



Université ABBES LAGHROUR Khenchela
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Industriel
جامعة عباس لغزور خنشلة
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم الهندسة الصناعية



N° Série :

Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Télécommunications

Spécialité : Systèmes des Télécommunications

THEME

**Identification des paramètres d'un
oscillateur chaotique par l'algorithme
metaheuristique API**

*Réalisé par : - HOGGAS ABDELHAK
- ABIDI WALID*

Soutenu le 19 /06 /2018 *Devant le jury composé de:*

Mr. Djemouai Djamai

Président

Université Abbes Laghrou-Khenchela

Mme. Maamri Fouzia

Encadreur

Université Abbes Laghrou-Khenchela

Mr. Zaki issam KHEZZAR

Examineur

Université Abbes Laghrou-Khenchela

Promotion 2017/2018

Dédicace

Merci mon dieu de m'avoir aidé et guidé

Je dédie ce modeste travail

*A ma mère, que Dieu ait pitié d'elle, qui serait très fière de ce
travail*

A Mon père, que Dieu le protège,

A tous mes frères, à toutes mes sœurs

A toute la famille,

A tous mes amis ,

*A tous ceux qui ont su m'apporter aide et soutient aux moments
propices.*

HOGGAS ABDELHAK

Dédicace

*Avec mes sentiments de gratitude les plus profonds,
Je dédie ce modeste travail aux deux êtres qui me sont les plus
chers,*

A mon père et à ma mère,

A tous mes frères, à toutes mes sœurs

A toute la famille

A tous mes amis,

A tous ceux qui ont contribué à ma formation.

ABIDI WALID

Remerciement

*Avant tout nous tenons à remercier **mon Dieu** le tout puissant de
m'avoir donné la force et le courage*

*Nous tenons à saisir cette occasion et adresser nos profonds
remerciements et nos profondes reconnaissances à:*

*Nos parents, notre encadreur **Mme. Maamri Fouzia**. Qui a fourni des
efforts énormes tout au long de notre recherche, par ses précieux
conseils et ses encouragements et son orientation ficelée.*

*Nos vifs remerciements vont aux membres du jury
Mr. Djemouai Djamaiet Mr. Zakiissam Khezzer, pour l'intérêt
qu'ils ont porté à notre mémoire en acceptant d'examiner notre
travail.*

A tout les professeurs de département Génie Industriel.

*A nos familles et nos amis qui par leurs encouragements, on a pu
surmonter tous les obstacles.*

*A toute personne qui a participé de près ou de loin à l'exécution de ce
modeste travail surtout notre collègue yassine qui était un vrai ami*

*A tous ce qui Fut à toute instante partie prenante
de ce travail.*

Abstract

In this work, we used the API algorithm to identify and optimize control parameters for piezoelectric oscillator that exhibits frequency hysteresis behavior under strong excitation when asymmetric period which the bifurcation and chaotic behavior of higher harmonics appear by minimizing errors between actual and evaluated states of the model.

In order to investigate the efficiency of the API algorithm, numerical experiments are carried out on the piezoelectric chaotic resonator. The simulation results indicate that the API algorithm can be effective in identifying the unknown parameters for given chaotic systems with high accuracy and low deviations

Keywords: piezoelectricity, chaotic resonator system, meta heuristic, API, stability.

Résumé

Dans ce travail, nous avons utilisé l'algorithme API pour identifier et optimiser les paramètres de contrôle de l'oscillateur piézoélectrique qui présente un comportement d'hystérésis en fréquence sous forte excitation lorsque la bifurcation et le comportement chaotique des harmoniques supérieures apparaissent en minimisant les erreurs entre les états réels et évalués du modèle.

Afin d'étudier l'efficacité de l'algorithme API, des expériences numériques sont effectuées sur le résonateur chaotique piézoélectrique. Les résultats de la simulation indiquent que l'algorithme API peut être efficace pour identifier les paramètres inconnus pour des systèmes chaotiques donnés avec une grande précision et de faibles écarts

Mots-clés: piézoélectricité, système de résonateur chaotique, méta-heuristique, API, stabilité.

ملخص

في هذا العمل، استخدمنا خوارزمية API لتحديد وتحسين معاملات التحكم للمذبذب الكهروضغطي الذي يظهر سلوك تباطؤ التردد تحت إثارة قوية عندما تكون الفترة غير المتماثلة التي يظهر فيها التشعب والسلوك الفوضوي للتوافقيات الأعلى عن طريق تقليل الأخطاء بين الحالات المقيمة والحالية للنموذج.

من أجل التحقق من كفاءة خوارزمية API، يتم إجراء تجارب عددية على الرنان الفوضوي الكهروضغطي. تشير نتائج المحاكاة إلى أن خوارزمية API يمكن أن تكون فعالة في تحديد المعلمات غير المعروفة لأنظمة الفوضى المعطاة بدقة عالية وانحرافات منخفضة.

كلمات مفتاحية: الكهروضغطية، نظام الرنان الفوضوي، الادلة العليا، API، استقرار.

TABLE DES MATIERES

LISTE DES FIGURES	IV
INTRODUCTION GENERALE	01
CHAPITRE I : LE CHAOS	
I .1- Introduction	03
I.2- Systèmes dynamiques	03
I. 3- Systèmes dynamiques chaotiques	04
I.3.1- La non-linéarité	04
I.3.2- Le déterminisme	04
I.3.3- Sensibilité aux conditions initiales	04
I.3.4- Aspect aléatoire	05
I.4 - L'espace de phase	06
I.5- Exemples de systèmes chaotiques	06
I.5.1- Systèmes à temps continu	07
I.5.1.1-Système de Lorenz	07
I.5.1.2- Système de Rössler	07
I.5.1.3- Système de Chua...	08
I.6- Les fractales	09
I.6.1- Autosimilarité :	09
I.6.2- La courbe de Koch	10
I.6.3- Bifurcation	10
I.6.4- Exemple de la bifurcation	11
I .7- Les applications du chaos	12
I .7.1- Les systèmes vivants	12
I .7.1.1- Le Cœur	12
I .7.1.2- Le Cerveau	13
I .7.2- Le chaos dans la communication sécurisée	13
I .7.3-Consommation de CO2 d'une forêt	16

I .7.4- Le chaos dans le société	16
I.8 -Conclusion	16

CHAPITRE II : LES METHODES METAHEURISTIQUES

II.1 - Introduction	17
II.2 - Les problèmes d'optimisation	17
II.3 - Les éléments d'optimisation	18
II.4 - L'optimisation combinatoire	19
II.5 - La démarche heuristique	19
II.6 - Les méta- heuristiques	20
II.6.1- Organisation générale	22
II.6.2 - Applications	22
II.6.3 - Méta- heuristique à recuit simulé	22
II.6.4 - Les méta- heuristiques évolutionnaires (génétiques)	23
II.6.5 - Les méta- heuristiques éthologiques (colonies de fourmis)	23
II. 6.5.1 - Colonies de fourmis	24
II. 6.5.2 - Les pistes de phéromones	24
II.7 - L' API.....	25
II.7.1 - Modélisation algorithmique.....	28
II.7.2 - Comportement local des fourmis	29
II.7.2.1 - Exploration globale	31
II.10- Conclusion	32

CHAPITRE III : RESULTATS ET SIMULATIONS

III.1- Introduction	33
III.2- La piézoélectricité.....	33
III .2.1- Principes de la piézoélectricité	33
III.2.2- Les avantages des éléments piézoélectriques	34
III.3- Propagation d'une onde acoustique en milieu piézoélectrique	34
III.4- Equation paramétrique du résonateur	35

III.5- Etude théorique.....	37
III.5.1- La stabilité du résonateur piézoélectrique	37
III.5.2- Apparition du chaos	40
III.5.2.1 Identification par application de l'API	42
III .6- Conclusion	43
CONCLUSION GENERALE.....	44
BIBLIOGRAPHIE.....	V
ANNEXE A.....	VI
ANNEXE B.....	VII

..

LISTE DES FIGURES

CHAPITRE I : LE CHAOS

Figure 1.1 : Evolution dans le temps pour deux conditions initiales très proches	05
Figure 1.2 : Evolution dans le temps d'un système chaotique, comparé à une sinusoïde.....	06
Figure 1.3 : Système chaotique de Lorenz	07
Figure 1.4 : Système chaotique Rössler	08
Figure 1.5 : Le circuit électrique de Chua..	08
Figure 1.6 : Exemple de fractale.....	09
Figure 1.7 : triangle de Sierpinski	09
Figure 1.8 : La courbe de Koch	10
Figure 1.9 : Bifurcation vers le chaos par doublement de période	11
Figure 1.10: Le signal ECG	13
Figure 1.11: Synchronisation dans le système de Pecora	14
Figure 1.12: Communication chaotique par le système de Pecora et Carroll.....	15

CHAPITRE II : Les méthodes méta heuristiques

Figure 2.1 : Eléments indispensable d'optimisation	18
Figure 2.2 : Comportement d'une fourmi naturelle lors de la recherche de nourriture.....	23
Figure 2.3 : Le chemin entre le nid et la nourriture	24
Figure 2.4 : Exemple de carte des trajets et aires de récolte des fourrageuses.....	26
Figure 2.5 : Exploration des sites de chasse	29
Figure 2.6 : Le comportement de fourrageage d'une fourmi	30
Figure 2.7 : Exploration globale : Déplacement du nid	31

CHAPITRE III : RESULTATS ET SIMULATIONS

Figure 3.1 : Effets piézoélectriques direct et indirect	33
Figure 3.2 : Schéma d'un résonateur piézoélectrique	36
Figure 3.3 : Cas non forcé	39
Figure 3.4 : Excitation avec une force constante	40
Figure 3.5 : : symétrie et asymétrie de la trajectoire	41
Figure 3.6 : L'apparition du chaos.....	41
Figure 3.7 : Identification de F.....	42
Figure 3.8 : Identification de omega	42
Figure 3.9 : trajectoire stable en utilisant les valeurs de F et de Ω	43

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction générale

Les dernières décennies ont été marquées par des avancées théoriques et mathématiques de l'étude du chaos dans de nombreux domaines tels que (l'optimisation, l'identification, la synchronisation et le cryptage des signaux...).

L'identification des systèmes non linéaires chaotiques jouent un rôle très important dans l'étude des phénomènes naturels. La plupart des systèmes physiques peuvent être représentés par des équations différentielle non linéaires dont les problèmes de stabilité du régime permanent n'apparaissent que dans ces systèmes et la résolution de celles ci par les méthodes classiques restent difficile à évaluer et peuvent être même impossible.

Les oscillateurs à quartz n'échappent donc pas à cette tendance et orientent les chercheurs à investiguer de nouvelles solutions dans le but de satisfaire un niveau de stabilité optimale.

L'étude de ce phénomène ne peut se faire de manière analytique, seules les méthodes numériques permettent d'approcher les solutions avec la précision souhaitée à partir de laborieuses simulations sur ordinateurs.

Cependant, depuis la fin des années 80, les méthodes approchées, et plus particulièrement les méta-heuristiques inspirées de la nature. Le principal intérêt de ces algorithmes provient de leur capacité de trouver une solution au cours de leur progression. Ces algorithmes suscitent un intérêt croissant des chercheurs scientifiques. Ce succès tient pour une grande part à leur capacité à fournir des solutions d'excellente qualité au prix d'une consommation en ressources réduites. La perte du caractère optimal se voit donc compensée par la diminution des temps de calcul et donc par un accroissement de la capacité de réaction.

L'objectif de ce mémoire est d'étudier le comportement d'un résonateur piézoélectrique et d'appliquer l'algorithme API pour identifier les paramètres de contrôle afin d'atteindre la stabilité de cet oscillateur. Le mémoire est donc organisé comme suit :

- Le premier chapitre, présente le chaos, et comment l'obtenir à partir des systèmes dynamiques non linéaires.
- le deuxième chapitre, sera consacré aux méthodes méta heuristiques formant une famille d'algorithmes d'optimisation, et nous allons présenter l'algorithme API, que nous avons adapté pour la résolution de notre problème.
- Le troisième chapitre est consacré à la présentation des résultats de simulation. Ce chapitre est subdivisé en deux parties : la première partie concerne la présentation des

résultats de simulation l'algorithme de RUNGE KUTTA, la deuxième partie l'algorithme API.

Enfin, nous terminons par une conclusion générale qui fera la synthèse de nos différentes contributions, et nous donnons quelques perspectives de recherche.

CHAPITRE I

L LE CHAOS



I.1- Introduction

Depuis longtemps, le chaos était synonyme de désordre et de confusion. Il s'opposait à l'ordre et devait être évité. La science était caractérisée par le déterminisme, la prévisibilité et la réversibilité. Poincaré fut l'un des premiers à entrevoir la théorie du chaos.

Le terme chaos définit un état particulier d'un système dont le comportement ne se répète jamais qui est très sensible aux conditions initiales, et imprédictible à long terme. Des chercheurs d'horizons divers ont alors commencé à s'intéresser à ce comportement.

Le chaos a ainsi trouvé de nombreuses applications dans les domaines tant physiques que biologique, chimique ou économique. Ainsi, nous nous intéresserons principalement dans ce chapitre aux systèmes dynamiques chaotiques en nous attardant sur les espaces de phases, les attracteurs étranges et les scénarios de transition vers le chaos (appelés aussi bifurcations), lesquels nous permettront de mieux comprendre la nature du chaos.

L'objectif de ce chapitre est de donner quelques notions élémentaires sur les systèmes dynamiques afin de mieux appréhender ce qu'est le chaos : ses apparitions dans un système et la manière de le quantifier [1].

I.2- Systèmes dynamiques

Un système dynamique est une structure qui évolue au cours du temps de façon à la fois :

- Causale, où son avenir ne dépend que de phénomènes du passé ou du présent.
- Déterministe, c'est-à-dire qu'à partir d'une condition initiale donnée à l'instant présent va correspondre à chaque instant ultérieur un et un seul état futur possible.

L'évolution déterministe du système dynamique peut alors se modéliser de deux façons distinctes :

- Une évolution continue dans le temps, représentée par une équation différentielle ordinaire.
- Une évolution discrète dans le temps, l'étude théorique de ces modèles discrets est fondamentale, car elle permet de mettre en évidence des résultats importants, qui se généralisent souvent aux évolutions dynamiques continues. Elle est représentée par le modèle général des équations aux différences finie [1].

I. 3- Systèmes Dynamiques chaotiques

Le chaos tel que le scientifique le comprend ne signifie pas l'absence d'ordre; il se rattache plutôt à une notion d'imprévisibilité, d'impossibilité de prévoir une évolution à long terme du fait que l'état final dépend de manière si sensible de l'état initial.

On appelle donc un système dynamique chaotique, un système qui dépend de plusieurs paramètres et qui est caractérisé par une extrême sensibilité aux conditions initiales. Il n'est pas déterminé ou modélisé par des systèmes d'équations linéaires parmi les lois de la mécanique classique [1].

I.3.1- La non-linéarité

Un système chaotique est un système dynamique non linéaire. Un système linéaire ne peut pas être chaotique.

La notion de système dynamique est relative à tous les systèmes dont l'évolution dépend du temps. En général, pour prévoir des phénomènes réels générés par ces systèmes, la démarche consiste à construire un modèle mathématique qui établit une relation entre un ensemble de causes et un ensemble d'effets. Si cette relation est une opération de proportionnalité, le phénomène est linéaire. Dans le cas d'un phénomène non linéaire, l'effet n'est pas proportionnel à la cause.

I.3.2- Le déterminisme

Un système chaotique a des règles fondamentales déterministes et non probabilistes. Il est généralement régi par des équations différentielles non linéaires qui sont connues, donc par des lois rigoureuses et parfaitement déterministes.

I.3.3- Sensibilité aux conditions initiales

Certains phénomènes dynamiques non linéaires sont sensibles aux conditions initiales que, même s'ils sont régis par des lois rigoureuses et parfaitement déterministes, les prédictions exactes sont impossibles.

Une autre propriété des phénomènes chaotiques est qu'ils sont très sensibles aux perturbations. L'un des premiers chercheurs à s'en être aperçu fut Edward Lorenz qui s'intéressait à la météorologie par conséquent aux mouvements turbulents d'un fluide comme l'atmosphère. Lorenz venait de découvrir que dans des systèmes non linéaires, d'infimes différences dans les conditions initiales engendraient à la longue des trajectoires totalement différentes. Il a illustré ce

fait par l'effet papillon. « Le battement d'ailes d'un papillon aujourd'hui en Algérie engendrerait une tempête le mois prochain à Québec».

Il est clair que la moindre erreur ou imprécision sur la condition initiale interdit de décider à tout temps quelle sera la trajectoire effectivement suivie et, en conséquence, de faire une prédiction sur l'évolution à long terme du système. Une des propriétés essentielles du chaos est donc bien cette sensibilité aux conditions initiales que l'on peut caractériser en mesurant des taux de divergence des trajectoires [1].

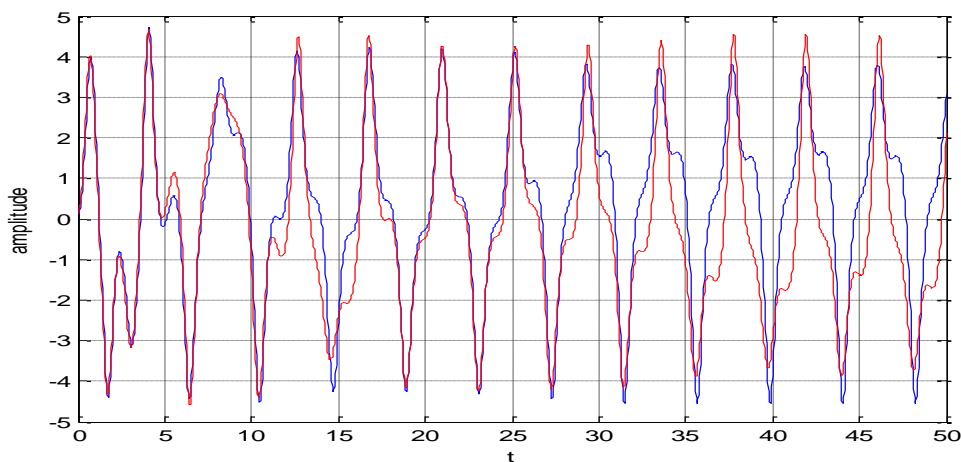


Figure 1.1: Evolution dans le temps pour deux conditions initiales très proches.

I.3.4- Aspect aléatoire

Les courbes précédentes (figure. 1.1) illustrent la sensibilité aux conditions initiales. Cependant, une autre caractéristique des systèmes chaotiques peut être observée sur les courbes précédentes. En effet, un système chaotique évolue d'une manière qui semble aléatoire. La courbe suivante permet de comparer une évolution simple, périodique et donc prédictible d'un système classique avec l'évolution plus complexe, non périodique et non prédictible d'un système chaotique.

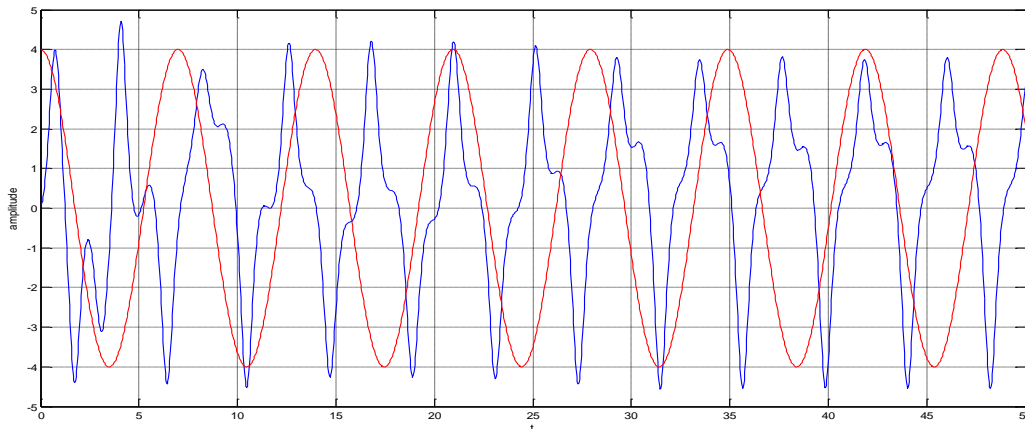


Figure 1.2: Evolution dans le temps d'un système chaotique, comparé à une sinusoïde.

Ainsi, les systèmes chaotiques semblent évoluer de manière aléatoire. En tout cas, on ne peut pas prévoir facilement quelle sera leur évolution dans le temps.

Notons que les systèmes chaotiques obéissent tout de même aux lois de la physique. Si on se place dans l'approximation de la physique classique, on peut affirmer que le système est totalement déterministe. Il ne faut donc pas se laisser abuser par le caractère a priori aléatoire qui ne dénote qu'une complexité du système [3].

I.4-L'espace de phase

Un système dynamique est caractérisé par un certain nombre de variables d'état, qui ont la propriété de définir complètement l'état du système à un instant donné. Le comportement dynamique du système est ainsi relié à l'évolution de chacune de ces variables d'état. Cet espace est appelé l'espace de phase ou chaque point définit un état et le point associé à cet état décrit une trajectoire, appelé également une orbite [1].

I. 5-Exemples de systèmes chaotiques

En 1963, Lorenz a donné le premier système dynamique chaotique autonome de dimension trois. Plusieurs modèles sont issus à partir du modèle de Lorenz; parmi ces derniers, on distingue une classe des systèmes chaotiques qu'on appelle les systèmes généralisés, ceux-ci englobent plusieurs modèles : les systèmes de Chen, Chua, Lorenz, Lü.

I.5.1- Systèmes à temps continu

Les exemples considérés sont: le système de Lorenz, le système de Rössler et le système de Chua.

I.5.1.1-Système de Lorenz

Le système de Lorenz est un exemple célèbre de système différentiel au comportement chaotique, pour certaines valeurs de paramètres [3].

Ci-dessous l'attracteur de Lorenz (l'espace des phases) :

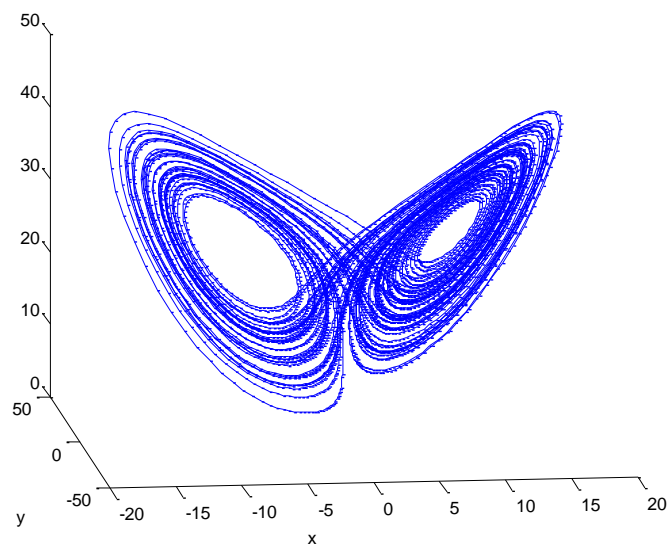


Figure 1.3: Système chaotique de Lorenz.

I.5.1.2- Système de Rössler

Ce système, qui a été proposé par l'Allemand *Otto Rössler*, est lié à l'étude de l'écoulement des fluides; il découle des équations de *Navier-Stokes*. Les équations de ce système ont été découvertes à la suite de travaux en cinétique chimique. Pour une simulation numérique, nous prenons $a = 0.398$, $b = 2$ et $c = 4$. Nous obtenons l'évolution dans le temps de la coordonnée z et l'attracteur de Rössler dans la figure ci-dessous [3]:

L'attracteur de Rössler est l'attracteur associé au système dynamique de Rössler, un système de 3 équations différentielles non-linéaires :

$$\begin{cases} x' = -y - z \\ y' = x + ay \\ z' = b + z(x - c) \end{cases} \quad (\text{I.1})$$

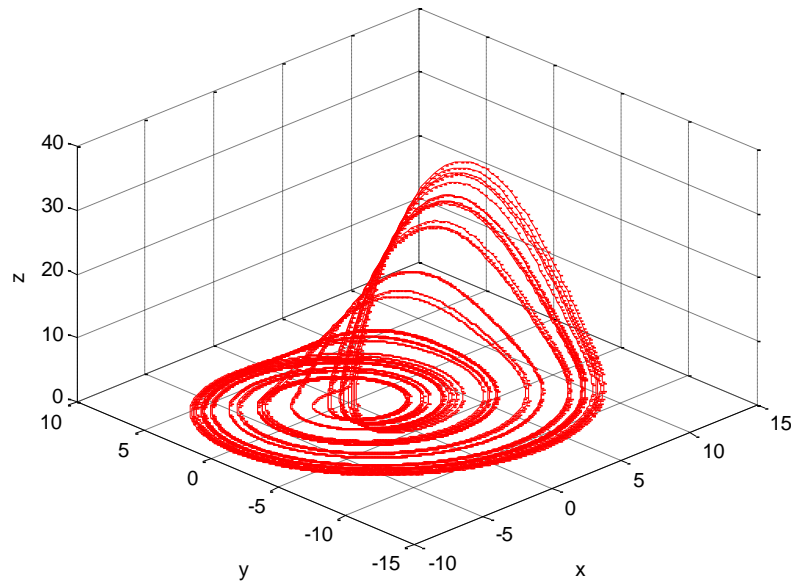


Figure 1.4: Système chaotique Rössler.

I.5.1.3 Système de Chua

Le système de *Chua* est à la base un circuit électrique dont le schéma est donné dans la figure 1.5

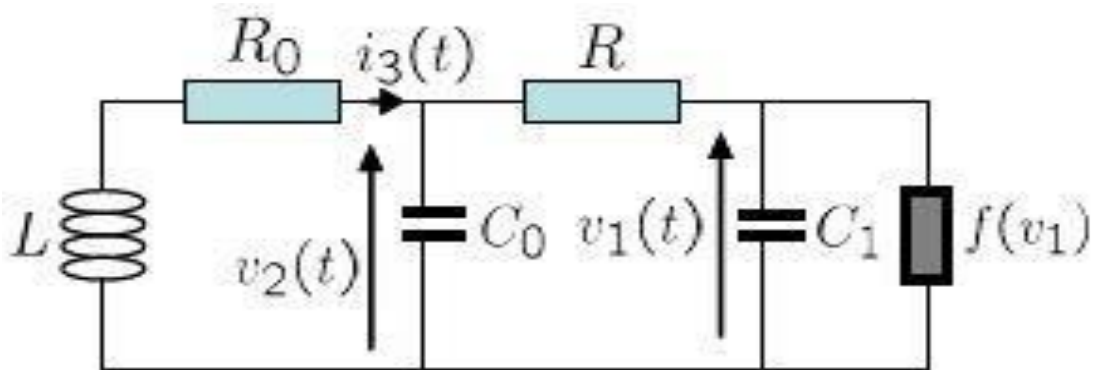


Figure 1.5: Le circuit électrique de Chua [3].

Ce circuit est composé d'éléments passifs (L , C_0 , C_1 , R_0 , R) et d'un élément actif non-linéaire (une diode). Ce simple circuit électrique, développé par *Leon Chua*, possède une dynamique chaotique [3].

I.6- Les fractales

On nomme fractale, une courbe ou surface de forme irrégulière ou morcelée qui se crée en suivant des règles déterministes ou stochastiques impliquant une homothétie interne. Il est clair que cette définition n'est pas très précise, en effet, une fractale peut adopter une infinité de formes. De ce fait, pour déterminer qu'une figure soit fractale, on vérifie qu'elle réponde à certaines conditions, qui se trouvent aussi être des propriétés. Dans la partie suivante, nous vérifierons que les arbres vérifient les conditions citées [4].



Figure1. 6 : Exemple de fractale [4].

I.6.1- Autosimilarité

Au sens strict, les fractales sont des figures autosimilaires. Cela signifie que la figure se compose d'un certain nombre de copies réduites d'elle-même. Considérons la figure appelée "triangle de Sierpinski"[5] :

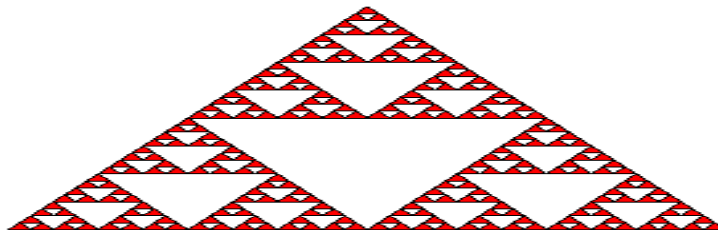


Figure1.7 : triangle de Sierpinski [5] .

Si l'on fait trois copies réduites d'un facteur $1/2$ en longueur du dessin, on obtient trois triangles qui reforment le triangle initial. Chacun des trois triangles se compose à son tour de trois triangles réduits de $1/4$ par rapport au triangle initial, et ainsi de suite.

A noter que, sur la figure présentée ci-dessus, on ne pourrait renouveler l'opération que 5 fois, car le dessin ne laisse voir que $243=3^5$ triangles de grandeur minimale $(1/3)^5=1/243$ du triangle initial. Dans une fractale, l'opération peut se répéter indéfiniment sur des triangles

qui deviennent infiniment petits : le dessin présenté est en fait une *préfractale*, que l'on a arrêté à la 4^{ème} itération.

L'autosimilarité ne définit pas complètement une fractale. Un segment de droite, par exemple est autosimilaire, en ce sens que l'on peut en faire des copies réduites qui reforment le segment originel. La différence avec la fractale est que l'on peut choisir pour facteur de diminution n'importe quel nombre entier ; 5 copies réduites d'un facteur $1/5$ reforment bien le segment original par exemple, tandis que, pour une fractale, il n'y a qu'un seul facteur qui marche, $1/2$ pour le triangle de Sierpinski.

I.6.2- La courbe de Koch

Prenons un autre exemple classique de fractale, la courbe de Koch : on l'obtient de la façon suivante :



Figure 1.8 : la courbe de Koch [6].

On part d'un segment de longueur 1, appelé initiateur : on en fait 4 copies réduites du facteur $1/3$, donc de longueur $1/3$, et l'on réunit ces 4 segments pour former la 1^{ère} itération, le générateur. Puis on remplace les 4 segments de la 1^{ère} itération de la même façon pour obtenir la 2^{ème} itération. En continuant l'opération indéfiniment, on obtient à la limite une fractale, la courbe de Koch [6].

I.6.3- Bifurcation

A ce jour, on a distingué au moins trois routes ou transitions dans lesquelles un système non linéaire peut devenir chaotique si un paramètre de contrôle externe est varié. Toutes ces routes vers le chaos peuvent être vérifiées expérimentalement et montrent un comportement universel fascinant.

La route vers le chaos la plus récente a été découverte par Grosmann et Thomae en 1977, Et Feigenbaum en 1978. Ils ont considéré une simple équation de différence utilisée par les biologistes pour décrire la dynamique d'une population dont le nombre varie avec le temps. Ils ont trouvé que, en variant un paramètre externe, l'état du système oscille entre des valeurs stables (points fixes) dont le nombre augmente pour certaines valeurs distinctes du paramètre externe. Ceci continue jusqu'au moment où le nombre de points fixes devient infini à une valeur finie et précise du paramètre externe, c'est à ce moment-là que le système devient chaotique.

Feigenbaum a montré que ces résultats ne sont pas restreints à ce modèle spécial, mais sont universels, et peuvent être vérifiés pour une grande variété de systèmes biologiques, chimiques ou physiques.

I.6.4- Exemple de la bifurcation

On prend l'équation de récurrence du premier ordre :

$$x_n = f_r(x_{n-1}) = x_{n-1}^2 + r \quad (I.2)$$

Cette famille de fonctions est appelée les fonctions quadratiques. Le paramètre externe à varier est le constant r . la variation de x_n en fonction de r est donnée par la figure suivante :

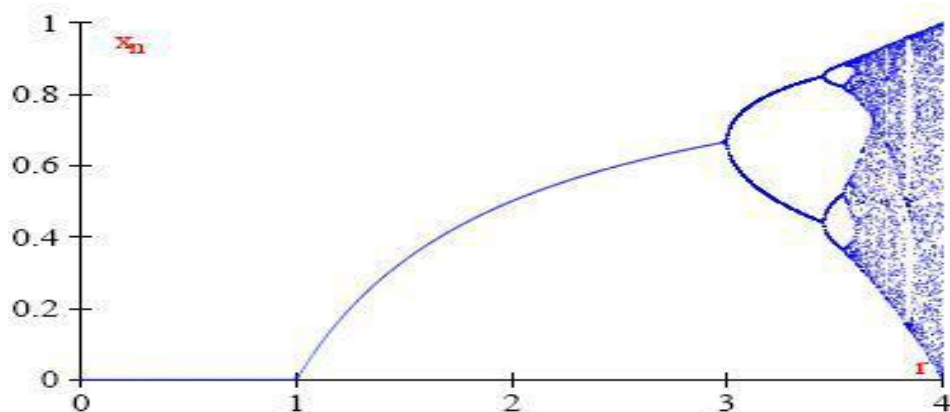


Figure 1.9 : Bifurcation vers le chaos par doublement de période [8].

Ce diagramme permet de connaître tous les comportements de la suite logistique en fonction de r . En particulier, pour $r = 3$ on observe un doublement de période appelé ici bifurcation. Avant de basculer dans le chaos il y a une cascade de doublements de période. Après un doublement de période l'orbite périodique précédente est toujours présente mais instable, ce qui explique qu'elle n'est pas visible sur le diagramme de bifurcation, un système chaotique a donc une infinité d'orbites périodiques [8].

I .7- Les applications du chaos

Beaucoup d'études ont démontré l'existence de diverses sources de chaos. Un très grand nombre de recherches actuelles sur le chaos, essaient soit d'exploiter les sources déjà trouvées, soit explorent d'autres sources pas encore maîtrisées.

I .7.1- Les systèmes vivants

Les méthodes récentes de la dynamique non linéaire ont permis de mieux comprendre le comportement de nos organes, en particulier du cœur et du cerveau :

I .7.1.1- Le Cœur

On a découvert que l'activité cardiaque n'est pas régulière et présente un comportement chaotique. En effet son rythme est sensible aux conditions initiales et à la dimension fractale de son attracteur qui est basé sur la dynamique cardiaque. On a découvert que plus le cœur bat régulièrement par exemple moins il est capable de s'adapter. C'est dans ces conditions que survient la crise cardiaque.

Le chaos cardiaque présente une dimension fractale élevée, de l'ordre de 3.25, ce qui signifie que nous avons besoin d'au moins 4 variables pour décrire ce système. L'étude de la dimension fractale des cas pathologiques permet donc aux spécialistes de savoir si la personne a déjà eu un infarctus. Mais en présence de certaines pathologies cardiaques, la dimension fractale peut également diminuer et le rythme peut se régulariser, d'où l'intérêt de comparer la dimension fractale du système au rythme cardiaque [9].

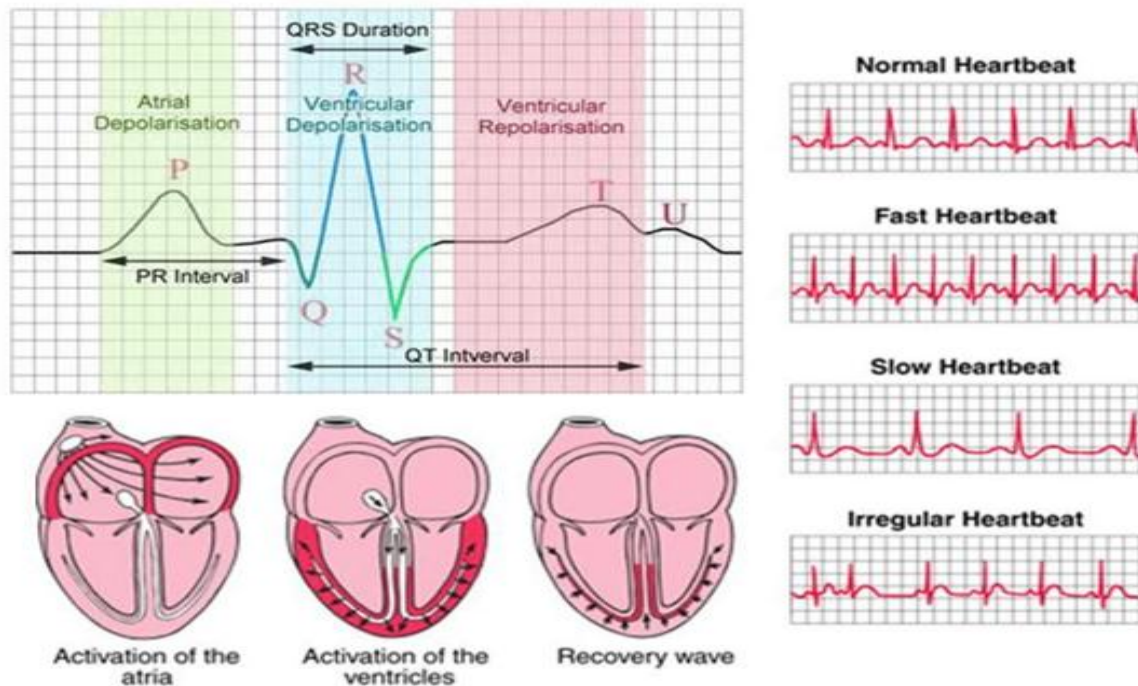


Figure1.10 : Le signal ECG [9].

I .7.1.2- Le Cerveau

L'activité neuronale du cortex semble également relever du chaos. Cela ne signifie pas que le cerveau est le siège d'un désordre total, mais bien au contraire qu'il dépend d'un système d'organisation très complexe sensible aux conditions initiales.

Ceci explique pourquoi le cerveau comme le cœur sont capables de s'adapter très rapidement aux circonstances ou de changer rapidement d'état. Les modèles dynamiques du cerveau, ce que l'on appelle les systèmes informatiques neuronaux sont aujourd'hui étudiés avec la plus grande attention et ce n'est que tout récemment que les chercheurs ont démontré que le chaos joue un rôle dans l'organisation du cerveau [9].

I .7. 2- Le chaos dans la communication sécurisée

Ces deux dernières décennies ont été marquées par une tendance partagée à l'exploration des possibilités du cryptage des transmissions par le chaos. Ces possibilités ont été la suite logique de la découverte de la synchronisation des systèmes chaotiques en 1989 [10].

En effet, Pecora a trouvé qu'un système chaotique peut être construit d'une certaine façon pour que ces parties évoluent harmonieusement dans le temps. Cependant, on sait que deux systèmes chaotiques complètement isolés ne peuvent pas se synchroniser, à cause de leurs sensibilités aux erreurs, même insignifiantes. Alors, un genre de couplage doit être introduit entre les systèmes à synchroniser.

Pecora a proposé un exemple illustré par la figure 11, où un système chaotique et un duplicata d'une partie du système sont synchronisés.

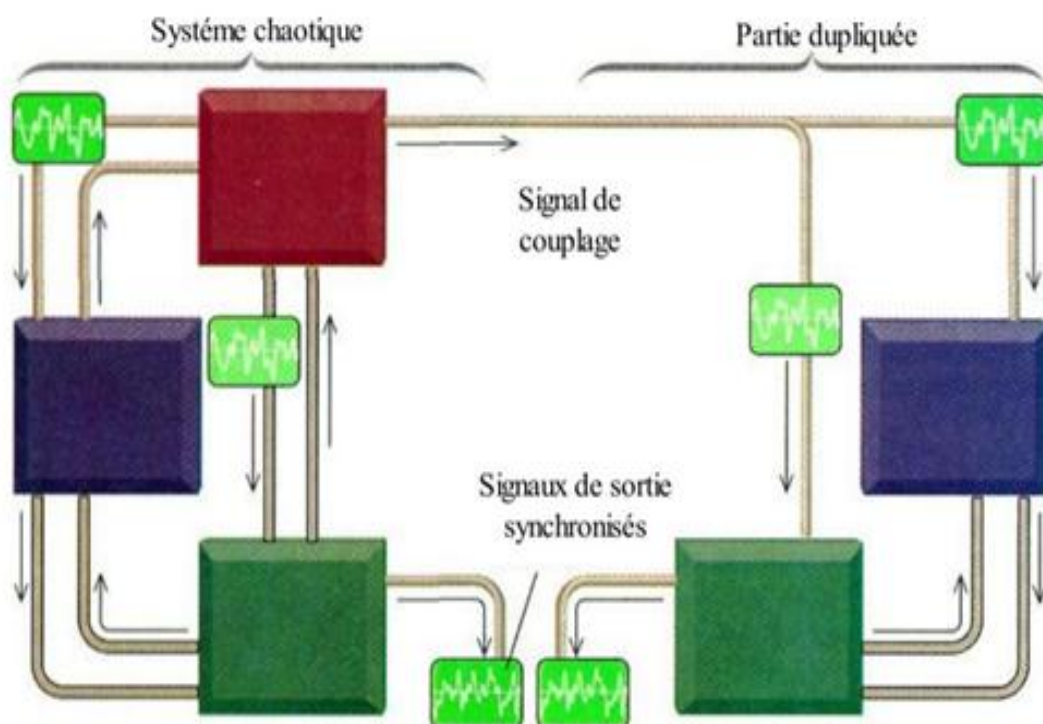


Figure 1.11: Synchronisation dans le système de Pecora [10].

Le concept important dans cet exemple est le fait que la partie dupliquée (carrés vert et bleu) est stable lorsqu'elle est pilotée par la partie non dupliquée (carré rouge). Ainsi, des variations dans les conditions initiales de la partie dupliquée n'auront pas de conséquences vis-à-vis du signal de sortie. Alors, le système global est chaotique et les deux sorties sont synchrones. Dans ce cas, le couplage est effectué par la liaison entre le carré rouge et la partie dupliquée à droite.

Pour simuler cette idée, Pecora a choisi le système de Lorenz, où l'une des trois variables d'états a été utilisée comme signal de couplage, et la dynamique des deux restantes comme la partie dupliquée.

Ainsi, malgré que les deux parties aient été initialisées différemment, elles ont fini par se rattraper en harmonie totale. Ce type de synchronisation est dite unidirectionnelle, car le système est considéré comme la source et la partie dupliquée est considérée comme la destination. Par la suite Carroll a proposé un système de communication crypté basé sur l'exemple de Pecora et illustré par la figure 12 [10].

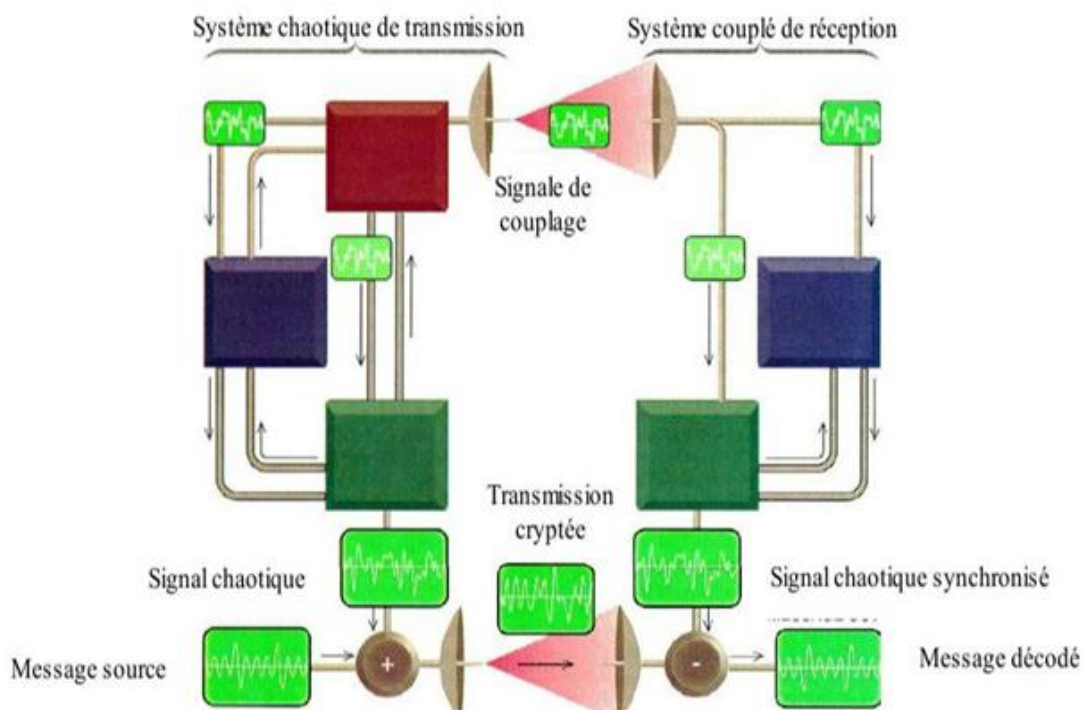


Figure 1. 12- Communication chaotique par le système de Pecora et Carroll [10].

Le transmetteur ajoute un signal chaotique au message à transmettre et envoie le résultat en plus du signal de couplage au récepteur. Ce dernier est composé d'une partie dupliquée du système de transmission, alors le signal chaotique est régénéré et retranché du signal reçu pour avoir le message original. Depuis, Pecora et Carroll ont introduit d'autres exemples basés sur des principes différents. Les axes de ces recherches sont principalement la synchronisation, le cryptage et la cryptanalyse [10].

I.7.3- Consommation de CO2 d'une forêt

Les recherches de Brian J. Enquist, de l'université d'Arizona, ont montré que le comportement fractal d'un seul arbre permet de nous renseigner sur celui de toute une forêt. En effet, les embranchements suivent souvent un schéma fractal, c'est-à-dire qu'il est possible de déterminer le nombre de branches et leur surface en fonction de la taille d'un arbre, et d'appliquer cette méthode à l'ensemble des arbres d'une forêt. Ainsi, il a pu déterminer la consommation en CO2 de toute une forêt du Costa Rica. Cette méthode ouvre des possibilités énormes en ce qui concerne la préservation de l'environnement [11].

I.7.4- Le chaos dans la société

Tout comme les phénomènes physiques, les sociétés humaines peuvent se révéler chaotiques. Mark Michaels a déterminé sept lois fondamentales relatives aux comportements organisationnels et aux systèmes sociaux. Ces sept lois établissent que des systèmes simples peuvent devenir complexes et sont sensibles aux conditions initiales.

D'autres chercheurs comme le célèbre théoricien Erwin Schrödinger ont démontré certains aspects des lois de Michaels et établi des conditions à la présence de chaos dans les systèmes sociaux. La théorie du chaos ne constitue pas une autre approche des sciences sociales mais s'inscrit dans la lignée de théories plus générales comme le structuro fonctionnalisme ou le hystérisme. L'équation logistique, peut également être appliquée à la manière dont se répand une rumeur ainsi qu'aux théories de l'apprentissage [12].

1.8 Conclusion

Ce chapitre avait comme objectif, l'introduction de quelques notions élémentaires des systèmes dynamiques chaotiques. Dans la première section les définitions des systèmes dynamiques non-linéaires, ainsi que leurs particularisations pour le cas de systèmes chaotiques ont été données. En effet, elle permet d'expliquer un grand nombre de notions qui semblaient auparavant trop complexes, comme les fractales, ou des phénomènes obscurs tels les systèmes chaotiques, les exemples les plus célèbres des systèmes chaotiques ont été exposés. Et finalement on a fait une présentation des systèmes différents basés sur l'utilisation des systèmes dynamiques chaotiques.

CHAPITRE 02

LES METHODES METAHEURISTIQUES



II.1 - Introduction

Les méta heuristiques sont des algorithmes itératifs, souvent inspirés de la nature (insectes, animaux...), conçues pour résoudre les problèmes d'optimisation complexes. Parmi les méta heuristiques les plus utilisés celle inspirées des fourmis.

La plupart des animaux sont beaucoup moins intelligents que l'homme, mais sont cependant capables de réalisations assez évoluées. Considérons par exemple les insectes. Individuellement, une fourmi ou une abeille n'est pas capable de s'adapter aux situations nouvelles. Pourtant, le groupe réalise des tâches très évoluées, comme la construction d'une ruche ou d'une fourmilière. Les insectes sociaux semblent compenser leurs faiblesses individuelles par une coordination globale qui donne à la colonie une forme d'intelligence bien supérieure à celles de ses membres [26].

Les fourmis sont devenues dès lors une nouvelle source d'inspiration pour la conception de méthodes de résolution de problèmes complexes. De plus cette source d'inspiration n'est pas unique étant donné que les fourmis sont dotées d'une grande diversité de caractéristiques disjointes et de comportements collectifs variés.

Ce présent chapitre est consacré à présenter une introduction au monde des fourmis biologiques, ainsi les algorithmes reproduisant les facultés de l'insecte « fourmis » qui forment ainsi une classe de méta heuristique récemment proposée pour les problèmes d'identification [11].

II.2 - Les problèmes d'optimisation

La résolution des problèmes d'optimisation est utilisée dans un grand nombre de domaines. A l'origine, ce sont les militaires qui se sont intéressés à ces questions au cours de la seconde guerre mondiale. C'était en fait un nouveau domaine de recherche en mathématiques appliquées qui a vu le jour avec la recherche opérationnelle. Le développement de l'informatique a ouvert de nouveaux horizons à la résolution de ces problèmes, et a permis un élargissement massif des champs d'application de ces techniques.

La résolution d'un problème d'optimisation et un problème complexe, car de nombreux facteurs interviennent et interagissent entre eux. Néanmoins, l'optimisation appliquée au domaine d'électronique permet de résoudre des problèmes qui étaient insolubles auparavant et aboutit souvent à des solutions originales [13].

II.3 - Les éléments d'optimisation

L'optimisation est une des mathématiques consacré à l'étude des minimums ou des maximums d'une fonction à une ou plusieurs variables sur un certain domaine de définition, de l'étude de leur existence à leur détermination, en général par la mise en œuvre d'un algorithme et par suite un programme. Pour mener à bien une opération, plusieurs éléments sont indispensables et conditionnent la solution trouvée. La figure suivante présente les quatre éléments essentiels à la résolution d'un problème d'optimisation.

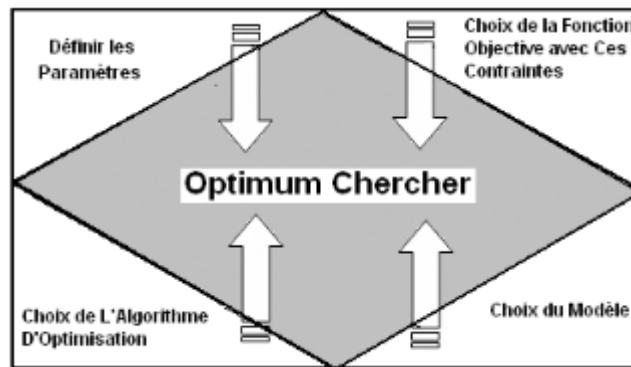


Figure 2.1 : Eléments indispensable d'optimisation [13].

En général, un grand nombre de paramètres sont indispensables, il faut être capable de définir les paramètres utiles à l'optimisation. Certains paramètres ont une influence sur la fonction choisie, d'autres pas. Etant donné le coût des simulations, seul les paramètres influents sont à retenir :

Une fonction objective : définie l'objectif à atteindre. La définition de cette fonction est en fait un problème délicat. Car le problème est formulé en un problème d'optimisation par l'intermédiaire de la fonction objective. C'est elle qui est au centre de l'optimisation, c'est donc elle que dépend la pertinence de la solution.

Un modèle : précis, robuste et malléable du système étudié est indispensable. Ce modèle doit être utilisable sur un domaine d'étude le plus large possible.

Un algorithme d'optimisation : permet de trouver la solution. Différentes méthodes d'optimisation existent et en sont présentées [13].

II.4 - L'optimisation combinatoire

L'optimisation combinatoire occupe une place très importante en recherche opérationnelle, en mathématiques discrètes et en informatique. L'optimisation combinatoire est minimiser (ou maximiser) une fonction souvent appelée fonction coût ou fonction objective, d'une ou plusieurs variables soumises à des contraintes. Le sujet de l'optimisation combinatoire dans un domaine discret. Il faut trouver parmi toutes les possibilités, souvent en nombre fini, la possibilité optimale. Ceci paraît facile mais devient infaisable dès que la taille du problème est suffisamment grande. La taille pour laquelle la recherche d'un optimum devient infaisable est petite, très souvent plus petite que la taille des problèmes pratiques. En général, la difficulté d'un problème grandit très vite avec le nombre des variables. Il n'est pas alors faisable d'examiner toutes les possibilités.

Les méthodes d'optimisation peuvent être réparties en deux catégories :

- Méthodes exactes.
- Méthodes approchées.

Les méthodes exactes fournissent systématiquement une solution (optimale) au problème traité si une telle solution existe. Dans le cas contraire, ce type de méthode permet d'affirmer qu'il n'existe pas de solution au problème traité.

Les méthodes approchées fournissent une solution approchée au problème traité. Elles sont en général conçues de manière à ce que la solution obtenue puisse être située par rapport à la valeur optimale : de telle méthodes permettent d'obtenir des bornes inférieures ou supérieures de la valeur optimale tel que :

- Méthodes Heuristiques ;
- Méthodes Méta heuristiques [14].

II.5 - La démarche heuristique

L'heuristique est une méthode, une technique ou un critère de guidage ou de décision, en général empirique ou obtenu par approximation, permettant de choisir la voie la plus prometteuse de recherche de la solution au problème posé, ou d'éliminer les voies les moins intéressantes, sans garantie sur la validité ou la précision de l'information ainsi fournie.

Les heuristiques disposent d'une simplicité et donc d'une rapidité dans leur exécution plus élevée que les algorithmes classiques. Ces règles s'appliquant à un ensemble particulier la recherche des faits ce voit simplifiée et accélérée (moins de possibilité). D'où une analyse des situations améliorées. Mais une méthode heuristique trop simplifiée ou au contraire trop générale peut conduire à des biais cognitifs, générant des erreurs de décision.

L'utilisation de plus de ces éléments simples (les heuristiques) afin de créer des éléments plus complexes (les méta- heuristiques) permet donc de réduire considérablement l'ensemble de recherche global de l'algorithme. L'une de leur caractéristique principale et à première vue défaut, dont hérite également les méta- heuristiques, est qu'ils peuvent dans certains cas ne pas proposer de solution optimale au problème. Mais au résultat s'y approchant d'assez près pour qu'il soit considéré comme correct, on parle alors de garantie de performance [15].

II.6 - Les méta heuristiques

Les métas- heuristiques sont apparues dans les années 1980 et forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile, pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace. Elles sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé. Etymologiquement parlant de ce mot est composé dans un premier temps du préfixe *méta* qui signifie « au delà » ou « plus haut » en grec puis de *heuristique* qui signifie « trouver ». Cette décomposition permet de facilement comprendre le but premier de ces algorithmes : trouver des solutions à des problèmes en utilisant plusieurs (méta) heuristiques.

Métas heuristiques utilisent des processus aléatoires comme moyens de chercher de l'information et de faire face à des problèmes comme l'explosion combinatoire. En plus de cette base stochastique, les méta heuristiques sont généralement itératives, c'est-à-dire qu'un même schéma de recherche est appliqué plusieurs fois au cours de l'optimisation, et directes.

Elles tirent en particulier leur intérêt de leur capacité à éviter les optima locaux, soit en acceptant une dégradation de la fonction objective au cours de leur progression, soit en utilisant une population de points comme méthode de recherche [16].

Les méta heuristiques, du fait de leur capacité à être utilisées sur un grand nombre de problèmes différents, se prêtent facilement à des extensions. Pour illustrer cette caractéristique, citons notamment :

- **L'optimisation multi objectif** (dites aussi multicritère) : ou il faut optimiser plusieurs objectifs contradictoires. La recherche vise alors non pas à trouver un optimum global, mais un ensemble d'optima «au sens de Pareto» formant la «surface de compromis» du problème.
- **L'optimisation multimodale** : ou l'on cherche un ensemble des meilleurs optima globaux et/ou locaux.
- **L'optimisation de problèmes bruités** : où il existe une incertitude sur le calcul de la fonction objectif. Incertitude dont il faut alors tenir comptes dans la recherche de l'optimum.
- **L'optimisation dynamique** : ou la fonction objective varie dans le temps. Il faut alors approcher au mieux l'optimum à chaque pas de temps.
- **La parallélisations** : ou l'on cherche à accélérer la vitesse de l'optimisation en répartissant la charge de calcul sur des unités fonctionnant de concert. Le problème revient alors à adapter les méta heuristiques pour qu'elles soient distribuées.
- **L'hybridation** : qui vise à tirer parti des avantages respectifs de méta- heuristiques différentes en les combinant.

Enfin, la grande vitalité de ce domaine de recherche ne doit pas faire oublier qu'un des intérêts majeurs des métas- heuristiques est leur facilité d'utilisation dans des problèmes concrets. L'utilisateur est généralement demandeur de méthodes efficaces permettant d'atteindre un optimum avec une précision acceptable dans un temps raisonnable. Un des enjeux de la conception des métas- heuristiques est donc de faciliter le choix d'une méthode et de simplifier son réglage pour l'adapter à un problème donné [17].

II.6.1- Organisation générale

D'une manière générale, les méta- heuristiques s'articulent autour de trois notions :

1. **Exploration** : désigne les processus visant à récolter de l'information sur le problème optimisé.
2. **Exploitation** : vise à utiliser l'information déjà récoltée pour définir et parcourir les zones intéressantes de l'espace de recherche.
3. **La mémoire** : est le support de l'apprentissage, qui permet à l'algorithme de ne tenir compte que des zones où l'optimum global est susceptible de se trouver, évitant ainsi les optimums locaux.

Les méta heuristiques progressent de façon itérative, en alternant des phases d'intensification, de diversification et d'apprentissage. L'état de départ est souvent choisi aléatoirement, l'algorithme se déroulant ensuite jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

Certains problèmes d'optimisation combinatoire demeurent hors de portée des méthodes exactes. Un certain nombre de caractéristiques peuvent en effet être problématiques, comme l'absence de convexité stricte (multi-modalité), l'existence de discontinuités, une fonction non dérivable, présence de bruit,...etc. Dans de tels cas, le problème d'optimisation est dit "difficile", car aucune méthode exacte n'est capable de le résoudre exactement en un temps "raisonnable", on devra alors faire appel à des meta heuristiques permettant une optimisation approchée [16] .

II.6.2 - Applications

Les méta- heuristiques sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (les méthodes de voisinage comme le recuit simulé et la recherche tabou), en biologie de l'évolution (les algorithmes évolutifs comme les algorithmes génétiques et les stratégies d'évolution) ou encore en étiologie (les algorithmes de colonies de fourmis) [17].

II.6.3 - Méta- heuristique à recuit simulé

La méthode de recuit simulé s'inspire du processus de recuit physique .Ce processus utilisé en métallurgie pour améliorer la qualité d'un solide cherche un état d'énergie minimale qui correspond à une structure stable du solide. Les origines du recuit simulé remontent aux expériences réalisées par Métropolies dans les années 50 pour simuler l'évolution d'un tel processus de recuit physique. Métropolies utilisent une méthode stochastique pour générer une

suite d'états successifs du système en partant d'un état initial donné. Tout nouvel état est obtenu en faisant subir un déplacement (une perturbation) aléatoire à un atome quelconque.

Le recuit simulé constitue, parmi les méthodes de voisinage, l'une des plus anciennes et des plus populaires.

II.6.4 - Les méta- heuristiques évolutionnaires (génétiques)

Les algorithmes génétiques appartiennent à une famille d'algorithmes appelés méta-heuristique dont le but est d'obtenir une solution approchée, en un temps correct, à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte pour le résoudre. Les algorithmes génétiques utilisent la notion de sélection naturelle développée par le scientifique Charles Darwin au XIX^{ème} siècle.

L'utilisation d'algorithmes génétiques dans la résolution de problèmes est à l'origine des recherches de John Holland dès 1960. La nouveauté introduite a été la prise en compte d'un opérateur en complément des mutations, et c'est cet opérateur qui permet le plus souvent de se rapprocher de l'optimum d'une fonction en combinant les gènes contenus dans les différents individus de la population [19] [20].

II.6.5 - Les méta- heuristiques éthologiques (colonies de fourmis)

Cette méta heuristique s'inspire des comportements collectifs des fourmis dans leur découvertes de nouvelles sources de nourriture: en effet ces insectes utilisent des phéromones afin de marquer les informations qu'ils ont recueillies sur leur environnement. L'utilisation de ces phéromones leurs permettent de repérer le plus court chemin entre une source de nourriture et leur nid. Car malgré leur capacité cognitive limitée, elles sont collectivement capables de résoudre des problèmes complexes.

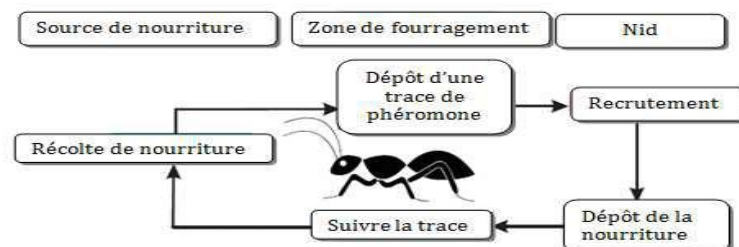


Figure 2.2 : Comportement d'une fourmi naturelle lors de la recherche de nourriture [16] .

II.6.5.1 - Colonies de fourmis

La place des fourmis dans l'étude des sociétés animales est centrale car elles ont développé des formes très avancées de socialité allant jusqu'à partager leur activité de reproduction en confiant la transmission de leurs gènes à quelques individus de la colonie [21].

II.6.5.2 - Les pistes de phéromones

Les fourmis ont la particularité d'employer pour communiquer des substances volatiles appelées phéromones. Elles sont attirées par ces substances, qu'elles perçoivent grâce à des récepteurs situés dans leurs antennes. Ces substances sont nombreuses et varient selon les espèces. Les fourmis peuvent déposer des phéromones au sol, grâce à une glande située dans leur abdomen, et former ainsi des pistes odorantes, qui pourront être suivies par leurs congénères (Figure 2.3).

Les fourmis utilisent les pistes de phéromone pour marquer leur trajet, par exemple entre le nid et une source de nourriture. Une colonie est ainsi capable de choisir (sous certaines conditions) le plus court chemin vers une source à exploiter, sans que les individus aient une vision globale du trajet.

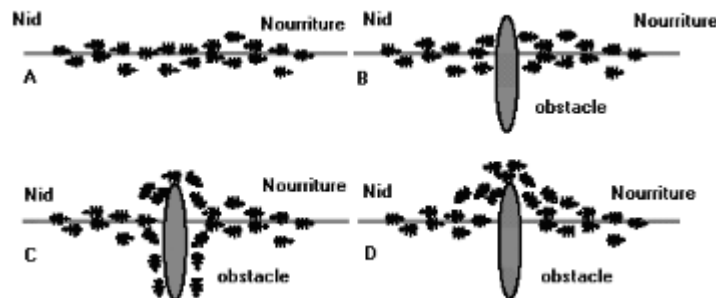


Figure 2.3 : Le chemin entre le nid et la nourriture [16].

- (a) Dans cette figure les fourmis réelles suivent un chemin entre le nid et la nourriture.
- (b) Un obstacle apparaît sur le chemin : Les Fourmis choisissent de tourner soit à gauche soit à droite avec une probabilité égale.
- (c) La phéromone est déposée plus rapidement sur le chemin le plus court.
- (d) Toutes les fourmis ont choisi le chemin le plus court.

Il est difficile de connaître avec précision les propriétés physico-chimiques des pistes de phéromone, qui varient en fonction des espèces et d'un grand nombre de paramètres. Cependant, les méta-heuristiques d'optimisation de colonies de fourmis s'appuient en grande partie sur le

phénomène d'évaporation des pistes de phéromone. Or, on constate dans la nature que les pistes s'évaporent plus lentement que ne le prévoient les modèles.

Les fourmis disposent en effet « d'heuristiques » leur apportant un peu plus d'informations sur le problème (par exemple une information sur la direction). Il faut garder à l'esprit que l'intérêt immédiat de la colonie (trouver le plus court chemin vers une source de nourriture) peut être en concurrence avec l'intérêt adaptatif de tels comportements. Si l'on prend en compte l'ensemble des contraintes que subit une colonie de fourmis (prédation, compétition avec d'autres colonies, etc.), un choix rapide et stable peut être meilleur, et un changement de site exploité peut entraîner des coûts trop forts pour permettre la sélection naturelle d'une telle option [16].

II.7 - L' API

Nous présentons dans cette section une nouvelle métaheuristique s'inspirant de l'auto-organisation chez l'espèce de fourmis néotropicale *Pachycondyla apicalis*. Ceci revient à utiliser la métaphore de cette espèce de fourmis pour concevoir des métaheuristiques d'optimisation adaptées aux problèmes combinatoires.

La grande part à cette espèce de fourmis et a énoncé que l'intérêt de ces fourmis pour l'optimisation vient du fait qu'elles utilisent des principes relativement simples d'un point de vue globale et local pour rechercher leurs proies [22]. Les fourmis explorent à partir d'un point central qui est le Nid et tendent à s'éloigner au fur et à mesure des itérations.

Cette espèce de fourmis est caractérisée par sa stratégie de recherche de proie relativement simple d'un point de vue local et global. Dans cette espèce de fourmis les individus chassent en solitaire en essayant de couvrir uniformément un espace donné autour du nid en le partitionnant en sites de chasses. Le nid change d'emplacement périodiquement. En optimisation, cela correspond à un algorithme qui effectue plusieurs recherches aléatoires en parallèle, dans un sous espace centré en un point. Le déplacement du nid correspond à un opérateur de réinitialisation dans les recherches parallèles où le point central est déplacé.

Le comportement de recherche de nourriture de cette espèce de fourmis n'est pas un comportement collectif direct ; c'est-à-dire que les ouvrières ne déposent pas de message chimique sur le sol pour indiquer aux autres fourrageuses le chemin menant à une source de nourriture. On

peut supposer que la nature des proies recherchées n'encourage pas spécialement ce genre de communication inter-individus : la présence des proies étant relativement aléatoire, la capture d'une proie ne donne que peu d'informations sur la stabilité spatiale de la source de nourriture. Autrement dit, la probabilité de retrouver une proie dans la même zone qu'une précédente capture n'est pas suffisante pour y canaliser les forces de fourragement de la colonie. Cependant, d'un point de vue individuel, les ouvrières mémorisent leur site de capture et lors de leur prochaine sortie du nid, elles retournent systématiquement sur le dernier site de chasse fructueux. Cette spécialisation sectorielle est une réponse pour l'adaptation nécessaire à la découverte et l'exploitation de sources de nourriture [22] [24].

Ce type de fourragement solitaire se retrouve particulièrement chez les espèces peu peuplées, les espèces à population importante utilisent des mécanismes de recrutement massif beaucoup plus couramment [25]. Les fourrageuses solitaires développent en conséquence des mécanismes d'apprentissage plus évolués.

De sorties en sorties, les ouvrières s'éloignent du nid car la probabilité de trouver une proie est inversement proportionnelle à la densité de fourrageuses qui décroît évidemment quand la distance au nid augmente. Les fourrageuses ont donc un comportement collectif indirect puisque de manière statistique elles coopèrent pour couvrir au mieux leur espace de recherche que constitue le voisinage du nid. Elles construisent de cette façon une mosaïque de zones de chasse qui couvre la périphérie du nid.

La figure 2.4 représente les aires de fourragement d'une colonie *Pachycondyla apicalis*.

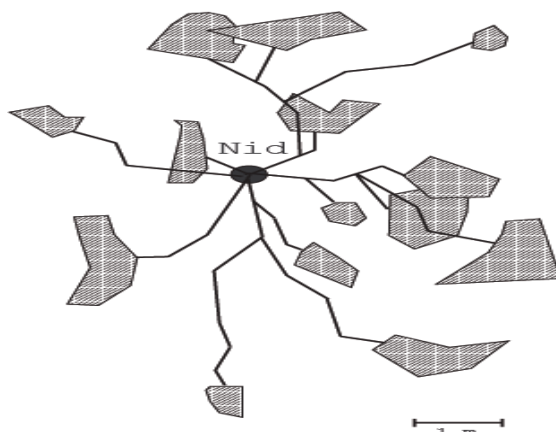


Figure 2.4: Exemple (fictif) de carte des trajets et aires de récolte des fourrageuses (inspiré de Fresneau) [24].

Le comportement de fourrageage de *Pachycondyla apicalis* peut être résumé en trois règles [24]:

- (a) La découverte d'une proie entraîne toujours le retour sur ce site lors de la sortie suivante, c'est là que la fourrageuse reprend ses nouvelles prospections ;
- (b) La découverte d'une proie pèse sur la décision de sortie des fourrageuses en réduisant l'intervalle de temps qu'elles passent au nid ;
- (c) Les fourrageuses semblent progressivement apprendre une association entre une direction de recherche opposée au nid et l'augmentation de la probabilité de succès.

Ces règles ont l'avantage évident d'être très simples. On peut cependant préciser quelques points :

- Lors de ses premières sorties, la fourmi sort du nid et prend une direction aléatoire mais s'éloigne peu du nid et retourne à l'abri de celui-ci à la moindre alerte. Son trajet est relativement sinueux ;
- Si la fourmi capture une proie, elle retourne directement au nid en ligne droite et mémorise visuellement le chemin qu'elle emprunte ;
- Après une capture, la fourmi utilise le chemin qu'elle a mémorisé pour retourner au site de capture.
- Le retour sur le site de chasse se soldant par un échec peut se produire plusieurs fois de suite (en moyenne quatre fois) ;
- Un site de chasse ne produisant plus le renforcement que constitue la capture d'une proie est abandonné mais n'est pas obligatoirement oublié par la fourrageuse ;
- L'exploration d'un site de capture privilégie les directions qui éloignent la fourmi du nid dans une limite de périmètre imposée par le coût énergétique prohibitif que représente un échec à une grande distance du nid.

Comme nous l'avons déjà mentionné, la fragilité du nid impose des déménagements réguliers. Des fourmis éclaireuses partent alors à la recherche d'un nouvel abri. Le déménagement s'effectue grâce à des mécanismes de recrutement en tandem où une fourmi se fait guider par une de ses congénères jusqu'au nouvel emplacement. Ce changement de nid a pour effet de « réinitialiser » la mémoire des fourrageuses.

C'est à cette occasion que l'utilisation de repères visuels prend toute son importance : le marquage de chemins avec des phéromones perturberait l'adaptation des fourmis à la situation de leur nouveau nid, car les anciens chemins interfèreraient avec les nouveaux. Avec une mémoire visuelle, les fourrageuses reconstruisent un réseau de sites de chasse autour du nouveau nid plus

aisément, plus rapidement.

L'aspect individuel de la recherche est particulièrement adapté à la fréquence d'apparition des proies : si une proie tombe sur le sol et est capturée, la fourrageuse reviendra explorer le site toute seule. Si la proie est trop lourde, elle sera découpée puis transportée en plusieurs voyages par la même fourmi qui utilise de cette façon sa mémoire. Si le site de chasse se trouve être un gisement (par exemple des termites) la fourrageuse reviendra systématiquement jusqu'à épuisement du site.

L'intérêt de la stratégie de fourragement des fourmis *Pachycondyla apicalis* réside dans sa simplicité et la bonne couverture de l'espace de recherche qui en résulte. On a ici un phénomène d'émergence : de règles de recherche simples et individuelles, qui ne tiennent pas compte du travail des autres fourmis, on obtient une exploration radiale de l'espace centrée sur le nid.

Dans la réalité, l'efficacité de la stratégie n'est pas parfaite si on considère le nombre de proies trouvées relativement au nombre de proies présentes. Cependant, la taille d'une colonie de *Pachycondyla apicalis* étant relativement réduite, les besoins en nourriture sont relativement modestes. Il semble que l'adaptation de ces fourmis ne réside pas seulement dans leur comportement de fourragement mais aussi dans le maintien de colonies peu peuplées. Ceci permet aux *Pachycondyla apicalis* de survivre dans des secteurs comportant de nombreux prédateurs concurrents et de ne pas nécessiter une grande quantité d'insectes. L'intérêt de ces fourmis pour l'optimisation vient du fait qu'elles utilisent des principes relativement simples à la fois d'un point de vue global et local pour rechercher leurs proies. A partir de leur nid, elles couvrent globalement une surface donnée en la partitionnant en sites de chasse individuels.

Pour une fourmi donnée, on observe une stratégie d'exploration aléatoire des sites sensible au succès rencontré. Ces principes peuvent être repris pour résoudre un problème analogue qui est la recherche d'un minimum global, par exemple d'une fonction f définie de \mathbb{R}^S dans \mathbb{R} .

II.7.1 - Modélisation algorithmique

Dans cette section nous présentons la modélisation algorithmique proposée par Monmarché [22] pour la résolution des problèmes d'optimisation.

Monmarché considère une population de n fourmis fourrageuses a_1, \dots, a_n de l'espèce *Pachycondyla apicalis*. Ces agents sont positionnés dans l'espace de recherche, noté S , et vont tenter de minimiser ou de maximiser une fonction d'évaluation ou bien une fonction objectif f

définie de S dans R .

Chaque point $s \in S$ est une solution valide du problème, ce qui signifie que f est définie en tout point de S . cet espace de recherche peut être un espace continu, binaire ou un espace de permutations.

La définition des deux opérateurs suivants est suffisante pour déterminer le déplacement des fourmis :

1. L'opérateur O_{rand} qui génère un point de S de manière uniformément aléatoire ;
2. L'opérateur O_{explo} qui génère un point s' dans le voisinage d'un point s .

L'opérateur O_{rand} est un opérateur qui permet de générer l'emplacement initial du nid d'une manière uniformément aléatoire. Tandis que le deuxième opérateur O_{explo} peut être une exploration aléatoire tout comme une heuristique inspirée par le domaine de recherche.

Le comportement des fourmis pour la recherche des proies peut être réparti en deux phases, la première présente le comportement local des fourmis, et la deuxième présente le comportement global.

II.7.2 - Comportement local des fourmis

L'exploration des sites de chasse ou de recherche pour L'API est illustré

Dans la figure suivante :

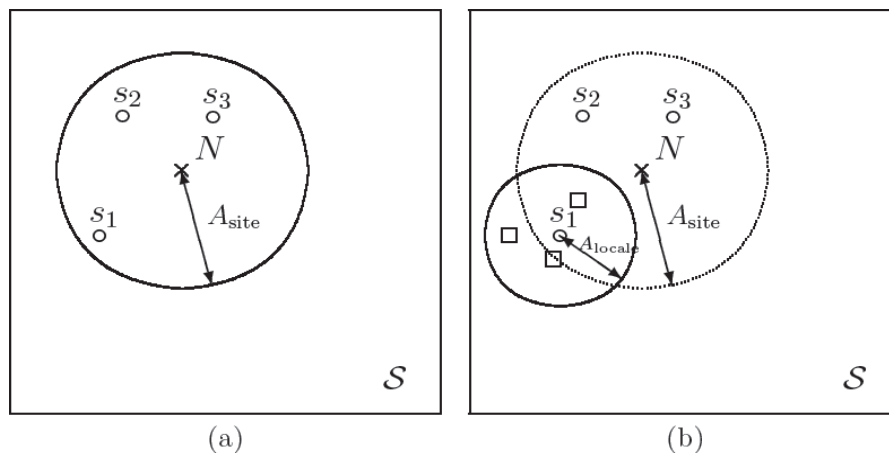


Figure 2.5: Exploration des sites de chasse [26].

- . (a) recherche de sites de chasse. (b) Exploration locale de la fourmi autour du site s_1 .

Le comportement local des fourmis est le comportement individuel de chaque fourmi lors de la génération de l'emplacement initial du nid et à chaque déplacement de celui-ci.

Chaque fourmi a_i quitte le nid pour se constituer une liste de p sites de chasse qu'elle mémorise. Un site de chasse est un point de S construit par l'opérateur O_{explo} avec une amplitude $A_{site}(a_i)$ dans le voisinage de N . La fourmi a_i va ensuite procéder à une exploration locale autour d'un de ses sites de chasse (figure 2.5).

Initialement, quand l'intérêt des sites est inconnu, la fourmi choisit un site s au hasard parmi les p dont elle dispose. L'exploration locale consiste à construire un point s' de S dans le voisinage de s grâce à l'opérateur O_{explo} avec une amplitude $A_{locale}(a_i)$. La fourmi a_i capture une proie si cette exploration locale a permis de trouver une meilleure valeur de f , ce qui revient à avoir $f(s^u) < f(s)$ dans le cas de minimisation (et $f(s^u) > f(s)$ dans le cas de maximisation). Une amélioration de f modélise donc la capture d'une proie. A chaque fois qu'une fourmi parvient à améliorer $f(s)$ elle mémorise s' à la place de s et sa prochaine exploration locale aura lieu dans le voisinage de s' . Si l'exploration locale est infructueuse, pour la prochaine exploration, la fourmi choisira un site au hasard parmi les p sites qu'elle a en mémoire.

Quand un site a été exploré successivement plus de P_{locale} fois sans avoir rapporté de proie, il est définitivement oublié et sera remplacé par un nouveau site à la prochaine itération (c'est-à-dire la prochaine sortie du nid). Le paramètre P_{locale} représente une patience locale.

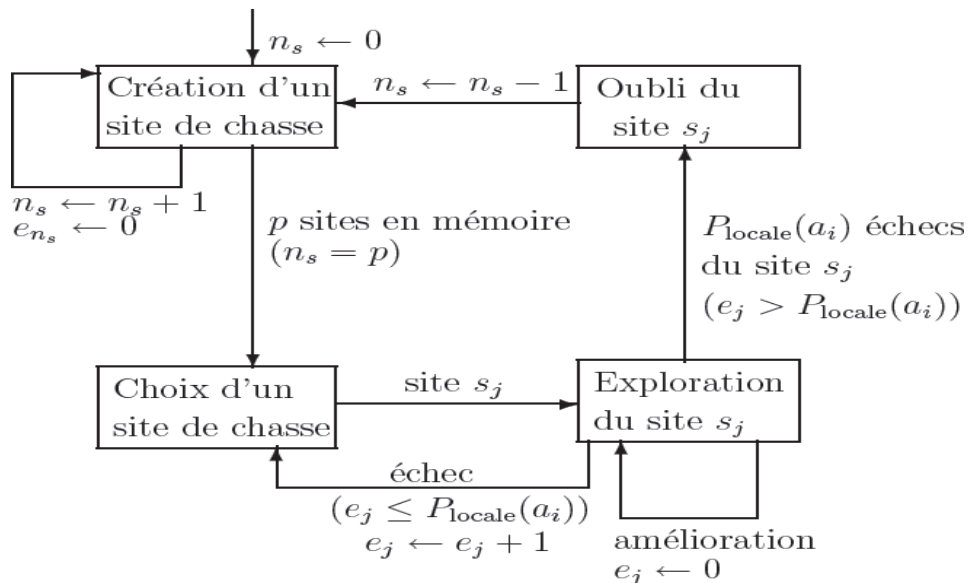


Figure 2.6: Le comportement de fourragement d'une fourmi .

a_i est une fourmi, n_s est le nombre de sites de chasse dans la mémoire de la fourmi, e_j est le nombre d'échecs successifs rencontrés sur le site s_j , P_{locale} est la patience locale de la fourmi, elle représente le nombre d'échecs rencontrés par la fourmi sur le même site de chasse [26].

II.7.2.1 - Exploration globale

D'un point de vue global, API place le nid à une position N de S et procède à l'exploration de S autour de N . L'exploration est déterminée par le comportement local des fourmis.

A chaque pas de l'algorithme les n fourmis sont simulées en parallèle. A l'initialisation, le nid est placé dans S de manière uniformément aléatoire par l'opérateur O_{rand} . Puis le nid est déplacé toutes les P_N déplacements des n fourmis. Il est alors placé sur le meilleur point s^+ trouvé depuis son dernier déplacement. A chaque déplacement du nid les fourmis reprennent leur exploration à partir de la nouvelle position du nid.

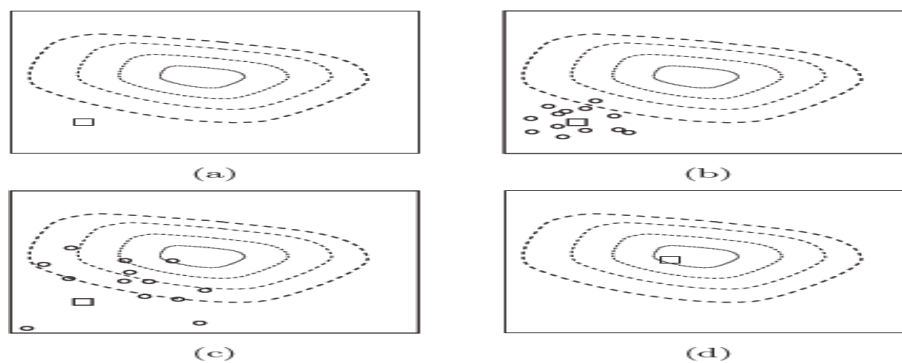


Figure 2.7: Exploration globale : Déplacement du nid [22].

- (a) le nid (le carré) est placé aléatoirement dans l'espace de recherche.
- (b) les sites de chasse (cercles) créés autour du nid.
- (c) l'exploration locale déplace cause le déplacement des sites vers des zones plus intéressantes de l'espace de recherche.
- (d) le nid est déplacé sur la position du meilleur site de chasse, les sites sont ensuite générés à partir de cette nouvelle position, come dans (b), et ainsi de suite.

Enfin, à chaque déplacement du nid, la mémoire des fourmis est vidée et elles doivent reconstruire leurs p sites de chasse.

Du point de vue de l'optimisation, cela permet d'éviter des minima locaux dans lesquels les fourmis resteraient enfermées. Cela permet aussi de rassembler les fourmis autour du meilleur point trouvé et ainsi de concentrer les recherches.

On pourrait cependant procéder d'une manière plus « douce » : il suffirait de placer le nid à la position du minimum global trouvé par la colonie à chaque fois que celui-ci est amélioré sans réinitialiser toutes les fourmis.

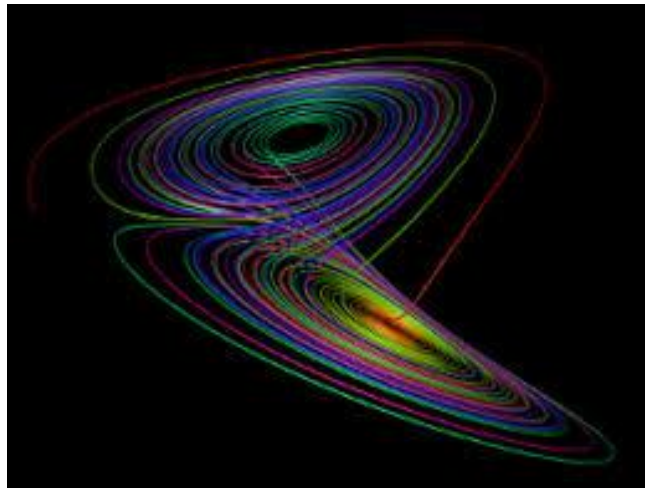
Ainsi, quand une fourmi crée un nouveau site de chasse, elle le ferait dans le voisinage de l'optimum global.

II.10- Conclusion :

Ce chapitre a décrit les principales métaheuristiques, leurs origines, principes de fonctionnement, et leurs algorithmes de bases. De plus nous avons présenté les deux méthodes que nous avons adapté pour la résolution de notre problème, à savoir, l'algorithme API basé sur le comportement de fourrageage de l'espèce de fourmis *Pachycondyla apicalis*.

CHAPITRE III

SIMULATION ET RESULTAS



III .1- Introduction

L'étude du phénomène chaotique ne peut pas être faite analytiquement, seules les méthodes numériques peuvent approcher les solutions avec la précision souhaitée à partir de simulations laborieuses en ordinateur. Dans ce chapitre nous allons étudier le comportement chaotique dans un oscillateur piézoélectrique à quartz ainsi que l'identification des paramètres de contrôle de ce circuit par l'algorithme API.

III .2- La piézoélectricité

La piézoélectricité est un phénomène physique présent chez certains matériaux ayant une structure cristalline. Un matériau piézoélectrique est, par définition, capable de coupler les énergies élastiques et électriques. L'effet piézoélectrique existe sous deux formes détaillées ci-dessous : l'effet direct et l'effet indirect.

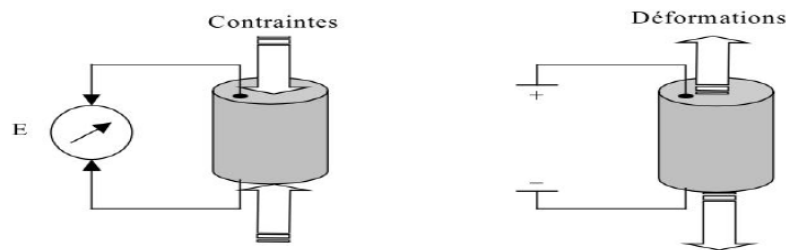


Figure 3 .1 : Effets piézoélectriques direct et indirect.

Seuls les matériaux non conducteurs peuvent être piézoélectriques [27]. La piézoélectricité résulte de la création de dipôles internes au sein de chaque maille du cristalline. Pour qu'il y ait apparition ou non de ces dipôles internes, les propriétés symétriques des cristaux sont fondamentales. En effet, tout cristal possédant un et un seul centre de symétrie ne peut être piézoélectrique (Figure 2). En l'absence de centre de symétrie ou en présence de plusieurs, la redistribution des charges internes de chaque maille due aux contraintes mécaniques externes peut aboutir à une polarisation. la polarisation se fait selon un axe privilégié qu'on appelle «axe polaire» [27] .

III .2.1- Principes de la piézoélectricité

On peut définir la piézoélectricité comme la propriété que possèdent certains matériaux à se polariser sous l'effet de contraintes mécaniques et à se déformer sous l'effet d'un champ électrique. Si une compression est appliquée à la place d'une traction, le signe de la polarité est

inversé. De même, si les polarités du champ électrique appliqué changent de signe, le signe de la contrainte développée s'inverse aussi.

III .2.2- Les avantages des éléments piézoélectriques

L'utilisation de matériaux piézoélectriques présente divers avantages. Ces matériaux sont capables d'assurer une conversion d'énergie électrique en énergie mécanique : l'application d'une contrainte sur un matériau piézoélectrique entraîne l'apparition d'une tension entre les électrodes. Ce phénomène est réversible ce qui permet d'utiliser les éléments piézoélectriques indifféremment comme actionneur ou capteur ou même de cumuler les deux fonctions [28].

Les matériaux piézoélectriques proposent un large panel de caractéristiques électromécaniques dépendant de leur constitution chimique. Leur compacité, leur bande passante et leurs performances sans cesse croissantes en font des éléments de choix pour le contrôle de vibration de structures souples. Il en existe plusieurs types offrant des avantages différents. Par exemple, les piézocéramiques offrent une grande rigidité structurelle ce qui leur donne un grand pouvoir actif tandis que la souplesse des films piézoélectriques leur donne une grande sensibilité. Par ailleurs, ces matériaux peuvent interagir sur des fréquences allant de l'Hertz à plusieurs mégahertz les rendant utiles pour une large gamme d'applications. De plus, étant donné le poids relativement faible des matériaux piézoélectriques, une grande quantité de ces éléments peut être utilisée sans augmenter de façon significative le poids de la structure [28].

III .3- Propagation d'une onde acoustique en milieu piézoélectrique

En appliquant la loi fondamentale de la dynamique, les relations constitutives décrivent les efforts mécaniques et la polarisation d'un diélectrique piézoélectrique soumis à un champ électrique et à des déformations [29].

$$\begin{cases} T_{ij} = C_{ijkl} S_{kl} - e_{mij} E_m \\ D_n = \epsilon_{mn} E_m + e_{nkl} S_{kl} \end{cases} \quad (III.1)$$

Où :

- ❖ D_n : Tenseur d'induction électrique
- ❖ E_m : Vecteur champ électrique
- ❖ T_{ij} : Tenseur de contraintes mécanique

❖ S_{kl} : Tenseur de déformations mécaniques

Les tenseurs des rigidités élastiques C_{ijkl} , les constantes piézoélectriques e_{mij} et les permittivités ϵ_{mn} sont données dans les standards spécialisés de cristallographie.

III .4- Equation paramétrique du résonateur

La majorité des résonateurs à quartz fabriqués actuellement fonctionnent en mode à cisaillement d'épaisseur. Ces résonateurs ont la forme d'un disque de quartz métallisé sur une partie centrale et supporté par des ressorts métalliques liés à une embase étanche.

Considérons une vibration acoustique dans ce résonateur, l'équation de ce dernier avec une configuration spéciale est donnée par [30] .

$$\begin{cases} T_6 = C_{66}^E S_6 = \frac{1}{6} C_{6666}^E - e_{26} E_2 + r_{66} \left(\frac{\partial S_6}{\partial t} \right) \\ D_2 = e_{26} S_6 + \epsilon_{22} E_2 \\ \frac{\partial D_2}{\partial y} = 0 \end{cases} \quad (III.2)$$

Où

- C_{66}^E : Tenseur de constantes d'élasticités du deuxième ordre à un champ constant.
- C_{6666}^E : Tenseur de constantes d'élasticités du quatrième ordre à un champ constant.
- e_{26} : Tenseur de constantes piézo-électriques.
- r_{66} : Tenseur de constantes linéaires d'amortissement.
- ϵ_{66} : Tenseur de constantes diélectriques.

D_2 : Tenseur d'induction électrique.

S_6 : Tenseur de déformations mécaniques.

Pour procéder à l'analyse du comportement résonnant, il est intéressant de transformer le résonateur en un circuit non linéaire, au lieu de considérer l'équation de l'onde directement.

L'inductance et la capacité sont exprimées par :

$$L(i) = L_0(1 + \alpha i^2), \quad (III.3)$$

$$\frac{1}{C}(i) = \frac{1}{C_0}(1 + \beta i^2)$$

La caractéristique courant-tension de ce résonateur est donnée par :

$$L \frac{di}{dt} + \frac{1}{C} \int i dt + Ri = V \sin(\omega t) \tag{III.4}$$

En remplaçant $L(i)$ et $\frac{1}{C}(i)$ par leurs valeurs, on peut trouver :

$$(1 + 3\alpha i^2) \frac{d^2 i}{dt^2} + \theta \frac{di}{dt} + \left(\omega_0^2 + 6\alpha \left(\frac{di}{dt} \right)^2 \right) i + \Gamma i^3 = A \cos(\omega t) \tag{III.5}$$

Où :

$$\theta = \frac{R_0}{L_0} ; \Gamma = \omega_0(\beta - 3\alpha) ; A = \omega_0 \frac{V}{L_0}$$

La relation entre les paramètres du circuit et les constantes caractéristiques du résonateur :

$$L_0 = \rho \frac{d^2}{8e_{26}^e S} ; C_0 = \frac{8e_{26}^2}{\pi^2 C_{66}^D d} ; R = \frac{\pi^2 r_{66} d}{8e_{26}^2 S}$$

$$Q_0 = \omega_0 \frac{L_0}{R_0}$$

$$\alpha = \frac{-3}{256} \frac{C_{6666}^D}{C_{66}^D} \frac{\pi^2 (1 + Q_0)}{e_{26}^e S \omega_0}$$

$$\beta = \frac{3}{256} \frac{C_{6666}^D}{C_{66}^D} \frac{\pi^2 (1 - Q_0)}{e_{26}^e S \omega_0}$$

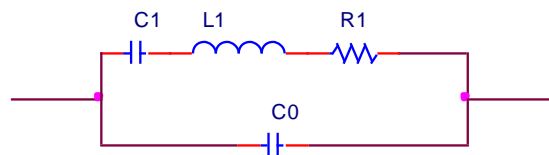


Figure 3.2 : Schéma d'un résonateur piézoélectrique

Où :

- ✓ L_0 : L'inductance linéaire.
- ✓ C_0 : La capacité linéaire.
- ✓ R_0 : La résistance linéaire.
- ✓ D : L'épaisseur.
- ✓ ρ : La densité du cristal

- ✓ S : La surface du résonateur
- ✓ α et β les coefficients non linéaires de l'inductance et la capacité respectivement.
- ✓ ω_0 : Fréquence de résonance sans les termes de la non linéarité.

L'équation (05) peut se réduire à la fameuse équation de Duffing celle-ci décrit le mouvement d'une masse rappelée à sa position d'équilibre par un ressort à caractéristique non linéaire :

$$\frac{d^2i}{dt^2} + \theta \frac{di}{dt} + \omega_0^2 i + \Gamma i^3 = A \cos(\omega t_1) \tag{III.6}$$

III .5- Etude théorique

L'équation différentielle donnée par le résonateur à quartz non linéaire est :

$$y'' + \gamma y' + y + y^3 = F \cos(\Omega t) \tag{III.7}$$

Avec :

$$\gamma = \frac{\Gamma}{\omega_0}, \quad F = \frac{\Gamma^{1/2}}{\omega_0^3} A = \frac{\Gamma^{1/2}}{\omega_0^2 L_0} V$$

$$\Omega = \frac{\omega}{\omega_0}, \quad t = \omega_0 t_1, \quad i = \left(\frac{\omega_0^2}{\Gamma} \right) y$$

Les équations d'état sont données par :

$$\begin{cases} \dot{y} = x \\ \dot{x} = -\gamma x - y - y^3 + F \cos(\Omega t) \end{cases} \tag{III.8}$$

Pour que (x_q, y_q) soit un point d'équilibre, il faut que :

$$F_1(x_q, y_q) = F_2(x_q, y_q) = 0$$

Alors :

$$F_1(x_q, y_q) = 0 \Rightarrow x_q = 0$$

$$F_2(x_q, y_q) = 0 \Rightarrow -\gamma x_q - y_q - y_q^3 = 0$$

Nous trouvons un seul point d'équilibre P (0,0).

III .5.1- La stabilité du résonateur piézoélectrique

Pour le système non forcé, nous pouvons déterminer la stabilité en examinant la matrice de Jacobi au point d'équilibre.

$$J_{F(x_q, y_q)} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1-3y_q^2 & -\gamma \end{bmatrix} \quad (\text{III.10})$$

En remplaçant les point d'équilibre par les valeurs (0,0) ; la matrice devienne :

$$J_{F(0,0)} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -\gamma \end{bmatrix} \quad (\text{III.11})$$

En calculant les valeurs propres $\lambda_{1,2}$:

$$\lambda_{1,2} = \frac{-\gamma \pm \sqrt{\gamma^2 - 4}}{2} \quad (\text{III.12})$$

L'étude de la stabilité du point d'équilibre revient à étudier le signe de la partie réelle des valeurs propres, celles ci dépendent du paramètre d'amortissement γ . Après calcul nous avons fait les constatations suivantes:

L'étude de la stabilité du point d'équilibre revient à étudier le signe de la partie réelle des valeurs propres, celles ci dépendent du paramètre d'amortissement γ . Après calcul nous avons fait les constatations suivantes :

1. Si $\gamma=0$, nous trouvons que $\lambda_{1,2}$ sont complexes (sous la forme de $\sigma+j\omega$) avec σ nulle, il y aurait un sommet dans l'espace de phase ou des oscillations stables (Fig. 2.a).
2. Si la valeur de $\gamma>0$, les parties réelles de $\lambda_{1,2}<0$, cela correspond à des oscillations amorties où le système revient au point d'équilibre (Fig. 2.b).
3. Si la valont.eur de $\gamma<0$, les parties réelles de $\lambda_{1,2}>0$, cela veut dire un système instable (Fig 2.c).

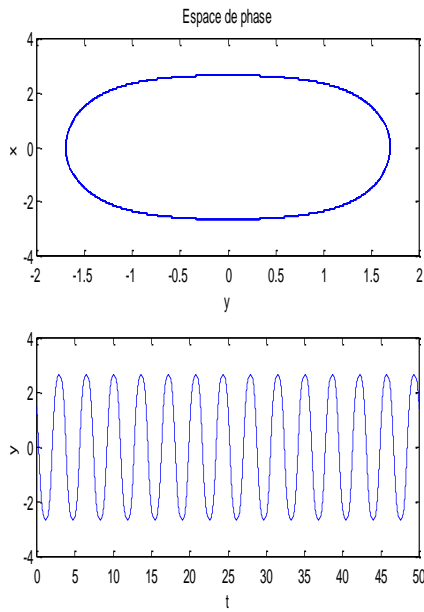


Fig. 2.a

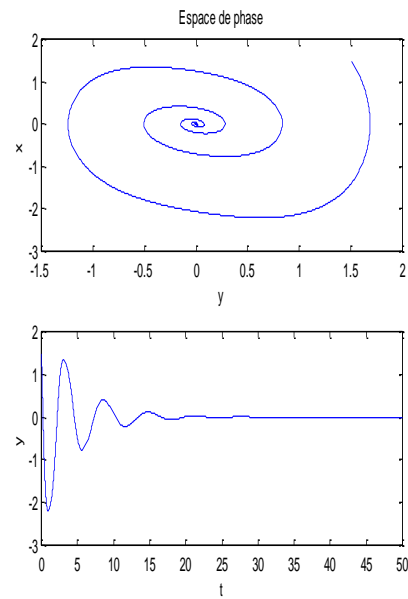


Fig. 2.b

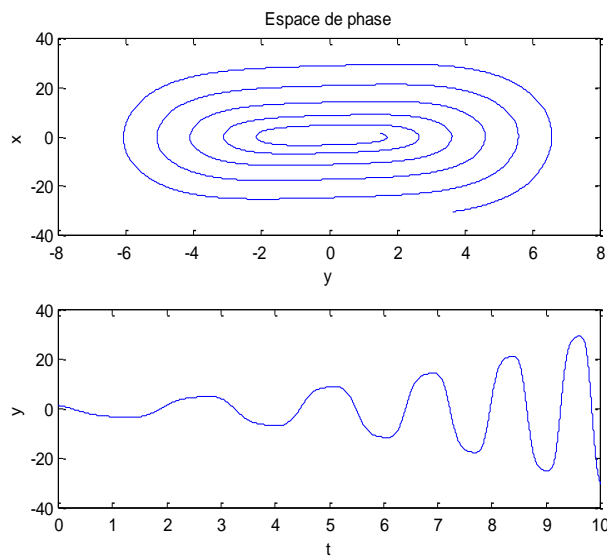


Fig. 2.c

Figure 3.3: Cas non forcé

- a) $F=0, \gamma=0, \Omega=0, y=1.5, dy/dt=1.5$
- b) $F=0, \gamma=0.4, \Omega=0, y=1.5, dy/dt=1.5$
- c) $F=0, \gamma=-0.4, \Omega=0, y=1.5, dy/dt=1.5$

Dans le cas où le système est forcé, son mouvement est entretenu par une fréquence externe. Trois variables entrent en jeu, ce qui amène le système à un mouvement plus complexe où la prédiction de leurs structures est impossible avant la simulation.

Si $\Omega=0$ donc la fréquence d'excitation est nulle, il y aura un amortissement du mouvement quelque soit la valeur de γ .

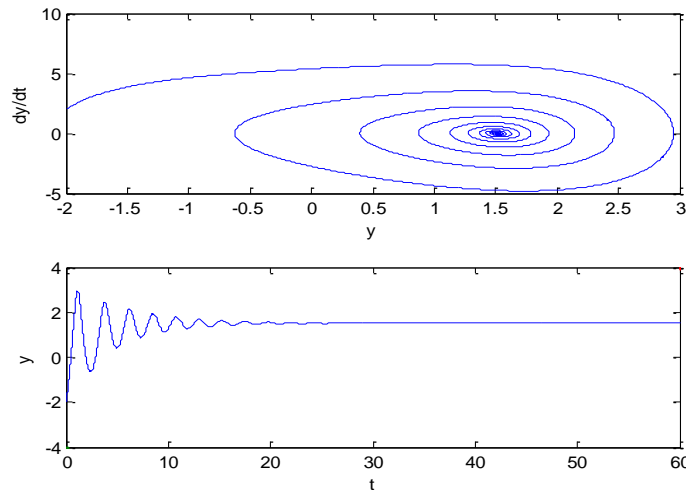


Figure.3.4: Excitation avec une force constante($F=0$)
 $F=5, \gamma=0.4, \Omega=0, y=-2, dy/dt=2$

Pour arriver à simuler le comportement chaotique de l'équation de Duffing, Nous avons choisis des valeurs différentes de γ . Cependant, nous avons fixé le facteur d'amortissement à 0.4 et $\Omega=1.3275$ pour pouvoir obtenir les différentes trajectoires demandées.

Pratiquement, $\gamma=0.4$ veut dire que le résonateur est choisie avec des dimensions bien précise puisqu'il y a une dépendance entre les paramètres électriques et ceux de la non linéarité avec les dimensions du cristal.

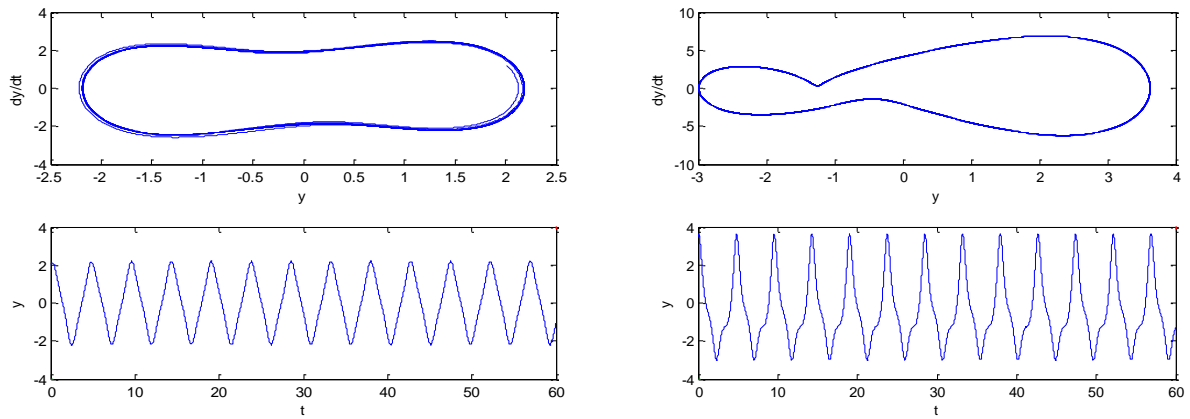
A fur et à mesure que γ augmente, la stabilité persiste mais les formes diffèrent d'une valeur de γ à une autre.

III.5.2.- Apparition du chaos

Dans les figures suivantes, nous remarquons l'acheminement des phénomènes, commençant par la symétrie de la trajectoire jusqu'au chaos.

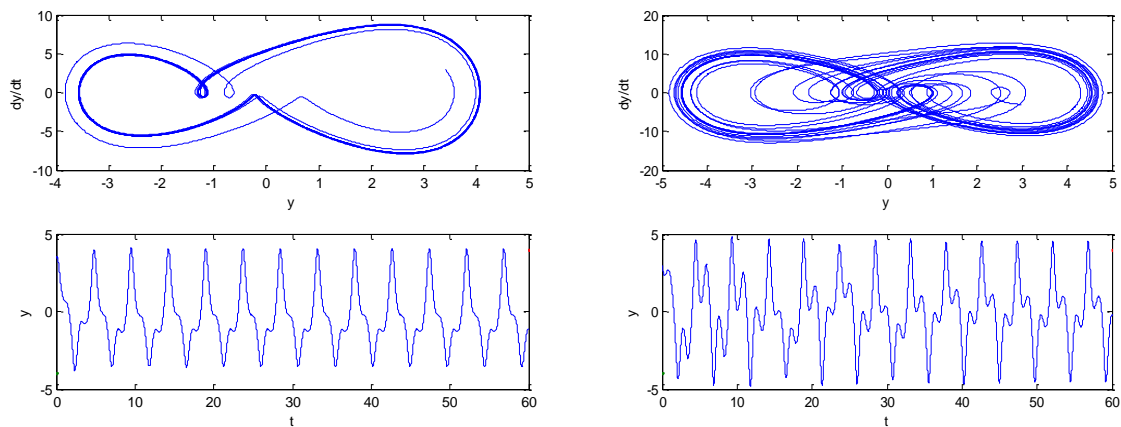
Pour une faible valeur de F , c'est à dire une faible excitation, l'orbite est symétrique (Fig. 5.a).

Lorsque la force augmente, nous constatons que la symétrie disparaît et devient de plus en plus asymétrique (Fig. 5.b).



(a) (b)
Figure 3.5: symétrie et asymétrie de la trajectoire
 a) $F=4.52, \gamma=0.4, \Omega=1.3275, y=2.005, dy/dt=1.231$
 b) $F=15, \gamma=0.4, \Omega=1.3275, y=3.45, dy/dt=3.45$

A une valeur plus grande, un doublement de période est remarqué, cela se poursuit jusqu'à l'apparition du chaos.



(a) (b)

Figure 3.6: Apparition du chaos

a) $F=20, \gamma=0.4, \Omega=1.3275, y=3.41, dy/dt=-3.02$
 b) $F=28, \gamma=0.4, \Omega=1.3275, y=3, dy/dt=-3$

III.5.2.1 Identification par application de l'API

Pour avoir la stabilité totale de ce système en utilisant l'algorithme API et après plusieurs essais, les paramètres identifiés sont données par les figures suivante :

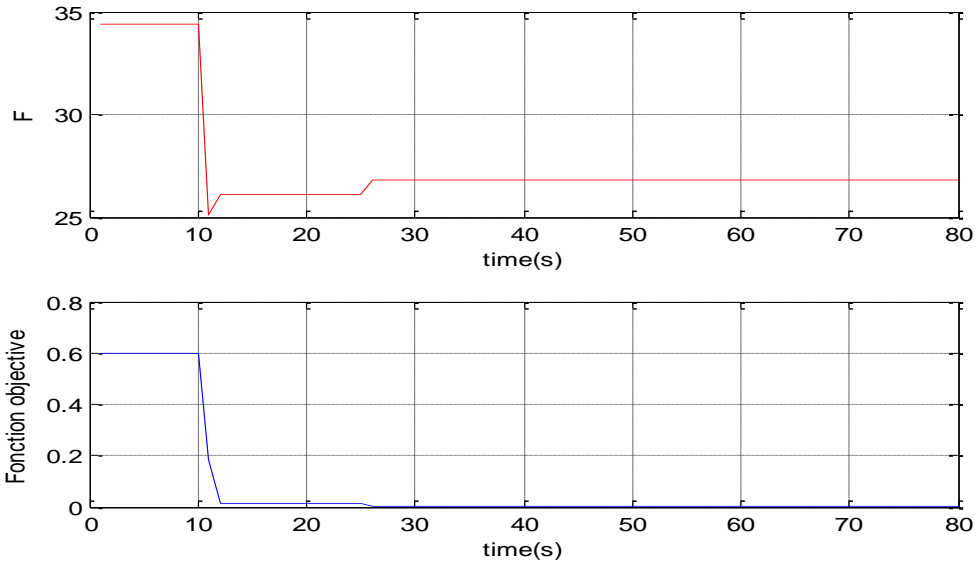


Figure 3.7: Identification de F

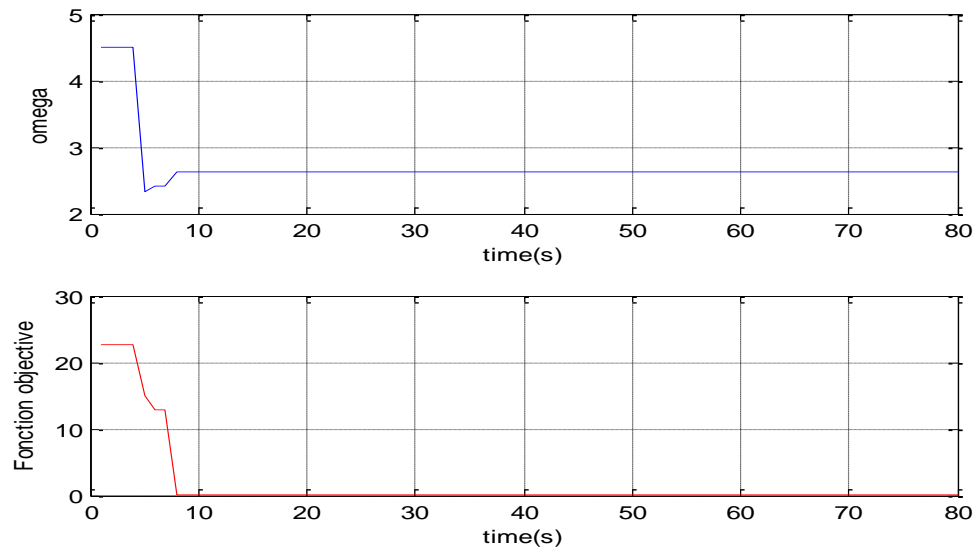


Figure 3.8: Identification de omega

Les figures (3.7) et (3.8) illustrent les valeurs optimales du système pour avoir des oscillations stables.

La figure (3.9), nous donne une trajectoire stable de notre oscillateur piézoélectrique après identification des paramètres F et Ω .

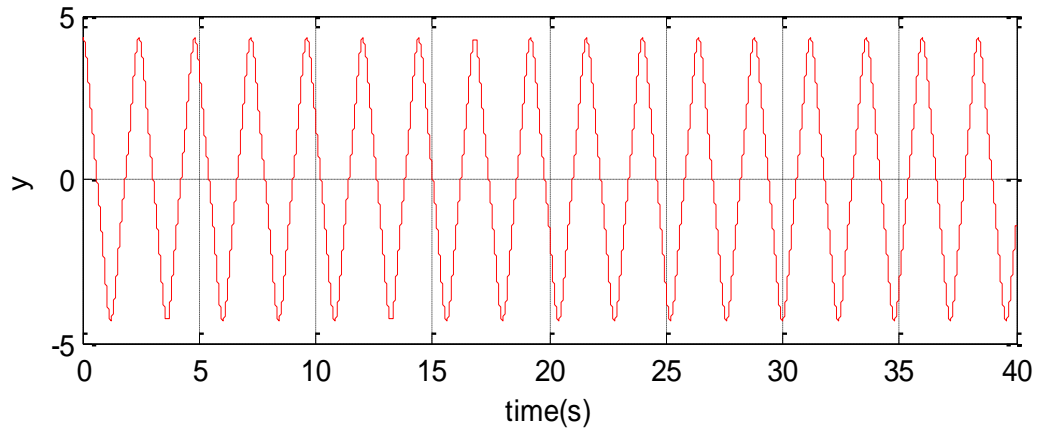


Figure 3.9: trajectoire stable en utilisant les valeurs de F et de Ω

III .6- Conclusion

Dans ce travail nous avons utilisé l'algorithme de API pour l'identification des paramètres de contrôle du système chaotique électrique afin de vérifier la stabilité de la solution de l'oscillateur non linéaire. Les résultats de la simulation montrent la simplicité, la performance et l'efficacité de l'algorithme métaheuristique de l'API pour l'identification et l'optimisation des systèmes chaotiques.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Les systèmes dynamiques non linéaires ont fait l'objet d'intenses recherches et explorations donnant naissance à la fameuse théorie du chaos. Dans ce travail, nous avons utilisé la méthode méta heuristique API inspirée des fourmis *Pachycondyla APicalis* pour identifier les paramètres d'un oscillateur piézoélectrique chaotique du deuxième ordre.

Les méta-heuristiques exploitent généralement des processus aléatoires dans l'exploration de l'espace de recherche. En plus de cette base stochastique, les méta-heuristiques sont le plus souvent itératives, ainsi le même processus de recherche est répété lors de la résolution. Les fourmis de l'espèce *Pachycondyla APicalis* présentent des comportements auto-organisés, où des interactions simples au niveau local permettent la vision de comportements ou de fonctionnalités globales complexes.

Le modèle non linéaire du résonateur à Quartz sous des excitations intenses est étudié par la simulation numérique et en utilisant l'algorithme méta-heuristique API comme technique numérique, nous avons cherché les conditions qui permettent au chaos de se manifester en utilisant l'algorithme de Runge kutta et ensuite nous avons identifié les paramètres de contrôle du résonateur pour avoir un système stable et non chaotique.

Au fur et à mesure que la force d'excitation appliquée augmente la symétrie est rompue, cela provoque un doublement de période et nous avons observé que les trajectoires diffèrent d'une valeur des paramètres de contrôle à une autre.

Après simulation nous avons constaté que l'algorithme metaheuristique API est un algorithme efficace pour l'identification des systèmes chaotiques.

Et comme perspective de ce travail, d'autres systèmes non linéaires seront optimisés par d'autres algorithmes méta heuristiques.

BIBLIOGRAPHIE



Bibliographie

- [1] Benhabib . Chouaib. «Etude D'un Systeme Chaotique Pour La Securisation Des Communications Optiques». L'Universite De Tlemcen Thèse De Master 2014.
- [2] J. Oden. « Le Chaos Dans Les Systemes Dynamiques » Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur Strasbourg I 2007.
- [3] A. Zemoouche. « Sur L'Observation De L'etat Des Systèmes Dynamiques Non Lineaires ».Thèse Doctorat 2007 Université Louis Pasteur Strasbourg ,.
- [4] [Http://Tpe.Fractales.1ere.S.Free.Fr/Fract_Maths.Php](http://Tpe.Fractales.1ere.S.Free.Fr/Fract_Maths.Php)
- [5] [Http://Pascale.Et.Vincent.Bourges.Pagesperso-Orange.Fr/Fractal/Chap1.Htm](http://Pascale.Et.Vincent.Bourges.Pagesperso-Orange.Fr/Fractal/Chap1.Htm)
- [6] [Http://Pascale.Et.Vincent.Bourges.Pagesperso-Orange.Fr/Fractal/Index.Htm](http://Pascale.Et.Vincent.Bourges.Pagesperso-Orange.Fr/Fractal/Index.Htm)
- [7] H. Schuster Georg "Deterministic Chaos - an Introduction". 4th edition , Wiley,(2005), 288 pp.
- [8] Hirsch M., Smale S., Devaney R. "differential Equations, Dynamical Systems And An Introduction To Chaos". 2nd Edition, USA, Elsevier Academic Press (2004), 432 pp.
- [9] M.Ait Hammi, Abdelfateh « Etude Et Réalisation D'un Systeme Chaotique Basé Sur Le Circuit De Chua» . 2014 .
- [10] W. L. Ditto, L. M. Pecora, "Mastering Chaos" Scientific American, (Aout 1993) pp. 77-84.

- [22] W. L. Ditto, L. M. Pecora, "Mastering Chaos" Scientific American, (Aout 1993) pp. 77-84.
- [11] A. .Keziz ,« Identification Des Parametres D'un Resonateur Piezoelectrique Chaotique Par Un Algorithme Meta-Heuristique» .2016.
- [1 2] [Http://Daniel.Bruges.Pagesperso-Orange.Fr/Fractal/Aquoicasert/?Medecine.Htm](http://Daniel.Bruges.Pagesperso-Orange.Fr/Fractal/Aquoicasert/?Medecine.Htm)
- [13] R. Meziane., « Optimisation de la structure d'un réseau de production d'énergie électrique et amélioration de sa performance», thèse de doctorat, USTO 2007
- [14] A. Yalaoui., «Allocation De Fiabilite Et De Redondance Dans Les Systemes Paralleleserie Et Serie- Parallele», thèse de doctorat, 2004.
- [15] Roux, «La Mémoire Dans Les Algorithmes A Colonie De Fourmis : Applications A L'optimisation Et A La Programmation Automatique», thèse de doctorat de l'Université du Littoral Cote d'Opale, 2001.
- [16] Meta Heuristique, Wikipedia Encyclopedie, 20 Decembre 2005
- [17] J. Hao, P. Galinier, M. Habib., « Métaheuristiques Pour L'optimisation» University of Angers. Article accessible à:www.info.univ-angers.fr/pub/hao
- [18] J. Dreco,A. Petrowski, P. Siarry et E. Taillard,«Metaheuristiques Pour L'optimisation Difficile», Eyrolles, 2003.
- [19] S. Martello, S.Osman I.H., Roucairol C. (eds.) «Meta- Heuristics: Advances And Trends In Local Search Paradigms For Optimization», Kluwer, Boston, 1999.
- [20] Algorithmes génétiques, Wikipedia, encyclopédie, 20 décembre 2005.
- [21] J.H. HOLLAND, «Adaptation in natural and artificial systems. The University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975».

- [22] Monmarché, N, (2000). «Algorithmes De Fourmis Artificielles: Applications A La Classification Et A L'optimisation», Thèse de doctorat, Université François Rabelais Tours.
- [23] Fresneau, D., (1985). «Individual Foraging and Path Fidelity in a Ponerine Ant». *Insectes sociaux*, Paris, 32(2):109-116.
- [24] Fresneau, D., (1994). « Biologie Et Comportement Social D'une Fourmi Ponerine Neotropicale (*Pachycondyla Apicalis*) », Thèse d'état, Université de Paris XIII, Laboratoire d'Ethologie Expérimentale et comparée, France.
- [25] Holldobler, B., et Wilson, E., (1990). «The Ants, Springer Verlag, Berlin, Germany».
- [26] Houbad. Yamina «Modelisation Et Ordonnancement Temps Reel D'un Job Shop A L'aide Des Metaheuristiques». Mémoire de Magister 2011 Université Abou Bakr Belkaid –Tlemcen
- [27] S. Le Dren, «Elaboration De Couches Epaissees Piezoelectriques Deposees Sur Substrats Pour Des Applications Microtechniques», Thèse De Doctorat, INSEA, Lyon, Septembre (2000).
- [28] S. Harari, « Controle Modal Semi-Actif Et Actif A Faible Consommation Energetique Par Composants Piezoelectriques », These De Doctorat De Laboratoire De Genie Electrique Et Ferroelectricite (LGEF) et Laboratoire de Mécanique des Contacts et des Structures (LaMCoS), 2009
- [29] M. Planat « L'instabilite Non Lineaire Des Ondes Se Propageant Dans Un Milieu Piezo-Electrique » *J. Phys Coll (Ixe Journnées D'études Sur La Propagation Acoustique) Colloque Cs*, Vol 51, 1er sept 99.
- [30] Y. Abe « Simulation Of Chaotic Behavior In Piezoelectric Resonators » *Jpn. J. Appl Phys* Vol 34, pp 17-25, May 95.

Annexe A

Dans cet Annexe nous présentons l'algorithme API qui modélise le comportement de fourragement d'une population de fourmis primitives (*Pachycondylaapicalis*).

Les principales étapes de la simulation de la colonie de fourmis sont données par l'algorithme suivant [22]:

- (1) **Choisir** aléatoirement l'emplacement initial du nid : $N \leftarrow O_{\text{rand}}$
- (2) $T \leftarrow 0$ /*indice du nombre d'itérations*/
- (3) **Tant que** la condition d'arrêt n'est pas vérifiée faire
- (4) **Pour** tout $a_i \in A$ faire
- (5) API-FOURRAGEMENT(a_i)
- (6) **Fin pour**
- (7) **Si** le nid doit être déplacé alors
- (8) $N \leftarrow s^+$ /*meilleure solution atteinte*/
- (9) **Vider** la mémoire de toutes les fourmis
- (10) **Fin si**
- (11) $T \leftarrow T + 1$
- (12) **Fin Tant que**
- (13) **Retourner** s^+ et $f(s^+)$

Le comportement local de fourragement d'une fourmi est donné par l'algorithme (API Fourragement) suivant :

- (1) **Si** $n_c(a_i) < p$ alors
 La mémoire de la fourmi n'est pas pleine
- (2) $n_c(a_i) \leftarrow n_c(a_i) + 1$
- (3) **Construction** d'un site de chasse autour du nid:
 $s_{n_c}(a_i) \leftarrow O_{\text{explo}}(N, A_{\text{cite}})$
- (4) **Initialisation** du compteur d'échecs du site construit: $e_{n_c}(a_i) \leftarrow 0$
- (5) **Sinon**
- (6) **Soit** s_j le site que la fourmi a exploré à sa dernière sortie
- (7) **Si** $e_j > 0$ alors
 * la dernière exploration de s_j a été infructueuse*
- (8) **Choisir** aléatoirement un site s_j de chasse ($j \in \{1, \dots, p\}$)
- (9) **Finsi**

- (10) **Exploration locale** autour des sites s_j : $s^u \leftarrow O_{\text{localo}}(s_j, A_{\text{locale}})$
- (11) **Si** $f(s^u) < f(s_j)$ **alors**
- (12) $s_j \leftarrow s^u$
- (13) $e_j \leftarrow 0$
- (14) **Sinon**
- (15) $e_j \leftarrow e_j + 1$
- (16) **Si** $e_j > P_{\text{locale}}$ **alors**
- (17) Effacer le site s_j de la mémoire de la fourmi
- (18) $n_c(a_i) \leftarrow n_c(a_i) - 1$
- (19) **Finsi**
- (20) **Finsi**

Annexe B

Dans cet annexe, nous allons présenter cette espèce de fourmis, son comportement de recherche de nourriture, ainsi que sa modélisation telles que présentées et décrites par Monmarché[22].

Biologie des *Pachycondylaapicalis*

Pachycondylaapicalis est une ponérinenéotropicale que l'on rencontre en Amérique du Sud, en particulier au Mexique.



Figure B : L'espèce de fourmis *Pachycondylaapicalis*.

Sa morphologie et le peu de communication entre individus la classe parmi les fourmis dites primitives mais certains aspects de son adaptation démentent ce jugement. Les fourmis *Pachycondylaapicalis* vivent en petites colonies composées de quelques dizaines d'individus (40 à 100 ouvrières).

Les fourmis de cette espèce installent leur nid dans de vieilles souches ou des arbres morts en décomposition qui offrent ainsi un habitat instable pour des fourmis qui ne savent pas construire de fourmilière. Après un certain temps, lorsque la vétusté de leur nid devient trop importante, elles doivent déménager et chercher un nouveau refuge. Les petits insectes et les cadavres d'insectes présentent la source de nourriture de cette espèce de fourmis. Les fourmis de cette espèce ne participent pas toutes à la recherche de nourriture, certaines ouvrières restent au nid pour s'occuper du couvain, et d'autres prospectent individuellement autour de la fourmilière et ramènent les proies au nid.