

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Mohamed Seddik Ben Yahia - Jijel
Faculté des Sciences et de la Technologie



جامعة محمد الصديق بن يحيى - جيجل
كلية العلوم والتكنولوجيا

Département D'Électrotechnique

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du diplôme

Master en Electromécanique

Option : Electromécanique

Thème

Les méthodes métaheuristiques pour l'optimisation en génie électrique.

par :

Mr. KIMOUCHE Mohammed Amine

et

Mr. BENZID Moussa

Travail proposé et dirigé par :

Mr. KIHAL Mohammed Cherif

Mr. LOURCI Nabil

Promotion 2019

Université Mohamed Seddik Ben Yahia - Jijel
PB 98, Ouled Aissa. 18000. Algérie. Tél : +213 34 50 11 89
<http://www.univ-jijel.dz>

Remerciement

En préambule à ce mémoire nous remerciant Dieu qui nous aide et nous donne la patience et le courage durant ces longues années d'étude.

En second lieu, nous tenons à remercier notre Encadreur Mr Kihal Mohamed Cherif et Mr Lourci Nabil, à leurs précieux conseils et leurs aides durant toute la période du travail.

Nos respects et notre gratitude vont également aux membres du jury qui nous ont fait l'honneur de juger ce travail.

Nous remercions également toute l'équipe de département Electrotechnique Université Mohammed Seddik Ben Yahya Jijel pour tous les conseils et encouragements dont nous avons bénéficiés tout au long de ce travail.

Enfin, on remercie tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail. Merci à mes camarades de la promotion 2018/2019.

Moussa et Amin

DEDICACE

Je dédie ce travail à :

Ma Mère,

A mon Père,

A mes frères :

Abd Eldjabbar,

Oussama ,

A Salah,

A Fateh,

Et à tous mes Amis.

Moussa

DEDICACE

Je dédie ce travail à :

Ma Mère,

A mon Père,

A mes frères,

A tous mes Amis,

A ma promo d'électrotechnique,

Et spécialement Souhil et Abdenour

A tous mes enseignants.

Amine

Sommaire

Liste des figures.....	i
Liste des tableaux.....	ii
Liste des symboles.....	iii
Introduction générale.....	1

CHAPITRE I: ETAT DE L'ART SUR L'OPTIMISATION AVEC LES METHODES METAHEURISTIQUES

I.1 Introduction.....	4
I.2 Introduction à l'optimisation.....	4
I.3 Etapes d'une opération d'optimisation.....	4
I.3.1 Mise en équation mathématique.....	4
I.3.2 Résolution du problème d'optimisation.....	5
I.3.3 Exploitation de la solution.....	5
I.4 Formulation mathématique d'un problème d'optimisation.....	5
I.4.1 Problèmes d'optimisation sans contraintes.....	6
I.4.2 Problèmes d'optimisation avec contraintes.....	6
I.4.3 Problèmes d'optimisation à objectifs multiples.....	6
I.5 Classification des méthodes d'optimisation.....	7
I.5.1 Méthodes déterministes.....	7
I.5.1.1 Méthodes déterministes unidimensionnelles.....	7
I.5.1.2 Méthodes déterministes multidimensionnelles.....	8
I.5.2 Méthodes d'optimisation stochastiques.....	9
I.6 Optimisation par les méthodes métaheuristiques.....	9

I.6.1	Caractéristiques principales des métaheuristiques.....	10
I.6.2	Classification des méthodes métaheuristiques.....	10
I.6.2.1	Méthodes de trajectoire.....	11
A)	La recherche locale.....	11
B)	Le recuit Simulé (RS).....	12
C)	La recherche tabou.....	12
I.6.2.2	Méthodes qui travaillent avec une population de points.....	13
I.6.2.2.1	Les algorithmes évolutionnaires.....	13
➤	Algorithmes génétiques (AG).....	14
I.7	Extensions des métaheuristiques.....	16
I.7. 1	Adaptation aux problèmes à variables continues.....	16
I.7. 2	Optimisation multi objectif.....	17
I.7. 3	Optimisation multimodale.....	17
I.8	Conclusion.....	17
	Bibliographique de chapitre I.....	18

CHAPITRE II: ETAT DE L'ART SUR LES REGULATEURS PID

II.1	introduction.....	19
II.2	Généralités.....	19
II.2.1	Définitions.....	19
II.2.2.	Régulation ou Asservissement.....	20
II.2.3	L'objectif global de la régulation.....	20
II.2.4	Une boucle de régulation.....	20
II.2.5	Les types de boucles.....	21

II.2.5.1 Boucle ouverte.....	21
II.2.5.2 Boucle fermée.....	21
II.3 Régulateur PID.....	22
II.3.1 Définition.....	22
II.3.2 Action Proportionnel « P ».....	23
II.3.3 Action Intégré « I ».....	23
II.3.4 Action Dérivé« D ».....	24
II.3.5 Type de régulateurs.....	24
II.3.5.1 Régulateur à action proportionnelle (P).....	24
II.3.5.2 Régulateurs à action proportionnelle-intégrale (PI).....	25
II.3.5.3 Régulateur à action proportionnelle-dérivée (PD).....	25
II.3.6 Structure d'un PID.....	26
II.3.6.1 Structure parallèle.....	26
II.3.6.2 structure série.....	27
II.3.6.3 Structure mixte.....	28
II.3.7 Fonction de transfert du régulateur PID.....	28
II.4 Méthodes de réglages.....	28
II.4.1 Méthode de Ziegler-Nichols.....	28
II.4.1.1- Méthode de la réponse indicielle.....	29
II.4.1.2-Méthode de point critique.....	29
II.4.2 Méthode de Broïda.....	30
II.5 Critère de performance.....	32

II.5.1 Critère de performances de la précision dynamique.....	32
II.5.1.1 L'intégrale de la valeur absolue de l'erreur (IAE).....	32
II.5.1.2 L'intégrale du carré de l'erreur (ISE).....	32
II.5.1.3 L'intégrale de la valeur absolue de l'erreur pondérée par le temps (ITAE).....	33
II.5.1.4 L'intégrale du carré de l'erreur pondérée par le temps (ITSE).....	33
II.5.2 Dépassement.....	33
II.5.3 Temps de réponse.....	34
II.5.4 Temps de montée.....	35
II.6 Conclusion.....	35
Bibliographies de chapitre II.....	36

CHAPITRE III: OPTIMISATION DES PARAMETRES D'UN REGULATEUR PID

III.1 Introduction.....	37
III.2 Optimisation par la méthode de Ziegler et Nichols.....	37
III.2.1 Méthode de gain critique.....	37
III.2.2 Méthode de la réponse indicielle.....	39
III.2.3 Avantages et inconvénients de la méthode de Ziegler et Nichols.....	40
III.3 Optimisation par la méthode de PSO.....	40
III.3.1 Problème d'optimisation.....	40
III.3.2 Principe de fonctionnement de PSO.....	41
III.3.3 Mécanisme de confinement.....	43
III.3.4 Déroulement de l'algorithme.....	44
III.3.5 Optimisation des paramètres du régulateur PID par PSO.....	45

III.3.5.1 Codage des paramètres du régulateur PID	46
III.3.6 Avantages et Inconvénients de PSO	46
III.4 L'optimisation du loup gris	47
III.4.1 Définition	47
III.4.2 Principe de la méthode	47
III.4.3 Opérateurs	48
III.4.3.1 Hiérarchie sociale	48
III.4.3.2 Encercler les proies	49
III.4.3.3 Chasse	49
III.4.3.4 Attaquer une proie	50
III.4.4 Les étapes générales de l'algorithme GWO	51
III.4.5 Les étapes pour écrire l'algorithme GWO	51
III.5 Exemple de simulation pour des systèmes de types différents	52
III.5.1 Simulation avec les différentes valeurs des paramètres de PSO	52
III.5.1.1 Simulation avec les différentes valeurs de C1 et C2	53
III.5.1.2 Simulation avec les différentes fonctions objectifs	53
III.5.2 Simulation avec les différentes méthodes d'optimisations	54
III.5.2.1 Système 2 ^{ème} ordre	54
III.5.2.2 Système 3 ^{ème} ordre	55
III.5.2.2 Système 4 ^{ème} ordre	56
III.6 Conclusion	57
Bibliographies de chapitre III	58

Chapitre IV: APPLICATIONS ET RESULTATS

VI.1 Introduction	60
-------------------------	----

IV.2 Définition.....	60
IV.3 Constitution.....	61
IV.4 Equations de la machine à courant continu.....	62
IV.5 Schéma fonctionnel.....	62
IV.6 Fonction de transfert.....	63
VI.7 Simulation.....	64
IV.7.1 Simulation de MCC à vide sans régulateur.....	64
IV.7.1.1 Moteur à courant continu sans charge.....	65
IV.7.1.2 Moteur à courant continu avec charge.....	65
IV.7.2 Application des Méthodes d' optimisation pour le réglage d'un correcteur P.I.....	65
IV.7.2.1 Le modèle PSO-GWO à étudiée.....	66
IV.7.2.2 Moteur à courant continu sans charge.....	66
IV.7.2.3 Moteur à courant continu avec charge.....	70
IV.8 Procédure de comparaison entre les méthodes métaheuristiques.....	73
IV.8.1 Moteur à courant continu sans charge.....	74
IV.8.2 Moteur à courant continu avec charge.....	76
IV.9 Conclusion	78
Bibliographies de chapitre IV.....	79
Conclusion générale.....	80

La liste des figures

Figure	page
Figure I.1: Principales méthodes déterministes unidimensionnelles.	7
Figure I.2: Principales méthodes déterministes multidimensionnelles.	8
Figure I.3: Principales méthodes stochastiques.	9
Figure I.4 : Exploration de X une approche de recherche locale	11
Figure I.5 : Organigramme de l'algorithme du recuit simulé.	12
Figure I.6 : Organigramme de l'algorithme Tabou simple.	13
Figure I.7: organigramme des algorithmes génétiques.	16
Figure II.1: Le système en boucle ouverte	21
Figure II.2: Le système en boucle fermée.	21
Figure II.3. Boucle de régulation	22
Figure II.4. Régulateur PID.	22
Figure II.5. Schéma fonctionnel du régulateur P.	25
Figure II.6. Schéma fonctionnel du régulateur PI	25
Figure II.7. Schéma fonctionnel du régulateur PD.	26
Figure II.8. Régulateur PID à structure parallèle.	27
Figure II.9. Régulateur PID à structure série.	27
Figure II.10. Régulateur PID à structure mixte.	28
Figure II.11: Réponse en boucle ouvert.	29
Figure II.12. Méthode du gain critique.	30
Figure II.13. Modélisation par la méthode de Broïda.	31
Figure II.14. Représentation graphique du dépassement.	34
Figure II.15: Représentation graphique du temps de réponse.	34
Figure II.16: Représentation graphique du temps de montée.	35
Figure III.1: Méthode du gain critique.	38
Figure III.2: réponse indicielle du système à régler seul : on mesure les temps T_u et T_g .	39
Figure III.3: Déplacement d'une particule.	42
Figure III.4: Organigramme générale de la méthode PSO	45
Figure III.5: Approche d'optimisation du PID par l'algorithme PSO	46
Figure III.6: mécanisme de positionnement de l'agent de recherche et de l'effet de ce qui le présente.	51

Figure III.7: Organigramme de la méthode GWO	52
Figure III.8: réponse indicielle pour les différentes valeurs de C1 et C2	53
Figure III.9: la distribution gaussienne fitness pour les différentes valeurs de C1 et C2	53
Figure III.10: réponse indicielle pour les différentes fonctions objectives.	54
Figure III.11: la distribution gaussienne fitness pour les différentes fonctions objectives.	54
Figure III.12: réponse indicielle pour les différentes méthodes d'optimisation pour un système de 2 ^{ème} ordre	55
Figure III.13: réponse indicielle pour les différentes méthodes d'optimisation pour un système de 3 ^{ème} ordre	56
Figure III.14: réponse indicielle pour les différentes méthodes d'optimisation pour un système de 4 ^{ème} ordre	57
Figure VI.1: Fonctionnement d'une machine à courant continu.	60
Figure IV. 2: Description de la machine à courant continu.	61
Figure IV. 3: L'inducteur de la machine à courant continu.	61
Figure IV. 4: Le rotor de la machine à courant continu.	61
Figure IV. 5: collecteur.	62
Figure IV. 6: Schéma bloc du Modèle de moteur électrique en vitesse.	63
Figure IV. 7: Réponse indicielle de MCC à vide sans régulateur	65
Figure IV. 8: Réponse indicielle de MCC avec charge sans régulateur	65
Figure IV. 9: Schéma illustre l'optimisation d'un régulateur PID par (PSO, GWO) pour un système MCC.	65
Figure IV. 10: Modèle PSO-GWO	66
Figure IV. 11: La réponse de vitesse du MCC à vide par le PID-PSO	67
Figure IV. 12: La variation de la fonction objective et le paramètre Ki de MCC avec le PID-PSO.	67
Figure IV. 13: La variation des paramètres Kp, Kd de MCC avec le PID-PSO	68
Figure IV. 14: La réponse de vitesse du MCC sans charge par le PID-GWO	68
Figure IV. 15: La variation de la fonction objective et le paramètre Ki de MCC avec le PID-GWO.	69

Figure IV. 16 : La variation des paramètres K_p , K_d de MCC avec le PID-GWO	69
Figure IV. 17: La réponse de vitesse du MCC à vide sans régulateur et pour le PID avec Z-N, GWO et PSO	69
Figure IV. 18: La réponse de vitesse du MCC avec charge par le PID-PSO	70
Figure IV. 19: La variation de la fonction objective et le paramètre K_i de MCC avec le PID-PSO.	70
Figure IV. 20: La variation des paramètres K_d , K_p de MCC avec le PID-PSO	71
Figure VI.21: La réponse de vitesse du MCC avec charge par le PID-GWO	71
Figure IV. 22: La variation de la fonction objective et le paramètre K_i de MCC avec le PID-GWO.	72
Figure IV. 23: La variation des paramètres K_d , K_p de MCC avec le PID-GWO	72
Figure VI. 24: La réponse de vitesse du MCC à vide sans régulateur et pour le PID avec Z-N, GWO et PSO	72
Figure IV. 25: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,8 individus).	75
Figure IV.26: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,24 individus).	75
Figure IV. 27: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,40 individus).	75
Figure IV. 28: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,8 individus).	77
Figure IV.29: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,24 individus).	77
Figure IV. 30: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,40 individus).	77

La liste des tableaux

Tableau II.1 : Réglages de Ziegler-Nichols en boucle ouverte.	29
Tableau II.2: Réglage de Ziegler-Nichols par méthode du gain critique	30
Tableau II.3 Réglage de Broïda.	31
Tableau III.1: Ajustage des gains de régulateur P, PI et PID selon la première méthode de Ziegler-Nichols.	38
Tableau III.2: Réglage de Ziegler-Nichols par méthode du gain critique.	38
Tableau III.3 Méthode de la réponse indicielle.	39
Tableau III.4: Plages de variations des paramètres du PID	46
Tableau III.5: les paramètres PID pour un système 2ème ordre.	55
Tableau III.6: les paramètres PID pour un système 3ème ordre.	55
Tableau III.7: les paramètres PID pour un système 4 ^{ème} ordre.	56
Tableau IV.1: Les valeurs des paramètres de l'algorithme PSO.	67
Figure IV. 25: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,8 individus).	74
Tableau IV.3: Résultats comparaison entre PSO et GWO après 50 simulations.	76

Symboles

f : le critère à optimiser.

g_i et h_j : des fonctions dépendant des paramètres d'optimisation et qui peuvent être soumises à des contraintes d'égalités ou d'inégalités.

x_k : vecteur de dimension n contenant les inconnues du problème.

U : la commande.

Y : grandeur réglant.

W : grandeur réglée (mesure).

X : la consigne.

Z : perturbations.

C : correcteur.

G : procédé.

M : la mesure.

E : écart de réglage (erreur).

K : orange de réglage.

P : Proportionnel.

I : Intégrale .

D : Dérivée.

K_p : Action proportionnel.

K_i : Action Intégral.

K_d : action dérivée.

α : le coefficient théorique d'interaction entre action intégrale et action dérivée.

T_i : la constante de temps intégral .

T_d : la constante de temps dérivée.

K_{cr} : le gain critique.

T_{cr} : période d'oscillation .

C_1, C_2 : constantes d'accélération.

r_1, r_2 : variables aléatoire.

N_p : Le nombre de particules de l'essaim.

N_d : Le nombre de variables du problème (c-à-d dimension d'une particule).

$N_{k_{max}}$: Le nombre maximal d'itérations.

$v_{ij}(k)$: La vitesse de la $j^{ième}$ composante de la $i^{ième}$ particule de l'essaim, à la $k^{ième}$ itération.

p_{ij} : La $j^{ième}$ composante de la meilleure position occupée par la $i^{ième}$ particule de l'essaim enregistrée dans les itérations précédentes (local best).

g_i : la $j^{ième}$ composante de la meilleure position occupée par la $i^{ième}$ particule globale de l'essaim (global best).

$x_{ij}(k)$: la $j^{ième}$ coordonnée de la position actuelle de la particule i , à la $k^{ième}$ itération.

P_{best} : la meilleure position.

g_{best} : la meilleure position globale.

ω : fonction de pondération.

ω_{max} : poids initial.

ω_{min} : poids final.

\vec{A} et \vec{C} : des vecteurs de coefficients.

x_i^{k+1} : Position modifiée de l'agent.

v_i^{k+1} : vitesse modifiée de l'agent.

$\vec{X}_\alpha(t)$: Représente la position de l'alpha.

$\vec{X}_\beta(t)$: Indique le La position de la bêta.

$\vec{X}_\delta(t)$: Est la position de delta.

\vec{X}_p : Le vecteur de position de la proie.

X : le vecteur de position.

$\vec{C}_1, \vec{C}_2, \vec{C}_3$: Des vecteurs aléatoires.

$\tau_{éle}$: indique la rapidité avec laquelle le courant d'induit $I_a(t)$.

$\tau_{méc}$: indique la rapidité avec laquelle la vitesse s'établit suite à une variation de la tension $U_a(t)$.

K : une constante générale liée à la machine tournante.

L : L'inductance.

R : la résistance.

F : frottements mécaniques.

J : inertie propre.

C_r : Couple résistant .

Introduction générale

Suite à l'évolution technologique et au développement sans cesse en génie électrique, les méthodes d'optimisation connaissent de nos jours un essor considérable.

Les problèmes d'optimisation apparaissent dans plusieurs domaines, telle que la conception de systèmes mécaniques, traitement d'image, l'électronique et la recherche opérationnelle. Résoudre un tel problème est de donner les bonnes valeurs des paramètres pour avoir une solution optimale. Ces valeurs doivent respecter les contraintes liées au problème.

Les domaines de la théorie du contrôle et de la régulation ont été considérablement développés au cours des dernières décennies, cependant l'importance du régulateur PID dans l'industrie reste inaltérée. A cause de sa structure simple qui peut être facilement comprise et mettre en œuvre. La structure d'un tel dispositif de commande nécessite la spécification de trois paramètres proportionnelle, intégrale et dérivée. [1]

Malheureusement, c'est très difficile de régler le gain de régulateur PID correctement parce que beaucoup d'installations industrielles sont souvent accablés par des problèmes tels que l'ordre supérieur, les retards et les non-linéarités. Il est difficile de déterminer le jeu de paramètres PID optimale ou presque optimale avec les méthodes de réglages classique. Pour toutes ces raisons, il est très souhaitable d'augmenter les capacités du contrôleur PID en ajoutant de nouvelles caractéristiques. [1]

Dans la littérature, Plusieurs approches existent pour déterminer les paramètres d'un régulateur PID. Les méthodes de Ziegler Nichols (Z-N), Réseau de neurones, l'approche floue, les algorithmes génétiques, et les techniques d'optimisation d'essaim de particules, ne sont que quelques-uns parmi de nombreuses œuvres. [2]

La technique de l'essaim de particule (PSO) peut générer une solution de haute qualité dans un temps de calcul réduit et avec des caractéristiques de convergence stables. Cette technique est excellente pour trouver les paramètres optimaux du régulateur PID. [2]

Par conséquent, cette étude développe le contrôleur PID-PSO à la recherche paramètres optimaux du PID.

Nous présenterons aussi dans notre mémoire une nouvelle méthode d'identification pour déterminer les paramètres d'un régulateur PID du système de moteur à courant continue, cette méthode est dite (GWO) qui signifie l'optimisation de loups gris.

Ce mémoire de master est scindé en quatre chapitres,

Dans le premier chapitre nous présenterons un état de l'art sur l'optimisation et les méthodes métaheuristiques.

Alors, dans le deuxième chapitre nous allons exposer les différentes structures du régulateur PID, les différents critères de performances ainsi que quelques méthodes classiques de réglage de boucles de régulations telles que la méthode de Ziegler-Nichols et la méthode de Boroïda.

Dans le troisième chapitre, nous proposerons une étude théorique des nouvelles techniques d'optimisation (PSO) et (GWO), et leurs principes de fonctionnements. Des exemples d'optimisation à base de ces algorithmes vont être traités à la fin de ce chapitre.

Nous terminerons avec un chapitre d'application, dont lequel, on applique ces méthodes sur une machine à courant continu, pour but de réguler, à l'aide d'un régulateur PID analogique, la vitesse de rotation à vide et en charge.

Enfin, nous clôturons ce mémoire par une conclusion générale.

Références bibliographies

- [1] Duan Hai-bin et al., “Novel Approach to Nonlinear PID parameter optimization using Ant Colony Optimization Algorithm”, Journal of Bionic Engineering, 2006, p73-78.
- [2] Zwe-Lee Gaing , “A Particle swarm optimization approach for optimum design of PID Controller in AVR system” , IEEE Transactions on Energy Conversion , Vo.19, No.2, 2004.

CHAPITRE I:
Etat De L'art Sur
L'optimisation Avec Les
Méthodes Métaheuristiques

CHAPITRE I

ETAT DE L'ART SUR L'OPTIMISATION AVEC LES METHODES METAHEURISTIQUES

I.1 Introduction

L'optimisation est une discipline en plein essor qui entre en jeu dans beaucoup de domaines, comme dans la conception de circuits électroniques, la recherche opérationnelle, la biologie, mais aussi pour répondre aux besoins croissants des secteurs économique et industriel (maximisation des performances, minimisation des coûts).

Sans prétendre à une totale exhaustivité, ce premier chapitre s'efforce de présenter un état de l'art sur les métaheuristiques pour la résolution des problèmes d'optimisation. On distingue généralement deux grandes familles de métaheuristiques : celles qui manipulent en parallèle toute une population de solutions (Les algorithmes évolutionnaires, Algorithmes basés sur la physique, etc.) et les autres qui se basent sur l'évolution itérative d'une solution unique (la méthode Tabou et le Recuit Simulé sont des exemples typiques de ces méthodes). [1]

I.2 Introduction à l'optimisation

Les ingénieurs se heurtent quotidiennement à des problèmes technologiques de complexité grandissante, qui surgissent dans des secteurs très divers, comme dans le traitement des images, la conception de systèmes mécaniques, la planification et l'exploitation des réseaux électriques. Le problème à résoudre peut fréquemment être exprimé sous la forme générale d'un problème d'optimisation, dans lequel on définit une fonction objectif, ou fonction Coût, que l'on cherche à minimiser (ou maximiser) par rapport à un jeu de paramètres. La définition d'un problème d'optimisation est souvent complétée par des données sur les contraintes, tous les paramètres de la solution proposée doivent respecter ces contraintes.

On peut définir l'optimisation comme un ensemble de techniques permettant de trouver les valeurs des facteurs qui rendent optimale une fonction de réponse. Sur le plan mathématique, cela correspond à la recherche des extremums de fonctions à plusieurs variables.[2]

I.3 Etapes d'une opération d'optimisation

I.3.1 Mise en équation mathématique

Cette phase représente la traduction du problème physique en un problème mathématique

équivalent. C'est sans doute l'étape la plus délicate du processus d'optimisation, car la formulation mathématique d'un problème n'est jamais unique, en particulier les définitions du critère d'optimalité et de la fonction caractérisant des performances du système.[3]

I.3.2 Résolution du problème d'optimisation

Face à la résolution d'un problème d'optimisation, il est important de bien identifier à quelle catégorie ce problème appartient. En effet, les algorithmes développés sont conçus pour résoudre un type de problème donné et sont peu efficaces pour un type différent. La classification des problèmes d'optimisation change d'un auteur à l'autre. [4]

I.3.3 Exploitation de la solution

Une fois le problème résolu, il est impératif d'évaluer la qualité de la solution et en cas d'échec de s'interroger sur les choix adoptés lors des différentes phases. On impute trop souvent l'échec de l'optimisation à la méthode de recherche employée pour la localisation de l'optimum. Il faut aussi revenir sur les phases 1 et 2 car la résolution d'un problème mal formulé ne peut conduire qu'à une solution erronée, quelle que soit la technique de résolution employée.[3]

I.4 Formulation mathématique d'un problème d'optimisation

Un problème d'optimisation sous contraintes à objectif unique peut s'écrire sous la forme suivante :

$$(p) = \begin{cases} \text{Min } f(x) \in R^n \\ g_i(x) \leq 0 & i = 1, \dots, l \\ h_j = 0 & j = 1, \dots, m \\ x_k^{\min} \leq x_k \leq x_k^{\max} & k = 1, \dots, n \end{cases} \quad (I.1)$$

x est un vecteur de dimension n contenant les inconnues du problème.

En électrotechnique, les inconnues peuvent aussi bien être des grandeurs physiques (courant, tension, induction, champ magnétique. . .) que des paramètres de conception (dimensions géométriques, nombre des spires. . .).

f est le critère à optimiser, il dépend des paramètres du problème et est communément appelé fonction objectif, g_i et h_j sont des fonctions dépendant aussi des paramètres d'optimisation et qui peuvent être soumises à des contraintes d'égalités ou d'inégalités, ces fonctions peuvent représenter les performances désirées (vitesse, couple...). [5]

I.4.1 Problèmes d'optimisation sans contraintes

Un problème d'optimisation est dit sans contrainte s'il ne contient pas de fonction contrainte, c'est-à-dire, si les fonctions $f(x)$ et $h(x)$ du problème ne sont pas définies : [6]

$$(p) = \begin{cases} \text{Min } f(x) \in \mathbb{R}^n \\ x_k^{\min} \leq x_k \leq x_k^{\max} \quad k = 1, \dots, n \end{cases} \quad (I.2)$$

La difficulté d'un problème sans contrainte est liée à la nature de la fonction objectif. Celle-ci peut être unidimensionnelle ou multidimensionnelle, convexe ou concave, linéaire ou non linéaire, continue ou discontinue, différentiable ou non différentiable, ... Elle dépend par ailleurs du nombre de modes que la fonction peut présenter. [3]

I.4.2 Problèmes d'optimisation avec contraintes

En réalité il est quasiment impossible de trouver des problèmes d'optimisation sans contraintes, il est habituel de poser des contraintes sur les variables d'optimisation ou encore des contraintes imposées par le cahier des charges. Donc, la prise en considération de ces contraintes lors de la résolution d'un problème d'optimisation doit avoir lieu. Autrement dit, certaines méthodes d'optimisation avec contraintes doivent être appliquées. L'idée est de substituer à la fonction à minimiser une autre fonction incluant les contraintes. On obtient alors l'optimum en cherchant les minima d'une suite de fonctions sans contraintes. [7]

I.4.3 Problèmes d'optimisation à objectifs multiples

Lorsque nous cherchons la minimisation ou la maximisation simultanée de plusieurs fonctions décrites par les mêmes variables objets, nous disons que le problème d'optimisation représente un problème multi-objectif ou multicritères. La description mathématique de ces problèmes peut être exprimée par: [4]

$$(p) \begin{cases} \text{Min } F = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ \vdots \\ f_s(x) \end{bmatrix} \\ g_i(x) < 0 \quad i = 1, \dots, p \\ x_k^{\min} \leq x_k \leq x_k^{\max} \quad k = 1, \dots, n \end{cases} \quad (I.3)$$

Où : $f_j(x)$ sont les fonctions objectifs que nous cherchons à minimiser simultanément.

I.5 Classification des méthodes d'optimisation

Aujourd'hui, les différentes méthodes d'optimisation peuvent être classées en deux principaux groupes: Les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques.[5]

Les premières, comme leur nom l'indique, ne laissent aucune place au hasard et conduiront pour un contexte initial donné à une même solution finale. Pour ces méthodes, l'exploration de l'espace des solutions se fait grâce à la connaissance d'une direction de recherche qui peut être donnée par le gradient. Ce sont en général des méthodes efficaces, peu coûteuses, mais qui nécessitent en contrepartie une première solution connue proche de la solution optimale.

A l'opposé des méthodes déterministes, les méthodes stochastiques explorent l'espace des solutions grâce à des mécanismes de transitions aléatoires.

Ainsi, plusieurs exécutions successives de méthodes stochastiques, pourront conduire à des résultats différents (pour une même solution initiale). [8]

I.5.1 Méthodes déterministes

Les méthodes déterministes peuvent être séparées en deux grandes classes.

- Méthodes déterministes unidimensionnelles ;
- Méthodes déterministes multidimensionnelles.

I.5.1.1 Méthodes déterministes unidimensionnelles

Les méthodes déterministes unidimensionnelles sont utilisées dans l'optimisation de fonctions à un seul paramètre. Ces méthodes, aussi appelées méthodes de Recherche Linéaire sont normalement basées sur des techniques qui permettent de localiser le point minimal de la fonction à partir de réductions successives de l'intervalle de recherche. [6]

La figure (I.1) présente principales méthodes déterministes unidimensionnelles.

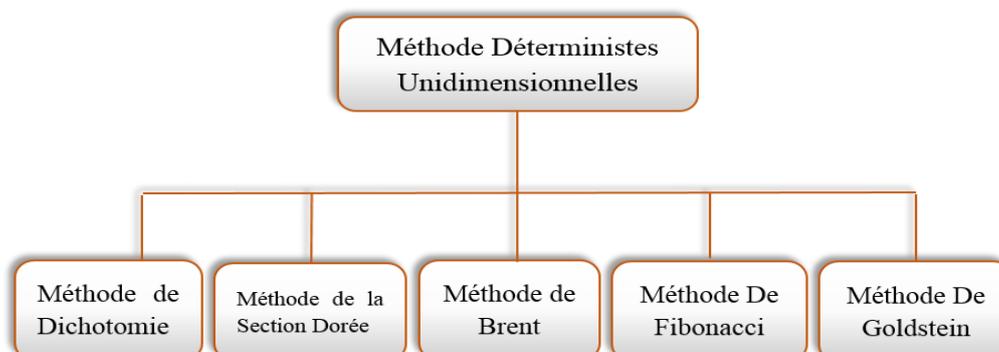


Figure I.1: Principales méthodes déterministes unidimensionnelles.

I.5.1.2 Méthodes déterministes multidimensionnelles

Les méthodes déterministes multidimensionnelles sont consacrées à l'optimisation de fonctions à un paramètre ou plus.

Nous pouvons diviser les méthodes multidimensionnelles, qu'elles soient directes ou indirectes, en deux différents groupes : les méthodes analytiques ou de descente et les méthodes heuristiques ou géométriques. [6]

▪ Méthodes analytiques

Les méthodes analytiques se basent sur la connaissance d'une direction de recherche souvent donnée par le gradient de la fonction. La plupart de ces méthodes sont d'ordre 1 et exécutent des minimisations linéaires successives en faisant appel à des méthodes unidimensionnelles. Les exemples les plus significatifs de méthodes analytiques sont la méthode de la Plus Grande Pente, le Gradient Conjugué, la méthode de Powell et les méthodes Quasi Newton. [6]

▪ Méthodes heuristiques

Les méthodes heuristiques explorent l'espace par essais successifs en recherchant les directions les plus favorables. À l'opposé des méthodes analytiques, la plupart de ces méthodes sont d'ordre 0. Les implémentations de méthodes géométriques les plus souvent utilisées sont celles de la méthode du Simplex, la méthode de Rosenbrock et la méthode de variations locales de Hooke et Jeeves. La Figure I.2, montre les méthodes multidimensionnelles les plus importantes avec leur ordre respectif de résolution. [6]

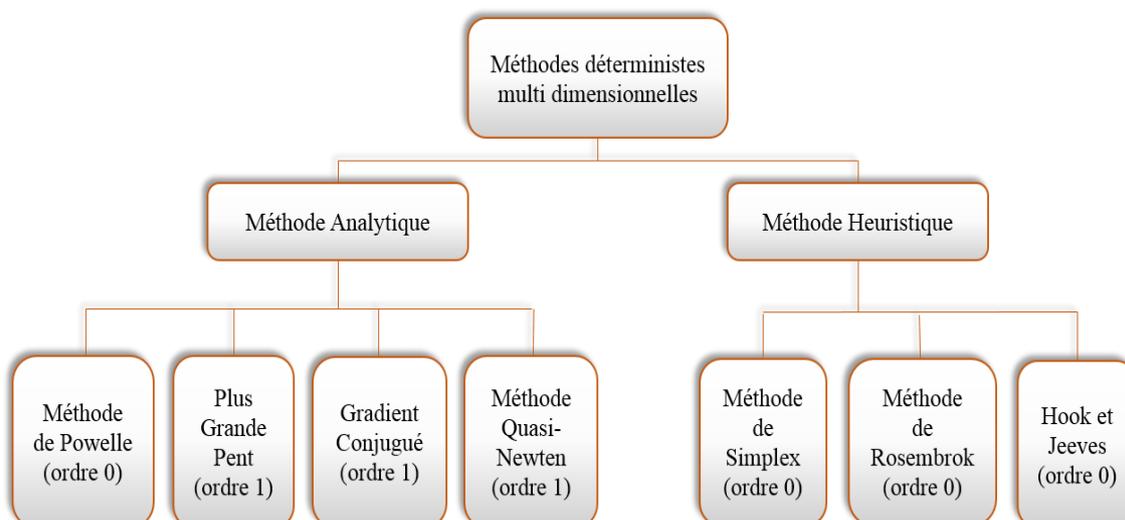


Figure I.2: Principales méthodes déterministes multidimensionnelles.

I.5.2 Méthodes d'optimisation stochastiques

Les méthodes d'optimisation stochastiques s'appuient sur des mécanismes de transition probabilistes et aléatoires. Cette caractéristique indique que plusieurs exécutions successives de ces méthodes peuvent conduire à des résultats différents pour une même configuration initiale d'un problème d'optimisation.

Ces méthodes ont une grande capacité de trouver l'optimum global du problème. Contrairement à la plupart des méthodes déterministes, elles ne nécessitent ni de point de départ, ni la connaissance du gradient de la fonction objectif pour atteindre la solution optimale. Cependant, elles demandent un nombre important d'évaluations avant d'arriver à la solution du problème. La Figure I.3, présente les méthodes stochastiques les plus utilisées. [9]

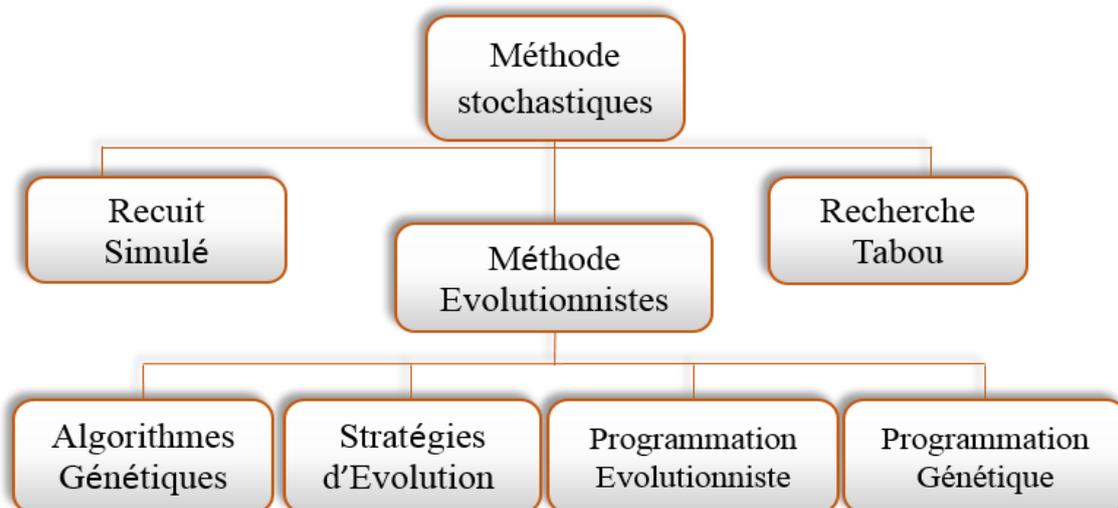


Figure I.3: Principales méthodes stochastiques.

I.6 Optimisation par les méthodes métaheuristiques

Les méthodes métaheuristiques apparues au début des années 80, permettent de trouver une solution de bonne qualité en un temps de calcul généralement raisonnable, sans garantir l'optimalité de la solution obtenue.

Ce sont un ensemble d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre les problèmes d'optimisation difficiles. Elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes Génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies de fourmis ou de l'optimisation par essais particuliers). [9]

Ces techniques métaheuristiques peuvent être classées en deux groupes : les méthodes à population de solutions comme les algorithmes génétiques, chauve souris, loups gris, essaim de particules, ainsi que les méthodes à solution unique comme le recuit simulé.

Les méthodes métaheuristiques ont prouvé leurs efficacités dans le domaine de l'optimisation mono-objectif. Actuellement les recherches qui utilisent ces algorithmes sont développées pour la résolution des problèmes d'optimisation multi objectif, en tenant compte de plusieurs contraintes.

I.6.1 Caractéristiques principales des métaheuristiques

- Les métaheuristiques sont des stratégies qui permettent de guider la recherche d'une solution.
- Le but visé par les métaheuristiques est d'explorer l'espace de recherche efficacement afin de déterminer des points (presque) optimaux.
- Les techniques qui constituent des algorithmes de type métaheuristiques vont de la simple procédure de recherche locale à des processus d'apprentissage complexes.
- Les métaheuristiques sont en général non-déterministes et ne donnent aucune garantie d'optimalité.
- Les métaheuristiques peuvent contenir des mécanismes qui permettent d'éviter d'être bloqué dans des régions de l'espace de recherche.
- Les concepts de base des métaheuristiques peuvent être décrits de manière abstraite, sans faire appel à un problème spécifique.
- Les métaheuristiques peuvent faire appel à des heuristiques qui tiennent compte de la spécificité du problème traité, mais ces heuristiques sont contrôlées par une stratégie de niveau supérieur.
- Les métaheuristiques peuvent faire usage de l'expérience accumulée durant la recherche de l'optimum, pour mieux guider la suite du processus de recherche.[9]

I.6.2 Classification des méthodes métaheuristiques

Il existe plusieurs façons de classer les métaheuristiques. Nous adopterons celle faisant la différence entre les méthodes de trajectoire et les méthodes basées sur une population.

I.6.2.1 Méthodes de trajectoire

Ces méthodes manipulent un seul point et tentent itérativement de l'améliorer ce. Elles construisent une trajectoire dans l'espace des points en tentant de se diriger vers des solutions.

Exemple : [9]

- La recherche locale.
- Le recuit simulé (Kirkpatrick et al., 1983).
- La recherche tabou (Glover, 1986).

A) La recherche locale

Les méthodes de recherche locale sont des algorithmes itératifs qui explorent l'espace X en se déplaçant pas à pas d'une solution à une autre. Une méthode de ce type débute à partir d'une solution $s_0 \in X$ choisie arbitrairement ou alors obtenue par le biais d'une méthode constructive.

Le passage d'une solution admissible à une autre se fait sur la base d'un ensemble de modifications élémentaires qu'il s'agit de définir de cas en cas. Une solution s obtenue à partir de (s) en appliquant une modification élémentaire. Le voisinage $N(s)$ d'une solution $s \in X$ est défini comme l'ensemble des solutions admissibles atteignables depuis (s) en effectuant une modification élémentaire.

Un tel processus d'exploration est interrompu lorsqu'un ou plusieurs critères d'arrêt sont satisfaits. Le fonctionnement d'une méthode de recherche locale est illustré de manière générale dans la figure I.4. Les passages successifs d'une solution à une solution voisine définissent un chemin au travers de l'espace des solutions admissibles. La modélisation d'un problème d'optimisation et le choix du voisinage doivent être effectués de telle sorte qu'il existe au moins un " chemin " entre chaque solution $s \in X$ et une solution optimale s^* . En effet, l'existence de tels chemins permet à la méthode de recherche locale d'atteindre une solution optimale à partir de n'importe quelle solution admissible. [10]

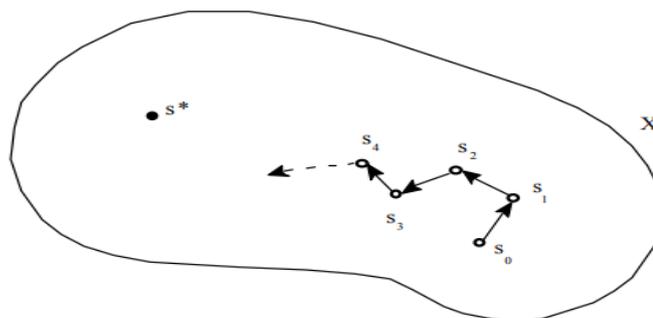


Figure I.4: Exploration de X une approche de recherche locale.

B) Le recuit Simulé (RS)

Une technique de résolution des problèmes d'optimisation est nommée recuit simulé (RS), proposée en 1983 par Kirkpatrick, C. Daniel Gelatt et Mario P. Vecchi. Elle est testée sur plusieurs problèmes d'optimisation et prouve qu'elle possède une grande capacité pour éviter le minimum local. (RS) est une méthode basée sur la recherche locale dans laquelle chaque mouvement est accepté s'il améliore la fonction objectif. Autres solutions possibles sont également acceptées selon un critère de probabilité. Cette méthode est inspirée du processus de recuit utilisé en métallurgie pour améliorer la qualité d'un solide en cherchant un état d'énergie minimum. La méthode du recuit simulé, appliquée aux problèmes d'optimisation, considère une solution initiale et cherche dans son voisinage une autre solution de façon aléatoire. [9]

La figure suivante représente l'organigramme de l'algorithme du recuit simulé :

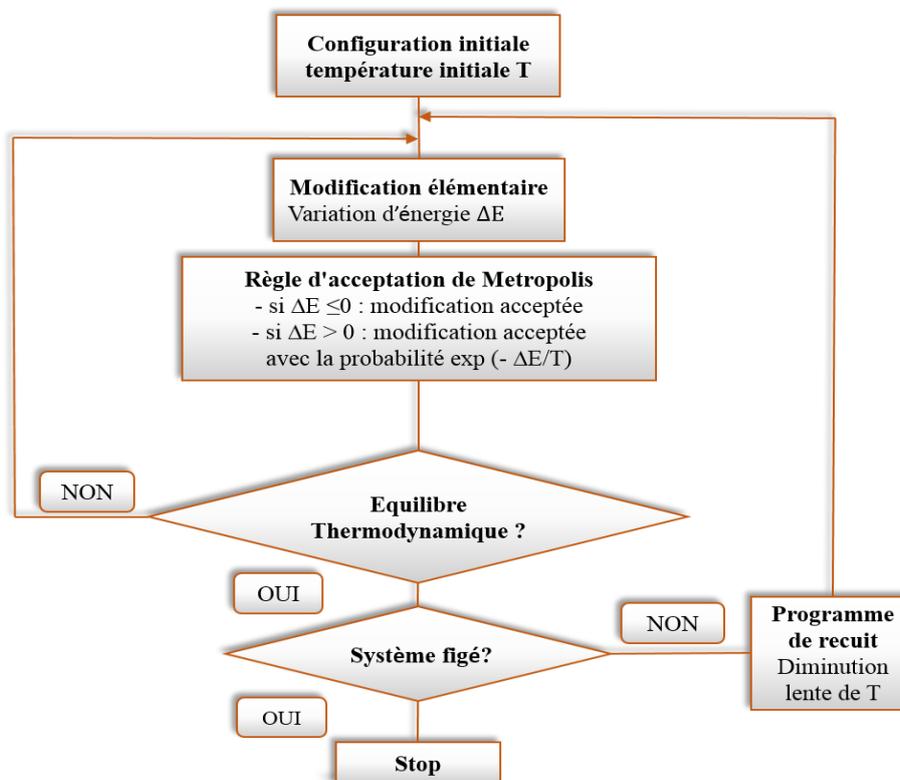


Figure I.5: Organigramme de l'algorithme du recuit simulé.

C) La recherche tabou

La méthode tabou qui fait partie des méthodes de voisinage, a été proposée par F. Glover durant les années 1980. Elle utilise la notion de mémoire pour éviter un optimum local. Le principe de l'algorithme est le suivant ; à chaque itération, le voisinage de la solution est sélectionné en appliquant le principe de voisinage. La méthode autorise de remonter vers des solutions qui semblent moins intéressantes mais qui ont peut-être un meilleur voisinage. Des

fois, ce principe engendre des phénomènes de cyclage entre deux solutions, tandis que la méthode taboue a l'interdiction de visiter une solution récemment visitée. Pour cela, une liste taboue contenant les attributs des dernières solutions considérées est tenue à jour. Chaque nouvelle solution considérée enlève de cette liste la solution la plus anciennement visitée. Ainsi, la recherche de la solution suivante se fait dans le voisinage de la solution actuelle sans considérer les solutions appartenant à la liste taboue. [9]

La figure suivant représente l'organigramme de l'algorithme tabou simple :

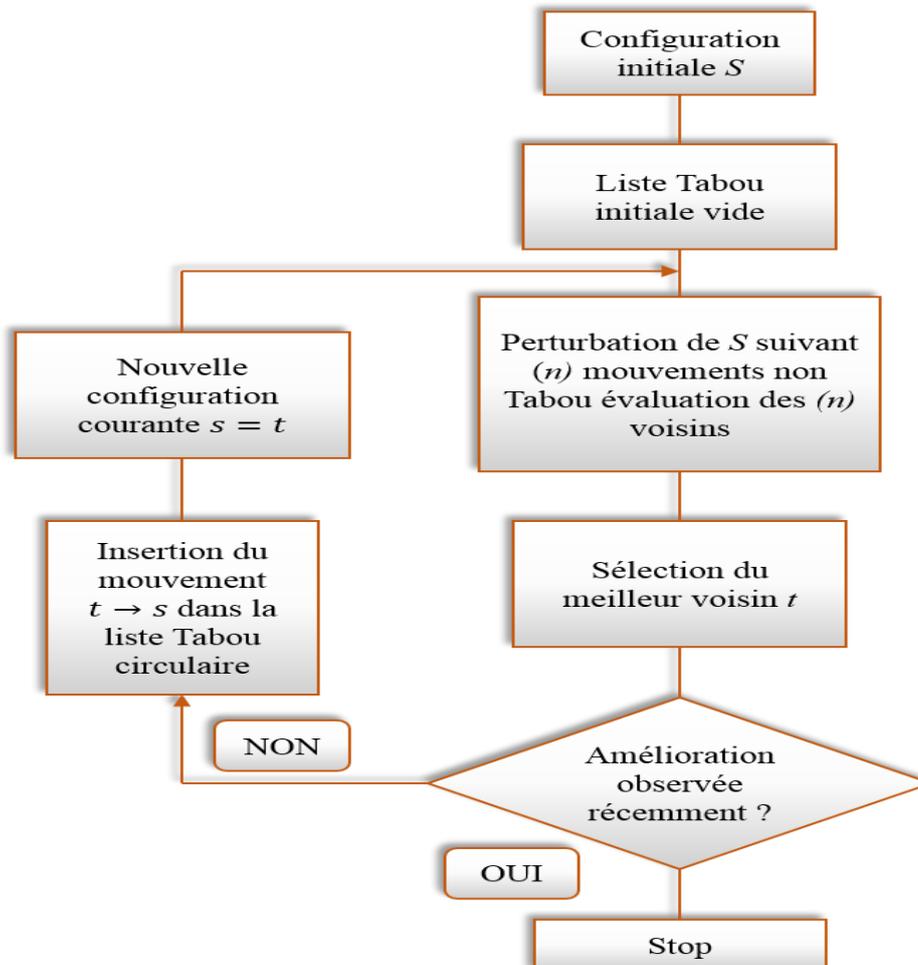


Figure I.6: Organigramme de l'algorithme Tabou simple.

I.6.2.2 Méthodes qui travaillent avec une population de points

I.6.2.2.1 Les algorithmes évolutionnaires

Sont une famille d'algorithmes dont le principe s'inspire de la théorie de l'évolution pour résoudre des problèmes divers. La grande majorité de ces méthodes sont utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation, elles sont en cela des métaheuristiques, bien que le cas général ne soit pas nécessairement dédié aux algorithmes d'optimisation au sens strict.

➤ **Algorithmes génétiques (AG)**

A) Définition

Les algorithmes génétiques sont une abstraction de la théorie de l'évolution. L'idée fondatrice est simple: si l'évolution a optimisé les processus biologiques, l'utilisation du paradigme de l'évolution pour trouver des solutions optimales dans le cadre de traitements informatiques possède un sens.

L'utilisation de la théorie de l'évolution comme modèle informatique pour trouver une solution optimale peut se justifier par le fait que la théorie de l'évolution permet de rechercher la solution parmi un très grand nombre de possibilités dans un laps de temps raisonnable (le processus d'évolution se déroule en parallèle).

Ainsi les algorithmes génétiques sont des systèmes qui s'appuient sur les principes de sélection de Darwin et sur les méthodes de combinaison des gènes introduites par Mandel pour traiter des problèmes d'optimisation.

On peut résumer le domaine d'application des algorithmes génétiques dans les deux cas suivants :

L'espace de recherche est vaste ou le problème possède énormément de paramètres devant être optimisés simultanément. Le problème ne peut pas être facilement décrit par un modèle mathématique précis. [11]

B) Principe

Les algorithmes génétiques travaillent sur une population composée d'individus, tous différents, qui sont des solutions potentielles du problème à résoudre.

Dans un premier temps, chaque individu, c'est-à-dire chaque solution, est évaluée. Cette évaluation permet de juger de la pertinence des solutions par rapport au problème considéré. Ceci conduit à éliminer les solutions jugées inutiles ou très mauvaise, on va donc mettre à l'écart les individus les plus faibles pour favoriser les plus performants.

Une fois cette élimination effectuée, les gènes des solutions sélectionnées sont combinés pour obtenir une nouvelle population qui doit être, d'après la théorie de l'évolution, mieux adaptée au problème que la population précédente.

La population de solutions est alors soumise à une imitation de l'évolution des espèces : mutation et reproduction par hybridation. Les individus les plus adaptés ont une probabilité

plus élevée d'être sélectionnés et reproduits. Le mécanisme d'encouragement des éléments les plus adaptés (« pression de l'évolution ») a pour résultat que les générations successives sont de plus en plus adaptées à la résolution du problème.

La population initiale donne ainsi naissance à des générations successives, mutées et hybridées à partir de leurs « parents ». Ce processus est réitéré jusqu'à ce l'on obtienne une solution que l'on juge satisfaisante. [11]

L'algorithme ci-dessous décrit une version générique d'un algorithme génétique.

Algorithme pseudo-code d'un algorithme génétique abstrait

ENTREES : Fonction d'évaluation f , nombre d'itération maximum n

SORTIES : meilleurs individu trouvé

Générer aléatoirement la population initiale

$i \leftarrow 0$

tant que $i < n$ et condition d'arrêt non satisfaite **faire**

Evaluer chaque individu de la population selon f

Sélectionner les parents dans la population

Produire les enfants des parents sélectionnés par croisement

Muter les individus

Etendre la population en y ajoutant les enfants

Réduire la population

$i \leftarrow i + 1$

Fin tant que

Retourner le meilleur individu

L'implémentation d'un algorithme génétique est spécifique au problème à résoudre. Les considérations principales sont les suivantes: [11]

- Choix du codage des hypothèses ;
- Choix de la fonction objectif ;
- Choix de la méthode de sélection ;
- Choix des opérateurs génétiques ;
- Choix des méta-paramètres : taille population, probabilités d'opération, critère d'arrêt...

C) Mécanisme de fonctionnement d'un AG

L'originalité des mécanismes repose en particulier sur le fait qu'il n'a pas considéré les seules mutations comme source d'évolution mais aussi et surtout les phénomènes de croisement. C'est en croisant les solutions potentielles existant que l'on peut se rapprocher de l'optimum.

Les différents points introduits ci-avant vont maintenant être étudiés en détail dans la section suivante. [11]

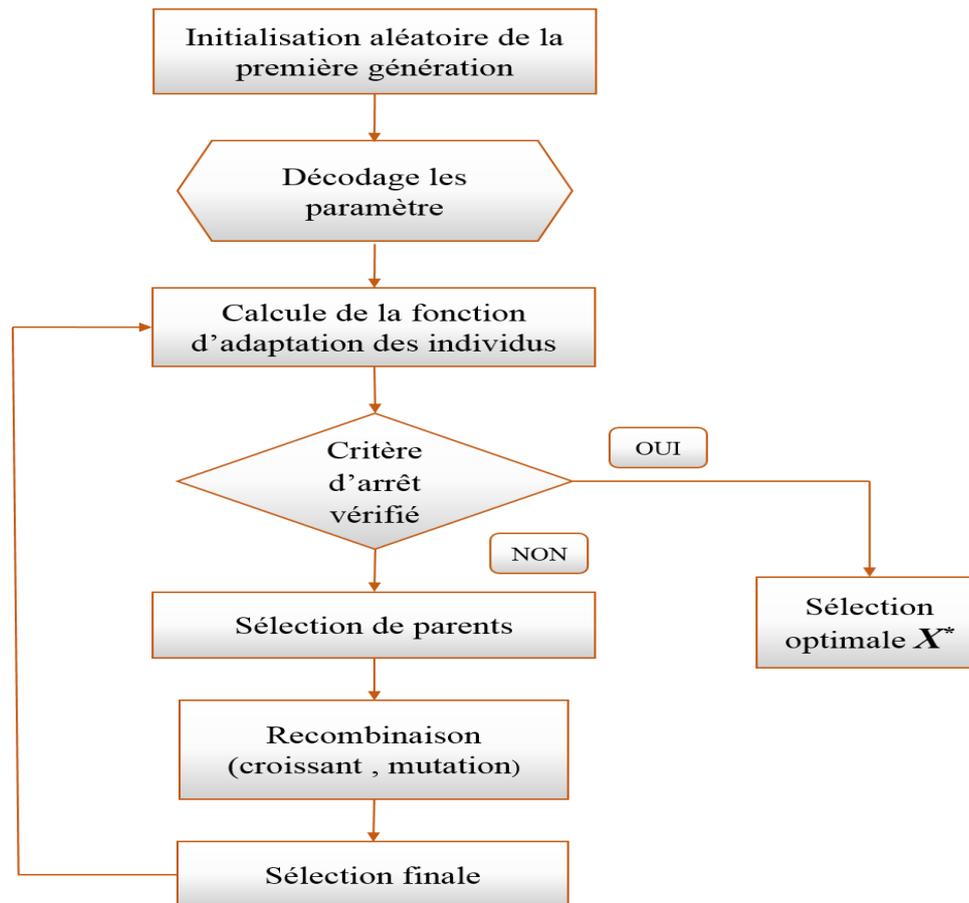


Figure I.7: organigramme des algorithmes génétiques.

I.7 Extensions des métaheuristiques

I.7.1 Adaptation aux problèmes à variables continues

Ces problèmes, de loin les plus courants en ingénierie. La plupart des métaheuristiques, d'origine combinatoire, ont été cependant adaptées au cas continu, ce qui suppose notamment le recours à une stratégie de discrétisation des variables : le pas de discrétisation doit s'adapter en cours d'optimisation, pour garantir à la fois la régularité de la progression vers l'optimum et la précision du résultat. Adaptation aux problèmes à variables continues.

I.7. 2 Optimisation multi objectif

De plus en plus de problèmes exigent la considération simultanée de plusieurs objectifs contradictoires. Il n'existe pas, dans ce cas, un optimum unique ; on cherche, en revanche, une gamme de solutions « optimales au sens de Pareto », qui forment la « surface de compromis » du problème considéré. Ces solutions peuvent être soumises à l'arbitrage final de l'utilisateur.

I.7. 3 Optimisation multimodale

Il s'agit cette fois de déterminer tout un jeu de solutions optimales, au lieu d'un optimum unique. Les AG sont particulièrement bien adaptées à cette tâche, de par leur nature distribuée. Les variantes de type « multi population » exploitent en parallèle plusieurs populations, qui s'attachent à repérer des optimums différents.

I.8 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un état de l'art sur L'optimisation par les Méthodes heuristiques et stochastiques. Et présenté aussi quelques-unes des métaheuristiques les plus connues, afin de montrer que les métaheuristiques à population pouvaient être vues comme des algorithmes manipulant un échantillonnage de la fonction objectif. Après avoir rappelé quelques notions préliminaires. Les deux algorithmes utilisés dans ce mémoire sont l'algorithme de PSO et GWO.

En présence d'un problème d'optimisation concret : vous devez choisir une méthode efficace, capable de produire une solution optimale - ou de qualité acceptable - au prix d'un temps de calcul raisonnable.

Références Bibliographiques

- [1] **I. BOUSSAID**, « Perfectionnement de métaheuristiques pour l'optimisation continue », Université Paris-Est, 2013. Français.
- [2] **C. PORTE**, « Méthodes directs d'optimisation-méthodes à une variable et simplex », 10 juil.2017.
- [3] **B. SARENI**, « Méthodes d'optimisation multimodales associées à la modélisation numérique en électromagnétisme». Autre. Ecole Centrale de Lyon, 1999. Français.
- [4] **A. NADJIM**, « Optimisation d'une machine synchrone à aimant permanent à bobinage dentaire », Présenté en vue de l'obtention du diplôme de Master En électrotechnique, Université de Jijel.
- [5] **S. N'TSHUIKA**, « Optimisation de Gammes: Application à la Conception des Machines Synchrones à Concentration de Flux», Thèse de Doctorat, Université de Grenoble, 25 Mars 2011.
- [6] **M. CALDORA COSTA**, « Optimisation de dispositifs électromagnétiques dans un contexte d'analyse par la méthode des éléments finis», Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2001. Français.
- [7] **H. HANAA**, « Hybridations d'algorithmes méta heuristiques en optimisation globale et leurs applications». Thèse de Doctorat. INSA de Rouen, 2013
- [8] **L. SALUDJIANI**, « Optimisations en Electrotechnique par Algorithmes Génétiques. Sciences de l'ingénieur [physiques] ». Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 1997. Français.
- [9] **S. MOUASSA**, « Optimisation de l'écoulement de puissance par une méthode métaheuristique (technique des abeilles) en présence d'une source renouvelable (éolienne) et des dispositifs FACTS », présenté pour obtenir le diplôme de Magister en Electrotechnique, université Ferhat ABBAS SETIF.
- [10] **M. WIDMER**, « Les métaheuristique : Des outils performants pour les problèmes industriels », Université de Fribourg, CH – 1700 Fribourg (Suisse).
- [11] **M. KIHAL**, « Développement de Modèles CEM pour Le Diagnostic et La Caractérisation des Perturbations dans Les Systèmes de Puissance », Rapport scientifique université de jijel,2018/2019.

CHAPITRE II:
Etat De L'art Sur Les
Régulateurs PID

CHAPITRE II

ETAT DE L'ART SUR LES REGULATEURS PID

II.1 introduction

Les régulateurs PID répondent à plus du 90% des besoins industriels. Malheureusement, malgré l'expérience acquise au fil des ans, les valeurs choisies pour les paramètres P, I et D ne sont pas toujours satisfaisantes, ni adaptées au processus à régler.

Les premiers régulateurs de type centrifuge apparaissent vers 1750 pour régler la vitesse des moulins à vent, suivi en 1788 du fameux contrôleur de vitesse d'une machine à vapeur de James Watt.

En 1942, Ziegler et Nichols ont proposé deux démarches permettant de trouver facilement les paramètres optimums pour une installation donnée. Au fil des années, les propositions de Ziegler et Nichols ont été adaptées ou modifiées selon les besoins.

Au début des années 1990 et dans le but de fournir des règles d'ajustement simples mais plus performantes que celles de Ziegler et Nichols, ses collaborateurs ont analysé le comportement dynamique d'un grand nombre de processus. Cette analyse a conduit à l'établissement de tableaux servant aux calculs des paramètres P, I et D à partir de mesures simples.

Par conséquent, le régulateur PID est bien adapté à la plupart des processus de type industriel et il est relativement robuste par rapport aux variations des paramètres de procédé, quand on n'est pas trop exigeant pour les performances de la boucle fermée par rapport à celles de la boucle ouverte (par exemple, accélération très importante de la réponse ou augmentation très importante de l'amortissement en boucle fermée).[1]

II.2 Généralités

II.2.1 Définitions

- **La régulation** regroupe l'ensemble des techniques utilisées visant à contrôler une grandeur physique. Par exemples : Pression, température, débit, niveau etc...
- **La grandeur réglée** est la grandeur physique que l'on désire contrôler. Elle donne son nom à la régulation. Par exemple : une régulation de vitesse.
- **La consigne** est la valeur que doit prendre la grandeur réglée;

- **La grandeur réglant** est la grandeur physique qui a été choisie pour contrôler la grandeur réglée. Elle n'est pas généralement de la même nature que la grandeur réglée;
- **Les grandeurs perturbatrices** sont les grandeurs physiques qui influencent la grandeur réglée. Elles ne sont pas généralement de la même nature que la grandeur réglée;
- **L'organe de réglage** est l'élément qui agit sur la grandeur réglant. [2]

II.2.2 Régulation ou Asservissement

- Dans une régulation, on s'attachera à maintenir constante la grandeur réglée d'un système soumis à des perturbations;
- Dans un asservissement, la grandeur réglée devra suivre rapidement les variations de la consigne;

II.2.3 L'objectif global de la régulation

Peut se résumer par ces trois mots clefs : mesurer, comparer, corriger.

Cependant, chaque procédé possède ses exigences propres, chaque appareil possède ses propres conditions de fonctionnement. Il est donc indispensable que la régulation soit conçue pour satisfaire aux besoins particuliers liés à la sécurité, aux impératifs de production et aux matériels.

II.2.4 Une boucle de régulation

Une boucle de régulation doit comporter au minimum les éléments suivants

- Un capteur de mesure ;
- Un transmetteur souvent intégré au capteur ;
- Un régulateur ; un actionneur.

Elle est souvent complétée par : un enregistreur, des convertisseurs, des sécurités.

Le régulateur reçoit deux informations :

- Le signal de mesure provenant du capteur ;
- La consigne (qui peut être locale ou externe).

En fonction de l'écart entre ces deux valeurs et de l'algorithme de calcul pour lequel il a été configuré, il délivre un signal de sortie dirigé vers l'actionneur afin d'annuler cet écart et de ramener la mesure vers la valeur de consigne. [3]

II.2.5 Les types de boucles

II.2.5.1 Boucle ouverte

On parle de fonctionnement en boucle ouverte (figure II.1) quand la grandeur de la correction est indépendante de la grandeur de la mesure. Le régulateur est en mode manuel consiste à laisser à l'utilisateur le choix de la valeur du signal de commande appliquée à l'actionneur.

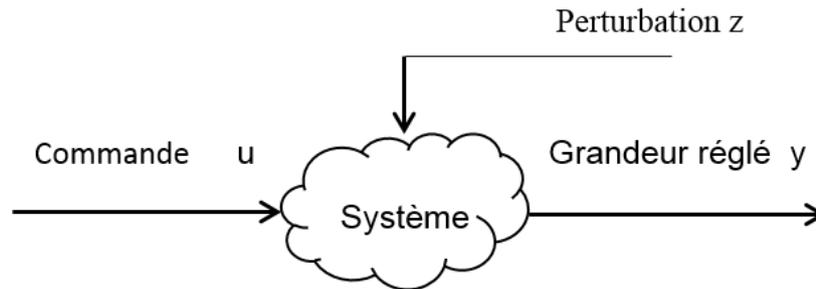


Figure II.1:Le système en boucle ouverte.

II.2.5.2 Boucle fermée

C'est le fonctionnement normal d'une régulation. Si la grandeur de la mesure affecte la grandeur de la correction (grandeur manipulée). Le régulateur compare la mesure de la grandeur réglée et la consigne et agit en conséquence pour s'en rapprocher (figure II.2).

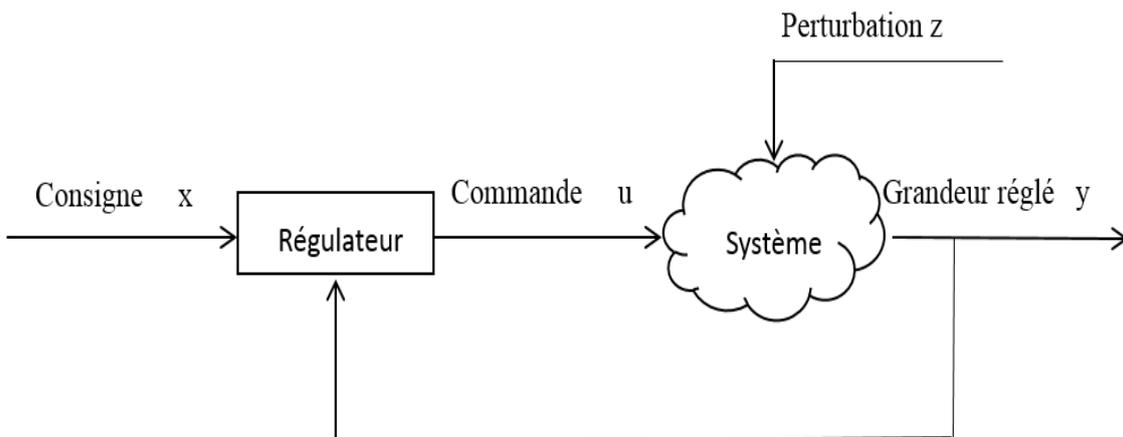


Figure II.2:Le système en boucle fermée.

La figure II.3 résume les différentes fonctionnalités dans une boucle de régulation

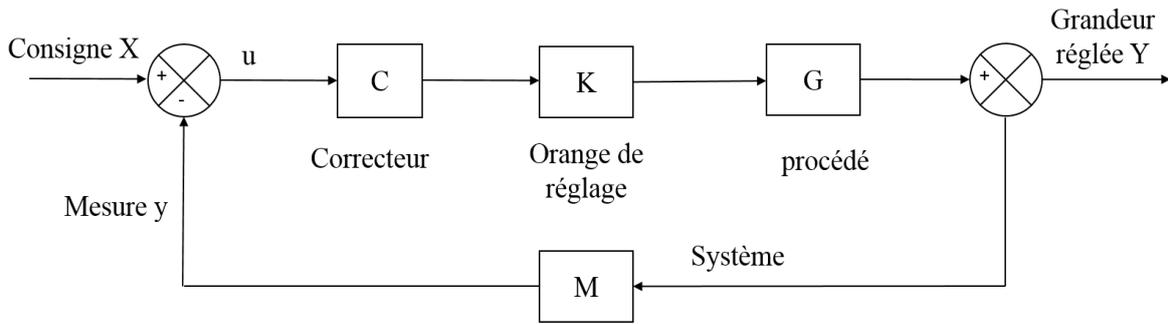


Figure II.3. Boucle de régulation.

II.3 Régulateur PID

II.3.1 Définition

Régulateur PID (Proportionnel, Intégral, Dérivé) C'est un système d'auto régulation (boucle fermée), qui cherche à réduire l'erreur entre la consigne et la mesure. [4]

$$e = \text{consigne} - \text{mesure}$$

Le but de la régulation est de maintenir à une valeur désirée (Grandeur de référence), une grandeur physique (Grandeur réglée) comme la température, l'humidité relative, la pression... Soumise à des perturbations en mesurant sa valeur. Après comparaison entre grandeur réglée et grandeur de référence, il en résulte un écart de réglage. En fonction de cet écart, le régulateur forme un signal de commande (Grandeur de réglage) qui va faire varier la puissance de réglage par l'intermédiaire d'un actionneur (Organe de réglage).

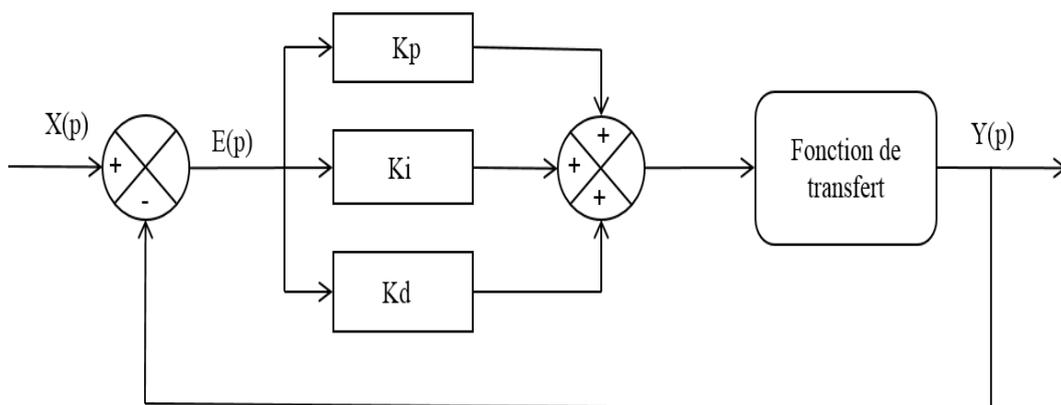


Figure II.4. Régulateur PID.

Un régulateur PID est obtenu par l'association de ces trois actions et il remplit essentiellement les trois fonctions suivantes :

- Il fournit un signal de commande en tenant compte de l'évolution du signal de sortie par rapport à la consigne ;
- Il élimine l'erreur statique grâce au terme intégrateur ;
- Il anticipe les variations de la sortie grâce au terme dérivateur.

II.3.2 Action Proportionnel « P »

Dans le cas d'un contrôle proportionnel, l'erreur est virtuellement amplifiée d'un certain gain constant qu'il conviendra de déterminer en fonction du système.

$$\text{Consigne}(t) = k_p e(t) \quad (\text{II.1})$$

Ce qui en Laplace donne :

$$\text{Consigne}(p) = k_p e(p) \quad (\text{II.2})$$

L'idée étant d'augmenter l'effet de l'erreur sur le système afin que celui-ci réagisse plus rapidement aux changements de consignes. Plus la valeur de Kp est grande, plus la réponse ne l'est aussi. En revanche, la stabilité du système s'en trouve détériorée et dans le cas d'un Kp démesuré le système peut même diverger.

II.3.3 Action Intégré « I »

Au contrôle proportionnel, nous pouvons ajouter l'intégration de l'erreur. Dans ce cas nous obtenons une régulation **PI** (proportionnelle et intégrée).

L'erreur entre la consigne et la mesure est ici intégrée par rapport au temps et multipliée par une constante qu'il faudra aussi déterminer en fonction du système.

$$\text{Consigne}(t) = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(\tau) d(\tau) \quad (\text{II.3})$$

Ce qui en Laplace donne :

$$\text{Consigne}(p) = k_p e(p) + k_i \frac{e(p)}{p} \quad (\text{II.4})$$

Et bien, lors d'un simple contrôle proportionnel, il subsiste une erreur statique. Lorsque le système s'approche de sa consigne, l'erreur n'est plus assez grande pour faire avancer le moteur. Le terme intégral permet ainsi de compenser l'erreur statique et fournit, par conséquent, un système plus stable en régime permanent. Plus Ki est élevé, plus l'erreur statique est corrigée.

II.3.4 Action Dérivé « D »

Pour obtenir un contrôle en **PID**, il nous faut encore ajouter un terme. Celui-ci consiste à dériver l'erreur entre la consigne et la mesure par rapport au temps et à le multiplier lui aussi par une constante.

$$\text{Consigne}(t) = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(\tau) d(\tau) + k_d \frac{d}{dt} e(t) \quad (\text{II.5})$$

Ce qui en Laplace donne :

$$\text{Consigne}(p) = k_p e(p) + k_i \frac{e(p)}{p} + k_d p e(p) = e(p) [k_p + k_i \frac{1}{p} + k_d p] \quad (\text{II.6})$$

Et bien, le contrôle **PI** peut amener à un dépassement de la consigne, ce qui n'est pas toujours très souhaitable (exemple d'inversion de polarité dans le cas de moteurs électriques). Le terme dérivé permet de limiter cela. Lorsque le système s'approche de la consigne, ce terme freine le système en appliquant une action dans le sens opposé et permet ainsi une stabilisation plus rapide.

II.3.5 Type de régulateurs

I.3.5.1 Régulateur à action proportionnelle (P)

Le régulateur à action proportionnelle, ou régulateur **P** est une action simple et puisqu'il construit une commande **u(t)** proportionnelle à l'erreur **e(t)**. Cette action s'apparente à un effet de ressort (ressort de rappel). [5]

- Fonction de transfert du régulateur PI :

$$u(p) = \frac{U(p)}{E(p)} = k_p \quad (\text{II.7})$$

- Loi de commande du régulateur P :

$$C(p) = k_p \cdot e(t) \quad (\text{II.8})$$

- Schéma fonctionnel du régulateur P :

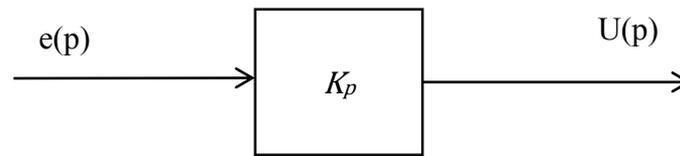


Figure II.5. Schéma fonctionnel du régulateur P.

II.3.5.2 Régulateurs à action proportionnelle-intégrale (PI)

- Fonction de transfert du régulateur PI : [5]

$$C(p) = k_p + \frac{1 + T_i p}{T_i p} \quad (\text{II.9})$$

- Equation temporelle :

$$u(t) = k_p e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt \quad (\text{II.10})$$

- Schéma fonctionnelle de régulateur PI :

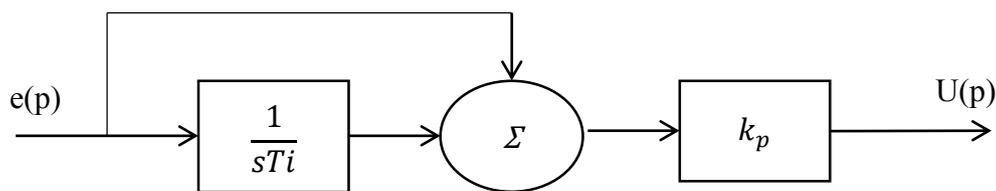


Figure II.6. Schéma fonctionnel du régulateur PI

II.3.5.3 Régulateur à action proportionnelle-dérivée (PD)

- Fonction de transfert du régulateur PD : [5]

$$C(p) = \frac{U(p)}{E(p)} = k_p (1 + T_d p). \quad (\text{II.11})$$

- Equation temporelle :

$$u(t) = k_p \left(e(t) + T_d \cdot \frac{de(t)}{dt} \right). \quad (\text{II.12})$$

- Schéma fonctionnel du régulateur PD :

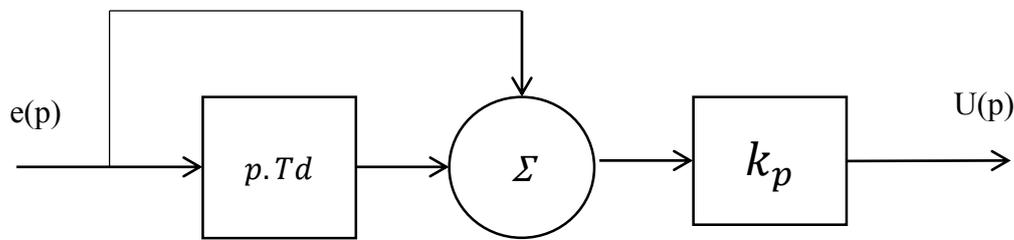


Figure II.7. Schéma fonctionnel du régulateur PD.

II.3.6 Structure d'un PID

Les actions élémentaires d'un régulateur peuvent être associées de plusieurs façons. On parle de la structure d'algorithme du régulateur. Les valeurs des paramètres PID ne donnent pas le même comportement du procédé selon que la structure est parallèle ou mixte. C'est pourquoi il est primordial que l'automaticien connaisse les structures existantes du régulateur. [6]

Pour les différentes structures on prend :

$X(p)$: Consigne de régulation. $Y(p)$: Grandeur réglant.
 $e(p)$: Ecart mesure/consigne. $W(p)$: Grandeur réglée (mesure).

II.3.6.1 Structure parallèle

Cette structure est illustrée par la figure (II.8).

Dans ce cas la sortie est donnée par :

$$Y(t) = K_p \left(e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) \cdot d\tau + T_d \cdot \frac{de(t)}{dt} \right) \quad (\text{II.13})$$

En considérant les conditions initiales sont nulles et en appliquant la transformée de Laplace à l'équation (II.13), on obtient la fonction de transfert du régulateur PID à structure parallèle.

$$C(p) = \frac{Y(p)}{E(p)} = K_p + \frac{1}{T_i \cdot p} + T_d \cdot p \quad (\text{II.14})$$

ou: $T_i = \frac{1}{K_i}$ et $T_d = K_d$

Avec: T_i et T_d sont respectivement la constante d'intégration et la constante de dérivation.

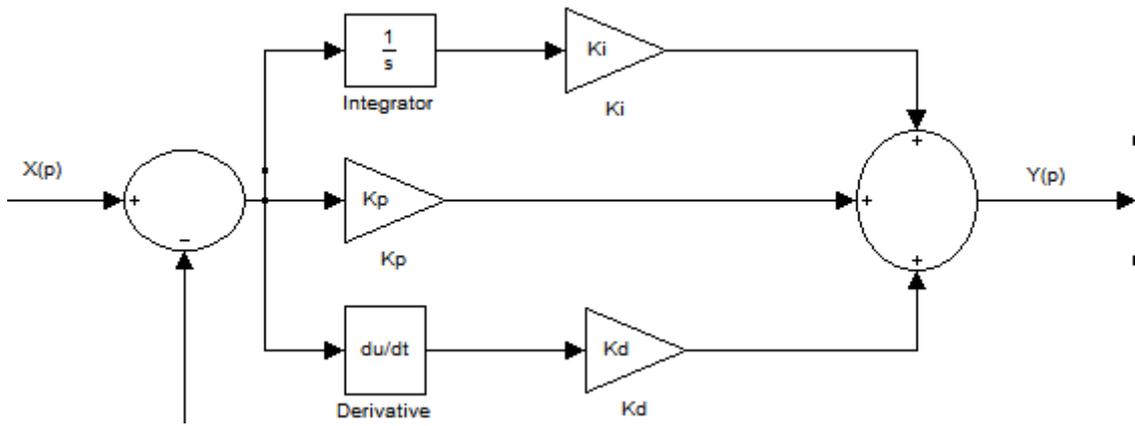


Figure II.8. Régulateur PID à structure parallèle.

II.3.6.2 structure série

Cette structure est illustrée par la figure (II.9).

Dans ce cas la sortie Y(p) est donner par :

$$Y(t) = a \cdot K_p \cdot e(t) + \frac{K_p}{T_i} \cdot \int_0^t e(\tau) \cdot d\tau + T_d \cdot \frac{de(t)}{dt} \tag{II.15}$$

avec : $a = \frac{T_i + T_d}{T_i}$ est le coefficient théorique d'interaction entre action intégrale et action dérivée.

On considérant les conditions initiales sont nulles et en appliquant la transformée de Laplace à l'équation (II.15), on obtient la fonction de transfert du régulateur PID à structure série.

$$C(p) = \frac{Y(p)}{E(p)} = K_p + \left(1 + \frac{1}{T_i \cdot p}\right) + (1 + T \cdot a \cdot p) \tag{II.16}$$

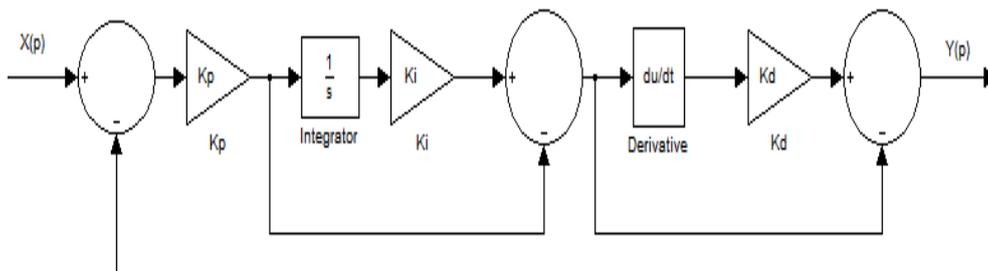


Figure II.9. Régulateur PID à structure série.

II.3.6.3 Structure mixte

C'est la structure la plus utilisée actuellement par les constructeurs. L'expression de la sortie du régulateur PID est donnée par :

$$Y(t) = K_p \cdot e(t) + \frac{K_p}{T_i} \cdot \int_0^t e(\tau) \cdot d\tau + T_d \cdot \frac{de(t)}{dt} \quad (\text{II.17})$$

Par application de la transformée de Laplace, on obtient :

$$C(p) = \frac{Y(p)}{E(p)} = K_p + \left(1 + \frac{1}{T_i \cdot p} + T_d \cdot p\right) \quad (\text{II.18})$$

Cette structure est représentée par la figure (II.10)

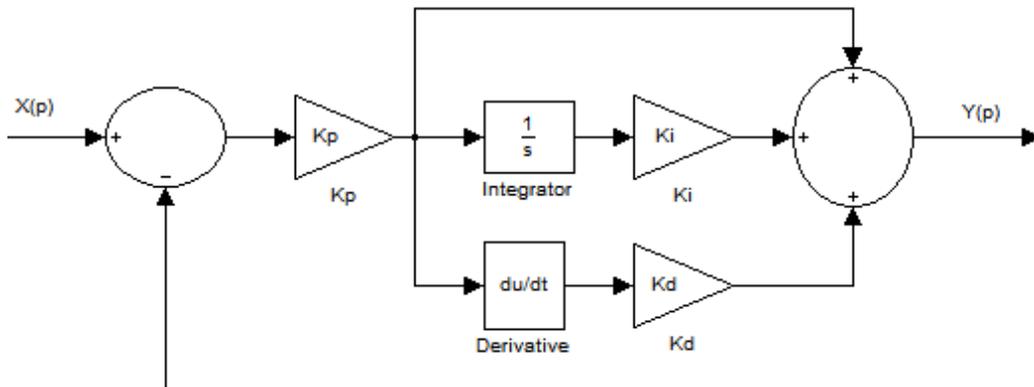


Figure II.10: Régulateur PID à structure mixte.

II.3.7 Fonction de transfert du régulateur PID :

$$G_c(p) = \frac{U(p)}{E(p)} = k_p \cdot \frac{1 + P \cdot T_i + P^2 \cdot T_i \cdot T_d}{P \cdot T_i} \quad (\text{II.19})$$

II.4 Méthodes de réglages

La plupart des règles ont évolué au fil des années afin de répondre à la question du réglage d'une boucle PID probablement la première et certainement la plus connue de ces règles est la méthode de Ziegler et Nichols (Z-N).

II.4.1 Méthode de Ziegler et Nichols

C'est une méthode empirique qui permet d'ajuster les paramètres d'un régulateur PID. Pour commander un processus à partir des mesures sur sa réponse indicielle. [7]

II.4.1.1 Méthode de la réponse indicielle

Pour obtenir les paramètres du régulateur PID, il suffit d'enregistrer la réponse indicielle du processus seul (c'est-à-dire sans le régulateur), puis de tracer la tangente au point d'inflexion de la courbe. On mesure ensuite les deux grandeurs T_u et T_a comme indiqué par la figure (II.11)

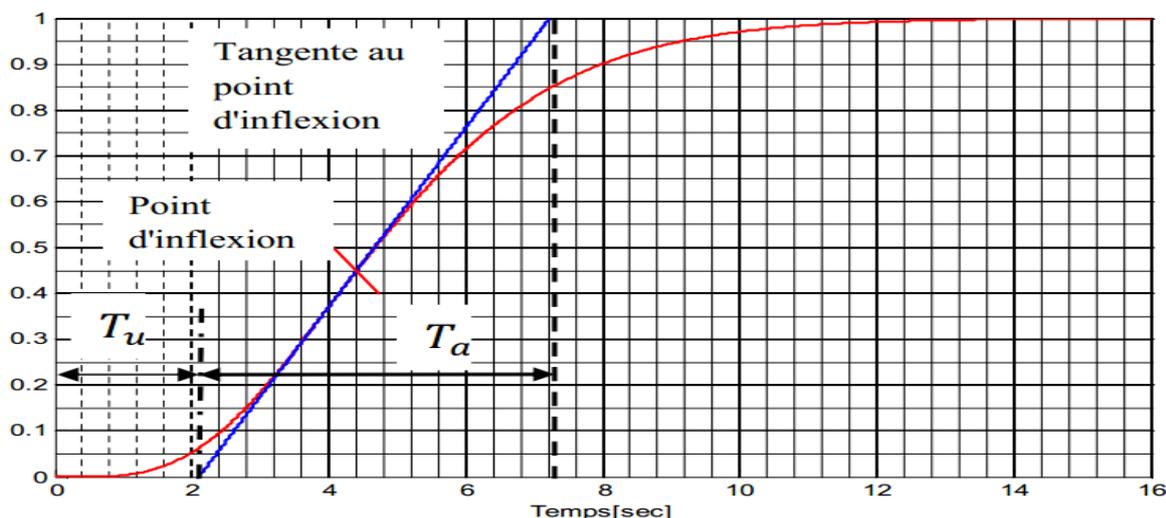


Figure II.11: Réponse en boucle ouverte.[7]

On peut alors calculer les coefficients du régulateur choisi à l'aide du tableau (II.1).

Type	PID série	PID parallèle	PID mixte
K_p	$0.6 * T_a / T_u$	$1.2 * T_a / T_u$	$1.2 * T_a / T_u$
T_i	T_u	$1.67 * T_u^2 / T_a$	$2 * T_u$
T_d	T_a	$0.6 * T_a$	$T_u / 2$

Tableau II.1: Réglages de Ziegler et Nichols en boucle ouverte. [7]

II.4.1.2 Méthode de point critique

On boucle le processus sur un simple régulateur proportionnel k_p dont on augmente le gain jusqu'à amener le système à osciller de manière permanente, on se trouve ainsi à la limite de stabilité (Figure II.12).

Après avoir relevé le gain critique k_{cr} du régulateur et la période d'oscillation T_{cr} de la réponse, on peut calculer les paramètres de régulateur choisi à l'aide du tableau (II.2).

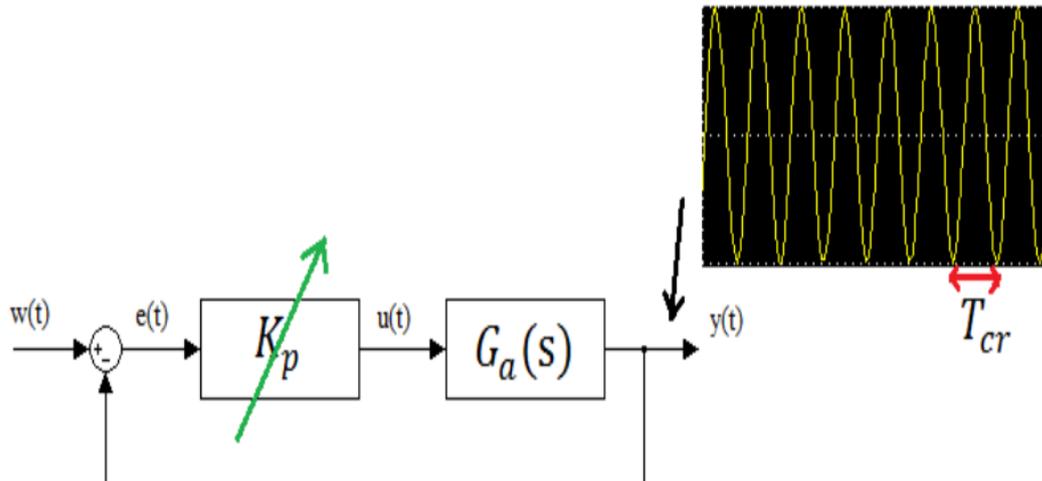


Figure II.12. Méthode du gain critique.[8]

Type	PID série	PID parallèle	PID mixte
K_p	$0.3 * k_{cr}$	$0.6 * k_{cr}$	$0.6 * k_{cr}$
T_i	$\frac{T_{cr}}{4}$	$\frac{T_{cr}}{1.2 * k_{cr}}$	$\frac{T_{cr}}{2}$
T_d	$\frac{T_{cr}}{4}$	$\frac{T_{cr} * k_{cr}}{13.3}$	$\frac{T_{cr}}{8}$

Tableau II.2: Réglage de Ziegler et Nichols par méthode du gain critique. [8]

II.4.2 Méthode de Broida

Cette méthode est basée sur l'identification en boucle ouverte du système en premier lieu et le calcul des paramètres en second lieu. On mesure les temps t_1 , et t_2 qui correspondent respectivement aux temps de réponse 28% et à 40%; de la valeur finale de la réponse indicielle (figure II.13). [9]

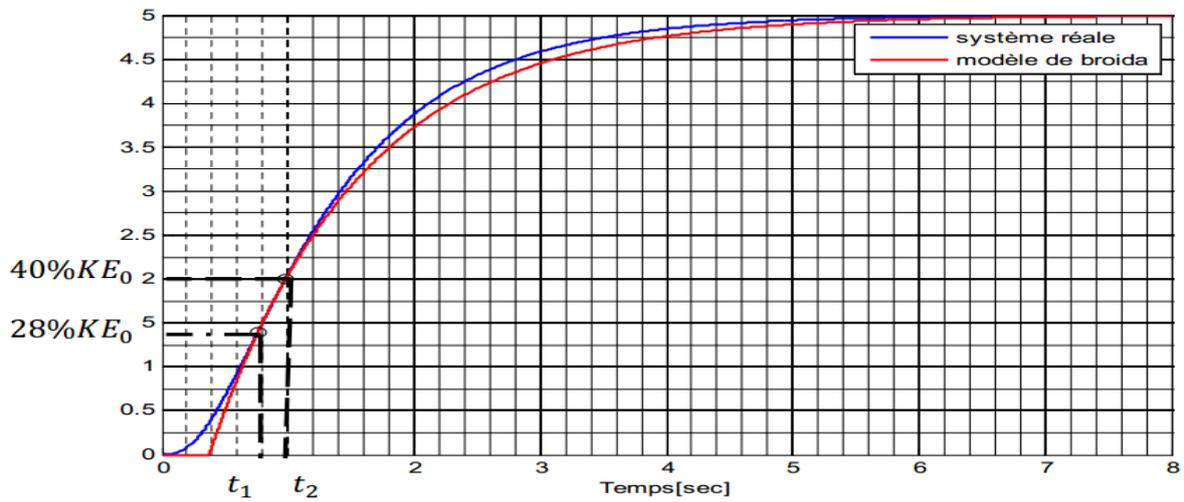


Figure II.13: Modélisation par la méthode de Broïda.[9]

La fonction de transfert du système est exprimée par:

$$G(p) = \frac{K e^{-Tp}}{1 + \tau p} \tag{II.20}$$

Avec : $T = 5.5.(t_2 - t_1)$.

$\tau = 2,8.t_1 - 1,8.t_2$.

K: Le gain statique.

Les paramètres du correcteur PID sont représenté dans le tableau (II.3) :

Type	PID série	PID mixte
K_p	$0.833 \frac{1}{K T} \tau$	$\frac{\frac{\tau}{T} + 0.4}{1.2K}$
T_i	τ	$\tau + 0.42T$
T_d	$0.42T$	$\frac{\tau T}{T + 2.5\tau}$

Tableau II.3: Réglage de Broïda. [9]

II.5 Critère de performance

Précision, amortissement, rapidité, permettent d'exprimer les performances d'une régulation. En règle générale, on cherche à obtenir un temps de réponse T_e .

On peut retenir le chiffre de 15% comme valeur moyenne acceptable de dépassement. Insistons sur le fait que si la mise au point de la régulation est effectuée à partir d'une réponse due à des changements de consigne, c'est généralement à des variations de grandeur perturbatrice que la régulation est soumise. La théorie montre que si la stabilité qui est la condition indispensable, est assurée dans le premier cas, elle le sera dans le second, mais l'allure du transitoire sera différente.

II.5.1 Critère de performances de la précision dynamique

Pour avoir une bonne précision dynamique d'un système à une entrée échelon, il faut que le régime transitoire soit caractérisé par un faible dépassement et un temps de réponse optimal. Pour cela, les paramètres d'un régulateur sont choisis de manière à minimiser l'erreur dynamique $e(t) = y(t) - y_d(t)$, donc on doit minimiser l'un des critères suivant : [10]

II.5.1.1 L'intégrale de la valeur absolue de l'erreur (IAE)

L'intégrale de la valeur absolue de l'erreur est donnée par :

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| \cdot dt \quad (II.21)$$

Ce critère exprime la surface générée par la différence entre la valeur de consigne et la valeur réelle, et son rôle c'est de supprimer les petites erreurs. [10]

II.5.1.2 L'intégrale du carré de l'erreur (ISE)

L'intégrale du carré de l'erreur est donnée par:

$$ISE = \int_0^{\infty} e(t)^2 \cdot dt \quad (II.22)$$

L'intérêt de cet indice de performance est de corriger les systèmes dont le régime transitoire qui dure trop longtemps, et tient beaucoup moins compte des dépassements inférieurs à 1. [10]

II.5.1.3 L'intégrale de la valeur absolue de l'erreur pondérée par le temps (ITAE)

L'intégrale de la valeur absolue de l'erreur pondérée par le temps est donnée par :

$$ITAE = \int_0^{\infty} t|e(t)|.d(t) \quad (\text{II.23})$$

L'introduction du paramètre temps, va corriger les systèmes à réponse très oscillatoire. [9]

II.5.1.4 L'intégrale du carré de l'erreur pondérée par le temps (ITSE)

L'intégrale du carré de l'erreur pondérée par le temps est donnée par :

$$ITSE = \int_0^{\infty} t.e(t)^2.dt \quad (\text{II.24})$$

Ce critère met peu l'accent sur les erreurs initiales et pénalise fortement les erreurs qui se produisant vers la fin de la réponse transitoire à une entrée échelon. [10]

II.5.2 Dépassement

Le premier dépassement permet de qualifier la stabilité d'un système. Plus celui-ci sera important, plus le système sera proche de l'instabilité. Dans certaines régulations, aucun dépassement n'est toléré, dans d'autre un dépassement inférieur à 15 % est considéré comme acceptable. Dans la réponse indicielle ci-dessous (figure II.14), le premier dépassement est de 14%. [11]

L'équation du dépassement est la suivante.

$$\text{Dépassement}(\%) = \frac{D1}{DM} * 100 \quad (\text{II.25})$$

La figure II.14 présente le dépassement lors d'un changement de consigne en échelon ou D1 représente le dépassement maximal.

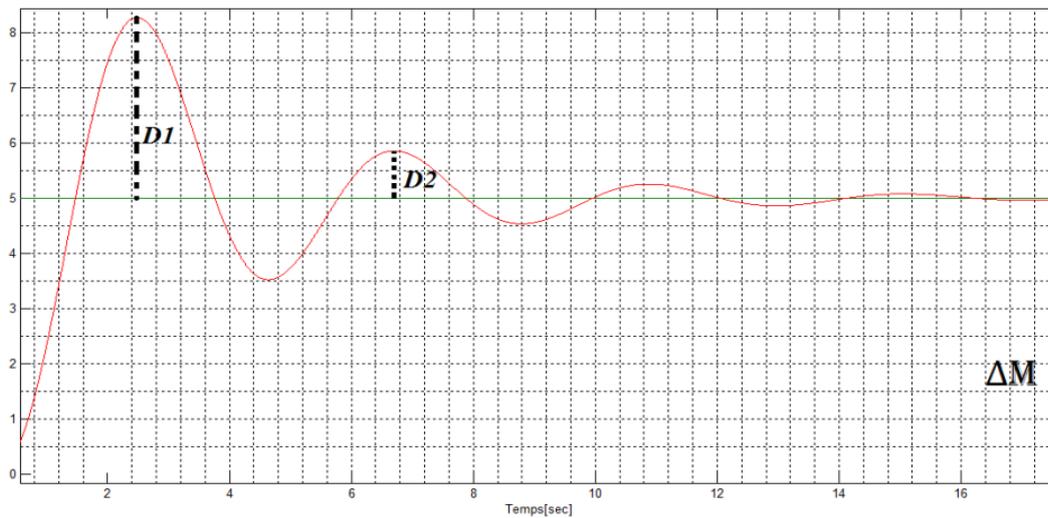


Figure II.14: Représentation graphique du dépassement.

II.5.3 Temps de réponse

Elle traduit pratiquement la durée transitoire. Plus précisément, elle s'exprime par le temps de réponse T_r ou temps d'établissement, qui est le temps mis par la mesure pour atteindre sa valeur définitive à $\pm 5\%$ de sa variation tout en se maintenant dans cette zone des $\pm 5\%$. [11]

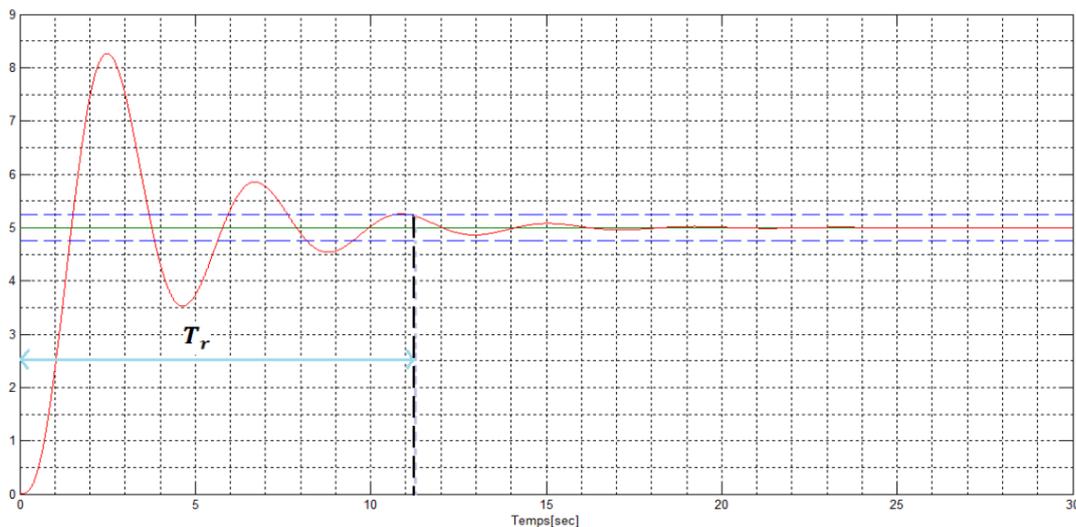


Figure II.15: Représentation graphique du temps de réponse.

Les deux lignes pointillées horizontales sur le graphique de la figure II.15 représentent la valeur supérieure et inférieure de 5% par rapport à la valeur finale.

II.5.4 Temps de montée

Le temps de montée est la mesure du temps écoulé entre l'échelon de consigne et le premier passage de la sortie à $x\%$ de la valeur finale. Le graphique sur la (Figure II.16) présente une valeur de la sortie atteint 90% de la valeur finale. [11]

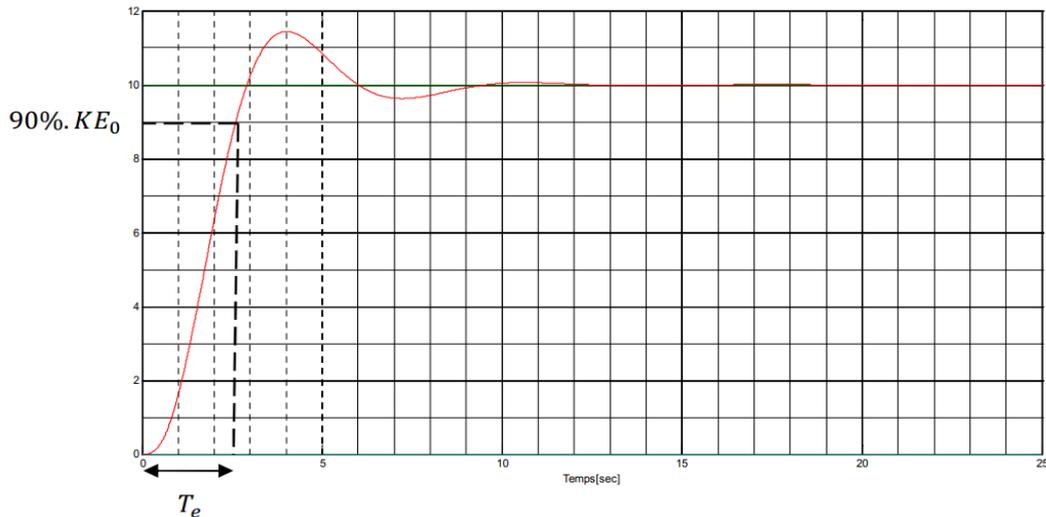


Figure II.16: Représentation graphique du temps de montée.

II.6 Conclusion

La régulation par PID est aujourd'hui l'un des régulations les plus utilisés et ce pour plusieurs raisons.

Premièrement, il est très simple à mettre en place et s'avère efficace pour la plupart des systèmes réels. De plus, le calcul des coefficients laisse le choix entre plusieurs méthodes de difficulté croissante.

D'une part, une méthode expérimentale et très facile à mettre en place permet d'obtenir rapidement des coefficients corrects pour des systèmes ne nécessitant pas de très grandes précisions dans la régulation.

Ainsi, la mise en place d'une régulation par PID peut-être à la fois rapide et efficace et permettre une optimisation des coefficients pour les systèmes les plus avancés.

References Bibliographies

- [1] **O.AIDAN**, « handbook of PI and PID controller tuning rules 1 », published by Imperial College Press, 2006.
- [2] **S. BENABDI et A. SAOUDI** «optimisation d'un régulateur PID par les colonies de fourmis artificielles (ACO) » mémoire de Fin d'études en vue de l'obtention du diplôme de master, 2011 / 2012, Université Mohamed Khider Biskra.
- [3] **C. BARRIOS, S. NICULESCU, C. MORARESCU et K.Gu**, «On the Fragility of PI Controllers for Time Delay SISO Systems», 16th Mediterranean Conference on Control and Automation, pp.529- 534, 2008.
- [4] **J. SILVA**, « PID controllers for Time-Delay Systems», Springer, 2005.
- [5] **M. ETIQUE** « Régulation automatique », (Yverdon-les-Bains), Haute Ecole d'Ingénierie et de Gestion du canton de Vaud (HEIG-VD), p164 ,172 ,179-180, mars 2007.
- [6] **P. PROVOUST**, (contrôle et régulation), livre : Automatique
- [7] **Gh. COHEN et G. COON**, « Theoretical consideration of retarded control », ASME, vol. 75, p. 827-834, juillet 1953.
- [8] **V. BROÏDA**, « L'extrapolation des réponses indicielles apériodiques », Automatisme France, (1969).
- [9] **M. VILLAIN**. « Systèmes Asservis Linéaire », tome 2, Editions ellipses, 1997.
- [10] **J. GERTLER**, «Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems », Marcel Drekkerinc, New York, 1998.

CHAPITRE III :
Optimisation Des Paramètres
D'un Régulateur PID

CHAPITRE III

OPTIMISATION DES PARAMETRES D'UN REGULATEUR PID

III.1 Introduction

Dans la pratique industrielle, on utilise directement des régulateur PID, construits par des spécialistes dans la matière. Le problème de synthèse du correcteur n'est plus alors qu'un problème de réglage des actions proportionnelle, intégrateur et dérivée, c'est-à-dire K_p , T_i , T_d .

Le réglage de ces paramètres est un problème quotidien pour l'automaticien : pour cela il faut disposer des méthodes simples à mettre en œuvre, rapides et suffisamment précises. [1]

III.2 Optimisation par la méthode de Ziegler et Nichols

Dans toutes les méthodes proposées pour calculer les paramètres de réglage des régulateurs PID, la mieux documentée reste encore celle de Ziegler et Nichols, en novembre 1942. Elle est basée sur l'observation de réponse du processus et la connaissance de la structure de régulateur utilisé. Trois variantes ont été proposées dès cette époque, la première pour un réglage en boucle fermée, l'autre en boucle ouvert et la dernière pour un réglage fréquentiel. [1]

III.2.1 Méthode de gain critique

Cette méthode nécessite de boucler le système sur un simple régulateur proportionnel dont on augmente le gain jusqu'à amener le système à osciller de manière permanente (figure III.1) ; on se trouve ainsi à la limite de stabilité de système. Après avoir relevé le gain critique K_{cr} et la période d'oscillation T_{cr} de la réponse, on peut calculer les paramètres de régulateur choisis à l'aide du tableau (III.1).

Les valeurs proposées de Ziegler et Nichols ont été testées dans de très nombreuses situations et il faut souligner qu'ici également elles conduisent à un temps de montée relativement court assorti d'un dépassement élevé. [1]

Type	PID série	PID parallèle	PID mixte
K_p	$0.3 * k_{cr}$	$0.6 * k_{cr}$	$0.6 * k_{cr}$
T_i	$\frac{T_{cr}}{4}$	$\frac{T_{cr}}{1.2 * k_{cr}}$	$\frac{T_{cr}}{2}$
T_d	$\frac{T_{cr}}{4}$	$\frac{T_{cr} * k_{cr}}{13.3}$	$\frac{T_{cr}}{8}$

Tableau III.1: Ajustage des gains de régulateur P, PI et PID selon la première méthode de Ziegler et Nichols. [1]

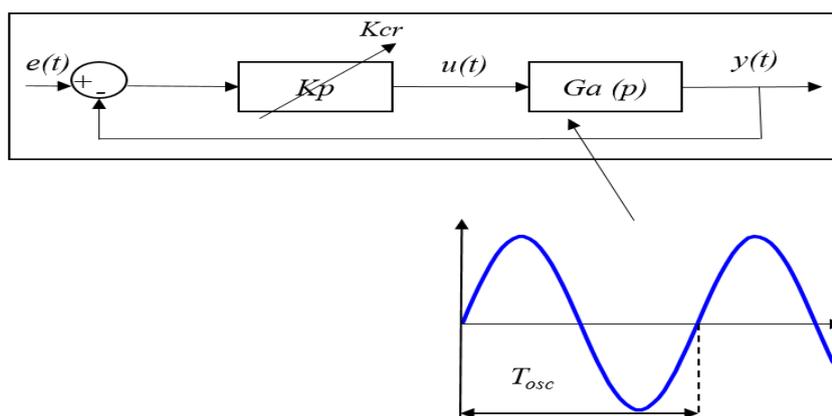


Figure III.1: Méthode du gain critique. [1]

Cette situation n'étant pas toujours satisfaisant, on est amené à corriger légèrement les coefficients proposés. Une modification possible est proposé par le tableau III.2. Il est important de remarque que les paramètres T_i et T_d proposé dans les 2méthode de Ziegler et Nichols ont été fixés dans un rapport constant égale à 4.

Paramètres	K_p	T_i	T_d
Types de Régulateur			
P	$0,4 * K_{cr}$	-	-
PI	$0,4 * K_{cr}$	$0,4 * T_{cr}$	-
PID	$0,4 * K_{cr}$	$0,4 * T_{cr}$	$0,1 * T_{cr}$

Tableau III.2: Réglage de Ziegler et Nichols par méthode du gain critique. [1]

III.2.2 Méthode de la réponse indicielle

La plupart des méthodes de calcul des paramètres de réglage consistent à faire des calculs sur les courbes de réponse du processus en boucle ouverte, suite à l'application d'un échelon (figure III.2). Dans tous les cas. On considère la zone linéaire ou la courbe de réponse présente la pente maximum, on trace une droite "épousant" cette zone linéaire et on s'intéresse au point d'intersection de cette droite avec l'axe des abscisse (axe de temps) : on définit ainsi le temps T_u . On définit en suite le temps T_g , comme étant le temps qu'il faut à la variable contrôlée pour varier de la même amplitude que la sortie du régulateur, ceci à la vitesse de variation maximale (il faut donc répondre la droite précédemment tracée). Ces deux paramètres permettent alors de définir les paramètres de réglage du régulateur. [1]

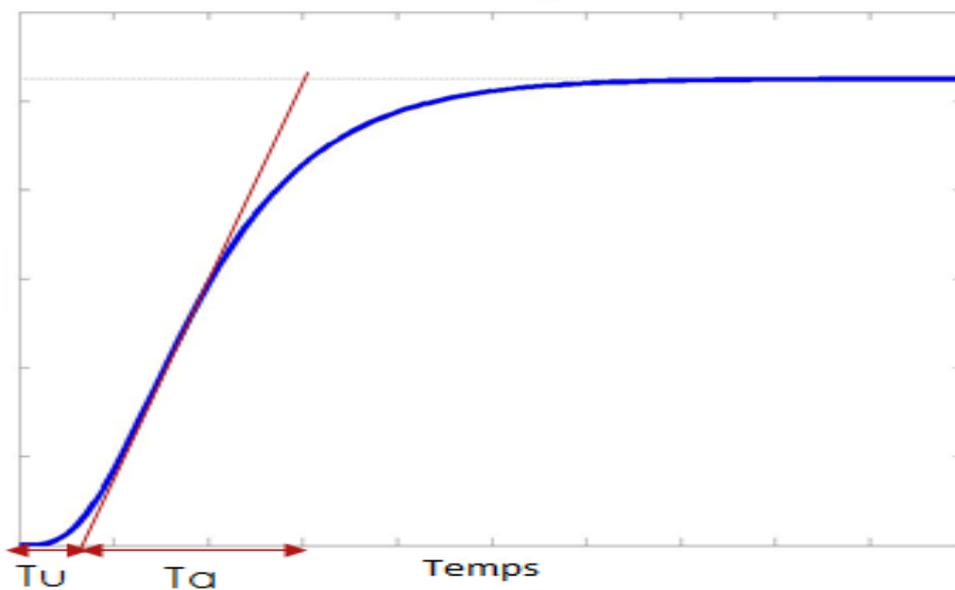


Figure III.2: réponse indicielle du système à régler seul : on mesure les temps T_u et T_g . [1]

On peut alors calculer les coefficients du régulateur choisi à l'aide du tableau III.3 :

Type	PID série	PID parallèle	PID mixte
K_p	$0.6 * T_a / T_u$	$1.2 * T_a / T_u$	$1.2 * T_a / T_u$
T_i	T_u	$1.67 * T_u^2 / T_a$	$2 * T_u$
T_d	T_a	$0.6 * T_a$	$T_u / 2$

Tableau III.3: Méthode de la réponse indicielle. [1]

III.2.3 Avantages et inconvénients de la méthode de Ziegler et Nichols

Les avantages

- Facile à mettre en œuvre (physiquement et au point de vue calcul)
- Testé sur le système en production, correspond à la réalité, peut être faite à la volée si les caractéristiques du système sont modifiées (usure, changement de l'environnement).

Les inconvénients

- Le système peut devenir instable ou passer dans des états dangereux (chimie)
- Peut prendre beaucoup de temps si le système réagit très lentement (jours, semaines en chimie).
- Heureusement pour les systèmes qui nous concernent (moteurs), ce n'est pas un problème si on limite les tensions/intensités d'alimentation. [2]

III.3 Optimisation par la méthode de PSO (optimisation par essaim de particule)

L'optimisation par essaim de particule (OEP), ou Particle Swarm Optimization (PSO) en anglais, est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme a été proposé par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995. Il s'inspire à l'origine du monde du vivant, plus précisément du comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et les vols groupés d'oiseaux. L'essaim de particules correspond à une population d'agents simples, appelés particules. Chaque particule est considérée comme une solution du problème, où elle possède une position (le vecteur solution) et une vitesse. De plus, chaque particule possède une mémoire lui permettant de se souvenir de sa meilleure performance (en position et en valeur) et de la meilleure performance atteinte par les particules « voisines » (informatrices) : chaque particule dispose en effet d'un groupe d'informatrices, historiquement appelé son voisinage. [3]

III.3.1 Problème d'optimisation

Un problème d'optimisation se définit comme la recherche du minimum ou du maximum (l'optimum) d'une fonction donnée.

Les variables de cette fonction sont souvent contraintes d'évoluer dans une certaine partie de l'espace de recherche. On aura donc un problème d'optimisation sous contraintes.

Mathématiquement, on cherche à minimiser f sur E , c'est à dire, on cherche $x^* \in E$ tel que :

$$f(x^*) = \min f(x) \quad (\text{III.1})$$

III.3.2 Principe de fonctionnement de PSO

Dans cet algorithme, les solutions candidates d'une population, appelées des particules, coexistent et évoluent simultanément en se basant sur le partage des connaissances avec les particules voisines. Alors qu'il volait à travers l'espace de recherche, chaque particule génère une solution utilisant sa vectrice vitesse. Chaque particule modifie sa vitesse pour trouver une meilleure solution (position) en appliquant sa propre expérience de vol (c-à-d. mémoire ayant la meilleure position trouvée dans les vols précédents) et l'expérience de particules voisines (c-à-d meilleure solution trouvée de la population).

Le déplacement d'une particule est influencé par trois composantes : [4]

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

Dans un espace de recherche de dimension D , la particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur position $\vec{x}_{ij} = (x_{i1} x_{i2} \dots x_{iD})^T$ et par son vecteur vitesse $\vec{v}_{ij} = (v_{i1} v_{i2} \dots v_{iD})^T$.

La qualité de sa position est déterminée par la valeur de la fonction objectif en ce point. Cette particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, que l'on note.

$\vec{p}_{ij} = (p_{i1} p_{i2} \dots p_{iD})^T$. La meilleure position atteinte par ses particules voisines est notée

$$\vec{g}_{ij} = (g_{i1} g_{i2} \dots g_{iD})^T \quad (\text{III.2})$$

Le principe de la méthode d'essaim de particule est résumé par la figure III.3.

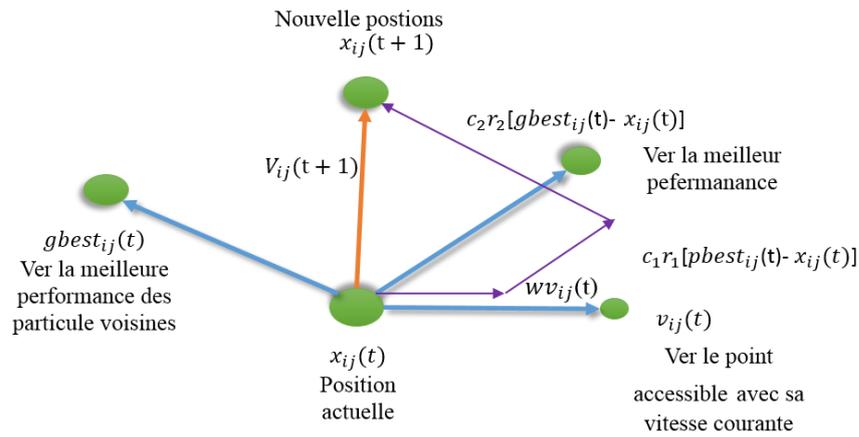


Figure III.3: Déplacement d'une particule.

Le vecteur vitesse est calculé à partir de l'équation (III.3) suivante : [4]

$$v_{ij}(k) = wv_{ij}(k-1) + c_1 r_1 (p_{ij}(k-1) - x_{ij}(k-1)) + c_2 r_2 (g_i(k-1) - x_{ij}(k-1)) \quad (\text{III.3})$$

La position à l'itération de la particule i est alors définie par l'équation (III.4) :

$$x_{ij}(k) = x_{ij}(k-1) + v_{ij}(k) \quad (\text{III.4})$$

$$i = 1, 2, 3 \dots N_p \quad j = 1, 2, 3 \dots N_d \quad k = 1, 2, 3 \dots N_{k_{max}}$$

Avec :

N_p Est le nombre de particules de l'essaim.

N_d Est le nombre de variables du problème (c-à-d dimension d'une particule).

$N_{k_{max}}$ Est le nombre maximal d'itérations.

$v_{ij}(k)$ Est la vitesse de la $j^{\text{ième}}$ composante de la $i^{\text{ième}}$ particule de l'essaim, à la $k^{\text{ième}}$ itération.

p_{ij} Est la $j^{\text{ième}}$ composante de la meilleure position occupée par la $i^{\text{ième}}$ particule de l'essaim enregistrée dans les itérations précédentes (local best).

g_i Est la $j^{\text{ième}}$ composante de la meilleure position occupée par la $i^{\text{ième}}$ particule globale de l'essaim (global best).

$x_{ij}(k)$ est la $j^{\text{ième}}$ coordonnée de la position actuelle de la particule i , à la $k^{\text{ième}}$ itération.

ω est en général une constante appelée coefficient d'inertie, c_1 et c_2 sont deux constantes appelées coefficients d'accélération, r_1 et r_2 sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans $[0,1]$ à chaque itération et pour chaque dimension.

$w \cdot v_{ij}(k-1)$ correspond à la composante physique du déplacement. Le paramètre w contrôle l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur. Il est à noter que, dans certaines applications, le paramètre w peut être variable.

$c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{ijbest} - x_{ij}(k-1))$ correspond à la composante cognitive du déplacement où c_1 contrôle le comportement cognitif de la particule.

$c_2 \cdot r_2 \cdot (g_{ibest} - x_{ij}(k-1))$ correspond à la composante sociale du déplacement, où c_2 contrôle l'aptitude sociale de la particule.

Les gammes appropriées de valeur pour c_1 et c_2 , sont de 1 à 2, mais 2 est le plus approprié dans beaucoup de cas. [5]

Le coefficient d'inertie peut être variable selon :

$$w = w_{\max} \left(\frac{w_{\max} - w_{\min}}{k_{\max}} \right) * k \quad (\text{III.5})$$

où k_{\max} , k sont respectivement le nombre maximum des itérations et le nombre d'itération courante. w_{\min} et w_{\max} sont respectivement les coefficients minimum et maximum d'inertie.

Le coefficient d'inertie w joue un rôle important dans la procédure de recherche. Elle garantit un équilibre entre la recherche locale et la recherche globale, un bon choix de cette fonction augmente l'efficacité de la méthode pour avoir une solution globale. L'expérience a montré que la diminution linéaire de la valeur de 0.9 à 0.4 au cours de la procédure de recherche donne des meilleurs résultats. [5]

III.3.3 Mécanisme de confinement

Il arrive parfois que compte tenu de la position courante et de la vitesse courante d'une particule, cette dernière a tendance à sortir de l'espace de recherche lors de son déplacement. Lorsque c'est le cas, l'algorithme fait intervenir un mécanisme de confinement, dit confinement d'intervalle, afin de gérer le déplacement de la particule et ce, de manière à ce que celui-ci l'amène sur un nouveau point appartenant lui aussi à l'espace de recherche. De manière

générale, ce mécanisme consiste à ramener la particule dans le point admissible le plus proche.[6]

$$\begin{cases} \text{si } x_{ij} > x_{jmax} & \text{alors } x_{ij} = x_{jmax} \\ \text{si } x_{ij} < x_{jmin} & \text{alors } x_{ij} = x_{jmin} \\ & v_{ij} = 0 \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

Où : x_{jmax} et x_{jmin} sont les valeurs limites du paramètre x_{ij}

III.3.4 Déroulement de l'algorithme

Pour expliquer le principe de l'algorithme PSO appliqué pour résoudre un problème d'optimisation, considérons le problème de minimisation. [7]

$$\begin{cases} \text{Min } f(x) \\ x \in D \end{cases}$$

La fonction fitness associée est :

$$\text{fitness}(x_j) = f(x_j) \quad (\text{III.7})$$

L'algorithme PSO se déroule suivant les étapes suivantes : [8]

Etape 1: initialiser une population de particules et de vitesses, uniformément réparties dans l'espace de recherche D , et fixer le critère d'arrêt.

Etape 2: évaluer la fonction objectif, pour chaque particule.

Etape 3: mettre à jour la meilleure position P_{best} pour chaque particule et la meilleure position globale g_{best} dans la population.

Etape 4: mettre à jour la position et la vitesse utilisant les équations précédentes.

Etape 5: si une particule, déplacée par l'algorithme vers la limite ou à l'extérieur de l'espace de recherche, le mécanisme de confinement des particules exprimé par l'équation (III.6) intervient et ramène la particule à l'intérieur de l'espace de recherche.

Etape 6 : vérifier le critère d'arrêt. Si le critère d'arrêt n'est pas satisfait, aller vers l'étape 2 sinon, le programme se termine, et la solution optimale est produite.

La figure III.4 montre l'organigramme qui résume ces étapes :

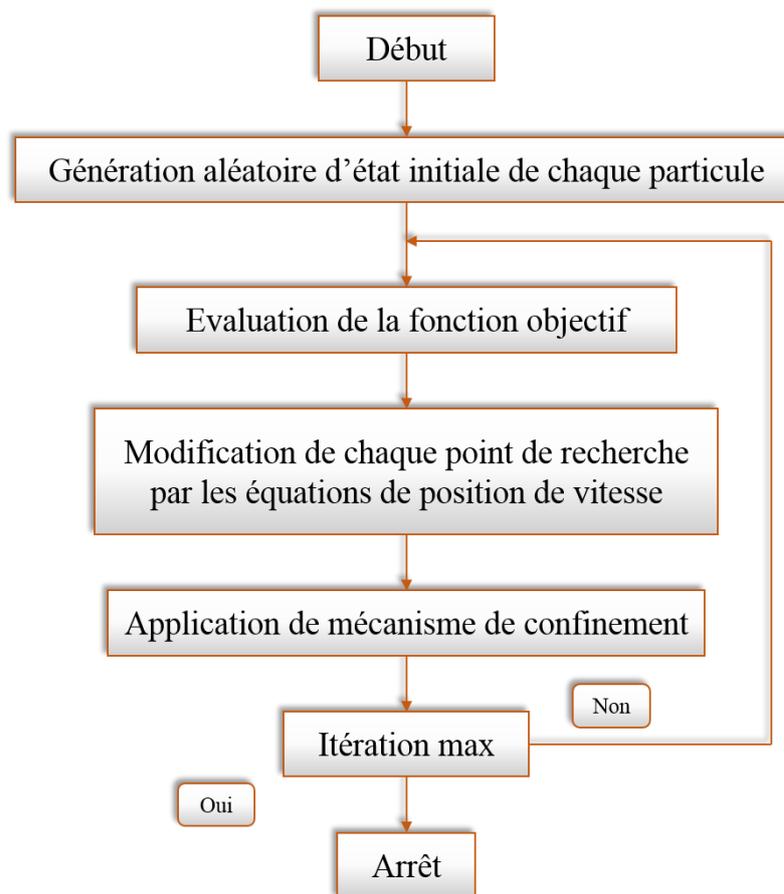


Figure III.4: Organigramme générale de la méthode PSO

III.3.5 Optimisation des paramètres du régulateur PID par PSO

Le manque de méthodes exactes pour la synthèse des régulateurs PID, a guidé les chercheurs à s'orienter vers l'utilisation des algorithmes évolutionnaires à cause de caractéristique d'exploration globale dans un environnement complexe.

Dans cette partie, nous utilisons les essais particulières pour l'optimisation des paramètres d'un régulateur PID, appliqué à la commande de quelques systèmes dynamiques.

La figure (III.5) illustre le schéma de cette approche d'optimisation. Sur ce schéma on retrouve la boucle de régulation classique au quelle s'ajoute une couche supérieure à base d'un PSO. Le rôle de ce dernier est de fournir les paramètres optimaux du régulateur PID pour améliorer les performances de la boucle de régulation. [9]

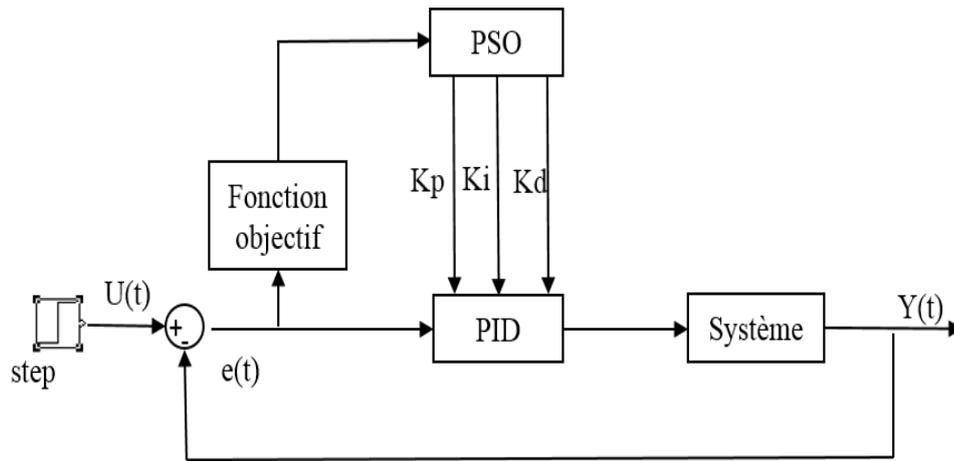


Figure III.5: Approche d'optimisation du PID par l'algorithme PSO

III.3.5.1 Codage des paramètres du régulateur PID

Le codage concerne la manière par laquelle les trois paramètres $\{K_p, K_i \text{ et } K_d\}$ du régulateur PID sont représentés sous forme d'une particule capable d'évoluer durant le processus d'optimisation. [9]

Les plages de variations des trois paramètres sont données par le tableau III.4.

Paramètres	K_p	K_i	K_d
Valeur minimale	0.1	0.1	0.1
Valeur maximale	10	10	10

Tableau III.4: Plages de variations des paramètres du PID.

III.3.6 Avantages et Inconvénients de PSO

L'algorithme du PSO présente un avantage certain sur les méthodes classiques dans le sens où il permet une exploration aléatoire de l'espace de solution. De plus de sa simplicité à mettre en œuvre et son exécution conduit à l'obtention de très bon résultat, rapidement et facilement avec peu de paramètre à ajuster.

Bien que le PSO trouve de bonnes solutions dans un temps beaucoup plus court que d'autres algorithmes évolutionnaires, l'amélioration de la qualité des solutions ne peut-être garantie en augmentant le nombre d'itération.

L'algorithme de PSO a deux inconvénients principaux :

Le premier inconvénient est que l'essaim peut prématurément converger.

Le deuxième inconvénient est que les approches stochastiques ont un problème de dépendance tout changement d'un de leurs paramètres peut avoir un effet sur le fonctionnement de l'algorithme tout comme sur la solution obtenue. [10]

III.4 Optimisation par la méthode de GWO (L'optimisation du loup gris)

III.4.1 Définition

L'optimisation du loup gris (Grey Wolf Optimisation GWO) est une technique intelligente de l'essaim développée par Mirjalili et al., 2014, qui imite la hiérarchie de leadership des loups qui sont bien connus pour leur chasse de groupe.

Cet algorithme imite le leadership social comportement de chasse des loups gris dans la nature. Dans cet algorithme la population est divisée en quatre groupes : alpha (α), bêta (β), delta (δ) et oméga (ω).

Les trois premiers plus forts loups sont considérés comme α , β et δ qui guident les autres loups (ω) vers des zones prometteuses de l'espace de recherche.

III.4.2 Principe de la méthode

Les loups gris sont considérés comme des prédateurs, ce qui signifie qu'ils sont au sommet de la chaîne alimentaire. Les loups gris préfèrent généralement vivre dans un groupe. La taille du groupe est de 5-12 en moyenne. D'un intérêt particulier est qu'ils ont une hiérarchie sociale dominante très stricte.

Les dirigeants sont un mâle et une femelle, appelés alphas. L'alpha est principalement responsable de prendre des décisions sur la chasse, le lieu de sommeil, le temps de se réveiller, et ainsi de suite. Les décisions de l'alpha sont dictées au groupe. Cependant, une sorte de comportement démocratique a également été observé, dans lequel un alpha suit les autres loups dans le groupe. Dans les rassemblements, l'ensemble du paquet reconnaît l'alpha par tenant leurs queues vers le bas. Le loup alpha est aussi appelé le loup dominant puisque ses ordres devraient être suivis par le paquet. Les loups alpha sont seulement autorisés à s'accoupler dans le pack. Fait intéressant, l'alpha n'est pas nécessairement le membre le plus fort de la meute mais le meilleur en termes de gestion du pack. Cela montre que l'organisation et la discipline d'un pack est beaucoup plus important que sa force.

Le deuxième niveau dans la hiérarchie des loups gris est la version bêta. Les bêtas sont des loups subordonnés qui aident l'alpha dans la prise de décision ou d'autres activités de pack. Le loup bêta peut être mâle ou femelle, et il / elle est probablement le meilleur candidat pour être l'alpha en cas l'un des loups alpha décède ou devient très vieux. Le loup bêta devrait respecter l'alpha, mais commande l'autre niveau inférieur des loups aussi. Il joue le rôle de conseiller de l'alpha et de la discipline pour le pack. La version bêta renforce les commandes de l'alpha tout au long du pack et donne des commentaires à l'alpha.

Le loup gris le plus bas est l'oméga. L'oméga joue le rôle de bouc émissaire. Les loups oméga doivent toujours se soumettre à tous les autres loups dominants. Ce sont les derniers loups autorisés à manger. Il peut sembler que l'oméga n'est pas un individu important dans le paquet, mais il a été observé que l'ensemble du pack rencontre des problèmes en cas de perte de l'oméga. Cela est dû au dégagement de la violence et de la frustration de tous les loups par l'oméga. Cela aide à satisfaire l'ensemble du paquet et à maintenir la structure de dominance.

Si un loup n'est pas un alpha, bêta ou oméga, il est appelé subordonné (ou delta dans certaines références). Les loups Delta doivent soumettre aux alphas et aux bêtas, mais ils dominant l'oméga. Scouts, sentinelles, les anciens, les chasseurs et les gardiens appartiennent à cette catégorie. Scouts sont responsables de regarder les limites du territoire et avertir le pack en cas de danger. Les sentinelles protègent et garantissent la sécurité du pack. Les anciens sont les loups expérimentés qui utilisé pour être alpha ou bêta. Les chasseurs aident les alphas et les betas quand chasse la proie et fournir de la nourriture pour le pack. Enfin, les gardiens sont responsables de prendre soin des loups faibles, malades et blessés dans le pack. En plus de la hiérarchie sociale des loups, la chasse de groupe est un autre comportement social intéressant des loups gris. Les principales phases de la chasse au loup gris sont les suivantes :

- Suivre, chasser et approcher la proie.
- Poursuivre, encercler et harceler la proie jusqu'à ce qu'elle arrête de bouger.
- Attaque vers la proie. [11]

III.4.3 Opérateurs

1) Hiérarchie sociale

Afin de modéliser mathématiquement la hiérarchie sociale des loups lors de la conception de GWO, nous considérons la solution la plus apte comme l'alpha (une). Par conséquent, les deuxièmes et troisièmes meilleures solutions sont nommées bêta (*b*) et delta (*d*) respectivement.

Le reste des solutions candidates sont supposés être des omégas (x). Dans l'algorithme GWO, la chasse (optimisation) est guidée par a , b et d . Les (x) loups suivent ces trois loups. [11]

2) Encercler les proies

Afin de modéliser mathématiquement le comportement d'encercler les équations sont proposées:

$$\vec{D} = |\vec{C} * \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (\text{III.8})$$

$$\vec{X}(t + 1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} * \vec{D} \quad (\text{III.9})$$

Où t indique l'itération en cours, \vec{A} et \vec{C} sont des vecteurs de coefficients, \vec{X}_p est le vecteur de position de la proie, X est le vecteur de position.

Les vecteurs \vec{A} et \vec{C} sont calculés comme suit:

$$\vec{A} = 2a * \vec{r}_1 \quad (\text{III.10})$$

$$\vec{C} = 2 * \vec{r}_2, \vec{X}_p \quad (\text{III.11})$$

a est diminué linéairement de 2 à 0, et \vec{r}_1, \vec{r}_2 sont des vecteurs aléatoires dans [0.1]. [33]

3) Chasse

Les loups gris ont la capacité de reconnaître l'emplacement des proies et les encerclées. La chasse est généralement guidée par l'alpha, la bêta et le delta pourraient également participer à la chasse de temps en temps. Cependant, dans un espace de recherche abstraite, nous n'avons aucune idée de l'emplacement de l'optimum (proie). Afin de simuler mathématiquement le comportement de chasse des loups gris, nous supposons que l'alpha (meilleure solution candidate) beta, et delta ont une meilleure connaissance à propos de l'emplacement potentiel de la proie. Par conséquent, nous sauvons les premières trois meilleures solutions obtenues jusqu'à présent et on oblige les autres agents (y compris les omégas) pour mettre à jour leurs positions selon la position des meilleurs agents de recherche.

Les formules suivantes sont proposées à cet égard :

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 * \vec{X}_\alpha(t) - \vec{X}(t)| \quad (\text{III.12})$$

$$\vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 * \vec{X}_\beta(t) - \vec{X}(t)| \quad (\text{III.13})$$

$$\vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 * \vec{X}_\delta(t) - \vec{X}(t)| \quad (\text{III.14})$$

$$\vec{X}(t + 1) = \frac{\vec{x}_1 + \vec{x}_2 + \vec{x}_3}{3} \quad (\text{III.15})$$

Où

- $\vec{X}_\alpha(t)$ Représente la position de l'alpha.
- $\vec{X}_\beta(t)$ Indique la position de la bêta.
- $\vec{X}_\delta(t)$ Est la position de delta.
- $\vec{C}_1, \vec{C}_2, \vec{C}_3$ Sont des vecteurs aléatoires et X indique la position de la solution actuelle.

On peut observer que la position finale serait dans un endroit aléatoire dans un cercle qui est défini par les positions d'alpha, bêta et delta dans la recherche espace. En d'autres termes, alpha, bêta et delta estiment la position de la proie, et d'autres loups mettent à jour leurs positions au hasard autour de la proie. [11]

4) Attaquer une proie

Comme mentionné ci-dessus les loups gris finissent la chasse en attaquant la proie quand elle arrête de bouger. Afin de modéliser mathématiquement l'approche de la proie, nous diminuons la valeur de \vec{a} . Notez que la plage de fluctuation de \vec{A} est également diminuée. En d'autres termes \vec{A} est une valeur aléatoire dans l'intervalle $[-2a, 2a]$ où a est diminué de 2 à 0 au cours des itérations. Lorsque les valeurs aléatoires de A sont dans $[-1, 1]$, la position suivante d'un agent de recherche peut être dans n'importe quelle position entre sa position actuelle et la position de la proie. Une valeur de $|A| < 1$ force les loups à attaquer vers la proie.

Avec les opérateurs proposés jusqu'à présent, l'algorithme GWO permet ses agents de recherche pour mettre à jour leur position en fonction de l'emplacement de l'alpha, le bêta et le delta ; et attaque vers la proie. Cependant, l'algorithme GWO est sujet à la stagnation dans les solutions locales avec ces opérateurs. Il est vrai que le mécanisme d'encerclement proposé montre l'exploration dans une certaine mesure, mais GWO a besoin de plus d'opérateurs souligner l'exploration.

Les concepts de mise à jour de position en utilisant (III.8) et (III.9) sont illustrés à la Figure III.7. On peut voir sur cette figure qu'un loup dans la position de (X, Y) est capable de se déplacer autour de la proie avec les équations proposées.

Bien que les sept (7) des emplacements possibles ont été représentés sur la figure III.6, les paramètres aléatoires A et C permettent aux loups de se déplacer à n'importe quelle position dans l'espace continu autour de la proie. [11]

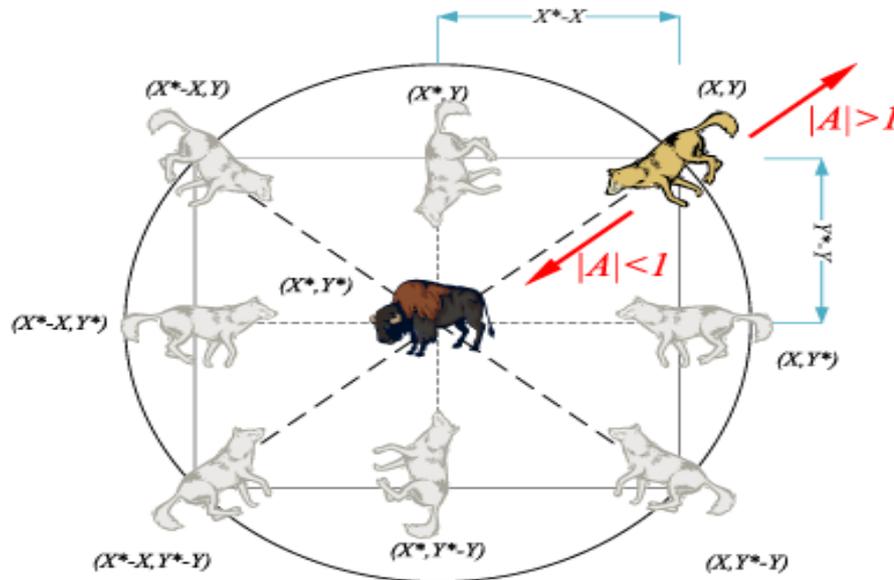


Figure III.6: mécanisme de positionnement de l'agent de recherche et de l'effet de ce qui le présente. [11]

III.4.4 Les étapes générales de l'algorithme GWO

Après tout, les étapes générales de l'algorithme GWO sont les suivantes :

- Initialiser une population de loups au hasard sur la base des limites supérieure et inférieure des variables.
- Calculer la valeur objectif correspondante pour chaque Loup.
- Choisir les trois premiers meilleurs loups et sauvegarde-les sous α , β et δ .
- Actualiser la position du reste de la population (loups) en utilisant les équations (III.12), (III.13), (III.14) et (III.15).
- Mise à jour des paramètres a, A et C.
- Passez à la 2^{ème} étape si le critère final n'est pas satisfait.
- Renvoie la position de α comme optimum optimal approximé. [11]

III.4.5 Les étapes pour écrire l'algorithme GWO (organigramme)

La figure III.7 représente les étapes de l'algorithme de l'optimisation de loup gris GWO.

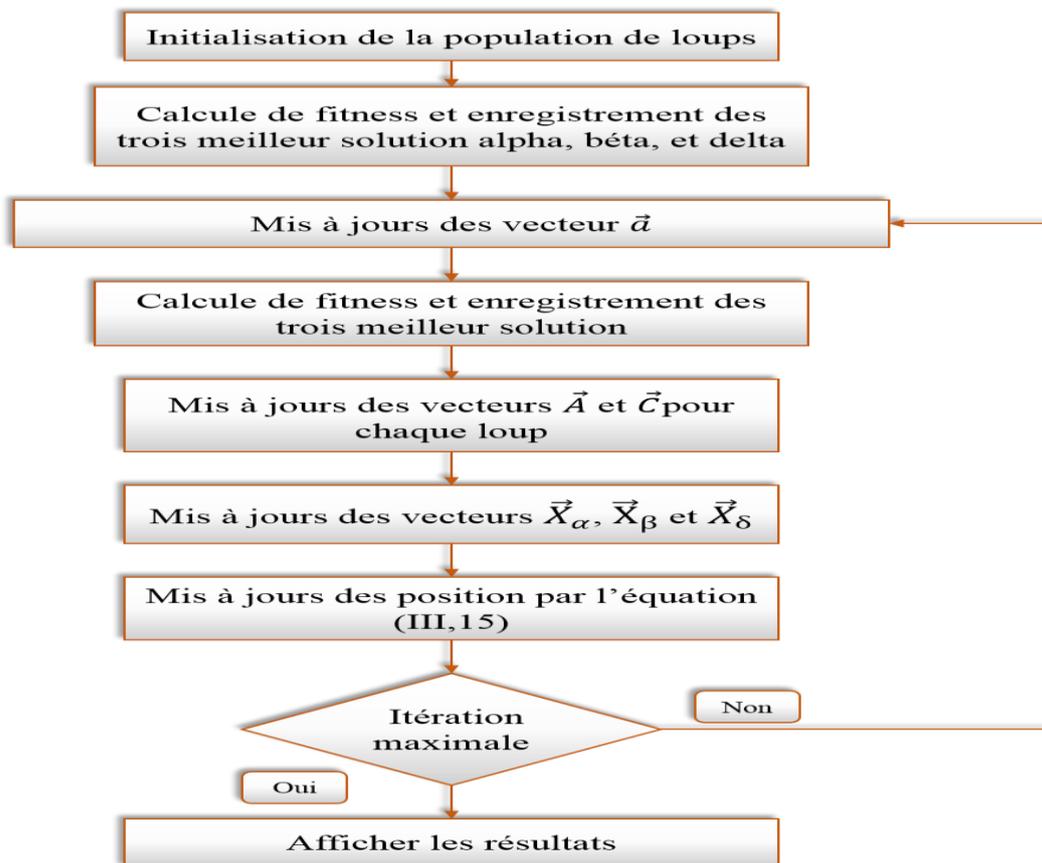


Figure III.7: Organigramme de la méthode GWO

Mirjalili et al. A montré que l'algorithme GWO est capable de fournissent des résultats très compétitifs par rapport à d'autres méta-heuristiques bien connues.

D'une part, l'exploration de cet algorithme est très élevée et nécessite d'éviter les optima locaux.

De plus, l'équilibre entre exploration et exploitation est très simple et efficace pour résoudre des problèmes difficiles selon les résultats dans des problèmes réels. [11]

III.5 Exemple de simulation pour des systèmes de types différents

Dans cette section, nous allons appliquer les méthodes de PSO, GWO et Z-N des systèmes de types différents.

III.5.1 Simulation avec les différentes valeurs des paramètres de PSO

Dans cette partie nous allons appliquer la méthode de PSO sur un système de 2^{ème} ordre (III.16) et on varie les paramètres de PSO pour voir leurs influences sur les systèmes et pour choisir les meilleurs paramètres.

$$H(p) = \frac{20}{16.4p^2 + 4.4p + 1} \quad (\text{III.16})$$

III.5.1.1 Simulation avec les différentes valeurs de C1 et C2

On change les coefficients d'accélération C1, C2, pour étudier leurs influences sur la convergence de la méthode, les réponses du système sont représentées sur la figure (III.8).

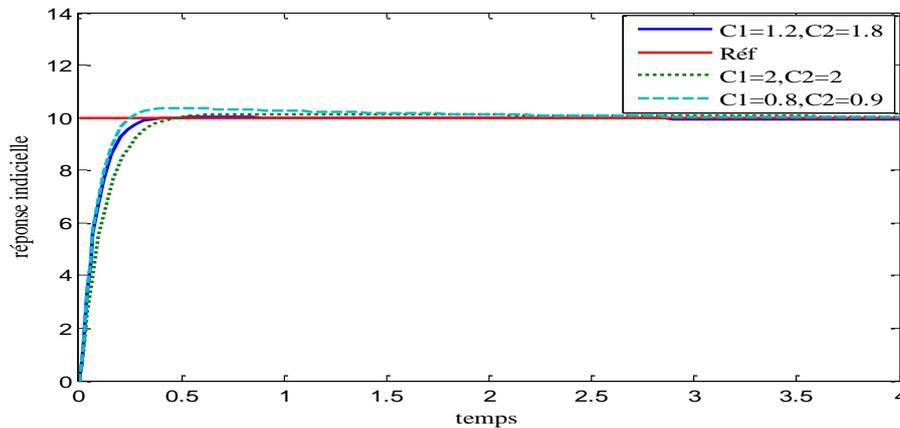


Figure III.8: réponse indiciale pour les différentes valeurs de C1 et C2

La figure (III.9) représente la distribution gaussienne de la fonction objectif pour différentes configurations C1 C2, ces résultats sont obtenus après 50 exécutions.

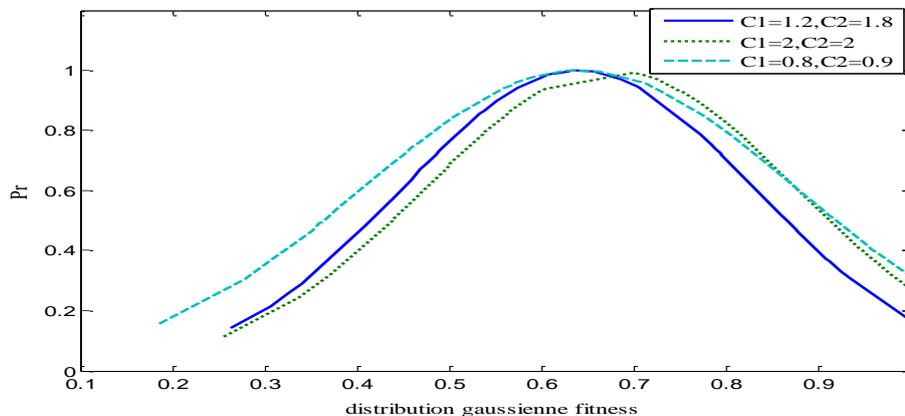


Figure III.9: la distribution gaussienne fitness pour les différentes valeurs de C1 et C2

D'après les résultats obtenus on conclut que le meilleur jeu de paramètres est donné par C1=1.2 et C2=1.8.

III.5.1.2 Simulation avec les différentes fonctions objectifs

Dans cette partie, on applique l'algorithme PSO sur un système de deuxième ordre (équation III.16), et on change l'expression de la fonction objectif.

Les réponses du système sont représentées sur la figure (III.10).

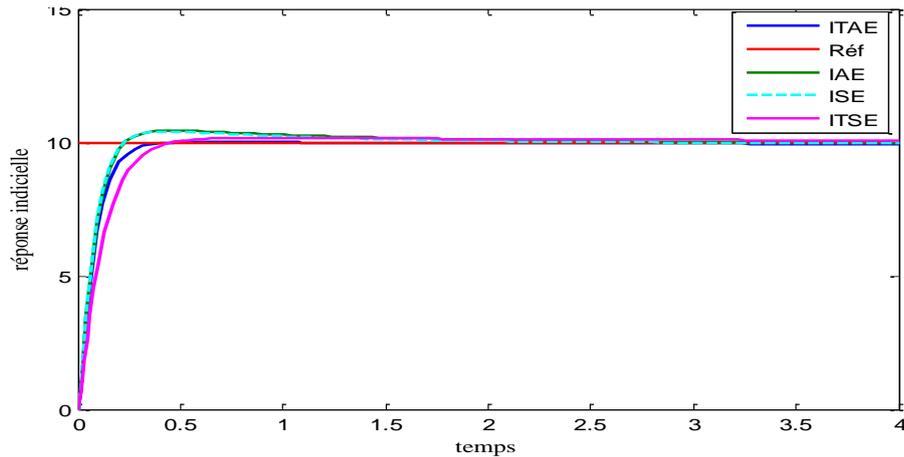


Figure III.10: réponse indicielle pour les différentes fonctions objectifs.

La figure (III.11) représente la distribution gaussienne fitness pour les différentes fonctions objectifs.

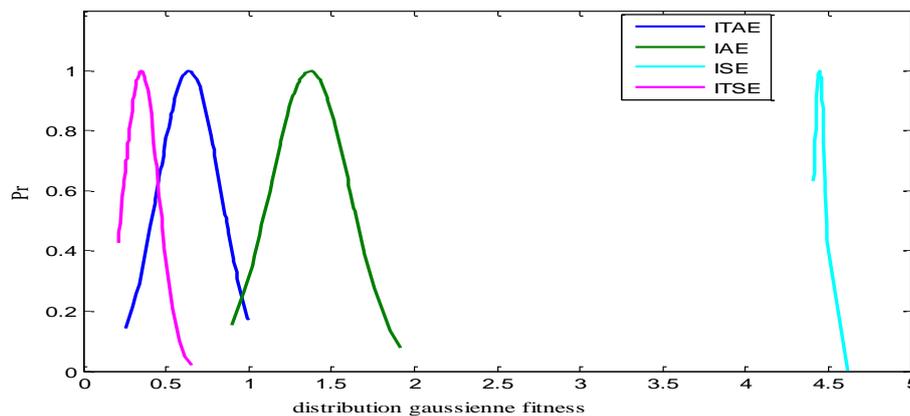


Figure III.11: la distribution gaussienne fitness pour les différentes fonctions objectifs.

D'après les résultats de réponse indicielle obtenus, on remarque que la forme la plus acceptable c'est la forme obtenu par la fonction objectif $f = ITAE$.

Pour cette raison on va utiliser cette expression de fonction objectif dans ce qui va suivre.

III.5.2 Simulation avec les différentes méthodes d'optimisations

Maintenant on applique les méthodes de Z-N, GWO, PSO avec les meilleurs paramètres obtenus précédemment sur des systèmes différentes (2^{ème} ordre, 3^{ème} ordre et 4^{ème} ordre).

III.5.2.1 Système 2^{ème} ordre

On prend l'équation (III.16).

Les paramètres de régulateur obtenus par les méthodes de GWO, PSO et Z-N sont présentés dans le tableau (III.5).

Méthodes	Kp	Ki	Kd
Z-N – ITAE	4.99	1.32	4.74
PSO – ITAE	7.1016	1.8260	8.0975
GWO – ITAE	1.8910	0.7985	8.9588

Tableau III.5: les paramètres PID pour un système 2ème ordre.

La figure (III.12) présente les réponses du système du 2^{ème} ordre obtenu par les trois méthodes PSO, GWO et Z-N.

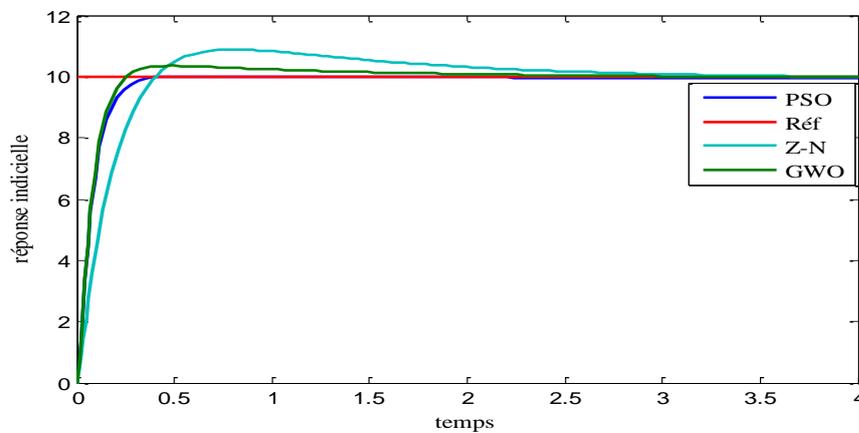


Figure III.12: réponse indicielle pour les différentes méthodes d'optimisation pour un système de 2^{ème} ordre

III.5.2.2 Système 3^{ème} ordre

$$H(p) = \frac{S+5}{2S^3+5S^2+3S+1} \tag{III.17}$$

Les paramètres de régulateur obtenus par les méthodes de GWO, PSO et Z-N sont présentés dans le tableau (III.6)

Méthodes	Kp	Ki	Kd
Z-N – ITAE	1.53	0.81	3
PSO – ITAE	1.9937	1.9230	8.3790
GWO – ITAE	9.6929	3.6580	9.9397

Tableau III.6: les paramètres PID pour un système 3ème ordre.

La figure (III.13) présente les réponses du système du 3^{ème} ordre obtenu par les trois méthodes PSO GWO, et Z-N.

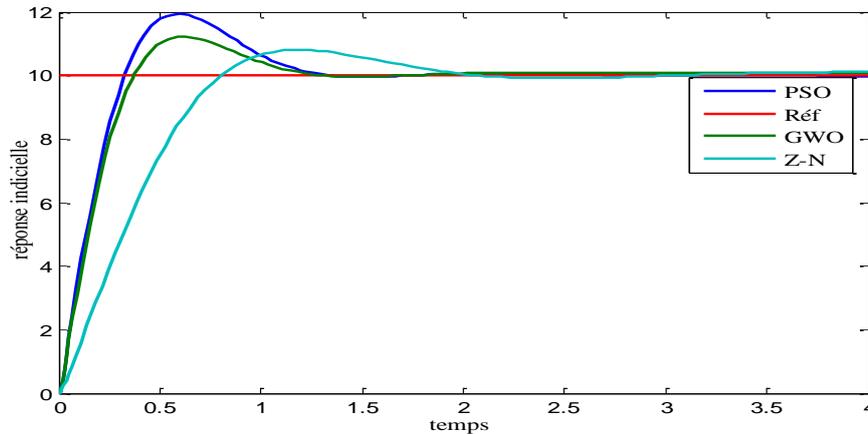


Figure III.13:réponse indicielle pour les différentes méthodes d’optimisation pour un système de 3ème ordre

III.5.2.2 Système 4^{ème} ordre

$$G(p) = \frac{27}{p^4+8p^3+23p^2+18p+9} \tag{III.18}$$

Les paramètres de régulateur obtenus par les méthodes de GWO, PSO et Z-N sont présentés dans le tableau (III.7)

Méthodes	Kp	Ki	Kd
Z-N - ITAE	2.22	4.44	2.22
PSO - ITAE	0.8686	0.6160	1.7661
GWO - ITAE	0.6629	1.3971	2.3399

Tableau III.7: les paramètres PID pour un système 4^{ème} ordre.

La figure (III.14) présente les réponses du système du 4^{ème} ordre obtenu par les trois méthodes PSO, GWO et Z-N.

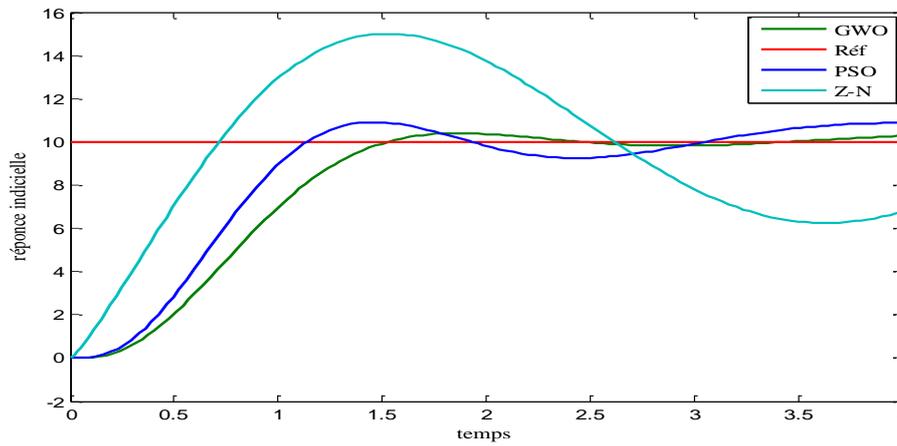


Figure III.14: réponse indicielle pour les différentes méthodes d'optimisation pour un système de 4^{ème} ordre

Également À partir des résultats, le contrôleur PID conçu à l'aide de l'algorithme PSO et GWO présente des performances supérieures Sur la méthode traditionnelle de Z-N. Cependant, la méthode traditionnelle nous fournit les valeurs de gain PID initiales pour une optimisation réglage. Par conséquent, l'avantage d'utiliser une approche d'optimisation de l'intelligence artificielle moderne est observé comme une solution complémentaire pour améliorer les performances du contrôleur PID conçu par méthode conventionnelle. Bien sûr, il existe de nombreuses techniques qui peuvent être utilisées comme outils d'optimisation, Et PSO et GWO est l'un des outils d'optimisation récents et efficaces.

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des exemples d'application des méthodes d'optimisation (GWO, PSO, Z-N), pour la synthèse d'un régulateur PID optimal. Durant le processus d'optimisation, les solutions possibles sont évaluées par l'intermédiaire d'une fonction qui fait intervenir les critères de performance calculés sur la réponse du système global. Les simulations réalisées sur quatre systèmes d'ordre différents, nous montrent que le régulateur PID optimisé par les algorithmes de PSO et de GWO est plus performant que le PID dont les paramètres sont obtenus par la méthode de Z-N.

Références Bibliographiques

- [1] **K. J. ÅSTRÖM et T. HÄGGLUND**, « Automatic tuning of PID Controllers », Reserch Triangle Park, NC : Instrum, Soc, Amer, 1988.
- [2] **M. CAMUS et E. DEGUINE et D. Ross**, « Régulation par PID », télécom paris Tech, 26/02/2010.
- [3] **J. KENNEDY et R. EBERHART**, « Particle Swarm Optimization ». In the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, pages 1942–1948, Perth,(1995).
- [4] **Y. COOREN**, « Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'optimisation par essaim particulaire - applications en génie médical et en électronique », Thèse de Doctorat de l'Université Paris 12, Val de Marne, 2008.
- [5] **R. EBERHART et Y. Shi**, « Comparing inertial weights and constriction factor in particle swarm optimization », Proceeding of the International Congress on Evaluationing Computation, San Diego, California, IEEE Service Center, Piscataway, NJ, pp. 84 88, 2000.
- [6] **M.T HUYNH**, « Application de l'Optimisation par Essaim Particulaire à la représentation de matrice de préférence valuées », Université Libre De Bruxelles 2009.
- [7] **R. MANSOURI**, « Contribution à l'analyse et la synthèse des systèmes d'ordre fractionnaire par la représentation d'état » thèse de Doctorat en Electrotechnique UMMTO 2008.
- [8] **R Qi, B Hu, P.H Cournede** « PSOTS: A Particle Swarm Optimization Toolbox in Scilab » 978_1_4244_4453_3/09/2009 IEEE.
- [9] **I. CHIHA, N. LIOUANE ET P. BORNE**, « Tuning PID controller using Multi-Objective Ant Colony Optimization », p2-3,6.
- [10] **M. NEKOU, A. KHAMENEH et M. KAZEMI**, « Optimal design of PID controller for a CSTR system using particle swarm optimization », 14th International Power Electronics and Motion Control Conference EPE-PEMC, Tehran-Iran, pp.63-66, 2010
- [11] **M. KIHAL**, « Développement de Modèles CEM pour Le Diagnostic et La Caractérisation des Perturbations dans Les Systèmes de Puissance », Rapport scientifique université de jijel, 2018/2019.

CHAPITRE IV:
Applications Et Résultats

Chapitre IV

APPLICATIONS ET RESULTATS

IV.1 Introduction

Ce chapitre est destiné à l'analyse d'asservissements analogique, où nous allons appliquer l'asservissement de vitesse d'une MCC, avec un correcteur PID analogique.

L'objectif de ce chapitre est d'appliquer les deux stratégies d'optimisation (PSO et GWO), dont le but de calculer les coefficients du régulateur PID pour avoir une meilleure réponse indicielle.

Tout d'abord, Dans la première partie nous allons modéliser le moteur à courant continue avec des équations et/ou des fonctions de transfert, puis à l'aide du logiciel SIMULINK on réalisera une simulation pour but de trouver les réponses en vitesse du moteur sans régulateur.

Ensuite dans la deuxième partie nous appliquerons les méthodes développées dans le troisième chapitre pour identifier les paramètres du régulateur PID.

Enfin et dans la dernière partie nous proposerons une comparaison entre les méthodes proposées.

IV.2 Définition

Les machines à courant continu sont des convertisseurs électromécaniques d'énergie : Soit ils convertissent l'énergie électrique absorbée en énergie mécanique. Lorsqu'ils fournissent une puissance mécanique suffisante pour démarrer ou entraîner une charge. On dit alors qu'ils ont un fonctionnement en moteur. Soit ils convertissent l'énergie mécanique reçue en énergie électrique lorsqu'ils subissent l'action d'une charge entraînée. On dit alors qu'ils ont un fonctionnement en générateur. [1]

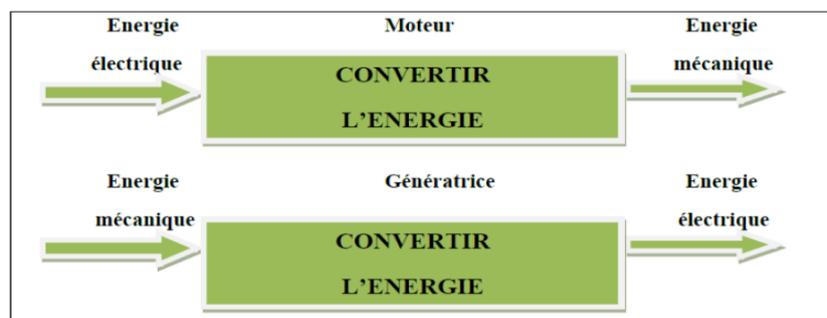


Figure IV. 1: Fonctionnement d'une machine à courant continu. [1]

IV.3 Constitution

La machine à courant continu est constituée de trois parties principales:

- L'inducteur.
- L'induit.
- Le dispositif collecteur / balais.

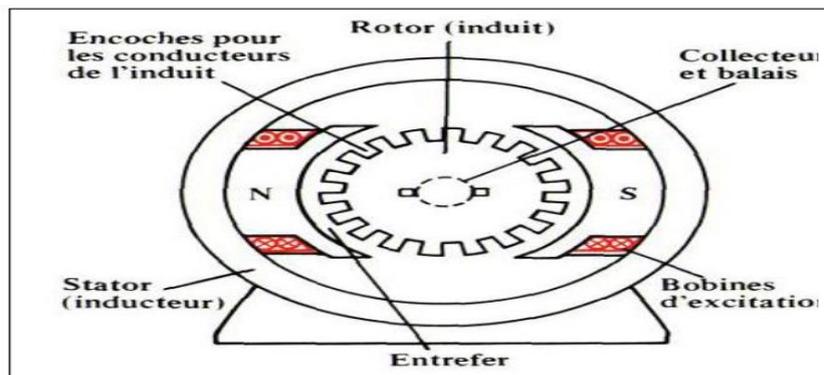


Figure IV. 2:Description de la machine à courant continu. [1]

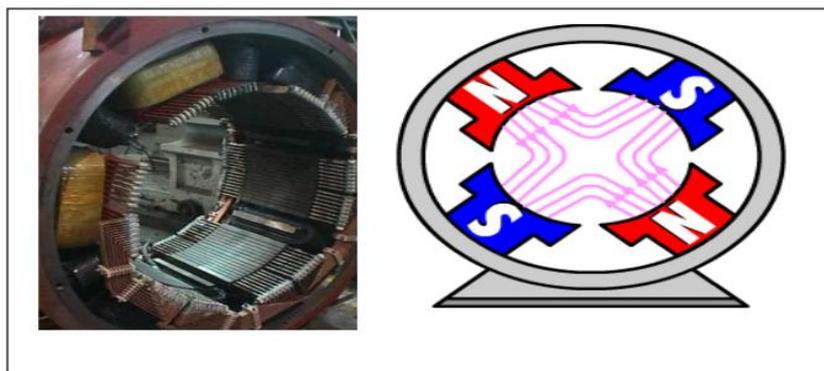


Figure IV. 3: L'inducteur de la machine à courant continu. [1]

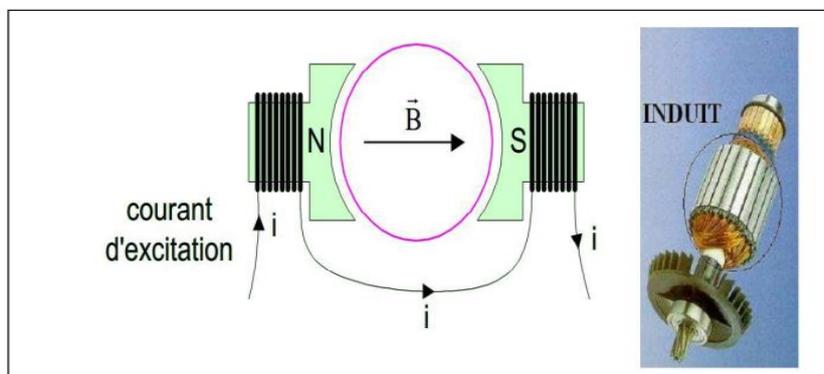


Figure IV. 4:Le rotor de la machine à courant continu. [1]

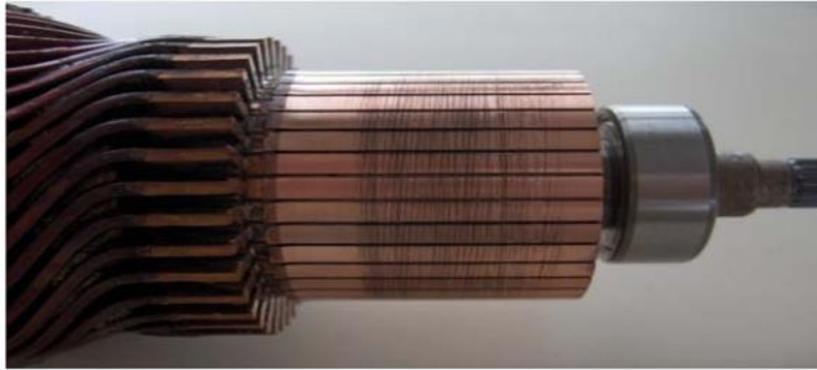


Figure IV. 5: collecteur. [1]

IV.4 Equations de la machine à courant continu

Les équations caractéristiques de MCC sont représentées comme suit :

L'équation électrique

$$U_a(t) = R_a I_a(t) + L_a \frac{dI_a(t)}{dt} + E(t) \quad (\text{IV.1})$$

$$E(t) = K_\Omega I_f \cdot \Omega(t): \text{ Force électromotrice} \quad (\text{IV.2})$$

L'équation mécanique

$$J \frac{d\Omega}{dt} = C_{em}(t) - f_r \Omega(t) - C_r(t) \quad (\text{IV.3})$$

$$C_{em}(t) = K_e I_f I_a(t): \text{ Le couple électromagnétique} \quad (\text{IV.4})$$

Remarque

Lorsque le bobinage d'excitation est électriquement indépendant de celui de l'induit, on parle de moteur DC à excitation séparée; elle est créée au moyen d'un aimant permanent. Dans ce cas, $I_f = \text{const.}$ et l'on parle de moteur DC à excitation séparée à flux constant.

$$\text{MCC à flux constant } I_f = \text{cst} \implies K_\Omega I_f = K_e I_f = \text{cst} \implies K_\Omega = K_e = K$$

IV.5 Schéma fonctionnel

Les équations ci-dessus peuvent être représentées graphiquement sous forme de schéma fonctionnel. On applique la transformation de Laplace au système d'équations (1) et (2) et on obtient, le schéma fonctionnel suivant :

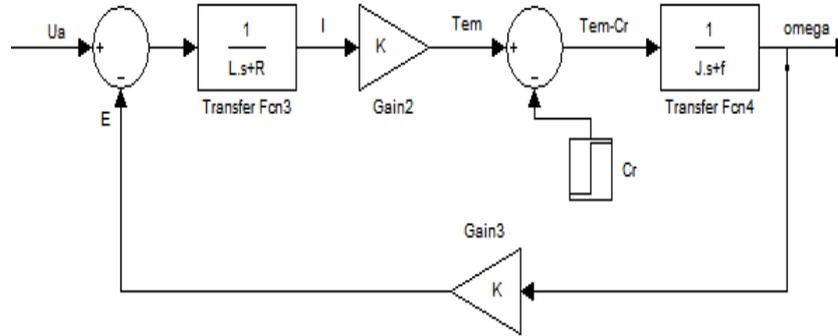


Figure IV. 6: Schéma bloc du Modèle de moteur électrique en vitesse.

IV.6 Fonction de transfère

Partant du schéma fonctionnel de la figure (IV.6), la fonction de transfert entre la tension et la vitesse du moteur seul, (sans charge) peut être calculée dans le cas d'une excitation constante.

Couple résistant non nul: Cr≠0 (Avec charge)

En utilisant le théorème de superposition et les théorèmes de fonctionnement

$$\Omega(p) = \frac{\frac{Kc}{KeKc+aR}}{\frac{JL}{KeKc+aR}p^2 + \frac{RJ+aL}{KeKc+aR}p+1} U(p) - \frac{\frac{R+Lp}{KeKc+aR}}{\frac{JL}{KeKc+aR}p^2 + \frac{RJ+aL}{KeKc+aR}p+1} Cr(p) \quad (IV.5)$$

Couple résistant nul: Cr= 0 (sans charge)

Si l'on néglige pour le moment le couple résistant, nous obtenons :

$$\begin{aligned} \frac{\Omega(t)}{U(t)} &= \frac{\frac{1/Ra \cdot K \cdot 1/fr}{1 + \frac{La}{Ra}s} \cdot \frac{1}{1 + \frac{J}{fr}s}}{1 + \frac{1/Ra \cdot K \cdot K \cdot 1/fr}{1 + \frac{La}{Ra}s} \cdot \frac{1}{1 + \frac{J}{fr}s}} = \frac{K}{Ra \cdot fr} \cdot \frac{1}{1 + \frac{K^2}{Ra \cdot fr} + s \cdot (\frac{La}{Ra} + \frac{J}{fr}) + s^2 \cdot (\frac{La \cdot J}{Ra \cdot fr})} \\ &= \frac{K}{Ra \cdot fr + K^2} \cdot \frac{1}{1 + s \cdot (\frac{La \cdot fr + J \cdot Ra}{Ra \cdot fr + K^2}) + s^2 \cdot (\frac{La \cdot J}{Ra \cdot fr + K^2})} \end{aligned} \quad (IV.6)$$

Si l'on définit la constante de temps électrique du système :

$$\frac{\Omega(t)}{U(t)} = \frac{K}{Ra \cdot fr + K^2} \cdot \frac{1}{1 + s \cdot (\tau_{mec} + \mu \tau_{ele}) + s^2 \cdot (\tau_{mec} \cdot \tau_{ele})} \quad (IV.7)$$

$$\tau_{ele} = \frac{La}{Ra} \quad (IV.8)$$

$$\mu = \frac{fr \cdot Ra}{Ra \cdot fr + K^2} \quad (IV.9)$$

$\tau_{\acute{e}l\grave{e}}$: indique la rapidité avec laquelle le courant d'induit $I_a(t)$ peut être établi, elle négligeable devant la $\tau_{m\acute{e}c}$

$\tau_{m\acute{e}c}$: indique la rapidité avec laquelle la vitesse s'établit suite à une variation de la tension $U_a(t)$.

Modèle d'ordre un

On néglige l'influence de l'inductance d'induit L_a . La fonction de transfert (3) devient :

$$\frac{\Omega(t)}{U(t)} = \frac{K}{R_a \cdot f_r + K^2} \cdot \frac{1}{s \cdot \left(\frac{L_a \cdot f_r + J \cdot R_a}{R_a \cdot f_r + K^2} \right)} \quad (\text{IV.10})$$

La fonction de transfert reliant la commande en tension du MCC U_a (s) et sa vitesse Ω (s) est :

$$\frac{\Omega(t)}{U(t)} = \frac{K_s}{1 + \tau_{m\acute{e}c} \cdot s} \quad (\text{IV.11})$$

Si l'on définit la constante de temps mécanique du système :

$$\tau_{m\acute{e}c} = \frac{L_a \cdot f_r + J \cdot R_a}{R_a \cdot f_r + K^2} \quad (\text{IV.12})$$

Et son gain statique :

$$K_s = \frac{K}{R_a \cdot f_r + K^2} \quad (\text{IV.13})$$

VI.7 Simulation

La machine électrique qu'on désire à commander, est une machine à courant continu commandée par l'induit, ces paramètres sont :

$$K = 0.9, L = 0.4 \text{ H}, R = 4.2 \ \Omega, F = 5.7 \cdot 10^{-4} \text{ N.m.s/rd}, J = 0.05 \text{ kg} \cdot m^2$$

Après l'élaboration du programme de calcul des paramètres d'un régulateur PID sur MATLAB, l'initialisation des paramètres et l'exécution, on obtient les résultats présentés dans les paragraphes suivants.

IV.7.1 Simulation de MCC à vide sans régulateur

Pour une vitesse de référence 100 rad/s, on aura la figure (IV.7) qui présente la réponse de vitesse d'un MCC sans charge, et sans régulateur.

IV.7.1.1 Moteur à courant continu sans charge

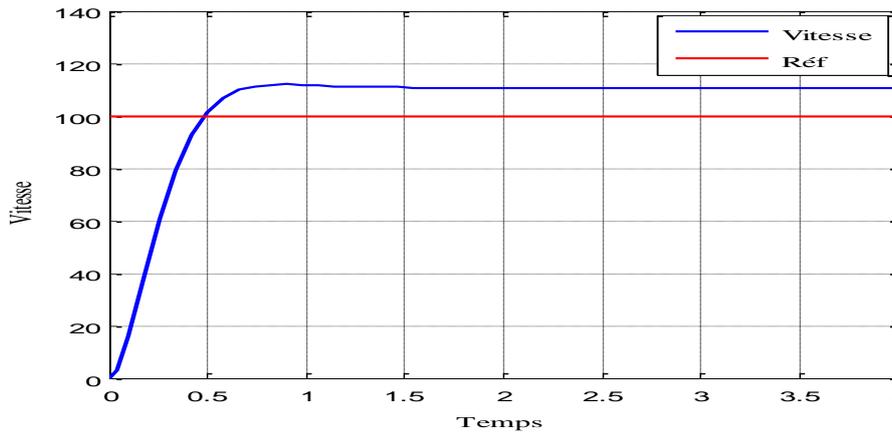


Figure IV.7: Réponse indicielle de MCC à vide sans régulateur

IV.7.1.2 Moteur à courant continu avec charge

La figure (IV.8) montre la variation de la vitesse du moteur sans régulateur, dans le cas de l'application d'un couple de charge $C_r=10[Nm]$ à l'instant $t=2s$.

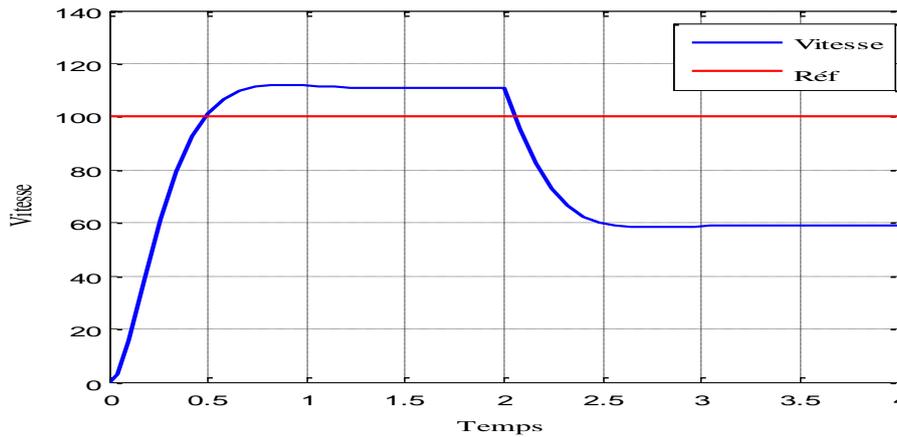


Figure IV.8: Réponse indicielle de MCC avec charge sans régulateur

IV.7.2 Application des Méthodes d'optimisation pour le réglage d'un correcteur P.I.D

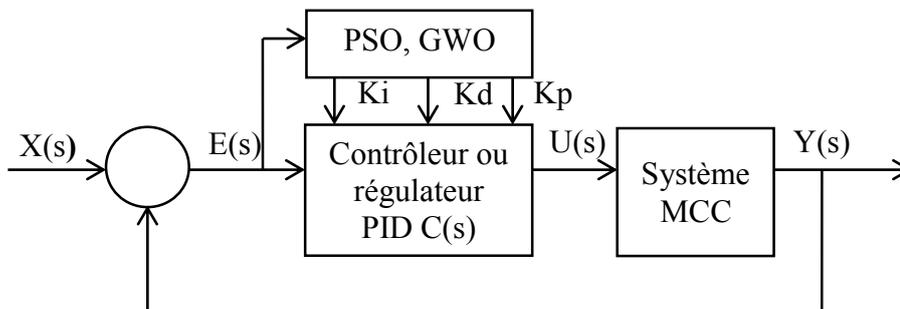


Figure IV. 9: Schéma illustre l'optimisation d'un régulateur PID par (PSO,GWO)

IV.7.2.1 Le modèle PSO-GWO à étudiée

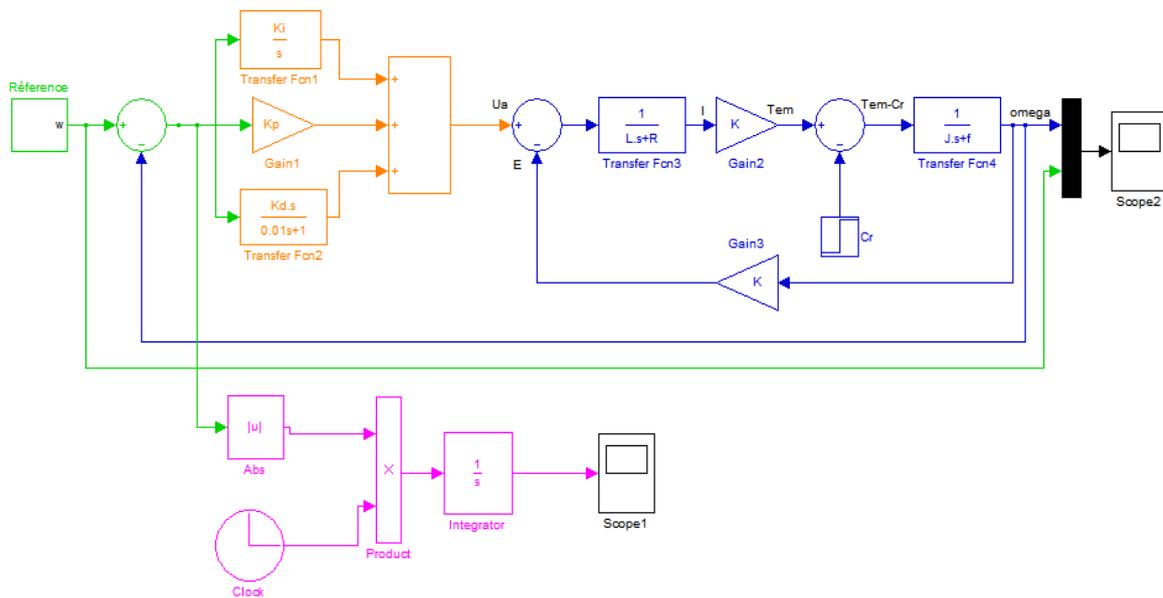


Figure IV.10: Modèle PSO-GWO

Ce modèle de PSO-GWO est composé de trois parties principales :

- la première partie en orange représente le régulateur PID avec ces paramètres KI, KP, KD données par l’algorithme de PSO ou GWO.
- la deuxième partie en bleu c’est le model de la MCC.
- la troisième partie en move représente le model la fonction objectif.

Remarque

Dans notre cas, les particules ou les loups sont les gains (Kp, Ki, Kd).

- On a utilisé un programme de PSO et un autre de GWO sur MATLAB pour obtenir les meilleures valeurs possibles pour les gains (Kp, Ki, Kd).

IV.7.2.2 Moteur à courant continu sans charge

Nous prenons l’essai habituel, démarrage à vide. On a utilisé la fonction objectif avec le critère d’optimisation ITAE, parce qu’il a donné une bonne performance pour les autres systèmes (chapitre 3).

A. La méthode de PSO

L’ensemble des simulations est réalisé sous MATLAB/Simulink. Les valeurs des paramètres de l’algorithme PSO sont données par le tableau (VI.1).

Paramètres	Wmax	Wmin	Niter	Npar	C1	C2
Valeur de Paramètres	0.9	0.4	50	24	1.2	1.8

Tableau IV.1: Les valeurs des paramètres de l’algorithme PSO.

La figure (IV.11) représente la réponse de système à vide par la méthode de PSO.

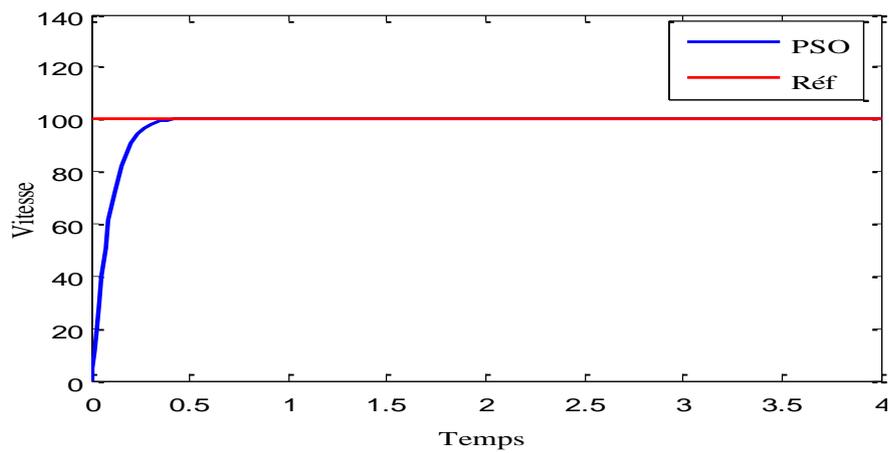


Figure IV. 11: La réponse de vitesse du MCC à vide par le PID-PSO

Les figures (IV.12) et (IV.13) représente l’évolution de la fonction objectif et des paramètres du régulateur PID en fonction du nombre d’iterations pour la MCC à vide avec le regulateur PID-PSO.

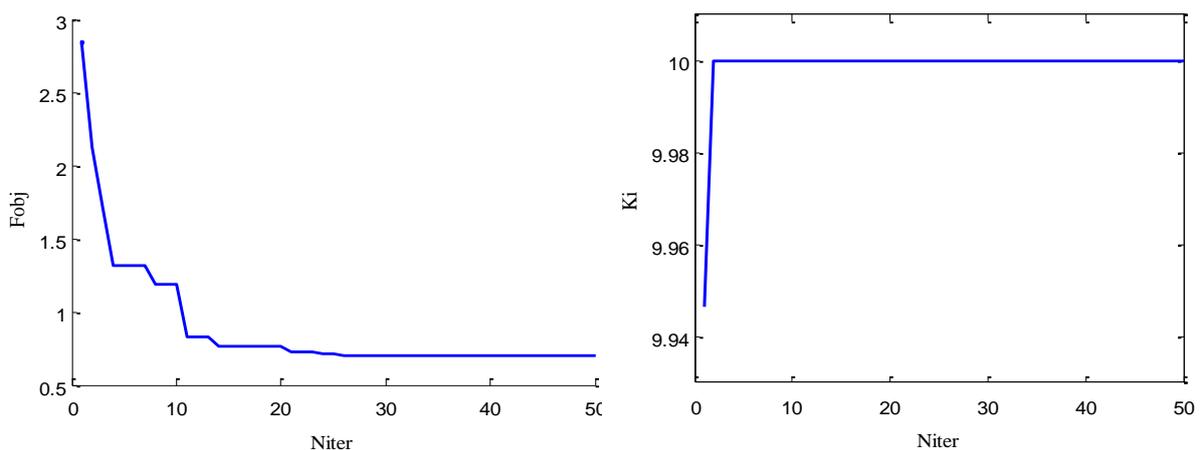


Figure IV. 12: La variation de la fonction objectif et le paramètre K_i de MCC avec le PID-PSO.

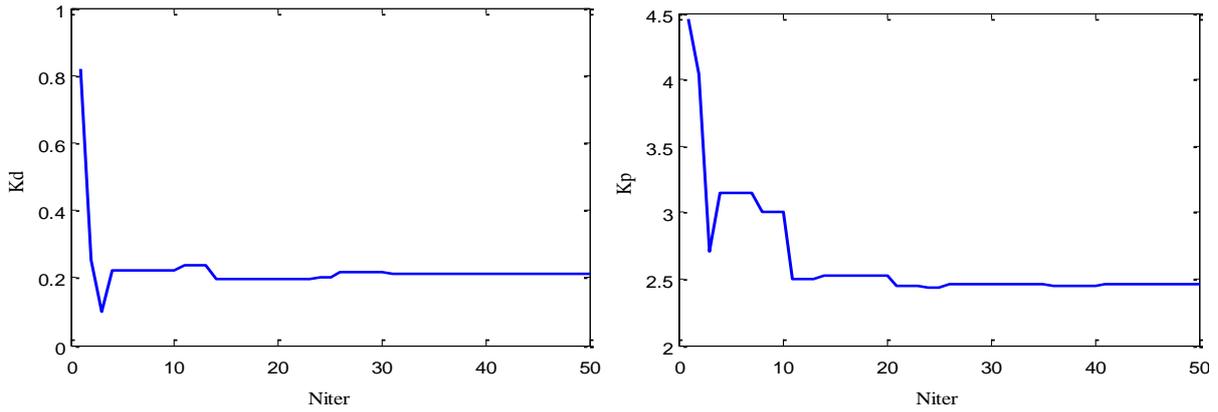


Figure IV. 13: La variation des paramètres K_p , K_d de MCC avec le PID-PSO

B. La méthode de GWO

La figure (VI.14) représente la réponse de système à vide par la méthode de GWO.

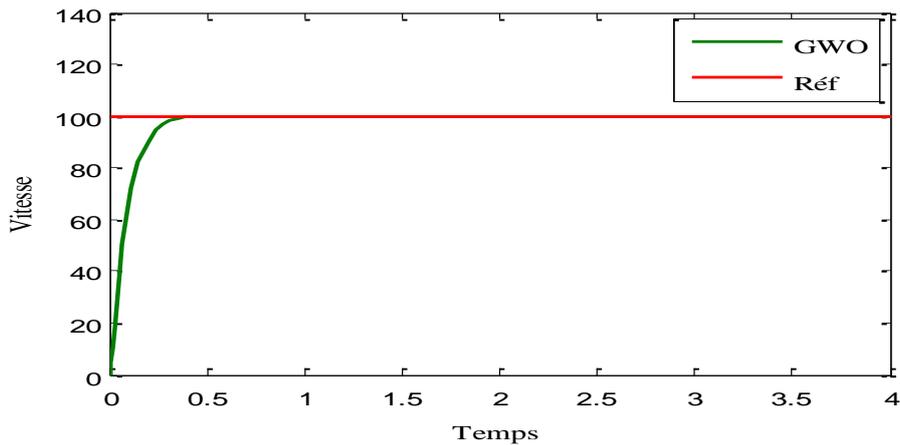


Figure IV. 14: La réponse de vitesse du MCC sans charge par le PID-GWO

Les figures (IV.15) et (IV.16) présente l'évolution de la fonction objectif et les paramètres du régulateur PID en fonction du nombre d'iterations pour le MCC à vide par le regulateur PID-GWO.

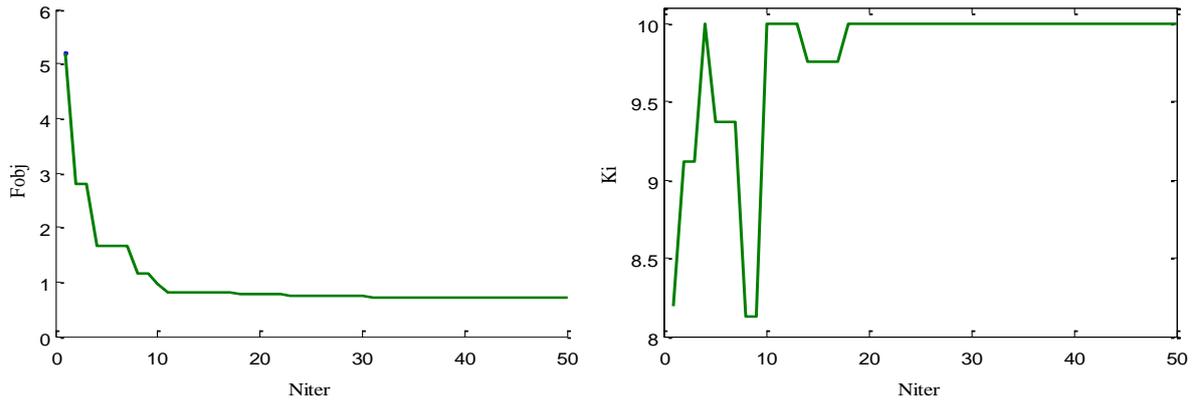


Figure IV. 15: La variation de la fonction objectif et le paramètre K_i de MCC avec le PID-GWO.

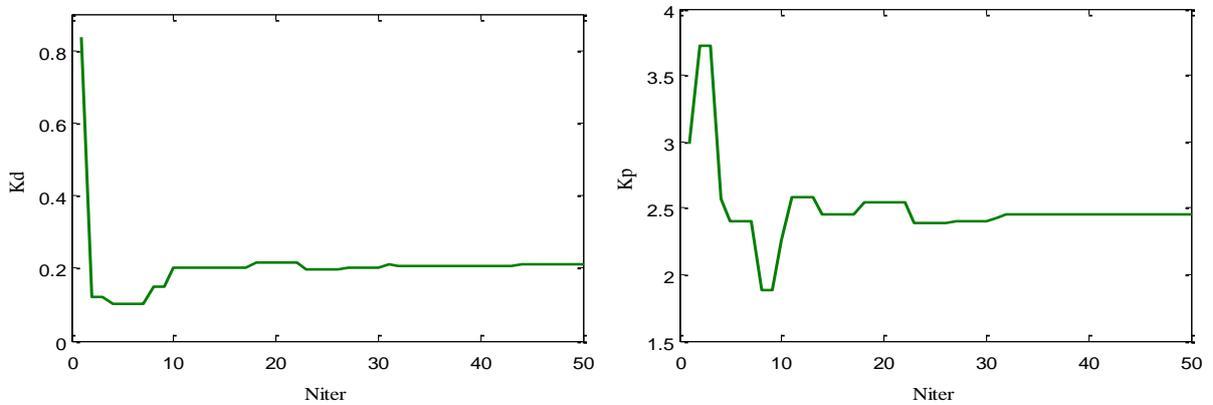


Figure IV. 16 : La variation des paramètres K_p , K_d de MCC avec le PID-GWO

La figure (IV.17) représente la réponse de système à vide par les méthodes de GWO, PSO et par la méthode de réglage classique Z-N.

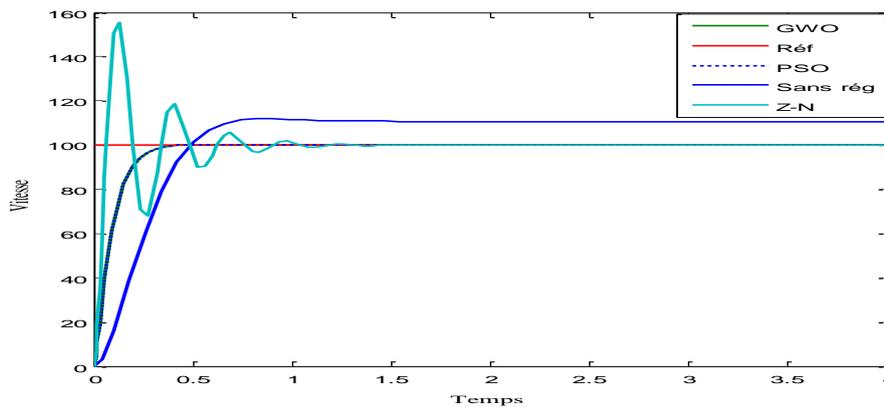


Figure IV. 17: La réponse de vitesse du MCC à vide sans régulateur et pour le PID avec Z-N, GWO et PSO

On observe aisément que le régulateur PID-GWO, et PID-PSO ont les meilleures performances coté dépassement, temps de monté et temps de réponse que le régulateur obtenue par Z-N.

IV.7.2.3 Moteur à courant continu avec charge

Dans le but de voir la robustesse du régulateur PID-PSO, PID-GWO on a appliqué comme perturbation, un couple de charge $C_r=10[\text{Nm}]$ à l'instant $t=2\text{s}$. Les courbes de la figure (IV.18) et (IV.21) illustre les résultats de la simulation appliquée au MCC. On remarque que le régulateur a annulé la perturbation sur la consigne de vitesse.

A. La méthode de PSO

La figure (Figure IV.18) représente la réponse de système en charge par la méthode de PSO.

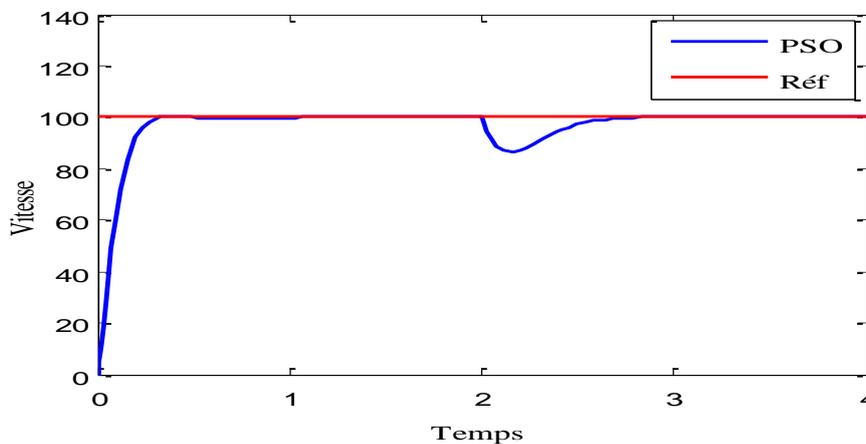


Figure IV. 18: La réponse de vitesse du MCC avec charge par le PID-PSO

Les figures (IV.19) et (IV.20) présente l'évolution de la fonction objectif et les paramètres du régulateur PID en fonction du nombre d'itérations pour le MCC en charge par le regulateur PID-PSO.

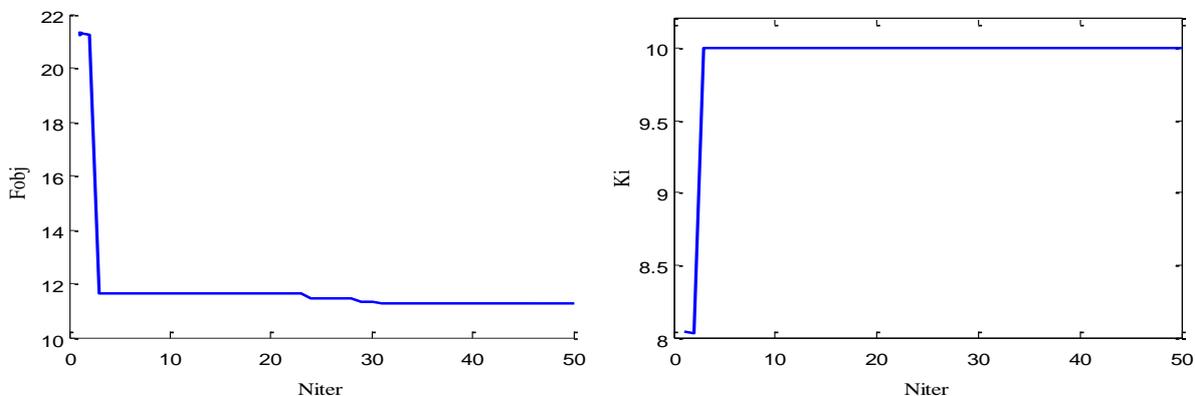


Figure IV. 19: La variation de la fonction objectif et le paramètre K_i de MCC avec le PID-PSO.

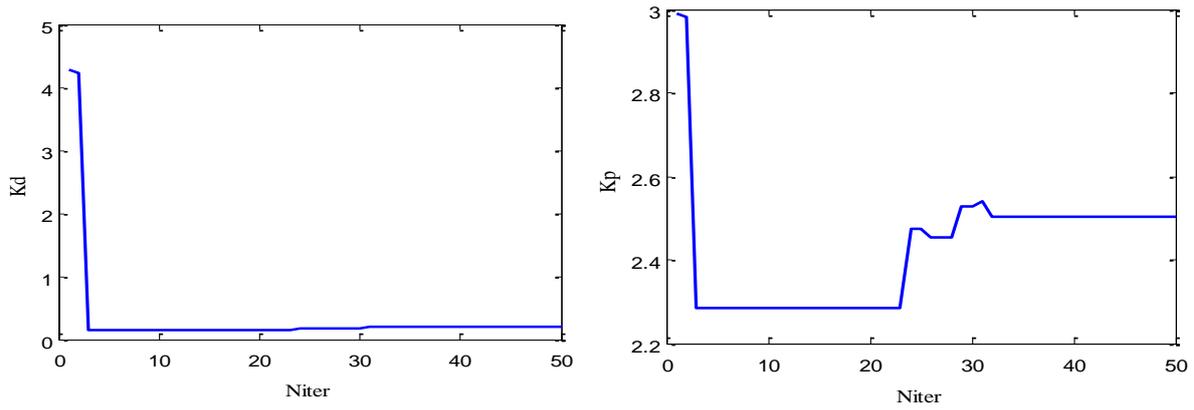


Figure IV. 20: La variation des paramètres K_d , K_p de MCC avec le PID-PSO.

B. La méthode de GWO

La figure (Figure IV.21) représente la réponse de système en charge par la méthode de GWO.

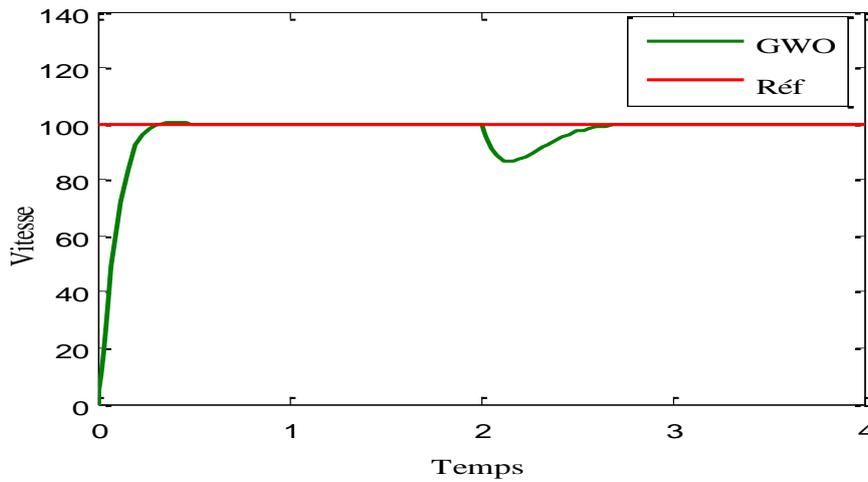


Figure IV.21: La réponse de vitesse du MCC avec charge par le PID-GWO.

Les figures (IV.22) et (IV.23) présente l'évolution de la fonction objectif et les paramètres du régulateur PID en fonction du nombre d'iterations pour le MCC en charge par le regulateur PID-GWO.

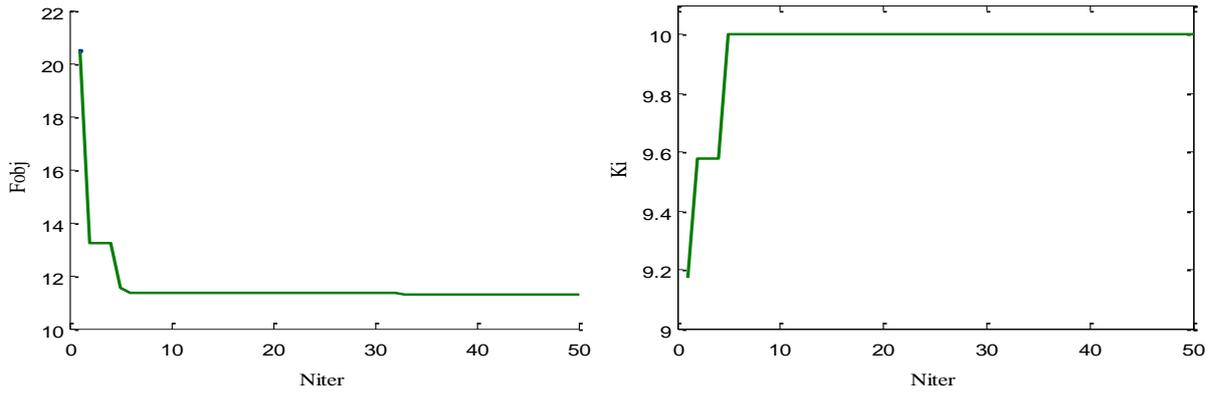


Figure IV. 22: La variation de la fonction objectif et le paramètre K_i de MCC avec le PID-GWO.

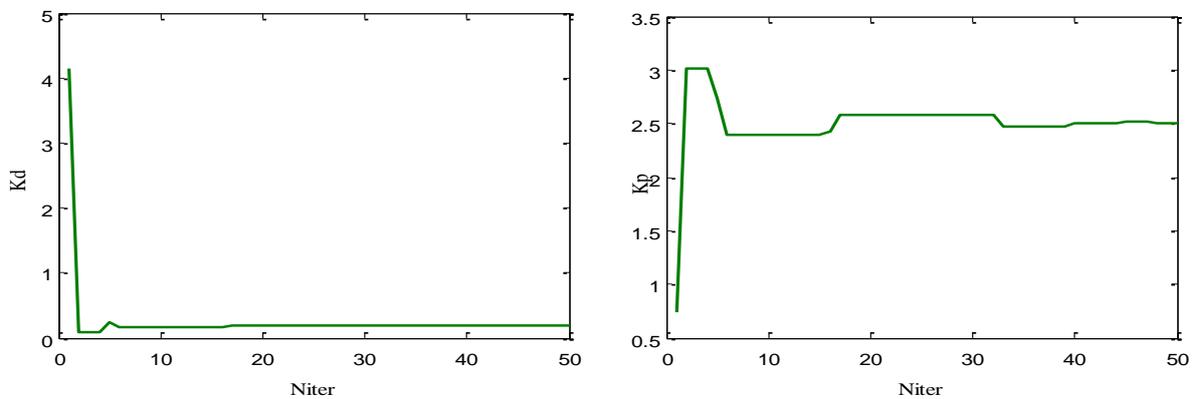


Figure IV. 23: La variation des paramètres K_d , K_p de MCC avec le PID-GWO

La figure (Figure IV.24) représente la réponse de système en charge par les méthodes de GWO, PSO et par la méthode de réglage classique Z-N.

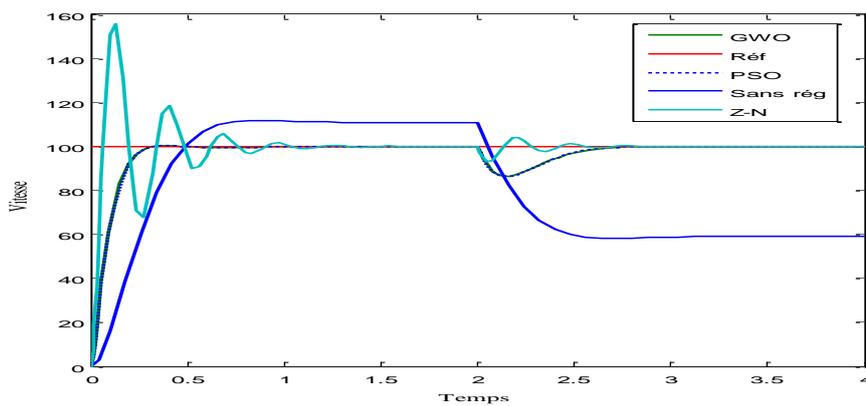


Figure VI. 24: La réponse de vitesse du MCC à vide sans régulateur et pour le PID avec Z-N, GWO et PSO

La première remarque que l'on peut donner en comparant la réponse donnée par le régulateur calculé par la méthode Z-N et les réponses données par les programmes PSO et

GWO que les programme PSO et GWO donnent les meilleurs résultats, on peut remarquer directement que le dépassement a diminué d'une façon remarquable.

Nous proposons dans la partie qui va suivre une comparaison entre les deux modèles PID-PSO et PID-GWO.

IV.8 Procédure de comparaison entre les méthodes métaheuristiques

Dans cette partie on va réaliser une étude comparative entre les méthodes utilisées, pour le faire il faut suivre une procédure de comparaison entre méthodes métaheuristiques :

1- applique l'algorithme sur le même problème n fois, avec n est le nombre d'exécution (dans notre cas n=50) ;

2- Calcul de la moyenne, la meilleure, et la mauvaise valeur du coût et l'écart type.

3- Calcul de la moyenne, la meilleure, et la mauvaise valeur du temps d'obtention écart type.

- calcul de t

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{(SD_1^2 / (n_1 - 1)) + (SD_2^2 / (n_2 - 1))}} \quad (\text{IV.14})$$

Avec X_1, X_2 : valeurs moyennes des deux échantillons

SD_1, SD_2 : Ecart types des deux échantillons

N_1, N_2 : nombre de fois d'exécution

4- Tracer la distribution de gauss du Coût et du temps d'obtention du résultat;

5- Calcul du pourcentage de réussite;

6- Juger les méthodes.

Remarque :

On a utilisé les deux techniques d'optimisation, nous Avons réalisé une étude en se basant sur l' Coût et le temps de calcul, sachant que les méthodes méta-heuristique ne sont pas des méthodes déterministes, et donc, ne donne pas toujours les mêmes résultats, nous avons appliqué l'algorithme d'optimisation 50 fois sur le même problème et nous avons pris en considération dans nos calculs la moyenne de Coût et de temps. Les résultats obtenus sont représentés dans les tableaux (IV.2), (IV.3).

IV.8.1 Moteur à courant continu sans charge

Le tableau ci-dessous représente les résultats obtenus dans le cas d'un moteur à vide:

8 individus	Min		Max		Moyen		Pr	T		Sig	
	Coût	temps	Coût	temps	Coût	temps		Coût	temps	Précision	vitesse
GWO	0.7141	1.4270	0.9929	9.3612	0.8752	4.7569	100%	-5.2967	-10.3918	GWO	GWO
PSO	0.7341	1.9579	6.8134	26.4270	2.4517	10.3165	64%				
24 individus	Min		Max		Moyen		Pr	T		Sig	
	Coût	temps	Coût	temps	Coût	temps		Coût	temps	Précision	vitesse
GWO	0.7138	1.8873	0.9983	11.7618	0.8426	5.0399	100%	-39.6788	-5.5014	GWO	GWO
PSO	0.7204	3.7592	6.8116	38.9608	1.1655	11.7518	84%				
40 individus	Min		Max		Moyen		Pr	T		Sig	
	Coût	temps	Coût	temps	Coût	temps		Coût	temps	Précision	vitesse
GWO	0.7029	3.0883	0.9998	21.8726	0.8651	6.6130	100%	0.1733	-6.7140	No sig	GWO
PSO	0.7214	5.0441	0.9996	42.9565	0.8625	14.3026	100%				

Tableau IV.2: Résultats comparaison entre PSO et GWO après 50 simulations.

Les figures suivantes représentent les courbes de distributions gaussiennes qui nous permettent de comparer entre les deux méthodes.

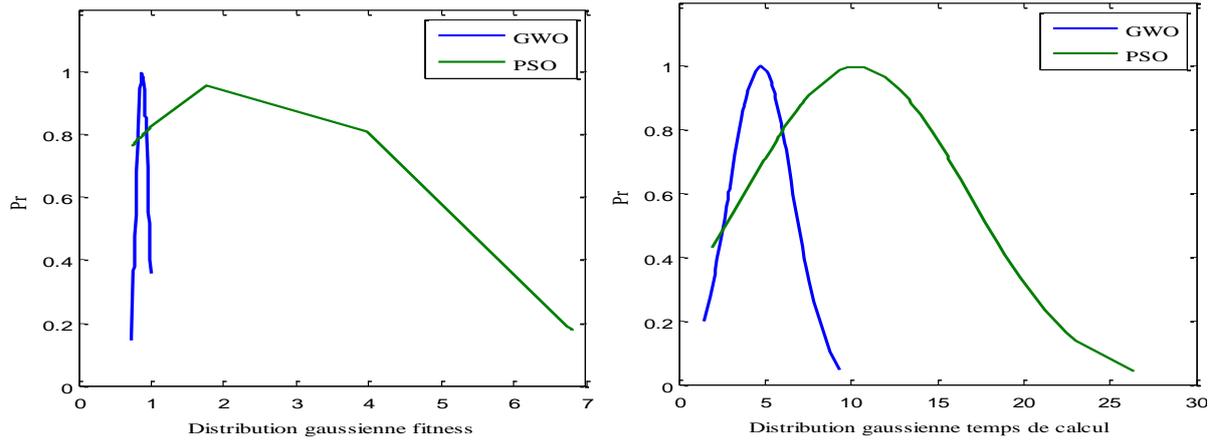


Figure IV. 25: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,8 individus).

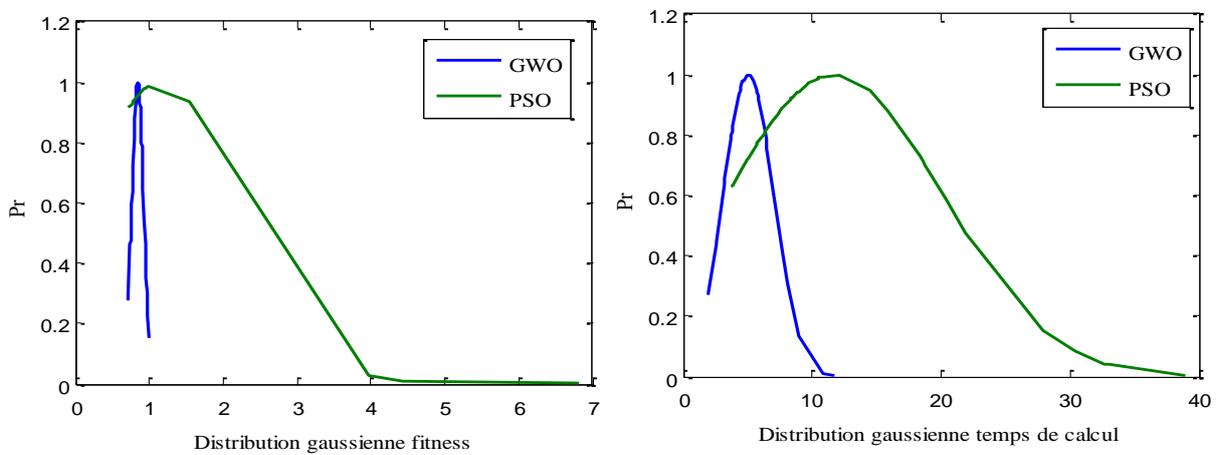


Figure IV.26: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,24 individus).

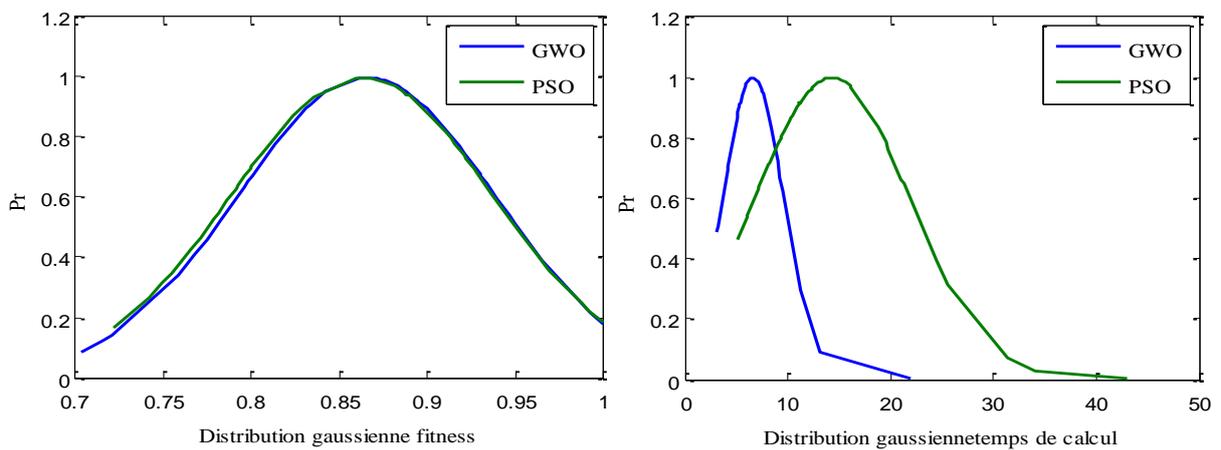


Figure IV. 27: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,40 individus).

Remarque :

On remarque que la convergence vers l'optimum globale dans le cas des GWO, est plus rapide que dans le cas de PSO pour les trois cas (8, 24 et 40 individus).

IV.8.2 Moteur à courant continu avec charge

Le tableau ci-dessous représente les résultats obtenus dans le cas d'un moteur en charge:

8 individus	Min		Max		Moyen		Pr	T		Sig	
	Coût	temps	Coût	temps	Coût	temps		Coût	temps	précision	Vitesse
GWO	10.8296	2.3403	11.4918	31.6009	11.3657	12.7939	100%	-3.2964	-6.0590	GWO	GWO
PSO	10.9420	2.6362	25.1312	49.2891	12.5834	25.4883	38%				
24 individus	Min		Max		Moyen		Pr	T		Sig	
	Coût	temps	Coût	temps	Coût	temps		Coût	temps	précision	vitesse
GWO	10.6285	4.8670	11.4902	37.7045	11.3415	20.5918	100%	-2.3778	-5.9099	GWO	GWO
PSO	10.8612	5.0647	17.9622	135.9356	11.6801	57.5644	62%				
40 individus	Min		Max		Moyen		Pr	T		Sig	
	Coût	temps	Coût	temps	Coût	temps		Coût	temps	précision	vitesse
GWO	10.7746	16.0038	11.4973	104.0655	11.3812	39.5026	100%	-0.7755	-1.1152	No sig	GWO
PSO	10.7629	9.2047	12.0776	2.0935e+04	11.4223	509.2136	82%				

Tableau IV.3: Résultats comparaison entre PSO et GWO après 50 simulations (MCC en charge).

Les figures suivantes représentent les courbes de distributions gaussiennes de fitness et de temps de calcul.

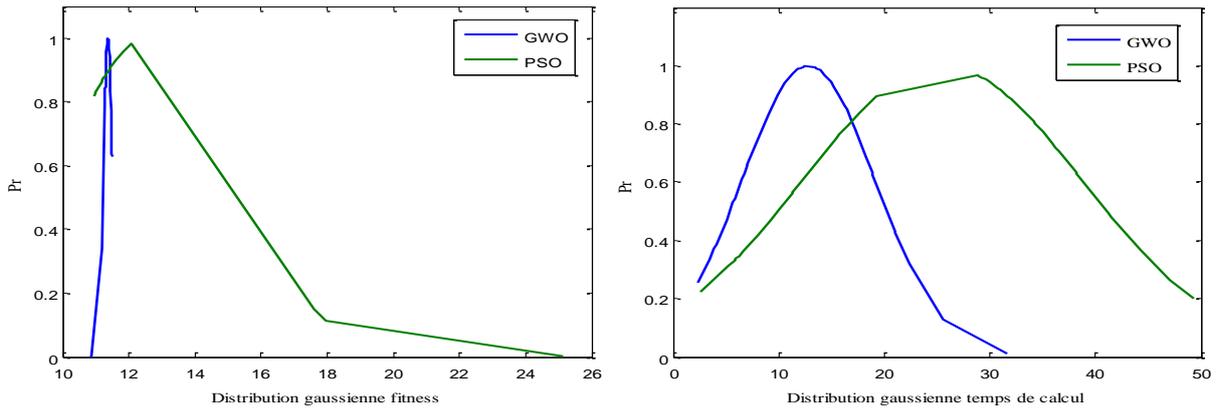


Figure IV. 28: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,8 individus).

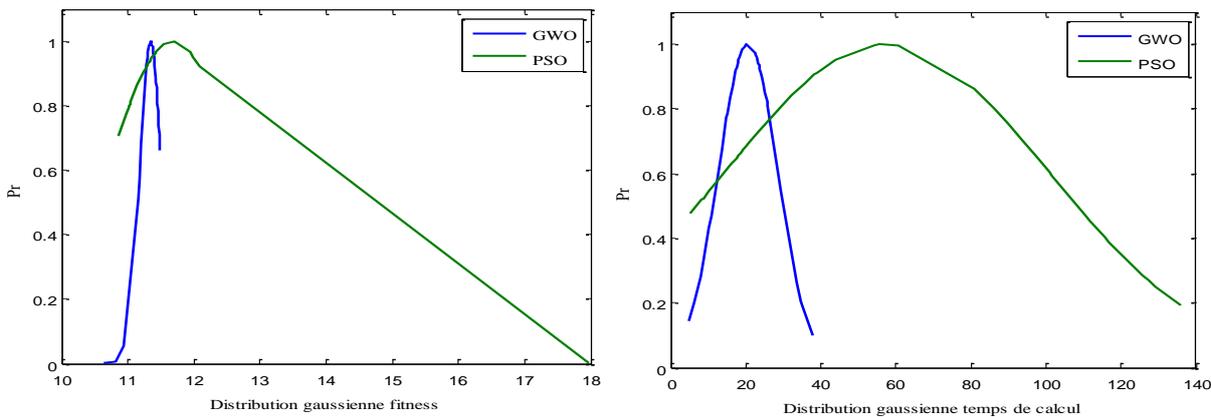


Figure IV. 29: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,24 individus).

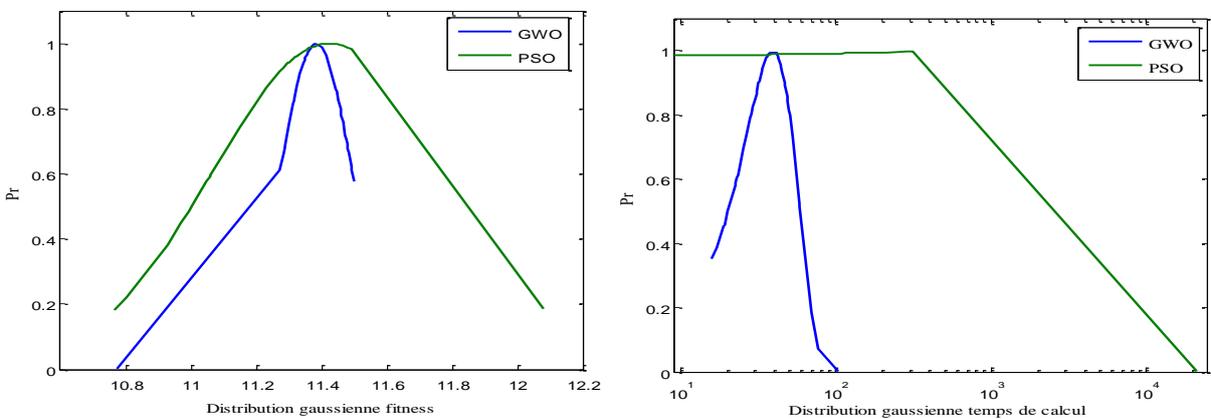


Figure IV. 30: Comparaison entre les méthodes GWO et PSO (50 simulations ,40 individus).

Remarque :

On remarque que les valeurs de la fonction objectif augmentes par rapport aux résultats obtenus avec un moteur à vide, la convergence vers l'optimum globale dans le cas des GWO, est encore plus rapide que dans le cas de PSO pour les trois cas (8, 24 et 40 individus).

IV.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des méthodes d'optimisation (optimisation de loup gris GWO et optimisation par essaim particulaire PSO) décrites dans le chapitre III pour la synthèse d'un régulateur PID appliqué à un MCC à excitation séparé.

Durant le processus d'optimisation, nous avons remarqué que la technique PSO nécessite un temps de calcul moyennement plus important que le temps consommé par la méthode GWO, Cette technique nous a permis d'obtenir de bons résultats avec un temps de calcul acceptable et un taux de réussite très élevé.

Références Bibliographiques

- [1] www.elec.jbd.free.fr, « Machine électromagnétique », Chapitre 13.

Conclusion générale

Pour pouvoir contrôler et commander des processus industriels, le développement d'outils de simulation est devenu une étape essentielle dans toute procédure de conception. Ces outils de simulations devront permettre de couvrir la vaste problématique de commande allant des systèmes simples au plus compliqués.

Les industriels ont besoin de commander et contrôler le fonctionnement des composants, des appareils, des machines, et des processus. C'est dans ce contexte que s'inscrit ce travail de Master. Il a permis de lever certains verrous sur les techniques d'identifications des paramètres des régulateurs PID.

Dans le premier chapitre nous avons introduit le domaine d'optimisation, et les méthodes métaheuristiques. Le deuxième chapitre a rappelé les définitions et les notions de bases sur la régulation dans les systèmes asservis, les différents régulateurs P.I.D ainsi que les méthodes classiques de réglage des boucles de régulations tel que la méthode de Ziegler et Nichols.

Le troisième chapitre a été réservé à un exposé sur la théorie de l'optimisation par Les méthodes PSO et GWO, apparitions, principes de fonctionnements, avantages et inconvénients...Etc. le chapitre a été clôturé par des exemples d'applications.

Le quatrième chapitre a été réservé, à l'identification des paramètres d'un régulateur PID par les deux méthodes PSO et GWO, Une simulation sur le moteur à courant continu à excitation séparée sans et avec charge come perturbation a été opté dans le but de voir l'insensibilité de la méthode vis-à-vis les perturbations.

Dans cet exemple, il a été approuvé la puissance des deux algorithmes pour l'optimisation des gains, (K_p , K_i et K_d) avec une très bonne performance. Une comparaison entre les deux méthodes a été réalisée à la fin de ce chapitre.

D'après les résultats de simulation, on n'a conclu que les deux méthodes sont généralement convergentes vers l'optimum global.

La comparaison réalisée nous a permis de conclure que la méthode GWO est plus appropriée aux résolutions de ces problèmes.

Les avantages de cette technique par rapport aux autres techniques existantes sont le nombre réduit de particules (loups) nécessaires pour une convergence rapide, et l'équilibre

entre l'exploration et l'exploitation assuré par la structure de l'algorithme. Ce qui nous permettra d'obtenir l'optimum global dans les meilleurs délais.