

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : Automatique  
Option : **Automatique Avancée**

Réf:.....

**Mémoire de Fin d'Etudes  
En vue de l'obtention du diplôme:**

**MASTER**

*Thème*

*Identification paramétrique d'un pendule  
inversé simple par un algorithme génétique*

Présenté par :  
SAHRAOUI Dallal  
Soutenu le : 04 Juin 2014

Devant le jury composé de :

Mr ABADA Khaled

MAA

Président

Mm MEGHERBI Hassina

MAA

Encadreur

Mr BOUMEHRAZ Mohamed

MCA

Examineur

**Année universitaire : 2013 / 2014**

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : Automatique  
Option : Automatique Avancée

Mémoire de Fin d'Etudes  
En vue de l'obtention du diplôme:

**MASTER**

*Thème*

*Identification paramétrique d'un pendule inversé  
simple par un algorithme génétique*

Présenté par :

*SAHRAOUI Dallal*

Avis favorable de l'encadreur :

*MEGHERBI Hassina*

*signature*

Avis favorable du Président du Jury

ABADA Khaled

*Signature*

**Cachet et signature**

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : Automatique  
Option : Automatique Avancée

## *Thème :*

# *Identification paramétrique d'un pendule inversé simple par un algorithme génétique*

Proposé et Dirigé par MEGHERBI Hssina :

## RESUMES (Français et Arabe)

L'objectif de notre travail est d'identifier les paramètres mécaniques et électriques d'un système du pendule inversé simple. Pour cela on utilise un algorithme génétique à codage réel et une méthode de croisement hybride qui consiste en un croisement discret et arithmétique.

L'efficacité de la méthode utilisée est vérifiée en comparant les valeurs des paramètres mécaniques et électriques du système du pendule inversé données par le constructeur avec ceux optimisées par l'algorithme génétique.

Mots clés :

Identification paramétrique, codage réel, algorithme génétique, croisement hybride.

### الملخص:

الهدف من هذا العمل هو تحديد المعاملات الميكانيكية و الكهربائية لجملة نواس مقلوب بسيط. لهذا قمنا باستعمال خوارزمية وراثية ذات تشفير حقيقي و طريقة تقاطع مهجنة و متمثلة في طريقة تقاطع متقطعة و حسابية.

فعالية الطريقة المستعملة تم التحقق منها بمقارنة قيم المعاملات الميكانيكية و الكهربائية لجملة النواس المقلوب المعطاة من طرف الصانع مع تلك التي حسنتها الخوارزمية الوراثية.

### كلمات المفتاح:

تحديد المعاملات - التشفير الحقيقي - الخوارزمية الوراثية - تقاطع مهجنة .

# Remerciement

*La première personne que je tiens à remercier est mon encadreur Mm (Megherbi Hassina) ,pour l'orientation ,la confiance ,la patience qui ont constitué un apport considérable sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené au bon port ,qu'elle trouve dans ce travail un hommage vivant a sa haute personnalité*

*A mon président de jury Mr ABADA Khaled vous me faite le très grand honneur de présider ce jury, je vous remercie, Mr BOUMEHRAZ Mohamed, merci pour ton encouragement et ton soutien.*

*A tous ceux qui m'ont enseignés durant les 5 ans de l'université un très grand merci.*

# Dédicace

*Merci Allah (mon dieu) de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve et le bonheur de lever mes mains vers le ciel et de dire « ya Kayoum »*

*Je dédie ce modeste travail a celle qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, a ma mère « **thouraya** » ...a mon père « **abdelkader** », l'école de mon enfance, qui a été mon ombre durant toutes les années des études et qui a veillé tout au long de ma vie a m'encourager, a me donnée l'aide et a me protéger ,que dieu les gardes et les protégés ,a mes sœurs tout ce que j'ai de plus chères a ma vie l'excellente « **sofia** » je souhaite pour elle toute la réussite , a la petite « **fatima zahraa** » l'ambiance de la famille, que je la souhaite une vie pleine de réussite , a mes frères tout ce que j'ai de plus*

*chères a ma vie l'excellente « salah edine» je souhaite  
pour lui toute le bonheur , a le petit « abdelbaki»  
l'ambiance de la famille, que je le souhaite une vie  
pleine de réussite ,*

*A celle qui m'a toujours aidée, écoutée, soutenue et  
encouragée tout au long de mon parcours ; celle qui a  
toujours été présente pour moi, ma très chère tante  
« Labeled Yassmina », A celui qui m'a toujours  
encouragée et soutenue moralement, mon très cher  
oncle*

*« Beliouz Mohamed », a mon fiancé « Beliouz  
Radjem » tout le bonheur et la réussite dans s'avis.*

*A toutes mes amis, ceux qui ont restées fidèles,  
« Naami Nour elhouda », « Bounab Zaid » et «  
Lamaa Choukri » je vous souhaite que de la réussite  
et du bonheur pour votre vie.*

*A mon amie d'enfance celle que le temps n'a pas pu la  
changer que du bonheur ma sœur « NAHOUI IMEN »*

*A toute ma grande famille*

*A tous ceux qui me sont chères.*

*Je dédie ce travail*

# Liste des figures

<b>Figure (I.1) :</b> Schéma d'un pendule inversé sur un chariot.....	4
<b>Figure (I.2):</b> Schéma électrique et mécanique.....	7
<b>Figure (I.3) :</b> Relation entre la force mécanique $F$ et la tension $v_c(t)$ .....	8
<b>Figure (II.1) :</b> Etapes de l'identification des systèmes .....	14
<b>Figure (II.2) :</b> Structure de l'identification basée sur l'erreur de sortie .....	16
<b>Figure (II.3):</b> Structure de l'identification basée sur l'erreur de prédiction .....	17
<b>Figure (III.1) :</b> Illustration des opérateurs de mutation et de croisement utilisés dans un algorithme évolutionniste, ainsi que des phénomènes biologiques dont ils sont inspirés.....	23
<b>Figure (III.2) :</b> Squelette d'un algorithme évolutionnaire.....	25
<b>Figure (III.3) :</b> Les différentes branches des algorithmes évolutionnaires.....	25
<b>Figure (III.4) :</b> Le principe des algorithmes évolutionnaires .....	28
<b>Figure (III.5) :</b> La description d'un algorithme génétique standard .....	31
<b>Figure (III.6) :</b> Exemple de sélection par roulette.....	34
<b>Figure (III.7) :</b> Mutation dans un chromosome.....	36
<b>Figure (VI.1) :</b> Schéma de l'ensemble pendule inverse- chariot .....	38
<b>Figure (VI.2) :</b> Le signal d'entrée du système .....	39
<b>Figure (VI.3) :</b> L'organigramme de l'algorithme génétique proposé .....	40
<b>Figure (VI.4) :</b> Schème synoptique de la méthode d'identification paramétrique par l'algorithme génétique.....	41
<b>Figure (VI.5) :</b> L'évolution de la meilleure valeur de fonction objectif au cours des générations .....	42
<b>Figure (VI.6) :</b> Evolution des paramètres (la masse du chariot réel, la masse du chariot optimise « AG ») au cours des générations.....	43

<b>Figure (VI.7) :</b> Evolution des paramètres (la masse du pendule réel, la masse du pendule optimise « AG ») au cours des générations.....	45
<b>Figure (VI.8) :</b> Evolution des paramètres (Constante mécanique réel, constante mécanique optimise « AG ») au cours des générations .....	46
<b>Figure (VI.9) :</b> Evolution des paramètres (Constant électrique du moteur réel, Constant électrique du moteur optimise « AG ») au cours des générations.....	46
<b>Figure (VI.10) :</b> Evolution des paramètres (le frottement du chariot réel, le frottement du chariot optimise « AG ») au cours des générations .....	47
<b>Figure (VI.11) :</b> Evolution des paramètres (Demi-longueur du pendule réel, Demi-longueur du pendule optimise « AG ») au cours des générations.....	47
<b>Figure (VI.12) :</b> Evolution des paramètres (Résistance de l'induit réel, Résistance de l'induit optimise « AG ») au cours des générations.....	48
<b>Figure (VI.13) :</b> Evolution des paramètres le rayon de la poulie réel, le rayon de la poulie optimise « AG » au cours des générations.....	48





## Liste des tableaux

<b>Tableau (I.1)</b> : Les paramètres de l'ensemble pendule-chariot.....	4
<b>Tableau (I.2)</b> : Les paramètres de la machine.....	7
<b>Tableau (VI.1)</b> : Les paramètres électriques et mécaniques d'un pendule inversé....	38
<b>Tableau (VI.2)</b> : Les valeurs de l'erreur relative des paramètres réel et les paramètres optimisé.....	49

## Sommaire

Introduction générale : ..... 1

### Chapitre I

**I.1. Introduction** ..... 3

I.2. Description du système ..... 3

I.3. Intérêt de l'étude d'un pendule inversé ..... 4

I.4. Modélisation du système ..... 5

I.5. Modélisation du système globale (moteur-chariot-pendule) ..... 7

    I.5.1. Modélisation du moteur électrique à courant continu ..... 7

    I.5.2. Relation entre la force mécanique  $F$  et la tension  $V_c(t)$  ..... 8

    I.5.3. Le modèle du système globale (moteur-chariot-pendule) ..... 10

**I.6. Conclusion** ..... 10

### Chapitre II

**II.1. Introduction** ..... 11

II.2. Modèle non linéaire ..... 11

II.3. Modélisation ..... 11

    II.3.1. Modèles de connaissance ..... 12

    II.3.2. Modèle de représentation ..... 12

II.4. Identification des systèmes ..... 13

    II.4.1. Identification non paramétrique ..... 14

    II.4.2. Identification paramétrique ..... 15

II.5. Le critère ou fonction du coût ..... 15

II.6. L'algorithme d'optimisation ..... 16

II.7. Identification basée sur l'erreur de sortie.....	16
II.8. Identification basée sur l'erreur de prédiction.....	17
II.9. Identification en temps différé (Off-line) .....	17
II.10. Identification en temps réel-(On-line).....	18
II.11. Limitation des méthodes classiques .....	18
<b>II.12. Conclusion .....</b>	<b>19</b>

## Chapitre III

<b>III.1 Introduction.....</b>	<b>20</b>
III.2. Les algorithmes évolutionnaires.....	20
III.2.1. Définition.....	20
III.3. Application des algorithmes évolutionnaires.....	21
III.4. Principes généraux .....	22
III.5. Le squelette.....	24
III.6. Catégories algorithmes évolutionnaires.....	25
III.6.1. Les algorithmes génétiques.....	25
III.6.2. Programmation génétique.....	26
III.6.3. Stratégies d'évolution.....	26
III.6.4. Programmation évolutionnaire.....	27
III.7. Les algorithmes génétiques.....	27
III.7.1. Le principe des algorithmes génétiques.....	28
III.7.2. Application des algorithmes génétiques.....	29
III.7.3. Les outils évolutionnaires de base d'un (AG).....	29
III.7.4. Optimisation par les algorithmes génétiques.....	31
III.7.5. Les méthodes de codage.....	32

III.7.5.1. Le codage binaire .....	32
III.7.5.2. Le codage réel .....	33
III.7.6. La sélection .....	34
III.7.6.1. La sélection par roulette .....	35
III.7.7. Les opérateurs de croisement.....	35
III.7.7.1. Croisement binaire.....	35
III.7.7.2. Croisement réel .....	36
III.7.8. La mutation.....	36
III.7.9. Critère d'arrêt .....	37
<b>III.8. Conclusion.....</b>	<b>37</b>

## Chapitre VI

<b>VI.1. Introduction.....</b>	<b>38</b>
VI.2. Le modèle du système.....	38
VI.3. Le codage réel.....	39
VI.4. Les opérateurs génétiques .....	39
VI.5. Fonction objectif.....	40
VI.6. Le signal d'entrée.....	40
VI.7. L'identification paramétrique par l'AG.....	41
VI.8. L'organigramme de l'algorithme génétique.....	43
VI.9. La simulation.....	43
VI.9.1. Identification des paramètres « M, m, km, kb,d, l, Ra, r ».....	49
VI.9.2. L'erreur relative.....	49
<b>VI.10. Conclusion.....</b>	<b>50</b>



## **Introduction générale**

L'automatique consiste à étudier des systèmes réels de différentes disciplines scientifiques (électronique, mécanique, thermique, chimie, écologie, biologie, économie, physique,.....) en vue de les analyser, les surveiller, les diagnostiquer, et les commander. Cela nécessite la disponibilité d'un modèle mathématique de ce système réel. Un système est un objet dans lequel des variables de différents types interagissent et produisent des signaux observables. Lorsque le modèle du système n'est pas connu, il est nécessaire de procéder à son identification.

L'identification consiste à rechercher des modèles mathématiques de système fiable et proche de la « réalité physique » à partir des données expérimentales et de connaissances disponibles a priori. Ces modèles doivent fournir une approximation fidèle du comportement du système physique sous-jacent dans le but d'estimer des paramètres physiques ou de concevoir des algorithmes de simulation, de prévision, de surveillance ou de commande. L'utilisation des données expérimentales pour déterminer les paramètres de modèle mathématique du système représente une identification paramétrique. Il existe plusieurs méthodes d'identification paramétrique, mais la plupart des méthodes utilisées sont basées sur le calcul du gradient pour trouver les paramètres recherchés avec une précision acceptable. Il sera raisonnable d'affirmer que les bonnes valeurs des paramètres recherchés seront celles qui minimisent le critère quadratique appelé souvent fonction de coût. Néanmoins, il n'est pas toujours possible d'évaluer les gradients lorsque les mesures sont noyées dans le bruit.

Les algorithmes évolutionnaires représentent une famille d'outils important pour la résolution des problèmes d'optimisation complexe. D'ailleurs, ils sont de plus en plus utilisés dans de multiples domaines. Ils sont faciles à mettre en œuvre et fournissent d'excellentes performances à de faibles coûts.

Les algorithmes génétiques font partie de cette famille, ils permettent d'explorer des domaines possédant de très nombreuses solutions. Leur efficacité pratique a été prouvée bien avant que les résultats de convergence théorique soient établis. Toutefois le choix des nombreux opérateurs et paramètres génétiques, intervenant dans la mise en place de l'algorithme reste à l'appréciation de l'utilisateur et au problème considéré. C'est pour cela qu'un domaine de recherche très actif est consacré à l'étude de ces algorithmes et à leur amélioration. Surtout que l'utilisation de ces algorithmes est souvent coûteuse en temps de

calculs et les performances de ces algorithmes dépendent beaucoup des différents opérateurs génétiques.

Le pendule inversé a fait l'objet de nombreuses études de recherche tout au long de ces dernières années. Cet intérêt est due au fait que le problème de la commande du pendule inverse est fondamentalement le même que ceux impliqués dans plusieurs autres systèmes tels que le lancement des fusées, la propulsion des missiles et la stabilisation des satellites. En plus, le pendule inversé a toujours été utilisé pour tester les nouvelles méthodes de commande, car il possède plusieurs caractéristiques intéressantes entre autre la non linéarité, le couplage, l'instabilité intrinsèque.

Ce mémoire vise à utilisé un algorithme génétique pour l'identification des paramètres mécaniques et électriques d'un système pendule inversé.

Le présent travail est constitué de quatre chapitres :

Le premier chapitre est consacré à la description du système pendule inversé. Par la suite du chapitre, nous élaborons le modèle mathématique d'un pendule inversé en nous passons sur le formalisme d'Euler-Lagrange. Nous terminons par l'intégration du moteur à courant continu dans le modèle du pendule inversé.

Dans le deuxième chapitre on présente une vue générale sur les notions générales des systèmes, la modélisation, et les différentes techniques d'identification classique leurs limitations d'applications.

Le troisième chapitre est commencé par une description détaillée des algorithmes évolutionnaires, puis nous introduisons les différentes étapes de l'algorithme génétique simple et leur mécanisme de fonctionnement.

Le dernier chapitre de ce mémoire présente l'algorithme génétique proposé et son application au problème de l'identification paramétrique d'un pendule inversé, ainsi que les résultats des simulations et leurs interprétations.





**I.1.Introduction :**

Nous avons déjà presque tous un jour essayé l'expérience de stabilisation d'un bâton sur notre index. Afin de maintenir ce bâton en équilibre, nous devons déplacer notre index de façon à contrecarre en permanence son basculement. C'est exactement le même défi que propose le système automatisé du pendule inversé. Alors que cet exercice semble assez simple et instinctif pour l'homme, il sera nécessaire de définir des stratégies précises pour assurer le maintien automatisé du pendule inversé. Bien évidemment, les performances obtenues grâce à un système automatisé sont de loin supérieures à celles qui seraient obtenues par l'homme.

Dans plus de 50 ans, le pendule inversé est considéré comme un outil didactique puissant utilisé dans le domaine de contrôle des systèmes. Nous pouvons d'ailleurs retrouver plusieurs recherches antérieures menées dans de nombreux services universitaires d'automatique ou de mécatronique qui ont créé leur propre pendule inversé. [3]

Nous allons d'abord aborder une description générale du pendule inversé et son intérêt dans le domaine d'automatique. Puis nous développons son modèle dynamique non linéaire en utilisant le formalisme d'Euler-Lagrange.

**I.2.Description du système :**

Il est constitué d'un chariot mobile sur un rail et d'un pendule suspendu sur le chariot. Son principe de fonctionnement est très simple en théorie : quand le pendule penche vers la droite, le chariot doit le rattraper en effectuant un mouvement vers la droite, et inversement. La difficulté c'est de contrôler l'intensité et le sens de la force appliquée au chariot en fonction de l'angle que le pendule fait avec la verticale.

Ce système est un système multi variable, couplé, non linéaire, instable et sous actionné. Il existe beaucoup d'effets parasites comme le frottement, les modes élastiques de la tige et de l'axe, les effets contrecoup des vitesses et la ceinture, ainsi que la saturation d'entrée.

L'ensemble du chariot pendule a deux degrés de liberté qui sont représentées par deux coordonnées :  $x$  pour le déplacement horizontale du chariot,  $\theta$  pour la rotation du pendule. Les paramètres mécaniques ou physiques du système chariot-pendule sont définis avec leur notion dans le tableau (I.1).

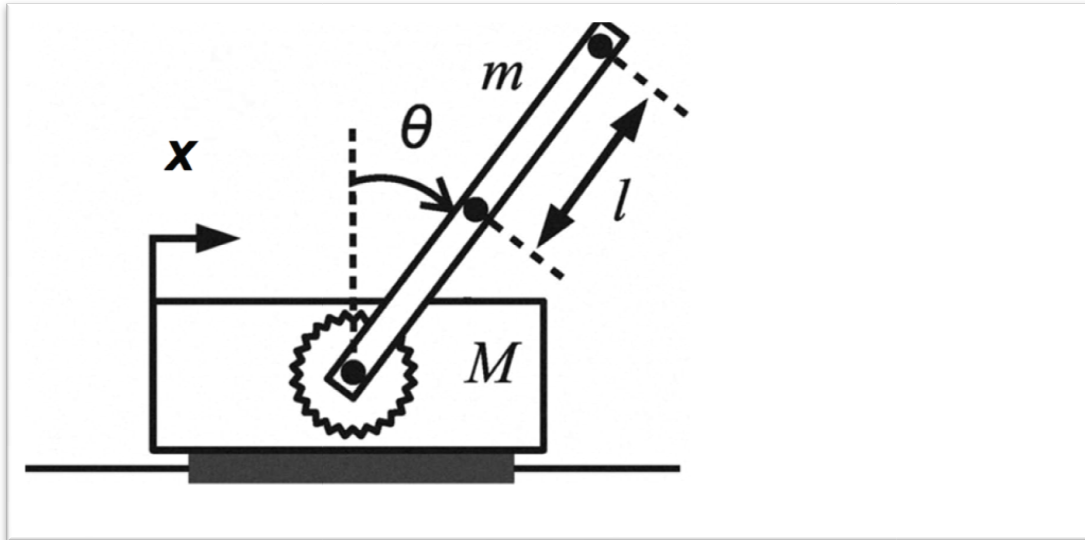


Figure (I.1) : Schéma d'un pendule inversé sur un chariot

Symbole	Quantité
m	La masse du pendule
M	La masse du chariot
l	longueur du pendule
d	Le frottement du chariot

Tableau (I.1) : Les paramètres de l'ensemble pendule-chariot

### I.3. Intérêt de l'étude d'un pendule inversé :

L'étude du pendule inversé a assez bien d'importance. Les raisons de cette importance peuvent se résumer comme suit :

- L'homme est un pendule double inversé dont les deux axes de rotation principaux sont les chevilles et les hanches. Quand nous sommes en position debout, nos articulation travaillent sans arrêt pour nous y maintenir. Les spécialistes qui travaillent à la relation de prothèses pour les hanches sont amenés à utiliser le modèle du pendule double inversé pour calculer l'ensemble des contraintes qui sont soumises à la prothèse.
- Dans le même ordre d'idée, la robotique utilise ce genre de concepts. On voit apparaître des moyens de locomotion dotés de deux roues montées sur un même axe sur lequel on est en position debout. On accélère en se penchant en avant et on ralentit en se penchant en arrière. Le

système est le même que le pendule inversé. La stabilité est aussi assurée par des gyroscopes mais nous n'entrerons pas dans ce genre de détails. [2]

- Dans le domaine de l'aérospatiale aussi, l'étude des pendules inversés a une grande importance, par exemple pour commander et stabiliser l'attitude du satellite, le lancement des fusées ...etc. [4]

**I.4. Modélisation du système [1] :**

- On utilise pour cela la méthode de Lagrange

Le Lagrangien est défini comme étant la différence entre l'énergie cinétique  $E_c$  et l'énergie potentielle  $E_p$  :

$$L = E_c - E_p \tag{I.1}$$

➤ **L'énergie cinétique du système en mouvement :**

- L'énergie cinétique du chariot est donnée par l'équation:

$$E_{cM} = \frac{1}{2}M\dot{x}^2 \tag{I.2}$$

$\dot{x}$  : La vitesse du chariot.

- L'énergie cinétique du pendule est exprimée par l'équation:

$$E_{cm} = \frac{1}{2}mv_p^2 + \frac{1}{2}ml^2 \dot{\theta}^2 \tag{I.3}$$

$\dot{\theta}$  : La vitesse angulaire du pendule.

$v_p$  : la vitesse du centre de gravité du pendule.

- La position du chariot est exprimée par l'équation:

$$x_c = (x + l\sin\theta)i + (l\cos\theta)j \tag{I.4}$$

$i, j$  : étant les vecteurs unitaires du repère  $x, y$

- D'où la vitesse du centre de gravité du pendule est :

$$v_c = \frac{d_{xc}}{dt} (\dot{x} + l\dot{\theta}\cos\theta)i - (l\dot{\theta}\sin\theta)j \tag{I.5}$$

- En substituant l'équations (I.5) dans l'équation (I.3) on trouve l'expression l'énergie cinétique du pendule:

$$E_{cm} = \frac{1}{2}m[(\dot{x} + l\dot{\theta}\cos\theta)i - (l\dot{\theta}\sin\theta)j]^2 + \frac{1}{2}ml^2\dot{\theta}^2$$

$$E_{cm} = \frac{1}{2}m[\dot{x}^2 + 2\dot{x}l\dot{\theta}\cos\theta + l^2\dot{\theta}^2\cos^2\theta]i + [l^2\dot{\theta}^2\sin^2\theta]j^2 + \frac{1}{2}ml^2\dot{\theta}^2$$

$$E_{cm} = \frac{1}{2}m(\dot{x}^2 + 2\dot{x}l\dot{\theta}\cos\theta + l^2\dot{\theta}^2) + \frac{1}{2}ml^2\dot{\theta} \quad (I.6)$$

- L'énergie cinétique de l'ensemble chariot et pendule est exprimée par :

$$E_c = E_{cM} + E_{cm}$$

$$E_c = \frac{1}{2}M\dot{x}^2 + \left[ \frac{1}{2}m(\dot{x}^2 + 2\dot{x}l\dot{\theta}\cos\theta + l^2\dot{\theta}^2) + \frac{1}{2}ml^2\dot{\theta} \right] \quad (I.7)$$

➤ **L'énergie potentielle du système :**

- L'énergie potentielle du centre de gravité du pendule en supposant que la masse de la barre est néglige :

$$E_p = mgl\cos\theta \quad (I.8)$$

➤ **Equation de Lagrange :**

$$L = E_c - E_p$$

$$L = \left[ \frac{1}{2}M\dot{x}^2 + \left[ \frac{1}{2}m(\dot{x}^2 + 2\dot{x}l\dot{\theta}\cos\theta + l^2\dot{\theta}^2) + \frac{1}{2}ml^2\dot{\theta} \right] \right] - mgl\cos\theta \quad (I.9)$$

- L'équation de Lagrange pour le degré de liberté  $x(t)$  :

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{dL}{d\dot{x}} \right) - \frac{dL}{dx} = F - b\dot{x}$$

$$\frac{d}{dt} (m\dot{x} + ml\dot{\theta}\cos\theta + M\dot{x}) - 0 = F - b\dot{x}$$

$$(M + m)\ddot{X} + ml(\ddot{\theta}\cos\theta - \dot{\theta}\sin\theta) + b\dot{X} = F \quad (I.10)$$

- L'équation de Lagrange pour le degré de liberté  $\theta(t)$  :

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{dL}{d\dot{\theta}} \right) - \frac{dL}{d\theta} = -d\dot{\theta}$$

$$\frac{d}{dt} (m\dot{x}l\cos\theta + 2ml^2\dot{\theta}) - (m\dot{x}l\dot{\theta}\sin\theta - mgl\sin\theta) = -d\dot{\theta}$$

$$(m\dot{x}\cos\theta - ml\dot{\theta}\sin\theta + 2ml^2\ddot{\theta}) - (m\dot{x}l\dot{\theta}\sin\theta - mgl\sin\theta) = -d\dot{\theta}$$

$$(2ml^2)\ddot{\theta} + m\dot{x}\cos\theta - mgl\sin\theta + d\dot{\theta} = 0 \quad (I.11)$$

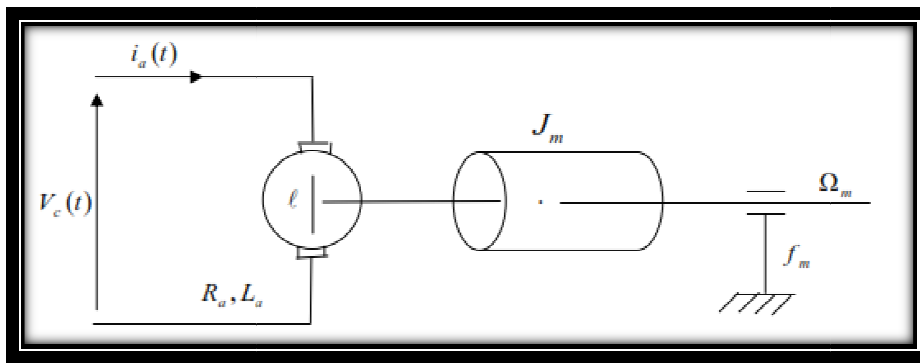
- Le modèle de connaissance du système chariot pendule est donné par le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} (M + m)\ddot{X} + ml(\ddot{\theta}\cos\theta - \dot{\theta}^2\sin\theta) + b\dot{X} = F \\ (2ml^2)\ddot{\theta} + ml\ddot{x}\cos\theta - mg\sin\theta + d\dot{\theta} = 0 \end{cases} \quad (I.12)$$

**I.5. Modélisation du système global (moteur -chariot- pendule) :**

**I.5.1. Modélisation du moteur électrique à courant continu : [1]**

Le schéma électrique et mécanique équivalent de l'induit est donné par la figure (I.2).



**Figure (I.2): Schéma électrique et mécanique**

➤ **Les paramètres de la machine :**

Symbole	Quantité	Valeur
Ra	Résistance de l'induit	2.5 ohm
La	Inductance de l'induit	0.0025 H
Vc	La tension d'alimentation de l'induit	-24 < Vc < 24
Ia	Intensité du courant	/ (A)
kb	Constant électrique du moteur	0.05N/A
Km	Constant mécanique	0 .05Nm
Jm	Moment d'inertie du moteur	1.4×10 <sup>-5</sup> kg.m <sup>2</sup>
r	le rayon de la poulie	0,0027m

**Tableau (I.2) : Les paramètres de la machine**

Les équations régissant le fonctionnement du moteur à courant continu à aimant permanent sont :

➤ **Les équations électriques :**

- Equation de l'induit :

$$v_c(t) = R_a i_a(t) + L_a \frac{di_a(t)}{dt} + l(t) \quad (I.13)$$

$i_a$  : Intensité du courant

$l(t)$  : La force contre électro-matrice

- Equation de la fcem

$$l(t) = k_b \Omega_b(t) \tag{I.14}$$

- Equation mécanique

$$C_m(t) = J_m \frac{d\Omega_m(t)}{dt} + C_r(t) + f_m \Omega_m(t) \tag{I.15}$$

$C_m$  : couple de moteur.

$C_r$  : couple résistant.

$\Omega_m$ : vitesse angulaire de l'arbre du moteur.

$f_m$ : Coefficient de frottement visqueux.

- Equation de couple

$$C_m(t) = k_m i_a(t) \tag{I.16}$$

A l'absence du couple résistif ( $C_r(t)=0$ ) et en considérant la vitesse angulaire de l'arbre du moteur comme sortie, puis en remplaçant l'équation (I.16) dans(I.15) et l'équation (I.14) dans l'équation(I.13) on obtient :

$$\frac{d\Omega_m(t)}{dt} = \frac{-f_m}{J_m} \Omega_m(t) + \frac{k_m}{J_m} i_a(t)$$

$$\frac{di_a(t)}{dt} = \frac{-k_b}{L_a} \Omega_m(t) - \frac{R_a}{L_a} i_a(t) + \frac{1}{L_a} V_c(t) \tag{I.17}$$

$$y_m = \Omega_m$$

### I.5.2. Relation entre la force mécanique F et la tension Vc(t):

Le modèle (I.12) décrit les équations dynamiques de l'ensemble pendule-chariot lorsque l'entrée est une force extérieure F. Le schéma de la figure (I.3) illustre la relation existante entre le moteur commande par la tension Vc(t) et la force F permettant l'entraînement du chariot donc le balancement du pendule.

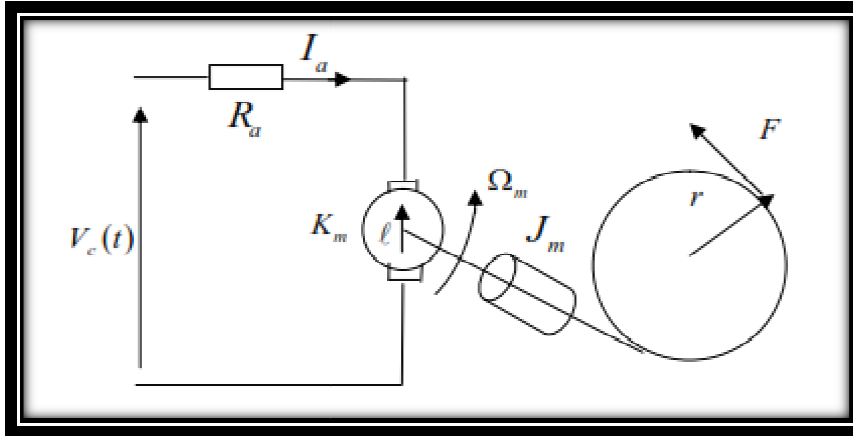


Figure (I.3) : Relation entre la force mécanique  $F$  et la tension  $v_c(t)$

Pour déterminer l'expression de la force  $F$  en fonction de la tension, on néglige la dynamique du moteur par conséquent l'équation électrique (I.14) devient en tenant compte de l'équation (I.13)

$$V_c(t) = R_m i_a(t) + K_b \Omega_m \quad (\text{I.18})$$

- La vitesse angulaire du moteur  $\Omega_m$  s'exprime donc par rapport à la vitesse du chariot  $\dot{x}$  par la relation suivant :

$$\Omega_m = \frac{\dot{x}}{r} \quad (\text{I.19})$$

$r$  : le rayon de la poulie

- En substituant l'équation (I-18) dans (I-19)

$$V_c(t) = R_m i_a(t) + K_b \frac{\dot{x}}{r} \quad (\text{I.20})$$

- L'expression du courant de l'induit  $i_a$  s'écrit :

$$i_a(t) = \frac{V_c}{R_a} - \frac{k_b}{rR_a} \dot{x} \quad (\text{I.21})$$



- Le couple produit à l'arbre du moteur (I-16) crée une force est donnée par suit :

$$F = \frac{C_m}{r} = \frac{K_m i_a}{r} \quad (\text{I. 22})$$

- En remplaçant (I-21) dans (I-22) :

$$F = \frac{k_m}{r R_a} V_c - \frac{k_m k_b}{r^2 R_a} \quad (\text{I. 23})$$

### I.5.3. Le modèle du système global (moteur -chariot- pendule) :

Le modèle dynamique du système globale « moteur-chariot-pendule » s'obtient en remplaçant l'équation (I.23) dans l'équation (I.12)

$$\begin{cases} (M + m)\ddot{X} + ml(\ddot{\theta} \cos\theta - \dot{\theta}^2 \sin\theta) + b\dot{X} = \frac{k_m}{r R_a} V_c - \frac{k_m k_b}{r^2 R_a} \\ (2ml^2)\ddot{\theta} + ml\ddot{x} \cos\theta - mgl \sin\theta + d\dot{\theta} = 0 \end{cases} \quad (\text{I.24})$$

### I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le procédé sur lequel nous allons travailler, c'est-à-dire le pendule inverse. On a utilisé pour ce faire le formalisme d'Euler-Lagrange. On présente ses composants, son fonctionnement et son intérêt important dans l'automatique. Puis on a développé le modèle mathématique non linéaire du système de pendule inversé en considérons le modèle dynamique du moteur.



**II.1.Introduction :**

Les sciences de l'ingénieur font largement appel à l'identification des systèmes pour décrire le comportement dynamique des systèmes réels. Dans le but d'une analyse, conception de contrôleur ou de prédiction. Si l'identification des systèmes linéaire a été enrichie avec nombreuses méthodes classiques et efficaces, l'identification des systèmes non linéaires reste toujours un domaine de recherche active.

Cela est due au fait que la pluparts des systèmes réels sont de nature non linéaire, et les méthodes proposes souffre toujours de problème de complexité calculatoire ou difficulté de choix du régresser.....etc.

Dans ce chapitre, on présente une vue générale sur les notions des systèmes et de la modélisation. Ainsi qu'on introduit l'identification des systèmes et des différentes techniques d'identification classique ainsi que leurs limitations d'applications.

**II.2. Modèle non linéaire :**

Avant de se lancer dans l'entreprise de la modélisation et l'identification d'un système physique, il est essentiel de déterminer l'utilité de recourir à des modèles non linéaires. Malgré que la majeure partie des phénomènes physiques fait intervenir des non linéarités, les systèmes étudiés, sous certaines conditions, peuvent être correctement représenté par des modèles linéaires. Un exemple classique étant la modélisation d'un système non linéaire autour d'un point de fonctionnement. En effet, pour de faibles variations des grandeurs du système, les non linéarités peuvent être négligées et un modèle linéaire convient parfaitement.

L'utilisation d'un modèle non linéaire est généralement considéré s'il existe des connaissances physiques du système. Mais leurs utilisation complexifie l'identification et soulève des problèmes praticuliers de stabilité, d'analyse et minima locaux (en fonction de la technique d'identification utilisée). C'est pourquoi en pratique, on cherchera souvent à tester en premier lieu des modèles linéaires. Si ceux-ci ne permettent pas de modéliser avec une précision suffisante le comportement du processus, alors seulement, une modélisation non linéaire est envisagée. [10]

**II.3. Modélisation :**

L'application de la modélisation est très diversifier mais son principe fondamentale est de tendre a remplacer un processus physique par des formalismes mathématiques censés avoir le même comportement. La modélisation est souvent considérée comme la phase initiale de l'automatique moderne. Elle permet en effet de déterminer le modèle du

procédé qui sera utilisé pour prédire son comportement futur, diagnostiquer ses évolutions de fonctionnement ou synthétiser son régulateur ou sa loi de commande. [8]

### **II.3.1. Modèles de connaissance :**

Comme son nom l'indique ces modèles font appel aux connaissances des spécialistes du domaine considéré. Ces connaissances sont généralement sous forme de systèmes différentiels, algébriques ou graphiques, des lois et des relations physiques qui décrivent le comportement du processus. Ils se prêtent donc à la prise en compte des informations à priori disponibles et au contrôle des intervalles des grandeurs des paramètres obtenus, car ces paramètres ont un sens physique. [12]

### **II.3.2. Modèle de représentation :**

A cause de la complexité du système physique à modéliser, il est difficile voire impossible, dans de nombreuses applications pratiques de connaître ou d'associer les lois et les relations physiques qui régissent le comportement du système. Il est alors nécessaire de faire appel à un modèle "boîte noire", construit à partir de mesures des données d'entrée sortie du système.

Ces modèles, reproduisent un comportement observé, sans avoir besoin de connaissance à priori sur le système.

Les modèles ARX (Auto Regressive Model), ARMAX (Auto Regressive Moving Average) sont quelques exemples de modèles de représentation linéaire par rapports aux entrées. En ce qui concerne les modèles de représentation non linéaires, on peut citer les réseaux de neurones; les ondelettes et les modèles flous.

Un autre inconvénient des modèles de représentation est la difficulté du choix de la complexité du modèle. Par exemple, la détermination du nombre de couche cachée et du nombre d'unités dans chaque couche cachée d'un réseau de neurones pour un problème donné est loin d'être facile.

Le choix entre un modèle de connaissance et un modèle de représentation dépend de la connaissance à priori disponible sur le système et de la facilité de l'estimation ou de l'optimisation des paramètres. [8]

**II.4. Identification des systèmes :**

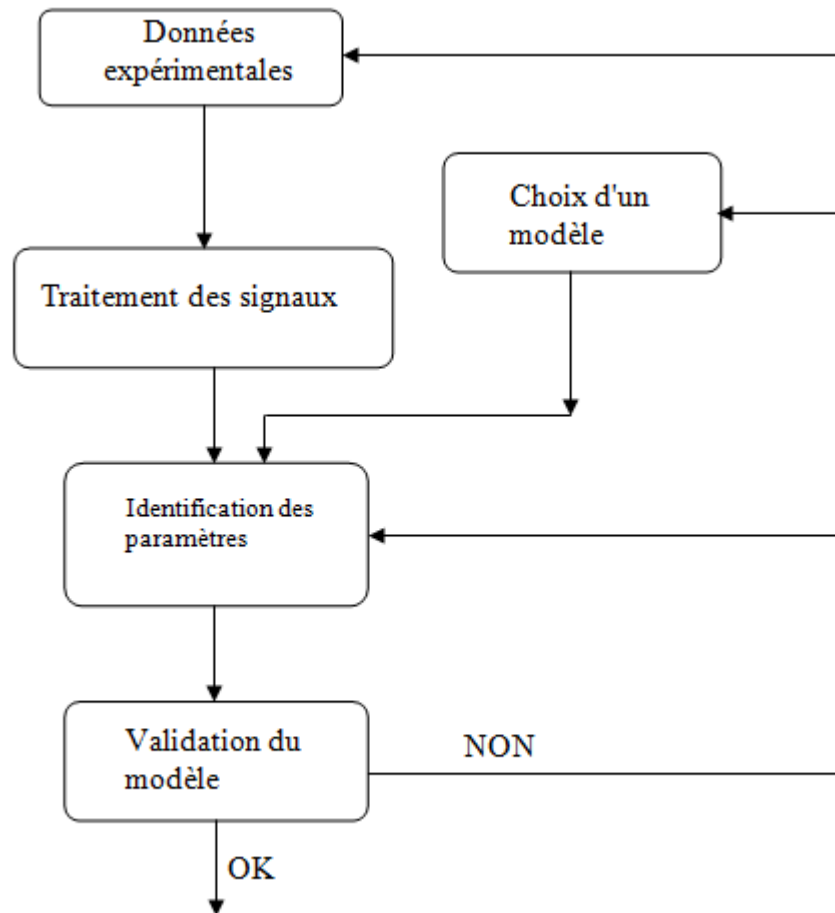
L'identification consiste à choisir la classe du modèle à adopter puis les valeurs des paramètres qui le caractériser.

Les étapes de la procédure d'identification sont résumées comme suit :

- Détermination d'un protocole de test qui comptent les propriétés statistiques des signaux d'entrée pour balayer toutes les fréquences intéressantes, le rapport signal/bruit doit être suffisamment important et le nombre de points de mesures doit être significatif pour le test ( $>1000$ ).
- Choix de la structure du modèle ou du type de modèle.
- Identification paramétrique qui consiste à déterminer les paramètres du modèle choisi en minimisant les erreurs entre les sorties mesures et les sorties du modèle.
- Validation du modèle : Réalisation de plusieurs tests de vérification. Il est nécessaire pour cette étape d'utiliser des mesures différentes de celles utilisées lors de l'identification.

Ces choix doivent être modifiés, si la vérification donne de grande différence entre le système et le modèle, les causes peuvent être différentes, le modèle ne représente pas au mieux la physique du système, le critère n'est pas bien adapté à l'exigence demandé, l'algorithme d'optimisation n'est pas performant à cause du temps de calcul ou des problèmes de convergence.

Ces étapes sont schématisés dans la figure (II.1)



**Figure (II.1) : Etapes de l'identification des systèmes**

Identifier un système consiste à obtenir ces caractéristiques à partir d'observations des réponses du système aux tests d'entrée, le monde de l'identification est très vaste. Nous retrouvons une multitude de techniques d'identifications classées en deux grandes familles:[8]

- 1- L'identification non paramétrique.
- 2- L'identification paramétrique.

#### **II.4.1. Identification non paramétrique :**

L'identification non paramétrique de systèmes consiste à estimer les réponses temporelles ou fréquentielles (Bode, Black, Nyquist, Fourier) ou par corrélation (réponse impulsionnelle),...etc. Avec ces méthodes nous ne pouvons obtenir qu'une idée de la dynamique du système; qui peut servir par exemple; au dimensionnement approximatif de régulateurs ou de filtres. Si la précision exigée est très élevée, il faut passer à l'identification paramétrique [13]. [19]

### II.4.2. Identification paramétrique :

L'identification paramétrique consiste à déterminer les paramètres d'un modèle mathématique, de façon à obtenir une représentation satisfaisante du système réel considéré. Dans ce type d'identification nous retrouvons différentes techniques. L'une d'elles est appelée "identification heuristique", elle se base sur la détermination de manière heuristique des paramètres d'une fonction de transfert en ayant à disposition la réponse du système à un échelon d'entrée. Une autre technique appelée "régression linéaire" est utilisée dans la méthode de moindre carrée simple. Nous retrouvons aussi les méthodes basées sur l'erreur de sortie et sur l'erreur de prédiction ainsi que les méthodes récursives. [13][9]

Une procédure d'identification implique différents choix, notamment:

- Le type du modèle à utiliser.
- Le critère
- L'algorithme d'optimisation.
- Le type d'essai à effectuer.
- La vérification des résultats.

Comme on s'intéresse dans notre travail sur l'optimisation paramétrique on va juste définir brièvement le critère et l'algorithme d'optimisation.

### II.5. Le critère ou fonction du coût :

Le critère ou la fonction objective ou encore la fonction coût (généralement notée  $J$ ) est la fonction à minimiser ou à maximiser pour que la sortie du modèle mathématique et celle du système réel soient les plus proches possible. L'une des questions importantes en identification est la suivante : quelle fonction coût ou critère qui permet à l'estimateur de la sortie du système de mieux calculer la valeur de  $P$  ou de s'y rapprocher le plus possible. [8]

Le critère à minimiser est une fonction, souvent quadratique; qui dépend de l'erreur de sortie réelle du système et de la sortie du modèle; qui est fonction du vecteur des paramètres :

$$J = f(y(k) - y_m(k, P)) = f(\varepsilon(k, P))$$

## II.6. L'algorithme d'optimisation :

Différents types d'algorithme d'optimisation sont disponibles dans la littérature en fonction de la méthode de convergence désirée:

- Méthode du gradient.
- Méthode Newton-Raphson.
- Gauss-Newton....etc.

La solution ou l'optimum, doit être trouvée le plus rapidement possible à l'aide de contraintes physiques du système (signes des paramètres, stabilité). Quand l'algorithme d'optimisation a convergé, nous avons le vecteur optimal des paramètres  $P$ . Les différents types d'algorithmes se distinguent par leur façon de converger vers l'optimum. [8]

## II.7. Identification basée sur l'erreur de sortie:

De façon générale le principe est très simple figure (II.2). Le système réel et le modèle mathématique du système sont excités par les mêmes entrées  $u$ ; les sorties du système réel  $y$  et  $y_m$  sont comparées pour créer le vecteur des erreurs de sortie  $e$ . Un algorithme d'optimisation, change les paramètres à déterminés regroupés dans le vecteur  $P$  pour que le critère  $J$ , qui est fonction de  $e$ , devienne minimal. Si  $J$  est minimal, alors nous avons trouvé le meilleur estimé de  $P$  au sens du critère choisi. L'erreur de sortie est par conséquent minimale. La figure (II.2) présente le principe [11].

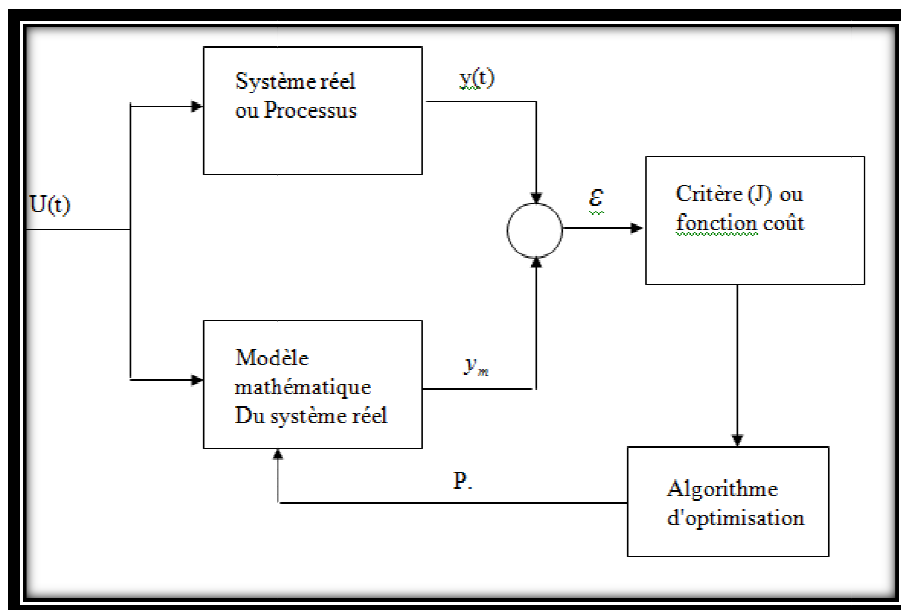
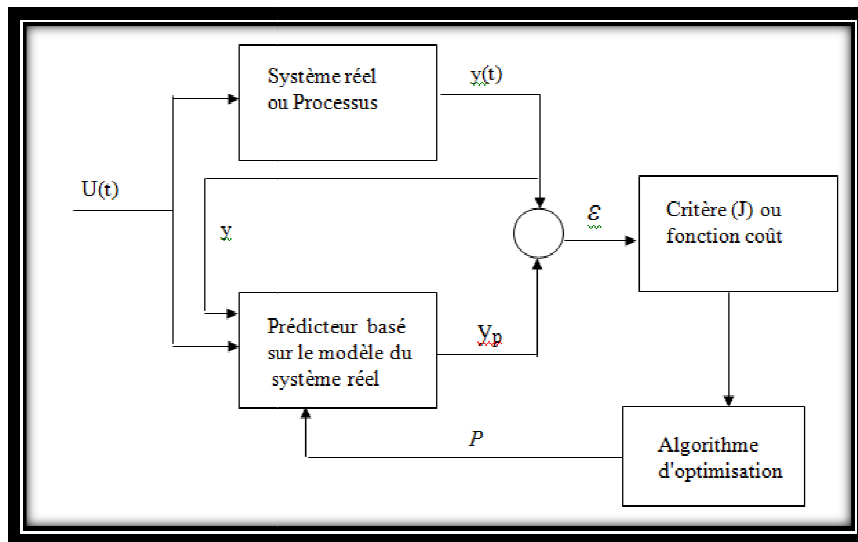


Figure (II.2) : Structure de l'identification basée sur l'erreur de sortie



### II.8. Identification basée sur l'erreur de prédiction :

Ce type d'identification se base sur le concept de prédiction de la sortie du système réel à l'aide d'équations algébriques de prédiction. Son principe est de la même nature de la commande prédictive figure (II.2), où l'on cherche à minimiser l'écart  $\mathcal{E}$  entre la sortie et la variable prédit (la variable à la sortie du prédicteur  $y_p$ ). Le principe est illustré dans la figure (II.3). Ces méthodes peuvent être facilement implantées en temps réel [11].



**Figure (II.3): Structure de l'identification basée sur l'erreur de prédiction**

### II.9. Identification en temps différé (Off-line) :

L'identification en temps différé se base sur le fait d'avoir enregistré toutes les mesures expérimentales d'entrée/sortie avant de passer à la procédure d'identification. À chaque itération de l'algorithme d'identification, nous faisons une simulation complète du modèle et à la fin nous calculons l'erreur de sortie en comparant les sorties du modèle à celles du système réel qui ont été au préalable enregistrées. D'autres valeurs de paramètres sont proposées dans le but de se rapprocher des valeurs optimaux. La boucle recommence en lançant une nouvelle simulation avec les nouveaux paramètres. Ce type d'identification peut prendre beaucoup de temps à cause de l'obligation de re-simuler le modèle à chaque itération. Pour une identification en temps différé, nous utilisons normalement des techniques basées sur l'erreur de sortie où le modèle est à chaque fois simulé [13].

**II.10. Identification en temps réel-(On-line) :**

Le principe de l'identification en temps réel consiste à calculer à chaque instant, le vecteur des paramètres du modèle recherché en fonction des paramètres estimés à l'instant précédent et des nouvelles informations entrée/sortie acquise sur le système.

Ce type d'identification utilise des paramètres en temps réel. Ils sont basés sur l'erreur de prédiction et n'utilisant que des équations récursives. Pour les systèmes non linéaires, ces méthodes nécessitent d'une linéarisation du problème à chaque instant (filtre de Kalman étendu), ce qui implique une perte de précision dans l'estimation paramétrique.

L'identification en temps réel est très intéressante pour plusieurs raisons. La première est l'obtention des paramètres à chaque instant permet l'élaboration une commande adaptative. Nous pouvons aussi vouloir suivre l'évolution des paramètres du système pour nous assurer que les variations restent normales (diagnostique en temps réel). [13]

**II.11. Limitation des méthodes classiques :**

Les méthodes citées dans précédent possèdent malheureusement quelques inconvénients qui les rendent difficilement applicable dans quelque situations pratiques:

- La grande majorité des méthodes classiques d'identification ont été développées pour des systèmes mono variable. Il est théoriquement possible de les appliquer à des procédés multi variables. Cependant lorsque le nombre d'entrées et de sorties devient grand alors, l'utilisation de représentation polynomiales n'est pas évidente.

- Ces méthodes ne permettent pas d'avoir un accès direct à des variables telles que l'état du système, variables particulièrement utiles en filtrage (Luenberger, Kalman) ou en commande optimale.

- De nombreuses techniques récursives ont été proposées pour fonctionner sur une structure de modèle de procédé et de bruit bien spécifique. Il est donc fondamental d'avoir une bonne connaissance a priori du système à étudié pour correctement choisir l'algorithme récursif à appliquer.

Ces difficultés sont principalement liées à la structure du modèle utilisé pour l'approche entrée-sortie: la fonction de transfert. Il semble donc important de développer de nouveaux algorithmes d'identifications basés sur des nouvelles techniques intelligentes. [8]

**II.12. Conclusion :**

Au cours de ce chapitre nous avons effectué une étude non exhaustive sur l'identification en introduisant les notions de système, de modélisation, étapes d'identification, les techniques classique, et leurs limitations.

### III.1 Introduction

Les algorithmes évolutionnaires (AEs) sont une extension des algorithmes génétiques classiques (AGs). Ils représentent un outil important pour la résolution des problèmes d'optimisation. D'ailleurs, ils sont de plus en plus utilisés dans de multiples domaines. Ils sont faciles à mettre en œuvre et fournissent d'excellentes performances à de faibles coûts.

Les algorithmes génétiques font partie de cette famille, ils permettent d'explorer des domaines possédant de très nombreuses solutions, et leur efficacité pratique a été prouvée bien avant que les résultats de convergence théorique soient établis. Toutefois le choix des nombreux opérateurs génétiques, intervenant dans la mise en place de l'algorithme reste à l'appréciation de l'utilisateur, c'est pour cela qu'un domaine de recherche très actif est consacré à l'étude de ces derniers et à la mise en place de nouvelles techniques. Surtout que l'utilisation de ces algorithmes est souvent coûteuse en temps de calculs et les performances de ces algorithmes dépendent beaucoup des différents opérateurs génétiques.

Dans ce chapitre nous commençons par une description détaillée des algorithmes évolutionnaires. Ainsi que nous introduirons les différentes étapes d'algorithme génétique simple et leurs mécanismes de fonctionnement.

### III.2. Les algorithmes évolutionnaires :

Les algorithmes évolutionnaires (AEs) sont une extension des algorithmes génétiques classiques (AGs). Ils permettent de modéliser le processus d'apprentissage d'une population d'individus pour s'adapter aux différents types de problèmes d'ordonnement. Malgré leur souplesse, et leur capacité à converger assez rapidement vers l'optimum global, les AGs sont inadéquats pour la résolution d'une grande partie des problèmes réels, en particulier les, problèmes d'ordonnement. Ceci a donné naissance aux algorithmes évolutionnaires, appelés aussi algorithmes à stratégie d'évolution. [24]

#### III.2.1. Définition :

Les algorithmes évolutionnaires (AEs), initialement proposés par Holland [Holland, 1975], sont une famille algorithmique ayant donné un très grand nombre de méthodes depuis les années 90 et notamment, l'ouvrage D.E.Goldberg [Goldberg, 1991]. Il s'agit de techniques d'optimisation inspirées de la théorie Darwinienne des populations. Ce sont des algorithmes stochastiques, car ils utilisent itérativement des processus aléatoires.

Ils consistent à faire évaluer artificiellement un ensemble de solutions potentielles a un problème donne. Cette évaluation qui a pour but la découverte des optima de la fonction a optimisé.

Aujourd'hui les algorithmes évolutionnaires sont très utilisés pour la résolution de problème d'optimisation. Ils sont reconnus comme des outils très efficaces, plus particulièrement lorsque les problèmes a résoudre sont compliqués et que la fonction a optimiser n'est pas régulière ou que ses dérivées soient inaccessibles, mal conditionnées ou complexes a calculer, et que les méthodes d'optimisation classique soient totalement inadaptés. [18], [22].

### **III.3. Application des algorithmes évolutionnaires :**

Les algorithmes évolutionnaires sont des algorithmes d'optimisations stochastiques, qui consistent à faire évoluer artificiellement un ensemble de solutions potentielles à un problème donné. Cette évolution qui a pour but la découverte des optima de la fonction à optimiser. Le principe général de ces algorithmes, consiste donc à faire évoluer artificiellement un ensemble de solutions potentielles de manière à favoriser les meilleures solutions; ce qui correspond à la recherche du maximum d'une fonction. Aujourd'hui les algorithmes évolutionnaires sont très utilisés pour la résolution de problème d'optimisation ils sont reconnus comme des outils très efficaces, plus particulièrement lorsque les problèmes à résoudre sont compliqués et que la fonction à optimiser n'est pas régulière ou que ses dérivées soient inaccessibles, mal conditionnées ou complexes à calculer, et que les méthodes d'optimisation classiques soient totalement inadaptés. [18]

Malgré l'attrayante simplicité d'un processus évolutionnaire, fabriquer un algorithme évolutionnaire efficace est une tâche difficile, car les processus évolutionnaires sont très sensibles aux choix algorithmiques et paramétriques, aux choix des représentations notamment. Le design d'un algorithme évolutionnaire efficace est difficile, et l'expérience prouve que les plus belles réussites sont fondées sur une très bonne connaissance du problème a traiter, sur beaucoup de créativité, et sur une compréhension fine des mécanismes évolutionnaires. L'emploi de ces techniques en "boîte noire," comme un "optimiseur universel," est à proscrire d'emblée. [20]

Le champ d'application des algorithmes évolutionnaires (AEs) couvre, de nos jours, un spectre très large : d'applications réelles complexes comme le contrôle du flux de pipelines de gaz, le design de profils d'ailes d'avion, le routage aérien ou la planification de trajectoires de robots, la conception d'antennes et la conception de filtres électroniques à

des problèmes plus théoriques et combinatoires, comme en théorie des jeux et en modélisation économique ou financière en commande de processus et pour l'apprentissage .[16][ 20]

#### **III.4. Principes généraux :**

Les algorithmes évolutionnistes (AEs) empruntent un vocabulaire quelque peu différent des méthodes d'optimisation classiques. Avant de décrire les différents principes de ces algorithmes, il semble nécessaire de définir quelques notions :

**Définition 1 (génotype) :** Le *génotype* correspond à la partie d'un individu (parent) transmise lors de la création d'un nouvel individu (enfant) et sur laquelle agissent directement les opérateurs de mutation et de croisement.

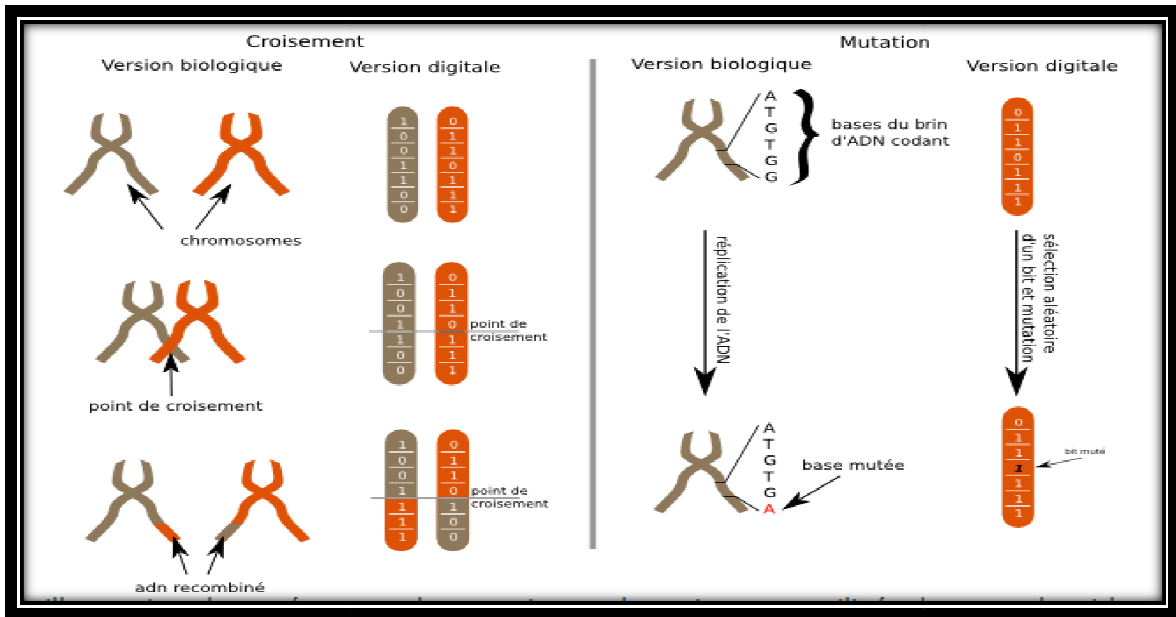
**Définition 2 (phénotype) :** Le *phénotype* est généré à partir du génotype et correspond aux caractères observables et testables de l'individu.

**Définition 3 (fitness) :** La fonction d'adaptation, souvent appelée "**fitness**" fournit une évaluation de la performance des individus et a une influence sur la sélection et la reproduction des individus.

**Définition 4 (population) :** La *population* est l'ensemble des solutions potentielles, chacune définie par un génotype et un phénotype.

**Définition 5 (croisement) :** Le *croisement* est un opérateur permettant de générer un nouveau génotype par combinaison de  $n > 1$  génotypes parents.

**Définition 6 (mutation) :** La *mutation* est un opérateur permettant de générer un nouvel individu à partir d'un individu parent dont certaines parties ont été modifiées aléatoirement.



**Figure (III.1) : Illustration des opérateurs de mutation et de croisement utilisés dans un algorithme évolutionniste, ainsi que des phénomènes biologiques dont ils sont inspirés.**

- Tous les AEs présentent les points communs suivants : ils manipulent une population d'individus, un individu peut subir des modifications aléatoires, un processus de sélection permet de déterminer quels individus conserver et quels individus rejeter.
- Un individu se caractérise par son génotype qui peut avoir différentes représentations : "binaire" ( $G = 0, 1^N$ ), "réelle" ( $G = [0, 1]^N$  ou  $\mathbb{R}^N$ ), ou sous forme de graphe. C'est dans cet espace génotypique que sont appliqués les différents opérateurs de variabilité : les mécanismes de recombinaisons et de mutations.
- Les algorithmes évolutionnistes utilisent principalement la mutation ponctuelle comme illustré sur la figure (III.1). Par exemple, en supposant que le génotype soit une chaîne de bits, on peut définir pour chaque bit une probabilité d'inversion : le génotype de l'individu muté peut alors différer de celui de l'individu original de plusieurs bits.
- L'opérateur de croisement dépend essentiellement du codage utilisé. Certains travaux semblent indiquer que l'utilisation d'un opérateur de croisement rend l'algorithme plus efficace vis-à-vis de, mais il demeure parfois difficile de définir un opérateur de croisement qui ait un sens pour le codage utilisé, par exemple dans

le cas d'évolution de graphes. Certains travaux se limitent à ne définir que des opérateurs de mutation.

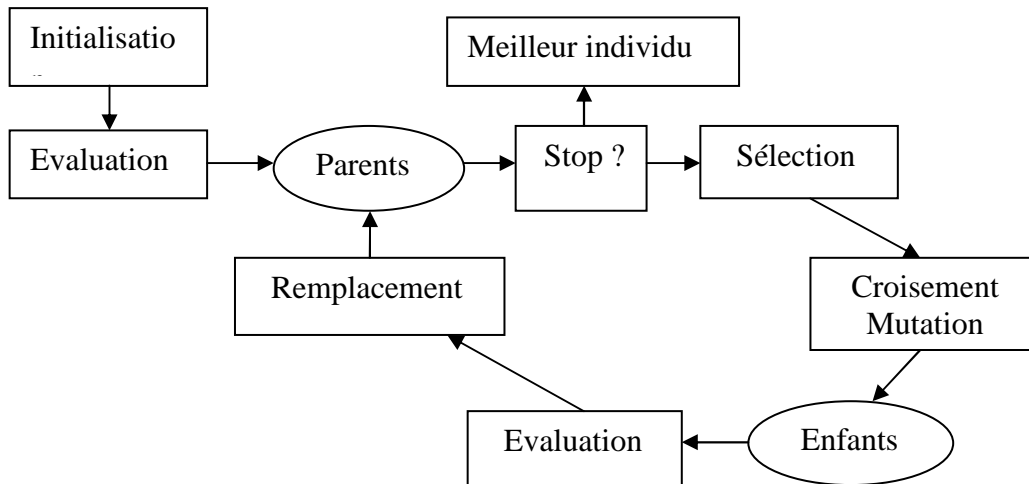
- Le génotype est ensuite décodé en phénotype afin d'être évalué. Par exemple, un graphe, représentant le génotype, peut être converti en un réseau de neurones, représentant le phénotype. [7]

### III.5. Le squelette :

La pression de l'environnement est simulée à l'aide de la fonction d'adaptation  $F$ , est le principe darwinien les plus adaptés survivent et se reproduisent, est implante de la manière suivante :

- **Initialisation** de la population  $P_0$  en choisissant  $P$  individus dans  $W$ , généralement par tirage aléatoire avec une probabilité uniforme sur  $W$ .
- **Evaluation** des individus de  $P_0$  (i.e. calcul des valeurs de  $F$  pour tous les individus).
- La génération  $i$  construit la population  $P_i$  à partir de la population  $P_{i-1}$  :
  - **Sélection** des individus les plus performants (au sens de  $F$ ) de  $P_{i-1}$ .
  - Application (avec une probabilité donnée) des **opérateurs génétiques** aux parents sélectionnés, ce qui génère de nouveaux individus, les enfants ; on parlera de mutation pour les opérateurs unaires, et de croisement pour les opérateurs binaires (ou n-aires) ;
  - **Evaluation** des enfants.
  - **Remplacement** des parents au moyen d'une sélection darwinienne parmi les enfants, avec participation éventuelle des parents.
- L'évolution stoppe quand le niveau de performance souhaité est atteint, ou qu'un nombre fixé de générations s'est écoulé sans améliorer l'individu le plus performant.

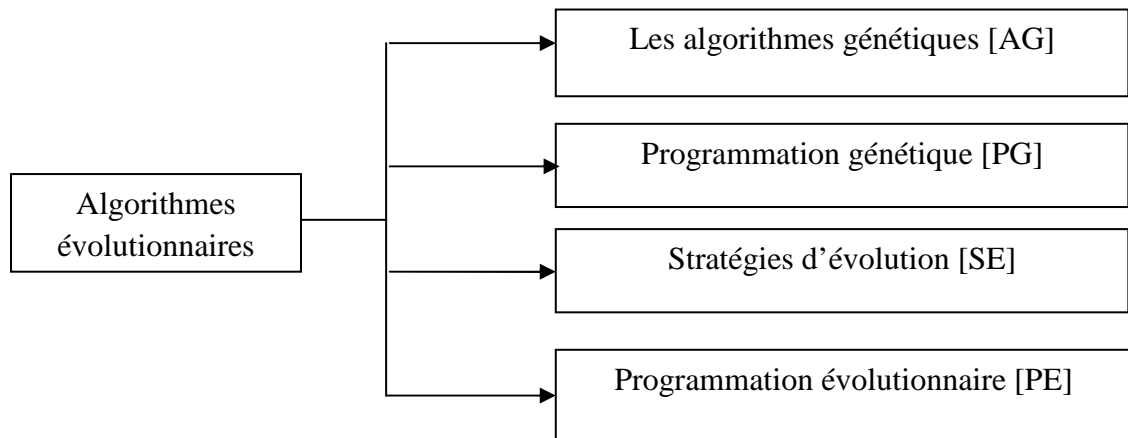




**Figure (III.2) : squelette d'un algorithme évolutionnaire**

### III.6. Catégories algorithme évolutionnaire :

Depuis une quarantaine d'années, de nombreuses méthodes de résolution de problèmes, d'optimisation stochastique, ont été développées à partir de ces principes, pour constituer ce que l'on nomme maintenant le "Darwinisme artificiel." Le terme "algorithmes évolutionnaires" couvre en fait un ensemble de techniques, nommées algorithmes génétiques, programmation génétique, stratégies d'évolution, programmation évolutionnaire, suivant la façon dont les principes Darwiniens. [20]



**Figure (III.3) : les différentes branches des algorithmes évolutionnaires**

#### III.6.1. Les algorithmes génétiques [AG] :

Développés par (J. Holland 1975, Goldberg 1989, L. Davis 1991 et Michalewicz 1992). Ils ont été imaginés comme outils de modélisation de l'adaptation. C'est les plus connus des algorithmes évolutionnaires; ils favorisent l'utilisation du croisement comme

principal opérateur de recherche. Il utilise cependant la mutation avec un faible pourcentage de probabilité, et une méthode de sélection de type probabiliste dans laquelle la probabilité de sélection est proportionnelle à la fonction d'adaptation de l'individu. La représentation des individus génotype, qui est à l'origine de type binaire, a été par la suite développée à de nombreuses autres formes de représentation. [18]

### **III.6.2. Programmation génétique [PG] :**

La programmation génétique est très proche du fonctionnement des algorithmes génétiques, elle en est une version spécialisée. La programmation génétique a été développée par Koza en 1992, avec comme objectif de développer des algorithmes capables de fabriquer des programmes informatiques. La programmation génétique est une forme de programmation automatique.

Une population d'individus évolue au cours des générations. Ces individus sont initialement générés aléatoirement, puis ils sont évalués et les parents sont sélectionnés en fonction de leur fitness. Des enfants sont construits par croisements et mutations et ces derniers remplacent tout ou partie de la population précédente. [23]

### **III.6.3. Stratégies d'évolution [SE] :**

La stratégie évolutionnaire a été développée en Allemagne dans les années 1960 par Bienert, Rechenberg et Schwefel. Les algorithmes de stratégies évolutionnaires travaillent sur l'espace du phénotype plutôt que sur celui du génotype, et traite donc du comportement plutôt que du génome (Rennard 2002). À l'origine les stratégies évolutionnaires utilisent seulement deux individus, un parent et un enfant. Il n'y a donc pas de mécanisme de croisement. Seule une caractéristique du parent mute pour engendrer un individu enfant, celui-ci est évalué, et si son fitness est supérieur à celui du parent, l'enfant est conservé pour constituer le parent de la génération suivante. Sinon, l'enfant est abandonné et le parent subit une nouvelle mutation pour engendrer un nouvel enfant. Cette procédure, qui n'intègre pas de parallélisations, à l'inconvénient majeur d'engendrer des stagnations et de rester bloquée à des optimums locaux.

La particularité des stratégies évolutionnaires repose sur l'association à chaque allèle d'un « facteur de variation », représentant l'amplitude potentielle de variation du paramètre lors d'une mutation. Rechenberg parle de « mutation adaptative ». Cette approche repose sur le fait que dans la nature les mutations de faible ampleur sont les plus répandues. [23]

**III.6.4. Programmation évolutionnaire [PE] :**

Les premières versions de programmations évolutionnaires (créée par Lawrence Fogel) sont utilisées pour faire évoluer des automates finis « finite state machine », sorte de programme informatique, sous classe des machines de Turing. La programmation évolutionnaire travaille sur l'espace phénotypique, elle ne modifie pas les caractéristiques génétiques, mais fait évoluer le comportement de l'individu.

Phénotype et génotype sont confondus. La programmation évolutionnaire manipule les variables de décision du problème. Durant la phase d'initialisation, les variables sont construites aléatoirement, souvent à partir d'un ensemble de valeurs limites prédéfinies.

Les solutions sont évaluées par exécution du programme et comparaison des éléments de sortie avec la séquence objective. Les parents sont sélectionnés par la méthode du tournoi, « tournement sélection ». Il n'y a généralement pas d'opérateurs de croisement. Un enfant est généré par mutation des gènes parents.

Les enfants constituent la nouvelle population, jusqu'au doublement de l'effectif initial. Tous les nouveaux individus sont alors évalués, et ceux dont le fitness est le plus faible, sont supprimés. L'évolution se termine une fois un certain nombre de générations produites. [23].

**III.7. Les algorithmes génétiques :**

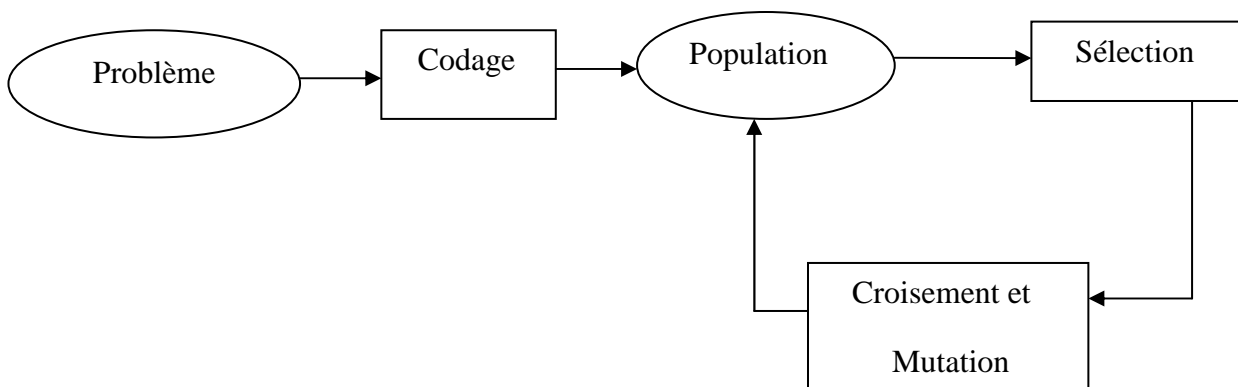
L'algorithme génétique est probablement la plus connue des méthodes de recherche évolutionnaires. Les algorithmes génétiques utilisent deux espaces distincts, l'espace de recherche et l'espace des solutions. L'espace de recherche est un ensemble de solutions codées et l'espace des solutions est l'ensemble des solutions actuelles. Les solutions codées sont appelées génotypes et doivent être traduites pour fournir le phénotype. [23]

**III.7.1. Le principe des algorithmes génétiques :**

Les algorithmes génétiques ont été développés par Holland en 1975 [Holland 1975]. Basés sur la théorie de l'évolution naturelle des espèces énoncée par Darwin, ils présentent des qualités intéressantes pour la résolution des problèmes d'ordonnancement. Les individus ou chromosomes d'un algorithme génétique sont des codages des solutions possibles du problème. Comme dans la nature, ces individus forment une population qui va évoluer dans le temps selon des lois de sélection qui vont favoriser les mieux adaptés à se croiser entre eux en produisant des populations meilleures. L'évolution des individus d'une population à une autre se fait à l'aide de la reproduction. Les individus parents vont

se reproduire pour donner des individus enfants qui seront, après avoir subis des opérations génétiques de croisement et de mutation, plus performants.

Comme dans la nature, ces reproductions se font avec une part de hasard. En effet, les parents candidats à la reproduction sont choisis d'une manière probabiliste proportionnelle à leurs aptitudes et l'étape de reproduction est choisie d'une façon totalement aléatoire. Finalement, passant d'une génération à une autre, les individus forment une progéniture plus performante qui s'approche au mieux de la solution optimale. [21]



**Figure (III.4) : Le principe des algorithmes évolutionnaires**

### III.7.2. Application des algorithmes génétiques :

Leurs champs d'application sont très vastes. Outre l'économie, ils sont utilisés pour l'optimisation de fonctions numériques difficiles (discontinues, multimodales, bruitées...), traitement d'image (alignement de photos satellites, reconnaissance de suspects...), optimisation d'emplois du temps, optimisation de design, contrôle de systèmes industriels, apprentissage des réseaux de neurones etc. La raison de ce grand nombre d'application est claire c'est la simplicité de leurs mécanismes, la facilité de leur mise en application et leur efficacité même pour des problèmes complexes, les (AG) peuvent être utilisés pour contrôler un système évoluant dans le temps (chaîne de production, centrale nucléaire...) car la population peut s'adapter à des conditions changeantes. [18].

De plus, les (AG) utilisent deux stratégies importantes pour trouver une solution ou un ensemble de solutions. Ces stratégies sont : l'exploration et l'exploitation. Elles permettent de trouver le maximum global (solution du problème) du fait qu'elles sont complémentaires. Si l'exploration investit l'ensemble des solutions de l'espace de recherche, la phase d'exploitation quant à elle se sert de la connaissance des solutions

pour aider à trouver de meilleures solutions. La combinaison de ces deux stratégies peut être tout à fait efficace. [18]

### III.7.3. Les outils évolutionnaires de base d'un (AG) :

Les algorithmes génétiques sont basés sur trois éléments principaux : la sélection, le croisement et la mutation. Dans la littérature il s'agit d'opérateurs de reproduction. Leur principe est simple, comporte trois phases :

- 1- la genèse (l'initialisation aléatoire d'individus pour former la population de la première génération).
- 2- la reproduction (l'évolution des individus de la génération courante vers la suivante) :
  - la sélection des individus reproducteurs.
  - le croisement génétique de ces individus pour la création de nouveaux individus.
  - la mutation de certains individus pour que la création génétique ne s'affaiblisse pas.
  - l'évaluation des individus par le calcul de leur fonction d'adaptation.
- 3- Recherche de l'individu le plus adapté selon les critères souhaités. La solution sera représentée par le meilleur individu de la dernière génération.

Pour résumer, L'AG est fondé sur [18]:

- Une représentation chromosomique des solutions du problème.
- Une méthode pour générer une population initiale de solutions.
- Une fonction d'évaluation (fitness) pour classer les solutions en fonction de leurs dispositions.
- Des opérateurs génétiques qui définissent la manière dont les caractéristiques génétiques des parents sont transmis aux enfants.
- Les valeurs des paramètres utilisés par l'AG.

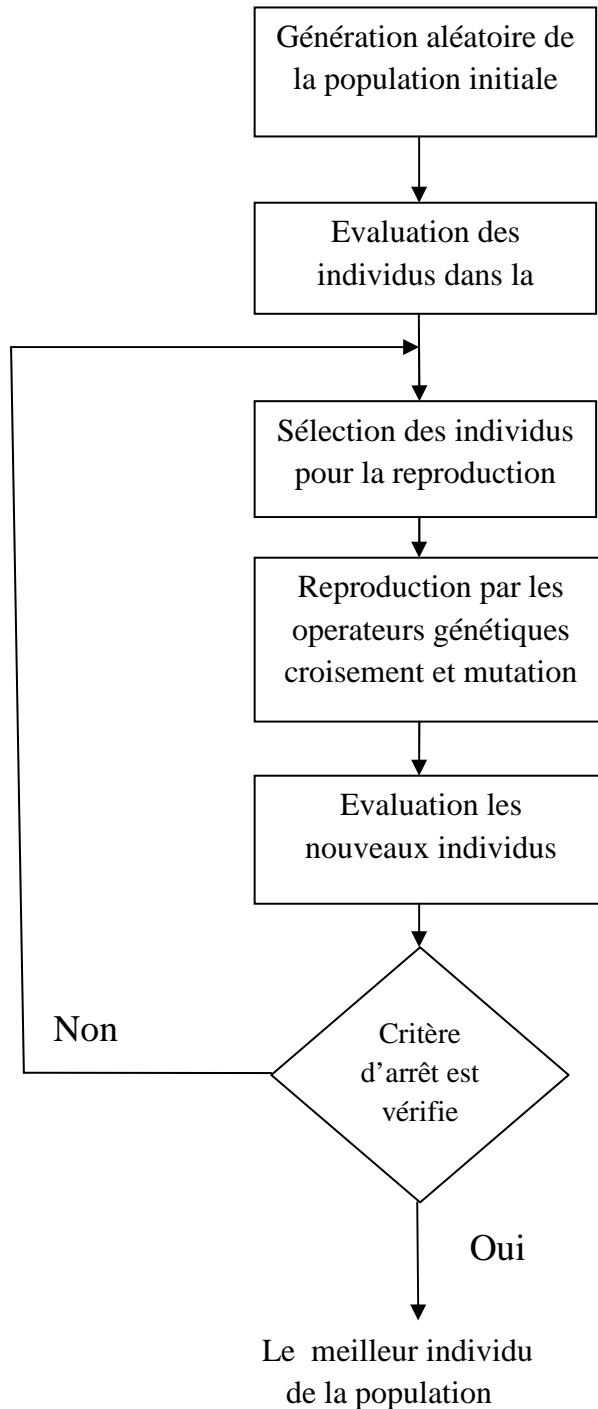
### III.7.4. Optimisation par les algorithmes génétiques :

Les (AG), utilisent un vocabulaire similaire à celui de la génétique, cependant, les processus auxquels ils font référence sont beaucoup plus complexes. En imitant ce principe, les algorithmes génétiques appliqués à un problème d'optimisation font évoluer un ensemble de solutions utilisent un mécanisme de sélection naturelle. Ainsi, les AG ne se basent pas sur un *individu*, mais sur une *population* d'individus qui vont évoluer de génération en génération pour obtenir un résultat se rapprochant de la solution optimale.

Pour un problème d'optimisation donné, un individu représente un point de l'espace d'état ou une solution possible du problème donné il est composé d'un ou plusieurs chromosomes. Les chromosomes sont eux-mêmes constitués de gènes qui contiennent les caractères héréditaires de l'individu. A chaque individu est attribué un "*fitness*" qui mesure la qualité de la solution qu'il représente, souvent c'est la valeur de la fonction à optimiser. Ensuite, une nouvelle population des solutions possibles est produite en sélectionnant les parents parmi les meilleurs de la "*génération*" actuelle pour effectuer des *croisements* et des *mutations*.

La sélection a pour but de favoriser les meilleurs éléments de la population, tandis que le croisement et la mutation assurent une exploration efficace de l'espace d'état. Les meilleurs individus d'une génération vont créer une nouvelle génération plus adaptée au problème dont la nouvelle population contient une plus grande proportion de caractéristiques des meilleurs individus de la génération précédente.

L'organigramme fonctionnel présenté dans la figure (III.5), illustre la structure générale de l'algorithme génétique. Nous détaillerons dans la suite les diverses phases qui le constituent et les mécanismes associés à chacune d'entre elles. [18]



**Figure (III.5) : La description d'un algorithme génétique standard**

### III.7.5. Les méthodes de codage :

On a vu que parmi les caractéristiques des algorithmes génétiques, est la manipulation de codage des paramètres à optimiser en une chaîne de caractères alphanumériques et de longueur finie, les méthodes de codage sont très nombreuses, les plus utilisées sont :

**III.7.5.1. Le codage binaire :**

Le principe de ce codage est de représenter la solution selon une chaîne de bits égaux à 0 ou 1. Ce codage a été utilisé lors des premiers travaux de Holland pour l'élaboration de ses théories. D'après Holland, ce codage est plus efficace que les autres et il le démontre de manière assez simple. En effet, coder une solution en chaîne de bits permet d'avoir des individus plus longs que ceux codés autrement et avoir ainsi beaucoup plus de possibilité de croisements. Le brassage génétique sur lequel repose l'efficacité des algorithmes génétiques sera donc plus important dans le premier cas. [21].

**Exemple :**

Chromosome A:

1	0	1	1	0	0	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Chromosome B:

1	0	1	1	0	0	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---

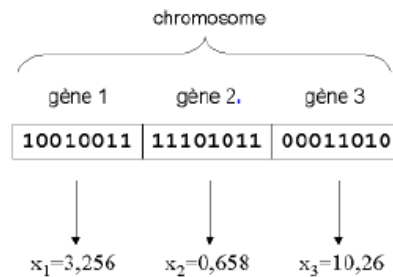
**III.7.5.2. Le codage réel :**

Davis, Janikow et Michalewicz ont effectué une comparaison entre la représentation binaire et la représentation réelle. Ces auteurs ont trouvé que la représentation réelle donne de meilleurs résultats d'après leur problème à résoudre. Dans ce codage le génome est un vecteur réel et l'espace de recherche est un sous-ensemble de  $\mathbf{IR}$ .

Cette représentation est aujourd'hui très utilisée dans les problèmes d'optimisation car dans de nombreuses applications du monde réel, ces problèmes sont naturellement formulés sous forme paramétrique i.e. Les premiers travaux qui ont utilisé ce type de représentation ont été ceux de Rechenberg et de Schwefel quand ils ont introduit les stratégies d'évolution. [18]

Le codage réel peut-être utile notamment dans le cas où l'on recherche le maximum d'une fonction réelle.



**Exemple :****III.7.6. La sélection :**

La sélection des parents à pour but de deviner les individus de la population courante qui seront autorisés à se reproduire (les “**parents**”). La sélection est fondée sur la qualité des individus, estimée à l’aide de fonction d’adaptation. Cette opération est peut-être la plus importante puisqu’elle permet aux individus d’une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. En règle générale, la probabilité de survie d’un individu sera directement reliée à son efficacité relative au sein de la population. Il existe plusieurs méthodes pour la reproduction. , on citera à titre d'exemple:

- La sélection par roulette ou proportionnelle.
- La sélection par tournoi.
- La sélection à reste stochastique.
- La sélection stochastique à reste stochastique.
- La sélection par le rang.
- La sélection uniforme.

Parmi ces différents types de sélection la méthode la plus connue et la plus utilisée reste la roulette biaisée, proposée par Goldberg (1989).

**III.7.6.1. La sélection par roulette :**

La phase de sélection spécifie les individus de la population qui doivent survivre.

La méthode de base, appelée roue de loterie attribue à chaque individu une probabilité de survie proportionnelle à son adaptation dans la population. Lors de la phase de sélection, les individus sont sélectionnés aléatoirement en respectant les probabilités **pi** associées pour former la population de la nouvelle génération.

Cette méthode consiste à dupliquer chaque individu de la population proportionnellement à son milieu. Ainsi, les individus ayant la plus grande valeur de fitness auront plus de chance d’être choisis. Dans une population de **N** individus, la

fonction de sélection est la suivante :

$$P_s(x_i) = \frac{F(x_i)}{\sum_{j=1}^N F(x_j)}$$

En utilisant cette probabilité de reproduction, on peut créer une roue de loterie biaisée. Chaque individu de la population occupe une section de la roue proportionnellement à son adaptation et qui indique aléatoirement quel individu peut se reproduire. Cette méthode n'assure pas la sélection des meilleurs individus et peut être une cause de la convergence prématurée. [18].

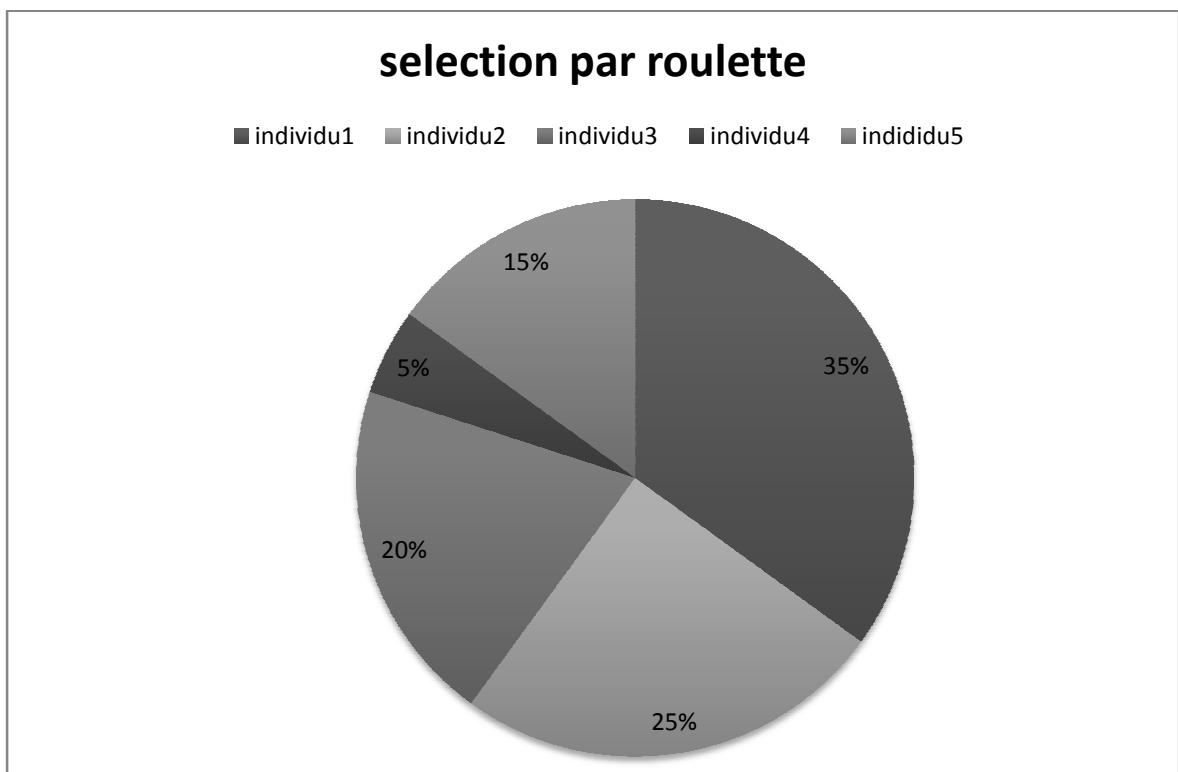


Figure (III.6) : Exemple de sélection par roulette

### III.7.7. Les operateurs de croisement :

On va examiner les différents operateurs de croisement qui sont utilisés dans les algorithmes génétiques, certains d'entre eux sont utilisés pour un codage binaire et d'autres pour un codage réel.

**III.7.7.1. Croisement binaire :**

- **Croisement a un point :** Dans le chromosome, un point de croisement est choisi. La première partie du chromosome de l'individu dit parent1 est alors copiée sur un individu de la prochaine génération, enfant1, celle du parent2 est copie sur un enfant2. Pour la deuxième partie du chromosome, les parents échangent leur enfants, ainsi le parent1 est copie sur l'enfant2 et le parent2 sur l'enfant1 [17]
- **Croisement multiple points :** La version la plus simple de ce croisement est à deux points. Le croisement en deux points est le même qu'un point sauf au lieu de choisir un seul point de croisement on choisit deux points et on échange l'ensemble de caractères existant entre ces deux points. [15]
- **Croisement uniforme :** On associe à chaque bit de parents1 une probabilité d'être échanger avec le bit qui correspond dans le parent2, la probabilité de croisement doit être assez grande pour assurer la différence entre la nouvelle et précédente génération.

**III.7.7.2. Croisement réel : [15]**

- **Croisement simple :** Chaque nombre réel de vecteur des paramètres est traite comme bit de codage binaire, il peut être échangé avec l'élément qui lui correspond dans l'autre parent. Comme le cas de croisement binaire, le croisement simple peut être un point, a deux points ou multiple point.
- **Croisement réel :** Croisement aléatoire combine deux parents selon une chaîne binaire générée aléatoirement. Chaque nombre réel de parent1 échange avec le nombre réel qui correspond dans parent2 si le caractère de la chaîne aléatoire est « 1 », si le caractère est « 0 » aucun changement va se produire.

**Exemple :** l'opérateur de croisement aléatoire

Parent1 :

x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Parent2 :

y	y	y	y	y	y	y	y	y	y	y	y
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

La chaîne aléatoire :

0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Enfant 1 :

x	x	y	y	y	y	y	x	x	y	y
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Enfant 2 :

y	y	y	x	x	y	y	y	x	x	y
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

- **Croisement arithmétique** : Dans les nouveaux chromosomes (enfant1 et enfant2) sont obtenus par la combinaison linéaire des vecteurs parent1 et parent2.

$$\text{Enfant1} = c1 \text{ parent1} + c2 \text{ parent2}$$

$$\text{Enfant2} = c2 \text{ parent1} + c1 \text{ parent2}$$

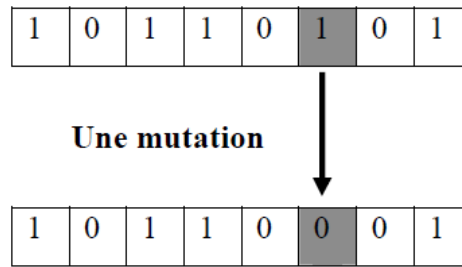
Les coefficients  $c1$  et  $c2$  peuvent être constants ou générés aléatoirement à chaque croisement. Mais la condition  $c1 + c2 = 1$  doit être respectée.

### III.7.8. La mutation :

La mutation prend une place de plus en plus importante dans les algorithmes génétiques, alors qu'il y a encore quelques années son rôle était encore considéré comme accessoire. Comme les individus les mieux adaptés sont les plus susceptibles d'être choisis lors de la sélection, la perte de certains gènes est inévitable avec le temps. La mutation est l'opérateur qui permet d'éviter la dégénérescence de la population. Cette dégénérescence peut se traduire par une convergence des individus vers un optimum local, d'où l'importance de la mutation. Ce phénomène génétique d'apparition de "mutants" est rare mais permet d'expliquer les changements dans la morphologie des espèces, toujours dans le sens d'une meilleure adaptation au milieu naturel.

Classiquement, la mutation modifie aléatoirement, un petit nombre de gènes, avec un faible taux de probabilité, ceci revient à modifier aléatoirement la valeur d'un paramètre du dispositif. Les individus de la population issus du croisement vont ensuite subir un processus de mutation avec une probabilité  $P_{mut}$  qui est exécuté bit à bit. Comme pour le croisement, la mutation dépend du problème posé, la principale différence se situe dans le taux de mutation qui est généralement faible et se situe entre 0.5% et 1% de la population totale. Ce taux faible permet d'éviter une dispersion aléatoire de la population et n'entraîne que quelques modifications sur un nombre limité d'individus

Comme pour les croisements, de nombreuses méthodes de mutation ont été développées dans la littérature mais l'une des plus efficaces est celle qui consiste à muter chaque paramètre de la fonction à optimiser avec une probabilité dépendant des informations contenues dans les gènes des individus. Dans le cas du codage binaire, chaque bit est remplacé selon une probabilité  $P_{mut}$  par son inverse. C'est ce qu'illustre la figure (III.7)



**Figure (III.7) : Mutation dans un chromosome.**

### III.7.9. Critère d'arrêt :

Les étapes d'évaluation reproduction/sélection sont appliquées d'une manière itérative sur la population, jusqu'à satisfaction d'une condition Fin ; cette condition est soit un nombre maximum de générations, soit une valeur de fitness minimale, soit une convergence vers la meilleure solution.

Au cours de son évaluation, la population tend à converger, c.-à-d., que les individus tendent à se ressembler de plus en plus. Quand la population s'est uniformisée en grande partie, les individus fournissent une bonne approximation d'un optimum du problème. Si cet optimum n'est pas toujours l'optimum global, c'est généralement un optimum local proche (en qualité) de celui-ci. [19]

### III.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné des généralités sur les algorithmes évolutionnaires. Nous allons d'abord, introduit un rappel sur l'évolution des algorithmes évolutionnaires. Puis nous avons fait un rappel sur les différents types de ces algorithmes et leurs domaines d'application. Ainsi que ce chapitre nous a permis d'avoir une vue générale sur les concepts des AG, leurs applications et leurs mécanismes de fonctionnement. Une de ces applications est l'optimisation. Nous pouvons conclure que es AG sont des algorithmes simples de conception et peuvent résoudre des problèmes assez complexes. La résolution de ces problèmes est obtenue grâce aux opérateurs de reproduction.



## VI.1. Introduction

La biologie moderne a fait un saut extraordinaire dans la compréhension des mécanismes biologiques intervenant dans le monde du vivant. Cette connaissance ouvre actuellement un champ d'investigation très intéressant qui permet de mettre en œuvre les méthodes expérimentales et théoriques pour l'observation et la modélisation des systèmes.

Dans ce chapitre, on va présenter l'approche proposée pour identifier les paramètres du système classique non linéaire « le pendule inversé ». L'approche est basée sur l'optimisation par un algorithme génétique.

L'algorithme génétique proposé utilise le codage réel, et on va justifier ce choix à travers la comparaison entre les paramètres réels du système et les paramètres optimisés par l'algorithme génétique.

## VI.2. Le modèle du système :

Le système à identifier est le pendule inverse simple sur un chariot mobile comme indique dans la figure suivante :

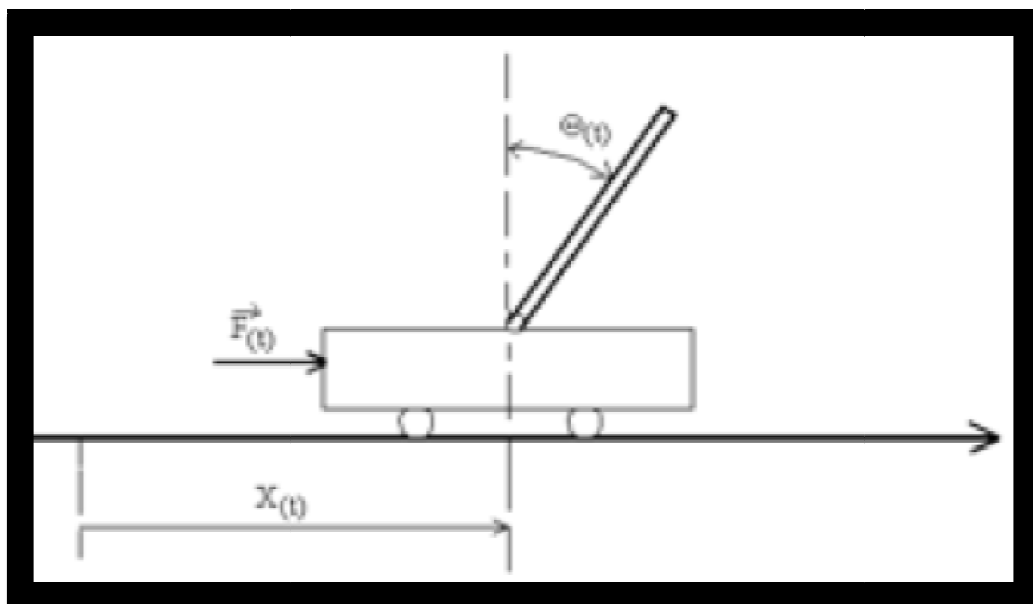


Figure (VI.1) : Schéma de l'ensemble pendule inverse- chariot

Le système utilisé est le système de pendule inversé simple. Les paramètres électriques et mécaniques de ce système sont illustrés dans le tableau (VI.1)

Symbole	Explication	Valeurs
m	La masse du pendule	0.2 kg
M	La masse du chariot	2.3 kg
Km	Constant mécanique	0.05Nm
Kb	Constant électrique du moteur	0.05N/A
d	Le frottement du chariot	0.005Nsm/rad
l	Demi-longueur du pendule	0.3 m
Ra	Résistance de l'induit	2.5 ohm
r	le rayon de la poulie	0,027m

**Tableau (VI.1) : Les paramètres électriques et mécaniques d'un pendule inversé**

### VI.3. Le codage réel :

Les premières techniques d'utilisation de l'AG utilisaient un codage binaire pour coder les individus. Mais le codage binaire entraîne certains problèmes. Pour cela on a proposé dans notre travail le codage réel qu'il est plus précis. En plus le codage réel permet une plus grande marge de valeurs possible de paramètre. Son principe est de prendre les valeurs réelles des paramètres selon une chaîne d'allèles, en fait ces allèles représentent les chiffres réels de chromosome qui forment les valeurs des paramètres optimisés.

### VI.4. Les opérateurs génétiques :

L'algorithme génétique proposé utilise :

- Un opérateur de sélection par roulette de loterie.
- Un opérateur de croisement hybride. Son principe est d'utiliser différents types d'opérateurs de croisement pour produire divers enfants de même parent. Dans notre travail on a utilisé le croisement arithmétique et le croisement discret, le choix entre les deux croisements est aléatoire.
- Un opérateur de mutation consiste en un changement aléatoire du gène dans l'intervalle associé.

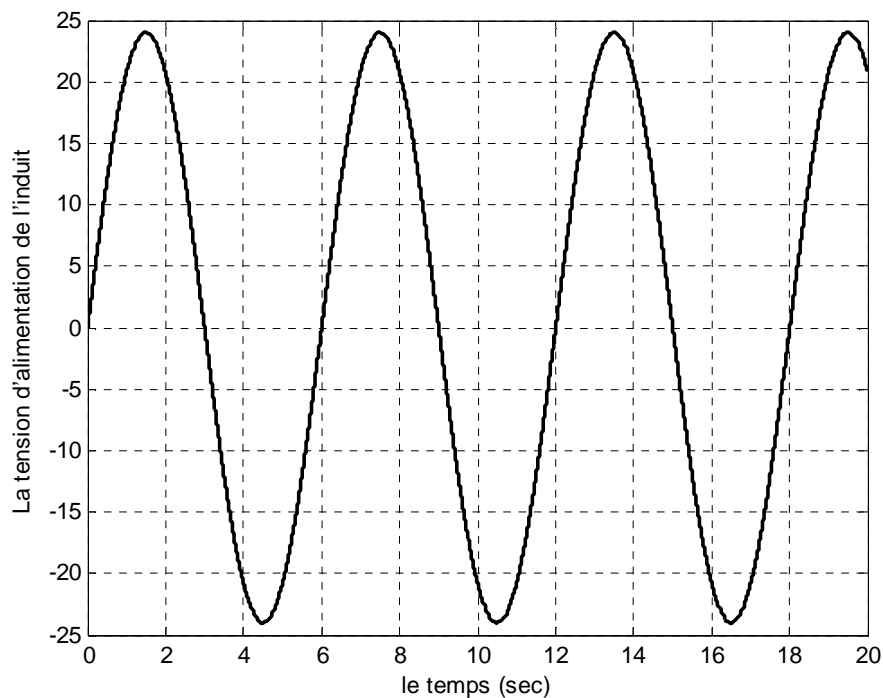


**VI.5. Fonction objectif :**

La fonction objectif est la racine de la moyenne des erreurs quadratiques entre la réponse du système ayant les paramètres donnés par le constructeur et celle du système ayant les paramètres optimisés par l'algorithme génétique.

**VI.6. Le signal d'entrée :**

Le signal d'entrée du système qui représente la tension de commande du moteur à courant continu est un signal sinusoïdale d'amplitude  $[-24 \ 24]$ .

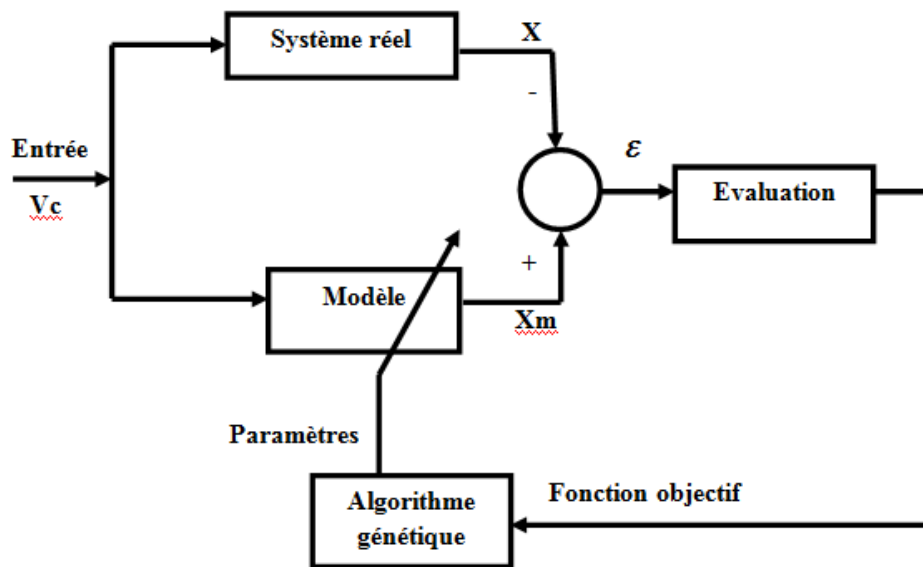


(Espace\_réservé2)

**Figure (VI.2) : Le signal d'entrée du système**

**VI.7. L'identification paramétrique par l'AG :**

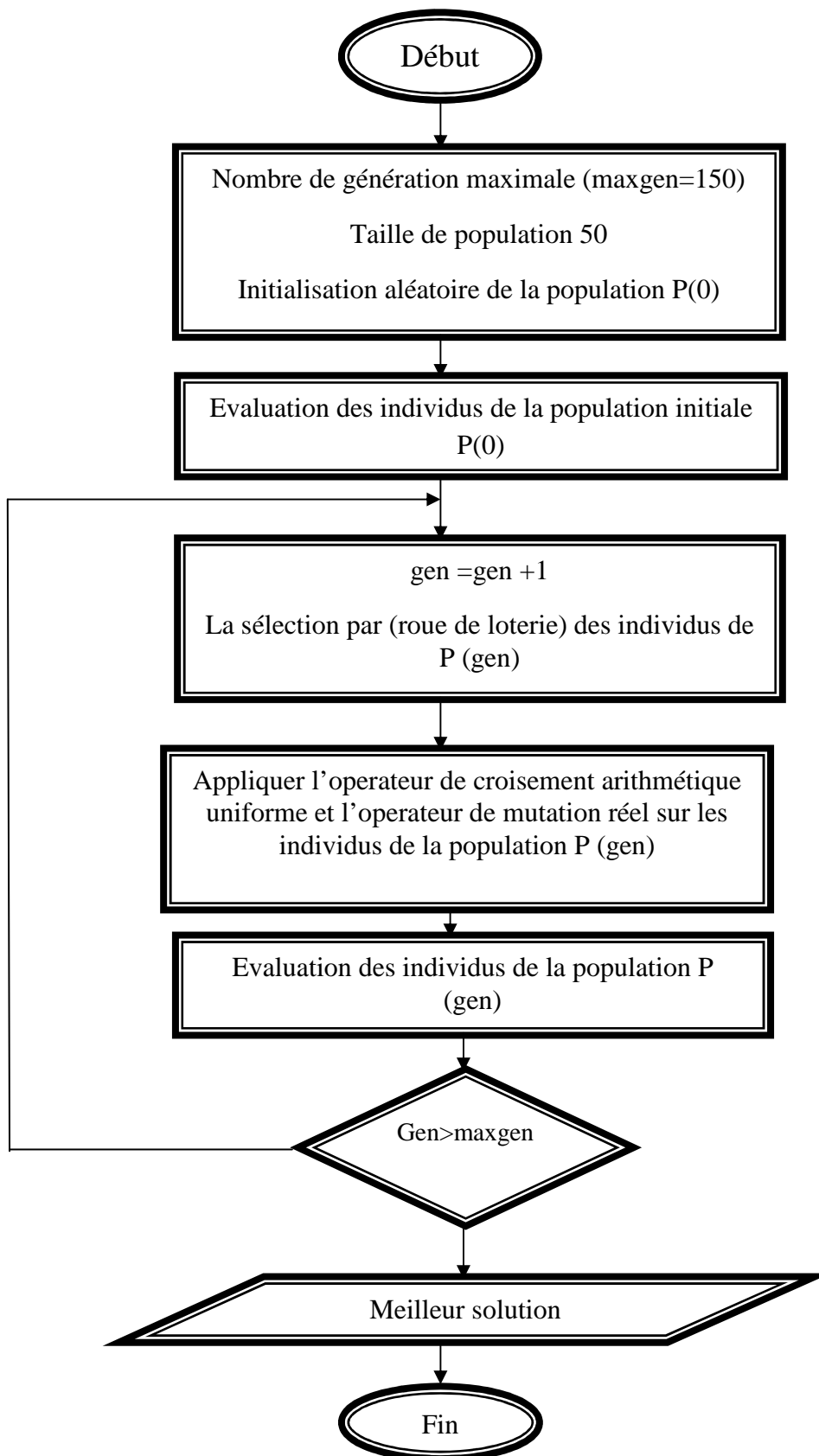
L'organigramme de l'algorithme génétique utilisé dans l'identification paramétrique est donné sur figure (VI.4). Le principe de l'algorithme proposé est le même qu'un algorithme génétique simple décrit dans le chapitre III. Sa particularité réside dans l'utilisation du codage réel qui impose l'utilisation de l'opérateur de croisement hybride et de mutation réel.



**Figure (VI.3) : Schème synoptique de la méthode d'identification paramétrique par l'algorithme génétique**

La figure (VI.3) montre le schéma de la méthode d'identification paramétrique proposée qui inclut l'AG, le système réel et le modèle à optimiser ses paramètres. En utilisant les opérateurs génétiques, l'AG crée des chromosomes codant les paramètres à utiliser dans le modèle. La sortie de ce modèle est celle du système réel sont comparées à une même entrée. Cette comparaison permet l'évaluation du chromosome en question et la transmission de la valeur de la fonction objectif à l'AG qui continue le processus génétique jusqu'à la vérification du critère d'arrêt.

#### **VI.8. L'organigramme de l'algorithme génétique :**



**Figure (VI.4) : L'organigramme de l'algorithme génétique proposé**

### VI.9. La simulation :

Les paramètres de contrôle de l'AG utilisées dans la simulation sont : la taille de population, la probabilité de mutation, la probabilité de croisement qui sont égales respectivement à 50, 0.1, 0.7. L'exécution de l'AG proposée est faite 150 fois avec des valeurs différentes de « randomseed » (donne des populations initiales différentes).

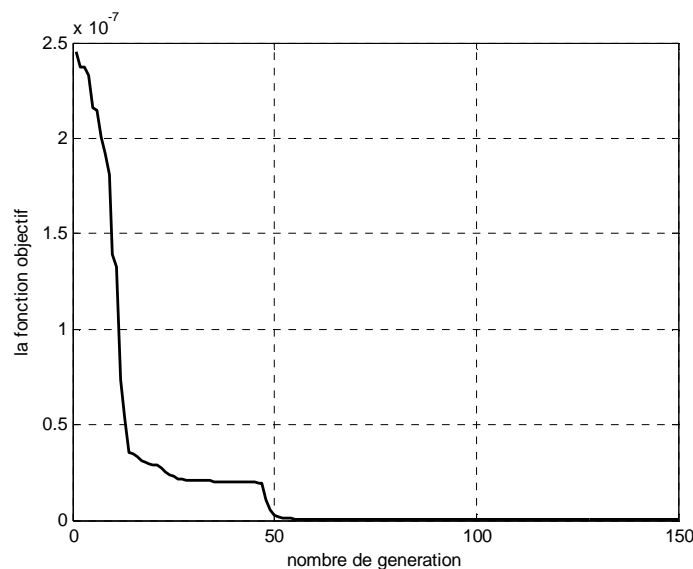
La simulation est réalisée dans le langage Visual C++ (2008). Le temps d'échantillonnage est fixé à 0.004s. La résolution d'équation différentielle du modèle du système à identifier est faite par la méthode de Rung-Kutta d'ordre 4.

L'évolution de l'AG proposée est effectuée, pour l'identification des paramètres mécaniques « M : La masse du chariot, m : La masse du pendule, l : Demi-longueur du pendule, d : Le frottement du chariot » et des paramètres électriques « km : Constant mécanique, kb : Constant électrique du moteur, Ra : Résistance de l'induit, r : le rayon de la poulie ».

#### VI.9.1. Identification des paramètres « M, m, km, kb, d, l, Ra, r » :

Dans notre étude, on va optimiser les paramètres réels du système pour monter l'efficacité de l'AG proposé.

La figure (VI.5) présente l'évolution de la meilleure valeur de la fonction objectif au cours des générations pour les paramètres « M, m, km, kb, d, l, Ra, r ». On remarque que l'AG a convergé vers le voisinage de meilleures valeurs rapidement (environ la 51<sup>ème</sup> génération).



**Figure (VI.5) : L'évolution de la meilleure valeur de fonction objectif au cours des générations**

Les figures (VI.6) - (VI.13) présentent l'évolution des meilleures valeurs des paramètres à optimisés : la masse du chariot  $M$ , la masse du pendule  $m$ , la constante mécanique du moteur  $k_m$ , la constante électrique du moteur  $k_b$ , le coefficient de frottement du chariot  $d$ , la demi longueur du pendule  $l$ , la résistance de l'induit  $R_a$ , le rayon de l'induit  $r$ , respectivement.

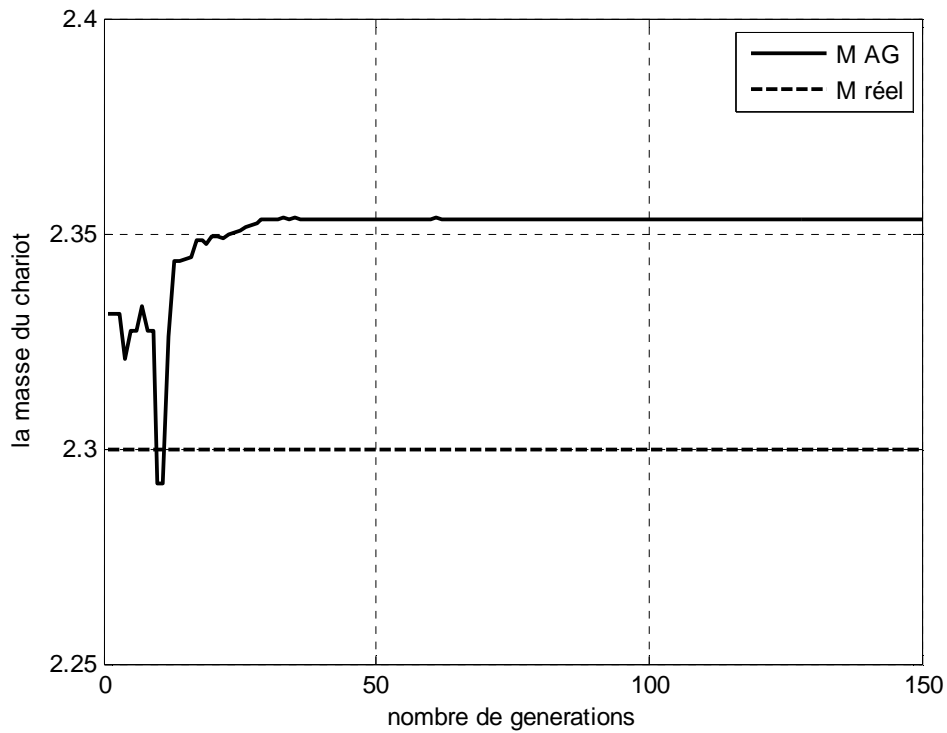
On remarque, parmi tous les paramètres, la valeur de la demi-longueur de pendule a convergé la première vers sa valeur réelle, environ dans la 14<sup>ème</sup> génération.

Les valeurs de la masse du pendule et la masse du chariot ont convergé dans environ la 29<sup>ème</sup> génération.

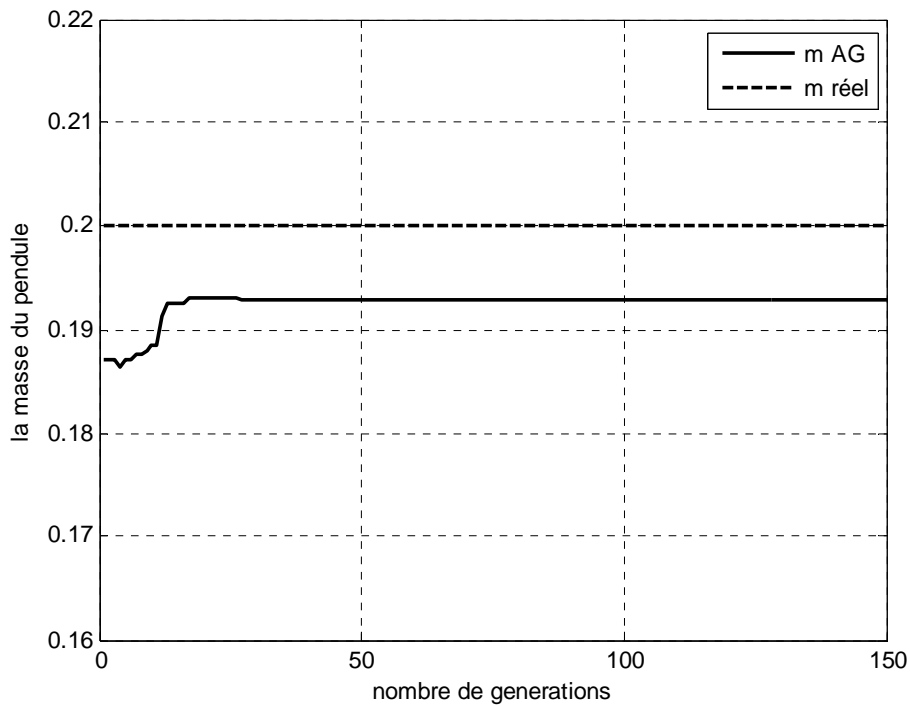
Les paramètres « constant mécanique du moteur, résistance de l'induit, rayon de la poulie, frottement du chariot » ont convergé vers leurs valeurs réelles dans environ la 54<sup>ème</sup> génération.

Finalement la constant électrique du moteur a pris du temps pour converger vers sa valeur réelle (dans la 111<sup>ème</sup> génération).

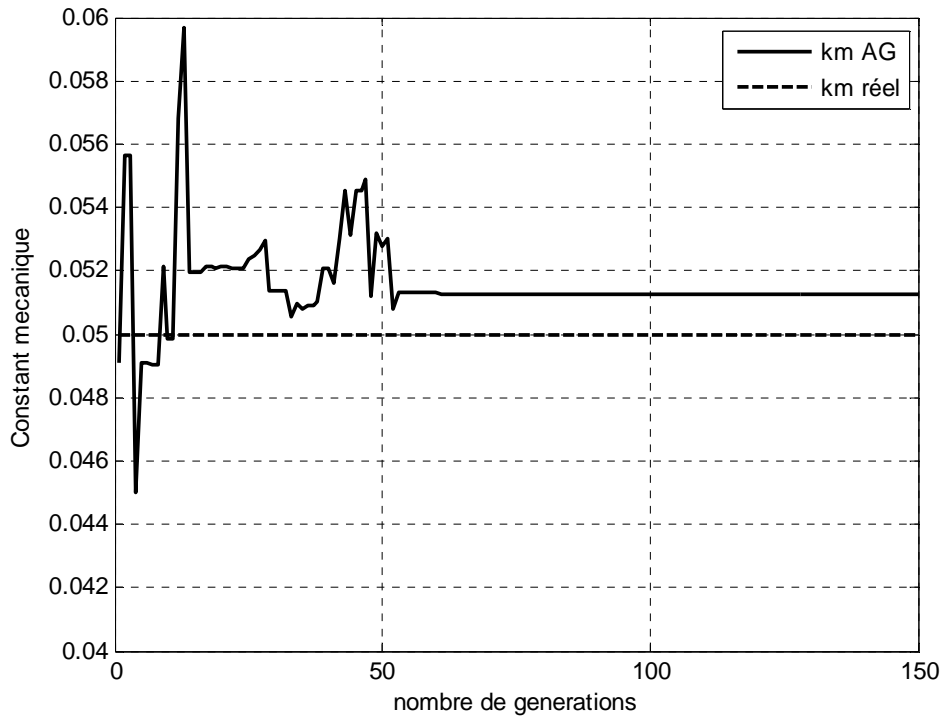
D'après les observations faites sur l'évolution des meilleurs paramètres au cours des générations, on peut déduire que la demi-longueur de pendule est indépendante des autres paramètres. La masse du chariot et la masse du pendule sont dépendantes.  $R_a$ ,  $r$ ,  $k_m$ ,  $k_b$  et le frottement du chariot sont très dépendantes. En faite, cette dépendance est reliée à l'identifiabilité des paramètres. Comme le pendule inverse est un système non linéaire, il est difficile de savoir quelles sont les paramètres identifiables et ceux non identifiables.



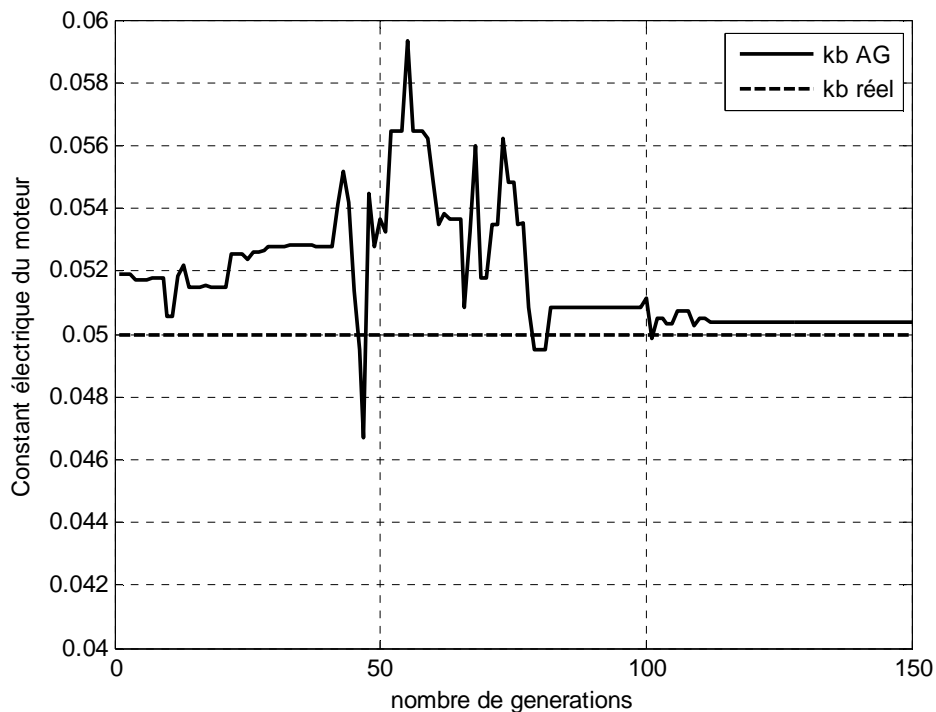
**Figure (VI.6) : Evolution des paramètres (la masse du chariot réel, la masse du chariot optimise « AG ») au cours des générations**



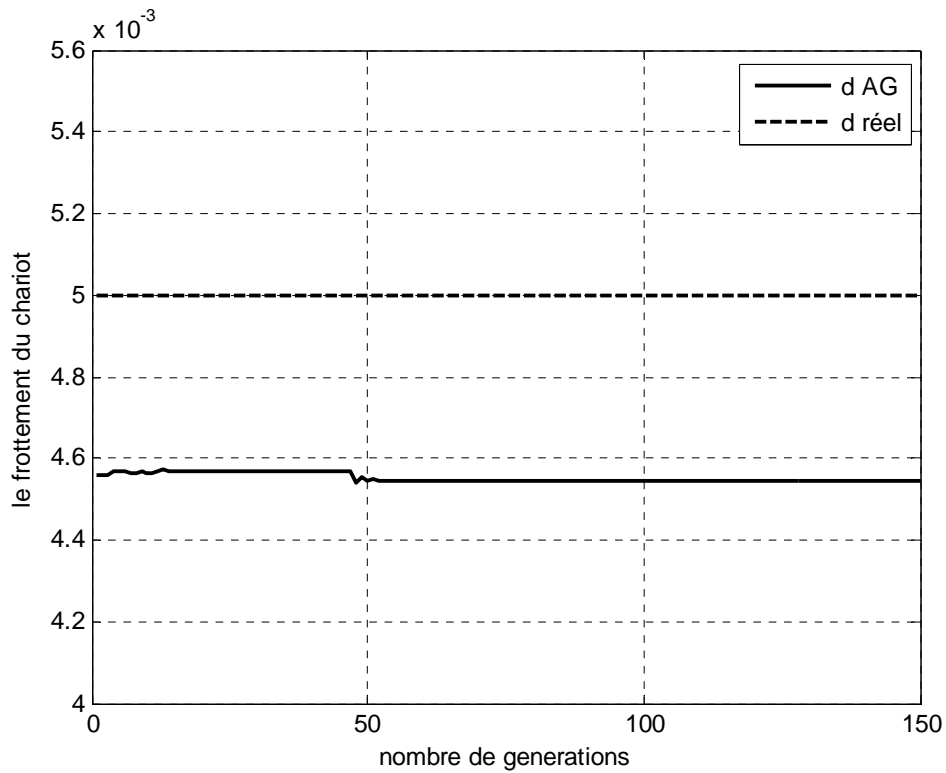
**Figure (VI.7) : Evolution des paramètres (la masse du pendule réel, la masse du pendule optimise « AG ») au cours des générations**



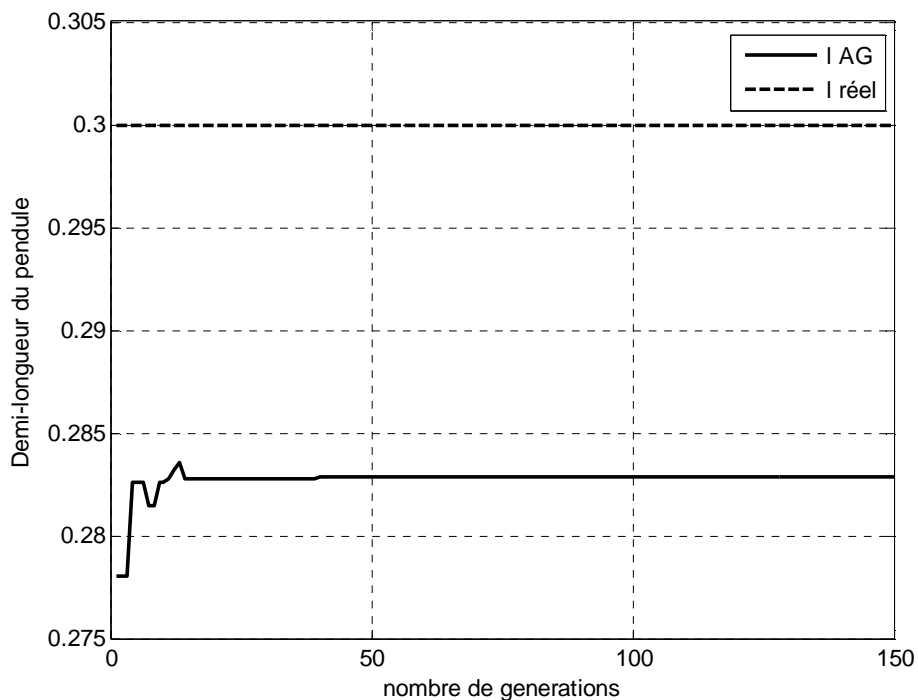
**Figure (VI.8) : Evolution des paramètres (Constante mécanique réel, constante mécanique optimise « AG ») au cours des générations**



**Figure (VI.9) : Evolution des paramètres (Constant électrique du moteur réel, Constant électrique du moteur optimise « AG ») au cours des générations**

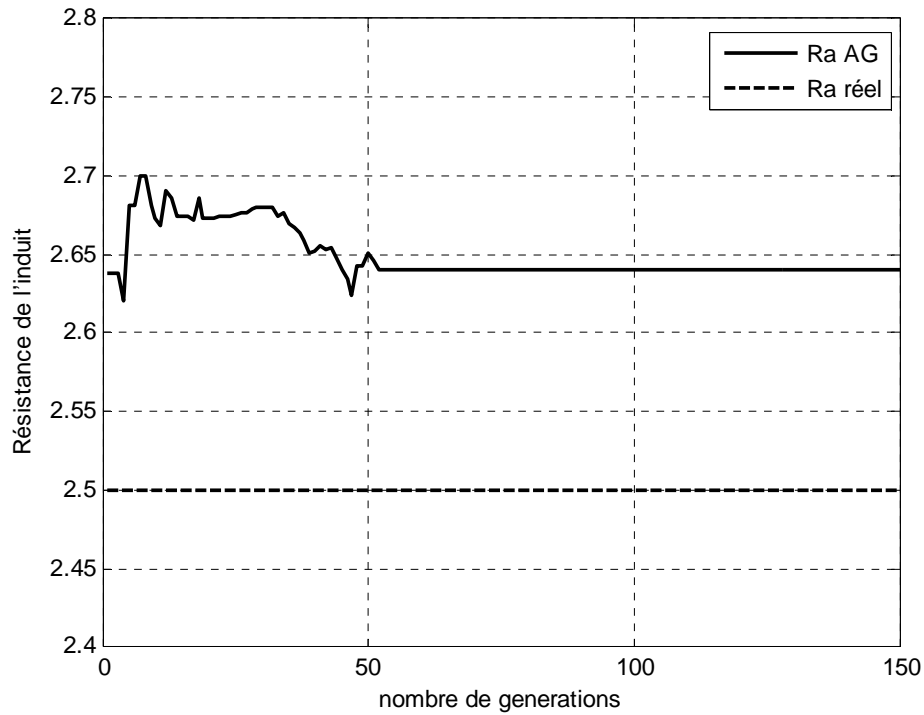


**Figure (VI.10) : Evolution des paramètres (le frottement du chariot réel, le frottement du chariot optimise « AG ») au cours des générations**

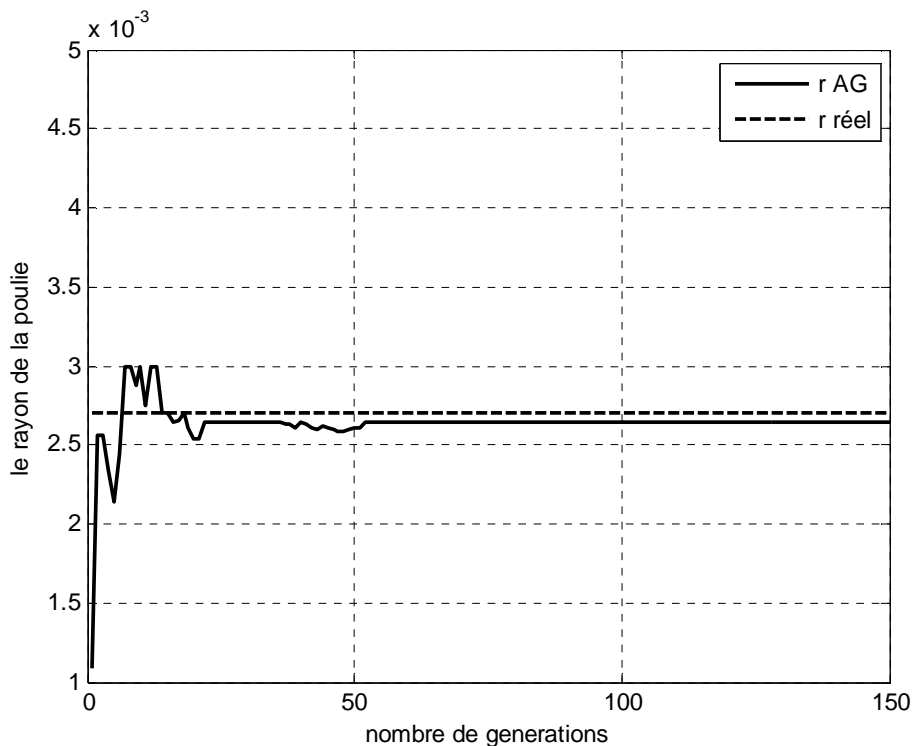


**Figure (VI.11) : Evolution des paramètres (Demi-longueur du pendule réel, Demi-longueur du pendule optimise « AG ») au cours des générations**





**Figure (VI.12) : Evolution des paramètres (Résistance de l'induit réel, Résistance de l'induit optimise « AG ») au cours des générations**



**Figure (VI.13) : Evolution des paramètres (le rayon de la poulie réel, le rayon de la poulie optimise « AG ») au cours des générations**

**VI.9.2. L'erreur relative :**

Paramètre	Paramètre réel	Paramètre optimise	L'erreur relative
<b>M</b>	2.300	2.35	2.17%
m	0.200	0.192	4%
km	0.050	0.0512	2.4%
kb	0.050	0.0504	0.8%
l	0.300	0.282	6 %
Ra	2.500	2.64	3%
d	0.005	0.0045	9.2%
r	0.027	0.026	2%

**Tableau (VI.2) : Les valeurs de l'erreur relative des paramètres réel et les paramètres optimisé.**

Le tableau (VI.2) présente les erreurs relatives ( $Er$ ) des paramètres identifiés qui sont évaluées à partir de l'expression suivante:

$$Er = \frac{Pr - PG}{Pr} * 100 \quad (VI.1)$$

Pr : Paramètre réel.

PG : Paramètre génétique

Malgré la dépendance des paramètres entre eux on a pu avoir des erreurs relatives inférieure à 9.2%.

En comparant les erreurs relatives au seuil mis en pratique pour les méthodes d'identification paramétrique qui est 5%, on peut voire que quelque paramètres ne vérifient pas ce critère, ces paramètres sont d (9.2%), Ra (5.84%), l (6%).

A notre avis cela n'est pas à cause de l'utilisation de l'algorithme génétique car cette technique à prouver ces capacités dans d'autre application d'identification.

On revient ce fait à la nature du système et à l'identifiabilité de ces paramètres.

#### **VI.10. Conclusion :**

Nous avons présentée dans ce chapitre un algorithme génétique pour identifier les paramètres du système électromécanique du pendule inversé. Les composants de cet algorithme génétique ont été détaillés « le codage, les opérateurs génétiques et la fonction objectif ».

À partir des résultats de simulation obtenus, on a déduit que certains paramètres sont dépendants entre eux et non identifiables malgré le fait que l'algorithme génétique a pu converger vers les valeurs réelles avec une erreur relative  $< 9.2\%$ .

On propose comme perspective d'ajouter une phase où on optimise la variation des paramètres trouvés dans la phase précédente dans le but d'améliorer encore plus.

## Conclusion général

L'identification des systèmes consiste à obtenir la structure et les paramètres inconnus d'un modèle du système à partir des informations des entrées /sorties. Si les équations dynamiques du système sont aprioris connus le problème d'identification devient un problème de détermination des paramètres inconnus du système, c'est le cas du problème de l'identification d'un pendule inversé simple. Le problème de détermination des paramètres peut être résolu par l'utilisation des méthodes d'optimisation.

La résolution d'un problème d'optimisation consiste à explorer un espace de recherche afin de maximiser ou minimiser une fonction donnée. Les algorithmes génétiques sont des procédures assez robustes pour résoudre un problème d'optimisation. Néanmoins elles présentent certaines limites et difficultés qui influent fortement sur la convergence de l'algorithme. Ces difficultés reposent sur le choix des bons paramètres tels que : la taille de la population, le nombre de génération, les probabilités de croisement et de mutation et les méthodes des opérateurs de croisement et de mutation. Ces paramètres dépendent du problème à résoudre et nécessite quelque fois plusieurs essais préalables pour les fixer.

Nous avons abordé dans ce mémoire le problème d'identification paramétrique par les algorithmes génétiques. Ce dernier est utilisé pour optimiser les paramètres d'un pendule inversé simple.

La stratégie de codage choisi est réelle, et le type de croisement est un croisement hybride.

Des simulations ont été menées et les résultats obtenus montrent que l'utilisation de l'algorithme génétique à donner des résultats assez bon a cause de la nature non linéaire du système et l'identifiabilité des paramètres.

**Bibliographie**

- [1] :**B.Chahira**, "Implémentation de régulateurs fractionnaires pour la stabilisation d'un pendule inversé ", Mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, Algérie (2012).
- [2] :**F.Lahouazi**, "Mise en œuvre d'une stratégie de commande neurofloue : Application a un pendule inversé ", Mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, Algérie (2011).
- [3] :**O.Orban**, "Automatisation d'un pendule inversé ", mémoire d'ingénieur civil mécatronique, Université libre de Bruxelles (2006).
- [4] : Commande d'attitude de satellites par girodynes the franche Aerospace, LAB ONERA, (2008).
- [6] :**A.Crosnier**, "Automatique des systèmes non linéaires", support de cours.
- [7] :**M.Oulmahdi**, " Algorithmes évolutionnaires dans les systèmes de parole», thèse de doctorat, Université Abderrahmane Mira de Bijaà (2011).
- [8] : **M.Ahmed Chaouki**, "identification des parametres des systemes non lineaire basee sur les technique soft computing", thèse doctorat, Université de Mouhamed Khaider (2012).
- [9] :**A.Baysse**, "Contribution a l'identification paramétrique de modèles a temps continu : Extension de la méthode a erreur de sortie, Développement d'une approche spécifique aux systèmes a boucles imbriquées ", thèse doctorat, Université de TOULOUSE (2010).
- [10] : **F.Benoit-Marand**," Modélisation et Identification des Systèmes Non Linéaires Par Réseaux de Neurones à Temps Continu. Application à la Modélisation des Interfaces de diffusion Non Linéaires,Thèse doctorat, l'Université de Poitiers, France, (2007).
- [11] :**G.MERCERE**," Contribution à l'identification récursive des systèmes par 'approche des sous-espaces, Thèse doctorat, l'Université des Sciences et Technologies de LILLE, France, (2004).
- [12]:**E. Walter and L.Pronzato**," L'identification of parametric models from experimental data ", Sprnger, New york, (1997).

## ***Bibliographie***

---

- [13] **A.David**, " Identification des paramètres du moteur à induction triphasé en vue de sa commande vectorielle", thèse de l'université de Laval Canada (2004).
- [14] **:M.Etique**, " Automatique avancée ", Support de cours, HEIG-VD, (2006).
- [15] **:M.Raihana**, " Les algorithmes génétiques ", Support de cours, Université de Mouhamed Khaider.
- [16] **:E.A.Alone**, " Les algorithmes evolutionnaires ", Support de cours, l'école polytechnique.
- [17] **: Sophie. Voisin**, " application des algorithmes génétiques a l'estimation de mouvement par modélisation markovienne " (2004).
- [18] **:A.Terki**, " Analyse des performances des algorithmes génétiques utilisant différentes techniques d'évolution de la population ", mémoire magistère, Université MENTOURI CONSTANTINE-Algérie.
- [19] **:N.Lassouaoui ,L.Hamami,N.Nouali** , "Les algorithmes génétiques application la segmentation d'image ",Article, Ecole Nationale Polytechnique, Laboratoire Signal & Communication ,Algérie (2004).
- [20] **:E. Lutton**, "Darwinisme artificiel ", INRIA - Rocquencourt - Equipe Complex – Projet Fractales, (2004).
- [21] **:R.Kammarti**, "Approches évolutionnistes pour la résolution du 1-PDPTW statique et dynamique, ", Université des sciences et technologies de LILIE, France (2006).
- [25] **:P.Paul**, "Amélioration des techniques d'optimisation combinatoire par retour d'expérience dans le cadre de la sélection de scénarios de produit/projet ", Université de TOULOUSE, France (2009).
- [26] **:P.Marin**, "Exploration des mécanismes évolutionnaires appliques a la conception architecturale", thèse doctorat, Université de LORRAINE, France 2010.