

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE



MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE KASDI MERBAH D'OUARGLA

Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la communication

Département d'Electronique et Des Télécommunications

Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Science et Technologie

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et Système

Présenté par :

HALLALI Mohamed Elhachimi

BELMESSOUD Khaled

Thème

Adaptation des paramètres du régulateur PID avec
PSO- Application à un système de lévitation
magnétique

Soutenu publiquement

Le : 24 Mai 2018

Devant le jury:

Dr BENKRINAH Sabra	« MCB »	Président	UKM Ouargla
Mr AOUF Anour Esadat	« MAA »	Examineur	UKM Ouargla
Dr BENCHABANE Abderrazak	« MCB »	Encadreur	UKM Ouargla
Dr CHARIF Fella	« MCB »	Co-Encadreur	UKM Ouargla

Année universitaire : 2017 / 2018

Dédicace

Avant tout, nous remercions Dieu le tout puissant de nous avoir donné le courage et la patience pour réaliser ce travail.

A nos chers parents : notre mère et notre père, symboles d'amour et de sacrifices pour leurs soutiens moral et financier durant notre longues années d'études. On leurs souhaite de dieu tout puissant, une longue vie pleine de bonheur et de prospérité.

A toutes notre chères sœurs, et notre frères

A toute la famille HALLALI et BELMESOUD

A tous nos chers amis

A tous nos chers collègues d'études

A tous nos professeurs durant notre longues années d'études.

On dédie ce modeste travail.

Remerciements

Tout d'abord nous remercions infiniment le bon dieu « ALLAH » puissant, de la bonne santé, la volonté et la patience qu'il nous a donné tout le long de nos études.

Nous présentons nos sincères remerciements avec nos profonds respects à notre promoteur, **Dr. Abderrazak BENCHABANE** et au **Dr. Fella CHARIF** pour leur suivi, leur coopération et pour leurs discussions passionnantes et fructueuses. Leurs précieux conseils ont grandement contribué à ce modeste travail.

Nous tenons à remercier également **Mr. AOUF Anouar Esadat** et **Dr. BENKRINAH Sabra** d'avoir accepté de participer à l'évaluation de ce travail.

Enfin, nous remercions nos familles et nos amis pour leur soutien moral et leurs aides, ainsi que à tous ceux qui nous ont soutenu et aidé tout au long de ce travail.

Résumé : L'objectif de ce travail est la détermination des paramètres d'un régulateur PID utilisant l'algorithme d'optimisation par essaim de particules pour la commande d'un système de lévitation magnétique. Ce système est connu par son non linéarité et son instabilité en boucle ouverte. Les résultats des expérimentations ont montré que les valeurs des paramètres du régulateur obtenus sont quasi-optimales ce qui prouve le succès de l'algorithme PSO.

Mots clés : SLM, régulateur PID, OEP

Abstract: The objective of this work is the determination of the parameters of a PID regulator using the particle swarm optimization algorithm for the control of a magnetic levitation system. This system is known by its nonlinearity and instability in open loop. The results of the experiments showed that the values of the parameters of the regulator obtained are quasi-optimal, which proves the success of the PSO algorithm.

Key words: MAGLEV, PID regulator, PSO

ملخص: الهدف من هذا العمل هو تحديد معايير المنظم التناسبي التكامل التفاضلي باستخدام خوارزمية تحسين سرب الجسيمات للتحكم في نظام الرافعة المغناطيسية. ويعرف هذا النظام من خلال اللاخطية وعدم الاستقرار في الحلقة المفتوحة. أظهرت نتائج التجارب أن قيم عوامل المنظم التي تم الحصول عليها هي شبه مثالية ، الأمر الذي يثبت نجاح خوارزمية تحسين سرب الجسيمات.

الكلمات المفتاحية: نظام الإرتفاع المغناطيسي , المنظم التناسبي التكامل التفاضلي , تحسين سرب الجسيمات.

Liste des figures

Figure1. 1 : Principe du système à lévitation magnétique.....	3
Figure1. 2 : Système à lévitation magnétique en boucle fermée.....	3
Figure1. 3 : Structure générale du modèle	5
Figure1. 4 : Structure ARX	6
Figure1. 5 : Structure ARMAX	7
Figure1. 6 : Structure OE	7
Figure1. 7 : Structure BJ	8
Figure1. 8 : Structure l'identification en boucle fermée	10
Figure1. 9 : Structure du régulateur PID	11
Figure2. 1 : Principe du déplacement d'une particule	17
Figure2. 2 : Organigramme de l'algorithme de PSO	18
Figure2. 3 : Topologies de voisinage social	19
Figure2. 4 : Exemple de voisinage géographique	20
Figure2. 5 : Le contrôleur PID du schéma de principe proposé	22
Figure2. 6 : Structure du régulateur	23
Figure3. 1 : Système de lévitation magnétique et son interfaçage	25
Figure3. 2 : Le modèle non linéaire	27
Figure3. 3 Les trajectoires de la position de la bille pour le modèle non linéaire	27
Figure3. 4 : Modèle linéaire	28
Figure3. 5 : Les trajectoires de la position de la bille pour le modèle linéaire	28
Figure3. 6 : Schéma utilisé pour l'identification	29
Figure3. 7 : Le test du modèle	29
Figure3. 8 : Schéma de simulation par la méthode PSO (linéaire).....	30
Figure3. 9 : Trajectoire de la sortie mesurée l'itération 1	30
Figure3. 10 : Trajectoire de la sortie mesurée l'itération 4	30
Figure3. 11 : Trajectoire de la sortie mesurée l'itération 10	31
Figure3. 12 : Trajectoire de la sortie mesurée l'itération 60	31
Figure3. 13 : Fonction de cout	31
Figure3. 14 : Évolutions des paramètres K_p, K_d, K_i	31
Figure3. 15 : Réponse du système réel a une entrée en créneaux	32

Liste des tableaux

Tableaux 1.1 : Formules pour les paramètres du régulateur dans la fermeture de Ziegler-Nichols méthode de boucle	13
Tableaux 3.1 : Les caractéristiques de bobine.....	26

Sommaire

Remerciements.....	I
Résumé.....	II
Liste des figures.....	III
Liste des tableaux.....	V
Sommaire.....	VI
Introduction générale.....	1

Chapitre 1

Modélisation du système à lévitation magnétique

1.1. Introduction.....	2
1.2. Principe de la modélisation mathématique.....	3
1.2.1. Modélisation théorique.....	4
1.2.2. Modélisation expérimentale des systèmes linéaires	5
a.Modèle autorégressif à une entrée exogène (ARX)	5
b.Modèle autorégressif à moyenne mobile et entrée exogène (ARMAX).....	6
c.Structure du modèle erreur de sortie (OE).....	7
d.Structure Box-Jenkins (BJ).....	8
1.3. Méthode de l'erreur de prédiction	8
1.4. Modélisation des systèmes en boucle fermée	10
1.4.1. Approche directe	10
1.4.2. Approche indirecte	10
1.5. Régulateur PID analogique	11
1.6. Régulateur PID à temps discret	11
1.7. Réglage des paramètres du régulateur	13
1.8. Conclusion.....	13

Chapitre 2

Algorithme PSO pour l'ajustement du régulateur PID

2.1. Introduction.....	15
2.2. Optimisation par essaim de particules	15
2.2.1. Principe du PSO	15
2.2.2. Formulation générale	16

2.2.3. Algorithme de base du PSO	17
2.3. Modèles de topologies	19
2.3.1. Voisinages sociaux	19
a.Topologie en étoile.....	19
b.Topologie en anneau.....	19
c.Topologie en rayon.....	19
2.3.2. Voisinage géographique	20
2.4. Configuration des paramètres	20
2.4.1. Nombre de particules	20
2.4.2 Coefficients de confiance et coefficient d'inertie	20
2.5. Variantes du PSO	21
2.5.1 .Algorithme de PSO avec le coefficient d'inertie (PSO-CI).....	21
2.5.2.Algorithme de PSO avec le facteur de constriction k (PSO-FC).....	21
2.6. Avantages et inconvénients de PSO	22
2.6.1. Avantages de PSO.....	22
2.6.2. Inconvénients de PSO.....	22
2.7. Ajustement du régulateur PID par l'algorithme PSO.....	22
2.7.1. Principe de l'algorithme d'apprentissage.....	23
2.7.2. Algorithme d'apprentissage par PSO.....	24
2.8. Conclusion.....	24

Chapitre3

Application et résultats

3.1. Introduction.....	25
3.2 .Description fonctionnelle.....	26
3.3. Modélisation De système.....	26
3.3.1. Modèle non-linéaire.....	26
3.3.2. Modèle linéaire	27
3.4.Identification du système linéarisé.....	28
3.5.Ajustement du régulateur par la méthode du PSO (linéaire).....	30
3.6.Validation des paramètres.....	31
3.7. Conclusion.....	32
Conclusion générale.....	33
Bibliographie	34

Introduction générale

La lévitation magnétique (en anglais magnetic levitation MAGLEV) se réfère en général au processus d'objet flottant dans l'air sous l'influence de la force électromagnétique. Cette force est causée par le courant circulant à travers la bobine magnétique du système de lévitation. Les systèmes de lévitation magnétique, sont des systèmes non linéaires et instables en boucle ouverte, d'où leur fonctionnement normal doit être en boucle fermée ce qui rend l'utilisation d'un régulateur performant est nécessaire. Un régulateur mal dimensionné peut entraîner la déstabilisation de la bille [10].

Dans la pratique il est très difficile de déterminer les paramètres optimaux du régulateur avec les méthodes classiques comme la méthode conventionnelle de Ziegler Nichols.

L'algorithme d'optimisation par l'essaim de particules (en anglais: Particule Swarm Optimisation PSO) et est utilisé pour l'auto-ajustement des paramètres du régulateur PID [7,11]. L'algorithme PSO est un algorithme itératif qui est basé sur la minimisation de l'erreur quadratique entre l'entrée et la sortie du système. Or le calcul de l'erreur pour chaque itération exige la mise en marche du système MAGLEV ce qui constitue une tâche très lente. Comme alternative, le système réel est remplacé par un modèle identifié utilisant la méthode de l'erreur de prédiction [2]. Une fois les paramètres du régulateur sont obtenus, on vérifie les performances du régulateur avec le système réel pour le valider.

Le mémoire est composé de trois chapitres répartis comme suit : Le premier chapitre présente la modélisation du système de lévitation magnétique; Les différents organes qui le composent. Le deuxième chapitre présente le principe de l'algorithme PSO et son application pour l'auto-ajustement des gains du régulateur PID. Dans le troisième chapitre on présente les applications et les résultats obtenus. Enfin, la conclusion générale présente le bilan de ce travail ainsi que les perspectives envisagées.

Chapitre 1

Modélisation du système à lévitation magnétique

1.1. Introduction

Un système à lévitation magnétique consiste en une bille en acier qui est soumise à une force électromagnétique créée par une bobine avec un noyau ferromagnétique, et la force de la pesanteur. Il est évident que la force électromagnétique est proportionnelle au courant qui circule dans la bobine ; si on augmente le courant, la force d'attraction augmente aussi. De même, cette force est inversement proportionnelle à la distance qui sépare l'extrémité de la bobine et la bille comme montré dans la figure (1.1). Si la bille est située à une distance faible de la bobine, la force d'attraction sera plus importante. Comme on dit au début, la bille est soumise à deux forces, la force électromagnétique et celle de la pesanteur, si la force électromagnétique est supérieure à celle de la pesanteur, ou bien en d'autres mots, si la bille est plus près de la bobine, elle se colle à son noyau. Par contre si la force électromagnétique est inférieure, la bille tombe. Ce qui veut dire que pour que la bille reste suspendue dans l'air, la force de l'électro-aimant doit être égale à celle de la pesanteur. Or un système à lévitation magnétique n'est jamais dans un environnement idéal, une petite perturbation peut déstabiliser le système, de ce fait, le système à lévitation magnétique est instable de nature et doit être utilisé en boucle fermée [10,12,15].

Pour réaliser la boucle fermée, la position de la bille doit être déterminée, donc un capteur optique de position est utile. La bille suspendue est opaque et coupe un faisceau lumineux, l'intensité lumineuse reçue dépend donc de la position de la bille. La tension issue du capteur convertie en distance sera comparée à la distance désirée. La figure (1.2) montre le système de lévitation magnétique en boucle fermée.

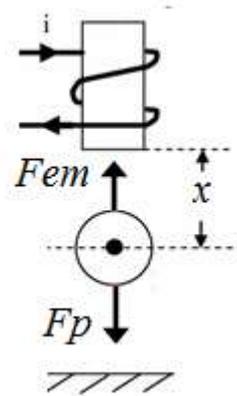


Figure 1.1 Principe du système à lévitation magnétique

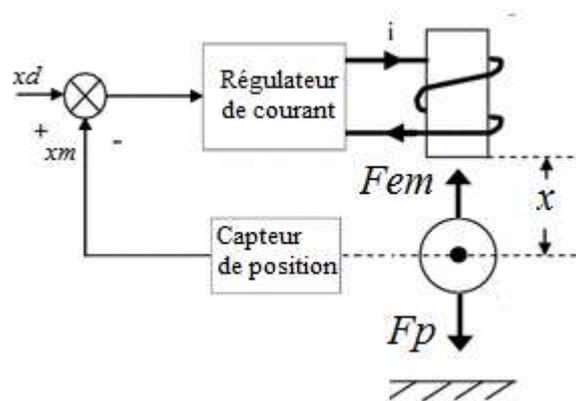


Figure 1.2 Système à lévitation magnétique en boucle fermée

1.2. Principe de la modélisation mathématique

Le comportement temporel des systèmes peut être décrit de manière générale par des modèles mathématiques. Ceci est couvert par la théorie des systèmes. Cependant, l'application de la théorie des systèmes exige que les modèles mathématiques pour le comportement dynamique des systèmes et leurs éléments soient connus. Le processus de la conception d'un modèle approprié s'appelle la modélisation. Comme le montre la section suivante, il existe deux approches générales de la modélisation, à savoir la modélisation théorique et expérimentale, qui présentent toutes deux leurs avantages et inconvénients. Une modélisation théorique exige la connaissance parfaite du comportement du système, de ce fait, le modèle obtenu sera précis mais complexes. Cependant dans la deuxième catégorie, le modèle est à identifier à partir d'un relevé expérimental des entrées-sorties du système réel d'où la simplicité et l'incertitude du modèle obtenu [15].

1.2.1. Modélisation théorique

Le comportement dynamique du système de lévitation magnétique (SLM) peut être modélisé par des équations différentielles. Le modèle est obtenu en appliquant les équations de base de la physique et de la mécanique du système [3,15].

La bille suspendue en air est soumise à une force résultante de deux forces, une force due à la bobine et une autre due à la pesanteur.

$$F = mg - K \left(\frac{i}{x} \right)^2 \quad (1.1)$$

Où i est le courant dans la bobine, x est la distance entre la boule et l'électroaimant. K est une constante de la force électromagnétique du système bobine-bille.

Utilisant la deuxième loi de Newton ; Le déplacement de la bille est régi par l'équation électromécanique suivante:

$$m \frac{d^2x}{dt^2} = mg - K \left(\frac{i}{x} \right)^2 \quad (1.2)$$

On note ici qu'en utilisant l'équation (1.2), on peut déterminer le courant en régime permanent I_0 qui produit une position d'équilibre x_0 en mettant le terme $\frac{d^2x}{dt^2} = 0$, d'où :

$$I_0 = \sqrt{\frac{mg}{K}} x_0 \quad (1.3)$$

Théoriquement, en fixant la position désirée, on peut calculer le courant nécessaire pour l'équilibre, mais comme on a dit au paravent, le système est très vulnérable aux perturbations et la bille ne maintenait pas son équilibre.

Pour analyser la dynamique du système, Le modèle non linéaire du système doit être linéarisé autour d'un point de fonctionnement nominal (x_0, I_0) .

Pour des petites variations autour du point d'équilibre :

$$x(t) = x_0 + \hat{x}(t), \quad I(t) = I_0 + \hat{i}(t) \quad (1.4)$$

L'équation (1.2) peut être réécrite sous la forme :

$$\frac{d^2\hat{x}(t)}{dt^2} = g - \frac{K}{m} \left(\frac{I_0 + \hat{i}(t)}{x_0 + \hat{x}(t)} \right)^2 \quad (1.5)$$

En linéarisant l'équation (1.5) autour du point d'équilibre ie, $\hat{x}(t) = 0$, $\hat{i}(t) = 0$, on aura :

$$\left. \frac{d^2\hat{x}(t)}{dt^2} = \frac{\partial}{\partial x} \left(g - \frac{K}{m} \left(\frac{I_0 + \hat{i}(t)}{x_0 + \hat{x}(t)} \right)^2 \right) \right|_{\hat{x}(t)=0, \hat{i}(t)=0} \hat{x} + \left. \frac{\partial}{\partial i} \left(g - \frac{K}{m} \left(\frac{I_0 + \hat{i}(t)}{x_0 + \hat{x}(t)} \right)^2 \right) \right|_{\hat{x}(t)=0, \hat{i}(t)=0} \hat{i}$$

$$\frac{d^2\hat{x}(t)}{dt^2} = \frac{2KI_0^2}{mx_0^3} \hat{x} - \frac{2KI_0}{mx_0^2} \hat{i} \quad (1.6)$$

En prenant la transformée de Laplace de l'équation (1.6), on aura :

$$H(p) = \frac{\hat{X}(p)}{\hat{I}(p)} = \frac{-a}{p^2 - b}$$

avec $b = \frac{2KI_0^2}{mx_0^3}$, $a = \frac{2KI_0}{mx_0^2}$

1.2.2. Modélisation expérimentale des systèmes linéaires

Le modèle à identifier dans sa forme générale est donné par [15] :

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) + v(k) \quad (1.7)$$

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_nq^{-n}$$

$$B(q^{-1}) = b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_mq^{-m}$$

Où $v(k)$ est une séquence aléatoire qui représente l'ensemble des effets des bruits et des perturbations affectant le système. Le signal stochastique $v(k)$, lui-même étant généré en filtrant un signal également aléatoire $e(k)$, de type bruit blanc gaussien, à moyenne μ nulle et à variance σ^2 . q^{-1} est un opérateur de retard, ie $q^{-d}y(k) \equiv y(k-d)$. Suivant la forme du filtre générateur, plusieurs modèles peuvent être supposés. Le modèle général du système avec perturbation est de la forme :

$$y(k) = G(q)u(k) + H(q)e(k) \quad (1.8)$$

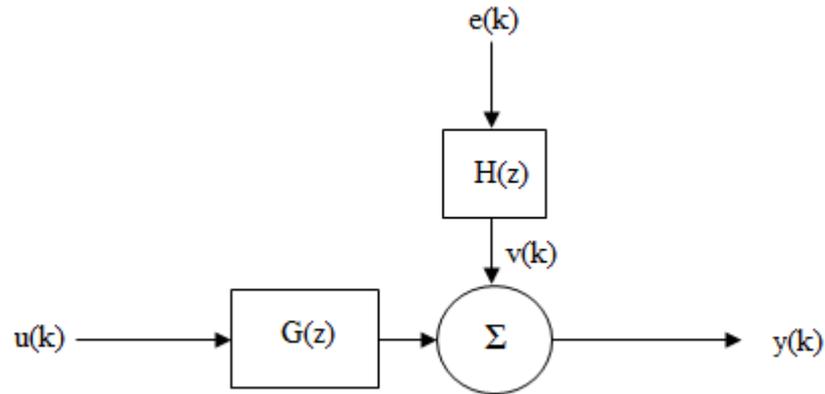


Figure 1.3. Structure générale du modèle

a. Modèle autorégressif à une entrée exogène (ARX)

La manière la plus simple à décrire la relation entrées/sortie d'un processus consiste à élaborer une équation aux différences linéaire :

$$y(k) + a_1y(k-1) + \dots + a_ny(k-n) = b_1u(k-1) + \dots + b_mu(k-m) + e(k)$$

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + e(k)$$

d'où

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)} u(k) + \frac{1}{A(q)} e(k) \quad (1.9)$$

On voit ici que cette structure modélise le bruit $v(k)$ par un bruit blanc filtré à l'aide du dénominateur du modèle du processus, ce qui rend cette structure très contraignante mais, comme on le verra par la suite, a l'avantage que le prédicteur basé sur cette structure est linéaire par rapport aux vecteur de paramètres du modèle à identifier.

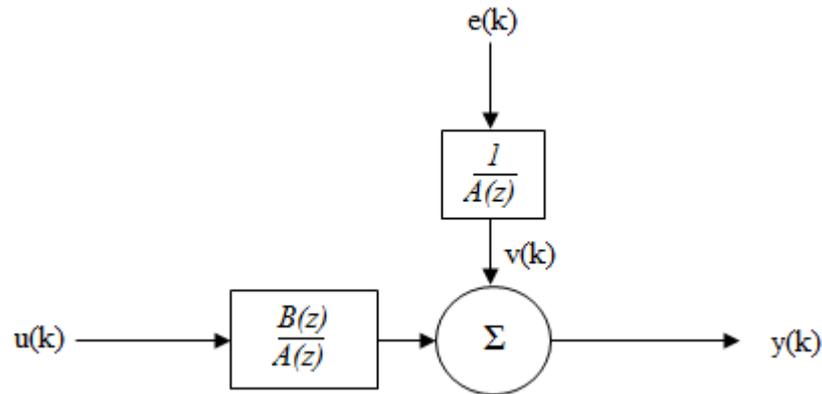


Figure 1.4. Structure ARX

b. Modèle autorégressif à moyenne mobile et entrée exogène (ARMAX)

Pour améliorer le modèle on peut décrire le modèle ARX comme une moyenne ajustée du bruit blanc, malheureusement, on verra par la suite que le prédicteur basé sur cette structure est non linéaire par rapport au vecteur des paramètres à identifier. L'équation aux différences du modèle ARMAX est de la forme :

$$\begin{aligned} y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) \\ = b_1 u(k-1) + \dots + b_m u(k-m) + e(k) + c_1 e(k-1) + \dots + c_l e(k-l) \end{aligned} \quad (1.10)$$

En introduisant le polynôme $C(q) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_l q^{-l}$, l'équation (1.10) devient :

$$A(q)y(k) = B(q)u(k) + C(q)e(k) \quad (1.11)$$

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)} u(k) + \frac{C(q)}{A(q)} e(k) \quad (1.12)$$

$$\theta = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_m, c_1, c_2, \dots, c_l]^T$$

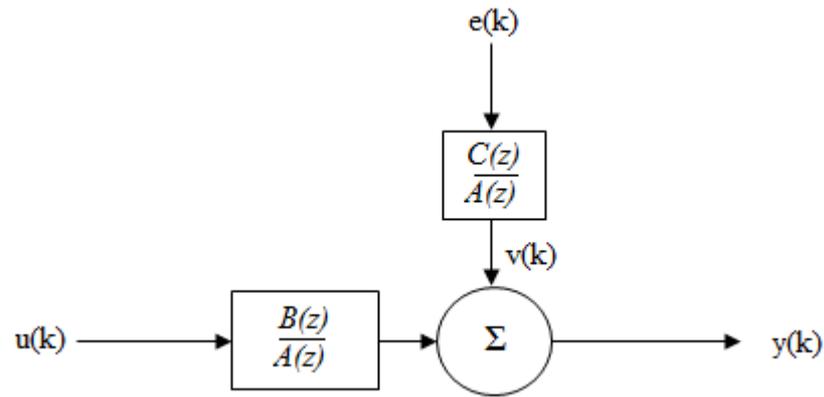


Figure1. 5. Structure ARMAX

c. Structure du modèle erreur de sortie (OE)

Dans les modèles précédents, le polynôme $A(q)$ intervient dans le modèle du système et le modèle générateur du bruit. De point de vue physique, il est préférable de paramétrer les deux fonctions séparément. Si on suppose que la relation entre l'entrée et la sortie non bruitée peut être écrite sous une forme d'équation aux différences linéaires, et le bruit consiste en un bruit additif de mesure, on peut aboutir à [15] :

$$w(k) + f_1 w(k-1) + \dots + f_d w(k-d) = b_1 u(k-1) + \dots + b_m u(k-m) \quad (1.13)$$

$$y(k) = w(k) + e(k)$$

En introduisant le polynôme $F(q) = 1 + f_1 q^{-1} + \dots + f_d q^{-d}$, l'équation (1.13) devient :

$$F(q)W(k) = B(q)u(k) \Rightarrow W(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) \quad (1.14)$$

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)}u(k) + e(k) \quad (1.15)$$

Ce qui donne : $G(q, \theta) = \frac{B(q)}{F(q)}, H(q) = 1, \theta = [f_1, \dots, f_d, b_1, \dots, b_m]^T$

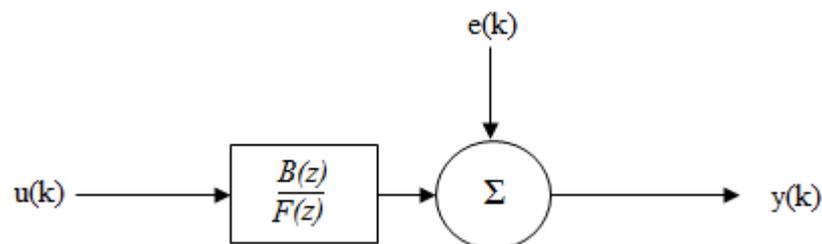


Figure1.6. Structure OE

d. Structure Box-Jenkins (BJ)

La structure proposée par Box et Jenkins est plus générale car les modèles du processus et du bruit n'ont pas de facteurs communs. Ainsi, on a plus de degré de liberté pour modéliser le bruit mais également plus de paramètres à identifier. La sortie mesurée est représentée par [15]:

$$y(k) = \frac{B(q)}{A(q)}u(k) + \frac{C(q)}{D(q)}e(k) \quad (1.16)$$

Où: $A(q), B(q), C(q), D(q)$ le polynôme.

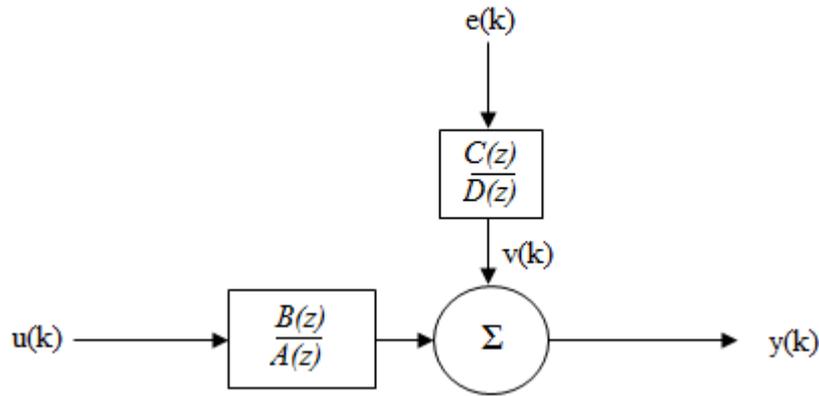


Figure .1.7. Structure BJ

1.3. Méthode de l'erreur de prédiction

C'est une technique qui permet d'obtenir les valeurs numériques des paramètres des fonctions de transfert $G(z)$ et $H(z)$ d'un modèle de structure générale. La méthode de l'erreur de prédiction se base sur la comparaison de la mesure de la sortie $y(k)$ et de celui d'un prédictor $\hat{y}(k)$ de cette même sortie. Le prédictor $\hat{y}(k)$ est conçu de façon à ce qu'il soit en mesure de prédire au mieux le signal de sortie $y(k)$ à l'instant présent en ne se basant que sur les informations disponibles jusqu'à l'instant précédent, i.e. à l'instant $k - 1$ [15].

$$\hat{y}(k) = \hat{y}(k/k - 1) = f(u^{k-1}, y^{k-1}, \theta)$$

avec :

$$u^{k-1} = \{u(k - 1), u(k - 2), \dots, u(1)\}$$

$$y^{k-1} = \{y(k - 1), y(k - 2), \dots, y(1)\}$$

On considère le modèle général :

$$y(k) = G(q)u(k) + H(q)e(k)$$

avec:

$$H(q) = 1 + h(1)q^{-1} + h(2)q^{-2} + \dots$$

$$v(k) = H(q)e(k) = \sum_{n=0}^{\infty} h(n)e(k - n) = h(0)e(k) + \sum_{n=1}^{\infty} h(n)e(k - n)$$

$$v(k) = m(k-1) + e(k), \quad h(0) = 1$$

Mais $m(k-1) = h(1)e(k-1) + h(2)e(k-2) + \dots$ est mesurable (passé) donc :

$$E\{m(k-1)\} = m(k-1)$$

On obtient :

$$E\{v(k)\} = E\{m(k-1)\} + E\{e(k)\} = m(k-1)$$

Comme $v(k)$ est non mesurable à l'instant k , sa meilleur prediction est sa moyenne ie :

$$\hat{v}(k/k-1) = m(k-1) = \sum_{n=1}^{\infty} h(n)e(k-n) = H(q)e(k) - e(k)$$

$$\Rightarrow \hat{v}(k/k-1) = [H(q) - 1]e(k)$$

Revenant au modèle générale, et soit $v(l)$ le bruit généré dans le passé ie :

$$v(l) = y(l) - G(q)u(l); \quad l \leq k-1$$

et à l'instant k la sortie du modele est de la forme :

$$y(k) = G(q)u(k) + v(k)$$

Or $v(k)$ n'est pas mesurable, dont on remplace la sortie $y(k)$ par la prediction $\hat{y}(k/k-1)$:

$$\begin{aligned} \hat{y}(k/k-1) &= G(q)u(k) + \hat{v}(k/k-1) \\ &= G(q)u(k)[H(q) - 1]e(k) \end{aligned}$$

Après quelques operations mathematique, on obtient le prédicteur $\hat{y}(k)$ dans sa forme générale :

$$\hat{y}(k/k-1) = \frac{G(q)}{H(q)}u(k) + \left[1 - \frac{1}{H(q)}\right]y(k) \quad (1.17)$$

La méthode de l'erreur de prediction a donc pour objectif de trouver les paramètres des fonctions de transfert $G(q)$ et $H(q)$ de telle façon que l'erreur de prediction $\epsilon(k) = y(k) - \hat{y}(k)$ soit minimisée.

Partant d'un ensemble de N mesures $Y_N(k)$ correspondant aux entrées $U_N(k)$, on utilise la méthode de l'erreur de prediction pour fournir une estimation $\hat{\theta}$ de θ minimisant la fonction :

$$V_N(\theta, y_N(k), u_N(k)) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f(\epsilon(k)) \quad (1.18)$$

Où $\epsilon(k)$ correspond donc à l'erreur de prediction $y(k) - \hat{y}(k)$ On obtient :

$$\theta_N = \operatorname{argmin}\{V_N(\theta, y_N(k), u_N(k))\} \quad (1.19)$$

A comprendre comme $\hat{\theta}_N$ est la valeur de l'argument θ_N de la fonction $V_N(\theta, y_N(k), u_N(k))$ minimisant V_N . L'estimateur θ_N recherché doit donc minimiser la fonction $V_N(\theta, y_N(k), u_N(k))$ à partir des signaux d'entrée $U_N(k)$ et de sortie $U_N(k)$, où N correspond au nombre d'échantillons prélevés.

Un cas particulier très important est celui où la fonction $f(\epsilon(k))$ est quadratique :

$$V_N(\theta, y_N(k), u_N(k)) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{2} \cdot [y(k) - \hat{y}(k)]^2 = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{2} \cdot \epsilon(k)^2 \quad (1.20)$$

1.4. Modélisation des systèmes en boucle fermée

Dans beaucoup de systèmes, l'identification en boucle ouverte ne peut pas être effectuée dû à leur instabilité par exemple, d'où l'identification doit être effectuée en boucle fermée [15,2]. La structure utilisée dans l'identification en boucle fermée est représentée dans la figure (1.3).

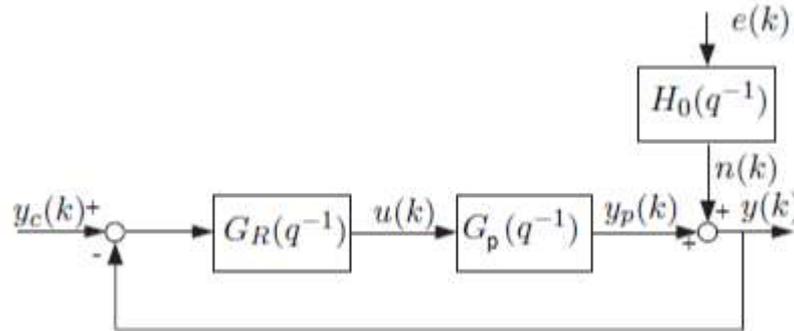


Figure 1.8. Structure l'identification en boucle fermée.

La procédure d'identification s'effectue de deux manières :

1.4.1. Approche directe

Dans cette méthode on procède comme en boucle ouverte, l'identification se fait par les mesures de l'entrée $u(k)$ et la sortie $y(k)$ du système. Le problème dans cette approche est que le bruit de mesure intervient dans le système à travers la boucle ce qui rend le modèle obtenu n'est pas satisfaisant.

1.4.2. Approche indirecte

Dans cette approche, on utilise les mesures de l'entrée $y_c(k)$ et de la sortie $y(k)$. On identifie le système globale, ie le procédé et le régulateur dont la fonction de transfert en boucle fermée est de la forme :

$$G_{bf}(q^{-1}) = \frac{y(k)}{y_c(k)} = \frac{G_R(q^{-1})G_P(q^{-1})}{1+G_R(q^{-1})G_P(q^{-1})} \quad (1.21)$$

A partir de cette expression on déduit la fonction de transfert du système donnée par :

$$G_p(q^{-1}) = \frac{G_{bf}(q^{-1})}{G_R(q^{-1})[1-G_{bf}(q^{-1})]} \quad (1.22)$$

1.5. Régulateur PID analogique

Le régulateur utilisé dans plus de 90% des asservissements est du type proportionnel intégrale dérivée (PID) [1]. L'histoire de ces régulateurs remonte au début du vingtième siècle [2, 3]. Les applications du PID sont extrêmement nombreuses et variées. Ce compensateur est utilisé en commande des procédés industriels et des moteurs. Il est donc inévitable de bien étudier le régulateur PID. La fonction de transfert d'un régulateur PID est [16]:

$$G_c(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s \quad (1.23)$$

Où K_p , K_i et K_d sont les gains de proportionnalité, d'intégration et de dérivation, respectivement. On constate que la variable manipulée est la somme pondérée de l'erreur (P), de l'intégration de l'erreur (I) et de la dérivée de l'erreur (D). Une interprétation du PID est qu'il agit selon les erreurs présente, passée et future. En effet, la partie proportionnelle de la commande se base sur l'erreur présente, l'intégrale de l'erreur cumule les erreurs passées et la dérivée de l'erreur (donc sa pente) prédit en quelque sorte vers où se dirige l'erreur dans le futur. La figure (1.9) représente la structure du régulateur PID.

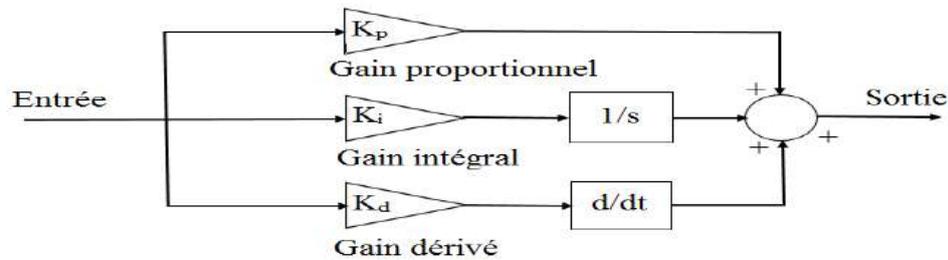


Figure 1.9. Structure du régulateur PID.

1.6. Régulateur PID à temps discret

L'algorithme du régulateur numérique est issu de la discrétisation du régulateur analogique PID. Etant donné le régulateur PID dont l'équation dynamique est de la forme [16]:

$$u(t) = K_p e(t) + \frac{K_p}{T_i} \int_0^t e(t) dt + K_p T_d \dot{e}(t) \quad (1.24)$$

où $u(t)$ est la sortie du régulateur, $e(t)$ est le signal erreur entre la consigne et la mesure :

$$e(t) = r(t) - y(t) \quad (1.25)$$

où $r(t)$ est la référence ou le point de consigne, et $y(t)$ est la mesure du processus. Le régulateur numérique peut être obtenu comme suit : prenons une différenciation des deux côtés de l'équation (1.23) :

$$\dot{u}(t) = K_p \dot{e}(t) + \frac{K_p}{T_i} e(t) + K_p T_d \ddot{e}(t)$$

Par la formule d'Euler de discrétisation on aura :

$$\frac{u(t_k) - u(t_{k-1})}{h} = K_p \frac{e(t_k) - e(t_{k-1})}{h} + \frac{K_p}{T_i} e(t_k) + K_p T_d \frac{\dot{e}(t_k) - \dot{e}(t_{k-1})}{h}$$

avec h est le pas de discrétisation. La différenciation de $\dot{e}(t_k)$ et $\dot{e}(t_{k-1})$ nous donne:

$$\frac{u(t_k) - u(t_{k-1})}{h} = K_p \frac{e(t_k) - e(t_{k-1})}{h} + \frac{K_p}{T_i} e(t_k) + K_p T_d \frac{\frac{e(t_k) - e(t_{k-1})}{h} - \frac{e(t_{k-1}) - e(t_{k-2})}{h}}{h}$$

D'où on tire la sortie du régulateur numérique :

$$u(t_k) = u(t_{k-1}) + K_p [e(t_k) - e(t_{k-1})] + \frac{K_p h}{T_i} e(t_k) + \frac{K_p T_d}{h} [e(t_k) - 2e(t_{k-1}) + e(t_{k-2})]$$

Cette dernière équation peut être mise sous la forme :

$$u(t_k) - u(t_{k-1}) = K_p [e(t_k) - e(t_{k-1})] + K_i e(t_k) + K_d [e(t_k) - 2e(t_{k-1}) + e(t_{k-2})] \quad (1.26)$$

avec: $K_i = \frac{K_p h}{T_i}$, $K_d = \frac{K_p T_d}{h}$ le gain de l'intégrateur et le gain du dérivateur du régulateur, respectivement.

Posons maintenant :

$$\Delta u(t_k) = u(t_k) - u(t_{k-1})$$

Donc :

$$\Delta u(t_k) = K_p [e(t_k) - e(t_{k-1})] + K_i e(t_k) + K_d [e(t_k) - 2e(t_{k-1}) + e(t_{k-2})]$$

Ce qui conduit à l'équation récurrente suivante:

$$u(t_k) = u(t_{k-1}) + \Delta u(t_k) \quad (1.27)$$

1.7. Réglage des paramètres du régulateur

C'est la méthode de synthèse la plus populaire utilisée. John Ziegler et Nathaniel Nichols ont proposé en 1942 une méthode de synthèse du régulateur PID en se basant sur leurs expériences et simulations. C'est une méthode de réglage simple et toujours assez efficace. La procédure d'accord est la suivante [8]:

Etape 1 : Changer le régulateur PID à régulateur P en faisant $T_i = \infty$ et $T_d = 0$ puis fermer la boucle.

Etape 2 : Augmenter le paramètre K_p jusqu'à ce qu'il y ait des oscillations de la sortie du système à contrôler. cette valeur K_p est notée le gain ultime ou critique K_{pu} .

Etape 3 : Mesurez la période ultime (ou critique) P_u des oscillations.

Etape 4 : Les paramètres du régulateur PID sont calculés conformément au tableau (1.1), une fois les paramètres sont déduits, la stabilité est améliorée en réduisant les paramètres K_p .

Tableau.1.1. Formules pour les paramètres du régulateur dans la méthode de Ziegler-Nichols méthode de boucle.

	K_p	T_i	T_d
P Controller	$0.5 K_{pu}$	∞	0
PI Controller	$0.45 K_{pu}$	$\frac{P_u}{12}$	0
PID Controller	$0.6 K_{pu}$	$\frac{P_u}{2}$	$\frac{P_u}{8} = \frac{T_i}{4}$

1.8. Conclusion

Le régulateur standard le plus utilisé dans l'industrie est le régulateur PID, car il permet de régler à l'aide de ses trois paramètres les performances ; l'amortissement, le temps de réponse) d'une régulation d'un processus. Dans ce chapitre, on a présenté une modélisation

d'un système de lévitation magnétique en boucle fermée. On a commencé par une description d'un système de lévitation magnétique, puis on a discuté les différents organes constituant le système en boucle fermée ; le modèle mathématique du système que ce soit le modèle de connaissance ou le modèle boîte noire et le régulateur PID dans ces deux versions analogique et numérique.

Chapitre 2

Algorithme PSO pour l'ajustement du régulateur PID

2.1. Introduction

L'optimisation par essaim de particules est une méthode développée à partir de l'intelligence en groupe qui est basée sur le comportement du déplacement des oiseaux ou des poissons pour la recherche de la nourriture. Lorsque les oiseaux sont à la recherche de nourriture, d'un endroit à l'autre, il y a toujours un oiseau qui peut sentir la nourriture et trouver l'endroit où elle peut être trouvée. Comme s'il y'a un échange d'informations entres eux à tout moment, ils finiront par affluer vers l'endroit où la nourriture peut être trouvé.

L'algorithme proposé par Kennedy et Eberhart en 1995 cherche à simuler ce comportement social basé sur l'analyse de l'environnement et du voisinage et constitue alors une méthode de recherche d'optimum par l'observation des tendances des individus voisins [11]. Chaque individu cherche à optimiser ses chances en suivant une tendance qu'il modère par ses propres vécus. Le modèle qu'ils ont proposé à ensuite été étendu en un algorithme simple et efficace d'optimisation.

Dans ce chapitre on donne le principe général de cet algorithme ainsi que son application dans la détermination des paramètres d'un régulateur PID.

2.2. Optimisation par essaim de particules

2.2.1. Principe du PSO

L'optimisation par essaim de particules repose sur un ensemble d'individus originellement disposés de façon aléatoire et homogène, que nous appellerons des particules. Ces particules se déplacent dans l'espace de recherche et constituent chacune une solution potentielle. Chaque particule dispose d'une mémoire concernant sa meilleure solution visitée, ainsi que la capacité de communiquer avec les particules constituant son entourage. A partir de ces informations, la particule va suivre une tendance faite, d'une part, de sa volonté à retourner vers sa solution optimale, et d'autre part, de son imitation par

rapport aux solutions trouvées dans son voisinage. A partir des optimums locaux, l'ensemble des particules va normalement converger vers la solution optimale globale du problème traité [6,14].

Le déplacement de ses particules en essaim est complexe, sa dynamique obéit à des règles et des facteurs bien spécifiques:

- Chaque individu dispose d'une certaine intelligence « limitée » (qui lui permet de prendre une décision).
- Chaque individu doit connaître sa position locale et disposer d'information locale de chaque individu se trouvant dans son voisinage.
- Obéir à ces trois règles simples, « rester proche des autres individus », « aller dans une même direction » ou « voler à la même vitesse ».

Le déplacement d'une particule est influencé par les trois composantes suivantes :

- La particule tend à suivre sa direction courante de déplacement.
- La particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée.
- La particule tend à se fier à l'expérience de ses voisins et, ainsi, à se diriger vers le meilleur site déjà atteint par ses voisins.

Tous ces facteurs et règles sont indispensables pour le maintien de la cohésion dans l'essaim, ceci par l'adoption d'un comportement collectif complexe et adaptatif.

2.2.2. Formulation générale

L'essaim de particules est constitué de n particules et la position de chaque particule représente une solution dans l'espace de recherche. Les particules changent d'état selon les trois principes suivants [14]:

- **Une composante d'inertie** : la particule s'efforce de suivre spontanément le sens de son déplacement.
- **Une composante cognitive** : la particule fait tout pour se diriger vers la meilleure position rencontrée jusqu'à présent.
- **Une composante sociale** : la particule s'inspire également de l'expérience, du parcours des autres particules, pour se diriger vers la meilleure position rencontrée par ses voisins. Ce déplacement est illustré dans la figure (2.1).

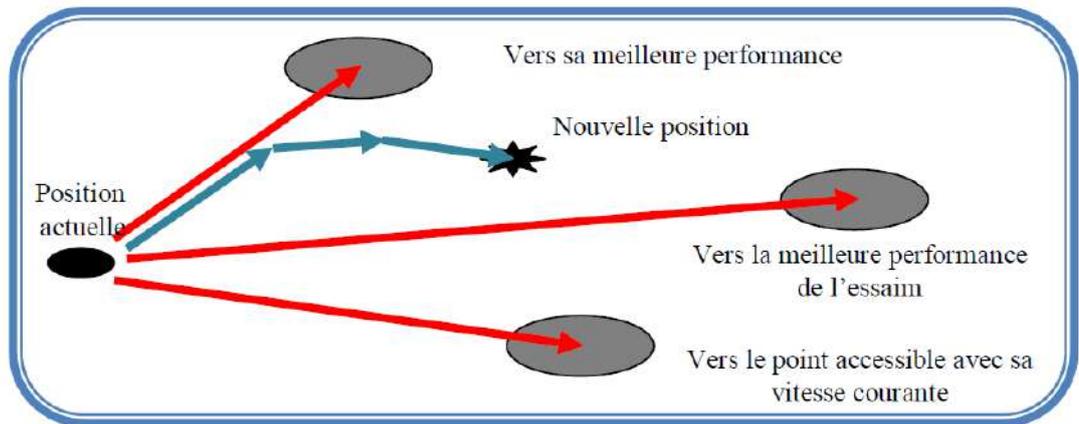


Figure 2.1. Principe du déplacement d'une particule

Chaque itération k fait bouger chaque particule i , en fonction de trois composantes [1,14]:

- sa vitesse actuelle $v_i(k)$,
- sa meilleure solution p_{best_i} ,
- la meilleure solution obtenue dans son "voisinage" g_{best_i} .

La mise à jour de la position $x_i(k)$ et la vitesse $v_i(k)$ d'une particule p_i est représentée par les équations (2.1) et (2.2) :

$$v_i(k+1) = \omega v_i(k) + c_1 \cdot r_1 [p_{best_i}(k) - x_i(k)] + c_2 \cdot r_2 [g_{best_i}(k) - x_i(k)] \quad (2.1)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k+1) \quad (2.2)$$

Où :

- $x_i(k)$ est la position de la particule i à l'itération k
- ω est la masse d'inertie qui contrôle l'influence de la précédente vitesse de la particule sur la suivante, appelée coefficient d'inertie.
- c_1 et c_2 sont des facteurs d'accélération, appelées coefficients d'accélération qui sont fixés par l'utilisateur.
- r_1 et r_2 sont des nombres générés aléatoirement à chaque itération dans l'intervalle $[0, 1]$.

2.2.3. Algorithme de base du PSO

Soit $f(x)$ la fonction objective à optimiser (fitness) et n le nombre de particules. Les étapes essentielles de l'optimisation par essaim de particules sont présentées par l'algorithme suivant [1] :

1- Initialisation aléatoire de la population et des vitesses des particules.

2- Trouver la meilleure valeur de fitness f à $k=0$.

3- Traitement

Répéter jusqu'à fin d'itération.

Répéter pour chaque particule.

Générer la nouvelle valeur de la vitesse en utilisant l'équation (2.1).

Calculer la nouvelle position en utilisant l'équation (2.2).

Evaluation de la valeur de fitness.

Trouver la meilleure position pour chaque particule.

Fin.

Trouver la meilleure position globale

Fin

L'organigramme de PSO standard est présenté par la figure (2.2).

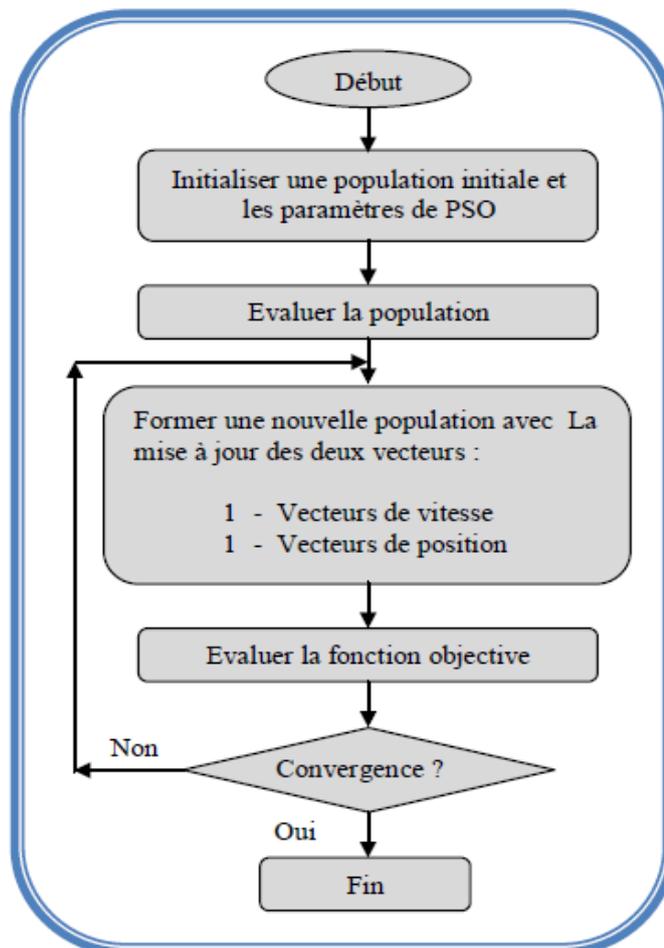


Figure. 2.2 Organigramme de l'algorithme de PSO

En général le critère d'arrêt peut être un nombre d'itérations fixe ou bien en fonction de la fonction objective ou bien lorsque les vitesses des particules tendent vers 0.

2.3. Modèles de topologies

Le voisinage constitue la structure du réseau social. Les particules à l'intérieur d'un voisinage communiquent entre elles. Différents voisinages ont été étudiés et représentent essentiellement les topologies suivantes [3,14] :

2.3.1. Voisinages sociaux

Les voisins sont définis à l'initialisation et ne sont pas modifiés ensuite. C'est le voisinage le plus utilisé, on peut citer:

- a) **Topologie en étoile** : Chaque particule est reliée à toutes les autres, l'optimum du voisinage est l'optimum global. La figure (2.3-a) montre la représentation graphique de ce modèle.
- b) **Topologie en anneau** : Chaque particule communique avec n voisines immédiates (en général, $n = 2$). Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure dans son voisinage local. C'est la topologie la plus utilisée. La figure (2.3-b) montre la représentation graphique de ce modèle.
- c) **Topologie en rayon** : Une particule centrale est connectée à toutes les autres. Seule cette particule ajuste sa position, si cela provoque une amélioration, l'information est communiquée aux autres. Les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale. La figure (2.3-c) montre la représentation graphique de ce modèle

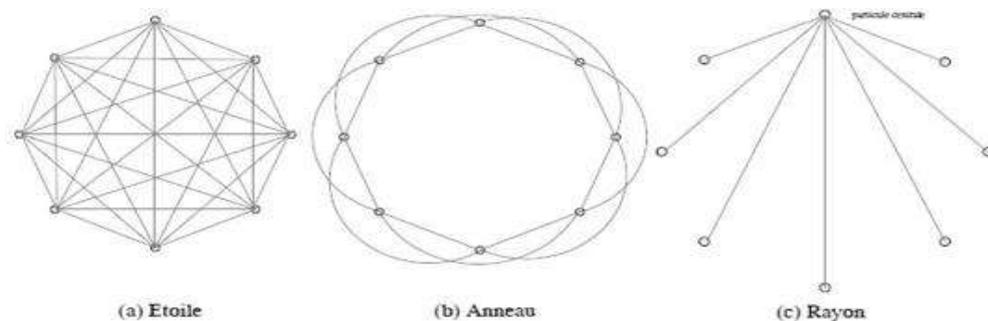


Figure 2.3. Topologies de voisinage social.

2.3.2. Voisinage géographique

C'est un voisinage dynamique où les voisins sont les particules les plus proches. A chaque itération, les nouveaux voisins doivent être réajustés en se référant à une distance prédéfinie dans l'espace de recherche, c'est donc bien un voisinage dynamique tel qu'illustre la figure (2.4).

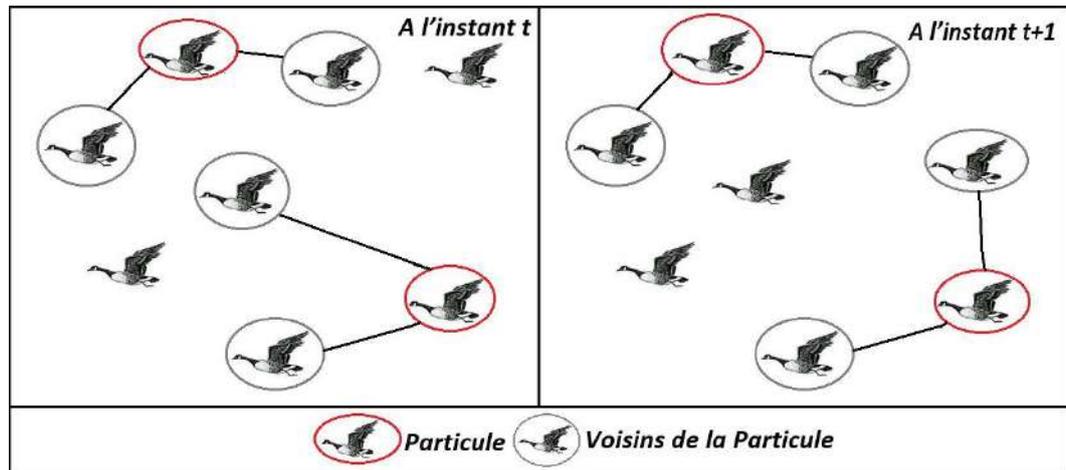


Figure 2.4. Exemple de voisinage géographique.

2.4. Configuration des paramètres

2.4.1 Nombre de particules

Le nombre de particule utilisé pour la résolution du problème dépend essentiellement de deux facteurs, la taille de l'espace de recherche et le rapport entre les capacités de calcul de la machine et le temps maximum de recherche. Il n'y a pas de règle pour déterminer ce paramètre, faire de nombreux essais permet de se doter de l'expérience nécessaire à l'appréhension de ce paramètre. En général le choix se fait aléatoirement [5].

2.4.2. Coefficients de confiance et coefficient d'inertie

Les coefficients $c_1 \cdot r_1$ et $c_2 \cdot r_2$ de l'équation (2.1) sont appelés coefficients de confiance, ils permettent de pondérer les tendances des particules à suivre leur instinct de conservation ou leur panurgisme. Les coefficients r_1 , r_2 sont des variables aléatoires évaluées à chaque itération suivant une loi uniforme sur le domaine $[0, 1]$ et c_1 , c_2 sont des constantes définies par la relation $c_1 + c_2 \leq 4$.

Le coefficient d'inertie appelé ω dans la formule vue auparavant permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la convergence de la méthode. Fixer ce paramètre revient à trouver un compromis entre une exploration globale ($\omega > 1$) et une exploration locale ($\omega < 1$). Le coefficient d'inertie représente le sens aventureux de la particule [17-19].

2.5. Variantes du PSO

2.5.1. Algorithme de PSO avec le coefficient d'inertie (PSO-CI)

L'algorithme PSO classique peut être décrit sous forme vectorielle de la façon suivante [4,5] :

$$v_i(k+1) = \omega v_i(k) + c_1 \cdot r_1 [p_{best_i}(k) - x_i(k)] + c_2 \cdot r_2 [g_{best_i}(k) - x_i(k)] \quad (2.3)$$

La combinaison des paramètres du coefficient d'inertie ω et l'intensité d'attraction c_1 et c_2 permet de régler l'équilibre entre les phases de diversification et d'intensification du processus de recherche [4]. Il a été démontré qu'une bonne convergence peut être obtenue en rendant dépendants ces paramètres.

$$\omega = \omega_{min} + (\omega_{max} - \omega_{min}) \frac{iter}{itermax} \quad (2.4)$$

Où $iter$ est l'itération courante et $itermax$ est le nombre maximal d'itérations. Les coefficients ω_{max} et ω_{min} désignent respectivement les valeurs maximum et minimum du coefficient ω .

2.5.2. Algorithme de PSO avec le facteur de constriction κ (PSO-FC)

La deuxième variante est basée sur le facteur de constriction K . Dans l'application de cette algorithme d'essaim de particule avec l'approche de facteur de constriction K (PSO-FC), la vitesse est modifiée par un facteur connu K . L'utilisation d'un facteur de constriction K permet de prévenir l'explosion de l'essaim d'assurer la convergence. L'équation (2.1) devient alors [9]:

$$v_i(k+1) = \kappa (v_i(k) + \rho_1 \cdot r_1 [p_{best_i}(k) - x_i(k)] + \rho_2 \cdot r_2 [g_{best_i}(k) - x_i(k)]) \quad (2.5)$$

$$\kappa = \frac{2}{\rho - 2 + \sqrt{\rho^2 - 4\rho}} \quad (2.6)$$

où : $\rho = \rho_1 + \rho_2$ et $\rho > 4$

Dans la majorité des cas on utilise $\rho = 4,1$ et $\rho_1 = \rho_2$, ce qui donne $\kappa = 0,7298844$

2.6. Avantages et inconvénients de PSO

2.6.1. Avantages de PSO

L'algorithme de 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.

2.6.2. Inconvénients de PSO

L'algorithme de PSO a deux inconvénients principaux :

- Le premier inconvénient est que l'essaim peut prématurément converger.
- Le deuxième inconvénient est que tout changement d'un de leur paramètre peut avoir un effet sur le fonctionnement de l'algorithme tout comme sur la solution obtenue.

2.7. Ajustement du régulateur PID par l'algorithme PSO

Comme on a vu dans le premier chapitre, le régulateur PID dans sa version discrète est donné par [16]:

$$u(k) = u(k-1) + Kp[e(k) - e(k-1)] + Kie(k) + Kd[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (2.7)$$

Par conséquent, le vecteur d'entrée du régulateur PID est constitué de $e(k)$, $e(k-1)$, $e(k-2)$ et $u(k-1)$.

La structure générale utilisé pour l'auto-détermination des paramètres du régulateur par l'algorithme PSO est représenté sur la figure (2.5) où le régulateur PID est synthétisé à partir de l'équation de la commande (2.7) est représenté sur la figure (2.6).

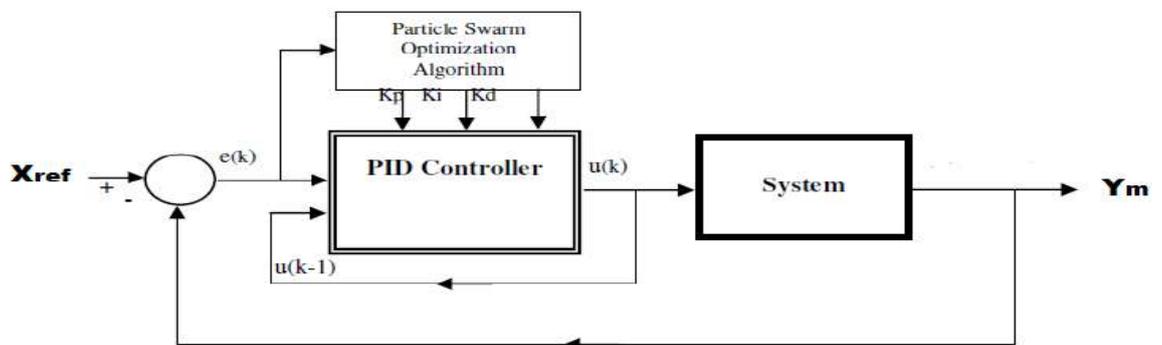


Figure 2.5. Le contrôleur PID du schéma de principe proposé [7].

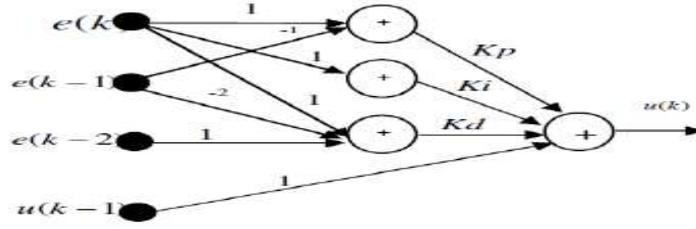


Figure 2.6. Structure du régulateur [16].

2.7.1. Principe de l'algorithme d'apprentissage

L'optimisation par des essaims de particules est un algorithme pour la recherche de la meilleure solution en imitant le mouvement d'un groupe des oiseaux. Les algorithmes de PSO utilisent une population d'individus appelés particules. Chaque particule a sa propre position et vitesse pour son déplacement dans l'espace de recherche. Les trois paramètres du régulateur PID forme une particule. Les particules sont initialisées aléatoirement et sont mises à jour selon les équations suivantes :

Pour $m = 1, 2, 3, \dots, N_{pop}$

$$\Delta Kp_m^{k+1} = \Delta Kp_m^k + c_1 r_1 (pbest_m^k - Kp_m^k) + c_2 r_2 (gbest^k - Kp_m^k) \quad (2.8)$$

$$\Delta Ki_m^{k+1} = \Delta Ki_m^k + c_1 r_1 (pbest_m^k - Ki_m^k) + c_2 r_2 (gbest^k - Ki_m^k) \quad (2.9)$$

$$\Delta Kd_m^{k+1} = \Delta Kd_m^k + c_1 r_1 (pbest_m^k - Kd_m^k) + c_2 r_2 (gbest^k - Kd_m^k) \quad (2.10)$$

$$Kp_m^{k+1} = Kp_m^k + \Delta Kp_m^{k+1} \quad (2.11)$$

$$Ki_m^{k+1} = Ki_m^k + \Delta Ki_m^{k+1} \quad (2.12)$$

$$Kd_m^{k+1} = Kd_m^k + \Delta Kd_m^{k+1} \quad (2.13)$$

où N_{pop} est le nombre de particules, Kp, i, d_m^{k+1} est le poids de la particule m à l'itération k , c_1 et c_2 sont les constantes d'accélération avec des valeurs positives. r_1 et r_2 sont des nombres aléatoires entre 0 et 1, $pbest_m^k$ est la meilleure position de la particule m à l'itération k et $gbest^k$ est la meilleure position des particules. La fonction d'erreur quadratique moyenne est choisie comme critère d'estimation de la performance du modèle selon l'équation (2.14):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_{pop}} \left(y_m^j(k+1) - x_{ref}^j(k+1) \right)^2 \quad (2.14)$$

2.7.2. Algorithme d'apprentissage par PSO

Les étapes de l'algorithme PSO peuvent être décrites comme suit [7]:

- **Étape 1**

Initialisation des paramètres Kp_m^0 , Ki_m^0 , Kd_m^0 de chaque particule aléatoirement dans la plage autorisée. La quantité $pbest_m$ est évalué pour chaque particule. La valeur $gbest$ est la meilleur valeur des $pbest_m$.

- **Étape 2**

La valeur de la fonction objective (fitness) est calculée pour chaque particule en utilisant l'équation (2.14). Si la valeur est meilleure que le $pbest$ actuel de la particule, la valeur $pbest$ est remplacée par la valeur actuelle. Si la meilleure valeur de $pbest$ est meilleure que la valeur actuelle de $gbest$, cette dernière sera remplacée par la meilleure des $pbest$.

- **Étape 3**

Mise à jours des paramètres selon les équations (2.8,2.9,2.10,2.11,2.12 et2.13).

- **Étape 4**

Si le nombre d'itérations actuel atteint le nombre d'itération maximum prédéterminé, quitter, sinon, passez à l'étape 2.

2.8. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté le principe de l'algorithme d'optimisation par essaim de particule et son application pour l'ajustement des paramètres d'un régulateur PID discret. Dans la suite on va utiliser ce régulateur pour contrôler la position d'une bille dans un système à lévitation magnétique.

Chapitre 3

Application et résultats

3.1. Introduction

Le système MAGLEV disponible au niveau du laboratoire d'automatique (figure 3.1) est un modèle simplifié des systèmes qui sont devenus populaires dans ces dernières années comme les trains à lévitation magnétique. Ce modèle nous a permis de concevoir différents types de régulateurs et leurs tests en temps réel en utilisant l'environnement MATLAB et Simulink. Le système de lévitation magnétique en main réfère à une unité électromécanique et une carte électronique pour le contrôle. Le MAGLEV peut être utilisé en mode autonome, ie régulateur PID à base d'amplificateurs opérationnels incorporé dans l'unité mécanique, ou bien de son contrôle. Comme montré dans la figure (3.1), le système consiste en un panneau en liaison avec le PC via une carte d'entrées/sortie et l'environnement MATLAB.

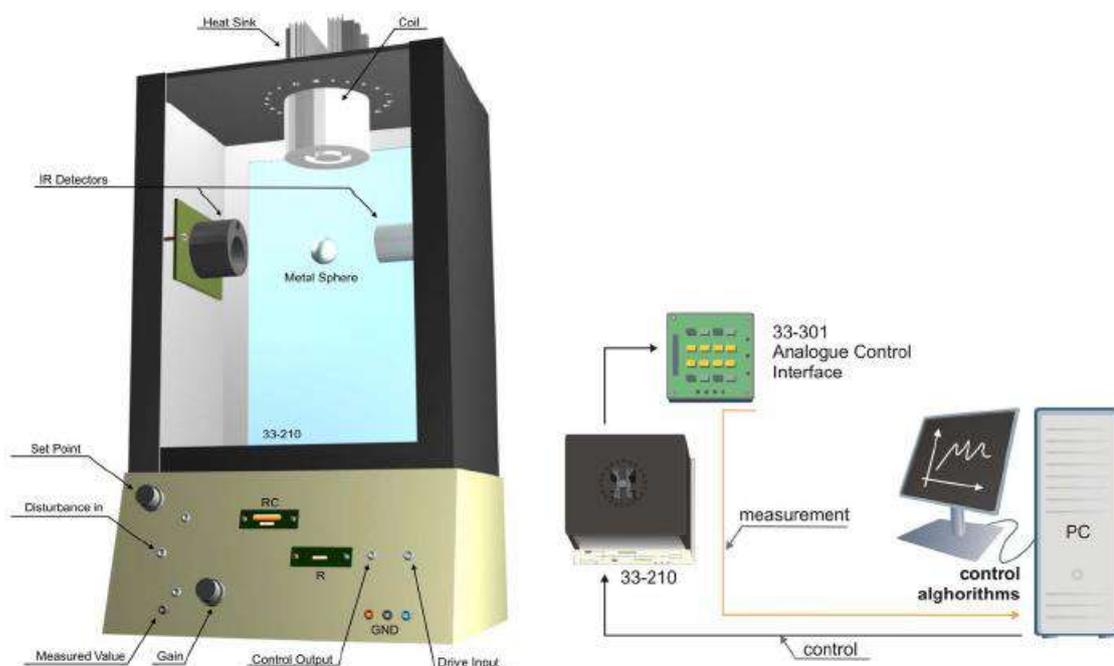


Figure 3.1. Système de lévitation magnétique et son interfaçage.

3.2. Description fonctionnelle

Les parties principales du système de lévitation magnétique de laboratoire sont la bobine électromagnétique fixée sur un support en acier, le capteur de position et la bille d'acier. Ces parties sont regroupées en deux parties, une partie mécanique et une partie électrique. A l'exception de la partie mécanique, les parties électriques jouent un rôle important dans le contrôle du système, elles permettent le transfert des signaux mesurés au PC et les signaux de contrôle du PC vers le système à travers une carte d'entrées /sorties [20]. Les caractéristiques de la bobine sont :

Tableau 3.1. Les caractéristiques de bobine.

Description	Valeur
Noyau	Fer
Diamètre de noyau	25mm
Diamètre de bobine	80mm
Nombre de spires	2850
Résistance	22 ohm
Inductance L	277mH SUR 1Khz 442mH SUR 120 KHZ

3.3. Modélisation Du Système

3.3.1. Modèle non-linéaire

Le schéma de simulation du modèle non-linéaire est inspiré du modèle mathématique du système élaboré dans le chapitre 1. Il est représenté sur la figure (3.2) où le modèle mathématique du système est représenté dans la partie bas de la figure.

Dans la simulation on a fixé une entrée nulle. La position initiale de la bille est fixée à 0.009m qui correspond à la position de repos. Donc la bille n'est soumise qu'à la force de la pesanteur. La figure (3.3) montre les trajectoires de la position de la bille, ainsi que la tension équivalente (valeurs théoriques) issue du capteur.

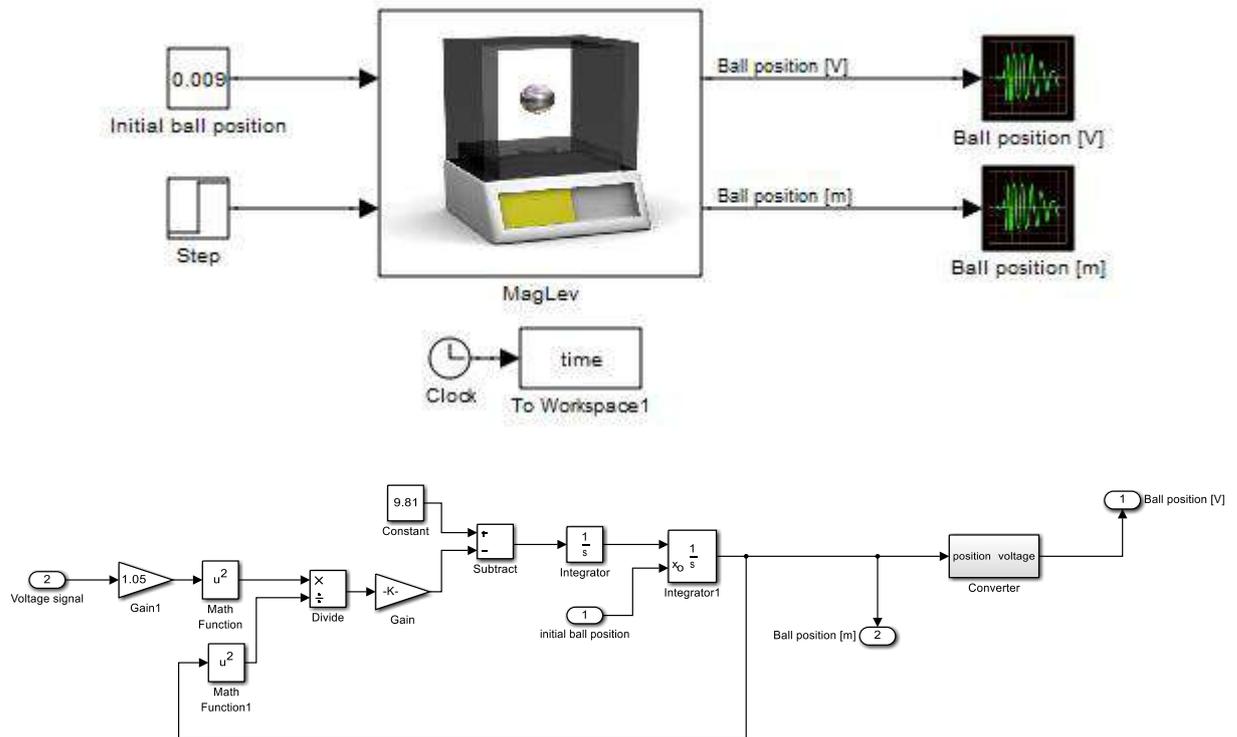


Figure 3.2. Le modèle non linéaire

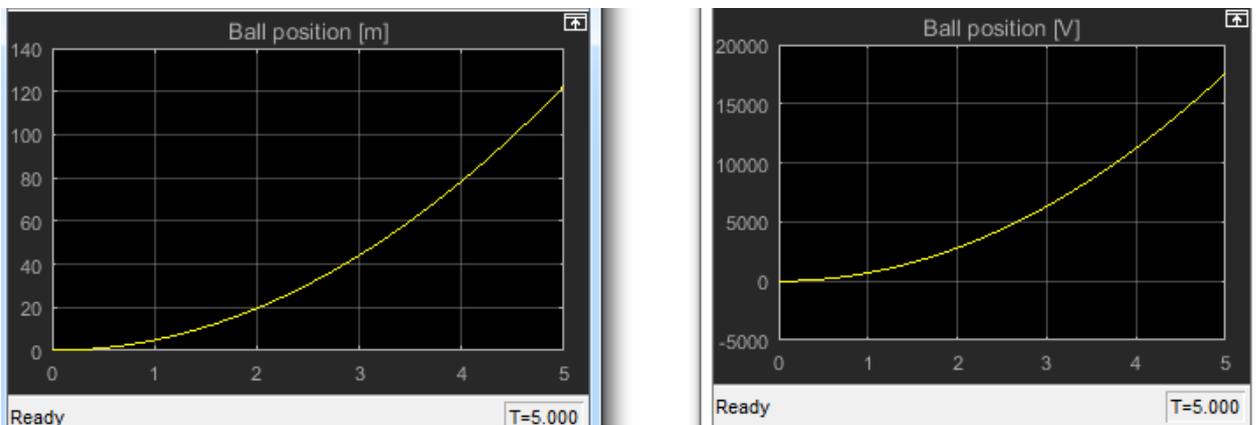


Figure 3.3. Les trajectoires de la position de la bille pour le modèle non linéaire

3.3.2. Modèle linéaire

Le modèle est linéarisé autour du point d'équilibre $x_0 = -1.5v$ qui est équivalent à une distance de **9mm** du noyau de l'électroaimant, $I_0 = 0.8A$. Selon l'équation (1.6), le schéma de simulation est réalisé.

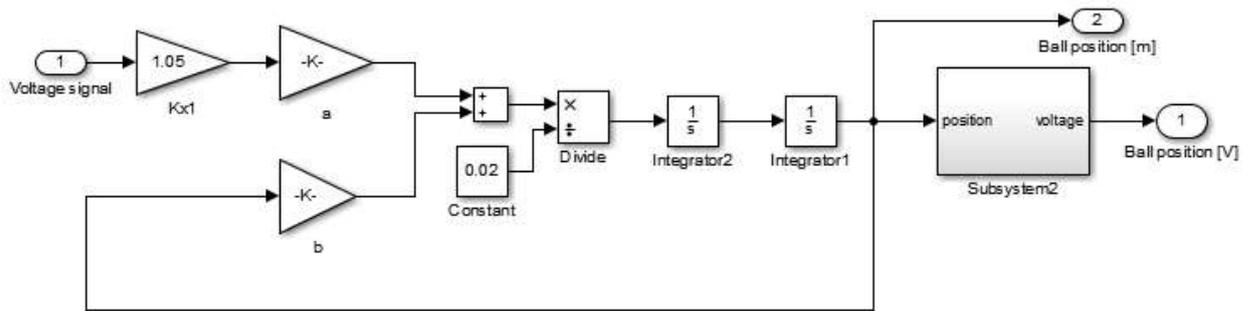


Figure 3.4. Modèle linéaire

Les deux gains avec $a = -\frac{2KI_0}{mx_0^2}$ et $b = \frac{2KI_0^2}{mx_0^3}$ sont fixés à partir du manuel du fabricant.

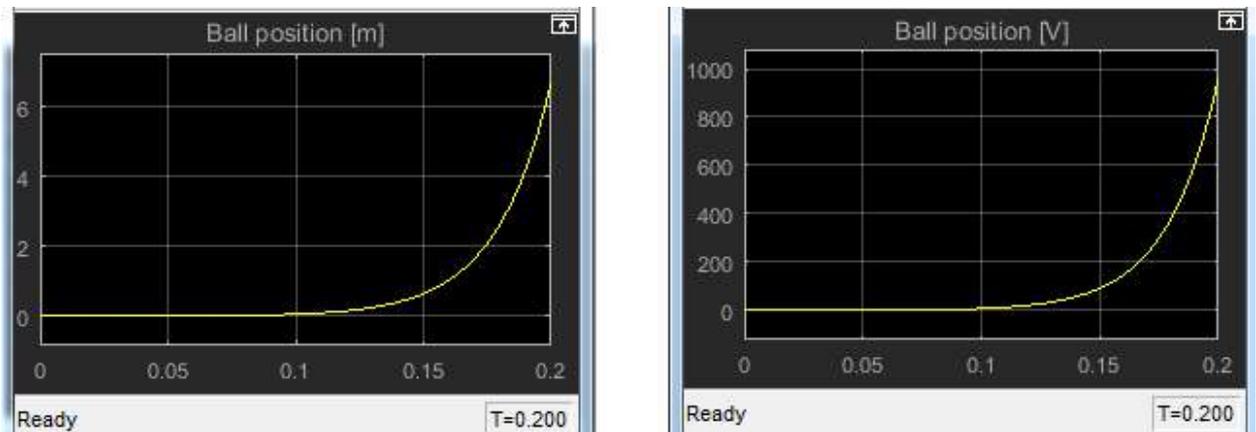


Figure 3.5. Les trajectoires de la position de la bille pour le modèle linéaire

3.4. Identification du système linéarisé

La première étape de l'identification consiste à la collecte des mesures de l'entrée-sortie du système. Comme nous sommes au court d'une identification en boucle fermée, on a considéré la méthode directe qui s'intéresse aux mesures de l'entrée du système, la sortie du régulateur et la sortie du système, puis on fait une identification comme en boucle fermée. Les mesures sont obtenues du système en temps réel. Le schéma utilisé est représenté sur la figure (3.6).

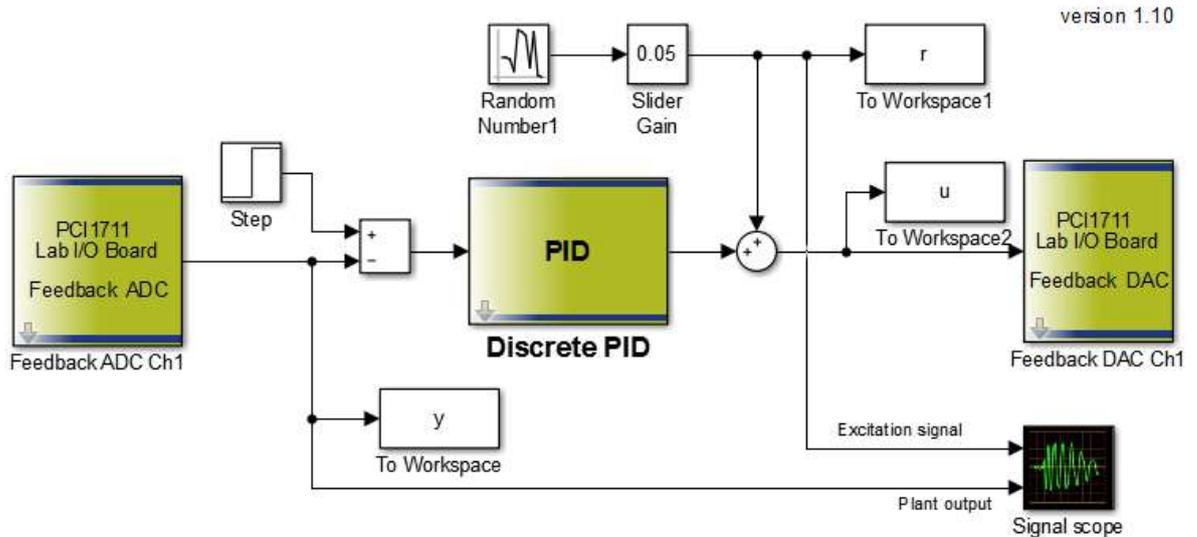


Figure 3.6. Schéma utilisé pour l'identification

La deuxième phase de l'identification est le choix de la structure du modèle. Toute structure parmi les quatre peut être considérée, seulement dans notre cas on a considéré la structure de l'erreur de sortie (OE).

Pour le test du modèle, on a excité le système et le modèle avec la même entrée et on compare les résultats obtenus selon la figure (3.7).

Les mesures obtenues montrent que le modèle suit le système dans l'ensemble, mais n'est pas parfait. On note ici que le modèle peut être amélioré en procédant à plusieurs expérimentations.

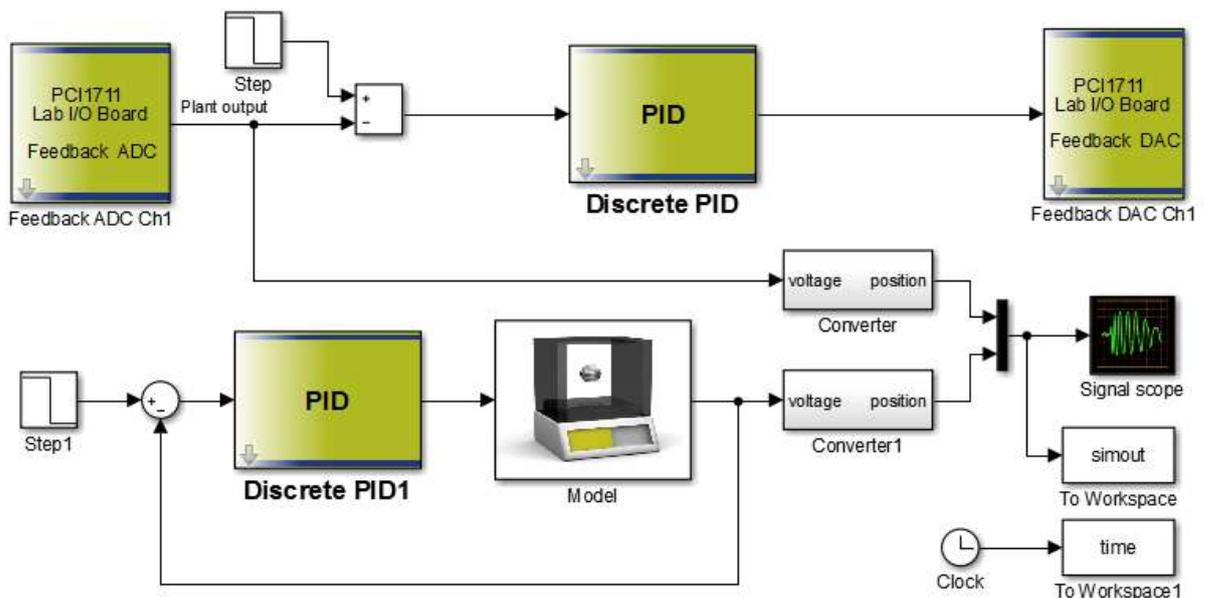


Figure 3.7. Le test du modèle

3.5. Ajustement du régulateur par la méthode du PSO (linéaire)

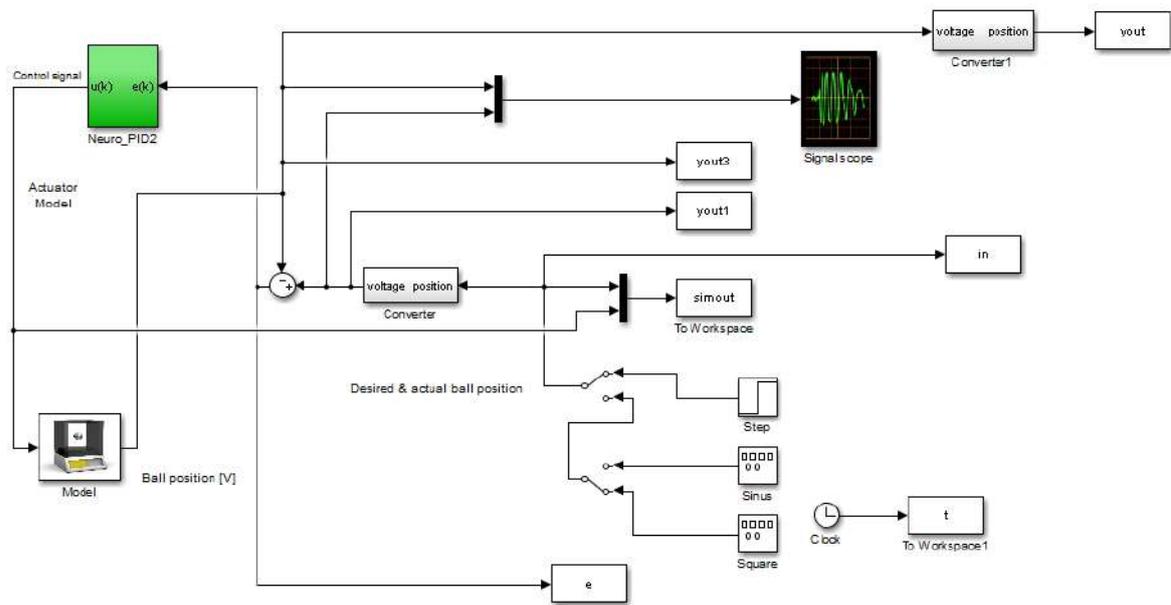


Figure 3.8. Schéma de simulation par la méthode PSO (linéaire)

Les figures (3.9-3.12) montrent l'évolution de la performance du régulateur en fonction des itérations. Dans l'itération 1 ie le début de l'apprentissage, les performances du régulateur sont médiocres. On constate que la sortie du système diverge. Au fur et à mesure, les performances du régulateur s'améliorent. On constate en allant de la figure (3.9) à la figure (3.12) que le temps de réponse et l'amplitude des oscillations se diminuent.

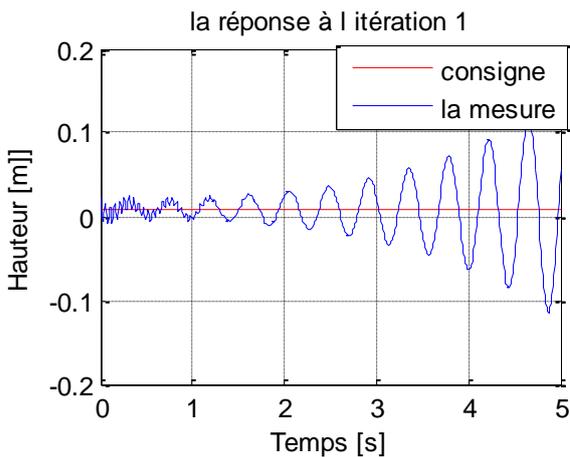


Figure 3.9. Trajectoire de la sortie mesurée l'itération 1

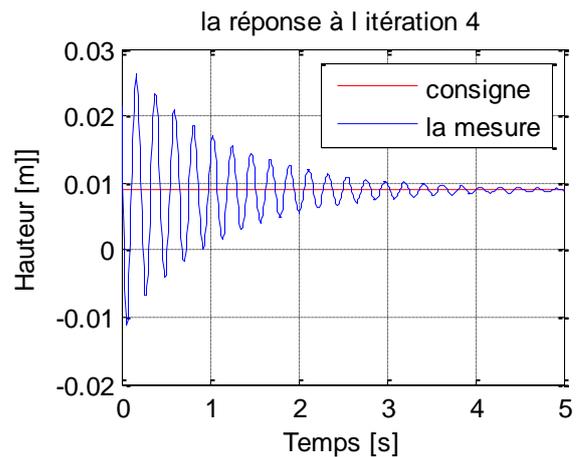


Figure 3.10. Trajectoire de la sortie mesurée l'itération 4

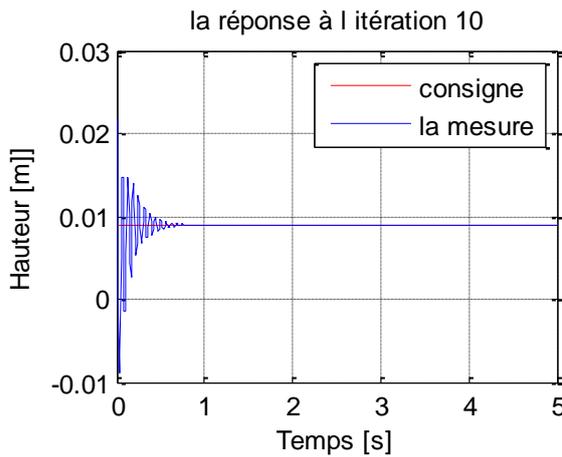


Figure 3.11. Trajectoire de la sortie mesurée l'itération 10

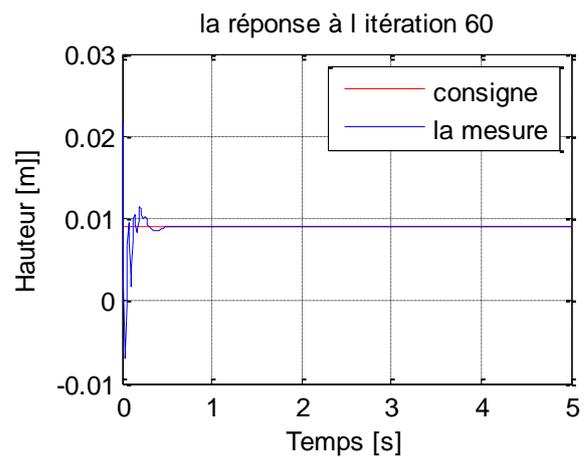


Figure 3.12. Trajectoire de la sortie mesurée l'itération 60

Les figures (3.13), (3.14) montrent l'évolution de la fonction de coût et les valeurs des paramètres du régulateur. On constate une descente rapide puis lente de la fonction de coût et en fin une stagnation. La convergence est garantie après une vingtaine d'itérations.

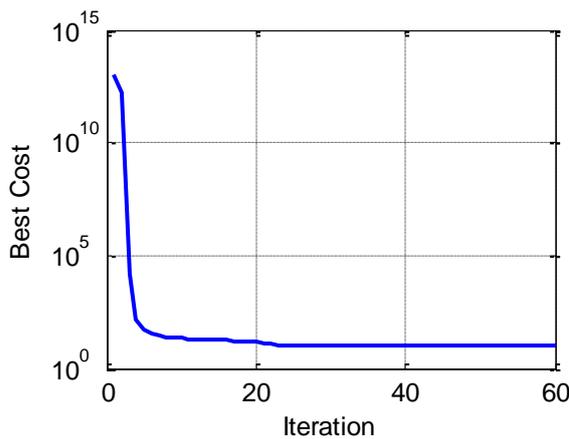


Figure 3.13. Fonction de coût

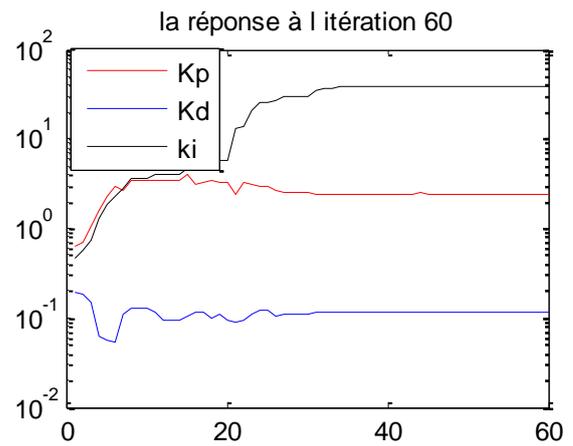


Figure 3.14. Évolutions des paramètres K_p, K_d, K_i

3.6. Validation des paramètres

Les paramètres du régulateur obtenus avec le modèle linéaire identifié sont utilisés dans le système réel et avec d'autres excitations. La figure (3.15) montre la sortie du système réel pour une entrée en créneaux.

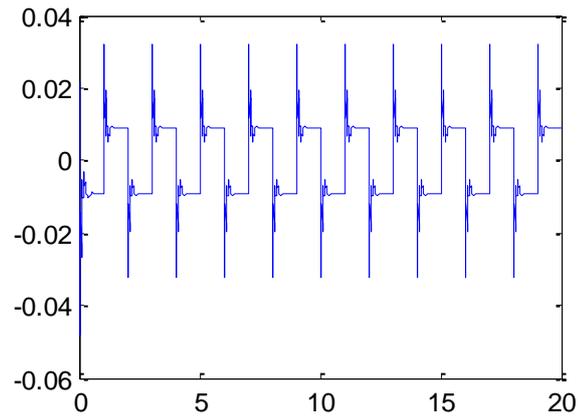


Figure 3.15. Réponse du système réel a une entrée en créneaux

3.7. Conclusion

Ce chapitre a présenté l'application de l'algorithme PSO pour l'auto-ajustement des gains d'un régulateur PID utilisé pour le contrôle de la position d'une bille dans un système de lévitation magnétique. Les résultats obtenus montrent que l'algorithme PSO améliore nettement les performances du régulateur dans une dizaine d'itérations.

Conclusion générale

La lévitation magnétique en général se réfère au processus d'objet flottant dans l'air sous l'influence de la force électromagnétique et la force de la pesanteur. La force électromagnétique est causée par un courant circulant à travers une bobine magnétique du système de lévitation. Dans ce mémoire, on a considéré le problème de dimensionnement d'un régulateur PID par l'algorithme PSO pour le contrôle de la position de la bille du système en question. Vu le fonctionnement du système de lévitation magnétique qui exige un grand effort dans les expérimentations, on a recouru à une identification du système qui sera utiliser pour le dimensionnement du régulateur.

Les résultats expérimentaux obtenus sont satisfaisants. Ils montrent que l'algorithme PSO est un outil d'optimisation performant qui permet d'obtenir des valeurs quasi-optimale des gains du régulateur PID

On note ici que le modèle utilisé est un modèle linéaire, par conséquent on pense d'utiliser un modèle non linéaire dans le futur travail vu à la non linéarité du système réel.

Bibliographie

- [1] A. Berkani. , ‘ Méta-heuristique Hybride Réseaux de Neurones Artificiels-PSO du Recuit Simulé pour la Commande d’un Procédé Industriel Non-linéaire’. Mémoire de magistère en Électronique de l’université Batna , 2013.
- [2] D. Bonvin, A. Karimi. , ‘ Identification de systèmes dynamiques,’ polycopié , Ecole polytechnique fédérale de Lausanne,2007.
- [3] M. Bonyadi. , ‘Particle swarm optimization : theoretical analysis, modifications, and application to constrained optimization problems’, Ph.D thesis .Faculty of engineering, computer, and mathematical sciences, University of Adelaide , 2014.
- [4] A. Chatterjee and P. Siarry. , ‘ Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization’. *Computers and Operations Research*, Vol. 33, pp. 859– 871, 2006.
- [5] M. Clerc and J. Kennedy. , ‘The particle swarm: explosion, stability, and convergence in multi-dimensional complex space’. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, pp. 58–73, 2002.
- [6] 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, 2008.
- [7] K. Dagher , A. Al-Araji . , ‘Design of an Adaptive PID Neural Controller for Continuous Stirred Tank Reactor based on Particle Swarm Optimization,’ *Al-Khwarizmi Engineering Journal*, Vol. 9, No. 4, P.P. 46- 53 , 2013.
- [8] F.Douadi. , ‘ Méthodologie d’optimisation par les techniques intelligentes d’un contrôleur PID pour un système CSTR ,’ Mémoire de master en Automatique de l’Université Ferhat Abbas -Setif , 2014.
- [9] R. Eberhart,Y. Shi Y. , ‘Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization’. *Proc Congr Evol Comput* ;Vol 1,pp 84-88.2000.
- [10] A.Ishtiaq , M. Javaid. , ‘ Nonlinear Model & Controller Design for Magnetic Levitation System ,’ University of Engineering & Technology, Taxila, Pakistan, 2009.

-
- [11] J. Kennedy ,R. Eberhart. , ‘Particle swarm optimization,’ *In: Proceedings of the IEEE conference on neural networks (ICNN’95)*, Vol. IV. Perth, Australia; pp.1942–1948.1995.
- [12] W. Kim, D. Trumper, and J. H. Lang. , ‘Modeling and vector control of planar magnetic levitator,’ *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 34, no. 6, pp. 1254–1262, Nov. 1998.
- [13] T. Krishna, P. Manjaree, S. Laxmi. , ‘ Particle swarm optimization with time varying acceleration coefficients for non-convex economic power dispatch,’ *Elect Power and energy syst*, Vol .31,pp.249-257. 2009
- [14] N. Mancer. , ‘Contribution à l’optimisation de la puissance réactive en présence de dispositifs de compensation dynamique (FACTS)’. Mémoire de magister en Électrotechnique de l’Université Mohamed Khider – Biskra , 2012.
- [15] P. Suster , A. Jadlovsk . , ‘ Modeling and Control Design of Magnetic Levitation System ,’ Technical University of Kosice/Department of Cybernetics and Artificial Intelligence, Košice, Slovakia, 2007.
- [16] S. Omatu, M. Khalid, and R. Yusof. , *Neuro- Control and its Applications*. London:Springer-Verlag, 1995.
- [17] S.Talukder. , ‘Mathematical Modelling and Applications of Particle Swarm Optimization’, Master’s Thesis, Mathematical Modelling and Simulation, Sweden ,2011.
- [18] I. Trelea. , ‘The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection’. *Information Processing Letters*, Vol. 85, No. 6, pp. 317–325, 2003.
- [19] Y. Zheng, L. Ma, L. Zhang, and J. Qian. , ‘On the convergence analysis and parameter selection in particle swarm optimization’. *In: Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics 2003*, pp. 1802–1807, 2003.
- [20] Manuel technique du maglev 33-210.