

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA - BOUMERDES



Faculté des Sciences de l'Ingénieur
Département Génie Mécanique

Laboratoire de Mécanique des Solides et Systèmes



Mémoire de Master

En vue de l'obtention du diplôme de **MASTER** en :

Filière : Electromécanique

Spécialité : Mécatronique

THEME

Optimisation du refroidissement d'un moteur électrique de
direction assistée d'un tombereau articulé.

Présenté par :

ALOUANI Makhoulf

KETTAL Abderrahmane

Promoteur : Dr. M. A. Mellal

Co-promoteur : Dr. S. Alem

Promotion : 2018-2019

Résumé

L'optimisation est devenue un outil très important pour résoudre les problèmes complexes rencontrés dans le domaine technique et de l'ingénierie, surtout après l'apparition des méthodes méta-heuristiques qui sont basées sur l'intelligence artificielle et les algorithmes bio-inspirés, tels que l'optimisation de l'essaim de particules PSO et évolution différentielle DE. Ce travail vise à optimiser un problème multi objectif qui est le système de refroidissement d'un moteur électrique en utilisant la méthode des sommes pondérées et deux algorithmes bio-inspirés PSO et DE.

Mots clefs : Optimisation, Système de refroidissement, PSO, DE, Tombereau articulé.

Abstract

Optimization has become a very important tool to solve complex problems in the technical and engineering field, especially after the emergence of metaheuristic methods that are based on artificial intelligence and bio-inspired algorithms, such as particle swarm optimisation PSO and differential evolution DE. This work aims to optimize a multi-objective problem that is the cooling system of an electric motor using the weighted sum method and two bio-inspired algorithms PSO and DE.

Keywords: Optimization, Cooling system, PSO, DE, Articulated dumper.

ملخص

أصبح التحسين أداة مهمة للغاية لحل المشكلات المعقدة في المجال الفني والهندسي، وخاصة بعد ظهور أساليب الأدلة العليا التي تستند إلى الذكاء الاصطناعي وخوارزميات مستوحاة من النظم الحيوية، مثل تحسين سرب الجسيمات والتطور التفاضلي. يهدف هذا العمل إلى تحسين مشكلة ذات أهداف متعددة تتمثل في نظام تبريد محرك كهربائي باستخدام طريقة المجموع الموزون وخوارزميات مستوحاة من النظم الحيوية مثل تحسين سرب الجسيمات والتطور التفاضلي.

كلمات دلالية: التحسين، نظام التبريد، تحسين سرب الجسيمات، التطور التفاضلي، شاحنة مفصلية

Remerciement

Au nom d'Allah le plus puissant le plus juste le plus clément, nous commençons nos remerciements.

Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce modeste travail.

En second lieu, nous tenons à remercier notre promoteur Mr MELLAL Mohamed Arezki, sa patience, ses conseils judicieux et pertinents qui nous ont permis de réaliser ce travail de mémoire avec sérénité.

Notre co-promoteur Mr ALEM Said

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.

Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Je dédie cet ouvrage

A mes parents qui m'ont soutenu et encourager durant mon parcours scolaire et universitaire.

Qu'ils trouvent ici le témoignage de ma profonde reconnaissance.

A mes deux frères, ma grand mère, Imane et ceux qui ont partagé avec moi tous les moments d'émotion lors de la réalisation de ce travail.

A ma famille, mes proches et à ceux qui ont été à mes côtés lors des moments durs.

A tous mes amis qui m'ont toujours encouragé, et à qui je souhaite plus de succès dans leurs vies.

A tous ceux que j'aime.

Merci !

Dédicaces

A mes parents

Pour tous les sacrifices qu'ils ont fait, pour tout le soutien qu'ils ont offert tout au long de mes études.

J'espère qu'ils puissent trouver dans ce modeste travail un témoignage d'amour et d'affection envers eux.

A ma famille

Mes frères, mes sœurs et tous les proches qui ont été toujours à mes côtés.

A Imane.

A mes amis et mes collègues

Pour leurs encouragements et pour tous les bons moments qu'on a vécus ensemble.

J'espère que notre amitié durera éternellement.

Sommaire

Sommaire.....	I
Liste des figures	III
Liste des tableaux.....	IV
Introduction générale.....	1

CHAPITRE I : Systèmes de direction assistée

I.1. Introduction	3
I.2. Tombereau articulé.....	3
I.3. Direction assistée des automobiles.....	4
I.3.1 Types de direction assistée	4
I.3.1.1 Direction assistée hydraulique.....	4
I.3.1.2 Direction assistée électro-hydraulique.....	5
I.3.1.3 Direction assistée électrique	6
I.4. Moteurs électriques	7
I.4.1 Moteurs à courant alternatif.....	8
I.4.1.1 Moteur asynchrone (à induction).....	9
I.4.1.2 Moteur synchrone	9
I.4.2 Moteur à courant continu.....	9
I.4.2.1 Composition d'un moteur sans balais (brushless).....	10
I.5. Refroidissement des machines électriques	11
I.5.1 Refroidissement à air	11
I.5.2 Refroidissement par un liquide.....	11
I.6. Etat de l'art sur l'optimisation du système de direction assistée.....	12
I.7. Conclusion.....	13

CHAPITRE II : Etat de l'art sur l'optimisation

II.1 Introduction	14
II.2 Définition de l'optimisation	14
II.3 Fonctions mathématiques	14
II.3.1. Fonction convexe.....	15
II.3.2. Fonction linéaire.....	15
II.3.3. Fonction non linéaire.....	16
II.4 Méthodes de résolution	17
II.5 Types d'optimisation.....	17
II.5.1. Optimisation mono-objectif.....	17
II.5.2. Optimisation multi-objectif	18

Sommaire

II.6	Les type de résolutions	19
III.3.1.	Méthode conventionnelle	19
III.3.2.	Méthode non conventionnelle	19
II.6.2.1.	Heuristiques	19
II.6.2.2.	Méta-heuristiques	19
II.7	Algorithmes de l'intelligence artificielle	19
II.7.1.	Évolution différentielle (DE).....	20
II.7.2.	Optimisation par Essaim de Particules	21
II.7.3.	Flower pollination algorithme	24
II.8	Conclusion.....	26
CHAPITRE III: optimisation du système de refroidissement		
III.1.	Introduction	27
III.2.	Description du problème	27
III.3.	Solutions proposées.....	29
III.3.1.	DE (Differential Evolution).....	29
III.4.	Résultats et commentaires	32
III.5.	Conclusion.....	67
Conclusion générale		67
Bibliographie.....		•

Liste des figures

Figure I. 1: Tombereau articulé.....	3
Figure I. 2: Direction assistée hydraulique.....	5
Figure I. 3: Direction assistée électro-hydraulique.....	6
Figure I. 4: Direction assistée électrique.	7
Figure I. 5: Schéma des types des moteurs électriques.	8
Figure I. 6: vue éclatée du moteur à courant alternatif.....	8
Figure I. 7: Moteur à courant continu.....	10
Figure I. 8 : Moteur avec le trajet d'écoulement en forme spirale intégré à la coque et à l'extérieur du stator.	12
Figure I.9 : Dimensions de la coque et le chemin d'écoulement du liquide.....	13
Figure II. 1 : Fonction convexe.	15
Figure II. 2 : Fonction linéaire.....	16
Figure II. 3: Organigramme du DE.	20
Figure II. 4: Organigramme du PSO.	23
Figure III. 1 : Organigramme du DE.....	30
Figure III. 2 : Organigramme du PSO.....	32
Figure III. 3: Valeur optimale de PSO pour (Scénario 1, Cas 1).....	34
Figure III. 4: Valeur optimale du PSO pour (Scénario 1, Cas 2).	35
Figure III. 5: Valeur optimale du PSO pour (Scénario 2, Cas 1).	37
Figure III. 6: Valeur optimale du PSO pour (Scénario 2, Cas 2).	39
Figure III. 7: Valeur optimale du PSO pour (Scénario 3, Cas 1).	40
Figure III. 8: Valeur optimale du PSO pour (Scénario 3, Cas 2).	42
Figure III. 9: Valeur optimale du PSO pour (Scénario 4, Cas 1).	44
Figure III. 10: Valeur optimale du PSO pour (Scénario 4, Cas 2).	45
Figure III. 11: Valeur optimale du PSO pour (Scénario 5, Cas 1).	47
Figure III. 12: Valeur optimale du PSO pour (Scénario 5, Cas 2).	49
Figure III. 13: Valeur optimale du DE pour (Scénario 1, Cas 1).	50
Figure III. 14: Valeur optimale du DE pour (Scénario 1, Cas 2).	51
Figure III. 15: Valeur optimale du DE pour (Scénario 2, Cas 1).	53
Figure III. 16: Valeur optimale du DE pour (Scénario 2, Cas 2).	54
Figure III. 17: Valeur optimale de DE pour (Scénario 3, Cas 1).....	55
Figure III. 18: Valeur optimale du DE pour (Scénario 3, Cas 2).	57
Figure III. 19: Valeur optimale du DE pour (Scénario 4, Cas 1).	58
Figure III. 20: Valeur optimale du DE pour (Scénario 4, Cas 2).	59
Figure III. 21: Valeur optimale du DE pour (Scénario 5, Cas 1).	61
Figure III. 22 : Valeur optimale du DE pour (Scénario 5, Cas 2).	62
Figure III. 23 : CPU(s) de chaque algorithme DE & PSO.	66
Figure III. 24 : NFE de chaque algorithme DE & PSO.....	66

Liste des tableaux

Tableau III.1 : Paramètres utilisées dans l'application.	27
Tableau III.2 : paramètre de chaque scénario.....	29
Tableau III.3 : Résultats du PSO (<i>Scénario 1, Cas 1</i>).	33
Tableau III.4 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.....	34
Tableau III.5 : Résultats du PSO (<i>Scénario 1, Cas 2</i>).	35
Tableau III.6 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.	36
Tableau III.7 : Résultats du PSO (<i>Scénario 2, Cas 1</i>).	36
Tableau III.8 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.	37
Tableau III.9 : Résultats du PSO (<i>Scénario 2, Cas 2</i>).	38
Tableau III.10: Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.....	39
Tableau III.11 : Résultats de PSO (<i>Scénario 3, Cas 1</i>).	39
Tableau III.12 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.....	41
Tableau III.13 : Résultats du PSO (<i>Scénario 3, Cas 2</i>).	41
Tableau III.14 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type	42
Tableau III.15 : Résultats du PSO (<i>Scénario 4, Cas 1</i>).	43
Tableau III.16 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type	44
Tableau III.17: Résultats du PSO (<i>Scénario 4, Cas 2</i>).	44
Tableau III.18: Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type	45
Tableau III.19 : Résultats du PSO (<i>Scénario 5, Cas 1</i>).	46
Tableau III.20 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.	47
Tableau III.21 : Résultats de PSO (<i>Scénario 5, Cas 2</i>).	47
Tableau III.22 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.....	49
Tableau III.23 : Résultats du DE (<i>Scénario 1, Cas 1</i>)	49
Tableau III.24 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.	50
Tableau III.25 : Résultats du DE (<i>Scénario 1, Cas 2</i>).	51
Tableau III.26 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.	52
Tableau III.27 : Résultats du DE (<i>Scénario 2, Cas 1</i>).	52
Tableau III.28 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.....	53
Tableau III.29 : Résultats du DE (<i>Scénario 2, Cas 2</i>).	53
Tableau III.30 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.....	54
Tableau III.31 : Résultats du DE (<i>Scénario 3, Cas 1</i>).	55
Tableau III.32 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.....	56
Tableau III.33 : Résultats de DE (<i>Scénario 3, Cas 2</i>).	56
Tableau III.34 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.....	57
Tableau III.35 : Résultats de DE (<i>Scénario 4, Cas 1</i>).	57
Tableau III.36: Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.	58
Tableau III.37 : Résultats du DE (<i>Scénario 4, Cas 2</i>).	59
Tableau III.38 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.	60
Tableau III.39 : Résultats du DE (<i>Scénario 5, Cas 1</i>).	60
Tableau III.40 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.....	61
Tableau III.41: Résultats du DE (<i>Scénario 5, Cas 2</i>).	62
Tableau III.42 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.....	63
Tableau III.43 : Comparaison des cinq scénarios du PSO.	63
Tableau III.44 : Comparaison des cinq scénarios du DE.....	65
Tableau III.45 : Comparaison entre les résultats obtenus par PSO et DE.	65

Introduction générale

Depuis son apparition, l'homme essaye de développer tout ce qui l'entoure, de ce fait l'optimisation est créée, grâce à cet outil mathématique adapté par les logiciels informatiques la perfection des systèmes est devenue plus facile.

L'optimisation vise à minimiser ou maximiser les fonctions mathématiques, en utilisant des algorithmes qui peuvent être bio-inspirés, c'est à dire que leurs principes sont inspirés de la nature tels que: le déplacement des essaims de poissons ou des oiseaux, la colonie de fourmis, Cuckoo et le choix du nid, la pollinisation des fleurs, l'algorithme génétique et même des algorithmes qui utilisent l'intelligence artificielle et beaucoup plus d'autres exemples.

Les méthodes d'optimisation se différencient selon le problème à traiter où chacun dispose d'une méthode spécifique pour sa résolution. Parmi les méthodes les plus connues on cite: la méthode Pareto, la méthode des sommes pondérées, la méthode des surfaces de réponse où chaque méthode dispose de ses propres caractéristiques.

Les machines tournantes avec tous leurs types ont un très grand problème car l'augmentation de la puissance conduit très souvent à l'élévation de la température. De ce fait la solution de refroidissement forcé est introduite, c'est un processus qui sert à diminuer la température à l'intérieur du moteur, en se basant sur deux types différents:

1. Le refroidissement par air qui se fait par la génération de l'air frais à l'extérieur du moteur par un ventilateur ou plus et le transfert de la chaleur se fait entre la paroi extérieure et intérieure du moteur par conduction.
2. Le refroidissement par convection dont le liquide s'écoule à l'intérieur du moteur par un chemin d'écoulement spirale, le deuxième type sera le type utilisé dans notre étude d'optimisation.

Ce travail a pour but d'optimiser les paramètres de dimensionnement du chemin d'écoulement du liquide à l'intérieur du moteur électrique de la direction assistée d'un tombereau articulé, afin de minimiser la pression et maximiser le refroidissement, en utilisant la méthode des sommes pondérées et les algorithmes bio inspirés PSO (Particle Swarm Optimization) et DE (Differential Evolution)

Introduction générale

Notre mémoire est structuré en trois chapitres:

Le premier chapitre montre les types de moteurs électriques et leurs utilisations, les types de directions assistées ainsi le refroidissement des moteurs et enfin l'état de l'art sur le travail de Zhang, dont notre travail est basé, et AI sur l'optimisation de refroidissement du moteur électrique.

Le deuxième chapitre comporte sur l'état de l'art de l'optimisation, quelques fonctions de résolution et ces types, puis nous exploitons trois algorithmes méta-heuristiques de ce problème à savoir: l'évolution différentielle, l'optimisation par essaim de particules et l'algorithme de pollinisation des fleurs.

Le dernier chapitre intitulé optimisation du système de direction assisté, présente une discussion des résultats obtenus par les algorithmes implémentés, ainsi qu'une comparaison entre les différentes solutions potentiels.

CHAPITRE I

I.1. Introduction

Ce chapitre est une initiation au travail réalisé, il contient une vue globale sur tout ce qui touche le domaine de notre étude d'optimisation.

Dans ce chapitre on va présenter le tombereau articulé, son système de direction et le type de moteur utilisé pour assister à sa direction, ainsi que les critères utilisés pour choisir le moteur, comme on va montrer les systèmes de refroidissement des moteurs électriques, et on finis par l'état de l'art de l'optimisation de refroidissement du moteur étudié.

I.2. Tombereau articulé

Le tombereau articulé, souvent appelé par son nom anglais "dumper" est un camion géant de chantier qui n'a pas le droit de circuler sur la route. Pentès, boue, cailloux, il est conçu pour passer partout.



Figure I. 1: Tombereau articulé.

I.3. Direction assistée des automobiles

Jusqu'aux années 1930, les voitures étaient à essieu avant rigide, et il suffisait de placer des pivots à l'extrémité de cet essieu pour que les roues puissent braquer. Une simple barre, appelée barre d'accouplement, reliait les leviers de direction des moyeux de roues au boîtier.

Il a donc fallu, à partir de cette époque, utiliser un système dans lequel la barre d'accouplement est brisée en trois parties. Des biellettes de direction relient de chaque côté les leviers de moyeux aux extrémités de la barre d'accouplement centrale réduite en longueur. Les biellettes doivent être sensiblement de longueurs égales et à peu près parallèles au triangle de suspension. Cette géométrie assez complexe est maintenant au point, d'autant plus que la direction à crémaillère a remplacé le boîtier et pris la place de la barre d'accouplement centrale.

I.3.1 Types de direction assistée

La classification est basée sous le type d'assistance fournie à la crémaillère, il est à noter que le principe de fonctionnement général reste le même.

I.3.1.1 Direction assistée hydraulique

Lorsque le moteur du véhicule se met en marche, la pompe hydraulique monte en pression le liquide de direction. La pompe hydraulique est entraînée par la courroie accessoire elle-même entraînée par le moteur. Lorsque le liquide de direction est à haute pression, il est envoyé vers le distributeur qui le renverra sous basse pression au bloc d'assistance. Le distributeur, en fonction du mouvement de la direction, enverra l'huile au bloc d'assistance par la gauche ou par la droite (par une sortie ou par l'autre) selon la direction souhaitée.

C'est donc à ce moment précis que l'aide à la crémaillère opère, lorsque l'huile arrive dans le bloc d'assistance.

Le système de direction assistée hydraulique est un système qui marche de manière mécanique, il fonctionne donc en continu (même si le véhicule est en ligne droite) jusqu'à l'arrêt complet du moteur.

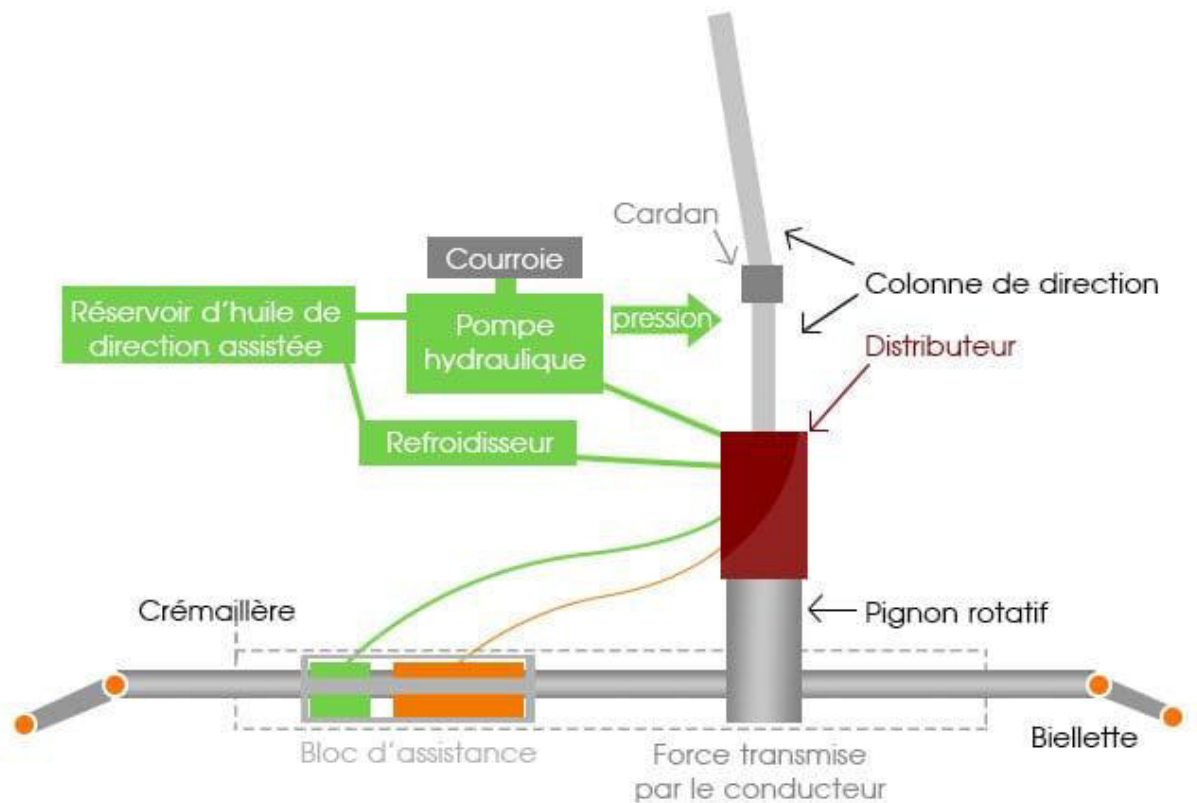


Figure I. 2: Direction assistée hydraulique.

I.3.1.2 Direction assistée électro-hydraulique

Le système de direction assistée électro-hydraulique est composé des mêmes pièces que le système hydraulique avec un calculateur en supplément.

Le principe de fonctionnement du système est le même que celui du système hydraulique à la différence que la pompe hydraulique est entraînée de manière électrique par le calculateur, et non mécaniquement par la courroie accessoire.

L'avantage de ce système par rapport au système hydraulique est que la pompe hydraulique peut gérer la puissance de son régime en fonction du besoin de la voiture, c'est-à-dire qu'elle sera à plein régime dans les situations de mouvement ou à faible vitesse et qu'elle sera à bas régime dans les situations de ligne droite ou à grande vitesse.

Le système de direction assistée électro-hydraulique permet d'économiser du carburant par rapport au système hydraulique car la courroie accessoire n'est plus monopolisée et le calculateur optimise au maximum le fonctionnement du système, économisant ainsi de l'énergie.

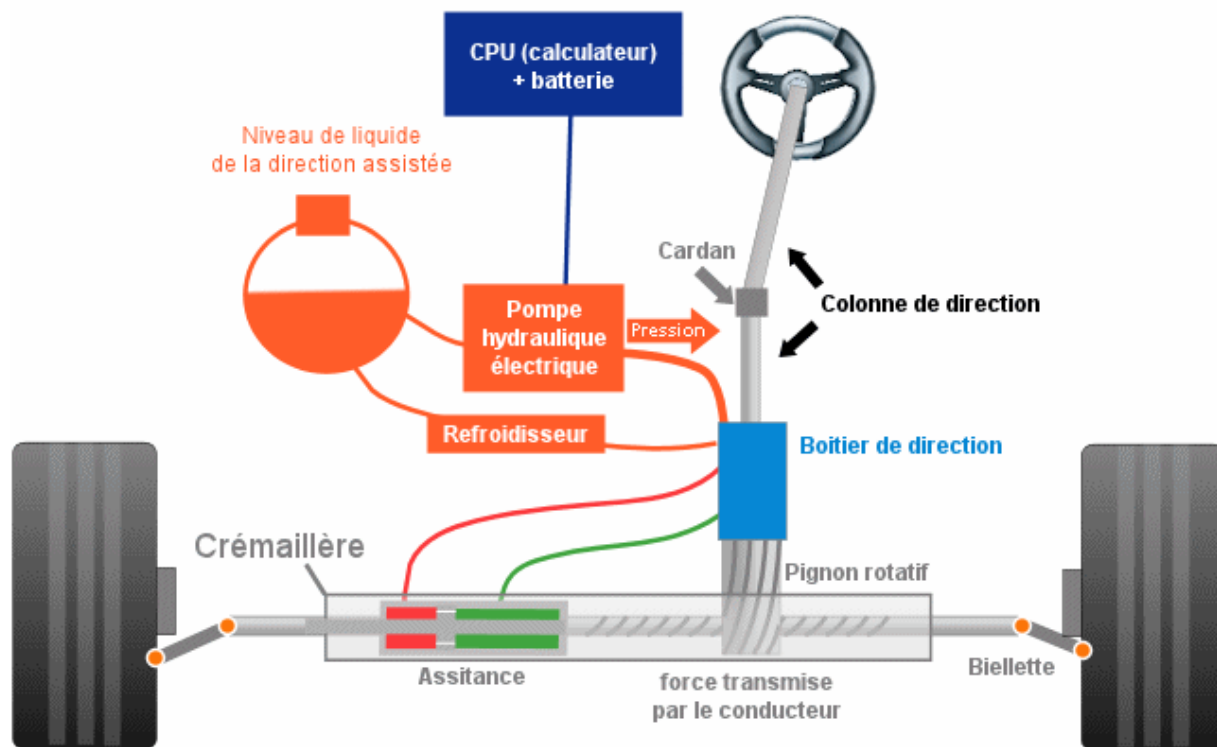


Figure I. 3: Direction assistée électro-hydraulique.

I.3.1.3 Direction assistée électrique

Le système de direction assistée électrique est composé des pièces suivantes :

- Un calculateur
- Un moteur électrique
- Un capteur de couple

Avec un système de direction électrique, le circuit hydraulique disparaît totalement, le système entier est géré électroniquement.

Le capteur de couple mesure la position et le couple appliqués par la colonne de direction, cette information est transmise au calculateur qui va alors calculer et appliquer le couple d'assistance supplémentaire nécessaire grâce au moteur électrique. Le moteur électrique va à son tour entraîner la crémaillère et donc les roues.

Ce système, complètement électrique, fait fonctionner le système de direction que lorsque cela est nécessaire, ainsi dans des situations de ligne droite ou à grande vitesse il ne fonctionnera pas. Le système de direction électrique permet de réelles économies de carburant car il ne fonctionne pas en continu.

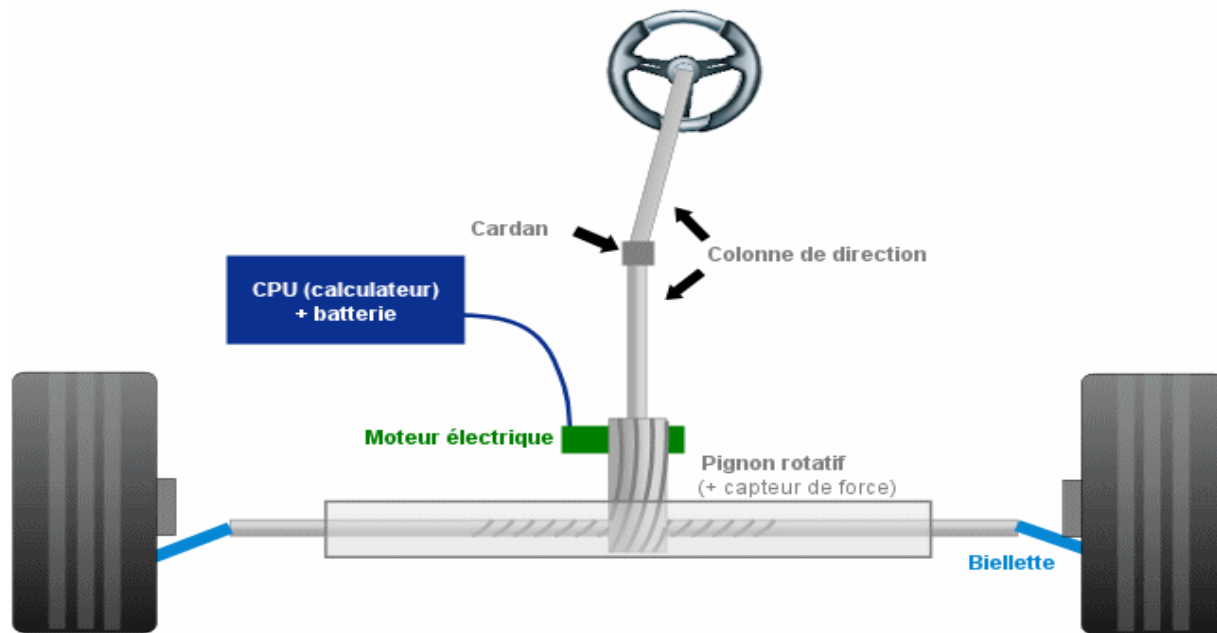


Figure I. 4: Direction assistée électrique.

I.4. Moteurs électriques

Un moteur électrique est un dispositif électromécanique permettant la conversion d'énergie électrique en énergie mécanique par l'intermédiaire d'un champ magnétique. Il est formé d'un circuit magnétique comportant une partie fixe et une partie mobile, sur lesquelles on trouve un ou plusieurs enroulements placés et éventuellement des aimants.

Les moteurs se divisent en deux types principaux, les moteurs à courant continu et les moteurs à courant alternatif, et ces derniers se divisent aussi principalement comme le montre le schéma ci-dessous :

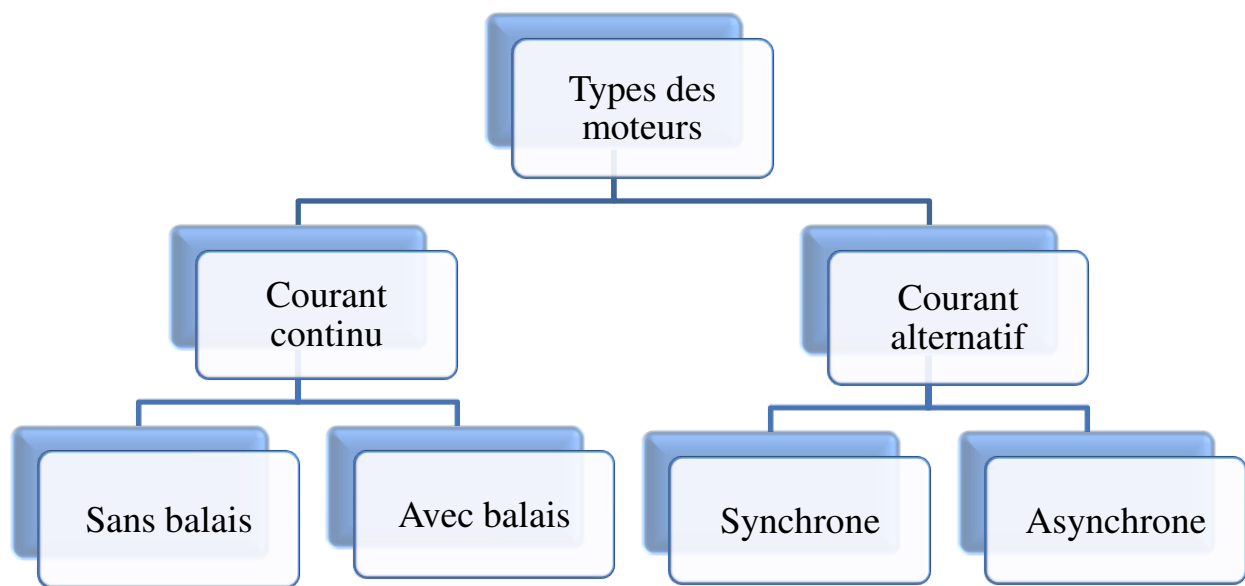


Figure I. 5: Schéma des types des moteurs électriques.

I.4.1 Moteurs à courant alternatif

Les moteurs à courant alternatif font preuve d'une grande souplesse en termes de fonctionnalités, comme notamment le contrôle de vitesse et sont largement employés dans l'industrie, comparé aux moteurs DC, à cause des caractéristiques suivant :

- Faible consommation au démarrage
- Accélération contrôlée
- Vitesse de fonctionnement ajustable
- Courant de démarrage contrôlé
- Limite de couple ajustable

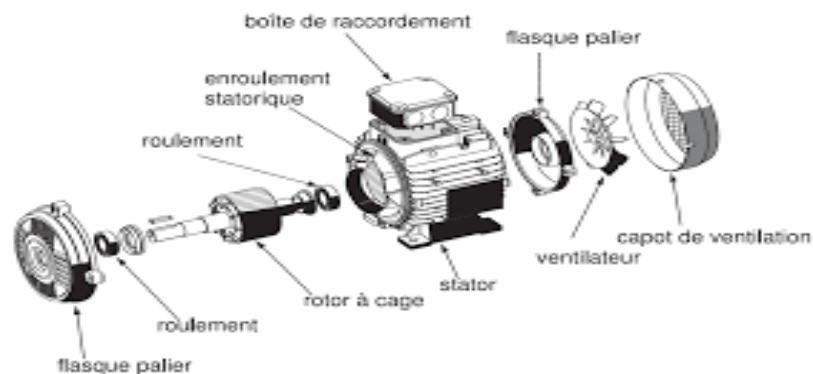


Figure I. 6: vue éclatée du moteur à courant alternatif.

I.4.1.1 Moteur asynchrone (à induction)

Un moteur asynchrone est un moteur à courant alternatif pour lequel la vitesse de rotation de l'arbre est différente de la vitesse de rotation du champ tournant. C'est un moteur dont le circuit magnétique est associé à deux ou plus de deux circuits électrique se déplaçant l'un par rapport à l'autre et dans lequel l'énergie est transférée de la partie fixe à la partie mobile, ou inversement, par induction électromagnétique.

Le moteur asynchrone est depuis longtemps la solution la plus répandue pour les machines qui ne sont pas munies d'une variation de vitesse. C'est le type de moteur à courant alternatif le plus courant et important dans l'industrie du fait de sa capacité de charge, les moteurs à induction monophasés étant principalement utilisés pour de plus petites charges, comme dans les appareils électroménagers, tandis que les moteurs à induction triphasés sont davantage utilisés dans les applications industrielles.

I.4.1.2 Moteur synchrone

Le moteur synchrone se compose, comme le moteur asynchrone, d'un stator et d'un rotor séparés par un entrefer. La seule différence se situe au niveau de la conception du rotor. Dans ce type de moteur, la rotation du rotor est synchronisée avec la fréquence du courant d'alimentation et la vitesse reste constante sous charges variables, ce qui le rend idéal pour du matériel de pilotage à vitesse constante comme les ascenseurs, et il est utilisé dans les appareils de positionnement de grande précision comme les robots, l'instrumentation et le contrôle de processus.

. Ces dernières années ont vu ce type de moteur revenir en force parallèlement au développement des variateurs de vitesse.

I.4.2 Moteur à courant continu

Un moteur à collecteur à courant continu est une machine destinée à transformer l'énergie électrique disponible sous forme de tension et de courant continus, ou tout au moins unidirectionnels, en énergie mécanique. Il comporte un induit, un collecteur et des pôles magnétiques excités par une source de courant continu ou constitués d'aimants permanents.

Le moteur à courant continu se compose :

- de l'inducteur (stator)
- de l'induit (rotor)
- du collecteur et des balais.

Le défaut principal des moteurs à courant continu est la présence des balais, qui engendrent des frottements, des parasites, et limitent la durée de vie du moteur par leur usure. Pour éviter tous ces problèmes on utilise des moteurs brushless, ou moteurs sans balais.

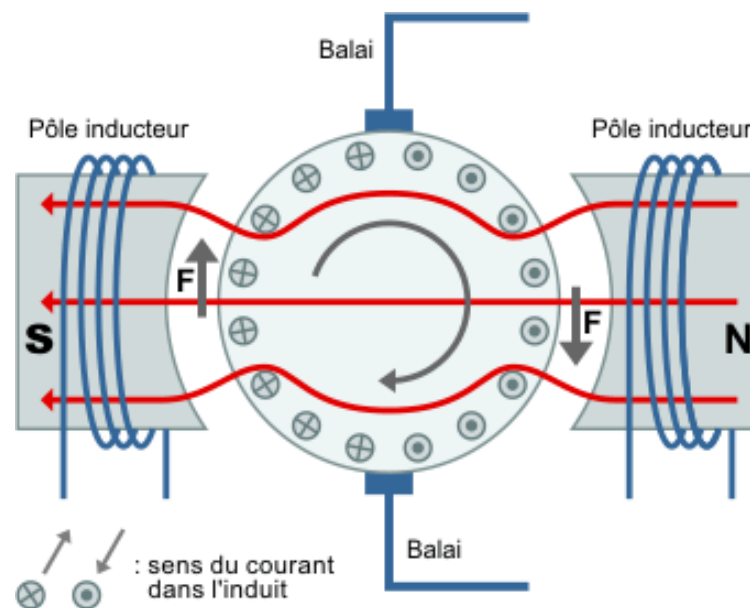


Figure I. 7: Moteur à courant continu.

I.4.2.1 Composition d'un moteur sans balais (brushless)

Un moteur brushless comporte les mêmes éléments qu'un moteur à courant continu, excepté le collecteur, mais l'emplacement des bobines et des aimants permanents sont inversés. Le rotor est composé d'un ou plusieurs aimants permanents, et le stator de plusieurs bobinages.

Les moteurs à courant continu représentent le premier type de moteur largement utilisé et les coûts initiaux des systèmes (moteur et variateur) ont tendance à être moins élevés que les systèmes à courant alternatif. Pour des appareils de faible consommation, mais avec des appareils de plus grande consommation, les frais d'entretien généraux augmentent et devraient être pris en compte.

La vitesse des moteurs à courant continu, peut être contrôlée en variant la tension d'alimentation et ces moteurs sont disponibles dans une large gamme de tensions. Cependant, les tensions les plus utilisées sont 12 et 24 V, dont certains avantages sont :

- Installation facile.
- Commande de vitesse dans une large gamme
- Démarrage, arrêt, marche arrière et accélération rapides
- Couple de démarrage élevé
- Courbe couple-vitesse linéaire

Grace à ses qualités et ses conditions d'utilisation le moteur à courant continu sans balais est le choix optimale pour l'assistance de direction du tombereau articulé.

I.5. Refroidissement des machines électriques

Lorsque la puissance du moteur électrique augmente, la chaleur à l'intérieure du moteur augmente aussi par l'effet de rotation, donc la convection naturelle devient insuffisante pour évacuer la chaleur produite à l'intérieure du moteur. Ce mode est alors remplacé par un refroidissement en convection forcée par un fluide comme l'air, l'eau ou autres.

I.5.1 Refroidissement à air

Ce type de refroidissement se fait par des ventilateurs qui génèrent de l'air dans l'entourage extérieur du moteur pour diminuer la température ambiante et la température du moteur.

On utilise ce type de refroidissement dans les machines électriques totalement fermées qui se situent dans des endroits ouverts ou quasiment ouvert.

I.5.2 Refroidissement par un liquide

Ce mode de refroidissement est utilisé fréquemment dans les machines à grandes puissances. Ce mode est réalisé par le passage d'un liquide dans des canaux fermés afin de refroidir la machine. La figure I.8 montre le système de refroidissement de notre moteur. Le refroidissement se fait par le contact de l'eau froide et la surface du chemin d'écoulement pour diminuer la température à l'intérieur du moteur.

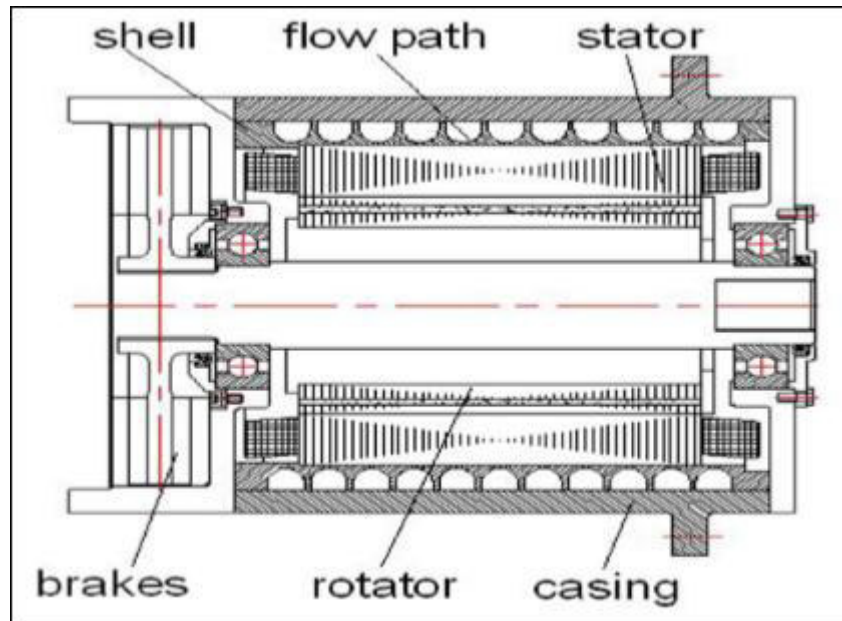


Figure I. 8 : Moteur avec le trajet d'écoulement en forme spirale intégré à la coque et à l'extérieur du stator.

I.6. Etat de l'art sur l'optimisation du système de direction assistée

Plusieurs études ont été réalisées dans le domaine d'optimisation du refroidissement des moteurs électriques, or notre travail est principalement basé sur l'étude réalisée par Zhang et al [1,2].

Dans le premier article, 2010, principalement deux outils ont été utilisés :

1. le Fluent : pour une simulation numérique 3D du système de refroidissement,
2. L'iSight : afin d'analyser l'influence de la structure de la coque sur l'effet de refroidissement.

Le but de cette recherche étant de concevoir une optimisation du système de refroidissement d'un système d'entraînement électrique du tombereau articulé qui est plus efficace lorsque la charge n'est pas si grande.

Après l'optimisation, les tailles de sections (présentées sur la figure) qui pourrait garder le meilleur effet de refroidissement sont déterminées:

$$a = 11.94\text{mm}, 2b = 19.67\text{mm}, c = 13.38\text{mm}.$$

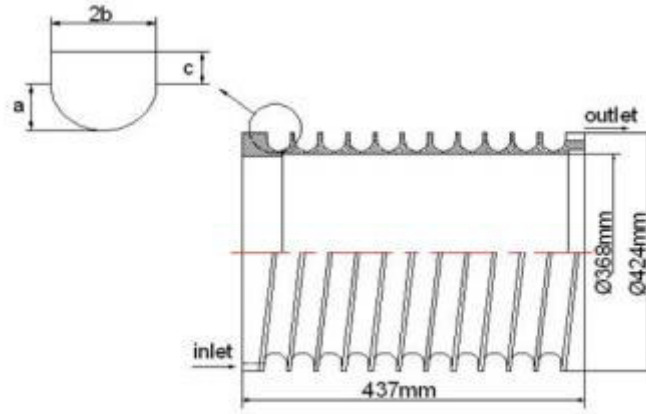


Figure I.9 : Dimensions de la coque et le chemin d'écoulement du liquide

Ces valeurs ont permis de réduire la température moyenne de la paroi d'enveloppe de 364K à 357K.

Le deuxième document propose l'utilisation d'optimisation multi objectif, pour une meilleure performance de fonctionnement, pour un système de refroidissement du moteur en Tombereau articulé, ce système est utilisé afin d'assurer la fiabilité et la sécurité du moteur.

Le but de cette optimisation est de maximiser Y_1 et minimiser Y_2 où:

$$Y_1(Pa) = 311.87 + 40.81a + 48.49(2b) + 110.93c - 36.34ac - 14.04a(2b) - 47.82(2b)c - 5.36a^2 - 23.64(2b)^2 - 38.62c^2 \quad (I.1)$$

$$Y_2(K) = -(362.86 - 0.96a - 0.28(2b) - 2.86c + 0.029ac + 0.027a(2b) - 0.065(2b)c + 0.022a^2 - 0.024(2b)^2 + 0.016c^2) \quad (I.2)$$

L'optimisation multi objectif a permis de trouver un choix équilibré entre les différents designs ainsi que la conception idéal.

I.7. Conclusion

Après la présentation de fonctionnement de la direction assistée, les moteurs électriques et leurs domaines d'utilisations ainsi que les types de refroidissements, et l'état de l'art du travail qui sera bien détaillé dans ce qui suit. Dans le chapitre suivant on va bien discuter sur l'optimisation.

CHAPITRE II

II.1 Introduction

L'optimisation a connu le monde au milieu du XXème siècle, et depuis son apparition cette discipline mathématique n'a pas cessé son évolution on basant sur les méthodes de résolution et les algorithmes développés.

Combiné aux avancements très rapides de l'informatique en qualité de la capacité de stockage des données ou de la vitesse de calcul, cet outil devient, de plus en plus, fiable et applicable presque pour la totalité des problèmes économiques ou organisationnels. Aujourd'hui, et selon les types de problèmes existants, l'outil optimisation fournit un ensemble de méthodes très diversifié. Chacune de ces méthodes obtient de meilleurs résultats avec le type de problèmes approprié, et le choix de l'une de ces méthodes dépend fortement de la nature du problème considéré.

II.2 Définition de l'optimisation

L'optimisation consiste à augmenter le rendement d'un système par l'amélioration de certains paramètres dit critères d'optimisation ou objectifs sous l'ensemble des contraintes liées aux limitations du système.

Un problème d'optimisation est souvent présenté par un ou plusieurs fonction-objectif(s) et un ensemble de contraintes. Il consiste à trouver une solution qui répond aux contraintes et qui minimise ou maximise la fonction-objectif.

Les variables sont les inconnues du problème. La solution recherchée est présentée par des valeurs exactes de ces variables exprimant des données quantitatives ou qualitatives.

II.3 Fonctions mathématiques

Les fonctions d'optimisation sont des fonctions dont on vise soit à maximiser ou à minimiser pour un ensemble donné, ils peuvent être classifiés comme suit:

II.3.1. Fonction convexe

Une fonction est dite convexe si quelque soit deux points x et y de son graphe, le segment $[xy]$ se trouvera entièrement au-dessus de son graphe.

Cela revient à la formule suivante:

Quelque soit $\lambda \in [0,1]$, on a : $f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y)$. [19]

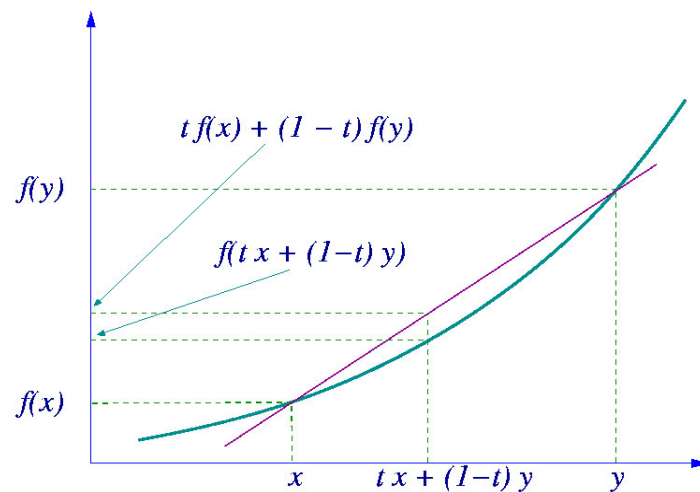


Figure II. 1 : Fonction convexe.

Pour une optimisation convexe, il ne peut y avoir qu'une seule solution optimale, qui est l'optimum global

Par contre une optimisation **non convexe** peut avoir plusieurs points localement optimaux et peut prendre beaucoup de temps pour identifier si le problème n'a pas de solution ou si la solution est globale. [20]

II.3.2. Fonction linéaire

Un problème d'optimisation linéaire consiste à minimiser ou maximiser une fonction linéaire sous contraintes.

Plus généralement ça revient à :

$$\text{Minimiser (ou Maximiser) } C^T \cdot x \quad (I.2)$$

$$\text{Sous contraintes } A \cdot x = b, x \geq 0 \quad (I.3)$$

En optimisation linéaire, minimise (ou maximise) une fonction linéaire soumise à des équations linéaires et à la non-négativité de la variable.

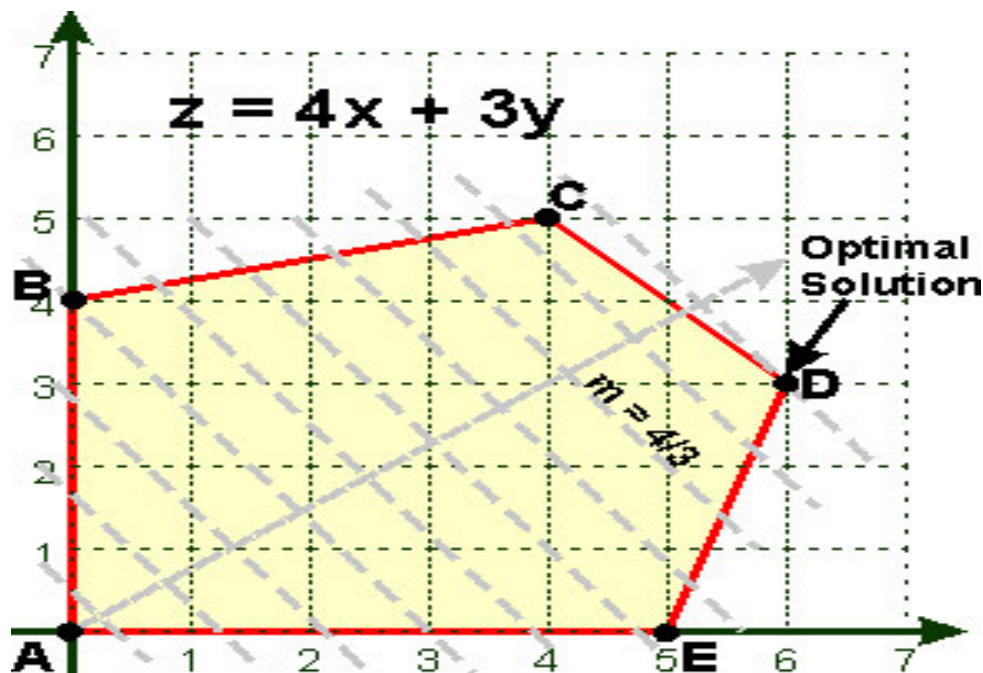


Figure II. 2 : Fonction linéaire.

Quelques domaines d'application: l'allocation des ressources, la planification de la production, l'entreposage, la structure, la planification du transport, la localisation des installations, la planification, etc.

II.3.3. Fonction non linéaire

On distingue un problème d'optimisation non linéaire en trois types: sans contraintes, avec contraintes et avec contraintes de type inégalités.

Un problème est dit non linéaire si la fonction objectif est non linéaire et / ou si la région réalisable (région de solution réalisable) est déterminée par des contraintes non linéaires.

Le problème des modèles non linéaires est qu'ils sont intrinsèquement beaucoup plus difficiles à optimiser qu'un modèle linéaire.

II.4 Méthodes de résolution

La résolution d'optimisation consiste à trouver un point admissible dont l'objectif n'est dominé par aucun autre qu'on appelle 'optimum'. Une méthode de résolution est celle permettant de trouver ce point 'optimum' à partir du calcul de la fonction objectif en certains points.

L'efficacité d'une méthode de résolution d'un problème d'optimisation : l'aptitude à trouver l'optimum de la fonction, est mesuré par sa sensibilité et sa robustesse [21].

On distingue deux types de méthodes de résolution: conventionnel et non conventionnel

II.5 Types d'optimisation

La popularité de ce domaine se présente par l'ensemble diversifié des problèmes d'optimisation. De ce fait, on trouve plusieurs classifications :

- Selon la nature des variables, on trouve des problèmes combinatoires ou à variables continues.
- Selon l'existence des contraintes, on trouve des problèmes avec ou sans contraintes.
- Selon la nature du modèle mathématique par lequel le problème est traduit, on trouve un problème linéaire ou non linéaire.
- Selon le nombre des objectifs, on trouve des problèmes à un ou plusieurs objectif(s), et celle là est la classification optimale, car elle permet de bien maîtriser le problème étudié.

Ces classifications ne sont pas séparées ni exhaustives. On trouve, par exemple, des problèmes d'optimisation non linéaire avec contraintes.

II.5.1. Optimisation mono-objectif

Ce type d'optimisation est un peu plus simple parce qu'il vise à optimiser un seul objectif donc on parle d'un seul critère. Il se compose d'une seule fonction objective pour définir le problème d'optimisation et le résoudre, comme il peut avoir un ou plusieurs variables.

II.5.2. Optimisation multi-objectif

C'est un type d'optimisation assez important à cause de la nature de la plupart des problèmes. Il se compose d'un vecteur de fonctions objectives à optimiser.

Les bases de cette optimisation ont été posées par Pareto Edgeworth (Pareto,1896)

Les problèmes multi objectifs ont la particularité d'être beaucoup plus difficiles à traiter que leur équivalent mono-objectif. [12]

Le processus de résolution de ce type de problème est souvent divisé en deux étapes : recherche des solutions de meilleur compromis et le choix de solution.

La solution est représenté par un ensemble appelé l'ensemble de solution de Pareto optimal.

Dans ce type d'optimisation on peut se retrouver avec deux modèles:

Surface de réponse: Dans le cas général, on appelle surface de réponse, la représentation géométrique de la réponse d'un processus physique spatio-temporel aléatoire à des variables stimulés. [13]

Son but est d'explorer les relations entre les variables dépendantes et indépendantes dans un expérience. Elle peut être utilisé pour optimiser la production d'une substance spéciale en optimisant les facteurs opérationnels.

Sommes pondérées : C'est une approche permettant de transformer un problème multi-objectif en un problème qui combine les différentes fonctions objectifs du problème en une seule fonction de façon linéaire.[14]

Cette approche est dite scalaire (permet de revenir à un problème mono-objectif via un ensemble de paramètres), elle est facile à implémenter et peut être utilisé avec des méthodes d'optimisation mono-objectif.

II.6 Les type de résolutions

La résolution de ce problème est possible à partir de deux méthodes

III.3.1. Méthode conventionnelle

Est une méthode exacte de résolution des problèmes d'optimisation qui permet d'obtenir une valeur précise de la solution optimale.

III.3.2. Méthode non conventionnelle

II.6.2.1. Heuristiques

Pour un problème donné, utilisation des méthodes exactes n'est pas toujours possible en raison d'un certain nombre de contraintes, telles que le temps de calcul souvent long, la complexité des problèmes ainsi que l'impossibilité dans certains cas, Pour maîtriser ces contraintes, nous utilisons des méthodes Heuristiques.

Un algorithme heuristique est un algorithme qui donne rapidement une solution approchée et réalisable mais pas toujours optimal à un problème difficile d'optimisation. Cette méthode approximative est le contraire d'un algorithme exact qui donne une solution optimum pour un problème donné. [10]

II.6.2.2. Méta-heuristiques

Les méta-heuristiques sont des nouvelles familles des algorithmes d'optimisation, qui peuvent résoudre des grands problèmes lourds d'optimisation où les autres méthodes classiques sont inefficaces. Les algorithmes de l'intelligence artificielle sont inspirés de la nature tels que la physique, de la biologie de l'évolution (les algorithmes génétiques) ou l'éthologie (optimisation par essaim de particules). Les méta-heuristiques sont capables d'optimiser un problème complexe. Elles explorent l'espace de recherche efficacement pour donner une solution optimale [10].

II.7 Algorithmes de l'intelligence artificielle

Une méta-heuristique est un algorithme d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile (souvent issus des domaines de la recherche opérationnelle, de l'ingénierie ou de l'intelligence artificielle). Dans ce qui suit nous présentons brièvement trois algorithmes d'optimisation: évolution différentielle (DE), Optimisation par Essaim de Particules (PSO) et Flower Pollination Algorithm (FPA).

II.7.1. Évolution différentielle (DE)

L'évolution différentielle est un algorithme conçu pour l'optimisation d'un problème, appelé aussi méthode de méta-heuristique, tout en essayant d'améliorer la solution candidate sous contraintes bien définies.

Principalement le déroulement de l'algorithme se divise en quatre étapes (phases):

- **Initialisation:** où on définit les limites inférieures et supérieures des paramètres puis on sélectionne aléatoirement une valeur initiale pour chacun;
- **Mutation:** qui permet d'élargir l'espace de recherche;
- **Croisement:** pour intégrer les solutions potentielles depuis l'ensemble précédent;
- **Sélection:** c'est une étape finale de traitement permettant de sélectionner la solution optimale.

Les étapes de mutation, croisement et sélection sont exécutés jusqu'à ce que la condition d'arrêt est atteinte.

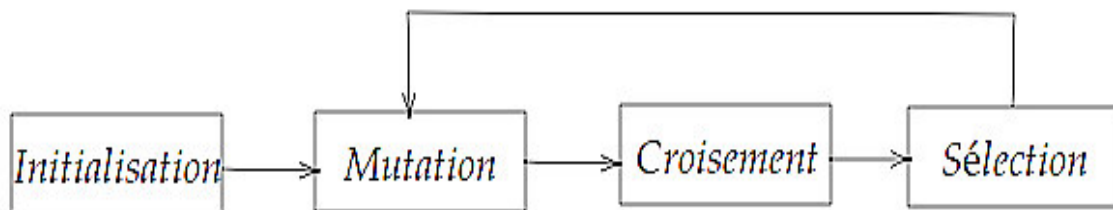


Figure II. 3: Organigramme du DE.

- **Pseudo code du DE :**

Algorithme 1 : DE (Differential Evolution)

```

Entrées :  $N_{pop}$  Taille de population
Entrées :  $I_t$  Nombre maximum d'itération
Entrées :  $X$  Individu de la population
1 début Initialisation
2   Sélectionner les paramètres initiaux au hasard
3   Génération des solutions aléatoire
4 fin
5 tant que  $I_t$  pas encore atteint faire
6   pour  $i$  de 1 à  $N_{pop}$  faire
7     début mutation
8       Générer  $V_i$  mutant de  $X_i$ 
9     fin
10    début Recombinaison / Croisement
11      Générer  $U_i$  vecteur d'essai <- Croisement entre  $X_i$  et  $V_i$ 
12    fin
13    début Sélection
14      Si  $X_i$  est meilleur que  $U_i$  alors
15        Gardes  $X_i$ 
16      Si non
17        Garder  $U_i$ 
18      fin
19    fin
20 fin
21 fin

```

Exemple d'application du DE:

Parmi les applications de l'algorithme DE on cite:

- ☐ Conception de filtres numériques;
- ☐ Optimisation des stratégies pour les contrôleurs;
- ☐ Maximisation des bénéfices dans un modèle de propriété de "bœuf";
- ☐ Optimisation de la fermentation de l'alcool.

II.7.2. Optimisation par Essaim de Particules

C'est une méthode d'optimisation inspiré de la collaboration des individus entre eux (vols groupés d'oiseaux et de bancs de poisson). Les PSO ont trois comportements de base, soit la séparation, l'alignement ou la cohésion [11].

1. La séparation est utilisée pour décrire le comportement qui incite un agent à s'éloigner des autres agents.
2. L'alignement est utilisé pour décrire le comportement qui incite les agents à se déplacer vers d'autres agents [12].

3. La cohésion décrit le comportement qui incite les agents à se rapprocher de la position moyenne des autres agents dans la population [12].

Pour appliquer la PSO il faut définir un espace de recherche constitué de particules et une fonction objective à optimiser. Le principe de l'algorithme est de déplacer ces particules afin qu'elles trouvent l'optimum.

Chaque particule est caractérisée par une position, une direction et est influencée par les trois composantes suivantes:

- Une composante physique : la direction courante de son déplacement, étant le nombre d'itérations
- Une composante cognitive : la meilleure position par laquelle elle est déjà passée ;
- Une composante sociale : l'expérience de ses congénères et la meilleure position déjà atteinte par ses voisins.

Déroulement de l'algorithme

- À l'initialisation on attribue à chaque particule une position et une vitesse initiale,
- Puis on calcule la valeur de fitness pour chaque particule (par une fonction donnée et bien définis)
- Nous obtenons un global best (la meilleure parmi ceux de voisinages), et le local best (la meilleure position du particule),
 - Si la fitness courante est supérieure au personnel best on la garde car on cherche à minimiser la fitness
 - Sinon on l'affecte à pbest
- La particule se déplace en fonction du global best, du local best et de sa vitesse initiale
- On met à jour la nouvelle position de chaque particule

On refait ce processus jusqu'à ce que la valeur de résiliation définie par l'utilisateur soit atteinte. Enfin, la meilleure solution - la solution avec la valeur apte la plus élevée – est retenue.

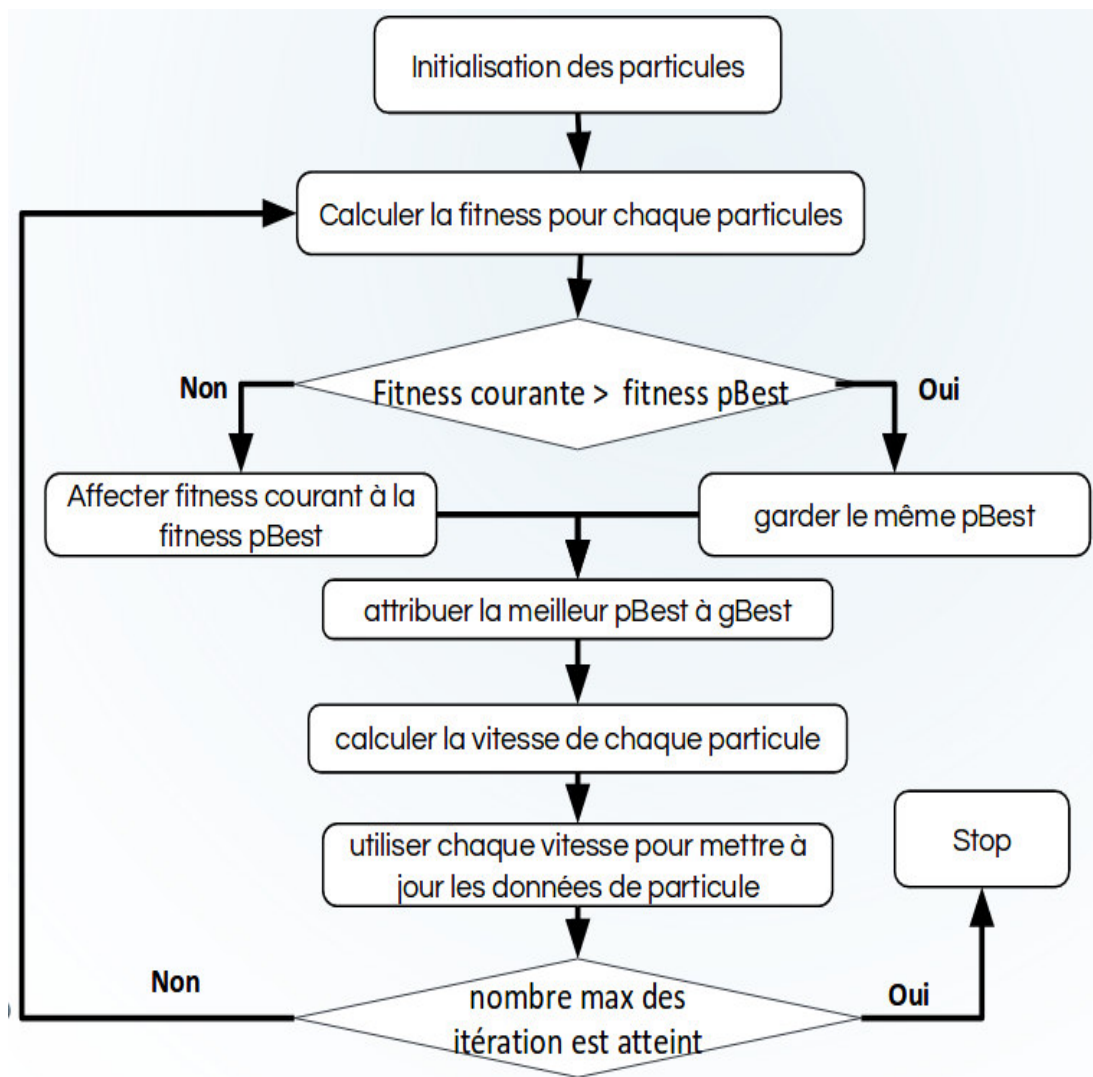


Figure II. 4: Organigramme du PSO.

- **Pseudo code du PSO :**

Algorithme 2 : PSO (Optimisation par Essaim de Particules) [12]

Introduction des paramètres : N_{pop} , N_{it}

Générer aléatoirement les solutions

Tant que $N \leq N_{it}$ **faire**

 Evaluation de la fonction objectif : Eq. (III .1)

 Maîtrise des contraintes ;

 Vitesse de chaque particule ;

 Vitesse de la meilleure particule ;

 Mise à jour des positions des particules ;

Fin Tant que

Affichage des résultats

II.7.3. Flower pollination algorithm

Le FPA est un algorithme bio-inspiré récent développé par XIN-She Yang [16] en 2012 qui imite le processus de pollinisation des plantes à fleurs. La pollinisation peut être définie comme la transmission du grain de pollen de l'anthère (mâle) d'une plante florale au stigmate (femelle) d'une plante florale.

L'objectif principal de la pollinisation est d'augmenter le nombre de plantes. Il existe différents types de pollinisateurs de fleurs, dont certains sont des abeilles, papillons, des chauves-souris, de l'eau, des oiseaux et du vent. Certains pollinisateurs fertilisent exclusivement des espèces spécifiques de fleurs, évitant ainsi d'autres espèces ; ceci s'appelle constance florale [14,15]. En général, il existe deux types de pollinisation florale, à savoir la pollinisation biotique et la pollinisation abiotique. En pollinisation abiotique, les pollinisateurs ne sont pas nécessaires. L'eau et le vent peuvent être des pollinisateurs abiotiques. Certains pollinisateurs (appelés pollinisateurs globaux) peuvent voler sur de longues distances et par conséquent provoquer la pollinisation entre fleurs qui sont très proches les unes des autres. La pollinisation globale assure généralement la reproduction de fleurs produissantes [15]. Il existe deux types de pollinisation, à savoir la pollinisation croisée et l'autopollinisation. La pollinisation croisée peut être définie comme le mouvement des grains de pollen de l'anthère d'une plante florale vers le stigmate d'une autre plante. D'autre part, l'autopollinisation est le mouvement des grains de pollen de l'anthère d'une fleur vers le

stigmatte du même fleur. Basé sur les attributs de pollinisation mentionnés ci-dessus, le FPA a été formulé par Yang [16] en utilisant les quatre règles décrites ci-dessous :

1. Les processus impliqués dans la pollinisation biotique et la pollinisation croisée sont considérés comme une pollinisation globale, où les pollinisateurs globaux exécutent le prélèvement de vol.
2. La pollinisation abiotique et l'autopollinisation sont considérées comme une pollinisation locale.
3. La constance de la floraison est aussi connue sous le nom de probabilité de reproduction. La constance des fleurs est proportionnelle à la ressemblance entre deux fleurs différentes qui doivent être pollinisés.
4. FPA utilise une probabilité de commutation $p \in [0, 1]$ pour réguler les pollinisations globales et locales. En raison de la proximité de certains pollinisateurs, une fraction substantielle de la probabilité de commutation peut être attribuée pendant la pollinisation locale.

- **Pseudo code du FPA :**

Algorithme 3 : FPA (Flower pollination algorithm)

Déclaration des paramètres : N_{pop} , N_{It} , P

Tant que $N \leq N_{It}$ faire

Évalué la fonction objective ;

Pour $i=1$ jusqu'à N_{pop} faire

Si $rnd \leq P$ faire

globale pollination ;

Si non locale pollination ;

Fin

Si $globale \leq locale$ faire

Globale = locale

Fin

Fin

Affichage des résultats

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit la notion d'optimisation, une discipline qui ne cesse pas d'évoluer, ainsi que ses fonctions mathématiques et ses différents types. Pour enfin terminer en introduisant trois algorithmes d'optimisation les plus utilisées: DE, PSO qui est assez utilisée dû à sa vitesse de recherche et la simplicité de son implémentation ainsi que l'algorithme FPA. Le chapitre suivant discute les résultats obtenus d'après l'application des deux premiers algorithmes.

CHAPITRE III

III.1. Introduction

Ce chapitre présente la partie d'implémentation de notre application, Notre travail est basé sur deux algorithmes bio-inspiré appelés aussi méthode de l'intelligence artificielle ou mathématiquement méta-heuristique : PSO et DE mentionné dans le chapitre II.

L'optimisation multi objectif est utilisée pour déterminer la taille appropriée de la structure de la coque pour maintenir les meilleures performances de refroidissement et diminuer les pertes de pression.

III.2. Description du problème

Le premier objectif de cette optimisation est de minimiser Y_1 la pression moyenne de l'eau de refroidissement, le deuxième objectif est de maximiser Y_2 le refroidissement de la température moyenne de la coquille du moteur.

Le problème d'optimisation traité dans cette section est le dimensionnement du chemin d'écoulement du liquide de refroidissement, qui se situe dans le moteur électrique, c'est un problème multi objectif qui était précédemment résolu avec la méthode de Pareto [1,2].

Dans ce qui suit nous présentons une solution pour la résolution de ce problème à l'aide de la méthode des sommes pondérées qui consiste de convertir un problème multi objectif en un problème mono objectif.

Tableau III.1 : Paramètres utilisées dans l'application.

Paramètres	Description	Unité	Nature
a	Rayon	mm	Réel
$2b$	Longueur de l'axe	mm	Réel
c	Hauteur supposée	mm	Réel

Fonction objectif

$$\begin{aligned} \min Y_1(Pa) = & 311.87 + 40.81a + 48.49(2b) + 110.93c \\ & -36.34ac - 14.04a(2b) - 47.82(2b) \\ & -5.36a^2 - 23.64(2b)^2 - 38.62c^2 \end{aligned} \quad (III.1)$$

$$\begin{aligned} \max Y_2(K) = & -(362.86 - 0.96a - 0.28(2b) - 2.86c \\ & + 0.029ac + 0.027a(2b) - 0.065(2b)c \\ & + 0.022a^2 - 0.024(2b)^2 + 0.016c^2) \end{aligned} \quad (III.2)$$

En utilisant la méthode de la somme pondérée, les objectifs décrits dans les équations (III. 1 et III.2).

S'écrivent de la façon suivante:

$$Z = w_1 Y_1 + w_2 Y_2 \quad (III.3)$$

avec :

$$w_1 + w_2 = 1 \quad (III.4)$$

Limite des contraintes

$$7(mm) \leq a \leq 12(mm)$$

$$18(mm) \leq 2b \leq 25(mm)$$

$$6(mm) \leq c \leq 15(mm)$$

Pour bien observer comment les résultats changent en fonction des paramètres on a suivi cinq scénarios, on jouant sur la valeur de w_1 et w_2 .

Et dans chaque scénario on a deux cas, qui montrent l'influence de la taille de la population et le nombre d'itérations sur les résultats obtenus du programme.

- Scénario 1 : $w_1=0,5$, $w_2=0,5$
- Scénario 2 : $w_1=0,6$, $w_2=0,4$
- Scénario 3 : $w_1=0,4$, $w_2=0,6$
- Scénario 4 : $w_1=0,7$, $w_2=0,3$
- Scénario 5 : $w_1=0,3$, $w_2=0,7$

Chaque scénario est étudié en deux cas différents :

Tableau III. 2 : paramètre de chaque scénario

Cas	Nombre d'itération	Taille de population
1 ^{er} cas	20	5
2 ^{eme} cas	50	10

Les paramètres des performances utilisés sont :

- z : la fonction objectif.
- $y1$: la fonction de minimisation de la pression
- $y2$: la fonction de maximisation du refroidissement.
- NFE : nombre de fonction d'évaluation.
- CPU : Temps consommé en une seule exécution.
- σ : Ecart type

III.3. Solutions proposées

III.3.1. DE (Differential Evolution)

On a décrit précédemment dans le chapitre II en détail les fondamentaux de l'algorithme DE,

L'algorithme III.1 et la figure III.1 : présente le pseudo code du DE implémenté pour résoudre ces applications.

 Algorithme 1 : DE (Differential Evolution)

Entrées : N_{pop} Taille de population
Entrées : I_t Nombre maximum d'itération
Entrées : X Individu de la population
 1 début Initialisation
 2 Sélectionner les paramètres initiaux au hasard
 3 Génération des solutions aléatoire
 4 **fin**
 5 **tant que** I_t pas encore atteint **faire**
 6 **pour** i de 1 à N_{pop} **faire**
 7 **début** mutation
 8 Générer V_i mutant de X_i
 9 **fin**
 10 **début** Recombinaison / Croisement
 11 Générer U_i vecteur d'essai <- Croisement entre X_i et V_i
 12 **fin**
 13 **début** Sélection
 14 **Si** X_i est meilleur que U_i **alors**
 15 Gardes X_i
 16 **Si non**
 17 Garder U_i
 18 **fin**
 19 **fin**
 20 **fin**
 21 **fin**

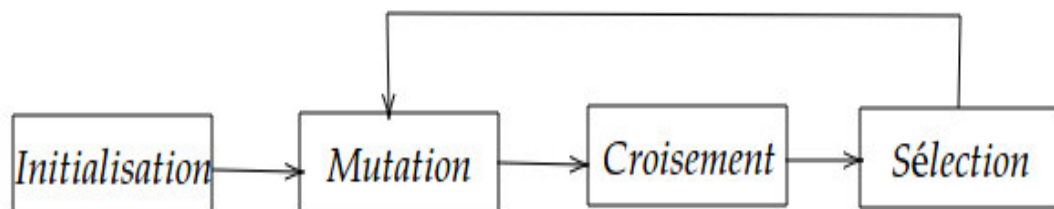


Figure III. 1 : Organigramme du DE

III.3.2. PSO (Optimisation par Essaim de Particules)

Algorithme 2 : PSO (Optimisation par Essaim de Particules)[12]

Introduction des paramètres : N_{pop} , N_{it}

Générer aléatoirement les solutions

Tant que $N \leq N_{it}$ **faire**

Evaluation de la fonction objectif : Eq. (III .1)

Maîtrise des contraintes ;

Vitesse de chaque particule ;

Vitesse de la meilleure particule ;

Mise à jour des positions des particules ;

Fin Tant queAffichage des résultats

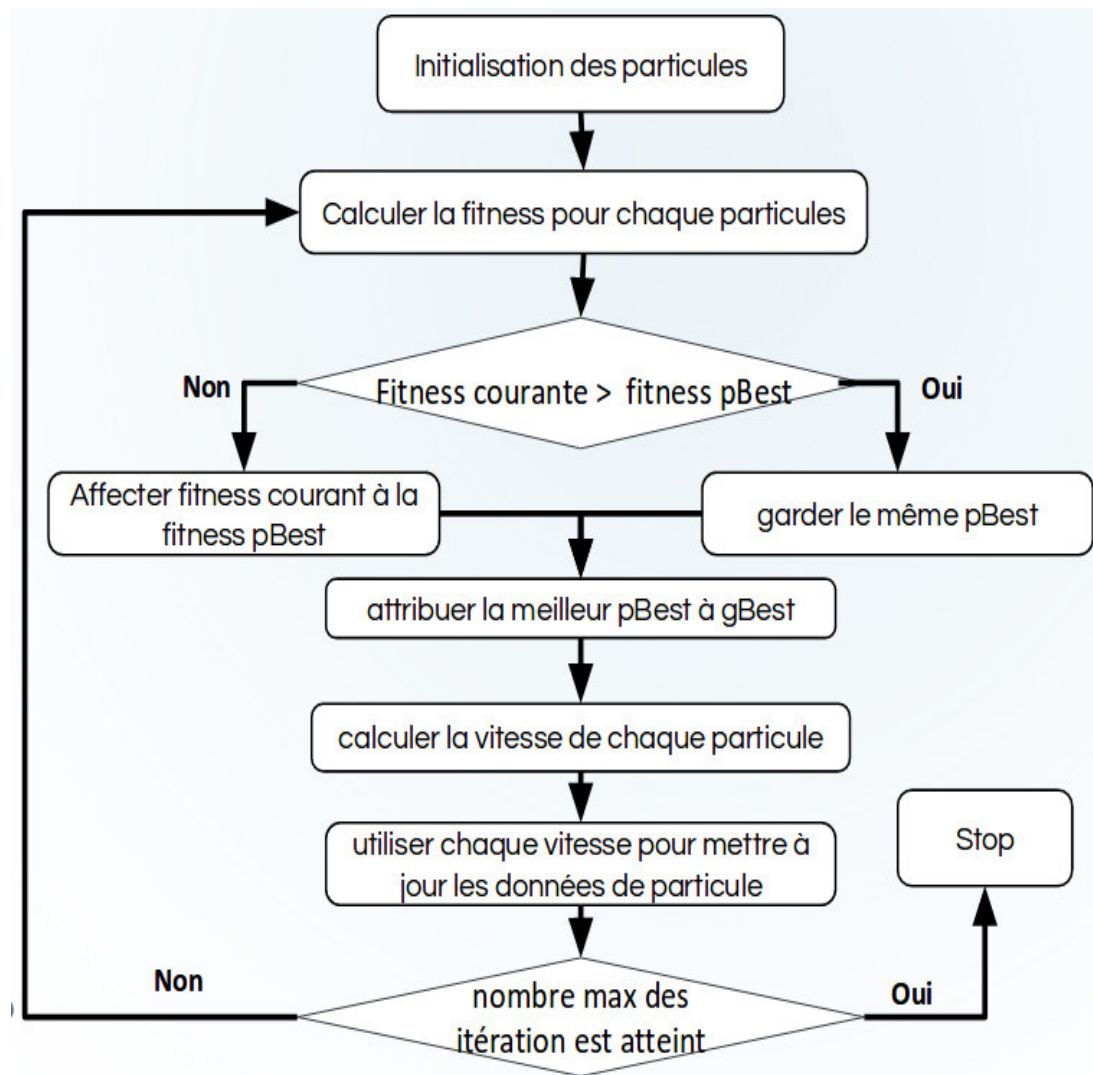


Figure III. 2 : Organigramme du PSO

III.4. Résultats et commentaires

Les résultats obtenus dans cette partie ont été issus de l'exécution des deux algorithmes PSO et DE dans MATLAB 2018 sur un PC *Intel* CORE i3 5005U.CPU @ 2.00GHz,

RAM : 4GO, Système d'exploitation 64 bits.

NB: Il est à noter que les meilleures valeurs sont en gras.

Application

Les tableaux III.1 à III.40 représentent tous les résultats obtenus par un programme implémenté sur MATLAB en appliquant PSO puis DE, sachant que les tableaux III.1 - 20 représentent les résultats du PSO et les tableaux de III. 21 à III. 40 les résultats du DE.

Résultats

À l'aide d'un programme implémenté sur Matlab, nous avons pu obtenir les résultats présentés dans le tableau 1 :

Tableau III. 3 : Résultats du PSO (Scénario 1, Cas I).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	11,9625	24,8138	14,7133	$4,8694.10^4$	$2,8357.10^2$	$-2,4488.10^4$	1,497845	85
2	11,1836	25	15	$4,9068.10^4$	$2,8161.10^2$	$-2,4674.10^4$	1,156381	100
3	10,4764	24,4965	14,4783	$4,6035.10^4$	$2,8417.10^2$	$-2,3159.10^4$	1,073073	95
4	11,8465	25	15	$4,9717.10^4$	$2,8204.10^2$	$-2,4999.10^4$	1,307801	50
5	9,71622	25	15	$4,7648.10^4$	$2,8071.10^2$	$-2,3964.10^4$	1,012438	100
6	11,3656	25	14,3488	$4,7532.10^4$	$2,8413.10^2$	$-2,3908.10^4$	1,261124	55
7	11,6553	25	14,6666	$4,8644.10^4$	$2,8314.10^2$	$-2,4463.10^4$	1,247250	90
8	9,3863	24,6128	14,9829	$4,6525.10^4$	$2,8144.10^2$	$-2,3403.10^4$	0,996391	85
9	11,328	25	14,9421	$4,9055.10^4$	$2,8192.10^2$	$-2,4668.10^4$	0,885970	100
10	10,2733	24,3624	15	$4,6922.10^4$	$2,8242.10^2$	$-2,3602.10^4$	0,995047	70

Le tableau III.3 On constate que la quatrième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de la fonction objectif Z obtenue par PSO est $-2.4999 \cdot 10^4$ en 1.307801s, et un nombre de fonction d'évaluation NFE égale à 50.

Avec une valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 1.5041 \cdot 10^4$.

On remarque que les contraintes n'ont pas atteints les limites supérieures (11.8465 mm, 25 mm, 15mm)

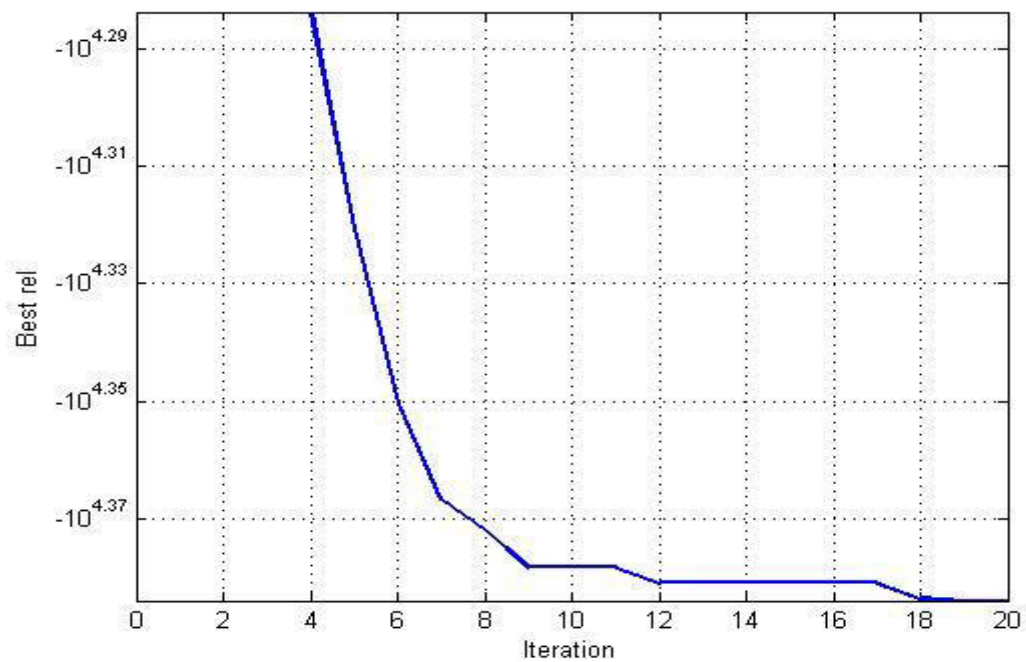


Figure III. 3: Valeur optimale de PSO pour (Scénario 1, Cas 1).

La figure III présente la convergence de la meilleure valeur de PSO, la valeur de Z se diminue continuellement jusqu'à ce que la valeur maximale de Z soit atteinte ($-2,4999.10^4$)

Tableau III.4 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,3159.10^4$	$-2,4132.10^4$	$-2,4999.10^4$	$1,5041.10^4$

Tableau III.5 : Résultats du PSO (*Scénario 1, Cas 2*).

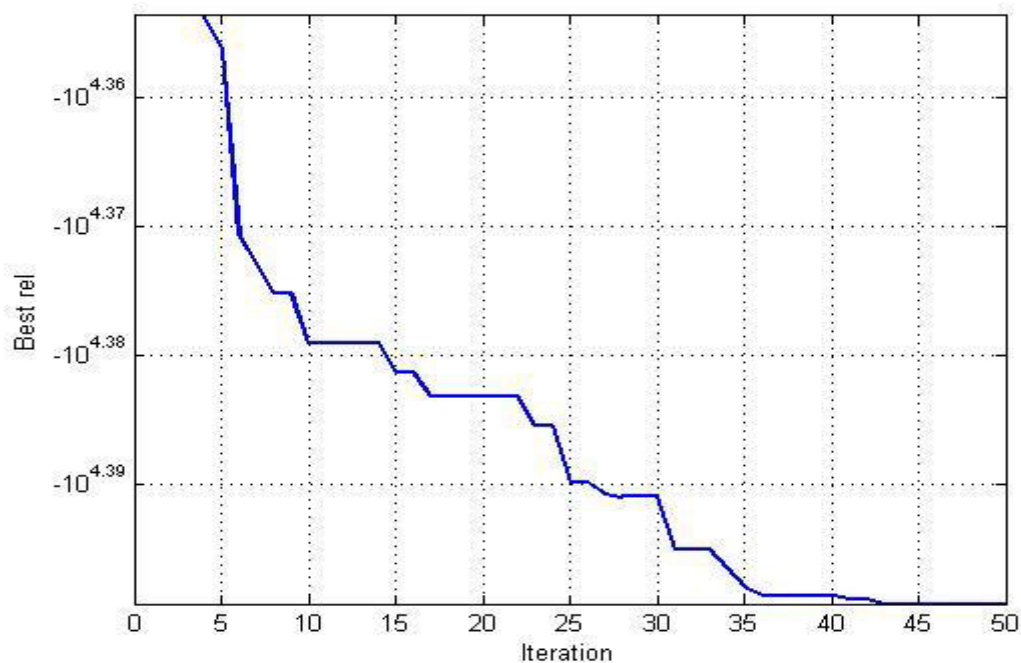
N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	11,9	24,9843	14,45	$4,9738 \cdot 10^4$	$28211 \cdot 10^2$	$-2,5010 \cdot 10^4$	4,280843	500
2	12	25	14,8105	$4,9361 \cdot 10^4$	$2,8284 \cdot 10^2$	$-2,4822 \cdot 10^4$	3,899334	110
3	12	25	15	$4,9867 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,5075 \cdot 10^4$	4,528501	430
4	11,7197	24,8104	14,6249	$4,8218 \cdot 10^4$	$2,8374 \cdot 10^2$	$-2,4251 \cdot 10^4$	4,411343	150
5	12	25	14,6107	$4,8830 \cdot 10^4$	$2,8357 \cdot 10^2$	$-2,4557 \cdot 10^4$	4,273966	100
6	11,8436	25	15	$4,9714 \cdot 10^4$	$2,8204 \cdot 10^2$	$-2,4998 \cdot 10^4$	4,226509	390
7	11,844	24,5779	14,6986	$4,8071 \cdot 10^4$	$2,8404 \cdot 10^2$	$-2,4177 \cdot 10^4$	3,664909	230
8	12	24,5722	14,8037	$4,8488 \cdot 10^4$	$2,8377 \cdot 10^2$	$-2,4385 \cdot 10^4$	4,690478	100
9	11,9932	24,7372	14,5803	$4,8219 \cdot 10^4$	$2,8423 \cdot 10^2$	$-2,4252 \cdot 10^4$	5,214959	200
10	11,5	25	15	$4,9377 \cdot 10^4$	$2,8181 \cdot 10^2$	$-2,4829 \cdot 10^4$	3,557156	340

Le tableau III.5 montre que la troisième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de la fonction objectif Z obtenue par PSO est $-2,5075 \cdot 10^4$ en 4,528501s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 430.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 3,2237 \cdot 10^3$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

**Figure III. 4:** Valeur optimale du PSO pour (*Scénario 1, Cas 2*).

La figure III.4 présente la convergence de la meilleure valeur du PSO, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2,5075.10^4$, puis commence à se stabiliser à la quarante-troisième itération.

Tableau III.6 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,4177.10^4$	-24710,4	$-2,5075.10^4$	$3,2237.10^3$

Tableau III.7 : Résultats du PSO (Scénario 2, Cas 1).

N°	a (mm)	$2b$ (mm)	c (mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	10,5239	24,7943	15	$4,8176.10^4$	$2,8164.10^2$	$-2,9023.10^4$	1,024154	45
2	11,3931	25	15	$4,9272.10^4$	$2,8174.10^2$	$-2,9676.10^4$	0,926064	100
3	8,05457	23,3235	14,3079	$4,1162.10^4$	$2,8604.10^2$	$-2,4811.10^4$	1,110766	90
4	9,40015	24,4317	14,2564	$4,4346.10^4$	$2,8453.10^2$	$-2,6721.10^4$	1,185458	95
5	8,95224	25	14,9936	$4,6902.10^4$	$2,8031.10^2$	$-2,8253.10^4$	1,013630	70
6	9,8836	24,9085	14,2564	$4,5717.10^4$	$2,8378.10^2$	$-2,7543.10^4$	1,25155	100
7	9,40047	24,7921	15	$4,6935.10^4$	$2,8099.10^2$	$-2,8273.10^4$	1,193643	100
8	10,8563	24,3383	14,2564	$4,5518.10^4$	$2,8554.10^2$	$-2,7425.10^4$	1,087220	85
9	9,76222	24,3	15	$4,6313.10^4$	$2,8226.10^2$	$-2,7900.10^4$	0,968916	90
10	11,5869	24,9676	15	$4,9397.10^4$	$2,8194.10^2$	$-2,9751.10^4$	0,865762	55

Le tableau III.7 montre que la meilleure solution est obtenue dans la dixième exécution.

La meilleure valeur de la fonction objectif Z obtenue par PSO est $-2,9751.10^4$ en 0,865762s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 50.

Avec une valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 1,3919 \cdot 10^3$.

On constate que les contraintes n'ont pas atteint les limites supérieures (11,5869 mm, 24,9676 mm, 15 mm).

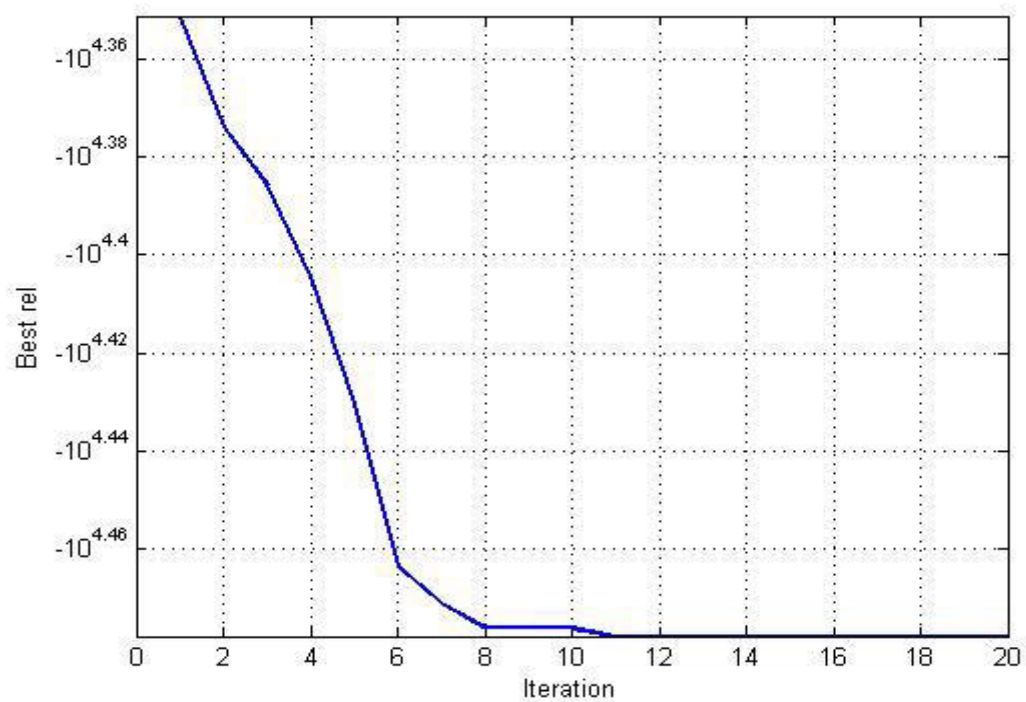


Figure III. 5: Valeur optimale du PSO (Scénario 2, Cas 1).

La figure III.5 représente la convergence de la meilleure valeur du PSO, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2,9751.10^4$, puis commence à stabiliser à la onzième itération.

Tableau III.8 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,4811.10^4$	$-2,79376.10^4$	$-2,9751.10^4$	$1,3919.10^3$

Tableau III.9 : Résultats du PSO (Scénario 2, Cas 2).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	11,9011	25	14,45	$4,8310.10^4$	$2,8410.10^2$	$-2,9100.10^4$	4,174329	140
2	12	25	14,7858	$4,9295.10^4$	$2,8293.10^2$	$-2,9690.10^4$	4,813079	130
3	11,843	25	15	$4,9713.10^4$	$2,8204.10^2$	$-2,9940.10^4$	4,791888	170
4	11,3786	25	14,7669	$4,8641.10^4$	$2,8259.10^2$	$-2,9297.10^4$	4,268140	500
5	11,8368	25	14,6996	$4,8907.10^4$	$2,8314.10^2$	$-2,9457.10^4$	4,201354	150
6	11,8152	25	14,6186	$4,8672.10^4$	$2,8342.10^2$	$-2,9316.10^4$	4,086573	130
7	11,7589	25	15	$4,9631.10^4$	$2,8199.10^2$	$-2,9891.10^4$	4,788411	180
8	12	25	15	$4,9867.10^4$	$2,8215.10^2$	$-3,0033.10^4$	5,278414	160
9	11,9381	25	14,9266	$4,961.10^4$	$2,8237.10^2$	$-2,9879.10^4$	4,741896	350
10	11,7268	24,5722	14,6401	$4,7793.10^4$	$2,8419.10^2$	$-2,8789.10^4$	4,623088	420

Le tableau III.9 montre que la huitième exécution est la meilleure solution parmi toutes exécutions

la meilleure valeur de la fonction objectif Z obtenue par PSO est $-3,0033.10^4$ avec une consommation de temps 5.278414s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 160

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 1.5041*10^4$.

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

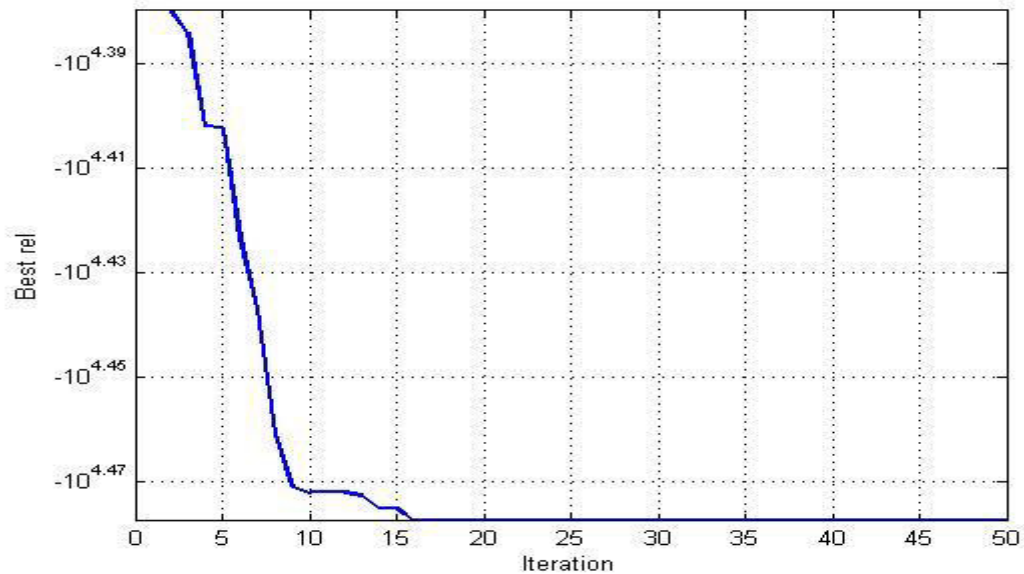


Figure III. 6: Valeur optimale du PSO (Scénario 2, Cas 2).

La figure III.6 représente la convergence de la meilleure valeur de PSO, La valeur de Z se diminue jusqu'à $-3,0033.10^4$ puis commence à stabiliser à la dix-septième itération.

Tableau III.10 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,8789.10^4$	$-2,9539.10^4$	$-3,0033.10^4$	$3,9209.10^2$

Tableau III.11 : Résultats de PSO (Scénario 3, Cas 1).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	Cpu(s)	NFE
1	11,6192	25	15	$4,9494.10^4$	$2,8189.10^4$	$-2,4887.10^4$	1,394541	65
2	10,3457	23,8171	14,3194	$4,4200.10^4$	$2,8610.10^2$	$-2,2243.10^4$	1,316914	100
3	9,60759	25	14,9039	$4,7295.10^4$	$2,8101.10^2$	$-2,3788.10^4$	1,156638	100
4	9,92558	25	14,2707	$4,5971.10^4$	$2,8356.10^2$	$-2,3127.10^4$	1,420004	100
5	9,1861	24,4217	14,2564	$4,4130.10^4$	$2,8444.10^2$	$-2,2207.10^4$	1,145696	100
6	10,2328	24,4217	15	$4,7000.10^4$	$2,8227.10^2$	$-2,3641.10^4$	1,065595	80
7	10,9888	24,9694	15	$4,8817.10^4$	$2,8155.10^2$	$-2,4549.10^4$	1,259437	100
8	11,8471	24,7803	14,2564	$4,7316.10^4$	$2,8523.10^2$	$-2,3800.10^4$	1,295888	95

9	11,8773	24,6909	15	$4,9125.10^4$	$2,8272.10^2$	$-2,4704.10^4$	1,056522	100
10	12	24,6017	14,2564	$4,7110.10^4$	$2,8570.10^2$	$-2,3698.10^4$	1,354132	75

Le tableau III.11 montre que la dixième exécution est la meilleure solution parmi toutes exécutions.

La meilleure valeur de la fonction objectif Z obtenue par PSO est $-2,4887.10^4$ avec une consommation de temps 1.307801s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 50.

La valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 1.5041 \cdot 10^4$.

On constate que les contraintes n'ont pas atteints les limites supérieures (11.6192 mm, 25 mm, 15 mm)

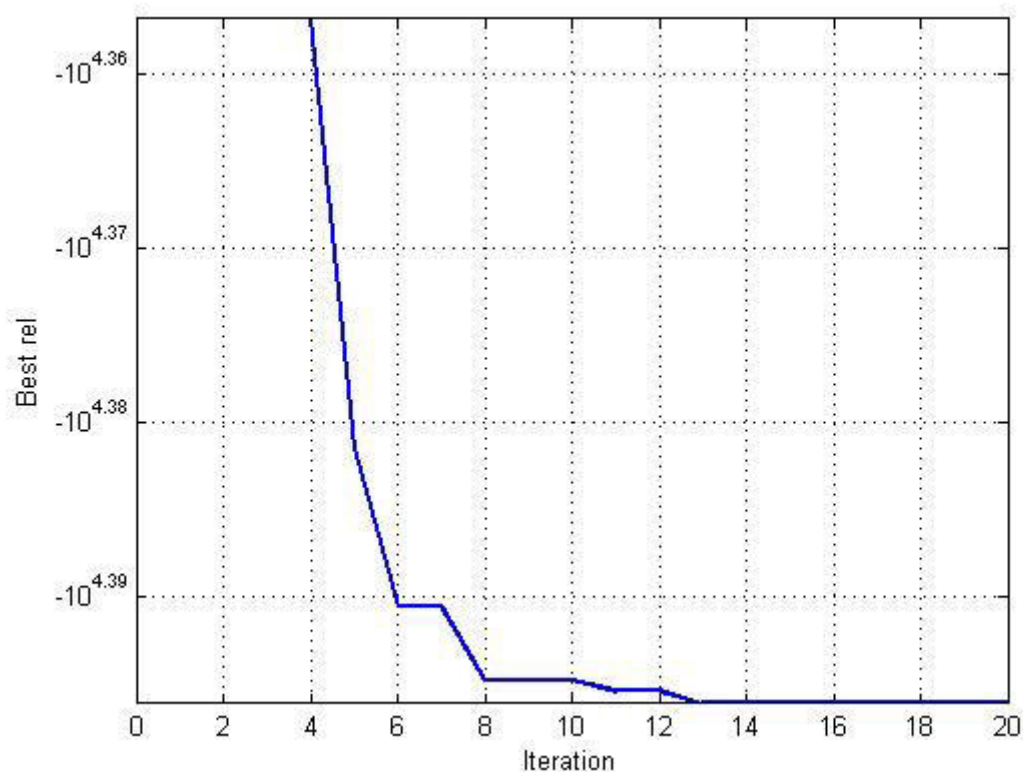


Figure III. 7: Valeur optimale du PSO (Scénario 3, Cas 1).

La figure III.7 : présente la convergence de la meilleure valeur de PSO, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2,4887.10^4$ puis commence à se stabiliser à la treizième itération

Tableau III.12 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,2207.10^4$	$-2,3664.10^4$	$-2,4887.10^4$	$8,84678.10^2$

Tableau III.13 : Résultats du PSO (Scénario 3, Cas 2).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	Cpu(s)	NFE
1	12	25	14,8198	$4,9386.10^4$	$2,8281.10^4$	$-2,4834.10^4$	7,478792	250
2	11,7908	25	14,4652	$4,8244.10^4$	$2,8397.10^2$	$-2,4264.10^4$	4,525984	310
3	11,8396	25	14,7006	$4,8913.10^4$	$2,8314.10^2$	$-2,4598.10^4$	4,203509	380
4	11,8125	24,9238	15	$4,9530.10^4$	$2,8218.10^2$	$-2,4906.10^4$	4,707987	130
5	12	24,6448	14,7876	$4,8590.10^4$	$2,8367.10^2$	$-2,4436.10^4$	3,722233	120
6	11,8654	24,8011	15	$4,9335.10^4$	$2,8248.10^2$	$-2,4808.10^4$	5,528899	170
7	11,8273	25	15	$4,9698.10^4$	$2,8203.10^2$	$-2,4990.10^4$	5,962717	240
8	11,6944	24,6764	14,45	$4,7471.10^4$	$2,8464.10^2$	$-2,3877.10^4$	4,761506	180
9	11,9203	24,7607	15	$4,9307.10^4$	$2,8260.10^2$	$-2,4795.10^4$	5,835006	110
10	11,6973	24,5722	15	$4,8712.10^4$	$2,8286.10^2$	$-2,4497.10^4$	5,108951	150

Le tableau III.13 représente que la septième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de la fonction objectif Z obtenue par PSO est $-2,4990.10^4$ avec une consommation de temps 5.962717s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 240.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 3,247942 .10^2$.

On constate que les contraintes n'ont pas atteint les limites supérieures (11.8273 mm, 25 mm, 15 mm)

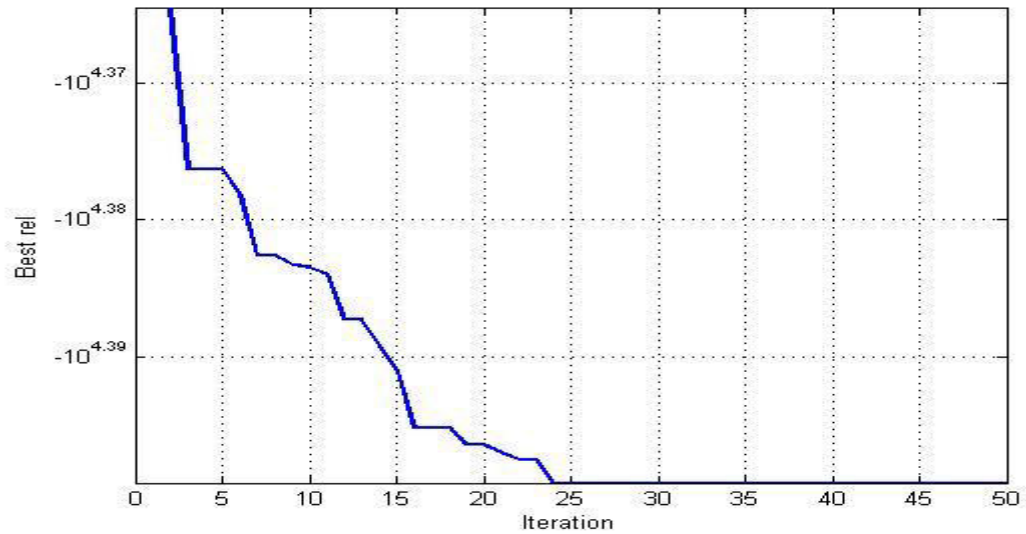


Figure III. 8: Valeur optimale du PSO (Scénario 3, Cas 2).

La figure III.8 : présente la convergence de la meilleure valeur de PSO, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2,4990 \cdot 10^4$, puis commence a stabilisé à la vingt-cinquième itération.

Tableau III.14 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
- $2,3877 \cdot 10^4$	$-2,4600 \cdot 10^4$	- $2.4990 \cdot 10^4$	$3,247942 \cdot 10^2$

Tableau III.15 : Résultats du PSO (Scénario 4, Cas 1).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	Cpu(s)	NFE
1	11,1712	22,5158	15	$4,4214.10^4$	$2,8680.10^4$	$-2,2250.10^4$	0,905907	100
2	10,3046	24,4387	14,6146	$4,6109.10^4$	$2,8369.10^2$	$-2,3196.10^4$	1,002567	95
3	9,7586	24,4217	14,3308	$4,4845.10^4$	$2,8447.10^2$	$-2,2564.10^4$	0,896016	95
4	7,5282	24,3	15	$4,4217.10^4$	$2,8112.10^2$	$-2,2249.10^4$	1,072903	75
5	11,5152	22,8244	14,9349	$4,4959.10^4$	$2,8661.10^2$	$-2,2623.10^4$	1,314489	95
6	11,0188	24,4217	15	$4,7755.10^4$	$2,8274.10^2$	$-2,4019.10^4$	0,891095	85
7	11,5	25	15	$4,9377.10^4$	$2,8181.10^2$	$-2,4829.10^4$	1,154877	90
8	11,8797	24,4217	14,2564	$4,6643.10^4$	$2,8600.10^2$	$-2,3464.10^4$	1,081790	100
9	11,8005	25	14,325	$4,7885.10^4$	$2,8449.10^2$	$-2,4085.10^4$	1,306682	80
10	11,5	24,4217	15	$4,8221.10^4$	$2,8305.10^2$	$-2,4252.10^4$	1,157195	75

Le tableau III.15 montre que la septième exécution est la meilleure solution parmi toutes exécutions

La meilleure valeur de la fonction objective Z obtenue par PSO est $-2,4829.10^4$, avec une consommation de temps 1.154877s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 90.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 8,714340.10^2$

On constate que les contraintes n'ont pas atteint les limites supérieures (11.5 mm, 25 mm, 15 mm)

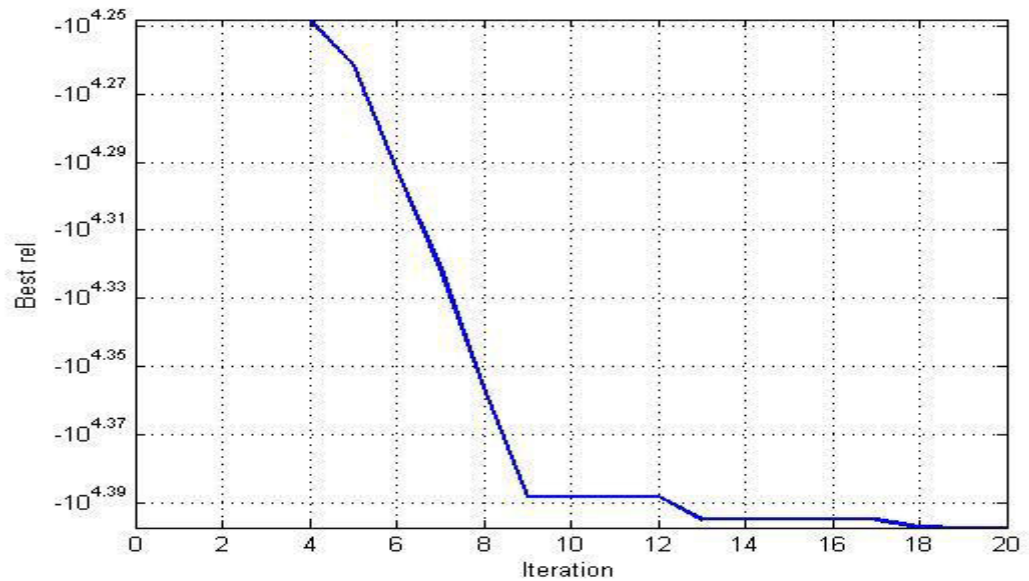


Figure III. 9: Valeur optimale du PSO (Scénario 4, Cas 1).

La figure III.9 : présente la convergence de la meilleure valeur du PSO, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2,4829 \cdot 10^4$ puis commence a stabilisé.

Tableau III.16 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,2249 \cdot 10^4$	$-2,3353 \cdot 10^4$	$-2,4829 \cdot 10^4$	$8,714340 \cdot 10^2$

Tableau III.17: Résultats du PSO (Scénario 4, Cas 2).

N°	$a(\text{mm})$	$2b(\text{mm})$	$c(\text{mm})$	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	25	15	$4,9867 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^4$	$-2,5075 \cdot 10^4$	4,589581	230
2	11,768	24,9406	14,45	$4,8064 \cdot 10^4$	$2,8414 \cdot 10^2$	$-2,4174 \cdot 10^4$	4,277035	110
3	12	25	15	$4,9867 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,5075 \cdot 10^4$	4,363799	100
4	11,6944	25	14,699	$4,8768 \cdot 10^4$	$2,8305 \cdot 10^2$	$-2,4525 \cdot 10^4$	5,813601	100
5	12	24,5722	15	$4,9008 \cdot 10^4$	$2,8306 \cdot 10^2$	$-2,4645 \cdot 10^4$	4,228957	220

6	11,785	25	15	$4,9656.10^4$	$2,8200.10^2$	$-2,4969.10^4$	4,679823	260
7	11,8834	25	14,8232	$4,9281.10^4$	$2,8272.10^2$	$-2,4782.10^4$	5,620149	80
8	11,7623	25	15	$4,9634.10^4$	$2,8199.10^2$	$-2,4958.10^4$	4,265002	280
9	12	24,5722	14,6802	$4,8162.10^4$	$2,8422.10^2$	$-2,4223.10^4$	4,659966	420
10	11,7746	24,7556	15	$4,9155.10^4$	$2,8252.10^2$	$-2,4718.10^4$	5,433172	360

Le tableau III.17 montre que la troisième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de la fonction objective Z obtenue par PSO est $-2,5075.10^4$ dans une durée de temps 4.363799s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 100.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 3,103231.10^2$.

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12mm, 25 mm, 15 mm)

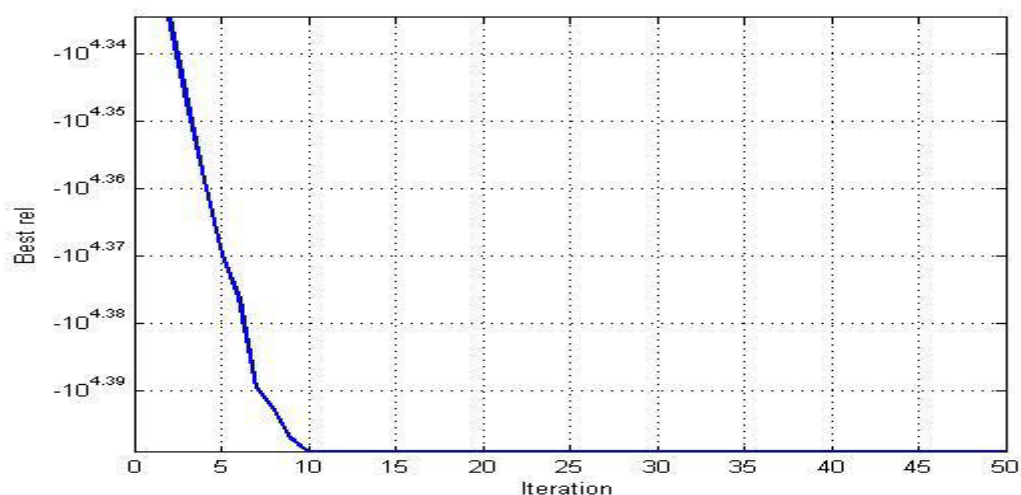


Figure III. 10: Valeur optimale du PSO (Scénario 4, Cas 2).

La figure III.10 : présente la convergence de la meilleure valeur de PSO, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2,5075.10^4$ puis commence à se stabiliser à la dixième itération.

Tableau III.18: Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
-	$-2,4714.10^4$	$-2,5075.10^4$	$3,103231.10^2$

2,4174.10 ⁴			
------------------------	--	--	--

Tableau III.19 : Résultats du PSO (Scénario 5, Cas 1).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	10,4718	24,8501	15	4,8077.10 ⁴	2,8149.10 ⁴	-2,4179.10 ⁴	1,319205	80
2	11,6778	24,9953	15	4,9542.10⁴	2,8194.10²	-2,4912.10⁴	1,288357	95
3	10,3598	25	15	4,8268.10 ⁴	2,8110.10 ²	-2,4274.10 ⁴	1,352307	100
4	10,5328	25	15	4,8435.10 ⁴	2,8120.10 ²	-2,4358.10 ⁴	1,144479	80
5	11,0257	25	14,2564	4,6969.10 ⁴	2,8426.10 ²	-2,3627.10 ⁴	1,226183	90
6	11,1588	24,3532	14,2564	4,5830.10 ⁴	2,8569.10 ²	-2,3058.10 ⁴	1,182450	95
7	10,3118	23,687	14,6822	4,4834.10 ⁴	2,8503.10 ²	-2,2559.10 ⁴	1,225656	100
8	11,7993	24,4217	15	4,8512.10 ⁴	2,8324.10 ²	-2,4397.10 ⁴	1,162464	80
9	9,67146	25	15	4,7605.10 ⁴	2,8069.10 ²	-2,3943.10 ⁴	1,297894	85
10	11,6533	24,3214	15	4,8171.10 ⁴	2,8336.10 ²	-2,4227.10 ⁴	1,297881	95

Le tableau III.19 montre que la deuxième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de la fonction objective Z obtenue par PSO est -2,4912.10⁴ en 1.288357s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 95.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 6,603537.10^2$

On constate que les contraintes n'ont pas atteint leurs limites supérieures (11,6778mm, 24,8501 mm, 15 mm)

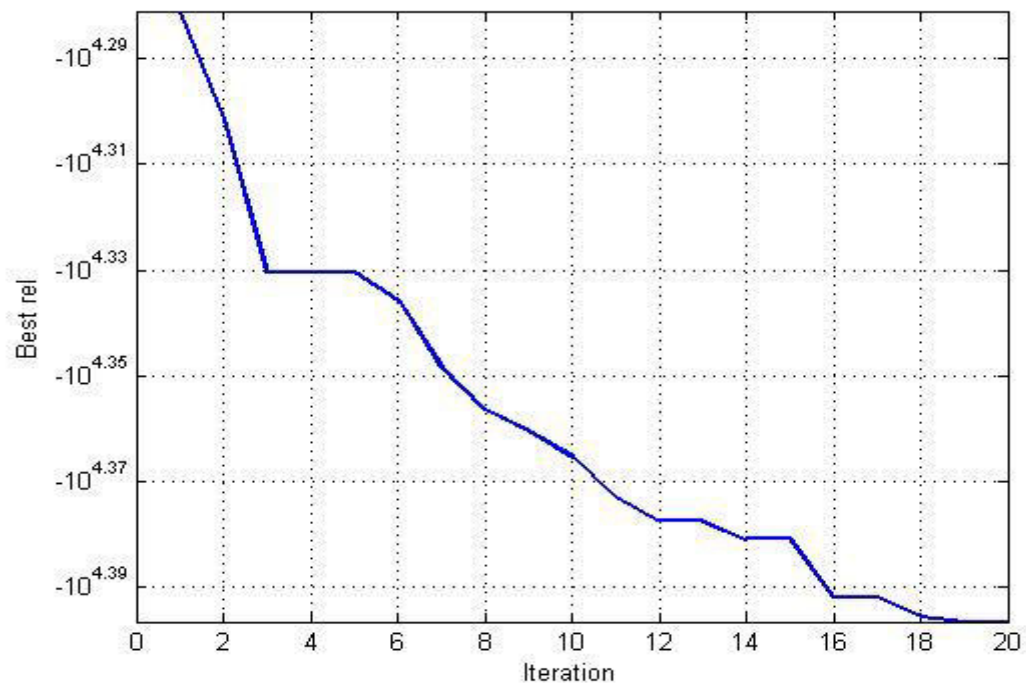


Figure III. 11: Valeur optimale du PSO (Scénario 5, Cas 1).

La figure III.11 : représente la convergence de la meilleure valeur du PSO, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2,4912 \cdot 10^4$.

Tableau III.20 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,3058 \cdot 10^4$	$-2,3953 \cdot 10^4$	$-2,4912 \cdot 10^4$	$6,603537 \cdot 10^2$

Tableau III.21 : Résultats de PSO (Scénario 5, Cas 2).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	11,6944	24	15	$4,9567.10^4$	$2,8194.10^2$	$-2,4924.10^4$	5,074332	110
2	11,8695	24,811	14,6052	$4,8312.10^4$	$2,8391.10^2$	$-2,4298.10^4$	5,133959	160
3	12	25	15	$4,9867.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	4,915230	90
4	11,9947	24,87	15	$4,9600.10^4$	$2,8242.10^2$	$-2,4941.10^4$	5,739703	100
5	11,8228	24,7189	15	$4,9128.10^4$	$2,8263.10^2$	$-2,4705.10^4$	5,608194	470
6	11,7462	24,7655	15	$4,9147.10^4$	$2,8248.10^2$	$-2,4714.10^4$	4,879060	160
7	12	25	15	$4,9867.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	4,707967	110
8	11,1342	24,5708	14,8714	$4,7825.10^4$	$2,8297.10^2$	$-2,4054.10^4$	4,852730	490
9	12	25	15	$4,9867.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	4,980773	120
10	12	24,7843	15	$4,9433.10^4$	$2,8261.10^2$	$-2,4858.10^4$	4,741109	100

Le tableau III.21 représente que la dixième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de la fonction objectif Z obtenue par PSO est $-2,5075.10^4$ avec une consommation de temps 1.307801s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 90

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 3,290199.10^2$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12mm, 25 mm, 15 mm)

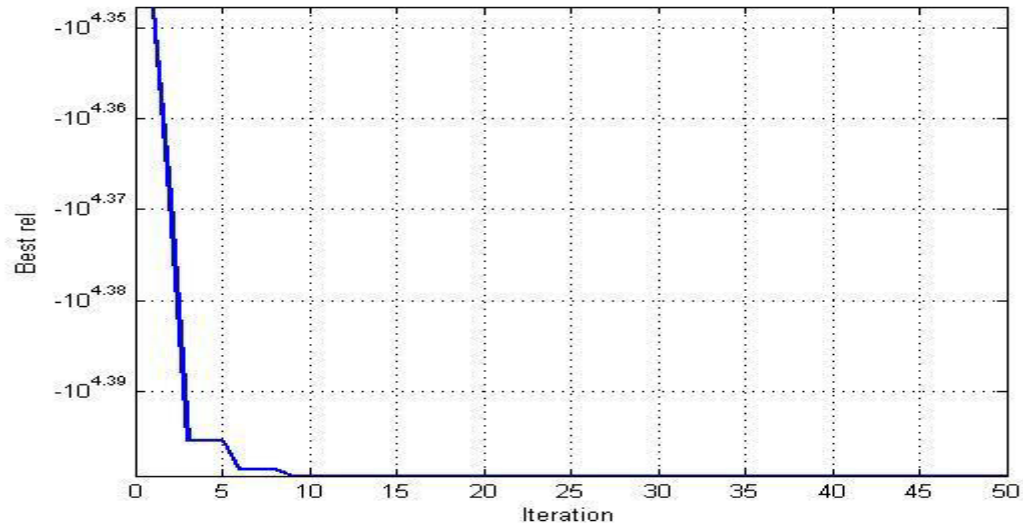


Figure III. 12: Valeur optimale du PSO (Scénario 5, Cas 2).

La figure III.12 : présente la convergence de la meilleure valeur du PSO, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2,5075.10^4$ puis commence à stabiliser à la dixième itération

Tableau III.22 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,4054.10^4$	$-2,4771.10^4$	$-2,5075.10^4$	$3,290199.10^2$

Tableau III.23 : Résultats du DE (Scénario 1, Cas 1)

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	25	14,1111	$-4,7517.10^4$	$2,8541.10^2$	$-2,3901.10^4$	1,536628	60
2	12	25	15	$-4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	1,172786	65
3	10,7968	24,2733	14,9992	$-4,7246.10^4$	$2,8293.10^2$	$-2,3764.10^4$	1,77765	95
4	9,2029	25	13,5368	$-4,6035.10^4$	$2,8753.10^2$	$-2,3161.10^4$	1,329118	100
5	12	24,9733	14,9624	$-4,9737.10^4$	$2,8232.10^2$	$-2,5010.10^4$	1,462555	90
6	12	25	15	$-4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	1,052468	30
7	11,2387	25	15	$-4,9122.10^4$	$2,8164.10^2$	$-2,4702.10^4$	1,184724	80
8	12	24,9991	11,5761	$-4,1146.10^4$	$2,9486.10^2$	$-2,0720.10^4$	1,296751	90
9	11,8966	25	15	$-4,9855.10^4$	$2,8214.10^2$	$-2,5069.10^4$	1,200045	70
10	12	25	13,8650	$-4,6877.10^4$	$2,8632.10^2$	$-2,3582.10^4$	1,174081	70

Le tableau III.23 représente que la sixième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-2.5075 \cdot 10^4$ en 1,052468s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 30.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 1,2911 \cdot 10^3$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

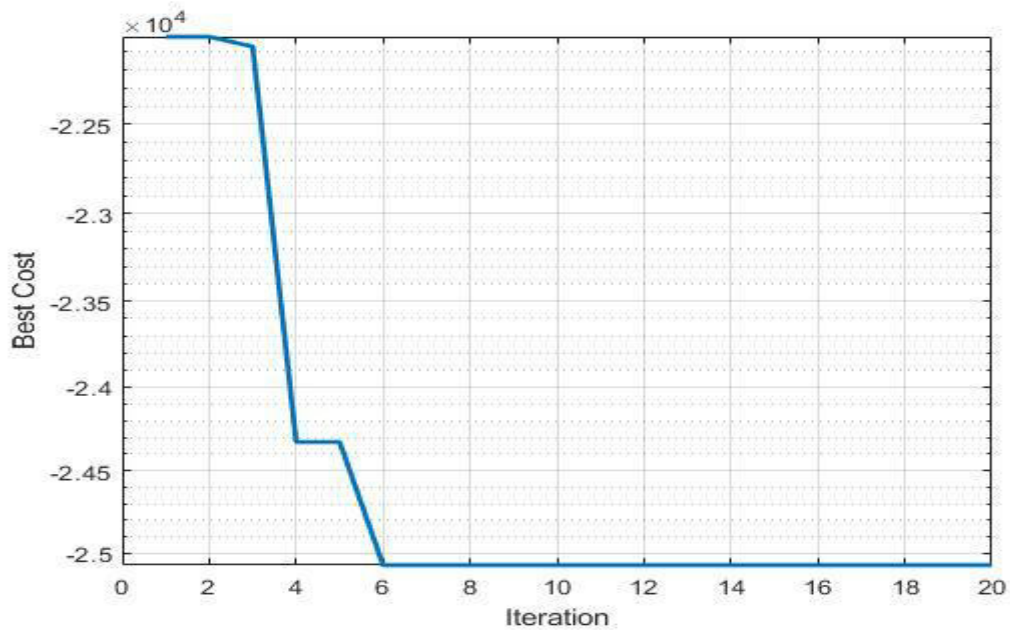


Figure III. 13: Valeur optimale du DE pour (Scénario 1, Cas 1).

La figure III.12 présente la convergence de la meilleure valeur de DE ,la valeur Z se diminue jusqu'à $-2.5075 \cdot 10^4$, puis commence a stabilisé à la sixième itération.

Tableau III.24 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,0720 \cdot 10^4$	$-2,4005 \cdot 10^4$	$-2,5075 \cdot 10^4$	$1,2911 \cdot 10^3$

Tableau III. 25 : Résultats du DE (Scénario 1, Cas 2).

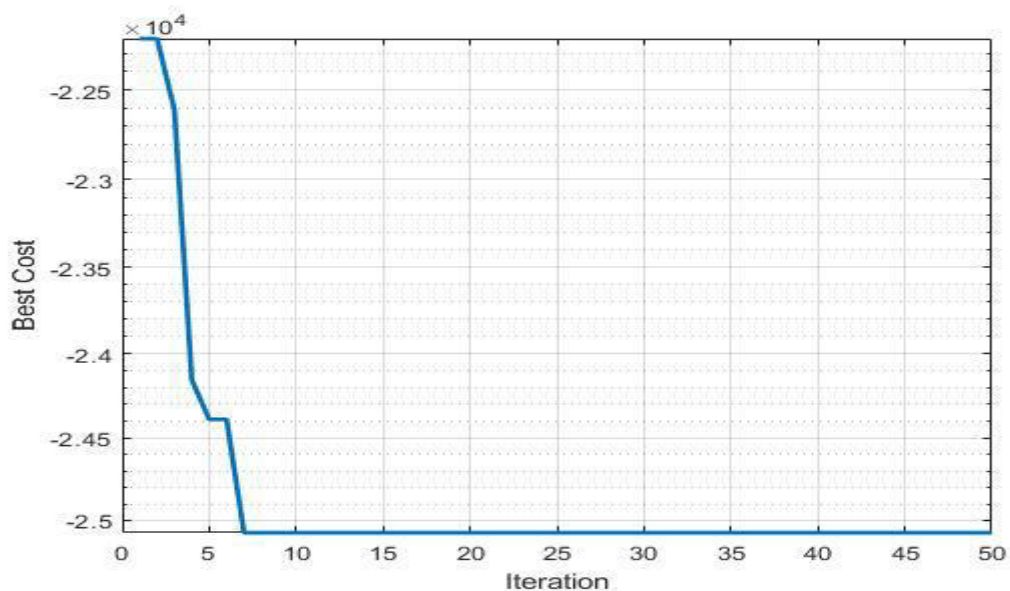
N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	25	15	$4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	4,542330	90
2	12	25	15	$4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	4,133201	110
3	12	25	15	$4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	3,654334	150
4	9,2029	25	15	$4,7135.10^4$	$2,8041.10^2$	$-2,3708.10^4$	4,835464	470
5	12	25	15	$4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	3,545190	90
6	12	25	15	$4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	4,978212	90
7	12	25	15	$4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	4,103683	150
8	12	25	15	$4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	4,143553	170
9	12	25	15	$4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	3,813268	80
10	12	25	15	$4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,5075.10^4$	3,530337	70

Le tableau III.25 montre que la dixième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-2.5075 \cdot 10^4$ en 3,530337s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 70.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 410.1000$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

**Figure III. 14:** Valeur optimale du DE (Scénario 1, Cas 2).

La figure III.14 présente la convergence de la meilleure valeur de DE, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2.5075 \cdot 10^4$, puis commence à se stabiliser à la septième itération.

Tableau III.26 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,3708 \cdot 10^4$	$-2,4938 \cdot 10^4$	$-2,5075 \cdot 10^4$	$4,101 \cdot 10^2$

Tableau III.27 : Résultats du DE (Scénario 2, Cas 1).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	25	14,1111	$4,7517 \cdot 10^4$	$2,8541 \cdot 10^2$	$-2,3901 \cdot 10^4$	1,336628	60
2	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,5075 \cdot 10^4$	1,272786	65
3	10,7968	24,2733	14,9992	$4,7246 \cdot 10^4$	$2,8293 \cdot 10^2$	$-2,3764 \cdot 10^4$	1,297765	95
4	9,2029	25	13,5368	$4,6035 \cdot 10^4$	$2,8753 \cdot 10^2$	$-2,3161 \cdot 10^4$	1,329118	100
5	12	24,9733	14,9624	$4,9737 \cdot 10^4$	$2,8232 \cdot 10^2$	$-2,5010 \cdot 10^4$	1,262555	90
6	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,5075 \cdot 10^4$	1,102468	30
7	11,2387	25	15	$4,9122 \cdot 10^4$	$2,8164 \cdot 10^2$	$-2,4702 \cdot 10^4$	1,884724	80
8	12	24,9991	11,5761	$4,1146 \cdot 10^4$	$2,9486 \cdot 10^2$	$-2,0720 \cdot 10^4$	1,996751	90
9	11,8966	25	15	$4,9855 \cdot 10^4$	$2,8214 \cdot 10^2$	$-2,5069 \cdot 10^4$	1,900045	70
10	12	25	13,8650	$4,6877 \cdot 10^4$	$2,8632 \cdot 10^2$	$-2,3582 \cdot 10^4$	1,974081	70

Le tableau III.27 représente que la sixième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-2,5075 \cdot 10^4$ avec une consommation de temps 1,102468s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 30

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 1,2911 \cdot 10^3$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

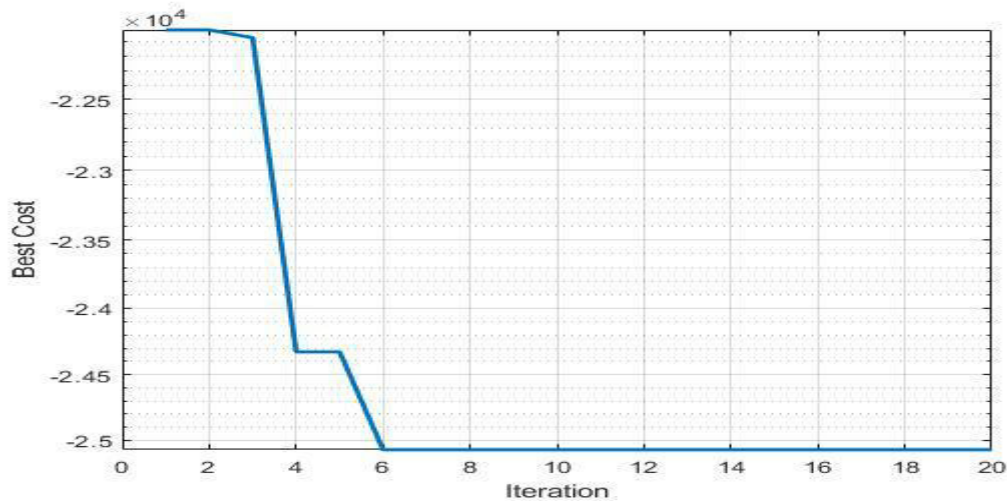


Figure III. 15: Valeur optimale du DE (Scénario 2, Cas 1).

La figure III.15 présente la convergence de la meilleure valeur de DE, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2.5075 \cdot 10^4$, puis commence à se stabiliser à la sixième itération.

Tableau III.28 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,3159 \cdot 10^4$	$-2,4005 \cdot 10^4$	$-2,4999 \cdot 10^4$	$1,2911 \cdot 10^3$

Tableau III.29 : Résultats du DE (Scénario 2, Cas 2).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	3,766203	90
2	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	5,028464	100
3	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	5,054096	80
4	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	4,904778	70
5	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	4,594095	90
6	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	4,242107	110
7	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	4,530097	130
8	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	5,027952	120
9	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	4,338242	40
10	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-3,0034 \cdot 10^4$	4,069809	110

Le tableau III.29 représente que la neuvième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-3,0034.10^4$ en 4,338242s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 30

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 0$.

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

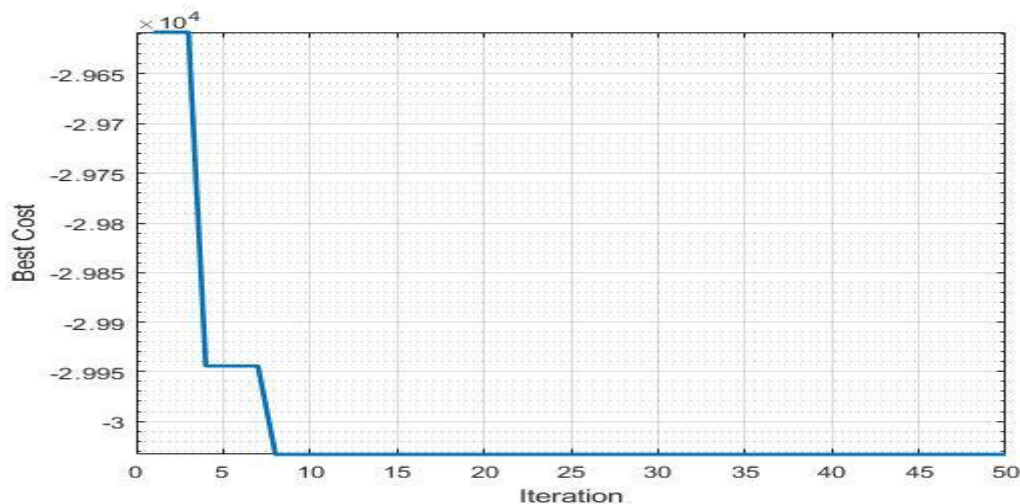


Figure III. 16: Valeur optimale du DE pour (Scénario 2, Cas 2).

La figure III.16 présente la convergence de la meilleure valeur du DE, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2.5075 \cdot 10^4$, puis commence à se stabiliser à la huitième itération

Tableau III.30 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-3,0034.10^4$	$-3,0034.10^4$	$-3,0034.10^4$	0

Tableau III.31 : Résultats du DE (Scénario 3, Cas 1).

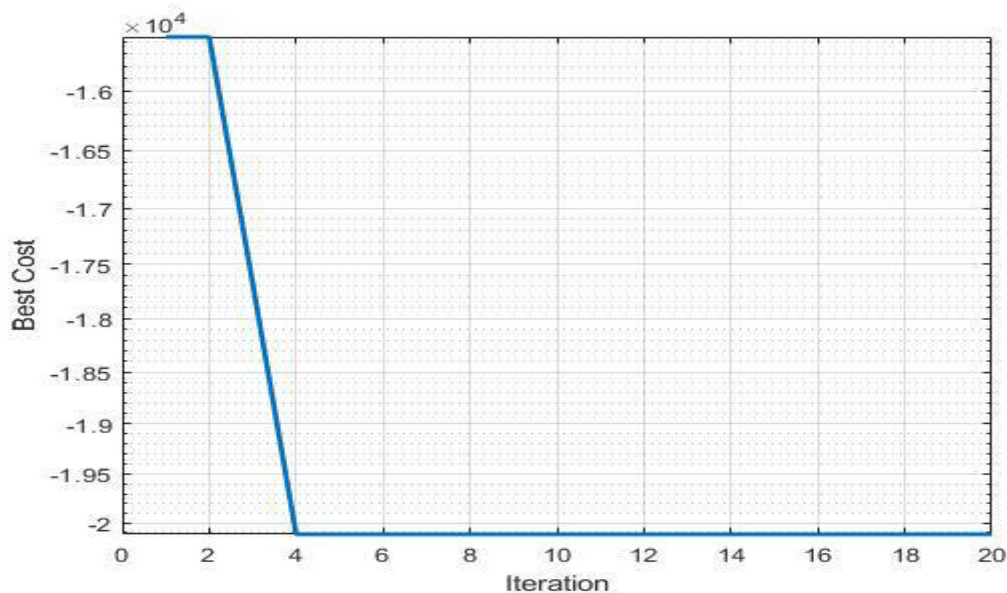
N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	20,6466	15	$-4,1525.10^4$	$2,9097.10^2$	$-1,6785.10^4$	1,416327	95
2	9,5644	24,0962	15	$-4,5725.10^4$	$2,8260.10^2$	$-1,8459.10^4$	1,238057	85
3	9,8946	24,7125	15	$-4,7230.10^4$	$2,8143.10^2$	$-1,9061.10^4$	1,450089	85
4	11,4733	25	15	$-4,9356.10^4$	$2,8180.10^2$	$-1,9912.10^4$	1,290173	90
5	12	25	15	$-4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,0116.10^4$	1,334847	75
6	12	25	15	$-4,9868.10^4$	$2,8215.10^2$	$-2,0116.10^4$	1,001575	20
7	12	25	12,1394	$-4,2520.10^4$	$2,9274.10^2$	$-1,7184.10^4$	1,768506	95
8	11,2975	25	15	$-4,8967.10^4$	$2,8191.10^2$	$-1,9756.10^4$	1,184284	75
9	11,9396	25	14,9278	$-4,9615.10^4$	$2,8237.10^2$	$-2,0016.10^4$	1,317886	90
10	12	24,7071	15	$-4,9279.10^4$	$2,8277.10^2$	$-1,9881.10^4$	1,833478	90

Le tableau III.31 représente que la sixième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-2,0116.10^4$ en 1,001575s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 20.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 1,1848.10^3$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm).

**Figure III. 17:** Valeur optimale de DE pour (Scénario 3, Cas 1).

La figure III.17 présente la convergence de la meilleure valeur du DE, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2.5075 \cdot 10^4$, puis commence à se stabiliser à la quatrième itération.

Tableau III. 32 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-1,7184 \cdot 10^4$	$-1,9128 \cdot 10^4$	$-2,0116 \cdot 10^4$	$1,1848 \cdot 10^3$

Tableau III.33 : Résultats du DE (Scénario 3, Cas 2).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	25	15	$4,98681 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	4,283079	100
2	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	4,060219	80
3	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	3,873688	70
4	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	4,831767	160
5	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	4,161784	80
6	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	4,862307	60
7	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	4,026027	130
8	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	4,488568	100
9	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	4,107649	210
10	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$2,8215 \cdot 10^2$	$-2,0116 \cdot 10^4$	4,483327	90

Le tableau III.33 montre que la sixième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-2,0116 \cdot 10^4$ en 4,862307s, et un nombre de fonction d'évaluation NFE égale à 60.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 0$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

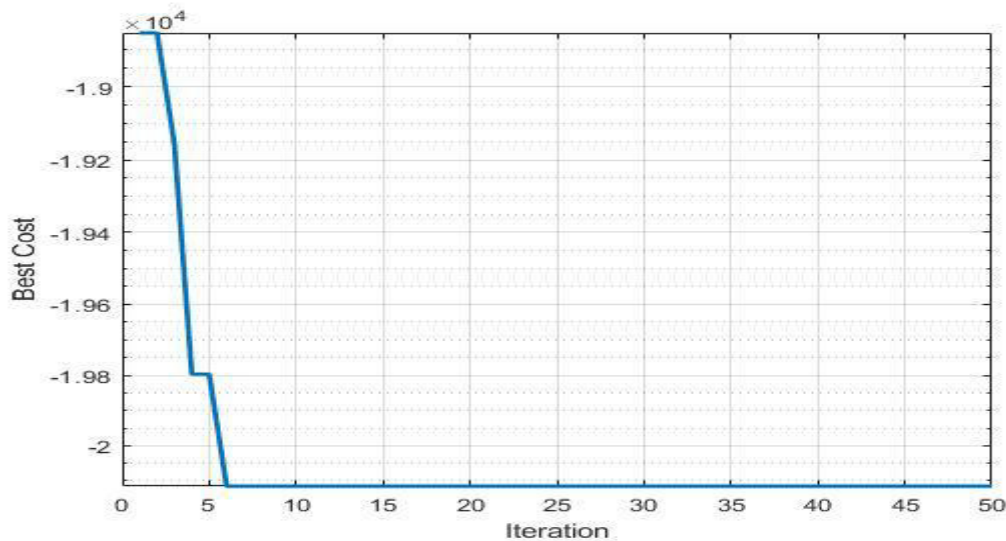


Figure III. 18: Valeur optimale du DE pour (Scénario 3, Cas 2).

La figure III.18 présente la convergence de la meilleure valeur de DE, la valeur Z se diminue jusqu'à $-2.5075.10^4$, puis commence à stabiliser à la sixième itération.

Tableau III. 34 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-2,0116.10^4$	$-2,0116.10^4$	$-2,0116.10^4$	0

Tableau III.35 : Résultats du DE (Scénario 4, Cas 1).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	10,6691	25	15	$4,8667.10^4$	$281,35.10^2$	$-3,4151.10^4$	1,135505	95
2	11,3295	25	14,9984	$4,9584.10^4$	$281,96.10^2$	$-3,4794.10^4$	1,551742	85
3	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	1,014371	20
4	11,9956	25	14,3513	$4,6356.10^4$	$287,06.10^2$	$-3,2535.10^4$	1,241463	95
5	11,0525	25	15	$4,8941.10^4$	$281,53.10^2$	$-3,4343.10^4$	1,314977	75
6	12	22,7283	15	$4,4768.10^4$	$287,54.10^2$	$-3,1424.10^4$	1,230051	85
7	12	24,3540	14,6334	$4,8296.10^4$	$283,89.10^2$	$-3,3892.10^4$	1,269287	100
8	12	25	14,9807	$4,9816.10^4$	$282,22.10^2$	$-3,4956.10^4$	1,225992	40
9	11,9926	25	14,7305	$4,9149.10^4$	$283,13.10^2$	$-3,4489.10^4$	1,145170	85
10	11,8994	25	15	$4,9827.10^4$	$282,12.10^2$	$-3,4963.10^4$	1,185916	100

Le tableau III.35 représente que la troisième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-3,4992.10^4$ en 1,014371s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 20.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 1,1225.10^3$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

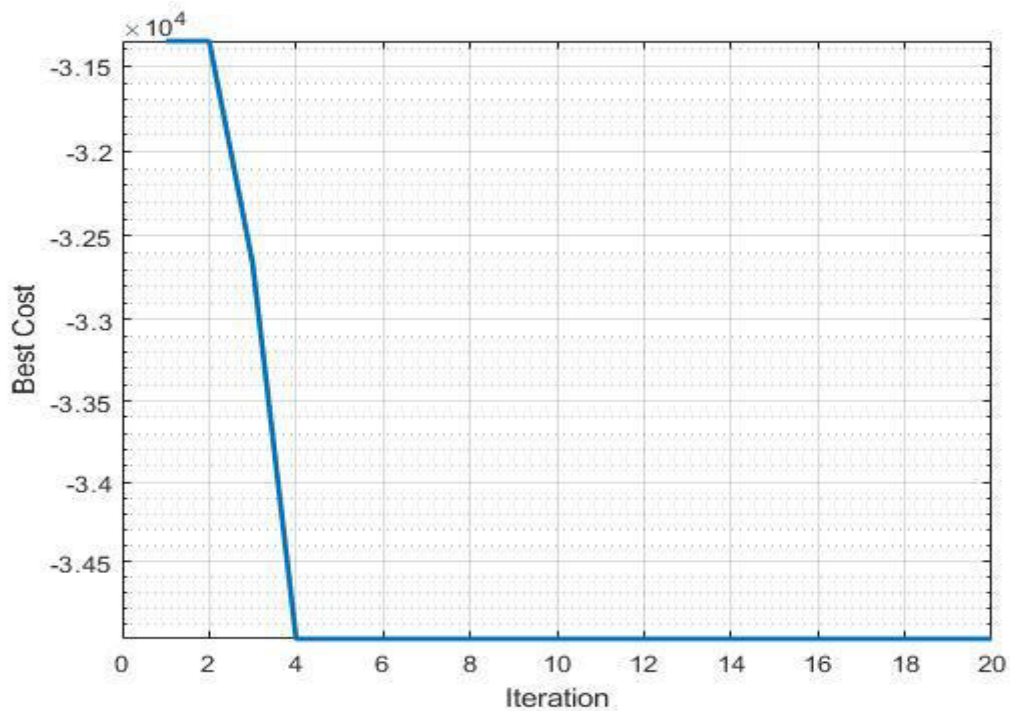


Figure III. 19: Valeur optimale du DE pour (Scénario 4, Cas 1).

La figure III.19 présente la convergence de la meilleure valeur de DE, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2.5075 \cdot 10^4$, puis commence à se stabiliser à la quatrième itération.

Tableau III. 36: Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.

Z (mm)			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-3,1424.10^4$	-34053.9	$-3,4992.10^4$	$1,1225.10^3$

Tableau III.37 : Résultats du DE (Scénario 4, Cas 2).

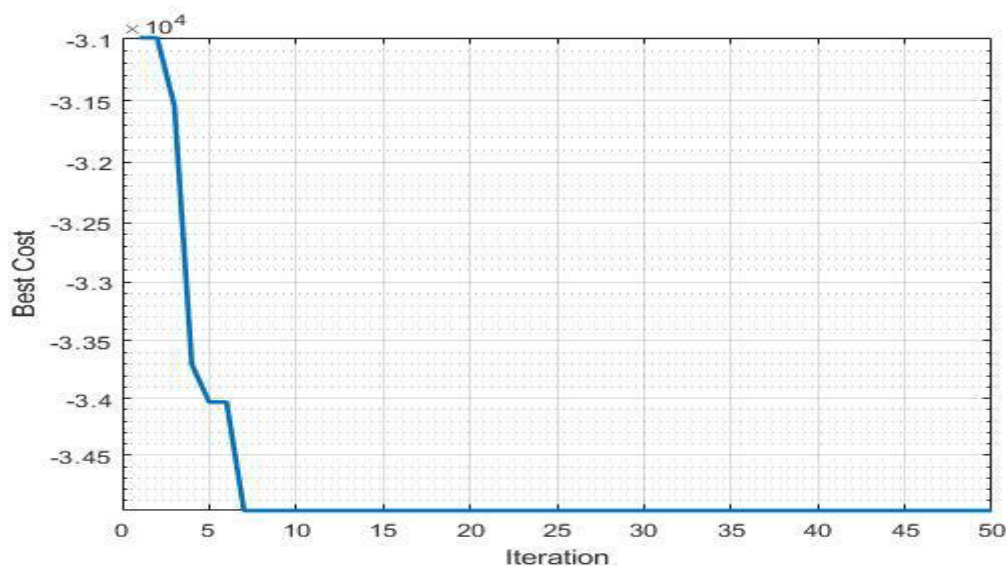
N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	4,108425	110
2	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	4,658771	80
3	9,2029	25	15	$4,9867.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,2959.10^4$	4,431352	470
4	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	4,331685	90
5	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	4,004062	90
6	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	4,628505	150
7	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	4,268569	160
8	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	4,833675	80
9	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	4,018982	70
10	12	25	15	$4,9868.10^4$	$282,15.10^2$	$-3,4992.10^4$	4,429077	210

Le tableau III.37 représente que la neuvième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-3,4992.10^4$ en 4,018982s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 70.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 6,099. 10^2$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

**Figure III. 20:** Valeur optimale du DE pour (Scénario 4, Cas 2).

La figure III.12 présente la convergence de la meilleure valeur du DE, La valeur Z se diminue jusqu'à $-2.5075 \cdot 10^4$, puis commence à se stabiliser à la septième itération.

Tableau III.38 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objectif et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-3,2959 \cdot 10^4$	-34788,7	$-3,4992 \cdot 10^4$	$6,099 \cdot 10^2$

Tableau III.39 : Résultats du DE (Scénario 5, Cas 1).

N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	1,455860	20
2	12	25	15	$-4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	1,825091	65
3	10,6756	25	15	$-4,8538 \cdot 10^4$	$281,27 \cdot 10^2$	$-1,4758 \cdot 10^4$	1,814617	50
4	12	24,1228	15	$-4,8253 \cdot 10^4$	$283,85 \cdot 10^2$	$-1,4675 \cdot 10^4$	1,932693	80
5	12	24,9913	13,9735	$-4,8755 \cdot 10^4$	$283,67 \cdot 10^2$	$-1,4825 \cdot 10^4$	1,950607	100
6	11,4206	25	15	$-4,9300 \cdot 10^4$	$281,76 \cdot 10^2$	$-1,4987 \cdot 10^4$	1,303412	95
7	12	25	14,1839	$-4,7707 \cdot 10^4$	$285,14 \cdot 10^2$	$-1,4512 \cdot 10^4$	1,409003	100
8	11,0288	24,9597	14,9217	$-4,8965 \cdot 10^4$	$282,11 \cdot 10^2$	$-1,4887 \cdot 10^4$	1,328622	100
9	11,9926	25	14,7305	$-4,9149 \cdot 10^4$	$283,13 \cdot 10^2$	$-1,4085 \cdot 10^4$	1,445170	85
10	12	24,8790	15	$-4,9624 \cdot 10^4$	$282,41 \cdot 10^2$	$-1,5085 \cdot 10^4$	1,275567	90

Le tableau III.39 représente que la première exécution est la meilleure solution parmi toutes exécutions

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-1,5158 \cdot 10^4$ avec une consommation de temps 1,455860s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 20

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 3,147354 \cdot 10^2$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

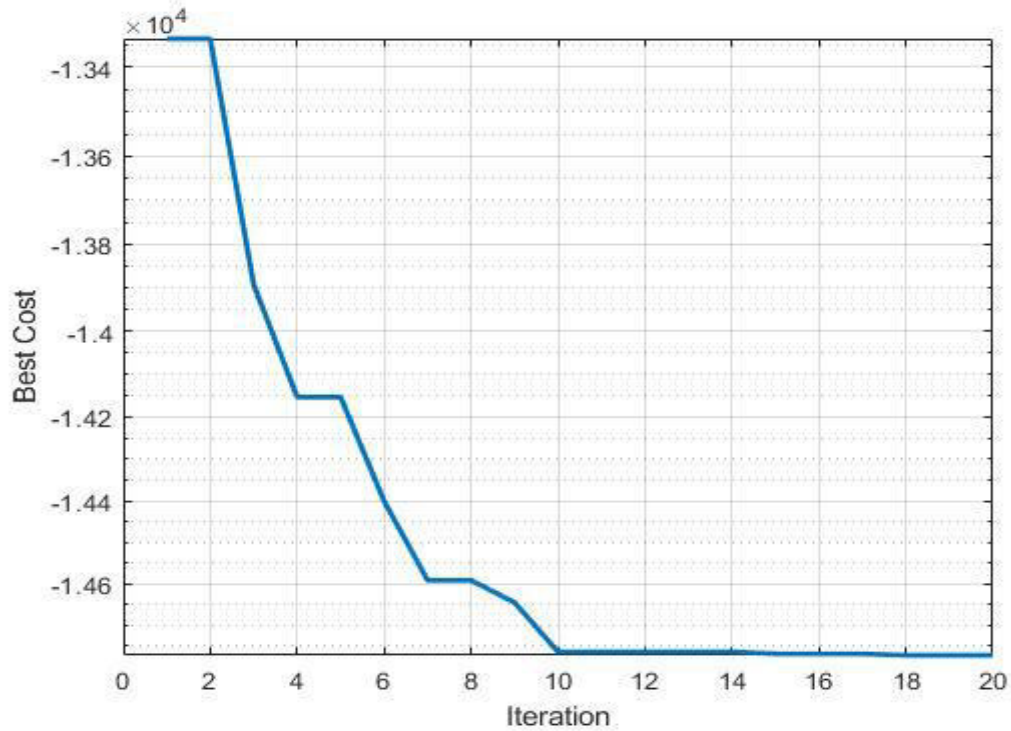


Figure III. 21: Valeur optimale du DE pour (Scénario 5, Cas 1).

La figure III.21 présente la convergence de la meilleure valeur de DE, La valeur Z se diminue jusqu'à $-1,5158.10^4$, puis commence à stabiliser à la dixième itération

Tableau III.40 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.

Z			σ
Mauvaise	Moyenne	meilleure	
$-1,4085.10^4$	-14813.10^4	$-1,5158.10^4$	$3,147354.10^2$

Tableau III.41: Résultats du DE pour (Scénario 5, Cas 2).

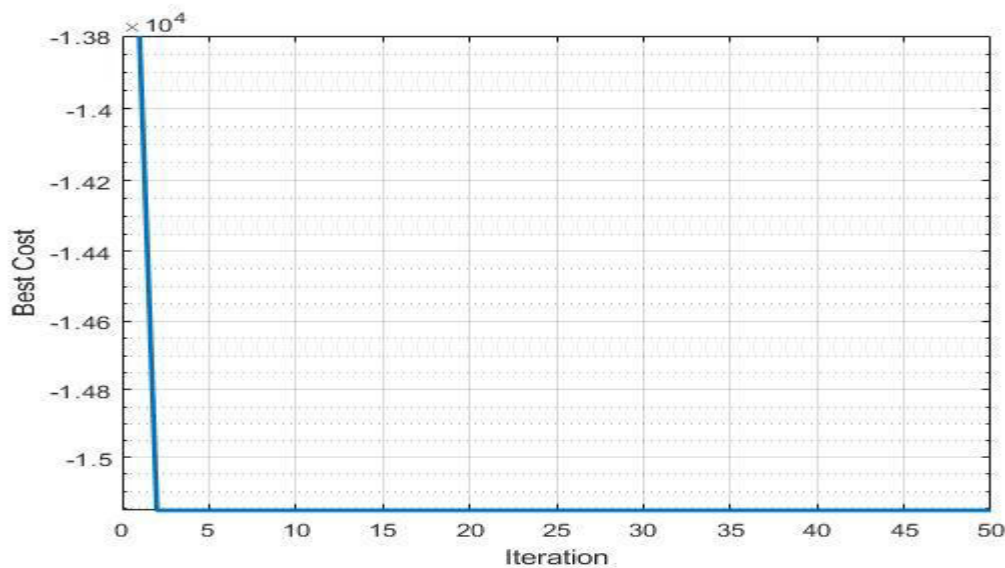
N°	a(mm)	2b(mm)	c(mm)	Y_1	Y_2	Z	CPU(s)	NFE
1	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	3,743880	60
2	11,4009	25	15	$4,9280 \cdot 10^4$	$281,75 \cdot 10^2$	$-1,4981 \cdot 10^4$	5,006554	45
3	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	4,302153	120
4	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	4,364202	250
5	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	4,648160	100
6	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	4,796071	130
7	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	4,864285	120
8	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	4,176910	30
9	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	4,544092	90
10	12	25	15	$4,9868 \cdot 10^4$	$282,15 \cdot 10^2$	$-1,5158 \cdot 10^4$	4,893987	100

Le tableau III.41 représente que la huitième exécution est la meilleure solution.

La meilleure valeur de Z obtenue par DE $-1,5158 \cdot 10^4$ en une durée de 4,176910s, et un nombre d'évaluation de fonction NFE égale à 30.

Et la valeur de l'écart type de cette application $\sigma = 0,531 \cdot 10^2$

On constate que les contraintes ont pris leurs limites supérieures (12 mm, 25 mm, 15 mm)

**Figure III. 22 :** Valeur optimale de DE pour (Scénario 5, Cas 2).

La figure III.22 présente la convergence de la meilleure valeur de DE, La valeur Z se diminue jusqu'à $-1,5158.10^4$, puis commence à se stabiliser à la troisième itération

Tableau III.42 : Mauvaise, meilleure, et la moyenne de la fonction objective et l'écart type.

Z			σ
mauvaise	moyenne	meilleure	
$-1,4981.10^4$	$-1,5140.10^4$	$-1,5158.10^4$	$0,531.10^2$

Tableau III.43 : Comparaison des cinq scénarios du PSO.

Scénarios	Cas	Z	CPU	NFE	σ
1	1	$-2,4999.10^4$	1,307801	50	$1,5041.10^4$
	2	$-2,5075.10^4$	4,528501	430	$3,2237.10^3$
2	1	$-2,9751.10^4$	0,865762	55	$1,3919.10^3$
	2	$-3,0033.10^4$	5,278414	160	$3,9209.10^2$
3	1	$-2,4887.10^4$	1,394541	65	$8,84678.10^2$
	2	$-2,4990.10^4$	5,962717	240	$3,247942.10^2$
4	1	$-2,4829.10^4$	1,154877	90	$8,714340.10^2$
	2	$-2,5075.10^4$	4,363799	100	$3,103231.10^2$
5	1	$-2,4912.10^4$	1,288357	95	$6,603537.10^2$
	2	$-2,5075.10^4$	4,915230	90	$3,290199.10^2$

Après la comparaison des résultats des cinq scénarios obtenus par PSO du Tableau III.43 on constate que le résultat issu du deuxième cas du deuxième scénario est le résultat optimal.

Tableau III.44 : Comparaison des cinq scénarios du DE.

Scénarios	Cas	z	CPU	NFE	σ
1	1	$-2,5075.10^4$	1,052468	30	$4,101.10^2$
	2	$-2,5075.10^4$	3,530337	70	$1,2911.10^3$
2	1	$-2,5075.10^4$	1,102468	30	$1,2911.10^3$
	2	$-3,0034.10^4$	4,338242	40	0
3	1	$-2,5075.10^4$	1,102468	30	$1,1848.10^3$
	2	$-2,0116.10^4$	4,862307	60	0
4	1	$-3,4992.10^4$	1,014371	20	$1,1225.10^3$
	2	$-3,4992.10^4$	4,018982	70	$5,31.10$
5	1	$-1,5158.10^4$	1,455860	20	$3,147354.10^2$
	2	$-1,5158.10^4$	4,176910	30	$5,31.10$

Après la comparaison des résultats des cinq scénarios obtenus par DE du Tableau III.44 on constate que le résultat issu du premier cas du quatrième scénario est le résultat optimal.

Tableau III.45 : Comparaison entre les résultats obtenus par PSO et DE.

Méthode	Scénarios	Z	CPU(s)	NFE	σ
DE	1	-2,5075.10 ⁴	1,052468	30	1,2911.10 ³
	2	-3,0034.10 ⁴	4,338242	40	0
	3	-2,5075.10 ⁴	1,102468	30	1,1848.10 ³
	4	-3,4992.10⁴	1,014371	20	1,1225.10³
	5	-1,5158.10 ⁴	1,455860	20	3,1473.10 ²
PSO	1	-2,5075.10 ⁴	4,528501	430	3,2237.10 ³
	2	-3,0033.10 ⁴	5,278414	160	3,9209.10 ²
	3	-2,4990.10 ⁴	5,962717	240	3,2479.10 ²
	4	-2,5075.10 ⁴	4,363799	100	3,1032.10 ²
	5	-2,5075.10 ⁴	4,915230	90	3,2901.10 ²

Tableau III. 45 représente la comparaison entre les performances des deux algorithmes PSO et DE pour chaque scénario ainsi que la meilleure solution, le NFE, et le CPU(s)

NB : les résultats en gras montrent les meilleurs résultats.

Le dernier tableau (44) présente une comparaison entre les résultats des deux algorithmes sachant que les paramètres optimaux, ont donnée de bonnes performances à savoir le temps CPU(s) le PSO a pu obtenir de bons résultats en un temps 1,014371 s, Le DE lui a surpassé dans le 5ème scénario avec 0,865762 s.

A partir des résultats de comparaison, on constate que les solutions extraire du DE sont plus optimale.

Les résultats obtenus du dernier tableau s'intéresse aux cinq scénarios suivis pour résoudre notre problème et ils ont montré que :

- Le DE a donné de bons résultats pour une taille de population et nombre d'itérations plus petits que le PSO.
- Le nombre de fonctions d'évaluation et le temps d'exécutions du DE sont inférieurs aux celles du PSO ce qui le rend plus rapide.

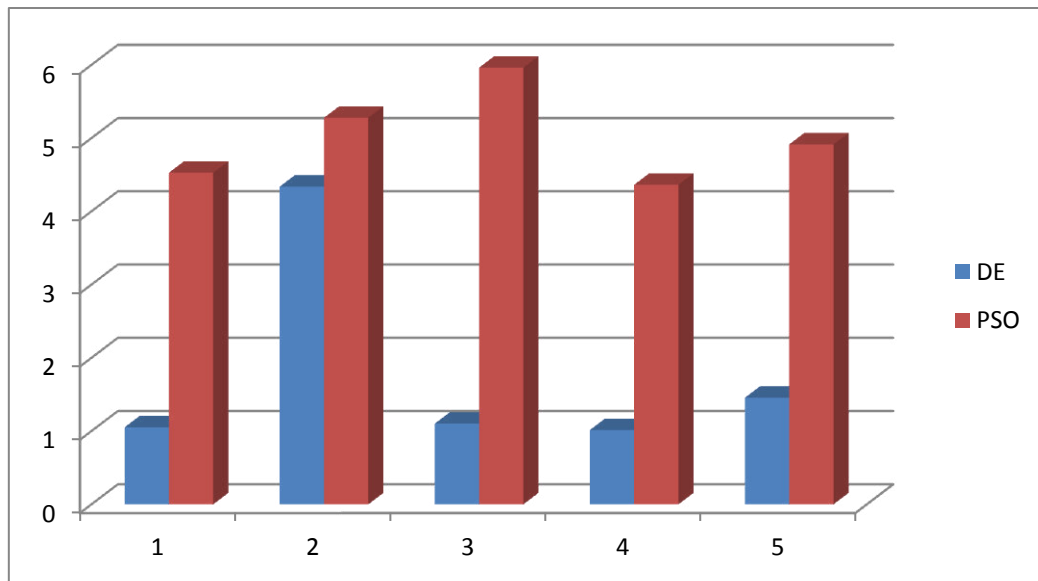


Figure III. 23 : CPU(s) de chaque algorithme DE & PSO.

Figure III.23 montre que le DE prend moins de temps pour terminer l'exécution par rapport au PSO.

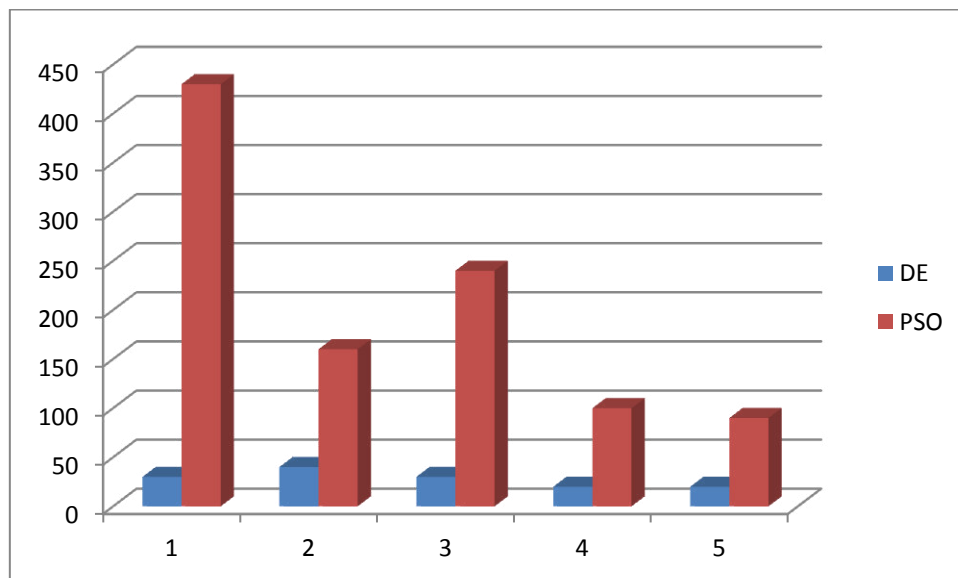


Figure III. 24 : NFE de chaque algorithme DE & PSO

Figure III.24 montre que nombre d'évaluations de fonction du DE est toujours inférieure par rapport au PSO ce qui le rend plus rentable

III.5. Conclusion

Pour l'implémentation des deux modèles choisis DE et PSO, nous avons utilisé MATLAB, un langage de programmation mathématique émulé par un environnement de programmation de même nom très performant. Les différents résultats obtenus ont été présentés par des tableaux comparatifs où on fait sortir à chaque fois la solution optimale ainsi que le meilleur paramétrage du chemin d'écoulement.

Les résultats obtenus ont montré de bonnes performances du PSO, mais le DE lui a surpassé dans pas mal de fois ce qui le rend le plus optimal pour la résolution de notre problème en termes d'efficacité et de rapidité.

Conclusion générale

Rappelons que l'objectif de ce mémoire est d'optimiser le dimensionnement du chemin d'écoulement du liquide dans le moteur de direction assisté du tombereau articulé.

Ce projet était une bonne occasion pour sortir du cadre théorique et appliquer les connaissances acquises lors de nos études universitaire dans un environnement réel de travail.

À travers trois chapitres nous avons arrivé à implémenter et tester les modèles proposés en ce mémoire. Le point de départ était de définir les notions de la direction assistée et on a terminé avec un état de l'art scientifique pour étudier le document dont notre travail est basé.

Le deuxième chapitre intitulé optimisation présente quelques définitions et descriptions de fonctions et les méthodes de ce concept, et une brève présentation pour trois algorithmes de l'intelligence artificielle.

Au cours du troisième chapitre, qui a été consacré à l'implémentation, et la discussion des différents résultats obtenus par PSO et DE.

Ces résultats ont montré de hautes performances des deux algorithmes PSO et DE, car les résultats étaient proches, mais le DE lui a surpassé dans plusieurs cas soit en terme de temps CPU ou NFE le nombre de fonction d'évaluation.

Une future étude peut être sur l'hybridation entre PSO et DE afin d'obtenir des résultats plus optimales pour le refroidissement tout comme pour la pression.

Bibliographie :

- [1] Zhang, Yan, Yanhua Shen, and Wenming Zhang. Optimized design of the cooling system for an articulated dump truck's electric drive system. No. 2010-01-0504. SAE Technical Paper, 2010.
- [2] Zhang, Yan, Yan Hua Shen, and Wen Ming Zhang. "Multi-Objective Optimization Analysis of Motor Cooling System in Articulated Dump Truck." In *Advanced Materials Research*, vol. 383, pp. 4715-4720. Trans Tech Publications, 2012.
- [3] A.A. Ahmadi, "Lecture 7 on Theory of convex functions", Princeton University, 2015.
http://www.princeton.edu/~amirali/Public/Teaching/ORF523/S16/ORF523_S16_Lec7_gh
- [4] Fogassy, Elemer, Mihaly Nogradi, Emese Palovics, and Jozsef Schindler. "Resolution of enantiomers by non-conventional methods." *Synthesis*, no. 10 (2005): 1555-1568. 2005..
- [5] Sareni, Bruno. "Méthodes d'optimisation multimodales associées à la modélisation numérique en électromagnétisme." Thèse de doctorat, Ecole centrale de Lyon, 1999.
<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00139202/document>
- [7] Mahdi, Samir. "Optimisation multiobjectif par un nouveau schéma de coopération méta/exacte." Mémoire de Magistère, Université de Constantine. 2007.
<https://bu.umc.edu.dz/theses/informatique/MAH4857.pdf>
- [8] Rguig, Mustapha. "Méthodologie des surfaces de réponse pour l'analyse en fiabilité des plates-formes pétrolières offshore fissurées." Thèse de Doctorat., Université de Nantes, 2005.
url: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01378337/document>
- [9] Jozefowicz, Nicolas. "Optimisation combinatoire multi-objectif des méthodes aux problèmes, de la Terre à (presque) la Lune." Thèse de Doctorat., Institut National Polytechnique de Toulouse, 2013. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01104895/document>
- [11] Del Valle, Yamille, Ganesh Kumar Venayagamoorthy, Salman Mohagheghi, Jean-Carlos Hernandez, and Ronald G. Harley. "Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems." *IEEE Transactions on evolutionary computation* 12, no. 2: 171-195, 2008.

- [12] Mellal, Mohamed Arezki, and Edward J. Williams. "A survey on ant colony optimization, particle swarm optimization, and cuckoo algorithms." In Handbook of research on emergent applications of optimization algorithms, pp. 37-51. IGI Global, 2018.
- [13] Kennedy, J., and R. Eberhart. "Particle swarm optimization (PSO)." In Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, pp. 1942-1948. 1995.
- [14]. Chittka, Lars, James D. Thomson, and Nickolas M. Waser. "Flower constancy, insect psychology, and plant evolution." *Naturwissenschaften* 86, no. 8: 361-377, 1999.
- [15] Fister Jr, Iztok, Xin-She Yang, Iztok Fister, Janez Brest, and Dušan Fister. "A brief review of nature-inspired algorithms for optimization." arXiv preprint arXiv:1307.4186, 2013. <https://arxiv.org/pdf/1307.4186>
- [16] Yang, Xin-She. "Flower pollination algorithm for global optimization." In International conference on unconventional computing and natural computation, pp. 240-249. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012. <https://arxiv.org/pdf/1312.5673>
- [17] Cui, Zhihua. "Alignment particle swarm optimization." In 2009 8th IEEE international conference on cognitive informatics, pp. 497-501. IEEE, 2009.
- [18] Mayé, Pierre. *Moteurs électriques industriels-2e édition*. Dunod, 2011.