le régime transitoire été moins performant et entraîne des pertes de puissance plus au moins importantes. Ainsi pour une optimisation plus précise du système photovoltaïque, il serait très intéressant d'introduire un deuxième critère qui tient compte de la réponse du contrôleur MPPT en régime transitoire.

Dans ce chapitre, après formulation du problème de suivi de puissance maximale comme un problème d'optimisation bi-objectif, nous utilisons l'algorithme SPEA-II pour un réglage optimal de l'ensemble des paramètres (fonctions d'appartenance+ règles floues) intervenant dans la conception d'une commande MPPT floue.

3.5.1. Fonctions objectifs

On se propose de minimiser les deux critères suivants :

$$Ob1 = ISE = \int_0^{t_f} (P_{PVmax}(t) - P_{PV}(t))^2 dt \quad (3.9)$$

$$Ob2 = ITAE = \int_0^{t_f} t \times |P_{PVmax}(t) - P_{PV}(t)| dt \quad (3.10)$$

Par minimisation du premier critère ISE (Intégral de l'erreur quadratique), on s'efforce d'améliorer le régime transitoire alors que la minimisation du second critère ITAE, comme nous l'avons vu, conduit à des réponses très satisfaisantes en régime permanent.

3.5.2. Structure du chromosome

La structure du chromosome représentant les paramètres à optimiser par l'algorithme SPEA-II, est divisée en deux parties comme le montre la [Figure 3.12](#).

La *première partie* est une chaîne de gènes entiers qui correspondent aux différentes conséquences des règles floues. Le nombre de gènes dans cette partie est égal à la dimension de la base de règles (voir [Table 3.1](#)). Ainsi, la première partie du chromosome est définie par un vecteur de longueur 25.

La *deuxième partie* concerne les paramètres des fonctions d'appartenance du contrôleur. Comme chaque variable du contrôleur est définie par cinq fonctions d'appartenance (également par cinq paramètres réels), cette deuxième partie est constituée de 15 paramètres réels.

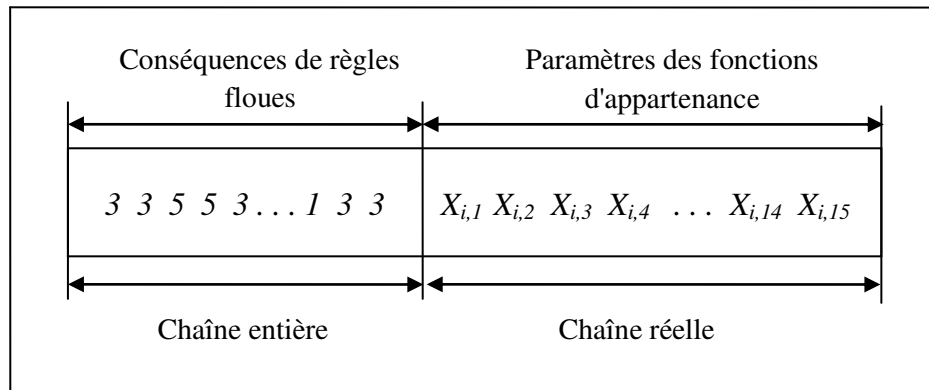


Figure 3.12. Structure du chromosome du SPEA-II.

3.5.3. Procédure d'initialisation

Les deux chaînes (réelle et entière) du chromosome sont initialisées comme suit :

Chaîne réelle : chaque gène se voit affecté une valeur aléatoire dans l'intervalle $[0, 1]$, c'est exactement la même procédure utilisée précédemment pour les cas des AG et du PSO.

Chaîne entière : nous pouvons utiliser également une initialisation aléatoire, mais cela risque de rendre le processus d'optimisation plus complexe. Pour cela, les gènes représentant les conséquences des règles floues sont initialisés à partir de la base de règles définie par le Tableau 3.1; il s'agit tout simplement de réorganiser le Tableau 3.1 sous forme d'une chaîne (ligne). Avec ce type d'initialisation, on prétend de démarrer la recherche avec un ensemble de solutions acceptables

3.5.4. Croisement

Comme nous utilisons deux codages différents, il faut donc choisir le type de croisement adapté à chaque codage. Nous avons utilisé le croisement en deux points pour la chaîne entière (règles floues) et le croisement de Laplace [85] pour la chaîne réelle (paramètres des fonctions d'appartenance). Les deux types de croisement sont appliqués avec un taux de probabilité $P_c=0.65$.

3.5.5. Mutation

❖ **Mutation de la chaîne entière :**

Dans le cas des chaînes entières, la mutation consiste à remplacer la valeur du gène à muter par une valeur autre que sa valeur actuelle [86]. Cependant, ce de type de mutation s'avère inadéquat pour notre problème à cause du caractère graduel des ensembles flous. Pour cela, nous utilisons la mutation proposée par [87] et dont le principe consiste à générer, après chaque mutation, un entier voisin (ensemble flou voisin) du gène à muter. Cette mutation est décrite par le système d'équations ci-dessous :

$$X' = \begin{cases} 2 & , & \text{if } X = 1 \\ X \pm 1 & & \text{if } 1 < X < n \\ X - 1 & & \text{if } X = n \end{cases} \quad (3.11)$$

❖ Mutation de la chaîne réelle:

Pour la chaîne réelle, il existe différents opérateurs de mutation. Dans notre cas, chaque gène $X_{i,j}$ muté est modifié par l'ajout d'une quantité réelle, générée par une fonction aléatoire telle que la distribution gaussienne [88]. En utilisant une probabilité de mutation $P_m=0.01$, la nouvelle valeur de $X'_{i,j}$ du gène muté est donnée par:

$$X'_{i,j} = X_{i,j} + \varphi \times \gamma(\mu, \nu) \quad (3.12)$$

où, γ est une fonction aléatoire, (μ, ν) sont respectivement la moyenne et la variance de la fonction γ et φ est un coefficient de modulation de γ .

3.5.6. Résultats de simulation

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de simulation de l'optimisation du contrôleur MPPT flou par l'algorithme multi-objectif SPEA-II pour résoudre le même problème de commande étudié par l'AG et le PSO.

Dans ce cas le front de Pareto est un ensemble de contrôleurs flous qui forment les meilleurs compromis entre les deux objectifs considérés (ITAE et ISE). La [figure 3.13](#) montre l'allure du front de Pareto correspondant aux solutions non dominées de la dernière population obtenue après 1000 générations [89].

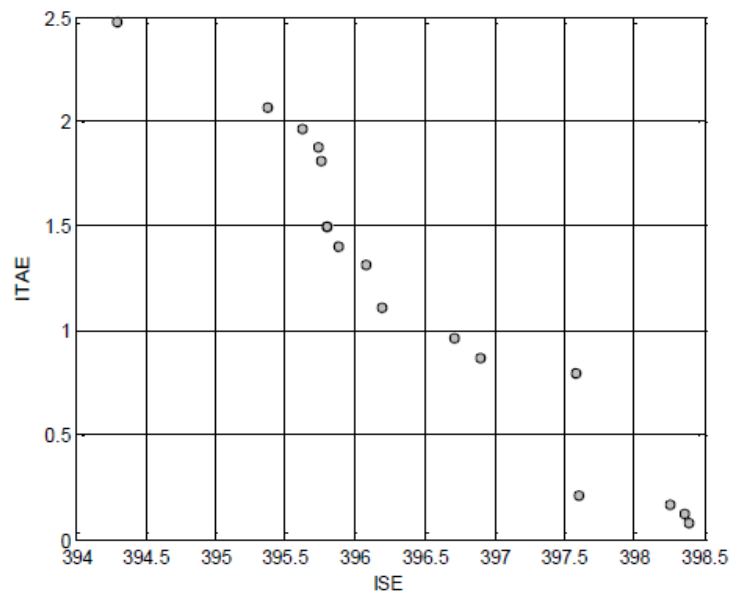


Figure 3.13. Front de Pareto de la population finale.

Nous notons une importante distribution des solutions sur le front de Pareto et des améliorations significatives des deux objectifs. Comme on peut le voir sur la [figure 3.13](#), lorsque les valeurs du critère ISE diminuent, les valeurs d'ITAE augmentent. Pour une meilleure illustration, nous rapportons dans la [Table 3.5](#) quelques valeurs des deux objectifs (ISE et ITAE) des solutions non dominées.

Table 3.5. Quelques solutions du front de Pareto

i	ISE	ITAE
1	394,2994	2,4761
2	395,3789	2,0620
3	395,7322	1,8745
4	395,7960	1,4919
5	396,0745	1,3093
6	397,6074	0,2047
7	398,3959	0,0794

Deux solutions du [Tableau 3.5](#) ($i = 2$ et $i = 7$) ont été choisies pour tester les performances des contrôleurs MPPT résultants. La [Figure 3.14](#) et la [Figure 3.15](#) montrent respectivement

les performances des deux contrôleurs MPPT flous correspondants aux deux solutions de test (i=2 et i=7) sous une température de 273 Kelvin et une irradiance de 1000 W/m².

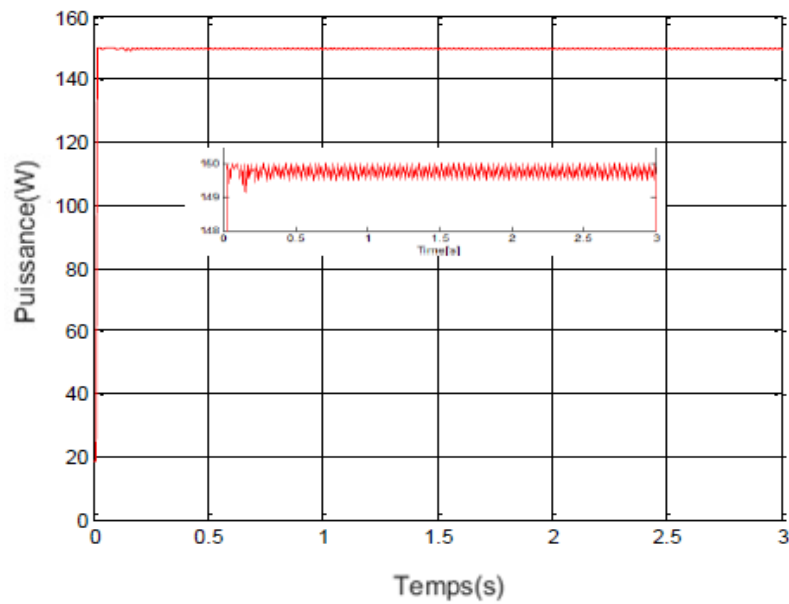


Figure 3.14. Puissance du panneau pour la solution i=2.

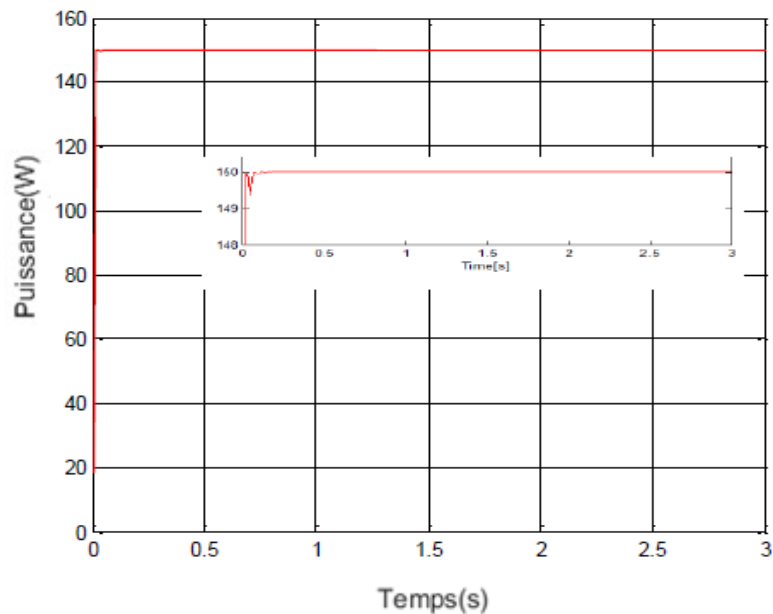


Figure 3.15. Puissance du panneau pour la solution i=7.

Comme le montre les [Figure 3.14 et 3.15](#), nous avons pour les deux solutions choisies, un déplacement rapide du point de fonctionnement vers le PPM (150W). Cependant, la puissance correspondante à la solution i=2 présente des oscillations autour du PPM en régime permanent (voir le zoom sur la [Figure 3.14](#)).

Afin de tester la robustesse des deux solutions retenues par rapport aux conditions atmosphériques, une simulation a été réalisée dans les conditions suivantes: température constante ($T = 273$ Kelvin) et variations rapides du rayonnement solaire (variation de 1000 W/m^2 à 600 W/m^2 à $t = 3\text{s}$ et un retour à 1000 W/m^2 à $t = 6\text{s}$, voir la [Figure 3.16](#)).

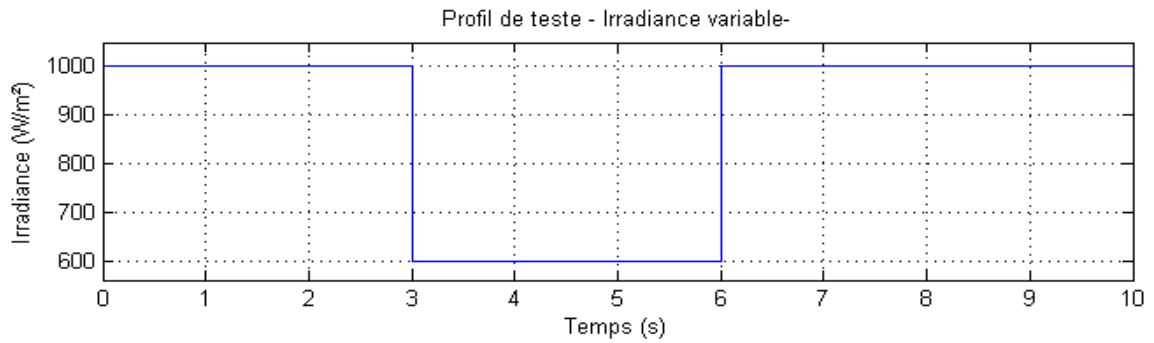


Figure 3.16. Profil de l'irradiance solaire.

Les résultats obtenus sont présentés dans les [Figure 3.17 et 3.18](#). Ces résultats justifient bien la robustesse des deux solutions retenues vis-à-vis des variations d'irradiance, en effet les deux contrôleurs permettent d'atteindre rapidement les PPM engendrés par les variations brusques de l'irradiance.

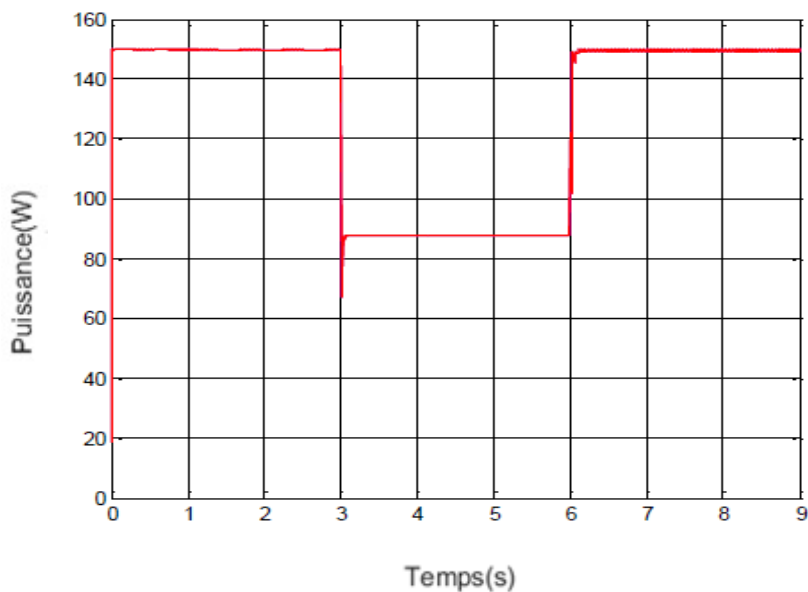


Figure 3.17. Puissance du panneau pour la solution $i = 2$ dans des conditions atmosphériques variables.

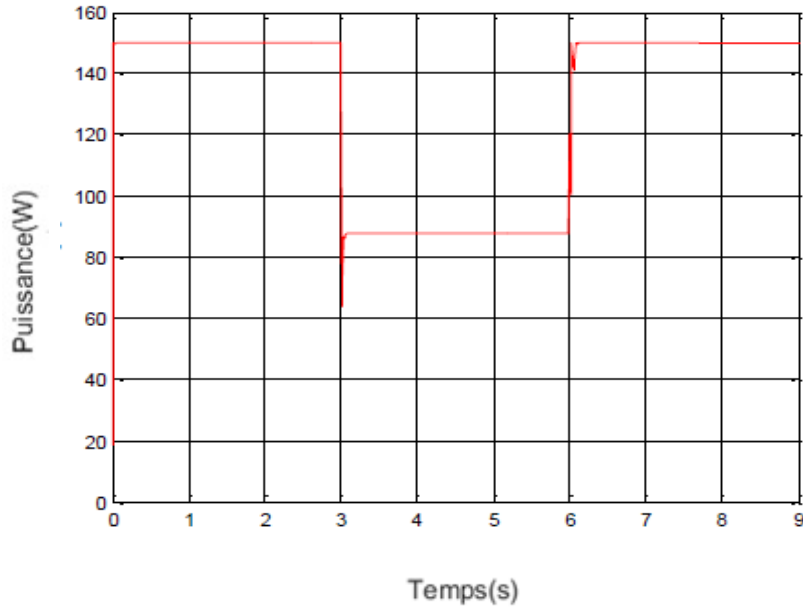


Figure 3.18. Puissance du panneau pour la solution $i = 7$ dans des conditions atmosphériques variables.

3.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord, présenté une méthode d'optimisation des contrôleurs MPPT flous par les AG et le PSO. Les deux algorithmes sont utilisés pour améliorer les performances du contrôleur MPPT flou en optimisant les paramètres des fonctions d'appartenance. Le critère ITAE été utilisé comme fonction objectif. Ensuite, l'algorithme SPEA-II à deux objectifs (ISE et ITAE) est utilisé afin d'améliorer d'avantage la qualité du contrôleur MPPT, en réduisant simultanément les pertes de puissance au régime transitoire et au régime permanent.

Dans le chapitre suivant, une implémentation à temps réel du contrôleur MPPT flou sur une carte de contrôle dSPACE DS1104 sera décortiquée.

Chapitre 4

APPLICATION : SYSTEME PHOTOVOLTAÏQUE
AUTONOME SANS STOCKAGE ELECTROCHIMIQUE

4.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons d'abord décrire le système de conversion d'énergie photovoltaïque sans stockage électrochimique sujet de notre application. Ensuite nous allons procéder à l'application du contrôleur flou optimisé par l'algorithme d'optimisation par essaim de particule utilisée comme une méthode de poursuite du point de puissance maximale. Le but recherché dans ce domaine est l'élaboration d'un contrôleur flou optimisé permettant de générer la commande optimale à chaque instant, qui garantit l'extraction de la puissance maximale du générateur PV une fois que le point de puissance maximale est atteint. Ensuite, le contrôleur est implémenté sur une carte dSPACE DS1104 pour le pilotage et la commande du système.

Le système photovoltaïque sans stockage électrochimique a connu ces dernières années un progrès considérable. Dans ce cas, la charge alimentée ne fonctionnera qu'en présence d'un ensoleillement suffisant. C'est intéressant de point de vue économique, pour toutes les applications qui n'ont pas besoin de fonctionner dans l'obscurité, et pour lesquelles le besoin en énergie coïncide avec la présence de l'ensoleillement. Cependant, il faut bien dimensionner le générateur photovoltaïque de sorte qu'il ait assez de puissance pour alimenter la charge à l'ensoleillement le plus faible. Une grande diversité de travaux se sont intéressées à l'amélioration des performances de ces systèmes. Néanmoins, les performances des méthodes classiques de commande se dégradent d'autant plus que la dynamique du profil des conditions atmosphériques est tout le temps variable, ce qui complique le dimensionnement des paramètres de ce méthodes de poursuite du PPM.

4.2. Approche expérimentale - Banc de test

Pour étudier le système de conversion d'énergie photovoltaïque développé en simulation, un banc d'essai expérimental a été conçu au laboratoire GREAH - France. La photo de ce banc est présentée en [Figure 4.1 \[90\]](#).

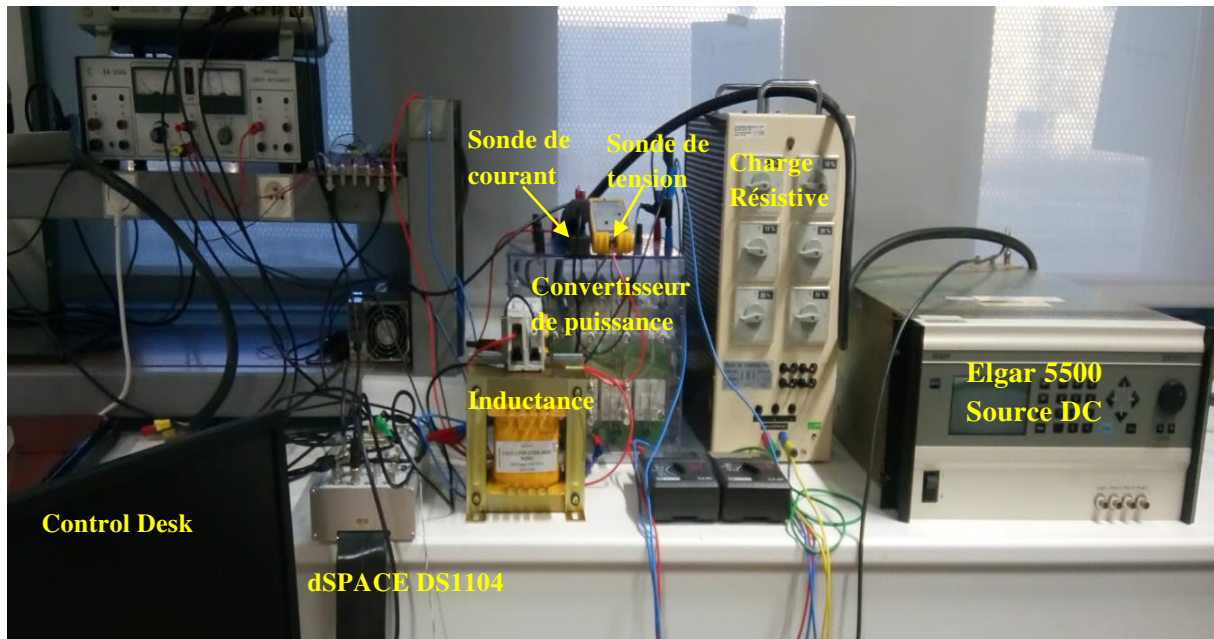


Figure 4.1. Banc de test expérimental du système photovoltaïque.

La [Figure 4.2](#) montre le schéma synoptique du banc de test du système photovoltaïque étudié. Sur cette figure, on distingue deux parties: la partie puissance et la partie commande.

La partie puissance du banc est constituée d'une alimentation à courant continu (Elgar 5500) programmable en temps-réel et utilisée pour émuler les caractéristiques réelles du panneau photovoltaïque utilisé en simulation (BP SX150S). Cet émulateur est relié à un convertisseur de puissance DC-DC de type hacheur élévateur (survolteur). Enfin, ce convertisseur alimente une charge résistive. Tous les algorithmes de poursuite peuvent être implémentés, en temps réel, à l'aide sur la carte DSP DS1104. L'ordinateur sert d'interface Homme/Machine.

Le banc d'essai dispose également de deux capteurs pour la mesure des grandeurs électriques. Il s'agit des capteurs suivants :

- Une sonde différentielle de mesure de tension continue, connectée aux bornes de l'émulateur.
- Un capteur actif à effet Hall pour capter le courant I_{PV} circulant à la sortie de la borne "+" de l'émulateur.

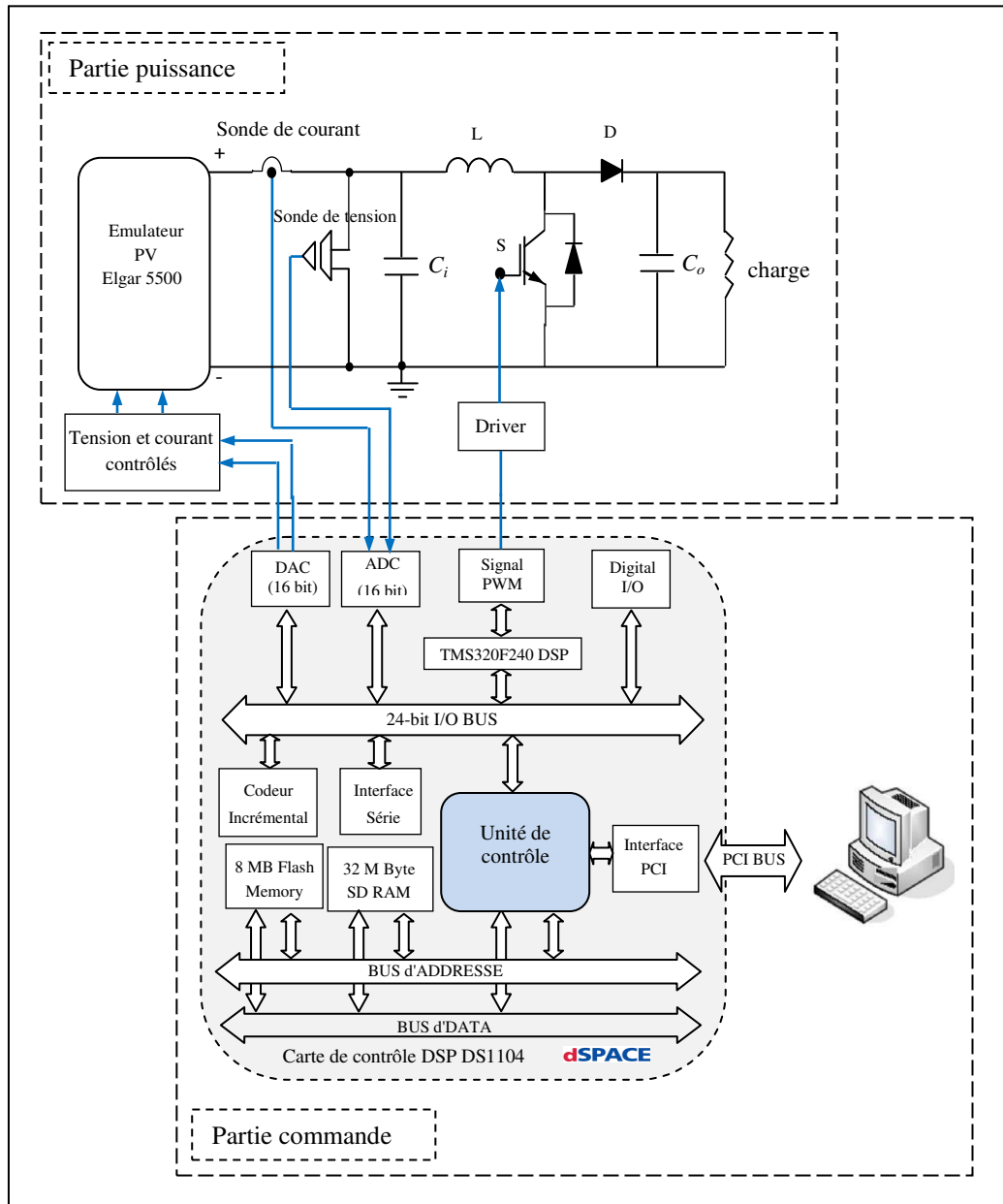


Figure 4.2. Schéma synoptique du banc d'essai.

On retrouve sur la [Figure 4.3](#), l'interface graphique développée sur la partie ControlDesk de la carte dSPACE DS1104 pour le traitement des variables et leur visualisation ce qui permet le contrôle du système de conversion d'énergie photovoltaïque. L'interface comporte deux boutons START, un pour lancer le test du système et l'autre pour déclencher le signal MLI (PWM) du convertisseur hacheur.

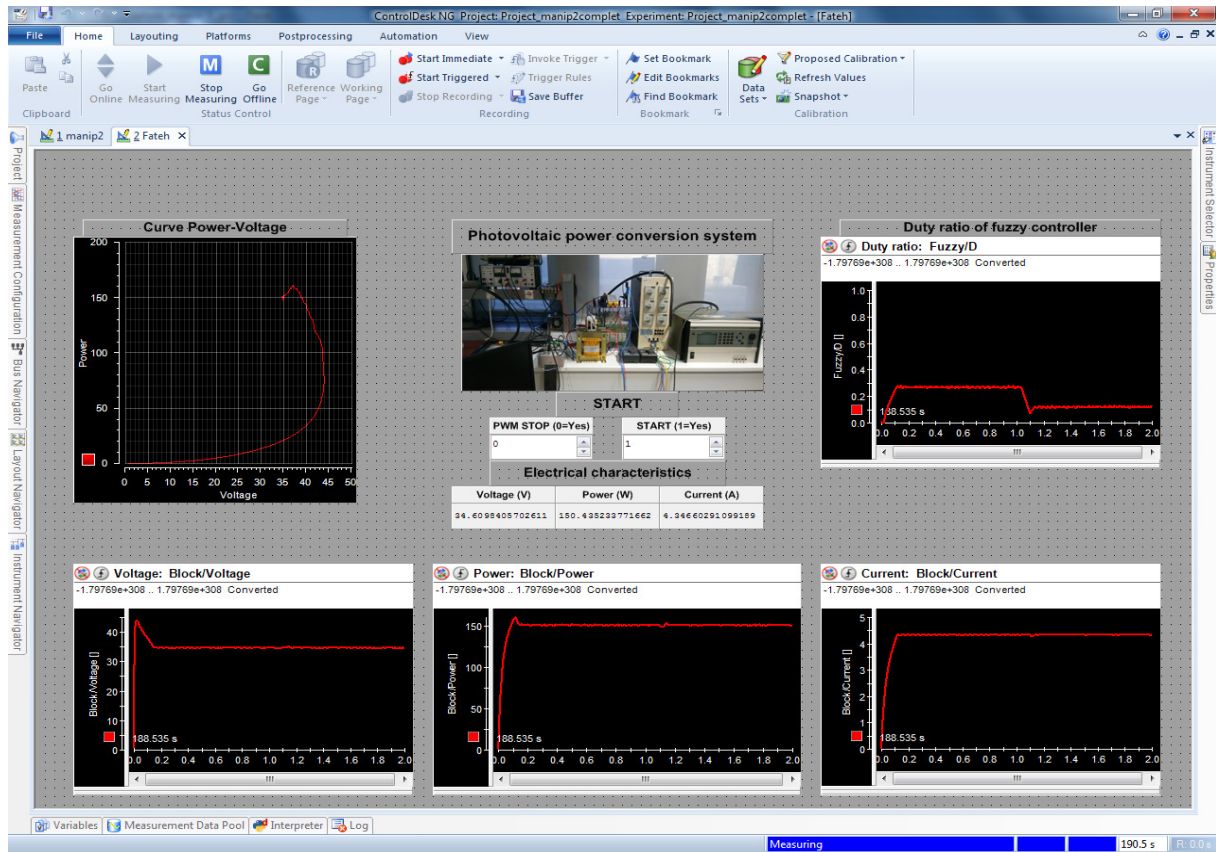


Figure 4.3. Interface graphique développée dans ControlDesk.

Une description plus détaillée du banc d'essai et ses composants est donnée dans les parties qui suivent.

4.2.1. Partie puissance

4.2.1.1. Emulateur photovoltaïque

L'émulateur a pour rôle de reproduire, en laboratoire, le fonctionnement du panneau BP SX150S (cf. Figure 4.4). Le développement d'un tel outil offre plusieurs avantages : un gain considérable en termes de coût de recherche, un encombrement minimal, une flexibilité du point de vue des caractéristiques du panneau et surtout une maîtrise totale du profil des conditions atmosphériques.

Les calculs nécessaires sont effectués par la carte DSP DS1104 grâce à des informations recueillies par différents capteurs électriques ainsi qu'à partir du profil de l'ensoleillement et de la température. Le signal analogique requis pour contrôler l'alimentation à courant continu est généré à partir d'une sortie de la carte d'interface, Convertisseur Numérique Analogique (en anglo-saxon, DAC).

L'émulateur réalisé permettra de faire des essais de la caractéristique du panneau PV BP SX150S, sans dépendre des conditions atmosphériques. Le principe consiste à commander une charge résistive par un système de prototypage rapide sur une carte DSP DS1104 de manière à reproduire la caractéristique du panneau photovoltaïque. La Figure 4.5 montre bien les points relevés par l'émulateur du panneau photovoltaïque BP SX150S et la courbe caractéristiques de ce panneau en simulation.

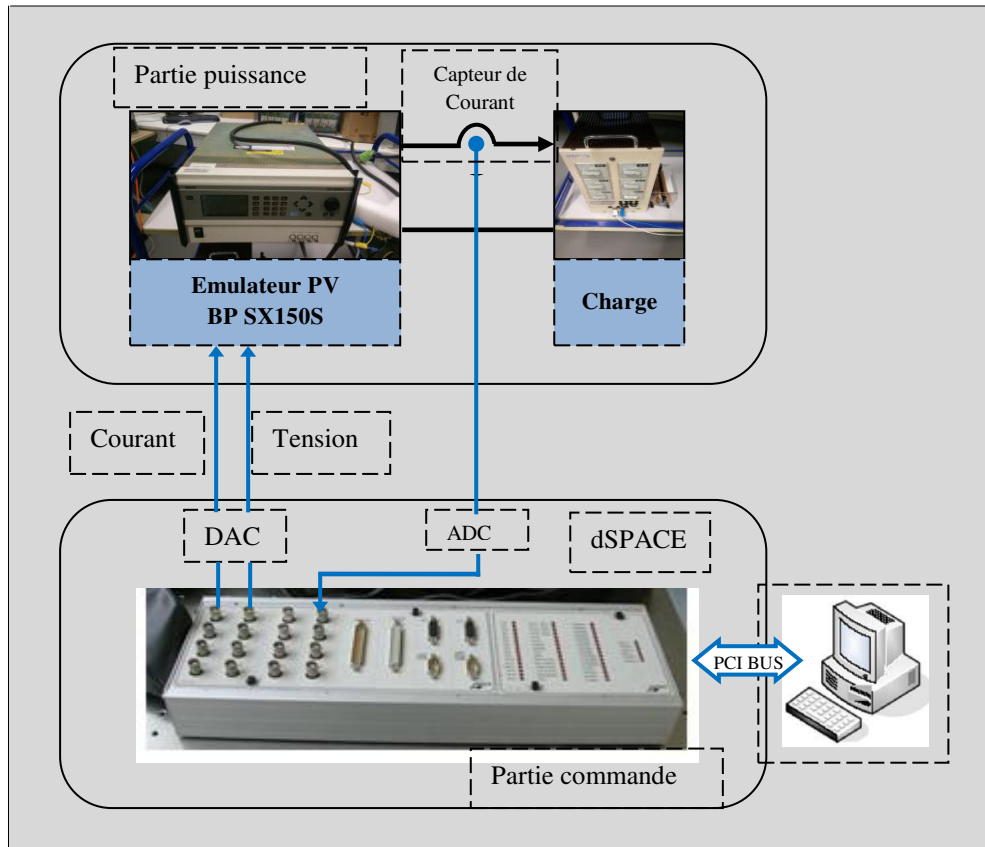


Figure 4.4. Emulateur du panneau photovoltaïque BP SX150S.

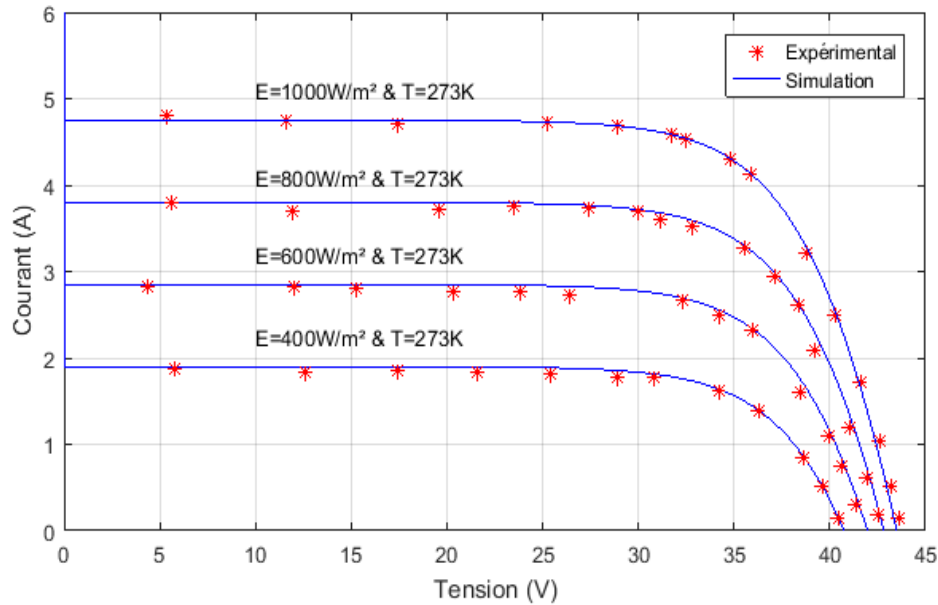


Figure 4.5. Points relevés par simulation de l'émulateur du panneau photovoltaïque BP SX150S comparés à la courbe réelle.

4.2.1.2. Convertisseur hacheur

Le hacheur peut être réalisé à l'aide d'interrupteur électronique commandable à l'ouverture et à la fermeture tels que les transistors IGBT ou MOSFET fonctionnant en régime de commutation (tout ou rien). Les signaux MLI (Modulation de la Largeur d'Impulsion, en anglais PWM) générés par le dSPACE sont des signaux TTL de niveau de tension compris entre 0 et 5V. Les onduleurs SEMIKRON (cf. [Figure 4.6](#)) sont dotés des cartes drivers permettant de piloter les IGBT des bras de pont. L'onduleur comporte trois bras à commander. Dans notre cas, nous avons besoin seulement d'un seul bras pour réaliser le montage de notre hacheur parallèle (boost). L'inductance et les capacités d'entrée et de sortie sont dimensionnées, ensuite raccordé au bras de l'onduleur. Les valeurs des composants constituant le hacheur sont données par le [Table 4.1](#).

Table 4.1. Composants du hacheur élévateur (boost).

Composants	Valeurs
Interrupteur	IGBT
Fréquence de découpage	8 KHz
Inductance	0.6 mH
Capacité d'entrée	500 μ F
Capacité de sortie	2200 μ F

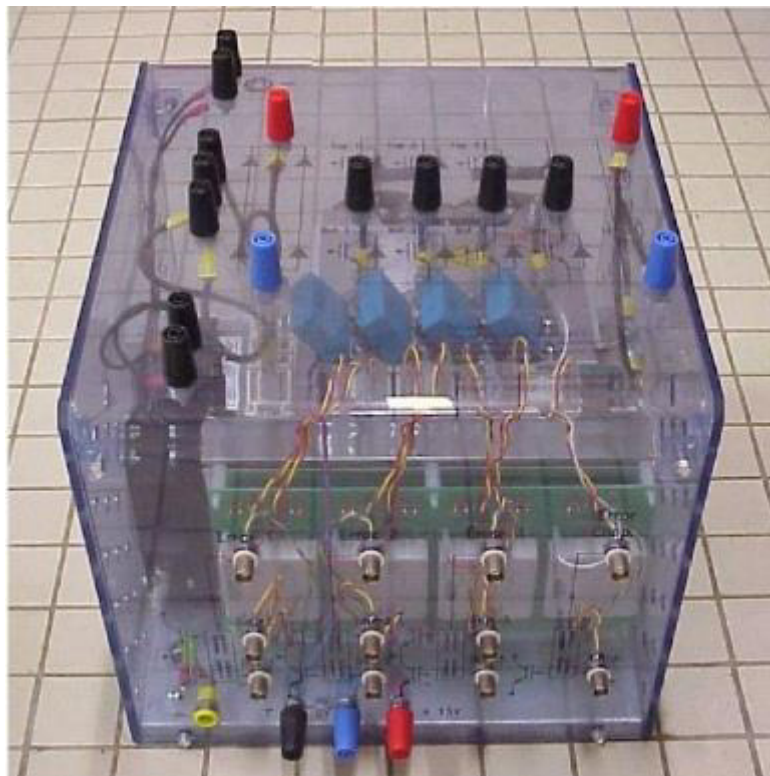


Figure 4.6. Onduleur SEMIKRON.

La structure du hacheur parallèle est constituée d'une seule cellule de commutation (cf. [Figure 4.7](#)). L'interrupteur de commutation S agit selon un signal de commande, délivré par un bloc de contrôle effectuant en permanence une recherche du PPM en modifiant l'impédance d'entrée de l'étage d'adaptation [91, 92].

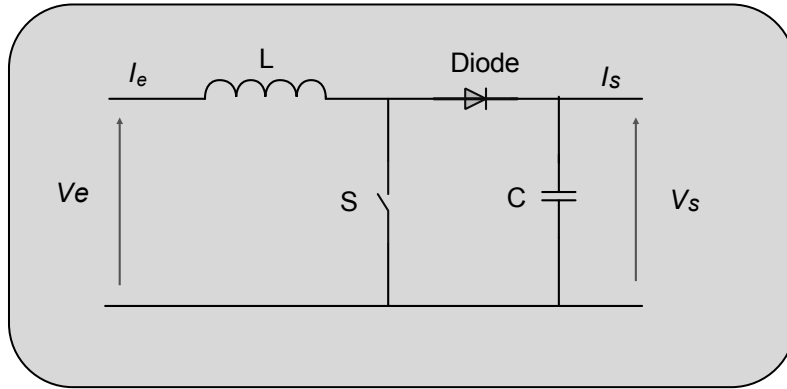


Figure 4.7. Structure du hacheur parallèle.

❖ Présentation de la structure du hacheur

La présente partie traite de la conversion DC-DC qui a pour rôle de contrôler l'écoulement de l'énergie entre le panneau (l'émulateur) et la charge.

Par les mécanismes de mise en conduction et de blocage des deux interrupteurs (Diode et l'interrupteur S), deux états sont possibles, ainsi que cela est illustré dans la [Figure 4.8](#).

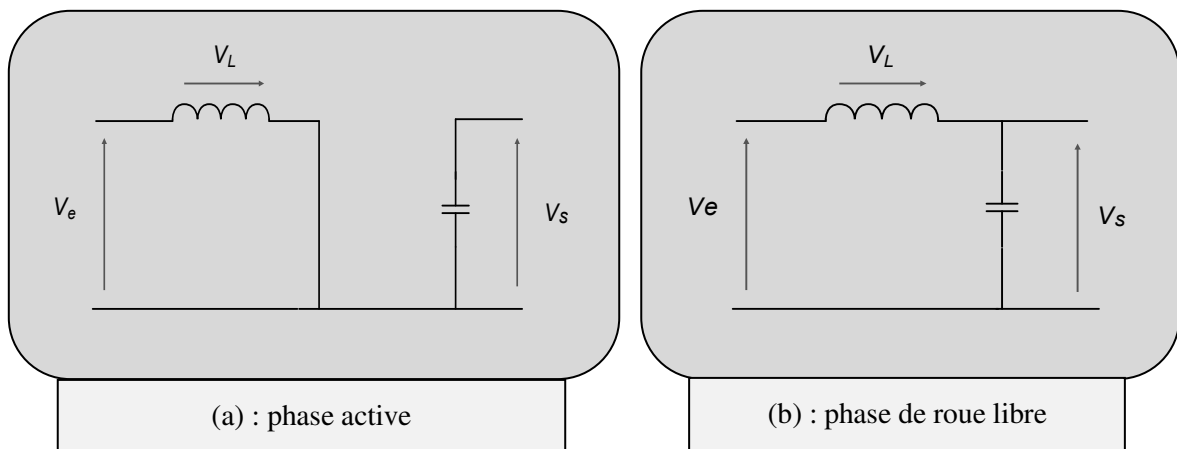


Figure 4.8. Mode de fonctionnement du hacheur parallèle.

Le principe du hacheur consiste à établir puis interrompre périodiquement la liaison source- charge à l'aide de l'interrupteur électronique. Celui ci doit pouvoir être fermé ou ouvert à volonté afin d'avoir une tension de sortie continue réglable.

❖ Fonctionnement du hacheur parallèle

Selon l'état des deux interrupteurs (Diode et l'interrupteur S), on peut distinguer deux phases de fonctionnement:

- La **phase active** pour laquelle l'interrupteur S est fermé et l'interrupteur *Diode* est ouvert. Durant cette séquence, le courant traversant l'inductance L va augmenter et une énergie w_L est stockée dans l'inductance. Le condensateur C fournit de l'énergie à la charge. L'énergie stockée dans l'inductance est donnée par l'équation (4.1)

$$w_L = \frac{1}{2} L * I^2 \quad (4.1)$$

avec : I représente le courant parcourant l'inductance L .

- La **phase de roue libre**, obtenue lorsque l'interrupteur S est ouvert et l'interrupteur *Diode* est fermé. Durant cette séquence, l'énergie stockée dans l'inductance L est restituée au condensateur et à la charge. Durant de cette phase, l'inductance L se trouve en série avec la source de tension et permet alors d'obtenir un montage survolteur (élévateur).

La [Figure 4.9](#) présente l'allure du signal de commande de l'interrupteur S . C'est un signal rectangulaire de fréquence f dont la durée de l'état haut (durée de conduction de l'interrupteur S , notée T_{ON}) est ajustée par le paramètre D . Ce paramètre, appelé rapport cyclique, est défini comme étant le rapport entre la durée de conduction de l'interrupteur S et la période de découpage T de celui-ci :

$$D = \frac{T_{ON}}{T} \quad , \text{avec } T = T_{ON} + T_{OFF} \quad (4.2)$$

où, T_{OFF} correspond à la durée de blocage de l'interrupteur S .

La durée de conduction T_{ON} est compris entre 0 et T donc, le rapport cyclique est compris entre 0 et 1. On peut exprimer les durées de conduction et de blocage de l'interrupteur S en fonction de D et T :

- Durée de conduction : $T_{ON} = DT$
- Durée de blocage : $T_{OFF} = (1 - D)T$

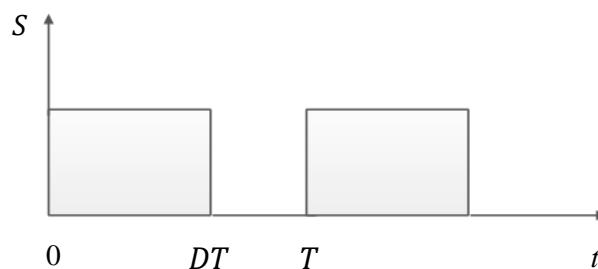


Figure 4.9. Signal de commande de l'interrupteur S .

Dans le cas d'un mode de conduction continue, les relations entre les valeurs moyennes des grandeurs électriques (courant et tension) sont définies comme suit [\[92\]](#) :

$$V_s = V_e \frac{1}{(1 - D)} \quad (4.3)$$

$$I_s = (1 - D)I_e \quad (4.4)$$

4.2.2. Partie commande - Carte de commande (dSPACE DS1104 R&D)

La partie commande du système de poursuite est basée sur la carte dSPACE DS1104 R&D, insérée dans l'ordinateur. Cette carte DS1104 R&D (cf. [Figure 4.10](#)) est conçue spécifiquement pour le développement des commandes numériques multi-variables de haute vitesse et des simulations en temps réel dans divers domaines. Il s'agit d'un système de commande en temps réel complet basé sur un processeur PowerPC 603e et fonctionne avec une vitesse d'exécution de 250 MHz [93, 94]. La carte comprend un sous-système DSP esclave basé sur TMS320F240 du Texas instrument.

La programmation est réalisée à l'aide de l'outil de modélisation SIMULINK, qui permet de poser le problème d'une manière graphique en utilisant des blocs interconnectés. En fait, beaucoup de systèmes de développement en temps réel à base de DSP sont livrés, maintenant, avec une interface de Simulink par laquelle ils peuvent convertir les blocs de Simulink en un code machine qui peut être exécuté sur un système à base de DSP. Ceci réduit considérablement le temps de développement et de prototypage pour le control des systèmes. Le prototypage passe alors par trois étapes :

1. Construction du système de commande en utilisant les blocs de Simulink.
2. Simulation du système pour voir les résultats dans différents scénarios.
3. Exécution du modèle en temps réel à travers la carte DS1104.



Figure 4.10. Carte d'acquisition de la carte dSPACE DS1104.

La carte est dotée d'un panneau de connexions qui comporte les périphériques d'entrées/sorties (cf. [Figure 4.11](#)) pour la communication avec le système physique [94].

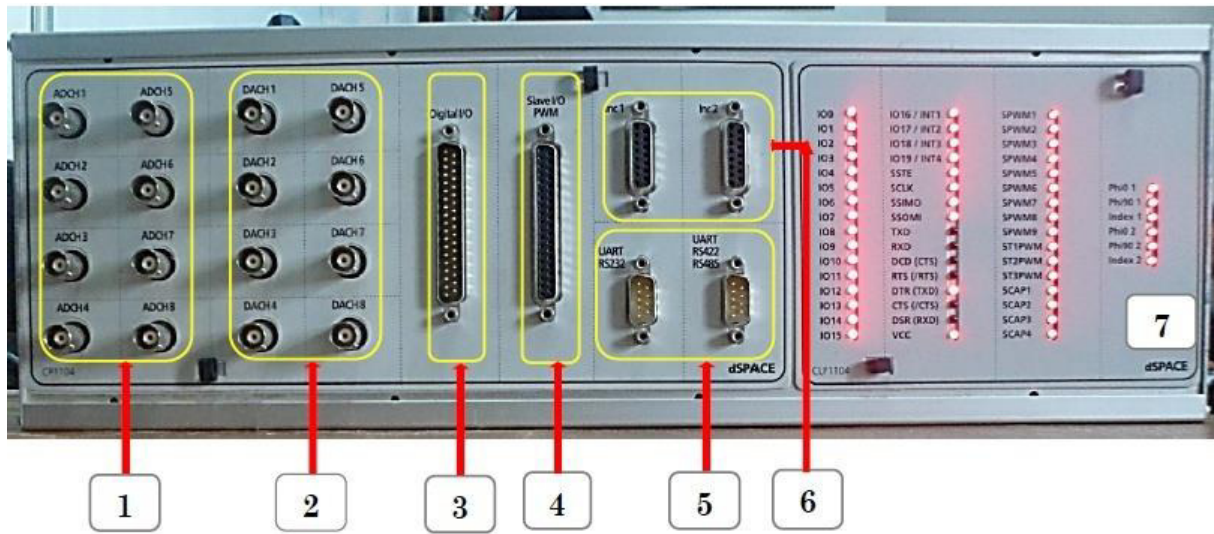


Figure 4.11. Interface d'E/S de la carte dSPACE DS1104.

Sur la [Figure 4.11](#), on distingue les sept périphériques suivant :

1. Huit convertisseurs analogiques numériques ADC, quatre canaux 1, 2, 3,4 en 12 bits et quatre canaux 5, 6, 7, 8 en 16 bits.
2. Huit convertisseurs numériques analogiques DAC de 16 bits.
3. Interface d'entrées-sorties numériques, utilisée pour les langages de programmation.
4. Interface d'entrées-sorties, du DSP chargé de la génération des signaux de commande MLI.
5. Portes séries (RS 232, RS 422 et RS 485), ils servent à connecté en série la carte avec divers appareils électroniques tels que les automates, ou avec une autre carte DSP.
6. Deux codeurs qui permettent la communication avec les capteurs de position.
7. Une quarantaine de lampes LED indiquant les portes actives sur le panneau d'interface d'E/S de la carte.

Lorsqu'on place un bloc ADC dans un programme (modèle) Simulink, on doit tenir compte du fait que toutes les entrées analogiques à l'entrée de la carte dSPACE sont multipliées par un gain de 0.1 pour avoir des signaux compris en -1V et +1V. Il faut donc multiplier par un gain de 10 toutes les entrées analogiques à chaque fois que l'on utilise les blocs ADC. Après avoir placé le bloc ADC dans le programme, il faut choisir le canal sur lequel on veut connecter le signal.

De même, lorsqu'on place un bloc DAC dans le programme Simulink, on doit diviser par un gain de 10 pour avoir des signaux compris en -1V et +1V. Il faut également choisir le canal sur lequel on veut avoir le signal en double cliquant sur le bloc.

4.2.2.1. Architecture interne de la carte DS1104

L'architecture interne de la carte DS1104 est donnée par la [Figure 4.12](#).

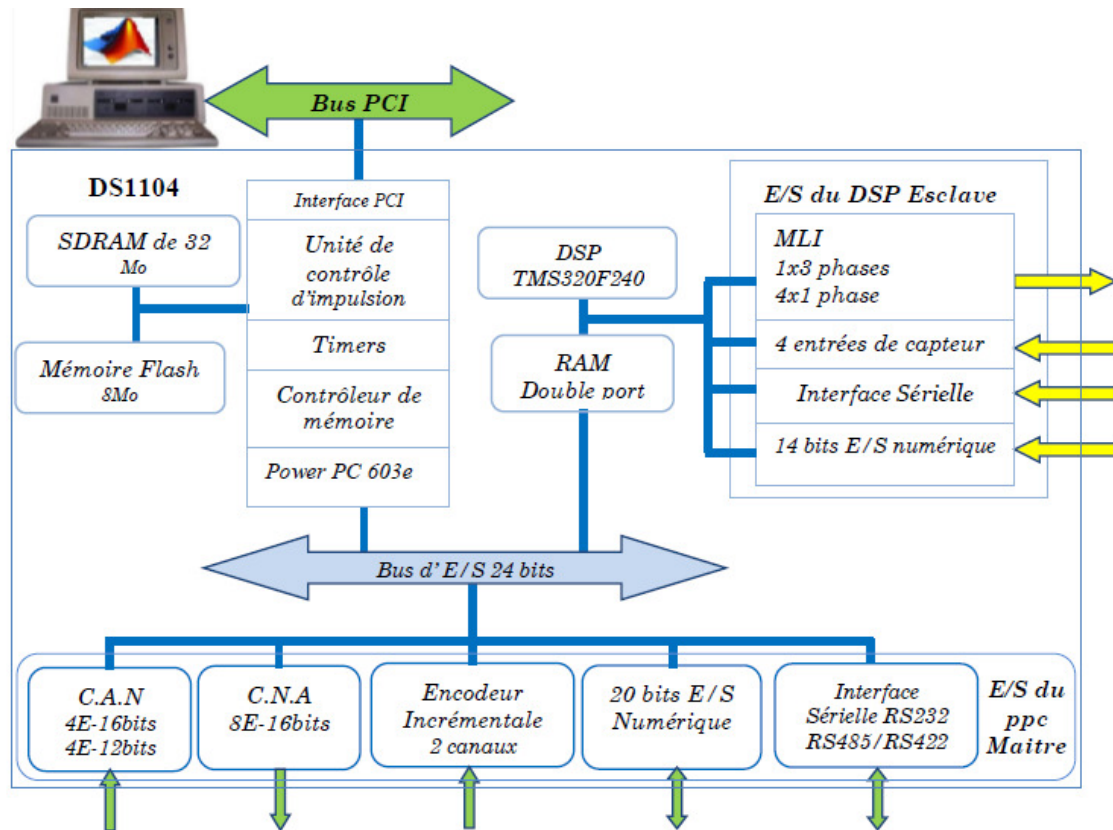


Figure 4.12. Diagramme d'architecture de la DS1104.

4.2.2.2. Control Desk (Interface graphique)

C'est le logiciel d'expérimentation qui permet de construire aisément une interface graphique. Ainsi, il est possible de visualiser en temps réel les grandeurs physiques mesurées, de voir leur comportement et de modifier les paramètres de simulation en interagissant directement avec la carte DS1104. La [Figure 4.13](#) résume d'une façon globale les étapes essentielles à l'implémentation des algorithmes sur la carte dSPACE [95].

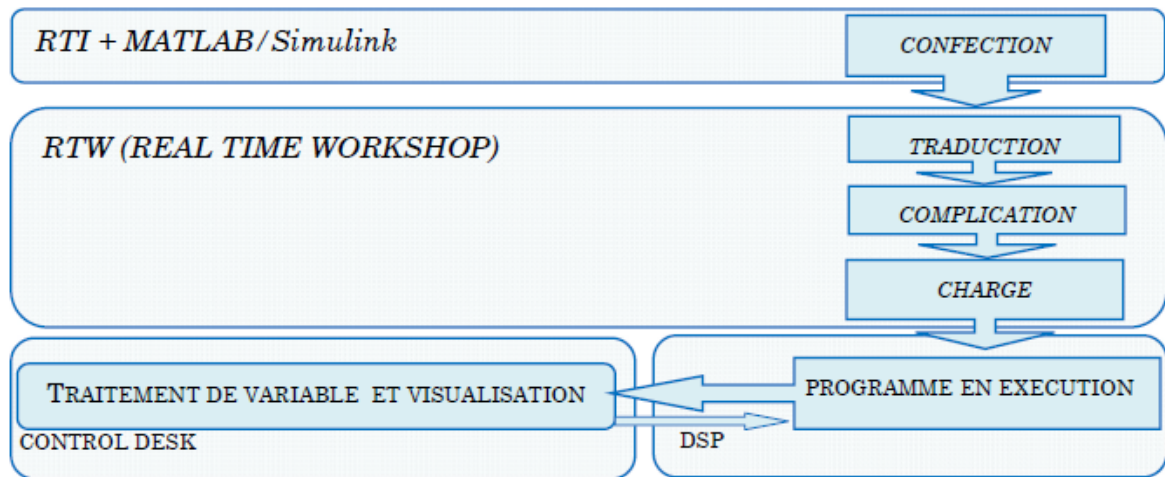


Figure 4.13. Etapes de l'implantation des algorithmes sur la carte DSP.

4.2.2.3. Limites d'utilisation de la carte dSPACE

L'avantage de cette carte est sa simplicité d'utilisation via Matlab/Simulink. Le schéma de la commande est implantée dans Simulink en ajoutant des composants liés à la carte DS1104 comme par exemple, les entrées ADC et les sorties DAC. L'inconvénient majeur est le pas de calcul qui est relativement grand par rapport à nos études. En effet, le pas de calcul dans le DSP ne peut pas descendre aussi bas que ce qui a été choisi dans les simulations, ce qui signifie que le premier calcul n'est pas terminé alors que le suivant doit déjà être lancé, alors la carte affiche un dépassement [96].

4.3. Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous allons rapporter l'ensemble des résultats obtenus à travers les différents tests réalisés sur le banc d'essai décrit ci-dessus. Nous nous limitons dans l'exposé qu'aux résultats issus de la mise en œuvre du contrôleur MPPT flou optimisé par le PSO.

Les tests sont réalisés sous deux conditions météorologiques : on commence par des tests sous les conditions de test standard (STC) et on termine par de tests sous des conditions atmosphériques variables. Pour les conditions STC, une variation de la charge a été appliquée.

4.3.1. Test sous les conditions de test standard

Les caractéristiques électriques obtenues sous les conditions STC de température 273 Kelvin (25 °C) et d'irradiation de 1000 W/m² telles que la puissance instantanée $P_{PV}(k)$ et le rapport cyclique $D(k)$, sont données respectivement par les Figure 4.14 et la Figure 4.15. La

charge est une résistance variable dont la valeur initiale est fixée à 20Ω , après un temps $t=1s$, la valeur de la résistance passe rapidement à 14Ω .

La Figure 4.14 illustre le déplacement rapide du point de fonctionnement vers le PPM, ce qui permet de minimiser les pertes de puissance dues au processus de recherche. Il est à noter que la puissance est constamment maintenue à sa puissance optimale de 150 Watt crête dans le régime permanent.

Le contrôleur répond d'une manière instantanée à la variation de la charge et permet ainsi de maintenir la puissance générée à sa valeur optimale.

La Figure 4.15 représente l'évolution du rapport cyclique du contrôleur MPPT flou -PSO. Ainsi, à chaque période d'acquisition, le contrôleur génère le signal de commande (variation du rapport cyclique) adéquat pour adapter le rapport cyclique du convertisseur en fonction des différentes sollicitations en termes des conditions climatiques et de la variation de la charge.

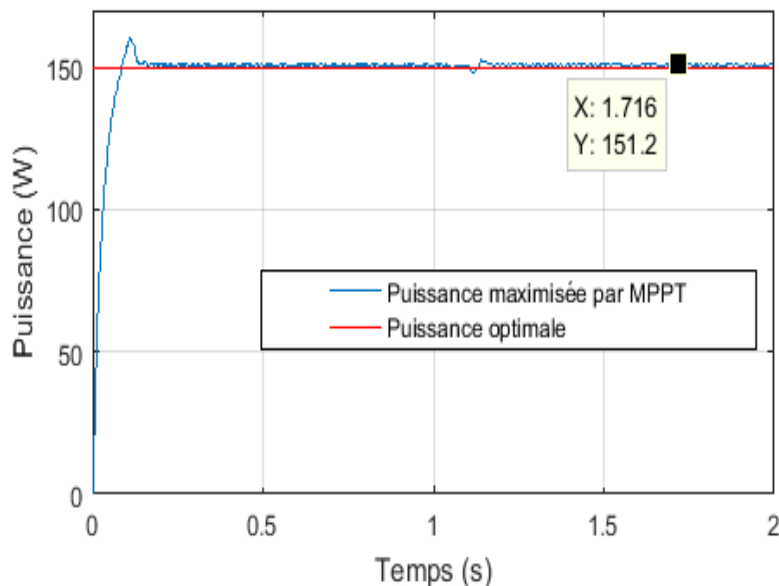


Figure 4.14. Puissance de l'émulateur photovoltaïque sous les conditions STC avec variation de la charge.

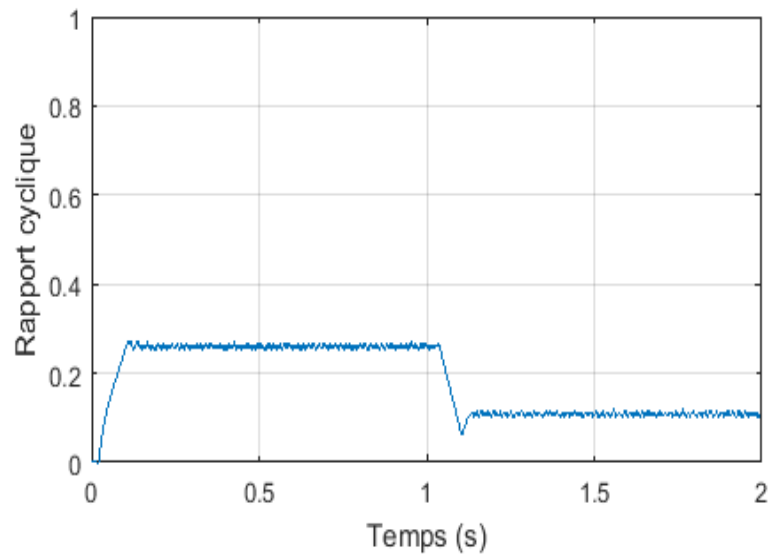


Figure 4.15. Rapport cyclique du hacheur sous les conditions STC avec variation de la charge.

4.3.2. Tests sous les différentes conditions atmosphériques

Dans ce deuxième test, le contrôleur est testé sous des conditions climatiques variables. Tout d'abord, on effectue des variations de l'ensoleillement sous température constante, puis on maintient l'ensoleillement constant et on réalise des variations de température. Pour ces différentes variations, la charge résistive est fixée à une valeur $R=14\Omega$.

4.3.2.1. Test sous des variations de l'irradiance

La figure 4.16, donne le profil de l'ensoleillement utilisé. Au début, l'irradiance est fixée à 1000 W/m^2 , elle décroît rapidement à partir de $t=0,5$ pour atteindre une valeur de 900 W/m^2 au bout de $0,1 \text{ s}$, et enfin, elle passe rapidement à 1100 W/m^2 à partir de $t= 1,5 \text{ s}$.

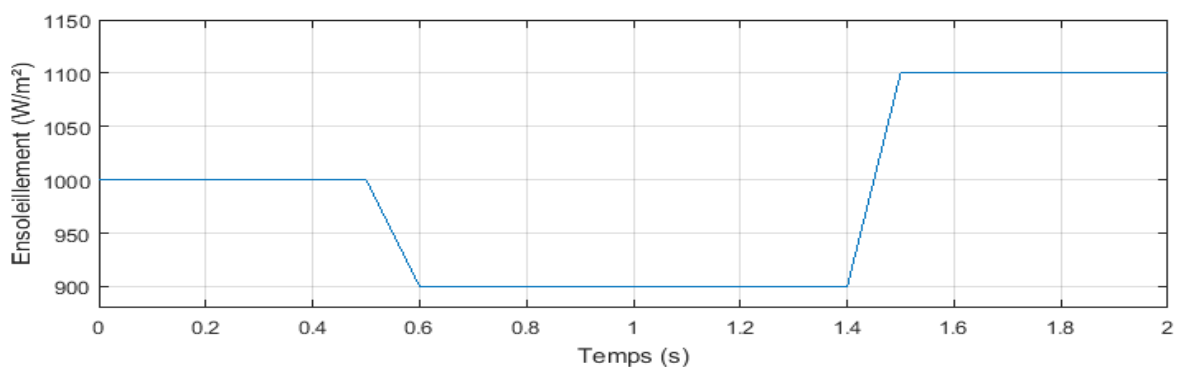


Figure 4.16. Profil d'irradiance.

Les résultats obtenus sont illustrés par les figures 4.17 et 4.18. On constate que, quelque soit le niveau d'ensoleillement, le contrôleur MPPT permet d'ajuster de manière optimale le rapport cyclique du convertisseur (voir figure 4.18) pour que le point de puissance maximale soit atteint avec une erreur relativement très faible. Néanmoins, il faut signaler la présence d'un pic de puissance à $t=0.1$ s qui est dû à la dynamique propre de l'émulateur. En effet, si nous avons utilisé un panneau photovoltaïque à la place de l'émulateur, le pic de puissance de ne peut être obtenu puisque sous un ensoleillement de 1000 W/m^2 et une température de 25°C la puissance maximale que l'on peut extraire du panneau est bien 150 W .

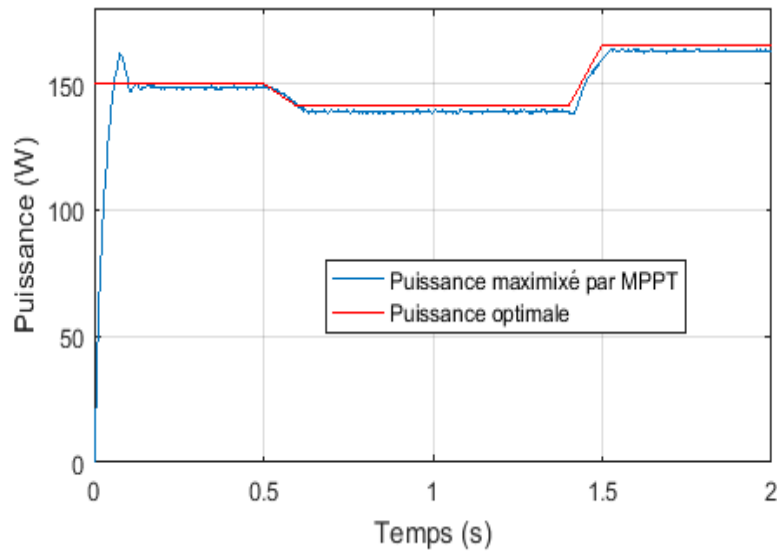


Figure 4.17. Puissance de l'émulateur photovoltaïque sous variation de l'ensoleillement.

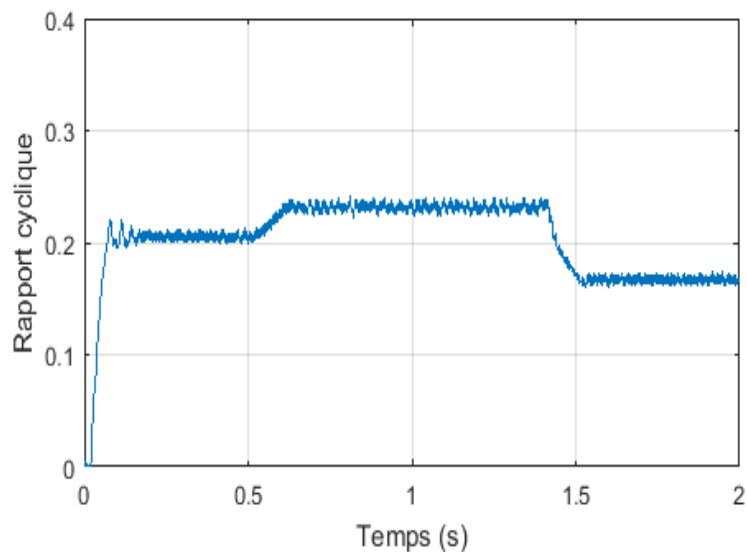


Figure 4.18. Rapport cyclique du convertisseur sous variation de l'ensoleillement.

4.3.2.2. Test sous des variations de température

Bien que la température d'une cellule photovoltaïque ne varie pas rapidement au cours d'une journée, des changements rapides de température sont réalisés pour étudier la robustesse du contrôleur MPPT fluo – PSO vis-à-vis la température. La [Figure 4.19](#) illustre le profil de température utilisé pour ce test. Nous avons une augmentation rapide de la température de 288 K à 308 K suivie d'une diminution rapide de 308 K à 298 K. L'irradiation solaire est maintenue constante à 1000 W/m².

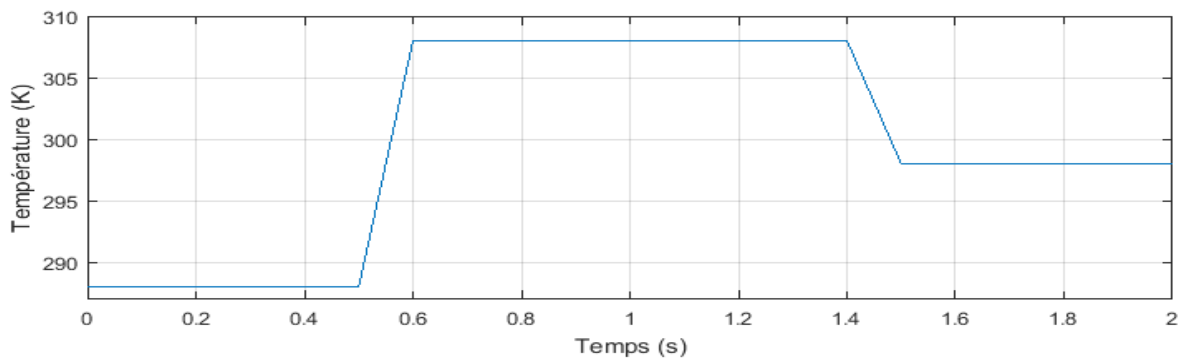


Figure 4.19. Profil de température.

Les courbes de puissance et du rapport cyclique obtenues sont données, respectivement, par les [figures 4.20](#) et [4.21](#). La aussi, nous avons des résultats satisfaisants et le contrôleur MPPT répond rapidement vis-à-vis des variations de la température. Les points de puissance maximale sont atteints avec des erreurs pratiquement négligeables.

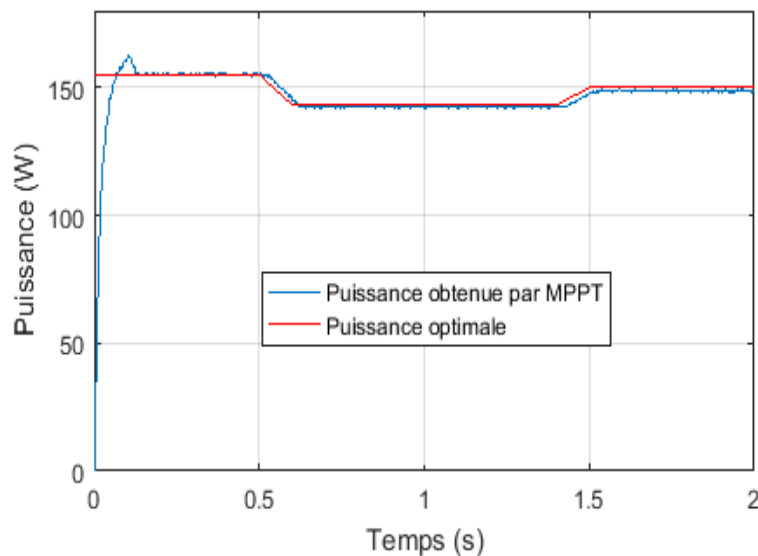


Figure 4.20. Puissance de l'émulateur photovoltaïque sous variation de la température.

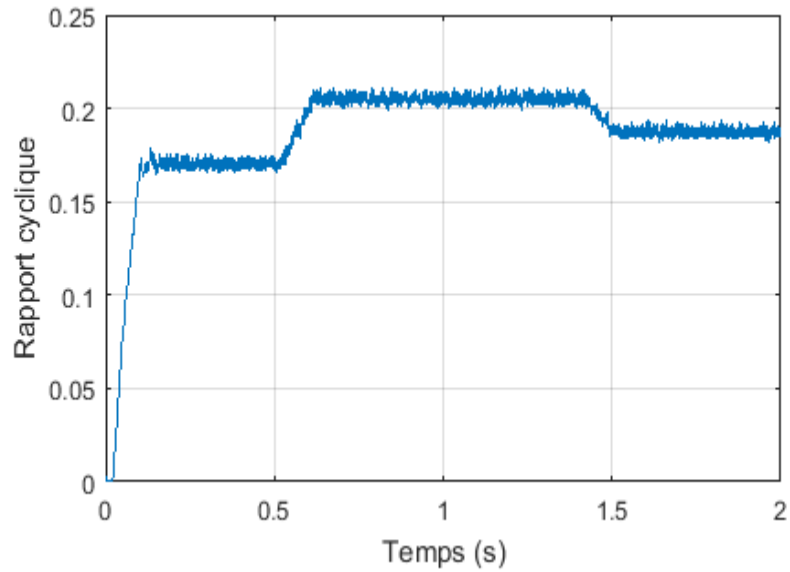


Figure 4.21. Rapport cyclique du convertisseur sous la variation de la température.

4.4. Conclusion

Ce chapitre est consacré à la mise en œuvre d'une plateforme expérimentale pour tester pratiquement les performances du contrôleur MPPT obtenu en simulation.

Les relevés expérimentaux ont montré d'une part, le bon fonctionnement du banc d'essai réalisé et d'autre part, les avantages du contrôleur MPPT flou optimisé par le PSO qui réalise un bon suivi du point de puissance maximale et qui présente une très bonne robustesse vis-à-vis les variations des conditions atmosphériques et de la charge.

CONCLUSION GENERALE



Conclusion et perspectives

L'approche de conception du contrôleur MPPT flou adoptée dans ce travail repose sur des algorithmes évolutionnaires mono et multi-objectif. Ce contrôleur est conçu pour résoudre les problèmes liés à la poursuite du point de puissance maximale (MPPT) d'un générateur photovoltaïque. La principale contribution est d'apporter une nouvelle méthode qui s'inscrit dans la continuité des travaux déjà existants. Dans un premier temps, nous avons présenté la méthode de conception des contrôleurs MPPT flous par algorithme génétique et algorithme PSO en optimisant leurs fonctions d'appartenance des variables d'entrées et de sortie.

Les étapes d'optimisation de ce contrôleur sont décrites dans le chapitre 3. L'ensemble des paramètres des fonctions d'appartenance du contrôleur MPPT flou ont été regroupés sous forme d'un seul vecteur. Par la suite, la position initiale de chaque vecteur de paramètres dans l'espace de recherche est initialisée avec des valeurs aléatoires, et l'objectif de la stratégie de commande adoptée est décrite par le critère ITAE permettant de sélectionner les meilleurs individus. Ainsi les opérateurs spécifiques à chaque algorithme sont représentés. Enfin, une étude comparative entre les deux contrôleurs MPPT flous optimisés a été effectuée. A partir de ces résultats de simulation, nous pouvons dire que les deux contrôleurs suivent le PPM et représentent de meilleures performances en régime permanent mais le contrôleur MPPT flou-PSO est plus rapide dans le régime transitoire.

Ces premiers résultats très encourageants nous motivent donc encore plus à poursuivre des travaux sur les méthodes d'optimisation des contrôleurs MPPT flous. Ainsi la méthode d'optimisation par les AG et le PSO est en suite améliorée par l'emploi des algorithmes évolutionnaires multi-objectifs à savoir: SPEA-II. Ce dernier a permis par le biais de la structure de leurs chromosomes, une meilleure optimisation des paramètres du contrôleur et des règles floues.

En conclusion, nous pouvons dire que les algorithmes évolutionnaires mono et multi-objectifs représentent un outil très puissant pour la conception de contrôleurs MPPT flous.

Pour cela il faut d'abord définir les variables d'entrées et de sortie du contrôleur ainsi que les critères de performances permettant de distinguer les bonnes et mauvaises solutions. Ensuite, vient le choix des paramètres de l'algorithme. Le premier choix est conditionné par plusieurs facteurs à savoir le type de variables à optimiser et la précision recherchée. Quant au choix du nombre de critères de performance à définir, s'il s'agit d'un seul critère, l'algorithme mono-objectif peut être défini comme une solution. Si par contre, le nombre de critère est supérieur à un et s'ils sont contradictoires, il faut opter pour un algorithme multi-objectif utilisant le principe de dominance au sens de Pareto.

Pour ne pas se limiter uniquement à un travail de simulation, nous avons réalisé un banc d'essai expérimental au laboratoire GREAH – France afin de valider les approches développées en simulation. Ainsi dans le quatrième et dernier chapitre de la thèse, nous avons décrit en détail les éléments constituant le banc d'essai avant de consigner l'ensemble des résultats expérimentaux. Cependant, par faute de temps, seule la commande MPPT floue optimisée par le PSO est implémentée sur le banc d'essai réalisé.

Perspectives

En perspectives, nous envisageons d'étendre les travaux de cette thèse sur divers axes à savoir :

- Il serait intéressant d'implémenter toutes commandes MPPT développées dans cette thèse ;
- Le système étudié dans le cadre de cette thèse est un système fonctionnant au "fil du soleil", ce qui nous permet d'utiliser uniquement l'énergie solaire disponible. Le stockage de l'énergie électrique est aussi une approche intéressante à intégrer dans ce genre de systèmes notamment pour des fins d'utilisation en zones rurales ;
- Faire une étude sur l'effet d'ombrage et tester le système dans des conditions atmosphériques réels.

LISTE DES PUBLICATIONS

Liste des Publications et Communications

Le travail présenté dans cette thèse a donné lieu et à un certain nombre de publications acceptées :

I. Publications Internationales :

1. F. YAHIAOUI, F. CHABOUR, O. GUENOUNOU. Real-time implementation of a PSO- optimized fuzzy logic controller based on a MPPT algorithm using dSPACE board. *Journal of Electrical Engineering*, Edition 2, Volume 18/2018.
2. F. YAHIAOUI, O. GUENOUNOU, L. BRIKH, M-A KACIMI, A. OUARET. Optimal fuzzy MPPT control based PSO algorithm for photovoltaic system. *IJCTA*, 9(38), 2016, pp. 351-363.
3. L. BRIKH, O. GUENOUNOU, F. YAHIAOUI, A. OUARET, M-A KACIMI. Optimization of TSK fuzzy model using a new improved PSO. *IJCTA*, 9(38), 2016, pp. 323-333.

II. Communications Nationales et Internationales :

1. F. YAHIAOUI, O. GUENOUNOU, L. BRIKH, M-A KACIMI, A. OUARET. Maximum Power Point Tracking Algorithm for Photovoltaic System Using a PSO Optimized Fuzzy Logic Controller. 3 rd *International Conference on Green Energy and Environmental Engineering GEEE 2016*, 23-25 April 2016, Hammamet, Tunisia.
2. O. GUENOUNOU, F. YAHIAOUI, B. DAHHOU, F. CHABOUR. Multi-objective optimization of fuzzy controller used as maximum power point tracking (MPPT). 3 rd

Liste des Publications et Communications

International Conference on Green Energy and Environmental Engineering GEEE
2016, 23-25 April 2016, Hammamet, Tunisia.

3. F. YAHIAOUI, O. GUENOUNOU, L. BRIKH, M-A KACIMI, N. HADID. Potential of Particle Swarm Optimization for FLC Design Based MPPT Algorithm in Photovoltaic System. *Workshop sur les énergies renouvelables et leurs applications (WERA'18)*, 14 Mars 2018, Université de Béjaia.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] XIAO, Weidong et DUNFORD, William G. A modified adaptive hill climbing MPPT method for photovoltaic power systems. In : *2004 IEEE 35th annual power electronics specialists conference (IEEE Cat. No. 04CH37551)*. Ieee, 2004. p. 1957-1963.
- [2] KWAN, Trevor Hocksun et WU, Xiaofeng. High performance P&O based lock-on mechanism MPPT algorithm with smooth tracking. *Solar Energy*, 2017, vol. 155, p. 816-828.
- [3] CHEN, Jian, YAO, Wei, ZHANG, Chuan-Ke, *et al.* Design of robust MPPT controller for grid-connected PMSG-Based wind turbine via perturbation observation based nonlinear adaptive control. *Renewable energy*, 2019, vol. 134, p. 478-495.
- [4] YANG, Bo, YU, Tao, SHU, Hongchun, *et al.* Perturbation observer based fractional-order sliding-mode controller for MPPT of grid-connected PV inverters: design and real-time implementation. *Control Engineering Practice*, 2018, vol. 79, p. 105-125.
- [5] SIVAKUMAR, P., KADER, Abdullah Abdul, KALIAVARADHAN, Yogeshraj, *et al.* Analysis and enhancement of PV efficiency with incremental conductance MPPT technique under non-linear loading conditions. *Renewable Energy*, 2015, vol. 81, p. 543-550.
- [6] RIZZO, Santi Agatino et SCALBA, Giacomo. ANN based MPPT method for rapidly variable shading conditions. *Applied Energy*, 2015, vol. 145, p. 124-132.
- [7] PREMALATHA, M., NAVEEN, C., *et al.* Analysis of different combinations of meteorological parameters in predicting the horizontal global solar radiation with ANN approach: A case study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, vol. 91, p. 248-258.
- [8] SUGANTHI, L., INIYAN, S., et SAMUEL, Anand A. Applications of fuzzy logic in renewable energy systems—a review. *Renewable and sustainable energy reviews*, 2015, vol. 48, p. 585-607.
- [9] YILMAZ, Unal, KIRCAY, Ali, et BOREKCI, Selim. PV system fuzzy logic MPPT method and PI control as a charge controller. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, vol. 81, p. 994-1001.

- [10] DAS, Sankha Pallab, SINGH, Santosh Kumar, SINHA, Nabangshu, *et al.* Design of a novel fuzzy logic based controller for maximum power point tracking of a grid connected solar PV system. In : *2015 International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems (CATCON)*. IEEE, 2015. p. 70-75.
- [11] BENDIB, B., KRIM, F., BELMILI, H., *et al.* Advanced Fuzzy MPPT Controller for a stand-alone PV system. *Energy Procedia*, 2014, vol. 50, p. 383-392.
- [12] VERMA, Deepak, NEMA, Savita, SHANDILYA, A. M., *et al.* Maximum power point tracking (MPPT) techniques: Recapitulation in solar photovoltaic systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, vol. 54, p. 1018-1034.
- [13] SARAVANAN, S. et BABU, N. Ramesh. Maximum power point tracking algorithms for photovoltaic system—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, vol. 57, p. 192-204.
- [14] ZHANG, Rui, ONG, S. K., et NEE, Andrew YC. A simulation-based genetic algorithm approach for remanufacturing process planning and scheduling. *Applied Soft Computing*, 2015, vol. 37, p. 521-532.
- [15] ZHANG, Baishang, LI, Xiangyang, et WANG, Shiyong. A novel case adaptation method based on an improved integrated genetic algorithm for power grid wind disaster emergencies. *Expert Systems with Applications*, 2015, vol. 42, no 21, p. 7812-7824.
- [16] DARABAN, Stefan, PETREUS, Dorin, et MOREL, Cristina. A novel MPPT (maximum power point tracking) algorithm based on a modified genetic algorithm specialized on tracking the global maximum power point in photovoltaic systems affected by partial shading. *Energy*, 2014, vol. 74, p. 374-388.
- [17] MIYATAKE, Masafumi, VEERACHARY, Mummadi, TORIUMI, Fuhito, *et al.* Maximum power point tracking of multiple photovoltaic arrays: A PSO approach. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, vol. 47, no 1, p. 367-380.
- [18] ISHAQUE, Kashif et SALAM, Zainal. A deterministic particle swarm optimization maximum power point tracker for photovoltaic system under partial shading condition. *IEEE transactions on industrial electronics*, 2013, vol. 60, no 8, p. 3195-3206.

- [19] HAQUE, Ahteshamul. Maximum power point tracking (MPPT) scheme for solar photovoltaic system. *Energy Technology & Policy*, 2014, vol. 1, no 1, p. 115-122.
- [20] VINCHEH, Mahdi Rajabi, KARGAR, Abbas, et MARKADEH, Gholamreza Arab. A hybrid control method for maximum power point tracking (MPPT) in photovoltaic systems. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2014, vol. 39, no 6, p. 4715-4725.
- [21] WÜRFEL, Peter et WÜRFEL, Uli. *Physics of solar cells: from basic principles to advanced concepts*. John Wiley & Sons, 2016.
- [22] RAM, J. Prasanth, BABU, T. Sudhakar, et RAJASEKAR, N. A comprehensive review on solar PV maximum power point tracking techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, vol. 67, p. 826-847.
- [23] AHMAD, Zameer et SINGH, S. N. Extraction of the internal parameters of solar photovoltaic module by developing Matlab/Simulink based model. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2012, vol. 7, no 11, p. 1-5.
- [24] PASTOR, Angel Cid. *Conception et réalisation de modules photovoltaïques électroniques*. 2006. Thèse de doctorat. INSA de Toulouse.
- [25] SCHARBER, Markus C., MÜHLBACHER, David, KOPPE, Markus, *et al.* Design rules for donors in bulk-heterojunction solar cells—Towards 10% energy-conversion efficiency. *Advanced materials*, 2006, vol. 18, no 6, p. 789-794.
- [26] PAKKIRIAH, B. et SUKUMAR, G. Durga. Research survey on various MPPT performance issues to improve the solar PV system efficiency. *Journal of Solar Energy*, 2016, vol. 2016.
- [27] ZERHOUNI, F. Z., ZEGRAR, M., et STAMBOULI, A. Boudghene. Connexion directe source d'énergie renouvelable verte non polluante photovoltaïque à une charge. *Revue des Energies Renouvelables*, 2009, vol. 12, no 4, p. 585-595.
- [28] CABAL, Cedric. *Optimisation énergétique de l'étage d'adaptation électronique dédié à la conversion photovoltaïque*. 2008. Thèse de doctorat. Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier.
- [29] VIGHETTI, Stéphane. *Systèmes photovoltaïques raccordés au réseau: Choix et dimensionnement des étages de conversion*. 2010. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG.

- [30]PUTRI, Ratna Ika, WIBOWO, Sapto, et RIFA'I, Muhamad. Maximum power point tracking for photovoltaic using incremental conductance method. *Energy Procedia*, 2015, vol. 68, p. 22-30.
- [31]ZAKZOUK, Nahla E., ELSAHARTY, Mohamed A., ABDELSALAM, Ahmed K., *et al.* Improved performance low-cost incremental conductance PV MPPT technique. *IET Renewable Power Generation*, 2016, vol. 10, no 4, p. 561-574.
- [32]SHIM, Minseob, JEONG, Junwon, MAENG, Junyoung, *et al.* Fully Integrated Low-Power Energy Harvesting System with Simplified Ripple Correlation Control for System-on-a-Chip Applications. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2018.
- [33]PUTRI, Ratna Ika, WIBOWO, Sapto, et RIFA'I, Muhamad. Maximum power point tracking for photovoltaic using incremental conductance method. *Energy Procedia*, 2015, vol. 68, p. 22-30.
- [34]DILEEP, G. et SINGH, S. N. Maximum power point tracking of solar photovoltaic system using modified perturbation and observation method. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, vol. 50, p. 109-129.
- [35]CHEN, Pi-Yun, YU, Kuo-Nan, YAU, Her-Terng, *et al.* A novel variable step size fractional order incremental conductance algorithm to maximize power tracking of fuel cells. *Applied Mathematical Modelling*, 2017, vol. 45, p. 1067-1075.
- [36]LOUZAZNI, Mohamed et AROUDAM, Elhassan. Intelligent Control of Photovoltaic Grid-connected Using Fuzzy Logic Based Incremental Conductance. *Procedia Technology*, 2015, vol. 19, p. 615-622.
- [37]ZAOUCHE, Khelil, TALH, Abdelaziz, BERKOUK, El Madjid. Research on photovoltaic maximum power tracking methods. *EFEEA'10 International Symposium on Environment Friendly Energies in Electrical Applications*. 2010, Ghardaïa, Algeria.
- [38]SHAHID, Hifsa, KAMRAN, Muhammad, MEHMOOD, Zeeshan, *et al.* Implementation of the novel temperature controller and incremental conductance MPPT algorithm for indoor photovoltaic system. *Solar Energy*, 2018, vol. 163, p. 235-242.
- [39]BENDIB, B., KRIM, F., BELMILI, H., *et al.* Advanced Fuzzy MPPT Controller for a stand-alone PV system. *Energy Procedia*, 2014, vol. 50, p. 383-392.

- [40] YILMAZ, Unal, KIRCAY, Ali, et BOREKCI, Selim. PV system fuzzy logic MPPT method and PI control as a charge controller. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, vol. 81, p. 994-1001.
- [41] NARENDIRAN, S., SAHOO, Sarat Kumar, DAS, Raja, *et al.* Fuzzy logic controller based maximum power point tracking for PV system. In : *2016 3rd International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES)*. IEEE, 2016. p. 29-34.
- [42] YOUSSEF, Ayman, EL TELBANY, Mohammed, et ZEKRY, Abdelhalim. Reconfigurable generic FPGA implementation of fuzzy logic controller for MPPT of PV systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, vol. 82, p. 1313-1319.
- [43] MASULLI, Francesco, PASI, Gabriella, YAGER, Ronald. *Fuzzy Logic and Applications*. 10th International Workshop, WILF 2013 Genoa, Italy, November 2013 Proceedings, springer.
- [44] LIU, Yi-Hwa, HUANG, Shyh-Ching, HUANG, Jia-Wei, *et al.* A particle swarm optimization-based maximum power point tracking algorithm for PV systems operating under partially shaded conditions. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2012, vol. 27, no 4, p. 1027-1035.
- [45] COLLETTE, Yann et SIARRY, Patrick. *Optimisation multiobjectif*. Editions Eyrolles, 2002.
- [46] GOLBERG, David E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. *Addion wesley*, 1989, vol. 1989, no 102, p. 36.
- [47] LEE, Chang-Yong et YAO, Xin. Evolutionary programming using mutations based on the Lévy probability distribution. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, vol. 8, no 1, p. 1-13.
- [48] CONTI, Edoardo, MADHAVAN, Vashisht, SUCH, Felipe Petroski, *et al.* Improving exploration in evolution strategies for deep reinforcement learning via a population of novelty-seeking agents. In : *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2018. p. 5027-5038.
- [49] LANGDON, William B. et POLI, Riccardo. *Foundations of genetic programming*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [50] KENNEDY, James. Particle swarm optimization. *Encyclopedia of machine learning*, 2010, p. 760-766.

- [51]CLERC, Maurice et KENNEDY, James. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE transactions on Evolutionary Computation*, 2002, vol. 6, no 1, p. 58-73.
- [52]EBERHART, Russell et KENNEDY, James. A new optimizer using particle swarm theory. In : *MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*. Ieee, 1995. p. 39-43.
- [53]KENNEDY, James et MENDES, Rui. Population structure and particle swarm performance. In : *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No. 02TH8600)*. IEEE, 2002. p. 1671-1676.
- [54]EBERHART, Russell C. et SHI, Yuhui. Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization. In : *International conference on evolutionary programming*. Springer, Berlin, Heidelberg, 1998. p. 611-616.
- [55]HOLLAND, John Henry, *et al.* *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1992.
- [56]HAUPT, Randy L. et HAUPT, Sue Ellen. *Practical genetic algorithms*. John Wiley & Sons, 2004.
- [57]SIVANANDAM, S. N. et DEEPA, S. N. *Introduction to genetic algorithms*. Springer Science & Business Media, 2007.
- [58]GOLDBERG, David E. *Genetic algorithms*. Pearson Education India, 2006.
- [59]MICHALEWICZ, Zbigniew. *Genetic algorithms+ data structures= evolution programs*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [60]DAVID, E. Goldberg: Algorithmes génétiques Exploration optimisation et apprentissage automatique. *Editions*, 1994.
- [61]FREITAS, Alex A. *Data mining and knowledge discovery with evolutionary algorithms*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [62]WU, Chia-Ju et LIN, Guan-Ya. Design of fuzzy logic controllers using genetic algorithms. In : *IEEE SMC'99 Conference Proceedings. 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (Cat. No. 99CH37028)*. IEEE, 1999. p. 104-109.

- [63] CORDÓN, Oscar, HERRERA, Francisco, et VILLAR, Pedro. Generating the knowledge base of a fuzzy rule-based system by the genetic learning of the data base. *IEEE Transactions on fuzzy systems*, 2001, vol. 9, no 4, p. 667-674.
- [64] KENNEDY, James, EBERHART, Russel C. Particle swarm optimization. *Proc. IEEE Int Conf, Neural Networks*. 1995, 1942-1948.
- [65] REYNOLDS, Craig W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. In : *ACM SIGGRAPH computer graphics*. ACM, 1987. p. 25-34.
- [66] HEPPNER, Frank et GRENANDER, Ulf. A stochastic nonlinear model for coordinated bird flocks. *The ubiquity of chaos*, 1990, vol. 233, p. 238.
- [67] SHI, Yuhui et EBERHART, Russell C. Empirical study of particle swarm optimization. In : *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*. IEEE, 1999. p. 1945-1950.
- [68] CHATTERJEE, Amitava et SIARRY, Patrick. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization. *Computers & Operations Research*, 2006, vol. 33, no 3, p. 859-871.
- [69] KHARE, Anula et RANGNEKAR, Saroj. A review of particle swarm optimization and its applications in solar photovoltaic system. *Applied Soft Computing*, 2013, vol. 13, no 5, p. 2997-3006.
- [70] RATNAWEERA, Asanga, HALGAMUGE, Saman K., et WATSON, Harry C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 2004, vol. 8, no 3, p. 240-255.
- [71] SCHAFFER, J. David. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. In : *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, 1985*. Lawrence Erlbaum Associates. Inc., Publishers, 1985.
- [72] GIUSTOLISI, Orazio et SAVIC, D. A. Advances in data-driven analyses and modelling using EPR-MOGA. *Journal of Hydroinformatics*, 2009, vol. 11, no 3-4, p. 225-236.
- [73] VIEIRA, Douglas AG, ADRIANO, Ricardo LS, VASCONCELOS, João A., et al. Treating constraints as objectives in multiobjective optimization problems using

- niched Pareto genetic algorithm. *IEEE Transactions on magnetics*, 2004, vol. 40, no 2, p. 1188-1191.
- [74]JIANG, Shouyong et YANG, Shengxiang. A strength Pareto evolutionary algorithm based on reference direction for multiobjective and many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2017, vol. 21, no 3, p. 329-346.
- [75]TAVANA, Madjid, LI, Zhaojun, MOBIN, Mohammadsadegh, *et al.* Multi-objective control chart design optimization using NSGA-III and MOPSO enhanced with DEA and TOPSIS. *Expert Systems with Applications*, 2016, vol. 50, p. 17-39.
- [76]MICHAEL, A. et TAKAGI, Hideyuki. Dynamic control of genetic algorithms using fuzzy logic techniques. In : *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*. Morgan Kaufmann, 1993. p. 76-83.
- [77]YUBAZAKI, Naoyoshi, OTANI, Masayuki, ASHIDA, Tagatsugu, *et al.* Dynamic fuzzy control method and its application to positioning of induction motor. In : *Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. IEEE, 1995. p. 1095-1102.
- [78]GUENOUNOU, Ouahib, DAHHOU, Boutaib, et CHABOUR, Ferhat. Adaptive fuzzy controller based MPPT for photovoltaic systems. *Energy Conversion and Management*, 2014, vol. 78, p. 843-850.
- [79]LARBES, C., CHEIKH, SM Ait, OBEIDI, T., *et al.* Genetic algorithms optimized fuzzy logic control for the maximum power point tracking in photovoltaic system. *Renewable energy*, 2009, vol. 34, no 10, p. 2093-2100.
- [80]MESSAI, Abderraouf, MELLIT, Adel, GUESSOUM, A., *et al.* Maximum power point tracking using a GA optimized fuzzy logic controller and its FPGA implementation. *Solar energy*, 2011, vol. 85, no 2, p. 265-277.
- [81]WU, Chia-Ju et LIN, Guan-Ya. Design of fuzzy logic controllers using genetic algorithms. In : *IEEE SMC'99 Conference Proceedings. 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (Cat. No. 99CH37028)*. IEEE, 1999. p. 104-109.
- [82]KHARE, Anula et RANGNEKAR, Saroj. A review of particle swarm optimization and its applications in solar photovoltaic system. *Applied Soft Computing*, 2013, vol. 13, no 5, p. 2997-3006.

- [83] CLERC, Maurice et KENNEDY, James. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE transactions on Evolutionary Computation*, 2002, vol. 6, no 1, p. 58-73.
- [84] EBERHART, Russ C. et SHI, Yuhui. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization. In : *Proceedings of the 2000 congress on evolutionary computation. CEC00 (Cat. No. 00TH8512)*. IEEE, 2000. p. 84-88.
- [85] DEEP, Kusum et THAKUR, Manoj. A new crossover operator for real coded genetic algorithms. *Applied mathematics and computation*, 2007, vol. 188, no 1, p. 895-911.
- [86] DAMOUSIS, Ioannis G., BAKIRTZIS, Anastasios G., et DOKOPOULOS, Petros S. A solution to the unit-commitment problem using integer-coded genetic algorithm. *IEEE Transactions on Power systems*, 2004, vol. 19, no 2, p. 1165-1172.
- [87] GUENOUNOU, Ouahib, BELMEHDI, Ali, DAHHOU, Boutaieb, *et al.* Design of fuzzy controller using genetic algorithms with new mutation operator. In : *Eighth International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices*. IEEE, 2011. p. 1-6.
- [88] TANG, K. S., CHAN, C. Y., MAN, K. F., *et al.* Genetic structure for NN topology and weights optimization. 1995.
- [89] GUENOUNOU, Ouahib, YAHIAOUI, Fatah, DAHHOU, Boutaieb, *et al.* F. Multi-objective optimization of fuzzy controller used as maximum power point tracker (MPPT). *3rd International Conference on Green Energy and Environmental Engineering*. GEEE, 2016, 23-25 April 2016, Hammamet, Tunisia.
- [90] YAHIAOUI, Fatah, CHABOUR, Ferhat, GUENOUNOU, Ouahib. Real-time implementation of a PSO- optimized fuzzy logic controller based on a MPPT algorithm using dSPACE board. *Journal of Electrical Engineering*, Edition 2, Volume 18/2018.
- [91] HAUKE, Brigitte. Basic calculation of a boost converter's power stage. *Texas Instruments, Application Report November*, 2009, p. 1-9.
- [92] BAUSIERE, Robert, LABRIQUE, Francis, SEGUIER, Guy. *Les convertisseurs de l'électronique de puissance : La conversion continu – continu*. 1997, Volume 3, Edition 2, chapter 3, pp. 131-137, Lavoisier *TEC & DOC*.
- [93] METIDJI, Brahim. *Commande robuste des moteurs à courant alternatif alimentés par un convertisseur matriciel*. 2013. Thèse de doctorat. Université de Béjaia-Algérie.

[94] dSPACE GmbH. DS1104 R&D Controller Board.

[95] CHEN, Ke. DSPACE Implementation of A Generalized Method of Harmonic Elimination for PWM Boost Type Rectifier under Unbalanced Operating Conditions. 2008.

[96] EGALON, Julie. *Contribution à la commande d'une alimentation multi-bobines pour chauffage par induction industriel*. 2013. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Toulouse-INPT.

Résumé :

De nos jours, les systèmes de conversion photovoltaïques connaissent un développement croissant vu l'émergence des méthodes d'intelligence artificielle dans le problème de poursuite du point de puissance maximale (MPPT). Ainsi, le contrôleur flou est l'une de ces méthodes les plus utilisées en raison de ces capacités à extraire la puissance maximale disponible dans le générateur photovoltaïque quelques soient les conditions atmosphériques. Cependant, si le contrôleur flou représente une solution intéressante, la conception de ce dernier n'est pas une tâche aisée.

Dans cette thèse, ce problème est formulé comme étant un problème d'optimisation et qui est résolu par les algorithmes évolutionnaires (AE) mono et multi-objectifs. Ces algorithmes sont appliqués suivant deux méthodes. Dans la première méthode, les règles floues du contrôleur MPPT flou sont prédéfinies et les fonctions d'appartenance associées aux variables d'entrées et de sorties du contrôleur sont optimisées par les AEs mono-objectif. Dans la deuxième méthode, le contrôleur MPPT flou est amélioré par l'emploi des AEs multi-objectifs.

Les résultats de simulation justifient bien l'emploi de ces algorithmes évolutionnaires qui donnent lieu à des contrôleurs MPPT flous avec un bon suivi du point de puissance maximale. Un banc d'essai a été conçu et réalisé pour la mise en œuvre pratique du contrôleur MPPT flou.

Abstract :

Nowadays, photovoltaic conversion systems are undergoing increasing development due to emerging of artificial intelligence methods in maximum power point tracking (MPPT) problem. Thus, fuzzy controller is one of the most using methods, because of its ability to extract the maximum available power from the photovoltaic generator under any weather conditions. However, if the fuzzy controller is an interesting solution, its design is not an easy task.

In this thesis, this problem is formulated as an optimization problem and solved by single and multi-objective evolutionary algorithms (EA). These algorithms are applied according two methods. In the first method, the fuzzy rules of the fuzzy MPPT controller are predefined and the membership functions of the input and output variables are optimized by single-objective AEs. In the second method, the fuzzy MPPT controller is improved by using multi-objective AEs.

Simulation results well justify the use of these evolutionary algorithms, which give good fuzzy MPPT controllers with good tracking of the maximum power point. A test bench has been designed and built for practical implementation of the fuzzy MPPT controller.

ملخص

في الوقت الحاضر، تشهد أنظمة تحويل الخلايا الكهروضوئية تطوراً متزايداً مع ظهور أساليب ذكاء اصطناعي في مشكلة تتبع الحد . وبالتالي، فإن جهاز التحكم الغامض هو أحد هذه الطرق المختارة بسبب هذه القدرات لاستخراج القصوى الأقصى لمشغل الطاقة المتوفرة في المولد الكهروضوئي مهما كانت الظروف الجوية. ومع ذلك، إذا كان جهاز التحكم الغامض هو حل مثير للاهتمام، فإن تصميمه ليس بالمهمة السهلة.

في هذه الأطروحة، تمت صياغة هذه المشكلة على أنها مشكلة للتحسين وحلها عن طريق أحادية ومتعددة الأهداف. يتم تطبيق هذه لطريقتين. في الطريقة الأولى، يتم تحديد القواعد الغامضة لوحدة التحكم MPPT الخوارزميات التطوري (AE) الخوارزميات وفقاً متعددة AEs المضبوطة في ويتم تحسين وظائف العضوية المرتبطة بمتغيرات المدخلات والمخرجات في وحدة التحكم من خلال المحاكاة MPPT أحادية الهدف. ثم يتم تحسين هذه الطريقة عن طريق استخدام متعددة AEs الأهداف. تكرر استخدام هذه الخوارزميات التطورية التي تؤدي إلى وحدات تحكم مع تتبع جيد لنقطة الطاقة القصوى. لقد تم تصميم مقعد اختبار العملي لوحدة التحكم MPPT وتحقيقه للتنفيذ.