

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique
Département d'hydraulique



Mémoire de fin d'étude

en vue d'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en hydraulique

MODÉLISATION DES RÉSEAUX D'ALIMENTATION EN EAU PAR LES MÉTHODES HEURISTIQUES ET MÉTAHEURISTIQUES

Réalisé par :

M. ZABOT Moula

Encadré par :

Pr. N. DECHEMI

Promotion :juin 2008

ملخص

في عملنا هذا قمنا بمقارنة طريقتين للحلول الامثلية. الهدف هو اعتبار اي منهما يسمح بالحصول على الحل الأمثل في شبكات الري المتفرعة. إحداهما هي طريقة قديمة مستعملة لحل مثل هذه الاطروحة و هي "هوريسنيك لابي". الأخرى هي طريقة الميهاهوريسنيك بالخوارزميات الوراثية و التي أثبتت تفوقها في حالات عدة .

للوصول إلى هذه المقارنة اعدنا "برمجية" تستعمل هاتين الطريقتين و بها قمنا بعدة تطبيقات حاسوبية.

الكلمات الدالة : حلول أمثلية، هوريسنيك، ميهاهوريسنيك، خوارزميات وراثية، ري، لابي، شبكات، نمذجة.

Résumé

Dans le présent travail nous avons fait une comparaison entre deux méthodes d'optimisation. L'objectif est de juger laquelle entre elles nous permet d 'avoir l'optimum dans l'optimisation des réseaux ramifiés d'eau. L'une, qui est une ancienne méthode utilisée pour ce type de problèmes, est l'heuristique de Labye. L'autre méthode est la métaheuristique des Algorithmes génétiques qui a fait preuve de succès dans pas mal de problèmes d'optimisation actuels.

Afin d'aboutir à cette comparaison nous avons élaboré un logiciel qui utilise ces deux méthodes avec quoi nous avons fait des applications sur des réseaux ramifiés.

Mots clés : modélisation, optimisation, heuristique, métaheuristique, algorithmes génétiques, hydraulique, Labye, réseau.

Abstract

At this present work we have done a comparison between two methods of optimization in order to decide which one of them can find the optimum in the optimization of ramified system. One, which is old method used in this kind of problems, is the heuristic of Labye. The other method is the metaheuristic with genetic Algorithms which have done success in many problems of optimization.

To result in this comparison we have elaborate software which use this two methods and with which we have done applications on may systems.

Key words: modeling, optimization, heuristic, metaheuristic, genetic algorithms, hydraulic, Labye, system.

REMERCIEMENTS

Gloire à dieu qui ma offert le courage, la volonté et la foi pour réaliser ce travail.

A terme de ce projet de fin d'étude je tiens à exprimer mes gratitude et remerciements pour le professeur N. Dechemi de m'avoir encadré ainsi que pour sa rigueur, ses critiques et conseils rationalistes et encouragements pour effectuer ce travail. Je le remercie encore de m'avoir appris comment faire de la douleur de la recherche un sentiment de joie et de plaisir.

Je tiens à remercier vivement les membres de jury pour l'intérêt qu'ils ont porté pour ce travail.

Je remercie M. H. Ait Si Amer, gérant du bureau d'étude **HYBACO, et tous ceux qui travaillent dans ce bureau.**

Je remercie tous les profs et le personnel du département d'hydraulique.

Je remercie tous les enseignants, que j'ai l'honneur d'avoir été leur élève.

Enfin, je tiens à remercier tous ceux qui ont participé avec un geste, morale ou physique, pour achever ce mémoire.

*A mes inestimables parents « BABA uked
YEMMA » qui ont tout sacrifié pour que je puisse
réussir.*

*A mes très chers frères, Ramdane, Mourad, Belaid,
Hamza, Mhena, Moussa.*

A mes très chères sœurs, Salha, Hassiba, Nabila.

Aux familles de mes frère Ramdane et Mourad.

Aux familles de mes sœurs Salha et Hassiba.

A mes oncles, à mes tantes et mes cousins.

Aux familles Bensaidi. Fernan et Mellal.

*A tous mes amis et confrères qui ont participé du
près ou de loin dans la réalisation de ce travail.*

SOMMAIRE

INTRODUCTION	7
--------------------	---

CHPITRE I

I.1.) RECHERCHE BIBLIOGRAPHIQUE	10
I.2.) LES METHODES HEURISTIQUES	11
I.2.1.) COMMENT METRE EN ŒUVRE UNE HEURISTIQUE	11
a) Lâcher la prise	11
b) Changer de regard	11
c) Utiliser tous nos sens	11
d) Se mettre à l'état de questionnement	12
e) Faire émerger le métis	12
f) Prendre conscience	12
g) Oser le risque	12
I.2.2.) UTILITE DE LA DEMARCHE HEURISTIQUE	12
I.2.3.) LES CRITERES D'EVALUATION DES HEURISTIQUES	13
• Critère empirique ou pratique	13
• Critère mathématique	13
I.2.4.) LE MIND MAP OU LA CARTE MENTALE	13
➤ Règles de réalisation du mind map	13
I.3.) LES METHODES METAHEURISTIQUES	14
I.3.1.) TERMINOLOGIE	15
I.3.2.) OBJECTIFS DES METAHEURISTIQUES	15
I.3.3.) LES OUTILS DES METAHEURISTIQUES	15
I.3.4.) ORGANISATION GENERALE DES METAHEURISTIQUES	16
Voisinage	16
Diversification	17
Intensification	17
Mémoire et apprentissage	17
I.3.5.) CLASSIFICATION DES METAHEURISTIQUES	17

CHAPITRE II

II.1.) HISTORIQUE	27
II.2.) CONDITIONS D'UTILISATION DES ALGORITHMES GENETIQUES	27
Codage des éléments de la population	27
Génération de la population initiale.....	28
Une fonction à optimiser.....	28
Opérateurs de diversification et d'exploration de la population.....	28
Des paramètres de dimensionnement	28
II.3.) DESCRIPTIONS PRECISES ET DEFRICHAGE	28
Codage des données	28
Génération de la population initiale.....	28
La fonction « fitness » et gestion des contraintes	29
Opérateurs de diversification et d'exploration de la population.....	29
<i>La sélection</i>	29
<i>Les operateurs croisement et mutation</i>	31
II.4.) DEROULEMENT D'UN ALGORITHME GENETIQUE.....	33
II.5.) EXEMPLE D'APPLICATION DES OPERATEURS DES ALGORITHMES	34
II.6.) LES AVANTAGES DES ALGORITHMES GENETIQUE PAR RAPPORT AUX AUTRES METHODES	37
II.7.) APPLICATION PRATIQUE DES ALGORITHMES GENETIQUES	37
II.8.) LES ALGORITHMES GENETIQUES SOUS MATLAB :	39

CHAPITRE III

III.1.) LES METHODES USUELLES POUR LE DIMENSIONNEMENT DES RESEAUX.....	42
III.1.1.) LA METHODE DE HARDY CROSS	42
<i>La méthode des mailles</i>	42
<i>La méthode des nœuds</i>	43
III.1.2.) METHODE DE LINEARISATION DE L'EQUATION DE PERTE DE CHARGE	44
III.1.3.) METHODE DE NEWTON RAPHSON	45
<i>La méthode des mailles</i>	46
<i>Méthode des nœuds</i>	46
III.2.) LES HEURISTIQUES POUR L'OPTIMISATION DES RESEAUX DE DISTRIBUTION D'EAU	48
III.2.1.) LA METHODE DE HARDY CROSS « MAILLES ET NŒUDS »	48
III.2.2.) LA METHODE DES CONDUITES EQUIVALENTES (1961).....	48
III.2.3.) LA METHODE DE JACOBY (1968).....	48

III.2.4.) LA METHODE DE GENEDESE ET MELE (1968)	48
III.2.5.) LA METHODE DE FITHERSTONE ET EL JUMAILY	49
III.3.) LA METHODE DE LABYE POUR L'OPTIMISATION DES RESEAUX RAMIFIES	49
III.3.1.) CARACTERISTIQUES DES RESEAU RAMIFIES	49
III.3.2.) COURBES CARACTERISTIQUES D'UN TRONÇON	50
a. La courbe $P(\Delta h)$	50
b. La courbe $P(z)$ d'un tronçon extrémité.....	53
III.3.3.) ADDITION EN PARALLELE	54
III.3.4.) ADDITION EN SERIE :	55
III.3.5.) ETAPES DE CALCUL	56
Cas de la montée	56
Descente	57

CHAPITRE IV

IV.1.) FORMULATION MATHEMATIQUE DU PROBLEME	58
VI.1.1.) LA FONCTION OBJECTIF	58
VI.1.1.a.) METHODE DE LABYE	58
VI.1.1.b.) LES ALGORITHMES GENETIQUES.....	58
VI.1.2.) LES CONTRAINTES	59
VI.1.2.a.) LA CONTRAINTE DE VITESSE	59
VI.1.2.b.) LA CONTRAINTE DE PRESSION	59
IV.2.) PRESENTATION DU LOGICIEL <i>OptimR08</i>	60
IV.2.1) ORGANISATION DU CLASSEUR.....	60
IV.2.2) ORGANISATION INTERNE DE <i>OptimR08</i>	62
IV.2.3) L'ORGANISATION EXTERNE.....	62
IV.2.4) ORGANIGRAMME DE RESOLUTION	63
IV.3.) APPLICATIONS	65
REFERENCE BIBLIOGRAPHIQUE	86

INTRODUCTION

Quotidiennement, les ingénieurs et les décideurs sont confrontés à des problèmes de complexité grandissante qui surgissent dans des secteurs techniques très divers. Le problème à résoudre peut souvent s'exprimer comme problème d'optimisation. Un problème d'optimisation peut être défini comme tout problème ayant un espace de recherche ω des solutions x , une fonction objectif $f(x)$ qui associe un coût à chaque solution possible sous un ensemble de contraintes. La problématique est donc de trouver la solution optimale qui correspond à une solution de coût minimum ou maximum selon qu'il s'agit de minimiser ou maximiser la fonction objectif. Dans le cas où le problème d'optimisation nécessite de trouver une solution optimale avec un espace de recherche fini mais extrêmement grand, il est appelé un problème d'optimisation combinatoire. Les méthodes qui existent pour la résolution de ce type de problème peuvent être classées en deux grandes catégories : **Les méthodes exactes** ou déterministes et **les méthodes approchées**.

Les méthodes exactes peuvent fournir des solutions optimales mais au prix de temps de résolution qui risque d'être exponentiel en fonction de la taille du problème à traiter, chose que les méthodes approchées évitent. Ce dernier type consiste à retourner une solution contenue dans un certain intervalle autour de la solution optimale en un temps acceptable. Elles présentent un compromis entre la qualité de la solution trouvée et le temps de calcul nécessaire.

Étant donné que le problème de la gestion de l'eau est assez complexe non linéaire, l'apport en solutions des méthodes déterministes reste faible voir impossible. Le recours à des méthodes stochastiques est donc indispensable pour pouvoir apporter des solutions souhaitables en un temps raisonnable. Les méthodes les plus répandues à ce type de problèmes sont les méthodes heuristiques et métaheuristiques.

Dans le présent travail intitulé « *modélisation des réseaux d'alimentation en eau par les méthodes heuristiques et métaheuristiques* », nous avons considéré deux méthodes d'optimisation, l'une est **l'heuristique de LABYE** pour l'optimisation des réseaux ramifiés d'alimentation en eau et l'autre est **la métaheuristique des Algorithmes Génétiques « AG »** adaptée pour l'optimisation de tels réseaux.

Étant donné que l'heuristique de LABYE est jugée comme une méthode exacte d'optimisation des réseaux ramifiés d'eau et vu la puissance que présente les Algorithmes Génétiques dans le domaine d'optimisation nous avons fait une analogie entre ces deux méthodes afin de juger laquelle entre elles nous permet d'avoir le coût minimal d'un réseau ramifié d'eau. Pour y parvenir, nous avons élaboré un logiciel « **Optim_R08** » que nous avons appliqué sur des réseaux ramifiés différents.

L'organisation générale du mémoire est comme suit :

Suite à une introduction dont nous avons positionné le problème traité et où nous avons défini le problème d'optimisation et ses objectifs, nous avons exposé, dans le premier chapitre, l'ensemble des réalisations faites sur les méthodes heuristiques et métaheuristiques suivi des principes de base et les démarches que suivent les heuristiques.

Par la suite, nous avons traité les méthodes métaheuristiques, leurs outils ainsi que leur organisation et en particulier : le recuit simulé qui est une métaheuristique inspiré d'un processus de métallurgie qui est le recuit et, les colonies de fourmis qui est inspirée du comportement des fourmis naturelles à la recherche de la nourriture.

La métaheuristique des **algorithmes génétiques** que nous avons adaptées au problème d'optimisation des réseaux ramifiés d'eau est traitée en détail dans le deuxième chapitre. Dans cette partie où nous avons rapporté l'inspiration des ces types d'algorithmes, nous avons exposé les conditions de leurs utilisations et les procédés qu'ils suivent lors de leurs applications en optimisation. Après un exemple d'application sur une fonction réelle, nous avons cité les domaines d'application et les travaux faits avec les algorithmes génétiques en hydraulique. A la fin de ce chapitre, nous avons introduit l'utilisation des **A.G** sous **MATLAB** avec un exemple d'illustration.

Comme heuristique pour optimisation des réseaux d'alimentation en eau, en particulier les réseaux ramifiés, nous avons donc utilisé la méthode de **LABYE**. Les détails de cette méthode et la procédure quelle suit pour l'optimisation sont exposés dans le troisième chapitre où nous avons présenté aussi les méthodes de calcul des réseaux de distribution d'eau.

Enfin, dans le quatrième chapitre, nous avons fait des applications de la méthode de **LABYE** et les algorithmes génétiques sur quatre réseaux différents pour une série de cotes piézométriques de la source d'alimentation de chaque réseau puis, nous avons fait une comparaison entre les coûts des réseaux obtenus par les deux méthodes pour en conclure à la fin sur la méthode qui optimise le mieux les réseaux ramifiés de distribution d'eau.



Chapitre I

**Les
méthodes
heuristiques et
métaheuristique**

I.1.) RECHERCHE BIBLIOGRAPHIQUE

Vue leur puissance dans la résolution des problèmes difficiles, les méthodes heuristiques et métaheuristiques ne cessent de gagner du terrain dans le domaine de la recherche. Leur utilisation devient primordiale surtout lorsque l'objectif est d'optimiser. La première utilisation de ces méthodes a vu le jour en 1952 puis une deuxième utilisation par **Barricelli** (1954). Par la suite, **Pièrre Paul Grassé** (1959) conçut la théorie de la stigmergie pour l'explication du comportement de construction du nid chez des termites. Six ans plus tard, **Rechenberg** proposa le premier algorithme utilisant des stratégies d'évolution qui est suivi des travaux du trinôme **Fogel, Owens et Walsh** (1966) qui ont proposé la programmation évolutionnaire.

La décennie (1970-1979) a connu trois applications de ces méthodes. Hasting (1970) proposa l'algorithme de Metropolis-Hasting qui permet d'échantillonner n'importe-quelle distribution de probabilité. En parallèle, **John Horton Conway** conçut le jeu de la vie, l'automate cellulaire le plus connu à ce jour. L'apparition des Algorithmes génétiques c'est faite avec les travaux de **John Holland** (1975).

A partir de l'année 1980, l'utilisation des méthodes citées dessus a augmenté d'une façon très remarquable. Sur une période de dix ans (1980-1990), les réalisations faites, entre publications et applications, sont de nombre quinze soit quinze fois le nombre de la décennie précédente. Les auteurs par type de méthode utilisée ou traitée sont : **Smith** (1980), **Koza** (1988) et **Evolver** (1989) pour les algorithmes génétiques ; **Deneubourg** et ses collègues (1983), **Moyson et Manderick** (1988), **Goss, Aron, Deneubourg, Pasteels Ebling** et ses collègues (1989) pour les colonies de fourmis ; **Kirkpatrick, Gelatt et Vecchi** (1983) et **Černý** (1985) pour le recuit simulé. Lors de la conception de la recherche Tabou, Fred Glover (1986) fit la première mention du terme métaheuristique.

Dorigo (1991) proposa le *Ant System (qui ne sera publiée qu'en 1992)* et Cinq ans plus tard, **Feo et Resende** (1995) ont exposé la méthode GRASP et **Bilchev et Parmee** ont proposé la première adaptation aux problèmes continus. Par contre, **Kennedy et Eberhart** ont conçu l'optimisation par essais particuliers. L'année suivante, **Dorigo et Gambardella** publièrent le *Ant Colony System*, **Stützle et Hoos** inventèrent le *MAX-MIN Ant System* et **Mühlenbein et Paab** proposèrent les algorithmes à estimation de distribution.

L'année 1997 semble être la plus favorisée puisque quatre réalisations sur ses méthodes stochastiques ont été faites. **Martinoli** et ses collègues se sont inspirés des algorithmes de colonies de fourmis pour le contrôle de robots et **Schoonderwoerd** et ses collègues ont fait la première application aux réseaux de télécommunications au moment où **Rubinstein** a conçu la méthode de l'entropie croisée et **Storn et Price** ont proposé un algorithme à évolution différentielle.

Une première conférence dédiée aux algorithmes de colonies de fourmis a été lancée en 1998 et l'honoré était **Dorigo** puis, une année après un livre traitant principalement des fourmis artificielles a été dédié par **Bonabeau** et ses collègues.

Le calendrier des réalisations faites au début de ce siècle est comme suit :

Tableau. I.1. Les travaux réalisés sur les métaheuristiques (2000-2005)

L'année	Le travail réalisé
2000	<ul style="list-style-type: none"> - Premiers algorithmes génétiques interactifs; - Numéro spécial d'une revue scientifique sur les algorithmes de colonies de fourmis ; - Premières applications à l'ordonnancement, l'ordonnancement séquentiel, la satisfaction de contraintes ; - Première preuve de convergence pour un algorithme de colonies de fourmis par Gutjahr.
2001	- Première utilisation des algorithmes de colonies de fourmis par une entreprise Eurobios.
2002	- Premières applications à la conception d'emploi du temps, les réseaux Bayésiens.
2005	- Premières applications au repliement de protéines.

I.2.) LES METHODES HEURISTIQUES

Heuristique (du grec *heuriskêin*, de sens « trouver ») est un terme qui signifie *l'art d'inventer, de faire des découvertes*. En sociologie, *c'est une discipline qui se propose de dégager les règles de la recherche scientifique* (Larousse).

L'heuristique est une méthode approchée simple rapide dédiée pour un problème donné. Elle exploite les propriétés structurelle d'une solution et, par les critères de décision déduits de la connaissance du problème, tente de la rendre rapidement une solution admissible sans que l'optimalité soit garantie.

L'heuristique peut consister à donner l'idée d'une preuve, c'est un raisonnement qui se base sur l'étude de cas favorables ou qui fait appel à l'intuition; elle peut être un préalable permettant d'expliquer un raisonnement fondé complexe.

Les heuristiques trouvent leur place dans les algorithmes qui nécessitent l'exploration d'un grand nombre de cas, car celles-ci permettent de réduire leur complexité moyenne en examinant d'abord les cas qui ont plus de chances de donner la réponse. Le choix d'une telle heuristique suppose de connaître déjà certaines propriétés statistiques sur l'ensemble d'instances du problème que l'on s'apprête à résoudre. Le terrain de prédilection de l'heuristique se situe dans **l'incertain** et **l'ambiguïté** ou la **complexité**, car il va s'agir de deviner sa route en s'aidant de tous les signes que l'on peut reconnaître et les utiliser au mieux.

Les heuristiques sont pratiques, simples et rapides, facilitant la recherche des faits et l'analyse des situations dans un objectif de résolution de problèmes et de *prise de décision*, dans un domaine particulier.

I.2.1.) COMMENT METRE EN ŒUVRE UNE HEURISTIQUE

La démarche heuristique est naturelle, respectueuse du fonctionnement de l'être humain dans l'utilisation de son potentiel et de toutes ses ressources. Elle peut être mise en œuvre avec ou sans outils. Elle repose plus sur une approche que sur une procédure à suivre. (L'école heuristique de France).

Dans ce qui suit, on s'est attaché à décrire les ressources nécessaires à l'émergence de la démarche heuristique du fait qu'elle résulte du déploiement de certaines de nos ressources. Il s'agit d'une posture, qui est celle que pratiquons et qui est à travers les interventions suivantes :

- Lâcher prise ;
- Changer de regard ;
- Utiliser nos sens ;
- Emerger le métis ;
- Prendre conscience ;

a) Lâcher la prise

La démarche heuristique invite à réhabiliter ce dont veut se débarrasser tel que les certitudes qui nous enferment et nous empêchent d'accéder au probable. C'est une source de nouvelles possibilités qui s'appuie sur le doute, l'aléa, l'instabilité et l'imprévisibilité.

Dominique G nelot disait : *un syst me complexe ne se laisse jamais appr hender totalement. On peut en avoir une perception globale, on peut le nommer et le qualifier, mais on n'arrivera jamais   comprendre son organisation dans tous ces d tails,   pr voir toutes ses r actions et ses comportements.*

b) Changer de regard

Changer de regard c'est changer la fa on de penser, car la vision sous-entendue est celle du cerveau.

Le d placement pour changer de point de vue nous permet d'augmenter le champ de vision. Op rer une d vocalisation permanente entre le macro et le micro, la vision globale est la d tail, permet de voir loin et se maintenir dans l'action du quotidien. Aussi, prendre en compte les autres points de vue et les opposer au n tres, est un facteur qui permet d' largir notre conscience. Les ressources donc donc la consid ration des autres points de vue et le paradoxe.

« *Le paradoxe n'est pas fait pour  tre r solu, mais pour faire changer notre regard.* (**Luc et Braband re**).

c) Utiliser tous nos sens

Par le fait que ce monde n'est connu qu'avec nos sens, leur utilisation en totalit  permet une connaissance meilleur et plus g n rale de son entourage.

d) Se mettre à l'état de questionnement

La question est le sésame du savoir. S'interroger sur ce qu'on l'on sait et ce que l'on aimerait savoir nous prépare pour de nouvelles connaissances. Pratiquer le questionnement, c'est se mettre en appétit du savoir. La conscience de ne pas savoir et le goût de la découverte font de bonnes ressources.

e) Faire émerger le métis

Ici, nous devons mettre l'expérience au service de l'évolution et non à la répétition. Ceci est possible en utilisant l'intuition, l'imagination, l'inspiration et le coup d'œil.

f) Prendre conscience

Mieux se connaître permet de mieux connaître la façon d'opérer une observation ou une action. Se regarder en train de penser ou de faire donne des renseignements très utiles sur les résultats qui seront obtenus. Toute observation nous renseigne sur l'objet et le sujet, respectivement la chose observée et l'observateur. La démarche heuristique réclame cet aspect réfléchissant de sa pratique tout en étant impliqué. Les ressources sont donc la connaissance de nous même et la prise de recul.

g) Oser le risque

Par essence, une démarche de découverte contient la notion du changement et donc du risque. La démarche heuristique une proposition d'invention de repense originales et inédites en nous invitant à remplacer le « pourquoi ? » par le « pourquoi pas ? » sans toute fois écarter l'idée de découvrir des solutions simples et connues.

I.2.2.) UTILITE DE LA DEMARCHE HEURISTIQUE

La démarche heuristique permet d'aborder la complexité dans ce qu'elle contient de plus riche, par ce que la rend intelligible sans la réduire à quelque chose de simple. La complexité peut se révéler dans la profusion d'éléments visibles en interaction entre eux. Ainsi, la difficulté de comprendre l'économie actuelle est dû au nombre élevé des indices et chiffres et la dynamique de ses composants. De plus, il est complexe de se diriger dans le désert en l'absence de repères visibles. Il en est ainsi pour résoudre des problèmes.

La démarche heuristique nous permet d'identifier est clarifier le problème, procéder à un diagnostic pour ensuite prévoir une solution.

Pour en aboutir, il faut élargir le champ de vision et celui des possibles.

Dans l'acte d'apprendre, la démarche heuristique amène à comprendre en éprouvant, deviner plutôt que savoir, de se poser de nouvelles questions plutôt que rester figé en un.

La démarche heuristique s'exprime simultanément à travers une posture intérieurs favorisant un état de réceptivité optimal, un traitement pluriel de l'information et une volonté d'obtenir un résultat satisfaisant. Elle à le pouvoir de générer de la méthode, sachant que « la méthode, c'est ce que l'on découvre après » (Gaston Bachelard).

I.2.3.) LES CRITERES D'EVALUATION DES HEURISTIQUES

Les heuristiques peuvent être évaluées selon deux critères :

- **Critère empirique ou pratique**

On implémente l'algorithme approximatif et on évalue la qualité de ses solutions par rapport aux solutions optimales (ou aux meilleures solutions connues). Ceci passe par la mise en place d'un **Benchmark** (ensemble d'instances d'un même problème accessible à tous).

- **Critère mathématique**

Il faut démontrer que l'heuristique garantit des performances. La garantie la plus solide est celle des algorithmes approchés, sinon il est intéressant de démontrer une garantie probabiliste, lorsque l'heuristique fournit souvent, mais pas toujours, de bonnes solutions.

I.2.4.) LE MIND MAP OU LA CARTE MENTALE

Tony Buzan, dans son livre *Mind Map, Dessine-moi l'intelligence*, présente les règles heuristiques et conseils techniques pour réussir une véritable Mind Map (schéma heuristique). Il s'agit de règles concernant le traitement des images, des mots, des ramifications, de l'organisation et de la structuration des idées.

➤ **Règles de réalisation du mind map**

Les Mind Maps (schémas heuristiques) servent à représenter graphiquement le schéma de la pensée d'une personne et le réseau d'association de ses idées. Tony Buzan encourage la personnalisation des Mind Maps, il recommande cependant de respecter un minimum de règles de manière à faciliter la création du schéma heuristique, l'association des mots et des images, l'organisation des idées et la présentation du contenu.



Figure. I.1. Présentation d'une mind map

Les étapes à suivre sont les suivantes :

- ☞ Placer le support papier à l'horizontale, dessiner l'image principale évocatrice du sujet au centre de la page pour plus de liberté, d'espace et une meilleure organisation spatiale;
- ☞ Noter les idées à partir d'un mot qui exprime concrètement l'essentiel;
- ☞ Écrire sous forme de Mots-Clés, les idées principales pour augmenter la puissance cérébrale et favoriser plus d'associations;
- ☞ Utiliser des images pour augmenter le pouvoir d'expression, d'association et de mémorisation;
- ☞ Générer des ramifications à partir de l'image principale pour poser les images ou les mots associés;
- ☞ Inscrire un mot unique par branche pour plus de fluidité (plus grand nombre d'associations);
- ☞ Inscrire le mot sur une ligne ou branche pour plus de clarté, une meilleure lisibilité et l'orientation de la pensée;
- ☞ Tracer les lignes de même longueur que les mots pour un meilleur rapprochement entre les mots, faciliter l'association et faire un gain d'espace;
- ☞ Tracer les branches centrales (lignes) plus épaisses et les branches périphériques (lignes) plus fines pour indiquer au cerveau l'importance des idées.

I.3.) LES METHODES METAHEURISTIQUES

Les métaheuristiques appartiennent à une classe d'algorithmes d'optimisation qui cherche à obtenir une solution approchée de l'optimum globale (figure. I.2) dans le cas des problèmes difficiles. Elles sont des méthodes approchées génériques dont le principe de fonctionnement repose sur des mécanismes généraux indépendants de tout problème.

Les métaheuristiques sont généralement des algorithmes stochastiques itératifs, qui progressent vers un optimum par échantillonnage d'une fonction objectif. Le caractère stochastique de métaheuristiques fait d'elles le pouvoir de s'échapper des optimums locaux. Cependant elles sont souvent alliées à d'autres algorithmes d'optimisation afin d'accélérer la convergence.

Les métaheuristiques sont souvent employées pour leur facilité de programmation et de manipulation. En effet, elles sont facilement adaptables à tous types de problèmes d'optimisation. Toutefois, elles sont le plus judicieusement employées sur des problèmes d'optimisation difficile où les méthodes d'optimisations classiques, méthodes déterministes, montrent leurs limites. Elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies de fourmis ou de l'optimisation par essais particuliers).

I.3.1.) TERMINOLOGIE

Le terme *méta*, du grec « au-delà », comprendre ici « à un plus haut niveau », *heuristique*, du grec εὐρίσκειν / *heuriskein*, signifie « trouver ». En effet, ces algorithmes se

veulent des méthodes pouvant optimiser une étendu de problèmes différents sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé. D'autre part, les métaheuristiques peuvent être considérées comme algorithmes d'optimisation stochastiques, hybridés avec une recherche locale. Le terme *méta* est donc pris au sens où les algorithmes peuvent regrouper plusieurs heuristiques.

I.3.2.) OBJECTIFS DES METAHEURISTIQUES

L'objectif d'une métaheuristique est la résolution d'un problème d'optimisation donné. Si l'on est capable d'attribuer une « qualité » à une solution du problème, alors la métaheuristique va rechercher la « meilleure » solution en fonction de ce critère (on parle d'**optimum global**). Cependant, les itérations successives doivent permettre de passer d'une solution de mauvaise qualité à la solution optimale et l'algorithme s'arrête après avoir atteint un critère d'arrêt consistant généralement en l'atteinte du temps d'exécution imparti ou en une précision demandée.

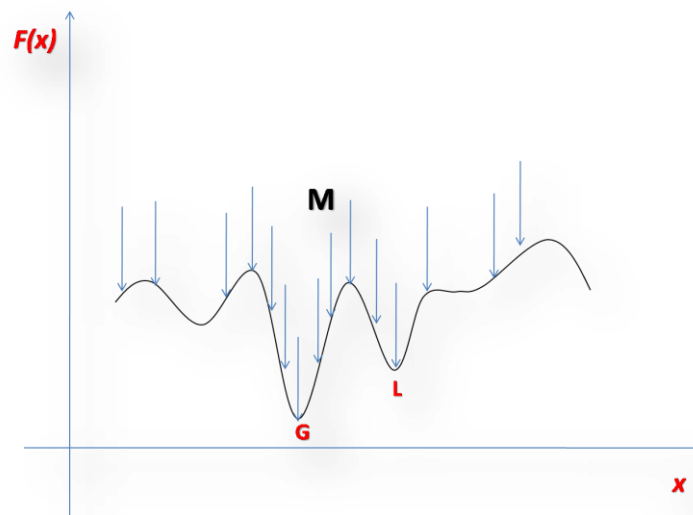


Figure. I.2. Recherche d'un optimum global par une métaheuristique

La figure montre comment la métaheuristique **M** cherche l'optimum global **G** sans être piégée par l'optimum local **L**.

Métaheuristique pour gâteau

Si pour juger qu'un gâteau est le meilleur et le critère de qualité est le goût ; La métaheuristique va chercher la meilleure combinaison d'ingrédients, une combinaison **optimale** qui permettra d'obtenir le meilleur goût. À terme, on aura donc optimisé le problème de la recette du gâteau.

I.3.3.) LES OUTILS DES METAHEURISTIQUES

Les métaheuristiques cherchent des objets mathématique (une permutation, un vecteur, etc.) minimisant (ou maximisant) une **fonction objectif** qui décrit la qualité d'une solution au problème. L'ensemble des solutions possibles forme l'**espace de recherche** qui est au minimum borné mais, peut être également limité par un ensemble de contraintes.

Une métaheuristique exploite une ou plusieurs solutions afin d'aboutir à la meilleure solution, ou tout simplement l'optimum.

Une solution ou un ensemble de solutions est parfois appelé **un état** que la métaheuristique fait évoluer via des transitions ou des mouvements. Si une nouvelle solution est construite à partir d'une solution existante, elle est sa voisine.

Lorsqu'une solution est associée à une seule valeur, on parle de problème mono-objectif, lorsqu'elle est associée à plusieurs valeurs, de problème **multi-objectifs** (ou multicritères).

D'autres parts, dans certains cas, le but recherché est explicitement de trouver un ensemble d'optimums « satisfaisants ». L'algorithme doit alors trouver un ensemble de solutions de bonne qualité sans nécessairement se limiter à un seul optimum : on parle de méthodes multimodales.

I.3.4.) ORGANISATION GENERALE DES METAHEURISTIQUES

D'une façon globale les métaheuristiques s'articulent sur les notions suivantes : (Figure. I.3.)

- Voisinage ;
- Diversification /Exploration ;
- Intensification/Exploitation ;
- Mémoire et apprentissage.

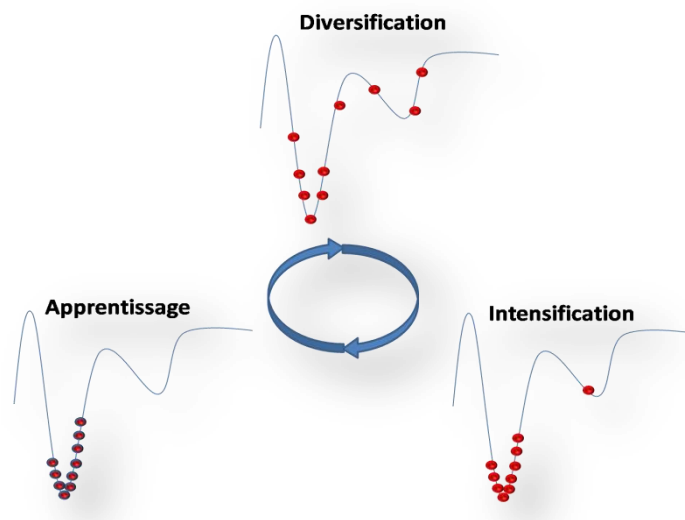


Figure. I.3 Les trois phases d'une métaheuristique itérative.

- **Voisinage**

Considéré comme le principe général le plus utilisé pour la conception des heuristiques, le voisinage a une grande influence sur le comportement des métaheuristiques surtout dans le cas des problèmes combinatoires, alors que pour des problèmes continus, la notion même de voisinage est plus difficile à cerner.

- **Diversification**

La diversification ou exploration désigne les processus visant à récolter de l'information sur le problème optimisé.

- **Intensification**

L'intensification, ou exploitation, vise à utiliser l'information déjà récoltée pour définir et parcourir les zones intéressantes de l'espace de recherche.

- **Mémoire et apprentissage**

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 afin d'éviter les optima locaux.

I.3.5.) CLASSIFICATION DES METAHEURISTIQUES

Les métaheuristiques peuvent être divisées en deux grandes catégories :

- + **Les méthodes de recherche locale** qui sont celles fondées sur la notion de parcours. Dans cette optique, l'algorithme fait évoluer une seule solution sur l'espace de recherche à chaque itération. La notion de voisinage est alors primordiale.

Les méthodes les plus connues dans cette classe sont :

- ☞ Le recuit simulé ;
- ☞ La recherche avec tabous ;

- + **Les méthodes à population** qui manipule un ensemble de solutions en parallèle à chaque itération. Dans cette catégorie on peut citer :

- ☞ Les algorithmes génétiques ;
- ☞ Les algorithmes de colonies de fourmis.

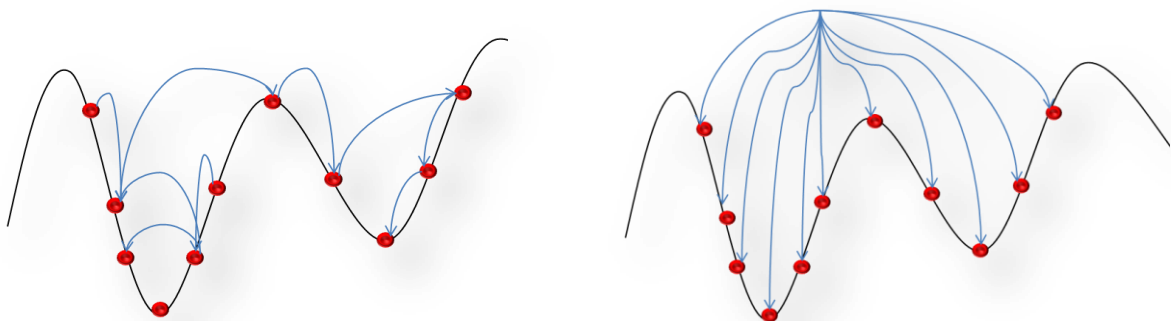


Figure. I.4. Principe générale des métaheuristiques

Le recuit simulé Simulated annealing

Le recuit simulé est une métaheuristique inspirée d'un processus utilisé en métallurgie. Ce processus alterne des cycles de refroidissement lent et de réchauffage (d'où le nom **recuit**) qui tendent à minimiser l'énergie du matériau. Une telle technique est aujourd'hui utilisée pour trouver les extrema d'une fonction. Cette métaheuristique a été mise au point par trois chercheurs de la société IBM, S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, M.P. Vecchi(1993) et indépendamment par V.Cerny(1985).

1. Principe du procédé du recuit

Initialement, le métal est pris à une température très haute pour avoir un métal visqueux. A cet état, les atomes sont agités et l'énergie est élevée (configuration désordonnée). A partir de ce point, on fait un refroidissement progressif du métal afin d'aboutir à une structure atomique organisée. Si la disposition parfaite des atomes n'est pas atteinte, on fait un réchauffement du métal puis un refroidissement progressivement. Cette technique se répète jusqu'à ce que l'arrangement des atomes soit parfait, donc une énergie minimale. (Figure. I.5).

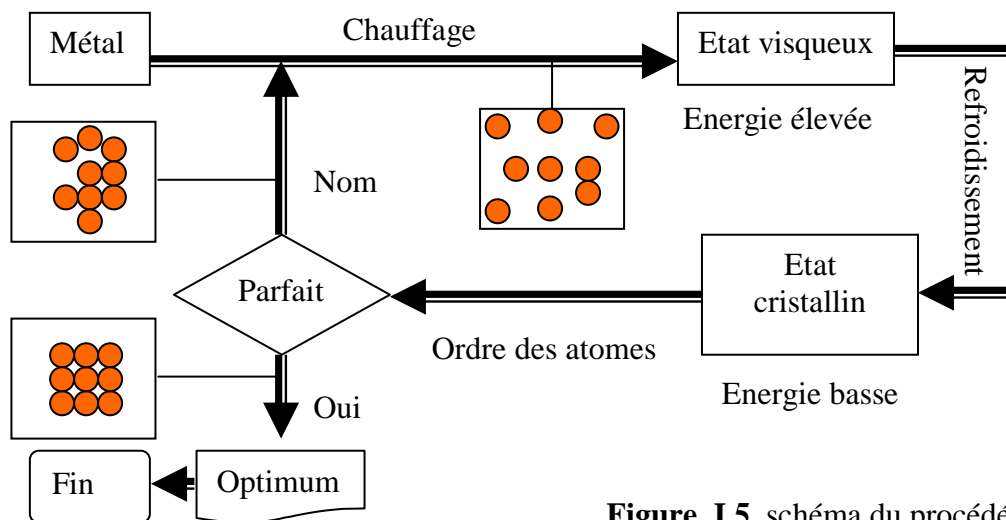


Figure. I.5. schéma du procédé du recuit

2. Simulation du phénomène du recuit

Le recuit simulé s'appuie sur l'algorithme de Metropolis qui permet de décrire l'évolution d'un système thermodynamique. Par analogie avec le processus physique, la fonction à minimiser deviendra l'énergie E du système. La simulation se fait à une température T constante.

La modification d'une solution de départ conduit à une autre solution qui fait, baisser l'énergie du système donc améliorer le critère que l'on cherche à optimiser ou fait augmenter son énergie qui est synonyme de la dégradation du critère à optimiser.

L'analogie entre le système physique et le problème d'optimisation est décrite dans le tableau suivant :

Tableau I.2: Analogie système physique/problème d'optimisation

Problème d'optimisation	Système physique
Fonction coût (fonction objectif) $C(x)$	L'énergie libre du système $E(x)$
Les variables de décision du système	Les coordonnées des atomes
Trouver une configuration optimum	Trouver un état d'énergie minimum

2.1.) Algorithme du recuit simulé

L'algorithme du recuit simulé est basé sur deux procédures :

La première procédure est celle de l'échantillonnage de la distribution de Gibbs-Boltzmann qui comporte deux phases :

- **Phase d'exploration** : Notion de voisinage.
- **Phase d'acceptation** : En utilisant l'algorithme de Metropolis.

La deuxième procédure est celle de refroidissement qui se porte sur le schéma de décroissance de la température.

○ **Déroulement de l'algorithme du recuit simulé**

Suivant la règle de décision de Metropolis, l'algorithme du recuit simulé est comme suit :

```

%*****
% Choisir une température initiale assez élevée T0;
% Choisir une configuration initiale x0;
T ← T0;
x ← x0;
%*****
Répéter
  Répéter
    Tirer  $x' \in V(x)$  ; %choisir un voisinage de x.
    % Appliquer la règle de Metropolis

    Si  $\Delta E < 0$                 %  $\Delta E = E(x') - E(x)$ 
    Ou  $\exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) > \mu$   %  $\mu \in [0,1]$  tiré selon une loi uniforme
  
```

Alors $x \leftarrow x'$ et $E(x) \leftarrow E(x')$

Jusqu'à la fin du palier %équilibre thermodynamique atteint.

$T \leftarrow g(T)$; % g :strictement décroissante ;

Jusqu'à ce que le critère d'arrêt est vérifié.

%*****

Etat initial de l'algorithme

Dans cette phase on choisit dans l'espace des solutions possibles une solution d'une façon aléatoire. A cette solution correspond une énergie initiale E_0 qui est calculée selon le critère que l'on cherche à optimiser. Une température T_0 initialement très élevée est également choisie.

Itération de l'algorithme

Dans un environnement isothermique on effectue une modification élémentaire à la solution à chaque itération, chose qui mène à une variation ΔE de l'énergie. Si cette variation est négative elle est appliquée à la solution courante sinon, elle est acceptée à une probabilité $P = e^{-\frac{\Delta E}{T}}$.

Choix des paramètres

- La température doit être choisie pour que pratiquement toutes les configurations (solutions) soient acceptables.
- La baisse de la température entre deux paliers ne doit pas être trop importante pour éviter l'atteinte rapide de la distribution stationnaire ;

Le schéma de température exponentielle est le suivant :

$$T = T_0 \cdot \beta^n$$

Avec $\beta \in [0,1]$.

Les critères d'arrêt

Plusieurs critères d'arrêt sont possibles. On cite parmi eux :

- La variation de l'énergie est très faible.
- Atteindre la température minimale déjà fixée.
- Le pourcentage de configurations passe sous un seuil fixé.

☞ **Métaheuristiques par colonie de fourmis** **Ant colony optimisation**

Les algorithmes de colonies de fourmis forment une famille de métaheuristiques d'optimisation qui s'inspirent du comportement collectif des fourmis. L'idée originale est issue de l'observation du comportement collectif d'exploitation de la nourriture chez les fourmis. En effet, par un comportement dit **foufrage**, les fourmis sont capables de résoudre le problème de la découverte du plus court chemin entre une source de nourriture et leur nid grâce à un système de marquage de **phéromones**.

Les études éthologistes ont montré que dans la nature les fourmis arrivent à résoudre collectivement des problèmes quotidiens nombreux et trop complexes tels que : la recherche de nourriture, la construction du nid, la division du travail et l'allocation des tâches entre les individus, avec une organisation extrêmement structurée et sans aucune supervision. Par les comportements simples de chacune des fourmis, des interactions limitées à travers une coopération inconsciente, émergent des comportements collectifs intelligents et des modèles d'auto-organisation (Bonabeau, 2000).

Suite à cette découverte, une nouvelle classe d'algorithmes est alors apparue sous le nom « **algorithmes de fourmis artificielles** » qui sert à la résolution de nombreux problèmes d'optimisation combinatoire sous le nom d'une nouvelle métaheuristique « **optimisation par les colonies de fourmis ou OCF** ».

1. Inspiration biologique

D'après les études éthologiques la fourmi, sur son chemin entre le nid et la source de nourriture, laisse une substance chimique de nature volatile appelée **phéromone** de façon à inciter ses congénères à suivre le même trajet. Au début, les fourmis explorent différents chemins en effectuant des déplacements aléatoires. Une fois qu'un chemin intéressant vers la nourriture est découvert, elles y déposent une quantité de phéromone renforçant ainsi son importance et la probabilité d'être choisi par d'autres fourmis de la colonie. D'un autre côté, les mauvais chemins auront tendance à être oubliés voir même disparaître avec l'évaporation de la phéromone. Ce procédé basé sur le mécanisme de rétroaction positive assure que, pendant le foufrage pour la nourriture, les fourmis utilisent la voie d'accès la plus courte car elle sera la plus imprégnée par la phéromone.

➤ **Expériences réalisées**

a. Le pont binaire

Dans cette expérience, Deneubourg (1990) a séparé le chemin (*nid* ⇒ *nourriture*) par un pont binaire et il a remarqué que les fourmis suivaient les deux parcours avec une même probabilité. (Figure. I.6)

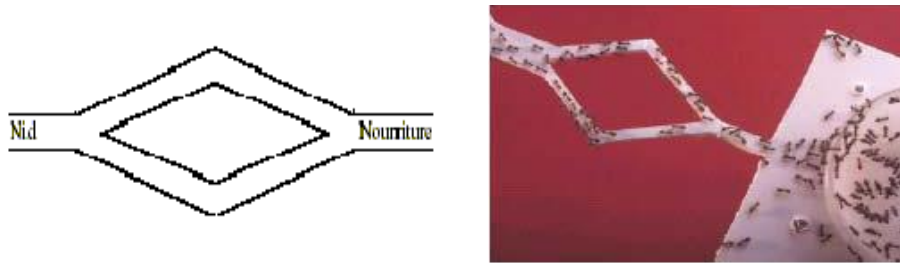


Figure. I.6. Le pont binaire de Deneubourg

b. Le pont avec obstacle

Ce qui est aperçu dans ce cas, les fourmis dans un premier temps parcouraient les deux cotés de l'obstacle avec une même probabilité puis par le temps, toutes les fourmis prenaient les chemins la plus courts. La raison est que le nombre des *vas et vient* que faisaient les fourmis qui empruntaient le court chemin est plus important que les autres, chose qui a fait que la quantité de la phéromone déposée par les premières est très importante par rapport au autres. Ce déséquilibre de quantité de la phéromone déposée a fait que la deuxième catégorie des fourmis est incitée pour suivre le chemin de la première catégorie. (Figure. I.7)

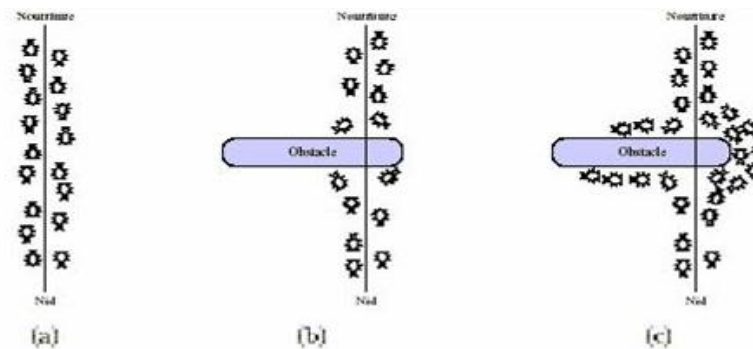


Figure. I.7. Le pont avec obstacle

c. Le pont binaire à longueurs inégales

Dans cette expérience (figure.I.8) les chercheurs ont fait la remarque que les fourmis empruntent le plus court chemin et la quantité de la phéromone déposée sur ce chemin est importante.

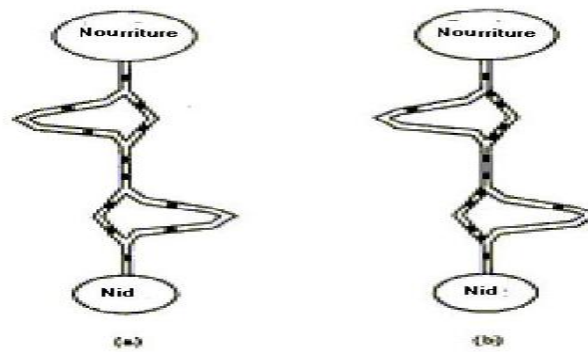


Figure. I.8. Le pont binaire à branche de longueurs différentes

2. Des fourmis artificielles pour l'optimisation combinatoire

Du fait que les fourmis arrivent toujours à résoudre les multiples problèmes liés à leur survie, leur comportement a été simulé et transposé pour la résolution des divers problèmes d'optimisation combinatoire. Les premiers travaux faits dans ce sens sont ceux de Dorigo et ses collègues qui ont appliqué le comportement collectif de fourrageage observé chez les fourmis réelles pour traiter le problème du voyageur du commerce (Coloni, 1991).

2.1. Les fourmis artificielles

Une fourmi artificielle est une entité simple dotée d'un comportement similaire ou étendu à celui de la fourmi réelle. Ce comportement doit être élémentaire et restreint, donc facile à programmer. A l'intérieur d'une colonie, les fourmis sont concurrentes et asynchrones, elles coopèrent inconsciemment ensemble pour la résolution du problème considéré. Les fourmis artificielles communiquent entre elles indirectement par fourrageage via des modifications de leur environnement, par exemple par dépôt de traces de phéromone artificielle qui représente la mémoire collective de la colonie. Elles sont enrichies des contraintes et de comportements qu'on ne trouve pas dans leurs congénères réelles mais qui sont spécifiques au problème qu'elles résolvent.

2.2. Les algorithmes des fourmis artificielles

Algorithme Ant System (As)

L'algorithme AS fut le premier algorithme de fourmis apparus. Dorigo(1996) l'a appliqué pour la résolution du Problème du Voyageur du Commerce « PVC ».

Le problème du voyageur de commerce est de trouver le chemin le plus court pour visiter une et une seule fois chacune des n villes dans lesquelles il doit se rendre. L'espace de recherche est donc l'ensemble des combinaisons possible des n villes.

Le problème du voyageur de commerce est modélisé par un graphe $G(E, A)$ où E est l'ensemble des nœuds représentant les villes à visiter, A est l'ensemble des arêtes représentant les chemins existants entre ces villes. Chaque arête est étiquetée par la distance qui sépare les deux villes.

• **Déroulement de l’algorithme**

Initialement, m fourmis sont placées sur les nœuds du graphe aléatoirement. Puis chaque fourmi se déplace du nœud i au nœud j en parcourant les arêtes du graphe sachant que ce chemin dépend de la liste des villes déjà visitées. Cette liste représente la mémoire de la fourmi. Ce déplacement de chaque fourmi est d’une probabilité P qui est fonction de la distance reliant les villes et de la quantité de la phéromone présente sur l’arête du graphe.

L’algorithme **AS** est constitué d’un nombre d’itérations appelé **cycle**. Pour chaque cycle, chaque fourmi $k(k = \overline{1, m})$ parcourt le graphe en se déplaçant du nœud i au nœud j qui sont choisis aléatoirement avec une probabilité P à l’itération t donnée par l’équation suivante :

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij}^k)^\alpha \cdot (\eta_{ij}^k)^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} (\tau_{il}^k)^\alpha \cdot (\eta_{il}^k)^\beta} & \text{Si } j \notin J_i^k \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (I.1)$$

- $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$: L’inverse de la distance entre les villes, appelée **visibilité**. Cette information statique est utilisée pour diriger le choix des fourmis vers des villes proches.
- J_i^k : La liste des villes déjà visitées par la fourmi k placée sur la ville i . Cette mémoire joue un double rôle : empêcher la fourmi de retourner sur des villes déjà visitées et la sauvegarde des chemins parcourus.
- τ_{ij} : La quantité de la phéromone présente sur l’arête ij . Cette information dynamique représente la désirabilité acquise de sélectionner j comme destination de i .
- α et β sont des constantes qui servent à régler l’importance relative que l’on donne à l’heuristique et à la phéromone. Si seul la visibilité de la ville qui est prise en compte, $\alpha = 0$ et la ville la proche est choisie à chaque déplacement. Si seul la trace du la phéromone qui est prise en compte, β prend la valeur 0.

Après n itérations, après avoir construit un chemin complet, chacune des fourmis calcul la longueur totale parcourue L_{total}^k , somme des distances d’une ville à l’autre. La quantité de la phéromone est mise à jour :

$$\tau_{ij}^{t+1} = \tau_{ij}^t \cdot (1 - \rho) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t) \quad (I.2)$$

Avec

ρ : Un coefficient d’évaporation des traces de la phéromone déposée sur les arêtes ;

$\Delta\tau_{ij}^k(t)$: Le cumule de la phéromone que chaque fourmi sur son chemin entre l'itération t et $t+1$. Cette quantité est inversement proportionnelle à la longueur du chemin suivis. Elle est déterminée par la formule suivante :

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & \text{Si } (i, j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (I.3)$$

Avec

$T^k(t)$: Le trajet effectué par la fourmi k à l'itération t ;

Q : Paramètre constant.

Le procédé est donc recommencé jusqu'à ce que l'on obtienne une solution optimale ou jugée acceptable.

Le comportement de l'algorithme **AS** pour le **PVC** est le suivant :

```

%*****
Pour t = 1, ..., t_max
  Pour chaque fourmi k = 1, ..., m
    Choisir une ville au hasard
    Pour chaque ville non visitée i
      choisir un ville j, dans la liste J(i,k) des villes
      restantes, selon la formule (3) ;
    Fin pour
    Déposer une piste delta(k,ij,t) sur le trajet T(k,t) selon
    l'équation (2)
  Fin pour
  Evaporer les pistes selon la formule (3)
Fin pour.
%*****

```

3. Analogie comportement des fourmis/Problème d'optimisation

Dans l'optimisation par les colonies de fourmis, **le voisinage du nid des fourmis** est associé à l'espace des solutions ; Chaque solution est une **source de nourriture** dont la qualité est fournie par une fonction objectif. **Chaque fourmi** présente un processus stochastique de construction de solution itératif. La construction est biaisée par **une phéromone** et une heuristique propre au problème à résoudre. Les traces de phéromones sont la mémoire des fourmis sur les éléments de la solution et sont régulièrement mises à jour par le processus de construction en fonction de la qualité de la solution et par un mécanisme simulant l'évaporation de la phéromone.

4. Domaines d'application

Par leurs performances lors de leurs applications pour la résolution du **PVC**, les algorithmes **AS** ont connu une large gamme d'applications, citons à titre d'exemples : les réseaux de communication (Di Caro, 1998), le problème de routage (Bullnheimer, 1997), l'optimisation de site d'enseignement en ligne (notion de « E-Learning » (Semet, 2003) et le problème de coloration de graphe (Costa, 1997)).



Chapitre II

**Les
algorithmes
Génétiques**

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation basée sur des techniques tirées de la théorie de l'évolution naturelle de Darwin (1859) et des travaux de Mendel (1865) sur la génétique. Cette classe d'algorithmes, appelée aussi **algorithmes évolutionnaires**, appartient à la famille des métaheuristiques qui ont pour objectif la résolution, en un temps raisonnable, d'un problème d'optimisation à qui les méthodes déterministes ne répondent pas. Ces méthodes reposent sur l'évolution d'une population de solutions qui, sous l'action de règles précises, optimisent un comportement donné.

Les premiers travaux sur les algorithmes génétiques ont été initialement développés par John Holland (1975) qui a développé les principes fondamentaux des algorithmes génétiques dans le cadre de l'optimisation mathématique.

II.1.) HISTORIQUE

Dans son livre « De l'origine des espèces par voie de sélection naturelle », Charles Darwin développa les premiers principes de la théorie de l'évolution. D'après lui, l'évolution des systèmes vivants au cours des générations s'opère en deux étapes : la sélection et la reproduction.

- ✚ La sélection naturelle est un opérateur au niveau des populations qui mène à la mort sélective des plus faibles et la survie des individus les mieux adaptés à leur environnement.
- ✚ La reproduction est un opérateur de modifications successives aux individus de la population par mutation et recombinaison, chose qui entraîne une grande diversité entre deux populations d'une même espèce.

D'autre part, le fondateur de la génétique John Mendel (1865) expliqua les lois de transmission des caractères à travers des générations dans le cadre d'une reproduction. Ces caractères héréditaires codés dans des **gènes** sont localisés dans le **génome** qui est le patrimoine génétique de chaque **individu**. La combinaison de deux **parents** du génome par des mécanismes de croisement et mutation fait engendrer deux **enfants** « individus » distincts possédant des traits propre à chaque parent.

Ces deux théories ont fait inciter les chercheurs ont développé, pour la résolution des problèmes d'optimisation, des méthodes basées sur les principes cités dessus.

Les algorithmes les plus utilisés dans ce sens sont les algorithmes génétiques.

II.2.) CONDITIONS D'UTILISATION DES ALGORITHMES GENETIQUES

Pour pouvoir utiliser un algorithme génétique, les points suivants sont requis :

☞ **Codage des éléments de la population**

Cette étape associe à chacune des solutions de l'espace de recherche une structure de données. Elle se place généralement après une phase de modélisation mathématique du problème traité.

Partant du codage binaire, le codage réel sont désormais largement utilisés, notamment dans les domaines applicatifs pour l'optimisation des problèmes à variables réels. Il est à noter que la qualité du codage conditionne le succès des algorithmes génétiques.

☞ **Génération de la population initiale**

Le choix de la population initiale est très important du fait qu'il peut rendre plus au moins rapide la convergence vers l'optimum global. Dans le cas où l'on ne connaît rien sur le problème à résoudre, il est essentiel de répartir la population initiale sur tout le domaine de recherche.

☞ **Une fonction à optimiser**

Appelée fonction d'évaluation, la valeur qu'elle retourne pour un individu est nommé **fitness**, qui est une valeur de \mathcal{R}^+ .

☞ **Opérateurs de diversification et d'exploration de la population**

Au cours des générations, l'opérateur **croisement** permet la recombinaison des gènes des individus existants dans la population et l'opérateur **mutation** garantit l'exploration de l'espace d'état.

☞ **Des paramètres de dimensionnement**

Ces paramètres sont : La taille de la population, le nombre total des itérations « **générations** » ou critère d'arrêt et, la probabilité d'application des opérateurs de croisement et de mutation.

II.3.) DESCRIPTIONS PRECISES ET DEFRICHAGE

☞ **Codage des données**

Le premier codage utilisé par les algorithmes génétiques est le codage **binaire** qui fait représenter toute l'information nécessaire pour la description d'une solution sous forme de chaîne de bit. Par la suite, Golberg et Wright (1991) ont utilisé une autre forme de codage qui est le codage réel.

Le codage binaire d'une solution est appelé **chromosome** et ses éléments sont appelés **gènes** (figure. II.1).

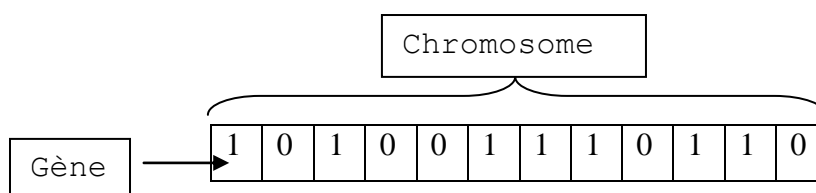


Figure .II.1. Exemple d'un chromosome en codage binaire

☞ Génération de la population initiale

La rapidité de l'algorithme génétique est fortement conditionnée par le choix de la population initiale. Si la position de l'optimum dans l'espace d'état (de recherche) est totalement inconnu, il est naturel de générer aléatoirement des individus en faisant des tirages uniformes dans chacun des domaines associés aux composantes de l'espace de recherche en veillant à ce que les solutions produites respectent les contraintes. (Mechalewicz, 1991).

Dans le cas où des informations sur le problème sont à priori disponibles, il convient de générer les individus dans un sous-domaine particulier dans le but d'accélérer la convergence.

Dans l'hypothèse où la gestion des contraintes ne peut se faire directement, les contraintes sont généralement incluses sous forme de pénalités. Il est clair qu'il vaut mieux, lorsque c'est possible, ne générer que des éléments de population respectant les contraintes. (Jean_Marc, 2005).

☞ La fonction « fitness » et gestion des contraintes

Chaque individu de la population doit être évalué par une fonction fitness qui mesure son degré d'adaptation à l'objectif visé. Un individu qui viole une contrainte aura une probabilité forte d'être éliminé par le processus de sélection mais du fait qu'on peut générer des éléments admissibles de bonne qualité avec lui, il est intéressant, tout en le pénalisant, de le conserver.

Disposant d'une population d'individus non homogène, la diversité de la population doit être entretenue au cours des générations afin de parcourir le plus largement possible l'espace d'état. C'est le rôle des opérateurs de croisement et de mutation.

☞ Opérateurs de diversification et d'exploration de la population

Afin d'améliorer, dans sa globalité, la performance des individus au cours des générations, on leur applique les opérateurs génétiques suivants :

a) La sélection

Cet opérateur est peut-être le plus important puisqu'il permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. La sélection favorise la survie des individus les plus performants et la transmission de leurs caractéristiques à la génération suivante. En règle générale, la probabilité de survie d'un individu sera directement liée à son efficacité relative au sein de la population.

La sélection peut se faire selon plusieurs procédures, les plus couramment utilisées sont :

- La sélection par la roue de la fortune.
- La sélection par tournoi.
- La méthode élitiste.

a.1.) La sélection par la roue de la fortune

Roulette wheel selection

Le principe de cette méthode, connue sous le nom de Monte-Carlo, consiste à associer à chaque individu un segment dans la roue dont sa longueur est proportionnelle à sa fitness. Ces segments sont ensuite concaténés sur un axe que l'on normalise entre 0 et 1. On tire alors un nombre aléatoire de distribution uniforme entre 0 et 1 puis on regarde quel est le segment sélectionné. Avec ce système, les grands segments, c'est-à-dire les bons éléments seront les plus souvent adressés que les petits. La figure. II.2 représente la sélection par la roulette.

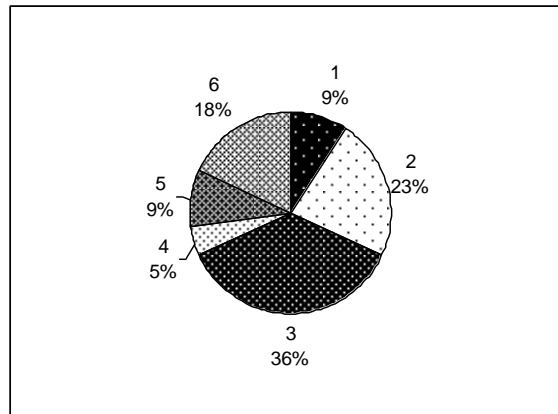


Figure. II.2. modèle de la roulette.

Bien que cette méthode soit la plus répandue, elle présente plusieurs inconvénients :

Sur n sélections successives destinées pour désigner les parents de la nouvelle génération P' , la quasi-totalité, voire la totalité des n individus sélectionnés soient des individus de fitness mauvaise, chose qui entraîne l'élimination des individus de forte fitness qui devaient, en principe être sélectionnés. Ce phénomène va à l'encontre du principe des algorithmes génétiques qui veut que les meilleurs individus soient sélectionnés de manière à converger vers la solution voulue, qui est optimale.

Inversement, une perte de diversité peut être provoquée par un individu si celui-ci présente une dominance écrasante. En effet, si on dispose d'un individu qui présente une fitness très élevée, donc une partition dans la roue très grande, il est fort probable qu'après quelques générations successives on se retrouve avec une population ne contenant que des copies de cet individu. Le problème est que la fitness de cet individu est élevée en rapport avec la fitness des autres sélectionnés. De ce fait, on se retrouve avec une **convergence prématurée** qui est l'un des critères d'arrêt des algorithmes génétiques.

Des améliorations ont été apportées pour écarté cet inconvénient tel que **le scaling**, qui produit un changement d'échelle en augmentant ou en diminuant la fitness d'un individu par rapport à un autre suivant l'écart de leur fitness.

a.2.) La sélection par tournoi

Le principe de cette méthode est de tirer aléatoirement un groupe de k individus dans la population, et de sélectionner le meilleur d'entre eux. Ce processus est répété jusqu'à ce que le nombre d'individus de la population intermédiaire soit égal au nombre total d'individus formant la population initiale. La population est donc divisée en m groupes de k individus. Ensuite, on sélectionne le meilleur de chaque groupe. Il faut k itérations pour remplir la population intermédiaire parce qu'à chaque fois m individus sont sélectionnés, ou m est défini par :

$$m = \frac{\text{taille de la population}}{k}$$

a.3.) La méthode élitiste

Dans cette méthode les meilleurs individus de la population P sont choisis et sélectionnés, pour la formation de la nouvelle génération P' , après avoir les triés de manière décroissante selon leurs fitness. De ce fait, la convergence prématurée de l'algorithme génétique est rapide, chose qui rend cette méthode peut utilisable.

b) Les operateurs croisement et mutation

Le croisement et la mutation sont des operateurs de reproduction qui agissent sur un ou plusieurs chromosomes issus de la phase de sélection en fonction d'une certaine probabilité.

b.1.) L'opérateur de croisement

Le croisement permet le brassage du patrimoine génétique présent dans la population en produisant de nouveaux chromosomes « enfants » à partir de chromosome parents avec une probabilité de croisement P_c . Ainsi, Cet operateur permet d'enrichir la diversité de la population en manipulant la structure des chromosomes. Initialement, les chromosomes de codage en chaine de bits subissent un croisement à découpage de chromosomes « **slicing crossover** ». Sur deux chromosomes, pères, de M gènes on tire aléatoirement une position de chacun des parents puis en fait un échange des sous-chaines terminales de ces parents, ce qui génère deux enfants C_1 et C_2 ; (Figure. II.3). Ce type de croisement à découpage de chromosomes peut être étendu en choisissant plusieurs positions de croisement où s'effectue le changement d'information ou de gènes. (Figure. II.4).

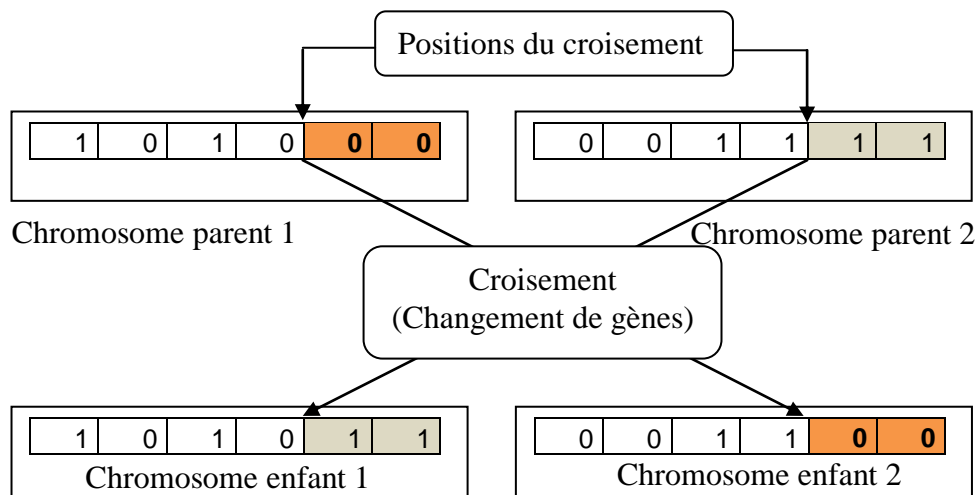


Figure. II.3. Operateur croisement monopoint sur deux chromosomes à six bits.

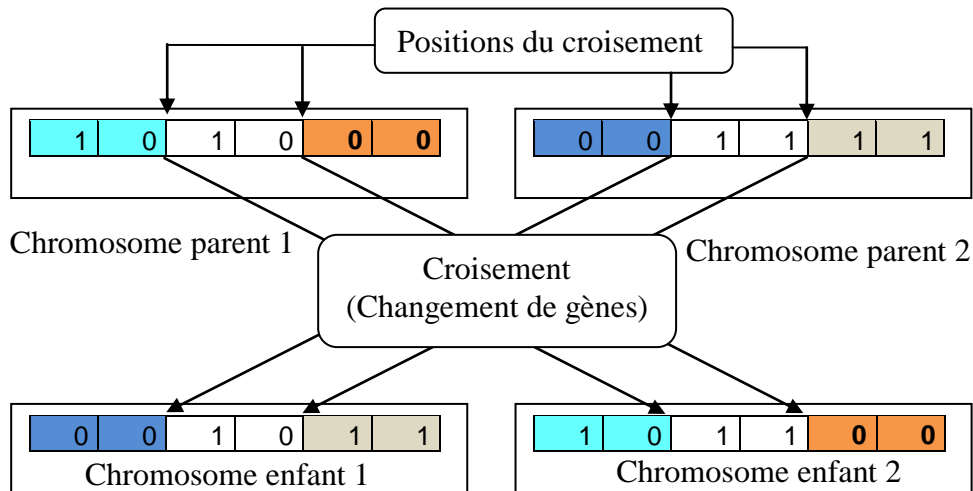


Figure. II.4. Slicing crossover à deux points.

b.2.) L'opérateur de mutation

L'opérateur de mutation agit sur un seul chromosome choisi avec une probabilité p_m , chose qui permet aux algorithmes génétiques de créer une diversité dans la population afin d'éviter une convergence prématurée. Cette propriété est une indication que l'Algorithme génétique est susceptible d'atteindre tous les points de l'état, sans les parcourir tous dans le processus de résolution. Pour les problèmes discrets, l'opérateur de mutation consiste généralement à tirer de façon aléatoire un gène dans le chromosome et le remplacer par une valeur qui elle-même est aléatoire. Aussi, contrairement à l'opérateur de croisement, si tous les chromosomes d'une population convergent vers un 0 à un emplacement donné, dans le cas où le codage est en binaire, l'opérateur de croisement ne pourra pas faire apparaître le 1, par contre il est possible que l'opérateur de mutation le fasse. Un exemple d'un chromosome muté est représenté dans la figure. II.5.

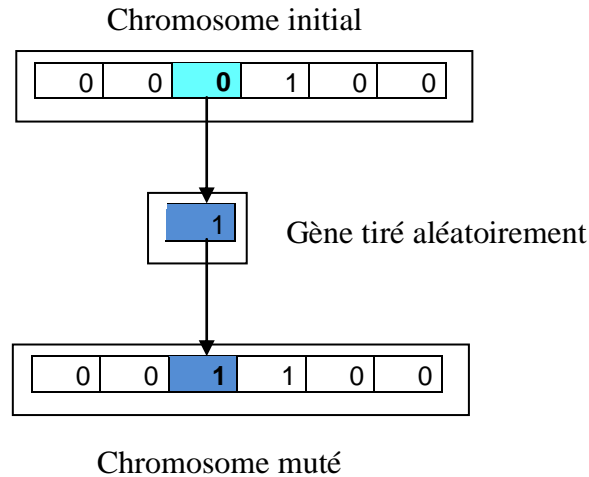


Figure. II.5. Exemple d'un chromosome muté.

II.4.) DEROULEMENT D'UN ALGORITHME GENETIQUE

Le commencement d'un algorithme génétique se fait par la génération de la population d'individus de façon aléatoire. Pour passer d'une génération k à la génération $k + 1$, les trois opérations suivantes sont répétées pour tous les éléments de la population k . Des couples de parents P_1 et P_2 sont sélectionnés en fonction de leurs adaptation. L'opérateur de croisement leur est appliqué avec une probabilité P_c qui est généralement autour de 0.6 et génère des couples d'enfants C_1 et C_2 . D'autres éléments P sont sélectionnés en fonction de leur adaptation. L'opérateur de mutation leur est appliqué avec la probabilité P_m qui est généralement très inférieur à P_c et génère des individus P' . Le niveau d'adaptation des enfants (C_1, C_2) et des individus mutés P' sont ensuite évalués avant insertion dans la nouvelle population.

Différents critères d'arrêt de l'algorithme peuvent être choisis :

Le nombre de générations (itérations) que l'on souhaite exécuter peut être fixé a priori. Ce choix se fait surtout lorsqu'on veut avoir une solution dans un temps limité.

L'algorithme peut être arrêté lorsque la population n'évolue plus ou lentement. La figure 14, présente un pseudo organigramme des algorithmes génétiques.

☞ PSEUDO ALGORITHME DES ALGORITHMES GENETIQUES

Générer une population initiale
 %-----
 Tant Que les conditions d'arrêt ne sont pas vérifiées
 Choisir deux individus
 Appliquer un opérateur de croisement
 Muter le descendant suivant une certaine probabilité

Insérer le descendant dans la population sous conditions
 Enlever un individu sous conditions
 Fin Tant que
 %-----

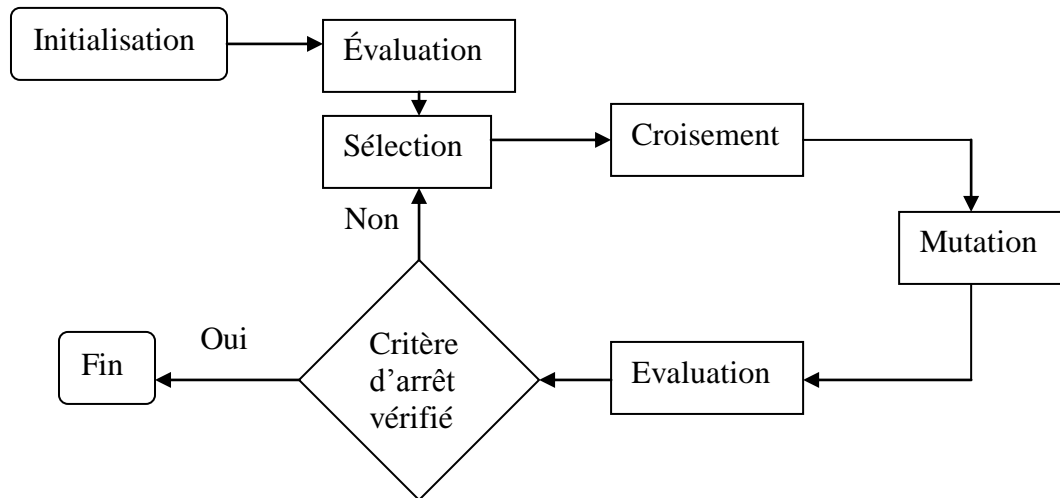


Figure. II.6. Structure générale d'un algorithme génétique.

II.5.) EXEMPLE D'APPLICATION DES OPERATEURS DES ALGORITHMES GENETIQUES

Exemple de Goldberg(1989), (Souquet et Radet, 2004)

Cette exemple consiste à trouver le maximum de la fonction $f(x) = x$ dans l'intervalle $[0, 31]$ où x est un entier naturel.

Le maximum dans cet intervalle est le nombre '31' est codé en binaire par un chromosome de 5 gènes qui, sous forme de séquence, s'écrit : 1, 1, 1, 1,1. Donc, la taille des chromosomes à choisir est de 5, et tous les nombres inférieurs à 31 peuvent être codés dans ces chromosomes ou individus.

On choisit, de manière aléatoire, la taille de la population et on la fixe à quatre individus.

On définit comme fonction fitness la valeur naturelle de x , vu qu'on cherche la valeur maximum sur l'intervalle $[0, 31]$; plus la valeur de x sera élevée plus en se rapprochera du maximum de la fonction identité et donc plus la fitness sera grande.

Soit la population initiale suivante :

Tableau.II.1. La population initiale

Individu	Séquence	Fitness	% du total
1	0 1 0 1 1	11	18,6
2	1 0 0 1 1	19	32,2
3	0 0 1 0 1	5	8,5
4	1 1 0 0 0	24	40,7
Total		59	100

On choisit la méthode de la loterie biaisée pour la sélection :

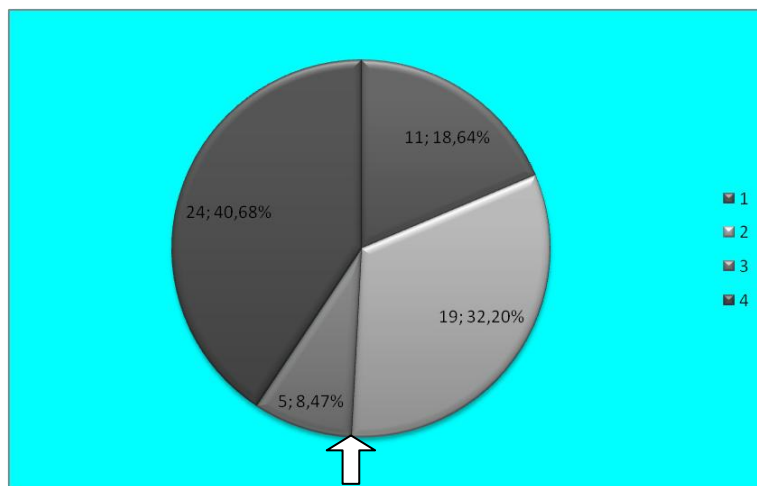


Figure. II.7. Application de la sélection par la loterie biaisée sur la population

Généralement on fait tourner la roue $n/2$, n étant la taille de la population, mais du fait que $4/2$ est très petit on choisit de tourner la roue 4 fois de suite.

La nouvelle population obtenue donc est :

Tableau. II.2. Individus sélectionnés par la méthode de la loterie biaisée.

Individu	Séquence
1	1 1 0 0 0
2	0 0 1 0 1
3	1 1 0 0 0
4	0 1 0 1 1

Pour la génération de la population P' on tire aléatoirement $n/2$ couples d'individus « parents » de la population initiale P à qui on rajoute $n/2$ individus « enfants » qui sont résultat de croisement de chaque couple des parents tirés ; la taille de la nouvelle population est donc la même que la population initiale.

Dans cet exemple, le type de croisement est le **slicing crossover** monopoint et le point de croisement est choisit aléatoirement. Aussi, les parents choisis sont tous remplacés par les enfants engendrés.

Deux couples sont formés :

- Couple 1 : les deux individus 2 et 3 ;
- Couple 2 : les deux individus 1 et 4 ;

Le croisement est illustré dans le tableau suivant :

Tableau. II.3. L'opérateur de croisement, appliqué à deux couples de parents.

Parent	Enfant
<p>0 1 0 1</p> <p>0 1 0 1 1</p>	<p>0 0 1 1 1</p> <p>0 1 1 0 1</p>
<p>1 1 0 0 0</p> <p>0 1 0 1 1</p>	<p>1 1 0 1 1</p> <p>0 1 0 0 0</p>

On applique l'opérateur de croisement qui choisit de manière aléatoire si on doit faire une mutation et sur quel locus le faire. Les résultats sont comme suit :

Tableau. II.4. L'opérateur de mutation, appliqués sur la population après croisement.

Chromosome avant mutation	Chromosome après mutation
0 0 0 1 1	0 0 1 1 1
0 1 1 0 1	0 1 1 0 1
1 1 0 1 1	1 1 0 1 1
0 1 0 0 0	1 1 0 0 0

Par ces procédés, la population P est donc remplacée par la population P' qui est la suivante :

Tableau. II.5. La population P' après application des opérateurs des A.G.

Individu	Séquence	Fitness	% du total
1	0 0 1 1 1	7	9,86
2	0 1 1 0 1	13	18,31
3	1 1 0 1 1	27	38,03
4	1 1 0 0 0	24	33,8
Total		71	100

On remarque qu'en une seule génération le maximum est passé de 24 à 27, et la fitness globale de la population a relativement augmentée pour passer de 59 à 71.

Afin d'obtenir la valeur optimale voulue, on continue à générer des populations à qui on applique les opérateurs cités précédemment en succession.

Note :

Pour un tel problème d'optimisation on n'a pas besoin d'utiliser les algorithmes génétiques mais il est d'intérêt de faire montrer une trace simple, sur une génération de l'application successive des différents opérateurs.

II.6.) LES AVANTAGES DES ALGORITHMES GENETIQUE PAR RAPPORT AUX AUTRES METHODES

- Le premier avantage est que les algorithmes génétiques par rapport aux méthodes classiques est que ils sont peut sensibles aux nombres de variables en jeu ; comme exemple, la méthode du gradient, le temps de calcul et l'imprécision augmente rapidement avec le nombre de variables.
- Les algorithmes génétiques peuvent traiter des problèmes où il existe une ou plusieurs non linéarités, éventuellement sous forme de contraintes, du fait qu'ils ne présupposent aucune linéarité du problème traité.
- Un autre avantage des algorithmes génétiques est le fait qu'ils se basent uniquement sur la fonction objectif pour connaître le problème, contrairement aux méthodes classiques qui nécessitent des informations en plus tel que la dérivée de la fonction.

II.7.) APPLICATION PRATIQUE DES ALGORITHMES GENETIQUES

Du fait de leur pouvoir d'adaptation aux multiples problèmes d'optimisation, les algorithmes génétiques sont désormais les plus appliqués, contrairement aux autres métaheuristiques. On cite alors, l'optimisation des fonctions numériques difficiles (discontinues, multimodales, bruitées, ...), traitement d'image (alignement des photos satellites, reconnaissance de suspects, ...), optimisation d'emplois de temps, optimisation de design, contrôle de systèmes industriels, etc.

Les A.G peuvent être utilisés pour le contrôle des systèmes évoluant dans le temps (chaîne de production, centrale nucléaire, ...) car la population peut s'adapter à des conditions changeantes. Ce type de métaheuristiques a aussi la possibilité de déterminer la configuration d'énergie minimale d'une molécule ou à modéliser le comportement animal.

On trouve aussi l'application des A.G dans l'optimisation des réseaux (câbles, fibres optiques, gaz, ainsi que les réseaux d'eau, dont notre projet fait part.

☞ Les Algorithmes Génétiques dans le domaine d'hydraulique

Pour les problèmes d'optimisation des réseaux d'alimentation en eau, les **algorithmes génétiques** s'offre une grande part. Les travaux qui ont été menés portent essentiellement sur le dimensionnement des installations et organes du réseau ainsi que sur la gestion de la maintenance et la réhabilitation des réseaux AEP. (Nafi, 2006)

L'ensemble des travaux qui sont réalisés en ce sens sont les suivants :

- ✚ Dandy et Al (1996) ont présenté une approche d'optimisation pour la conception des réseaux d'AEP qui est basée sur les algorithmes génétiques. Le travail présenté propose des améliorations à l'utilisation antérieure des algorithmes génétiques en apportant des modifications sur la définition des variables de décision, les opérateurs de mutation et le codage en Gray. L'approche proposée cherche à partir d'une topologie donnée du réseau et une demande de base connue, de proposer une composition adéquate des dimensions des conduites afin de minimiser le coût de conception du réseau. Les contraintes considérées sont d'assurer la continuité des flux, le respect de certaines dimensions pour des conduites spécifiques. Le codage utilisé est un codage en Gray, chaque diamètre de conduite est codé sur un gène de quatre bits. L'exemple cité est un réseau de 21 conduites, le chromosome représentant tout le réseau est de dimension 84 bits. La fonction objectif traduit le coût de conception et de maintenance sous des pénalités tenant compte de la violation des contraintes de pression qui elles même traduisent la performance hydraulique des solutions testées ;
- ✚ Un model GANET basé sur ce type d'algorithmes a été développé par Savic et Walters(1997). Ce model permet d'assurer une conception optimale du réseau d'AEP. L'objectif est économique; il exprime le coût d'acquisition de la conduite qui est, bien sûr, fonction du diamètre et de longueur de la conduite. L'objectif technique pris en considération est la satisfaction de la demande aux nœuds en assurant une pression minimum de service. Les auteurs ont utilisé des algorithmes génétiques simples, la variable de décision représente le diamètre de la conduite et le codage utilisé permet de représenter sous forme de chromosomes les dimensions des diamètres utilisés pour les conduites. Chaque gène représente une conduite où le diamètre est codé sur trois bits ;
- ✚ En utilisant un modèle permettant de coupler entre un outil d'optimisation **GLOBE** et le simulateur hydraulique **EPANET**, Abebe (1998) a élaboré une approche basée sur l'utilisation d'un algorithme génétique simple avec une fonction objectif traduisant les coûts d'acquisition des conduites et des pénalités liées à la contrainte de pression de service ;
- ✚ Sous un logiciel d'optimisation commercial **EVOLVER** combiné avec **EPANET**, les A.G trouvent leur place dans l'optimisation des réseaux d'AEP. Ce travail réalisé par Lippai et Al (1999) consiste à comparer les algorithmes génétiques aux méthodes d'optimisation classiques ;
- ✚ Devi et Al (2004) ont présenté un algorithme génétique basé sur une approche multi-objectif pour les réseaux d'AEP. Les objectifs considérés sont la minimisation du coût de conception et, l'accroissement de la fiabilité du réseau. Le travail présente un ensemble d'indices mesurant la fiabilité et la performance du réseau en se basant sur le calcul hydraulique (variation de la pression, débit et énergie disponibles dans le réseau et la fiabilité de la structure du réseau en particulier au niveau des nœuds « prise en compte des changement de diamètres »). Le travail est de traiter les deux phénomènes de défaillances : la défaillance mécanique dû à la structure même des conduites qui se traduit par des casses ou des ruptures et la défaillance dite hydraulique qui se manifeste par une variation de pression ou de débit. Le modèle permet de minimiser les coûts de conception et maximiser la fiabilité du réseau avec

un indice de fiabilité du réseau sous contraintes hydrauliques. Le modèle est combiné avec EPANET.

II.8.) LES ALGORITHMES GENETIQUES SOUS MATLAB :

La manipulation des algorithmes génétiques sous MATLAB se fait au biais de la fonction prédéfini « **ga.m** ». On peut visualiser le contenu de cette fonction avec la commande **type** en écrivant dans la fenêtre **commande Windows** : `type 'ga.m'`. (Figure. II.8).

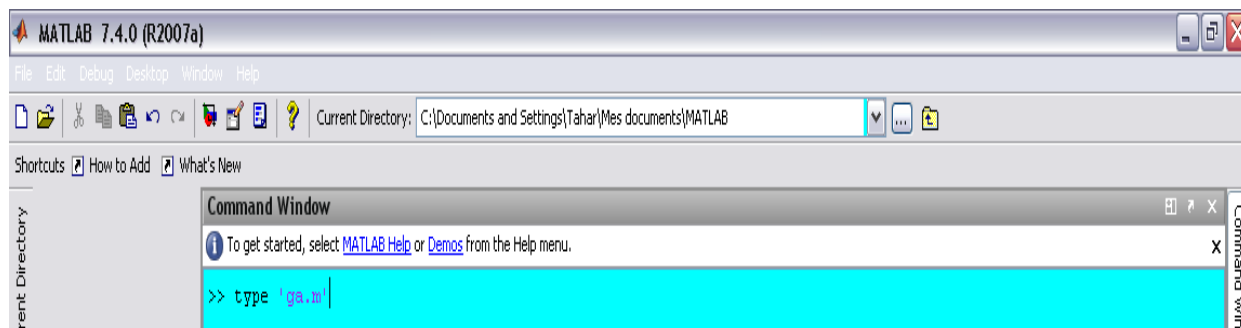


Figure. II.8. Visualisation du contenu de la fonction des A.G.

La syntaxe pour l'appellation de la fonction des algorithmes génétiques est la suivante :

`[x, fval, exitflag, output, population, scores]=ga (@obj_function, nvars, Aineq, bineq, Aeq, beq, LB, UB, nonlcon, options);`

Où les paramètres cités dessus représentent:

x : Le dernier individu sélectionné à la fin de l'optimisation ;

fval : La valeur finale de fonction objectif à la fin de l'optimisation ;

exitflag : La raison d'arrêt de l'algorithme génétique qui return les valeurs des entiers relatifs de -5 à 5. Chaque valeur présente une raison pour quoi l'exécution de l'algorithme est stoppée. (HELP de MATLAB) ;

output : Structure contenant des informations sur la performance de l'algorithme pour chaque génération ;

population : La dernière population.

Scores : Le vecteur des valeurs trouvées de la fonction fitness correspondant à la dernière population ;

obj_function : La fonction objectif qui est défini dans un fichier «obj_function.m » ;

nvars : Désigne le nombre de variables participant dans la fonction objectif ;

Aineq et bineq : La matrice 'A' et le vecteur 'b' du système linéaire des inégalités de forme « $A \cdot X \leq b$ » respectivement. Les composantes du vecteur X sont les variables de décision de la fonction objectif ;

Aeq et beq : La matrice 'A' et le vecteur 'b' du système linéaire des égalités de forme « $A \cdot X = b$ » respectivement. Les composantes du vecteur X représentent les variables de décision de la fonction objectif ;

LB : Le vecteur de bornes inférieures des variables de décision ;

UB : Le vecteur de bornes supérieures de ces variables ;

Nonlcon : La fonction des contraintes non linéaires ;

options : Structure de l'ensemble des options qu'on peut rajouter pour la fonction des algorithmes génétiques tel que la visualisation graphique de l'évolution de la fonction fitness.

➤ **Remarques**

- Les deux premiers arguments d'entrée « @obj_function, nvars » sont indispensables pour l'exécution de l'algorithme et les autres sont optionnels(les arguments de sortie sont inclus) ;
- Si aucun des arguments optionnels n'est introduit, soit la syntaxe « ga(@obj_function, nvars), l'algorithme utilisera les valeurs par défaut qui sont définis dans des d'autres fonction que celle-ci utilise ; (HELP de MATLAB) ;

☞ **Exemple de minimisation d'une fonction avec les A.G sous MATLAB**

Supposons qu'on cherche à minimiser la fonction $f(x) = x^2 + 4\sin(x)$ sur l'intervalle [-6 6] ; figure. II.9.

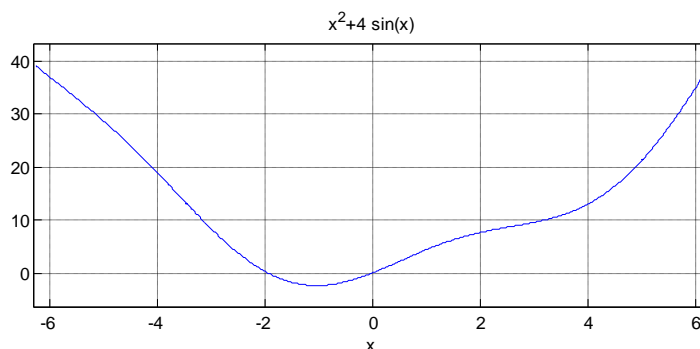


Figure. II.9. Graphique de la fonction $f(x) = x^2 + 4\sin(x)$

La fonction objectif dans ce cas est programmée dans un fichier à extension « .m ». Soit « fx.m » ce fichier :

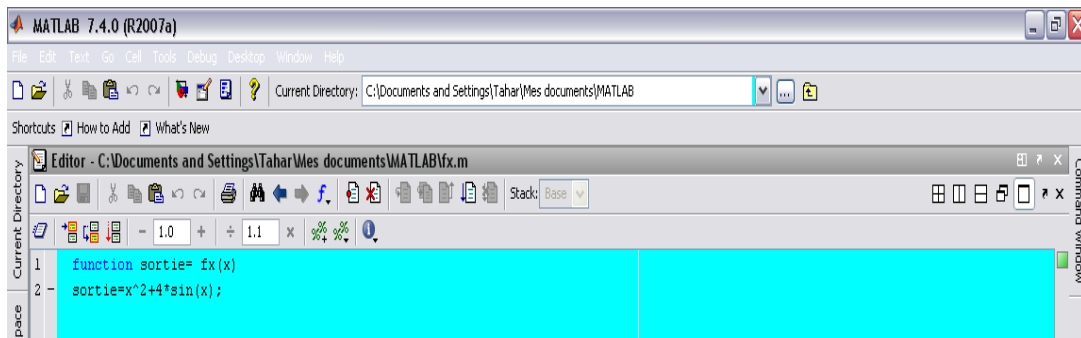


Figure. II.10. Programmer une fonction objectif réelle sous MATLAB.

La procédure pour trouver le minimum de $f(x)$ avec les A.G est comme suit :

```
>> % spécification du nombre de variables
>> nvars=1;
>> % spécification des bornes de x
>> LB=-6;
>> UB=6;
>> % visualisation de l'évolution de la fonction fitness
>> options=gaoptimset;
>> options = gaoptimset (options,'PlotFcns' ,{ @gplotbestf });
>> % puisqu'il n'ya pas de contraintes
>> Aineq=[];
>> bineq=[];
>> Aeq=[];
>> beq=[];
>> nonlcon=[];
>>[X, FVAL]= ga(@fx,nvars,Aineq,bineq,Aeq,beq,LB,UB,nonlcon,options)
```

Les résultats après optimisation s'affichent comme suit

```
X =
-1.0297
FVAL =
-2.3683
```

Si on compare la valeur de FVAL trouvées précédemment avec le minimum de la fonction représenté sur la figure. II.9, on remarque que l'algorithme converge bien vers le minimum de la fonction $f(x)$ sur l'intervalle $[-6 \ 6]$.



Chapitre III
La
méthode de
LABYE

Les réseaux de distribution dans une installation d'approvisionnement en eau est d'une considération majeure. Cependant, le coût de celui-ci est en générale élevé, chose qui fait qu'on cherche à le diminuer ou tout simplement à l'optimiser. Cette optimisation peut agir sur deux facteurs importants :

- ✓ Les facteurs hydrauliques qui renvoient au fonctionnement du réseau avec le respect des vitesses d'écoulement dans les éléments du réseau et les pressions aux nœuds ;
- ✓ Le facteur économique qui représente le coût du projet.

Dans ce présent chapitre on présentera une méthode d'optimisation utilisée pour l'optimisation des réseaux ramifiés, plus particulièrement les réseaux d'irrigation, qui est **la méthode de Labye**.

Pour y parvenir, nous procédons par :

- ☞ Présentation des méthodes de calcul des réseaux de distribution d'eau ;
- ☞ Citer quelques heuristiques pour l'optimisation des réseaux de distribution d'eau ;
- ☞ Présentation de la méthode de **Labye**.

III.1.) LES METHODES USUELLES POUR LE DIMENSIONNEMENT DES RESEAUX DE DISTRIBUTION D'EAU

Dans la simulation des réseaux de distribution d'eau le problème était de déterminer, sous des contraintes de vitesse et de pression, les diamètres et les débits dans les tronçons ainsi que la pression aux nœuds sans tenir compte du coût du réseau; les méthodes de calculs les plus utilisées sont celles de Hardy Cross, de Newton Raphson et la méthode de linéarisation des pertes de charge. Par contre dans l'optimisation, l'objet est de réduire le coût du réseau tout en respectant les performances techniques requises de telle sorte à établir un projet technico-économique.

Les méthodes utilisées pour le calcul des réseaux de distribution d'eau sont du type itératif. Le principe est d'aboutir au moyen de la loi des nœuds et la loi des mailles à un système d'équations à résoudre où le nombre d'équations est équivalent au nombre d'inconnues. La non-linéarité des relations qui lient ces inconnues fait que le système à résoudre est non linéaire, donc pour le résoudre il faut le rendre linéaire chose qui conduit à une solution approximative. Pour ce faire, on procède par itération pour améliorer la solution afin qu'elle se stabilise avec un certain degré de précision.

III.1.1.) LA METHODE DE HARDY CROSS

C'est une méthode de correction successive qui a un intérêt historique car elle a été développée avant l'invention des moyen de calcul électronique.

a. La méthode des mailles

Le principe est de choisir, pour une distribution de diamètre initiale, une distribution des débits dans les tronçons du réseau afin de satisfaire les équations de continuité aux nœuds ainsi que les équations de conservation d'énergie pour les mailles. Dans le cas où la condition soulignée n'est pas vérifiée, une correction de « ΔQ_i » doit être effectuée pour chaque maille 'i'.

L'expression de la correction pour chaque itération est:

$$\Delta Q_i = - \frac{\sum_{j=1}^{n_j} \varepsilon_{ij} \cdot R_{ij} \cdot Q_{ij}^n}{\sum_{j=1}^{n_j} n \cdot R_{ij} \cdot Q_{ij}^{n-1}} \quad (III.1)$$

n : Dépend de la formule utilisée pour le calcul des résistances des conduites.

n_j : nombre de tronçons dans la maille 'i'.

ε_{ij} : Coefficient qui prend la valeur 1 lorsque le débit est dans le même sens du parcours de la maille et -1 dans le cas contraire.

Une fois la répartition des débits pour chaque maille est déterminée, une éventuelle correction sur les diamètres portant sur la vérification de la contrainte de vitesse est imposée. Le processus itératif s'arrête lorsque la contrainte de vitesse est vérifiée sur tous les tronçons du réseau.

b. La méthode des nœuds

Dans cette méthode, on se fixe des valeurs initiales des cotes piézométriques H_i pour chaque nœud 'i' de façon à respecter la loi des mailles :

$$\sum_{j=1}^{n_j} \Delta h_{ij} = 0. \quad (III.2)$$

Δh_{ij} : Désigne la perte de charge dans la conduite j de la maille i ;

Si cette répartition est parfaite, la loi de continuité suivante (III.3) sera vérifiée pour chaque nœud 'i'.

$$\sum_{j=1}^{n_i} Q_{ij} + q_i = 0. \quad (III.3)$$

q_i : Le débit consommé ou injecté au nœud i ;

Q_{ij} : Le débit dans la conduite j reliée au nœud 'i'.

Dans le cas contraire, une correction ΔH_i doit être effectuée pour chaque charge H_i ce qui conduit à l'expression de la charge à l'itération (k +1):

$$H_i^{k+1} = H_i^k + \Delta H_i^k \quad (III.4)$$

Où

$$\Delta H_i^k = - \frac{2 \cdot \sum_{j=1}^{n_i} (Q_{ij}^k + q_i)}{\sum_{j=1}^{n_i} \left(\frac{Q_{ij}^k}{\Delta h_{ij}^k} \right)} \quad (III.5)$$

n_j : Le nombre des nœuds j connectés au nœud i ;

Δh_{ij}^k : La perte de charge dans la conduite j attachée au nœud i à l'itération k.

q_i : Le débit consommé ou injecté au nœud i ;

Amélioration de la méthode

En réalité, on écrit les équations de continuité pour les nœuds de consommation pour ensuite déduire le débit injecté au nœud du réservoir.

Pour ne pas courir derrière la recherche des cotes piézométriques adéquates qui vérifient les équations d'énergie dans les mailles, Un coefficient α d'accélération de la convergence est introduit dans l'équation (III.4). Ce coefficient prend comme valeur initiale la valeur « 0.2 » (là où le risque de divergence est important) pour ensuite augmenter vers une valeur autour de l'unité. La relation (III.4) devient donc :

$$H_i^{k+1} = H_i^k + \alpha^k \cdot \Delta H_i^k \quad (III.6)$$

Le processus itératif s'arrête lorsque :

$$|H_i^{k+1} - H_i^k| \leq \delta \quad (III.7)$$

δ : Tolérance imposée.

III.1.2.) METHODE DE LINEARISATION DE L'EQUATION DE PERTE DE CHARGE

Cette méthode est proposée par Wood et Charles(1962) reprise par Lejeune et ses collaborateurs (1972). Dans ce cas l'équation de perte de charge pour la maille 'i' s'écrit sous la forme suivante :

$$\sum_{j=1}^{m_i} R_{ij} \cdot Q_{ij} = 0. \quad (III.8)$$

Le système à résoudre sera donc :

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{m_i} R_{ij} \cdot Q_{ij} = 0. \\ \sum_{j=1}^{n_i} Q_{ij} = q_i \end{cases} \quad (\text{III.9})$$

L'écriture matricielle de ce système est la suivante :

$$A \cdot Q = q \quad (\text{III.10})$$

Où

Q : Le vecteur des débits Q_{ij} à déterminer.

La matrice A est constituée de $(m+n-1)$ lignes :

- m_i lignes relatives aux équations des mailles comportant les résistances R_{ij}
- n_{i-1} lignes relatives aux équations des nœuds comportant les valeurs ± 1 selon le sens du débit.

Le vecteur q de même nombre de ligne que A :

- m_i composantes nulles et (n_i-1) composantes de valeurs q_i .

(m_i+n_{i-1}) est le nombre de conduites dans le réseau.

Pour la détermination du vecteur Q à l'itération $(k+1)$ on fait une correction sur les résistances R_{ij} avec les débits Q_{ij} trouvés dans l'itération k de la façon suivante :

$$R_{ij}^{k+1} = R_{ij}^k \cdot Q_{ij}^k \quad (\text{III.11})$$

On construit un système équivalent à celui de (III.9) et le vecteur Q sera la solution de ce système.

Le processus itératif s'arrête lorsque $|Q_{ij}^{k+1} - Q_{ij}^k| < \delta$ où δ : est la tolérance imposée.

III.1.3.) METHODE DE NEWTON RAPHSON

La méthode de Newton Raphson est une méthode itérative permettant de déterminer simultanément, à chaque itération, les corrections à apporter à toutes les variables en vue de se rapprocher de la solution.

a. La méthode des mailles

Dans cette méthode la fonction est représentée par l'expression d'équilibre énergétique sur l'ensemble des mailles et les débits sont pris comme variables de décision.

La fonction est :

$$F(Q) = \sum R_{ij} \cdot Q_{ij}^2 \quad (\text{III.12})$$

R_{ij} : La résistance de la conduite ij.

Partant d'une répartition initiale des débits, le procédé de Newton Raphson conduit à la résolution d'un système linéaire à chaque itération k déterminant ainsi la correction du débit.

$$\Delta Q^k = J^{-1} \cdot F(Q^k). \quad (\text{III.13})$$

ΔQ^k : Le vecteur correction des débits à l'itération k.

$J = \nabla F(Q^k)$: La matrice jacobienne du système dont les éléments sont composés de la dérivée de l'équation de perte de charge par rapport au débit.

Le processus itératif lorsque $|Q^{k+1} - Q^k| < \delta$; où δ est la précision voulue.

b. Méthode des nœuds

Dans cette méthode la fonction est représentée par la loi des nœuds ou la loi de continuité et les charges aux nœuds comme variables de décision. Le programme mathématique qui en découle consiste à minimiser sur l'ensemble des conduites connectées au nœud 'i' la fonction suivante :

$$F(H_i) = \sum Q_{ij} + q_i \quad (\text{III.14})$$

La relation (II.13) peut être écrite sous la forme suivante :

$$F(H_i) = \sum R_{ij}^{-1/2} \cdot (H_i - H_j)^{1/2} + q_i \quad (\text{III.15})$$

H_i, H_j : Désigne les charges aux nœuds i, j respectivement.

Les valeurs des inconnues à l'itération (k+1) sont déterminées par la relation suivante :

$$H^{k+1} = H^k + \Delta H^k \quad (\text{III.16})$$

Partant d'une distribution initiale des charges aux nœuds, Le vecteur de correction ΔH^k est obtenu en résolvant le système suivant :

$$J^k \cdot \Delta H^k = -F(H_i^k) \quad (\text{III.17}).$$

Où

$$J^k = \left[\frac{DF}{DH} \right]_{H=H_i^k} \quad (\text{III.18}).$$

L'arrêt du processus s'effectue lorsque $|H^{k+1} - H^k| < \delta$

δ : est une borne supérieure de l'erreur fixée sur les côtes piézométriques entre l'itération en cours et l'itération précédente.

A partir de l'équation (III.17) on détermine le vecteur ΔH^k comme suit :

$$\Delta H^k = -[J^k]^{-1} \cdot F(H^k) \quad (\text{III.19}).$$

☞ **Commentaires sur les trois méthodes de calcul citées**

▪ **La méthode de Hardy Cross**

- Pour la convergence du processus itératif, une distribution initiale des débits plus au moins proche de la solution est exigée ;
- Les expressions des corrections ΔQ et ΔH manquent de rigueur mathématique, ce qui influe sur la précision des résultats.
- La méthode des mailles ne peut s'appliquer que dans le cas des réseaux maillés, contrairement à la méthode des nœuds qui peut être appliquée même sur des réseaux ramifiés.

▪ **La méthode de linéarisation de l'équation de perte de charge**

- La linéarisation des équations de perte de charge simplifie énormément le problème du fait qu'on se ramène à résoudre des systèmes linéaires mais, l'hypothèse erronée d'un écoulement laminaire affecte la précision des résultats obtenus. Néanmoins, cette méthode peut fournir une répartition initiale des débits pour les autres méthodes d'équilibrage.

▪ **La méthode de Newton Raphson**

- En raison du fondement mathématique assez rigoureux d'une part, est le développement des techniques numériques d'autre part, la méthode de Newton Raphson est la plus susceptible pour mieux représenter le problème d'équilibrage. La méthode des nœuds est la plus suggérée pour traiter tous les cas de figure des réseaux (maillés ou ramifiés).

III.2.) LES HEURISTIQUES POUR L'OPTIMISATION DES RESEAUX DE DISTRIBUTION D'EAU

III.2.1.) LA METHODE DE HARDY CROSS « MAILLES ET NŒUDS »

Cette méthode itérative d'équilibrage, dans le calcul des réseaux de distribution d'eau, peut être utilisée pour des problèmes d'optimisation. Le principe est de l'associer avec une fonction coût à optimiser.

III.2.2.) LA METHODE DES CONDUITES EQUIVALENTES (1961)

Cette méthode, basée essentiellement sur la méthode de Hardy Cross comme modèle d'analyse, consiste à remplacer les conduites réelles du réseau par des conduites fictives (équivalentes) qui leurs diamètres sont commerciaux et les longueurs sont inconnues. Le problème est donc chercher ces longueurs équivalentes sous les contraintes de pression et vitesses admissibles.

L'inconvénient que présente cette méthode est qu'elle ne s'applique qu'à des réseaux maillés. Plusieurs auteurs ont développé des méthodes basées sur ce principe (**conduites équivalentes**) qui sont connues par leurs noms. On cite alors :

- La méthode des longueurs équivalentes de Tong et Col (1961);
- La méthode des longueurs équivalentes de S.Raman et V.Raman (1966) ;
- La méthode des diamètres équivalents de Deb et Sarkar (1971).

III.2.3.) LA METHODE DE JACOBY (1968)

Cette méthode est applicable à des réseaux composés d'un réservoir, d'une pompe pour l'adduction et un réseau maillé de conduites. Dans sa méthode Jacoby définit une fonction objectif qui combine la fonction coût du réseau aux contraintes des lois qui lient les diamètres D_i , les débits Q_i et les pertes de charges dans les conduites Δh_i .

L'avantage de cette méthode est qu'elle est applicable à des grands réseaux du fait que les équations qu'elle manipule ne change pas. En revanche, cette méthode présente l'inconvénient du risque de tomber dans un minimum local.

III.2.4.) LA METHODE DE GENEDESE ET MELE (1968)

Les variables de décision dans cette méthode sont : le débit qui circule dans chaque conduite et les charges aux nœuds.

III.2.5.) LA METHODE DE FITHERSTONE ET EL JUMAILY

Celle-ci permet le calcul des diamètres optimaux des conduites après l'équilibrage du réseau par l'une des méthodes de Hardy Cross. Un calcul hydraulique est effectué à chaque modification des diamètres puis on évalue le coût du réseau et on sélectionne parmi les coûts trouvés **le minimum**.

III.3.) LA METHODE DE LABYE POUR L'OPTIMISATION DES RESEAUX RAMIFIES

III.3.1.) CARACTERISTIQUES DES RESEAU RAMIFIES

La structure des réseaux ramifiés, différemment de celle des réseaux maillés, entraîne une relation **biunivoque** entre le nœud aval d'un tronçon et lui-même. Les tronçons de ce type de réseaux peuvent être désignés par les numéros de ses nœuds ; chaque tronçon est donc repéré par les numéros des nœuds aval et amont.

Le nombre des successeurs que présente un tronçon dans un réseau ramifié est souvent limité à deux et le nombre de prises portées par un nœud est limité à quatre mais, on peut avoir des cas où le nombre de successeurs pour un tronçon dépasse deux et le nombre de prises portées par un nœud dépasse le nombre indiqué précédemment. En effet, le passage du dernier état cité à celui qui le précède peut se produire en créant, à chaque fois que cela est nécessaire, un tronçon fictif de longueur nulle; on utilise le même procédé si un nœud comporte plus de quatre prises. Figure. III.1.

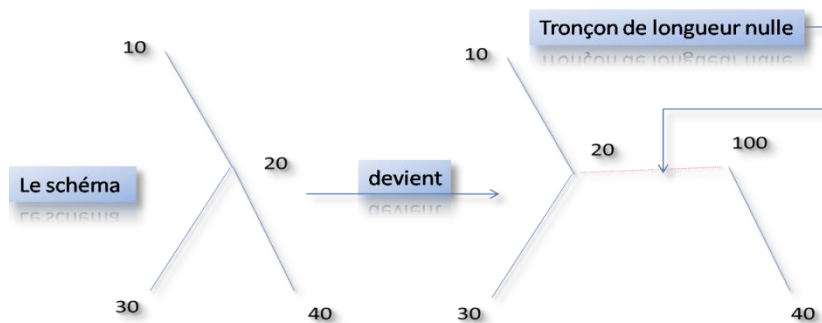


Figure. III.1.Utilisation des tronçons fictifs

Après avoir terminé avec l'introduction des tronçons de longueurs nulles on fait la numérotation des nœuds.

☞ Considérons la nomenclature suivante :

Δh_i : La perte de charge sur le tronçon i ;

$p_i(\Delta h_i)$: Prix minimal du tronçon i lorsque la perte de charge de celui-ci est Δh_i ;

z_j : Cote piézométrique au nœud j ;

$p_j(z)$: Prix minimal du réseau situé à l'aval du point j lorsque la cote piézométrique de ce point est z ;

III.3.2.) COURBES CARACTERISTIQUES D'UN TRONÇON

a. La courbe $P(\Delta h)$

Soit le bordereau de canalisations disponibles (n canalisations) :

Diamètres	$D_1 \dots \dots \dots D_n$;
Prix unitaires	$p_1 \dots \dots \dots p_n$;
Pertes de charge unitaires	$j_1 \dots \dots \dots j_n$.

Soit un tronçon de longueur L dans lequel on doit transiter un débit Q . On Cherche pour chaque perte de charge possible sur ce tronçon la solution optimale qui conduit à un coût minimal.

Pour démontrer que le prix de ce tronçon n'est minimal que lorsqu'il comporte au plus deux diamètres on procède avec un contre exemple.

Supposons que ce tronçon est équipé de trois canalisations C1, C2, C3, dont leurs longueurs sont respectivement x_1, x_2, x_3 ; **Le système d'équation s'écrit comme suit :**

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = L. \\ j_1 \cdot x_1 + j_2 \cdot x_2 + j_3 \cdot x_3 = \Delta h. \\ p_1 \cdot x_1 + p_2 \cdot x_2 + p_3 \cdot x_3 = P. \end{cases} \quad \text{(III.20)}$$

Où :

L : La longueur totale du tronçon ;

P : Le prix du réseau ;

Δh : La perte de charge totale.

Puisque les diamètres des canalisations C1, C2, C3, sont au préalable choisis, les pertes de charges unitaires j_1, j_2, j_3 et les prix par mètre p_1, p_2, p_3 sont donc constants.

Il est à noter que les deux premières équations sont satisfaites pour une infinité de choix des distances (x_1, x_2, x_3) et, le prix P varie avec ce choix pour une perte de charge Δh .

L'écriture du système précédent avec une seule variable (soit x_1) en éliminant les deux autres (x_2 et x_3) conduit à une équation en fonction de x_1 sous forme « $A \cdot x_1 = B$ » où A et B sont des constantes indépendantes de (x_1, x_2, x_3). La fonction P qui est une fonction linéaire de x_1 peut être réduite tant que A n'est pas nul et cela avec la variation de x_1 . De façon plus générale aucune des longueurs (x_1, x_2, x_3) n'est nulle. Lorsque l'une de ces valeurs s'annule on détermine une solution à deux diamètres de coût inférieur à la solution initiale.

Pour un tronçon équipé de plus de trois diamètres, on se ramène au cas précédent en considérant un sous tronçon de trois diamètres et, de proche en proche, on obtient une solution de coût moindre ne comportant que deux diamètres.

Pour un tronçon de deux diamètres, il n'est plus possible de réduire le coût lorsque L et Δh sont donnés. En effet, les relations $x_1 + x_2 = L$ et $j_1 \cdot x_1 + j_2 \cdot x_2 = \Delta h$ imposent les valeurs de x_1 et x_2 . Il n'existe donc qu'une seule solution dont le coût est déterminé par la relation $p_1 \cdot x_1 + p_2 \cdot x_2 = P$.

Equipons le tronçon du diamètre D_k sur toute sa longueur. Il lui correspond un coût $P_k = p_k * L$ et une perte de charge $\Delta h_k = j_k * L$ (point M_k , figure. III.2). De même, à un diamètre D_e correspondent P_e , Δh_e et M_e .

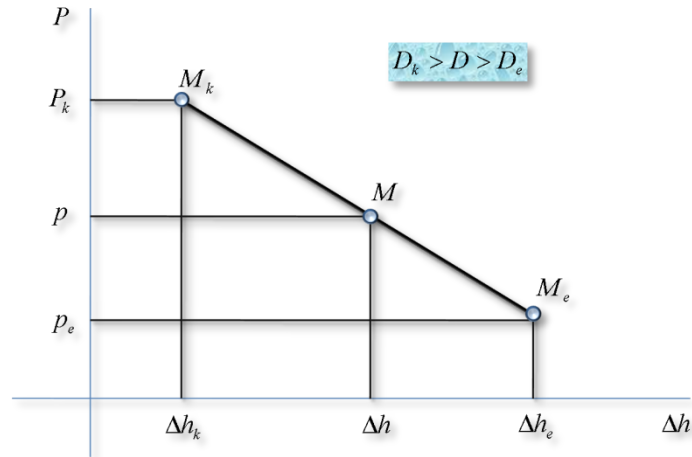


Figure. III.2. Prix d'un tronçon équipé du diamètre D_k , du diamètre D_e , ou d'un mixage de ces deux diamètres.

Si le tronçon est équipé du diamètre D_k sur un pourcentage de L et du diamètre D_e sur le reste, la perte de charge Δh qui est engendrée et le prix équivalent P pour tronçon sont comme suit :

$$P = x * P_k + (1 - x) * P_e \quad (III.21)$$

$$\Delta h = x * \Delta h_k + (1 - x) * \Delta h_e$$

Où x représente le pourcentage de la longueur de la canalisation du diamètre D_k .

Réciproquement, en connaissant la perte de charge Δh , x est calculé comme suit :

$$x = \frac{\Delta h_e - \Delta h}{\Delta h_e - \Delta h_k} \quad (III.22)$$

☞ En éliminant x dans le système (III.21) on aura :

$$\frac{P - P_e}{P_k - P_e} = \frac{\Delta h - \Delta h_e}{\Delta h_k - \Delta h_e} \quad (III.23)$$

L'équation de la droite ($M_k M_e$) est donc :

$$P = \left[\frac{P_k - P_e}{\Delta h_k - \Delta h_e} \right] \cdot \Delta h + \left[P_e - \frac{P_k - P_e}{\Delta h_k - \Delta h_e} \cdot \Delta h_e \right] \quad (III.24)$$

Le point M est donc situé sur le segment $[M_k M_e]$ de pente négative.

En effet, entre deux canalisations, celle qui a le plus gros diamètre aura le prix le plus élevé et la perte de charge la plus faible. Lorsque les canalisations du bordereau font partie d'une même série commerciale (matériaux et classe identique), la courbe $P(\Delta h)$ est constituée par tous les points M_k pris dans l'ordre des diamètres décroissant, la perte de charge croissant de plus en plus vite à mesure que le prix décroît. Par contre, ceci peut être faux dans certains cas particuliers où l'on compare deux matériaux différents.

L'ensemble de combinaisons de deux diamètres sur le tronçon peut donc être représenté par les segments liant les points $(P_k, \Delta h_k, k = \overline{1,4})$ entre eux (figure. III.3.a). De tous ces segments, dans le cas où tous les diamètres disponible vérifient la contrainte de vitesse, on retiendra l'enveloppe inférieure qui exprime le pris minimale du tronçon en fonction de la perte de charge admise sur celui-ci (figure. III.3.b).

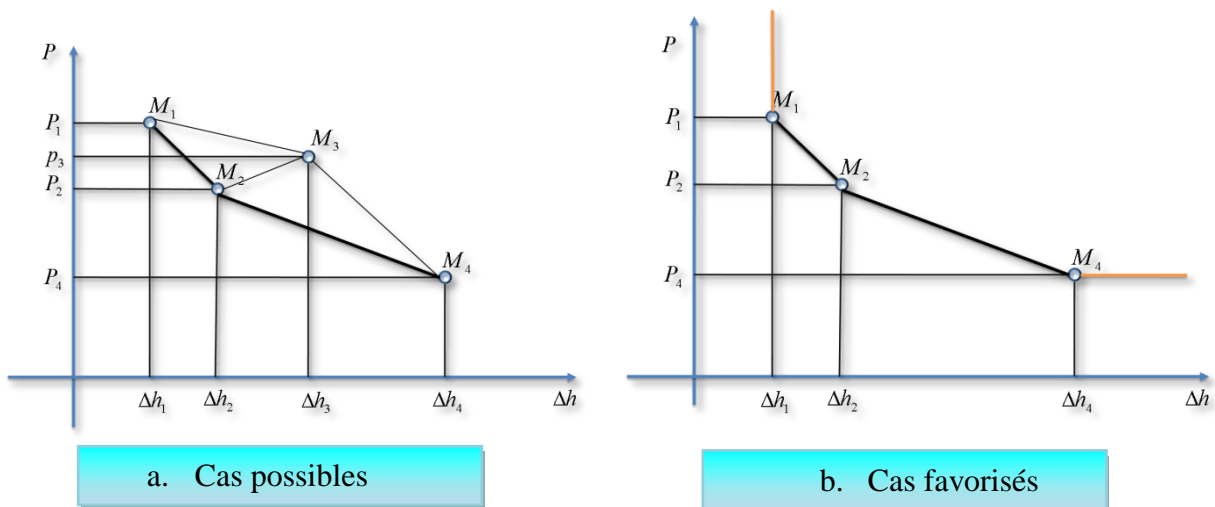


Figure.III.3. Courbe caractéristique d'un tronçon.

Les demi-droites en rouge (figure. III.3.b) représentent les limites dont :

- ✓ La première est verticale à partir du point de perte de charge minimale représentatif du diamètre maximale envisageable. Cela exprime qu'on ne peut véhiculer le débit sous une perte de charge plus faible.
- ✓ La deuxième est horizontale à partir du point dont le prix est le plus faible : on ne peut en effet réduire le pris du tronçon même si l'on dispose d'un excédent de charge. L'excédent de charge sera dissipé à l'aval dans des organes de réglage des points de livraison.

b. La courbe $P(z)$ d'un tronçon extrémité

Considérons un tronçon extrémité, au nœud aval duquel doit être assurée une cote piézométrique minimale z_m . Le prix minimal du tronçon en fonction de la cote piézométrique en tête de celui-ci est obtenu par translation de sa courbe $P(\Delta h)$ (figure. III.3.b) de z_m le long de l'axe Δh . (figure. III.4).

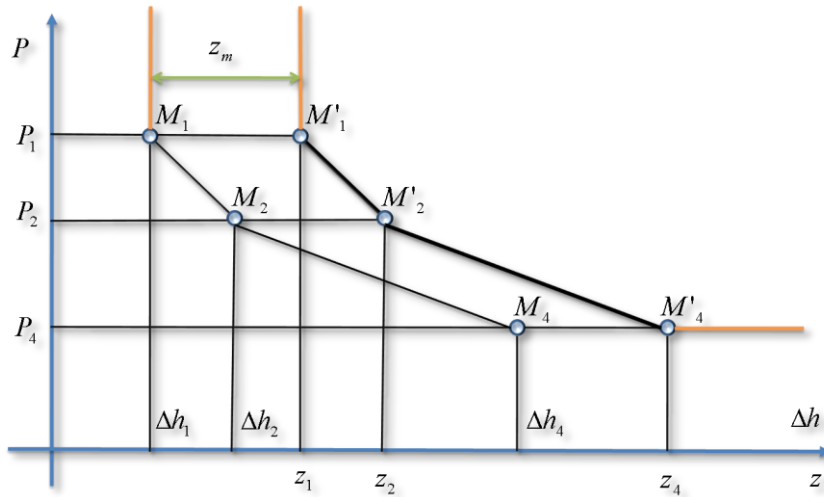


Figure.III.4. Courbe caractéristique d'un tronçon extrémité.

Note :

Dans le cas où un diamètre ne respecte pas les contraintes de vitesses imposées il est automatiquement éloigné de la compétition. L'intervalle des pertes de charge possibles est désormais réduit et de nouvelles limites apparaissent.

Soit le diamètre $D_4(\Delta h_4, P_4)$ (figure. III.3.b) qui ne respecte pas la contrainte de vitesse. La courbe caractéristique du même tronçon est représentée dans la figure III.5.

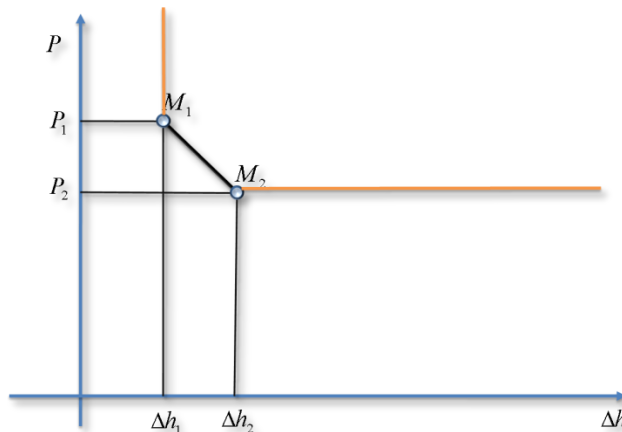


Figure.III.5. Courbe caractéristique d'un tronçon avec la contrainte de vitesse.

III.3.3.) ADDITION EN PARALLELE

Considérons une jonction (nœud 3). Nous connaissons les deux courbes $P_1(z)$ et $P_2(z)$ à l'aval immédiat de celle-ci.

Si la cote piézométrique z au nœud 3 est connue, on retrouve cette charge aux nœuds 1 et 2. Le prix minimal du sous réseau situé à l'aval de « 3 » est donc $P_{1,2}(z_3) = P_1(z) + P_2(z)$. (Figure. III.6)

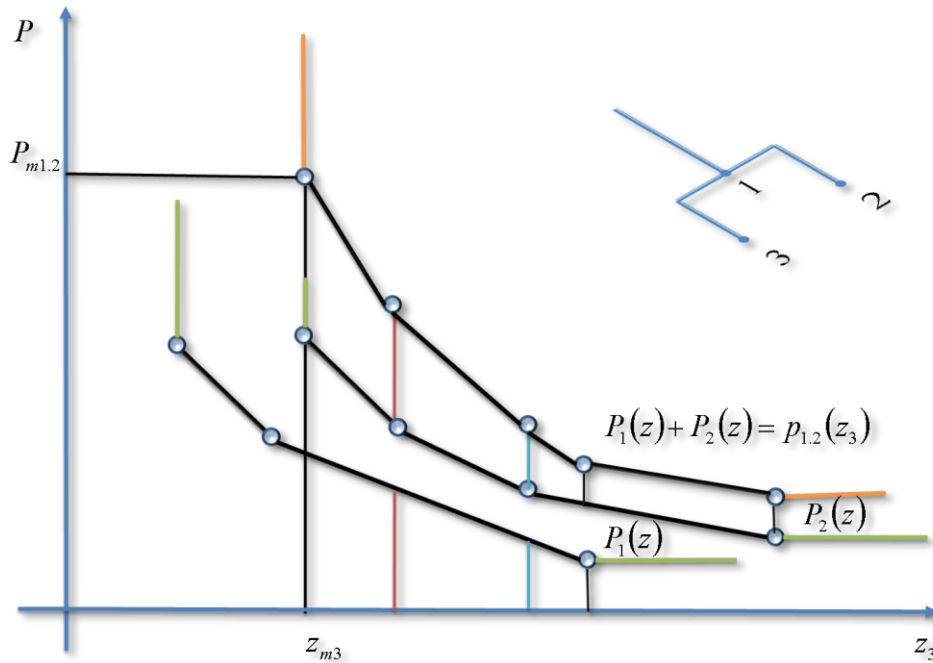


Figure. III.6. Courbe de prix du réseau 1+2, adition en parallèle.

III.3.4.) ADDITION EN SERIE :

Considérons le réseau constitué de trois tronçons {1, 2, 3} où les tronçons 1 et 2 sont en dérivation et 3 en série avec les deux. (Figure. III.6)

Ayant déterminer la courbe caractéristique du réseau 1+2 et celle du tronçon 3, la charge minimale « z_G » (cote piézométrique) qu'on doit avoir à l'amant du nœud 3 pour un fonctionnement correcte du réseau (figure. III.9) est la somme de la charge minimale z_m qu'il faut au nœud 3 (figure. III.7) augmentée de la perte de charge minimale Δh_M qui peut être engendrée sur le tronçon 3 (figure. III.8). Cette solution correspond au coût maximal du réseau.

Les coordonnées du point G sont :

$$\begin{cases} z_G = z_M + z_m \\ P_G = P_M + P_m \end{cases}$$

A partir de la charge en ce point on fait une augmentation de Δz . Pour avoir le prix minimal, la variation ou l'excédent doit être accordé à l'élément pour lequel le prix varie fortement avec la charge, ou bien $\frac{\Delta P}{\Delta z}$ ou $\frac{\Delta P}{\Delta h}$ est très forte. La procédure est donc, calculer les pentes relatives à la variation du prix en fonction de la perte de charge et à la variation du prix avec la charge puis les classer par ordre décroissant puis à partir du point G on trace la courbe qui donne le prix minimum du réseau en fonction de la charge à l'amant du nœud 3.

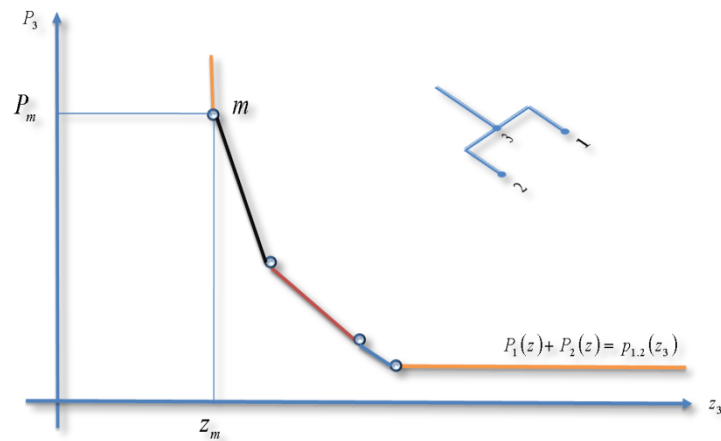


Figure. III.7. Courbe caractéristique du réseau 1+2

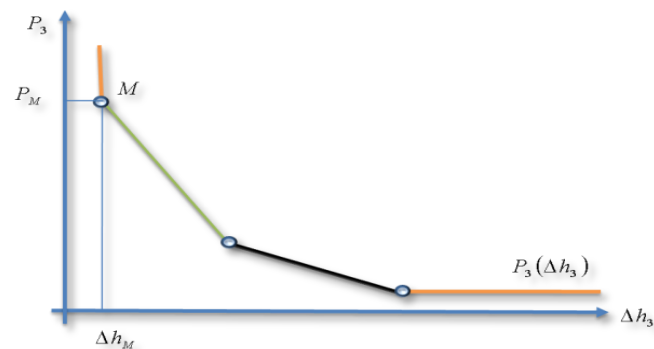


Figure. III.8. Courbe caractéristique du tronçon 3

On remarque que ce tracé revient à joindre à partir du point correspondant à la cote minimale tous les segments des deux courbes $P_{1,2}(z_3)$ et $P_3(\Delta h_3)$ dans l'ordre des pentes croissantes (ou décroissantes en valeur absolue).

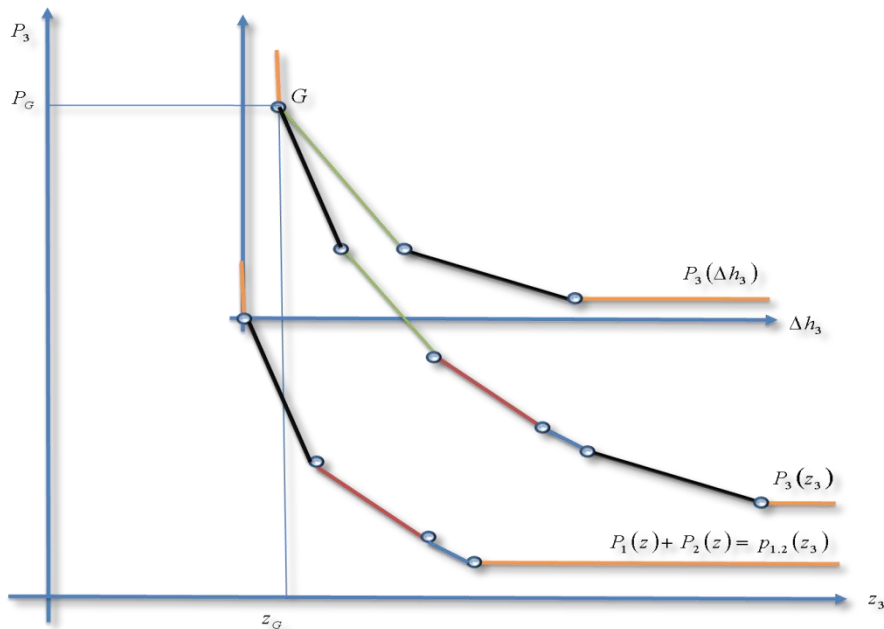


Figure. III.9. Caractéristique du réseau total.

III.3.5.) ETAPES DE CALCUL

Cas de la montée

Après avoir déterminé les courbes des prix en fonction de la perte de charge engendrée dans chaque tronçon du réseau ainsi que les courbes des prix en fonction des cotes piézométriques sur les nœuds extrémités, on obtient de proche en proche la courbe $P(z)$ du réseau total exprimant le prix minimal du réseau en fonction de la charge en tête de celui-ci et au passage, on a déterminé les courbes $P_i(z)$ de chacun des nœuds i .

On peut donc déterminer la cote piézométrique en tête du réseau de plusieurs manières :

- Soit en imposant la cote pour des raisons de commodité, de topographie où même d'esthétique ;
- Soit en la calculant en optimisant le prix total (réseau et station de refoulement). En effet, le prix de la station de refoulement : station de pompage, réservoir, conduite de refoulement, etc.... est une fonction croissante et la somme de ces deux prix passe donc par un minimum ; on comprendra dans le prix les frais de fonctionnement actualisé.

Descente : mixage.

Une fois la cote piézométrique en tête du réseau déterminée, les courbes $P_i(z)$ de chaque nœud permettent de proche en proche de déterminer les diamètres et les cotes piézométriques sur chaque tronçons.

En pratique, les mixages ne sont pas tous conservés, ils seront supprimés lorsqu'ils aboutissent, sur un tronçon, à créer un changement de diamètre sur une longueur très faible.

En tenir compte compliquerait les travaux de pose pour un gain faible ou nul, puisqu'un mixage entraîne la présence d'une pièce spéciale (réduction) supplémentaire.

Lorsque le mixage est supprimé, on donne au tronçon le diamètre dont la longueur est la plus grande. Cependant, afin d'éviter un déficit de pression, on donne au tronçon le diamètre le plus gros si on se trouve en présence d'un tronçon d'extrémité.



Chapitre IV
Applications



Comme il a été souligné dans l'introduction, un problème d'optimisation peut être défini comme tout problème ayant un espace de recherche ω des solutions x , une fonction objectif $f(x)$ qui associe un coût à chaque solution possible sous un ensemble de contraintes.

L'optimisation d'un réseau d'alimentation en eau consiste à minimiser son coût (fonction objectif) tout en respectant les contraintes techniques exigées (pression, vitesse d'écoulement dans les conduites) pour un fonctionnement correct du réseau optimisé.

La variable de décision dans le problème traité est le diamètre des conduites ; la problématique est quels sont les diamètres à choisir, dans la gamme des diamètres existants sur le marché, et comment les répartir dans le réseau pour assurer le bon fonctionnement du réseau en raison d'un coût optimal.

IV.1.) FORMULATION MATHÉMATIQUE DU PROBLÈME

VI.1.1.) LA FONCTION OBJECTIF

VI.1.1.a.) METHODE DE LABYE

Après avoir construit la courbe caractéristique $P_i(J_i)$ de chaque tronçon i du réseau, l'optimisation consiste à chercher la répartition des J_i qui rend minimum le coût du réseau soit :

$$\text{Min } \sum_{i=1}^n P_i(J_i) \quad (\text{IV.1})$$

$P_i(J_i)$: le prix du tronçon i lorsque la perte de charge engendré sur ce tronçon est J_i .

n : Le nombre des tronçons du réseau.

VI.1.1.b.) LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES

La forme mathématique de la fonction coût du réseau (fonction fitness) que minimisent les algorithmes génétique s'écrit comme suit :

$$\sum_{i=1}^n P_i(D_i) * L_i \quad (\text{IV.2})$$

Où

$P_i(D_i)$: Le prix par mètre linéaire de la conduite de diamètre D_i accordé au tronçon i .

L_i : La longueur du tronçon i .

☞ Afin de minimiser la fonction (IV.2) nous avons utilisé le codage réel. Le chromosome dans ce cas représente le réseau à optimiser et sa taille désigne le nombre total des tronçons. Chaque tronçon est représenté par un gène où il est codé le diamètre commercial qui lui est accordé. La position du gène dans le chromosome désigne le numéro du tronçon dans le réseau ; En revanche, la numérotation des tronçons du réseau est faite de façon à pouvoir obtenir une suite arithmétique du premier terme 1 et de raison 1.

VI.1.2.) LES CONTRAINTES

VI.1.2.a.) LA CONTRAINTE DE VITESSE

La vitesse de l'écoulement est l'une des contraintes à ne pas négliger, on doit garantir que la vitesse d'écoulement dans les tronçons avec les diamètres sélectionnés soit comprise entre un minimum et un maximum admis. La fixation d'un seuil minimum de vitesse n'est pas un impératif technique tandis que le seuil maximum de vitesse tolérée correspond à un compromis entre :

- La recherche d'économie sur le coût du réseau en acceptant des vitesses importantes de façon à réduire le diamètre des conduites (si la charge disponible est suffisante).
- Les risques entraînés par les coups de bélier éventuels et le coût de la protection anti-bélier qui en résulterait.

La contrainte s'écrit comme suit :

$$Vmin_j \leq V_{ij} \leq Vmax_j \quad i = \overline{1:n}$$

$Vmin_j, Vmax_j$: respectivement la vitesse minimale et maximale admise pour le diamètre commercial j.

V_{ij} : La vitesse de l'écoulement dans le tronçon i lorsque le diamètre j lui est accordé.

n : Le nombre des tronçons du réseau.

VI.1.2.b.) LA CONTRAINTE DE PRESSION

Pour chaque borne ou nœud du réseau la charge résiduelle doit rester supérieure ou égale à un minimum imposé. On écrit :

$$\sum_{k=1}^m J_k \leq Z_0 - Z_j$$

Z_0 : La cote piézométrique de la source d'alimentation du réseau.

Z_j : La cote piézométrique minimale exigée de la borne j.

m : Le nombre de tronçon sur le parcours de la tête du réseau à la borne j.

IV.2.) PRESENTATION DU LOGICIEL *OptimR08*

OptimR08 est un logiciel que nous avons élaboré avec le langage de programmation **MATLAB**. Il offre la possibilité d'optimiser les réseaux ramifiés d'eau avec deux méthodes différentes, la méthode de LABYE et les Algorithmes génétiques, lorsque la problématique est la répartition des diamètres dans le réseau.

La possibilité d'échanger les données avec le classeur Excel rend **OptimR08** facile à utiliser. Initialement, ce classeur sert pour mémoire où sont stockées toutes les informations nécessaires pour le problème d'optimisation puis, à la fin de l'optimisation, les résultats sont envoyés à ce fichier ou affichés à l'écran selon la méthode d'optimisation choisie.

IV.2.1) ORGANISATION DU CLASSEUR

Le classeur utilisé par **OptimR08** doit contenir quatre feuilx :

- **Feuil1** : cette fenêtre contient les informations relatives au réseau à optimiser qui sont les suivantes⁽¹⁾: (figure IV.1)
 - ☞ Les numéros des nœuds (bornes) aval et amont de chaque tronçon ainsi que sa longueur ;
 - ☞ Les cotes piézométriques minimales exigées aux bornes du réseau ;
 - ☞ Le débit sortant de chaque borne ;

Pour le besoin de programmation une colonne est réservée pour définir le type du tronçon⁽²⁾ et la priorité du nœud dans le calcul.

Figure. IV.1. Organisation du classeur des données, feuil1

	A	B	C	D	E	F
1	nœud aval	nœud amont	type du tronçon	longueur	débit aux nd extrémité	cote piézométrique
2	3	1	1	1000	15	40
3	2	1	1	1000	30	50
4	1	0	2	1000	0	0
5						

- **Feuil2** : Elle contient la gamme des diamètres qui existent sur le marché et, pour chaque diamètre le prix du mètre linéaire et les vitesses minimale et maximale admises. (figure. IV.2)

(1) Les figures d'illustration représentent une application à un réseau de trois tronçons (figure IV.8)

(2) Le type du tronçon désigne si c'est un tronçon extrémité (borne d'alimentation) ou non.

Figure. IV.2. Organisation du classeur des données, feuille2

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	le diamètre de la conduite	100	150	200	250	300	400	500	600	700	800	
2	le prix du mètre linéaire	3280	4100	5200	7000	8600	12200	16700	22500	30000	39000	
3	la vitesse minimale admissible	0,2	0,25	0,35	0,4	0,4	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	
4	la vitesse maximale admissible	1,8	1,95	2,05	2,15	2,25	2,5	2,85	3,1	3,1	3,1	
5												

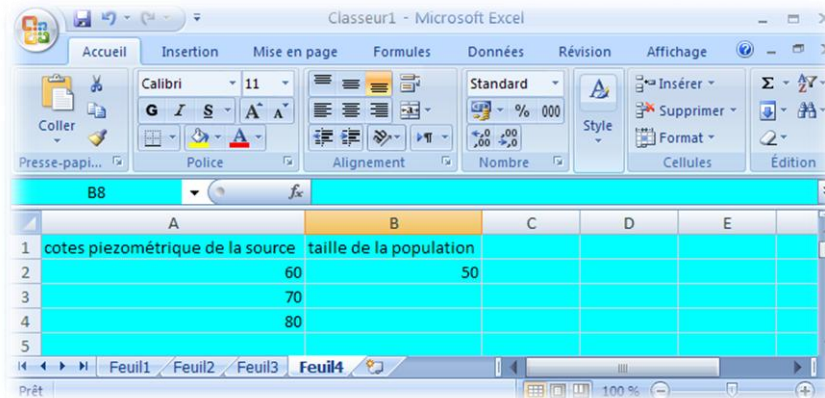
- **Feuil 3:** C'est une fenêtre nécessaire si la méthode sélectionnée dans le menu qu'offre **OptimR08** à l'utilisateur est la méthode des Algorithmes Génétiques. Elle contient l'ensemble des parcours entre les bornes d'alimentations et la source d'alimentation du réseau. (figure. IV.3)

Figure. IV.3. Organisation du classeur des données, feuille3

	A	B	C	D	E	F	G
1	numéro de la borne						
2	3	1					
3	2	1					
4							
5							

- **Feuil4 :** Les données contenues dans cette fenêtre sont : la taille de la population que les AG génèrent au cours de l'optimisation et l'ensemble des cotes piézométriques de la source pour lesquelles on veut optimiser le réseau. (figure. IV.4)

Figure. IV.4. Organisation du classeur des données, feuille4



IV.2.2) ORGANISATION INTERNE DE OptimR08

OptimR08 comporte trois grandes catégories de procédures:

- La première catégorie qui est commune pour les deux méthodes d'optimisation (Labye et AG), comprend les procédures des interfaces de dialogue avec l'utilisateur, les procédures de lecture des données stockées dans le classeur Excel et celles de calcul des débits transités sur les tronçons du réseau ainsi que les pertes de charges engendrées et les vitesses d'écoulement ;
- La deuxième catégorie constitue le programme d'optimisation avec la méthode de Labye. Elle comprend les procédures de construction et de visualisation des courbes caractéristiques de tous les tronçons du réseau ainsi que celles des sous-réseaux sommés (la courbe (prix-cote piézométrique) du réseau est comprise) ;
- La dernière catégorie renferme les procédures qui servent à adapter le module des Algorithmes Génétiques de MATLAB à notre problème d'optimisation.

IV.2.3) L'ORGANISATION EXTERNE

L'organisation externe renvoi aux fenêtres de dialogue entre le logiciel et l'utilisateur. Lors de son exécution **OptimR08** envoie une première boîte de dialogue (figure. IV.5) où l'utilisateur spécifie le répertoire du classeur Excel qui contient les données nécessaires citées dans le point précédent puis un menu est affiché qui sert pour la sélection de la méthode à choisir (figure. IV.6).

Figure. IV.5. La fenêtre de dialogue pour le chemin d'accès aux données



Figure. IV.6. menu pour le choix de la méthode d'optimisation



IV.2. 4) ORGANIGRAMME DE RESOLUTION

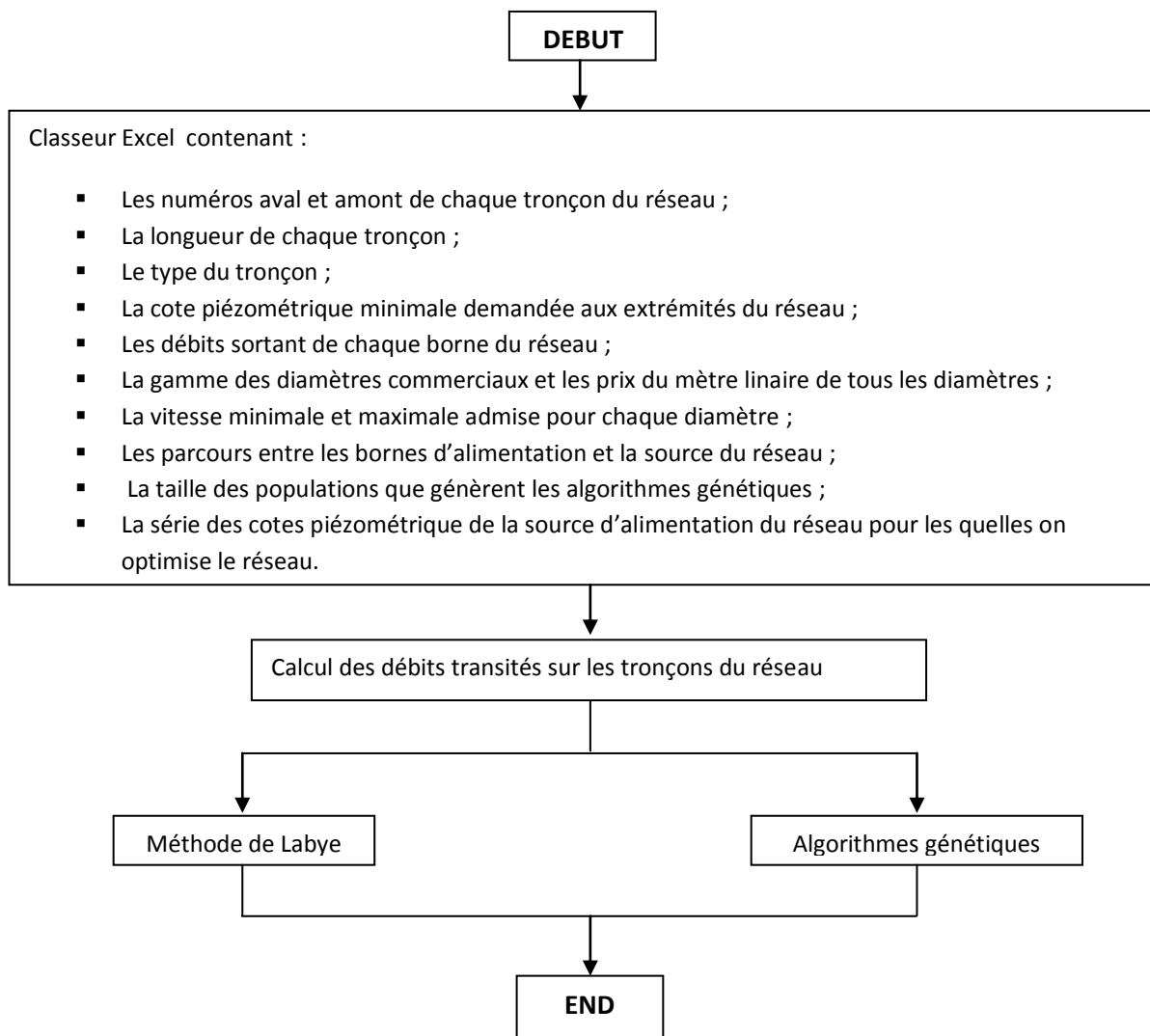


Figure IV.7. Organigramme de résolution de OptimR08.

👉 Algorithme de la méthode de Labye

Pour $i=1$: nombre de tronçons

Pour $j =1$: nombre des diamètres commerciaux

Calcul de la vitesse V_{ij}

Sélection des diamètres (D_{ij}) vérifiant $V_{jmin} \leq V_{ij} \leq V_{jmax}$

Calcul des pertes de charges Δh_{ij}

Calcul des prix P_{ij}

Fin

Si le tronçon i présente une borne d'alimentation

Construction de la courbe caractéristique $C_i = P_i(Z_i)$

Sinon

Construction de la courbe caractéristique $C_i = P_i(\Delta h_i)$

Fin

Fin

Pour $i=1$: nombre de tronçons

Pour $j =1$: nombre de tronçons

Si $nnam(i)=nnam(j)$ et $nnav(i) \neq nnav(j)$

$C_i =$ Sommation en parallèle (C_i, C_j) ;

Si le $nnam(i)=nnav(j)$

$C_i =$ Sommation en série (C_i, C_j) ;

Fin

Fin

Où

nnav : l'abréviation de « le numéro du nœud aval » ;

nnam : l'abréviation de « le numéro du nœud amont ».

👉 Algorithme de la méthode Algorithmes génétiques

Codage des éléments du problème

Application des algorithmes génétiques simples.

IV.3.) APPLICATIONS

IV.3. 1) FORMULE DE CALCUL DES PERTES DE CHARGE

Dans le calcul des pertes de charges unitaires nous avons utilisé la formule de **Lechapt et Calmon** :

$$J = \alpha * \frac{Q^\beta}{D^\gamma} \tag{IV. 1}$$

Avec

J (mm/m) perte de charge unitaire ;

Q (m³/s) le débit ;

D (m) le diamètre.

α, β, γ , Paramètres en fonction de la rugosité de conduites utilisées et du régime d'écoulement. La rugosité des conduites que nous avons utilisées est $k=1$; la formule de calcul des pertes de charge unitaires s'écrit :

$$J = 1,601 * \frac{Q^{1,975}}{D^{5,25}} \tag{IV. 2}$$

La perte de charge totale dans une conduite de longueur L (m) est :

$$\Delta h = J * L * 10^{-3} \tag{IV. 3}$$

$\Delta h(m)$: La perte de charge.

IV.3. 2) LE BORDEREAU DES DIAMETRES

Les diamètres que nous avons utilisés et les seuils des vitesses admises sont donnés dans le tableau suivant :

Tableau IV.1. Bordereau des diamètres commerciaux

le diamètre de la conduite (mm)	100	150	200	250	300	400	500	600	700	800
le prix du mètre linéaire (DA)	3280	4100	5200	7000	8600	12200	16700	22500	30000	39000
la vitesse minimale admissible (m/s)	0,2	0,25	0,35	0,4	0,4	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5
la vitesse maximale admissible (m/s)	1,8	1,95	2,05	2,15	2,25	2,5	2,85	3,1	3,1	3,1

☞ Les prix correspondent au produit Saint_Gaubin actualisés le 24_03_2008 ;

a. **Application 1**

Reseau1 : réseau à trois tronçons (figure IV.8)

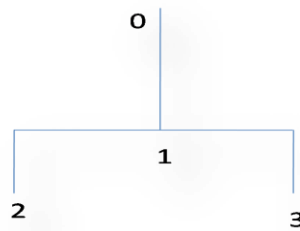


Figure IV.8. Réseau N°1.

Les données du réseau sont les suivantes :

Tableau IV.2. Données du réseau1.

Numéro du tronçon	La longueur (m)	Numéro de la borne	Débit d'alimentation (l/s)	Cote piézométrique minimale (m)
1	1000	2	30	50
2	1000	3	15	40
3	1000			

Les résultats obtenus par la méthode de Labye sont comme suit :

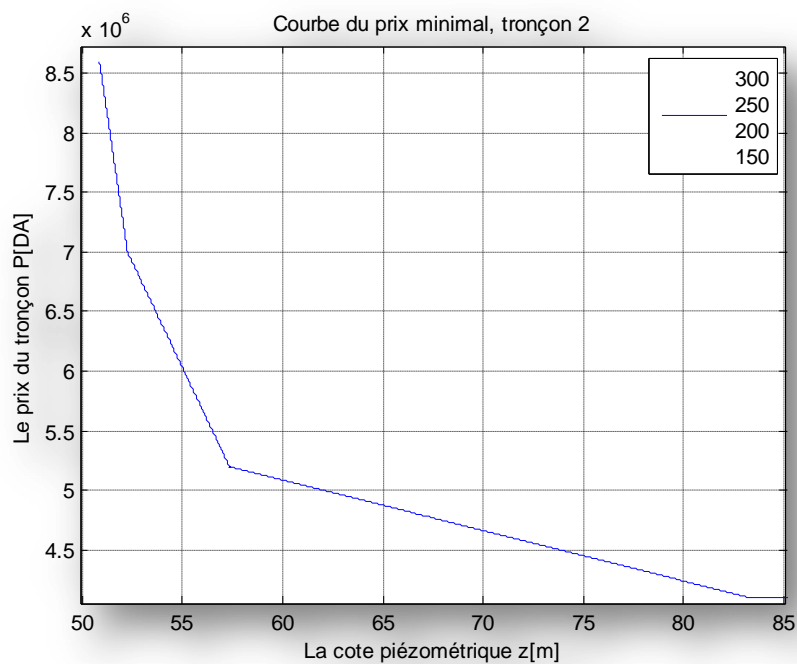


Figure IV.9. Courbe caractéristique du tronçon 2.

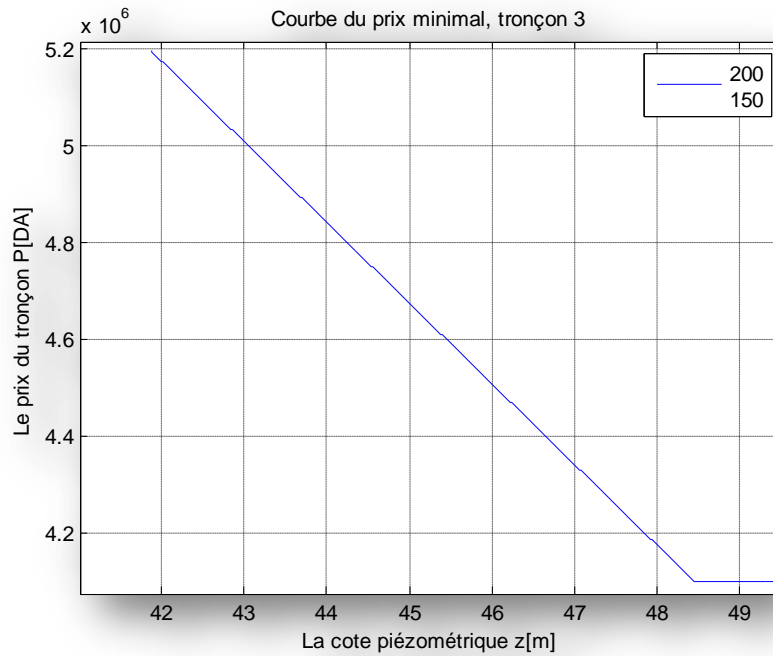


Figure IV.10. Courbe caractéristique du tronçon 3.

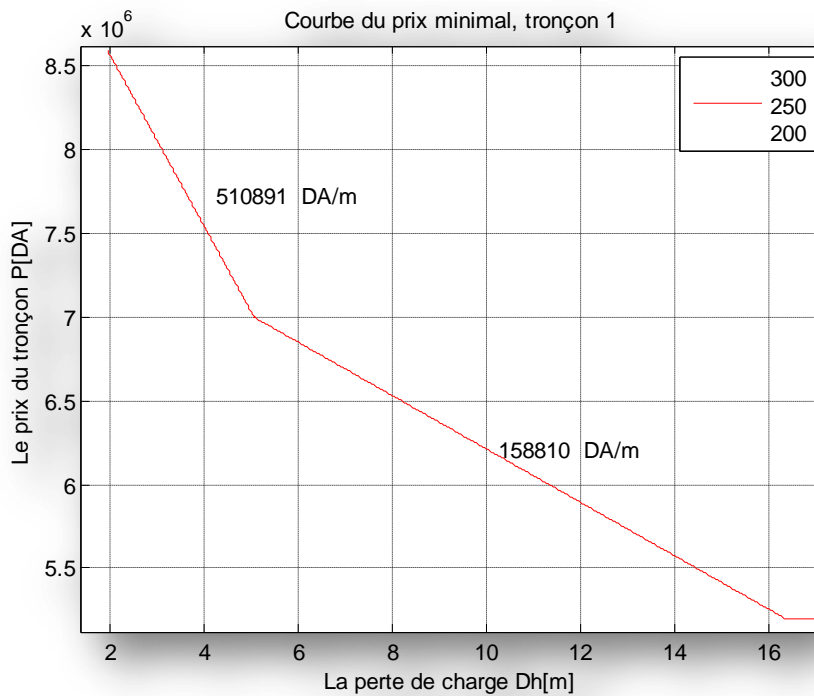


Figure IV.11. Courbe caractéristique du tronçon 1.

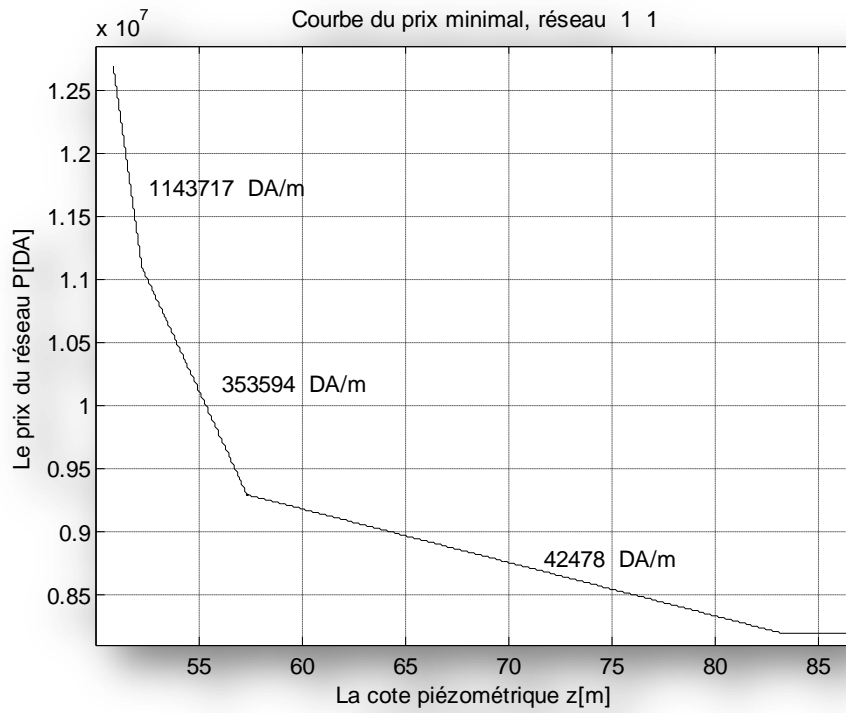


Figure IV.12. Courbe caractéristique réseau 2+3.

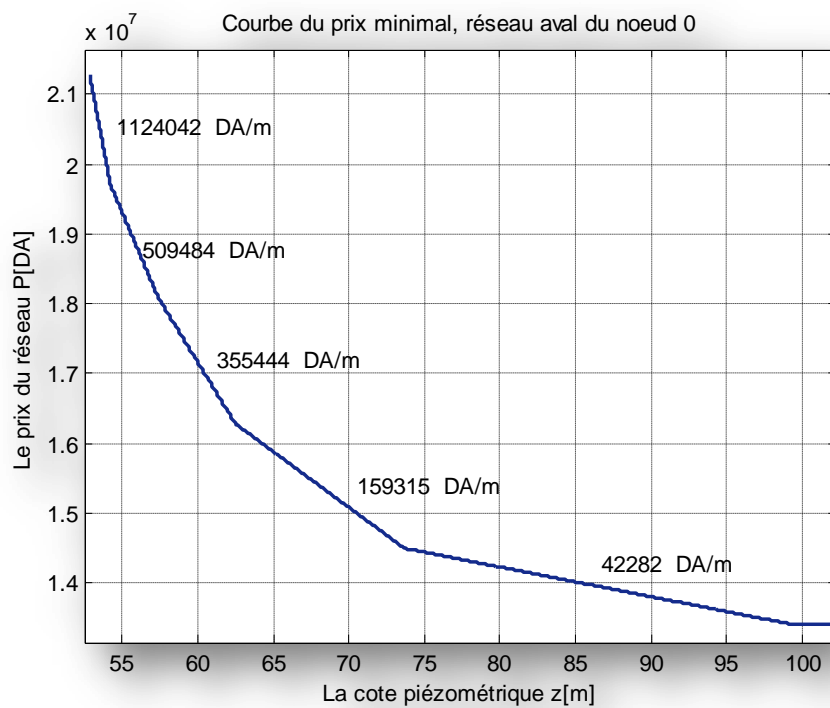


Figure IV.13. Courbe caractéristique du réseau total.

Le tableau suivant représente la vitesse d'écoulement dans les tronçons avec les diamètres utilisés.

Tableau. IV.3. La vitesse de l'écoulement dans les tronçons

Tronçon Diamètre	1	2	3
150	-----	1,70	0,85
200	1,43	0,95	-----
250	0,92	0,61	-----
300	0,64	0,42	-----

Dans cette application on remarque que toutes les courbes caractéristiques sont de pentes négatives et les diamètres en compétition dans l'optimisation respectent la contrainte de vitesse.

La deuxième remarque est que la courbe caractéristique du réseau 2+3 est la résultante de la somme des deux courbes caractéristiques des tronçons 2 et 3 (qui sont en parallèle) ; Aussi, la courbe caractéristique du réseau total (figure IV.13) représente bien la somme de la courbe caractéristique du sous-réseau 2+3 et celle du tronçon 1 (qui sont en série) .

☞ Les résultats obtenus précédemment reflètent le bon fonctionnement du logiciel **OptimR08**.

Pour pouvoir comparer les deux méthodes, Algorithmes Génétiques et la méthode de Labye, nous avons considéré les réseaux suivants :

- Réseau à 3 tronçons ;
- Réseau à 5 tronçons ;
- Réseau à 7 tronçons ;

Au-delà de 7 tronçons la machine n'a pas pu répondre lors de l'application des Algorithmes génétiques.

b. Application 2 :

Cette application sert pour une comparaison sur le réseau 1.

Les données du réseau sont citées dans **l'application 1**.

Les prix du réseau obtenus avec les deux méthodes d'optimisation, pour différentes cotes piézométriques de la source d'alimentation du réseau, sont représentés sur la figure IV.14.

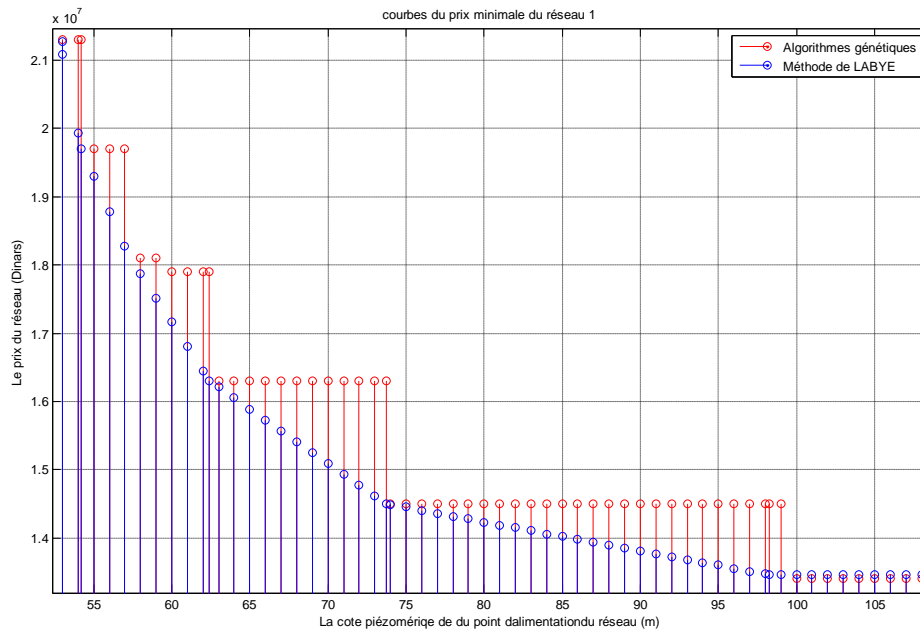


Figure IV.14. Le prix minimal du réseau 1 avec les deux méthodes d’optimisation.

Pour interpréter la différence des optimums obtenus entre les Algorithmes génétiques et la méthode de Labye (Figure IV.14) nous avons établi les tableaux suivants :

Tableau. IV.4. Comparaison des prix, réseau 1

La cote piézométrique de la source (m)	Le prix du réseau (millions de Dinars):			La différence (million de Dinars)	L'écart relatif (%)
	Les algorithmes génétiques		La méthode de LABYE		
	AG1	AG2			
50,00	aucun point	aucun point	Inferieure à la limite admise	-----	-----
51,00	aucun point	aucun point	Inferieure à la limite admise	-----	-----
52,00	aucun point	aucun point	Inferieure à la limite admise	-----	-----
53,00	21,30	21,30	21,08	0,22	1,04
54,00	21,30	21,30	19,94	1,36	6,60
54,21	21,30	21,30	19,70	1,60	7,80
55,00	19,70	19,70	19,30	0,40	2,05
56,00	19,70	19,70	18,78	0,92	4,78
57,00	19,70	19,70	18,27	1,43	7,53
58,00	18,10	18,10	17,87	0,23	1,28
59,00	18,10	18,10	17,51	0,59	3,31
60,00	17,90	17,90	17,16	0,74	4,22
61,00	17,90	17,90	16,80	1,10	6,34
62,00	17,90	17,90	16,45	1,45	8,44

62,42	17,90	17,90	16,30	1,60	9,36
63,00	16,30	16,30	16,21	0,09	0,55
64,00	16,30	16,30	16,05	0,25	1,55
65,00	16,30	16,30	15,89	0,41	2,55
66,00	16,30	16,30	15,73	0,57	3,56
67,00	16,30	16,30	15,57	0,73	4,58
68,00	16,30	16,30	15,41	0,89	5,61
69,00	16,30	16,30	15,25	1,05	6,66
70,00	16,30	16,30	15,09	1,21	7,71
71,00	16,30	16,30	14,93	1,37	8,77
72,00	16,30	16,30	14,77	1,53	9,85
73,00	16,30	16,30	14,61	1,69	10,93
73,72	16,30	16,30	14,50	1,80	11,69
74,00	14,50	14,50	14,49	0,01	0,07
75,00	14,50	14,50	14,45	0,05	0,35
76,00	14,50	14,50	14,40	0,10	0,69
77,00	14,50	14,50	14,36	0,14	0,97
78,00	14,50	14,50	14,32	0,18	1,25
79,00	14,50	14,50	14,28	0,22	1,53
80,00	14,50	14,50	14,23	0,27	1,88
81,00	14,50	14,50	14,19	0,31	2,16
82,00	14,50	14,50	14,15	0,35	2,44
83,00	14,50	14,50	14,11	0,39	2,73
84,00	14,50	14,50	14,06	0,44	3,08
85,00	14,50	14,50	14,02	0,48	3,37
86,00	14,50	14,50	13,98	0,52	3,65
87,00	14,50	14,50	13,94	0,56	3,94
88,00	14,50	14,50	13,89	0,61	4,30
89,00	14,50	14,50	13,85	0,65	4,59
90,00	14,50	14,50	13,81	0,69	4,87
91,00	14,50	14,50	13,77	0,73	5,16
92,00	14,50	14,50	13,72	0,78	5,53
93,00	14,50	14,50	13,68	0,82	5,82
94,00	14,50	14,50	13,64	0,86	6,11
95,00	14,50	14,50	13,60	0,90	6,41
96,00	14,50	14,50	13,55	0,95	6,77
97,00	14,50	14,50	13,51	0,99	7,07
98,00	14,50	14,50	13,47	1,03	7,37
99,00	14,50	14,50	13,46	1,04	7,44
100,00	13,40	13,40	13,46	-0,06	-0,45
101,00	13,40	13,40	13,46	-0,06	-0,45
102,00	13,40	13,40	13,46	-0,06	-0,45
103,00	13,40	13,40	13,46	-0,06	-0,45
104,00	13,40	13,40	13,46	-0,06	-0,45

Tableau. IV.5 Comparaison des cotes piézométriques

La cote piézométrique de la source (m)	Les cotes piézométriques aux bornes d'alimentation (m)			
	BORNE n° 3		BORNE n° 2	
	AG	LABYE	AG	LABYE
53	42,59	42,59	50,18	49,95
54	43,59	43,59	51,18	50,01
54,21	43,80	43,80	51,29	50,05
55	44,59	44,59	50,77	50,06
56	45,59	43,84	51,77	50,02
57	46,59	43,82	52,77	50,01
58	44,46	44,46	50,65	49,94
59	45,46	45,46	51,65	49,92
60	49,59	46,46	50,70	49,91
61	50,59	47,46	51,70	49,95
62	51,59	48,46	52,70	49,93
62,42	52,01	48,88	52,12	50,00
63	49,46	48,67	50,58	50,14
64	50,46	48,54	51,58	50,01
65	51,46	48,52	52,58	49,99
66	52,46	48,51	53,58	49,98
67	53,46	48,49	54,58	49,96
68	54,46	51,75	55,58	53,22
69	55,46	48,57	56,58	50,04
70	56,46	48,55	57,58	50,02
71	57,46	48,54	58,58	50,01
72	58,46	48,52	59,58	49,99
73	59,46	48,50	60,58	49,97

La cote piézométrique de la source (m)	Les cotes piézométriques aux bornes d'alimentation (m)			
	BORNE n° 3		BORNE n° 2	
	AG	LABYE	AG	LABYE
73,72	60,18	48,88	61,30	50,35
74	49,16	49,16	50,28	49,50
75	50,16	50,16	51,28	49,46
76	51,16	51,16	52,28	49,69
77	52,16	52,16	53,28	49,65
78	53,16	53,16	54,28	49,61
79	54,16	54,16	55,28	49,57
80	55,16	55,16	56,28	49,54
81	56,16	56,16	57,28	49,50
82	57,16	57,16	58,28	49,59
83	58,16	58,16	59,28	49,68
84	59,16	59,16	60,28	49,65
85	60,16	60,16	61,28	49,61
86	61,16	61,16	62,28	49,57
87	62,16	62,16	63,28	49,53
88	63,16	63,16	64,28	49,50
89	64,16	64,16	65,28	49,59
90	65,16	65,16	66,28	49,68
91	66,16	66,16	67,28	49,64
92	67,16	67,16	68,28	49,61
93	68,16	68,16	69,28	49,57
94	69,16	69,16	70,28	49,53
95	70,16	70,16	71,28	49,62

La cote piézométrique de la source (m)	Les cotes piézométriques aux bornes d'alimentation (m)			
	BORNE n° 3		BORNE n° 2	
	AG	LABYE	AG	LABYE
96	71,16	71,16	72,28	49,46
97	72,16	72,16	73,28	49,55
98	73,16	73,16	74,28	49,64
99	74,16	74,16	75,28	49,60
100	75,16	75,16	50,35	50,35
101	76,16	76,16	51,35	51,35
102	77,16	77,16	52,35	52,35
103	78,16	78,16	53,35	53,35
104	79,16	79,16	54,35	54,35
105	80,16	80,16	55,35	55,35
106	81,16	81,16	56,35	56,35
107	82,16	82,16	57,35	57,35
108	83,16	83,16	58,35	58,35

Tableau. IV.6 La vitesse de l'écoulement dans chaque tronçon

Diamètre \ Tronçon	1	2	3
150	-----	1,70	0,85
200	1,43	0,95	-----
250	0,92	0,61	-----
300	0,64	0,42	-----

Tableau. IV.7. Comparaison des diamètres

La cote piézométrique de la source(m)	Les algorithmes génétiques						La méthode de LABYE					
	Tronçon 1		Tronçon2		Tronçon3		Tronçon1		Tronçon2		Tronçon3	
	Diamètre (mm)	Distance de participation (m)	Diamètre (mm)	Distance de participation (m)	Diamètre (mm)	Distance de participation (m)	Diamètre (mm)	Distance de participation (m)	Diamètre (mm)	Distance de participation (m)	Diamètre (mm)	Distance de participation (m)
50,00	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
51,00	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
52,00	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
53,00	300	1000	300	1000	150	1000	300	1000	300	840	150	1000
									250	160		
54,00	300	1000	300	1000	150	1000	300	1000	300	170	150	1000
									250	830		
54,21	300	1000	300	1000	150	1000	300	1000	300	50	150	1000
									250	950		
55,00	300	1000	250	1000	150	1000	300	1000	250	860	150	1000
									200	140		
56,00	300	1000	250	1000	150	1000	300	440	250	1000	150	1000
							250	560				
57,00	300	1000	250	1000	150	1000	300	115	250	1000	150	1000

							250	885				
58,00	250	1000	250	1000	150	1000	250	1000	250	860	150	1000
									200	140		
59,00	250	1000	250	1000	150	1000	250	1000	250	660	150	1000
									200	340		
60,00	300	1000	200	1000	150	1000	250	1000	250	460	150	1000
									200	540		
61,00	300	1000	200	1000	150	1000	250	1000	250	270	150	1000
									200	730		
62,00	300	1000	200	1000	150	1000	250	1000	250	70	150	1000
									200	930		
62,42	300	1000	200	1000	150	1000	250	1000	200	1000	150	1000
63,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	930	250	70	150	1000
							200	70	200	930		
64,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	830	250	70	150	1000
							200	170	200	930		
65,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	740	250	70	150	1000
							200	260	200	930		
66,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	650	250	70	150	1000
							200	350	200	930		
67,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	560	250	70	150	1000
							200	440	200	930		
68,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	470	250	70	150	1000
							200	330	200	930		
69,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	390	250	70	150	1000
							200	610	200	930		
70,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	300	250	70	150	1000
							200	700	200	930		

71,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	210	250	70	150	1000
							200	790	200	930		
72,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	120	250	70	150	1000
							200	880	200	930		
73,00	250	1000	200	1000	150	1000	250	30	250	70	150	1000
							200	970	200	930		
73,72	250	1000	200	1000	150	1000	200	1000	250	70	150	1000
									200	930		
74,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	970	150	1000
									150	30		
75,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	930	150	1000
									150	70		
76,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	900	150	1000
									150	100		
77,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	860	150	1000
									150	140		
78,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	820	150	1000
									150	180		
79,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	780	150	1000
									150	220		
80,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	740	150	1000
									150	260		
81,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	700	150	1000
									150	300		
82,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	665	150	1000
									150	335		
83,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	630	150	1000
									150	370		

84,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	590	150	1000
									150	410		
85,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	550	150	1000
									150	450		
86,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	510	150	1000
									150	490		
87,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	470	150	1000
									150	530		
88,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	430	150	1000
									150	570		
89,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	395	150	1000
									150	605		
90,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	360	150	1000
									150	640		
91,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	320	150	1000
									150	680		
92,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	280	150	1000
									150	720		
93,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	240	150	1000
									150	760		
94,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	200	150	1000
									150	800		
95,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	165	150	1000
									150	835		
96,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	120	150	1000
									150	880		
97,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	85	150	1000
									150	915		

98,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	50	150	1000
									150	950		
99,00	200	1000	200	1000	150	1000	200	1000	200	10	150	1000
									150	990		
100,00	200	1000	150	1000	150	1000	200	1000	150	1000	150	1000
101,00	200	1000	150	1000	150	1000	200	1000	150	1000	150	1000
102,00	200	1000	150	1000	150	1000	200	1000	150	1000	150	1000
103,00	200	1000	150	1000	150	1000	200	1000	150	1000	150	1000
104,00	200	1000	150	1000	150	1000	200	1000	150	1000	150	1000

Sur la figure IV.14 on remarque que pour des cotes piézométriques croissantes de la source d'alimentation du réseau les prix par la méthode de Labye présente une fonction continue décroissante tandis que les prix des Algorithmes génétiques présentent une fonction en escalier.

La deuxième remarque est que sur l'ensemble des cotes piézométriques, il existe des cotes où les deux méthodes trouvent le même optimum.

Avec l'analyse des tableaux de comparaison des diamètres et les cotes piézométriques aux bornes d'alimentation nous avons remarqué que pour les cotes piézométriques de la source du réseau où la méthode de Labye porte la solution de panachage de deux diamètres sur un tronçon ou plus, les Algorithmes Génétiques choisissent les diamètres supérieurs. En revanche, les cotes piézométrique aux bornes obtenues avec la méthode de Labye sont nettement inférieurs à celles des AG (mais supérieurs aux minimums exigés).

Dans le cas de la deuxième remarque, les deux méthodes trouvent les mêmes diamètres pour les tronçons. Les cotes les plus remarquables sont celles pour lesquelles le prix ne peut être réduit.

- Dans cet exemple l'optimum est donc trouvé par la méthode de Labye.

c. Application 3 :

Dans ce cas nous avons comparé les deux méthodes sur un réseau de 5 tronçons.

(Figure IV.15).

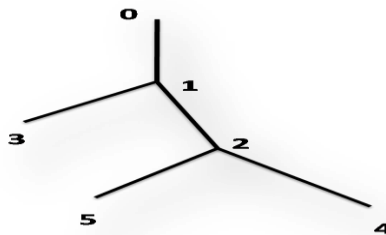


Figure IV.15. Réseau N° 2.

Les données relatives au réseau sont comme suit :

Tableau IV.8. Données du réseau2.

Numéro du tronçon	La longueur (m)	Numéro de la borne	Débit d'alimentation (l/s)	Cote piézométrique minimale (m)
1	450	3	15	170
2	100	4	15	172
3	400	5	15	176
4	100			
5	460			

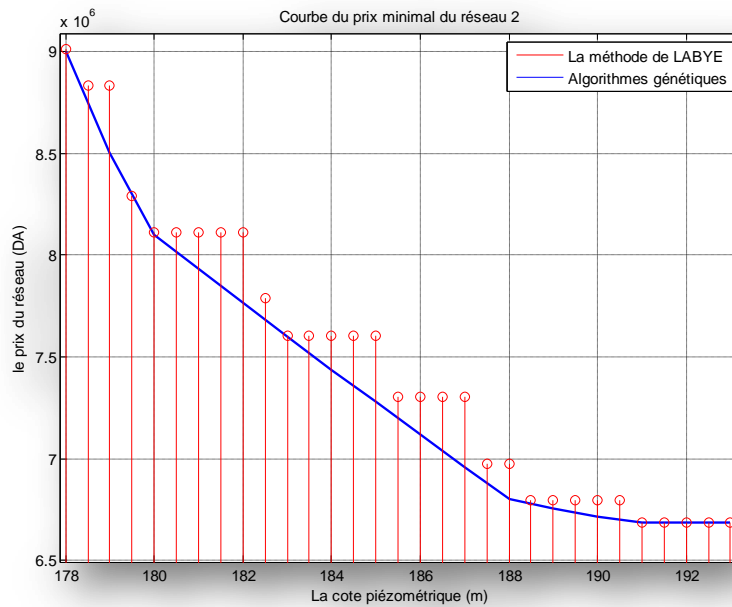


Figure IV.16. Comparaison des prix, Réseau N° 2.

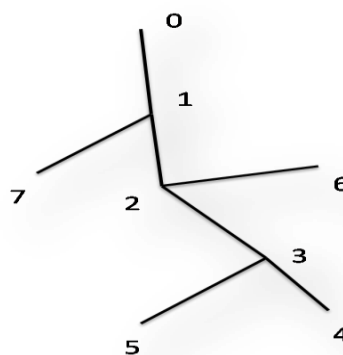
Dans cet exemple, on remarque que la fonction prix avec les AG évolue encore en escalier et celle de Labye garde la forme d’une courbe décroissante.

On observe aussi que l’optimum échappe aux Algorithmes Génétiques.

d. Application 4 :

Le réseau choisit est constitué de 7 tronçons. (Figure IV.17.)

Figure IV.17. Réseau N° 3.



Les données du réseau 3 sont :

Tableau IV.9. Données du réseau3.

Numéro du tronçon	La longueur (m)	Numéro de la borne	Débit d'alimentation (l/s)	Cote piézométrique minimale (m)
1	130	4	13,9	530
2	190	5	25	530
3	220	6	13,9	545
4	90	7	25	545
5	195			
6	290			
7	190			

Les prix obtenus avec les deux méthodes sont représentés sur la figure (Figure IV.18.)

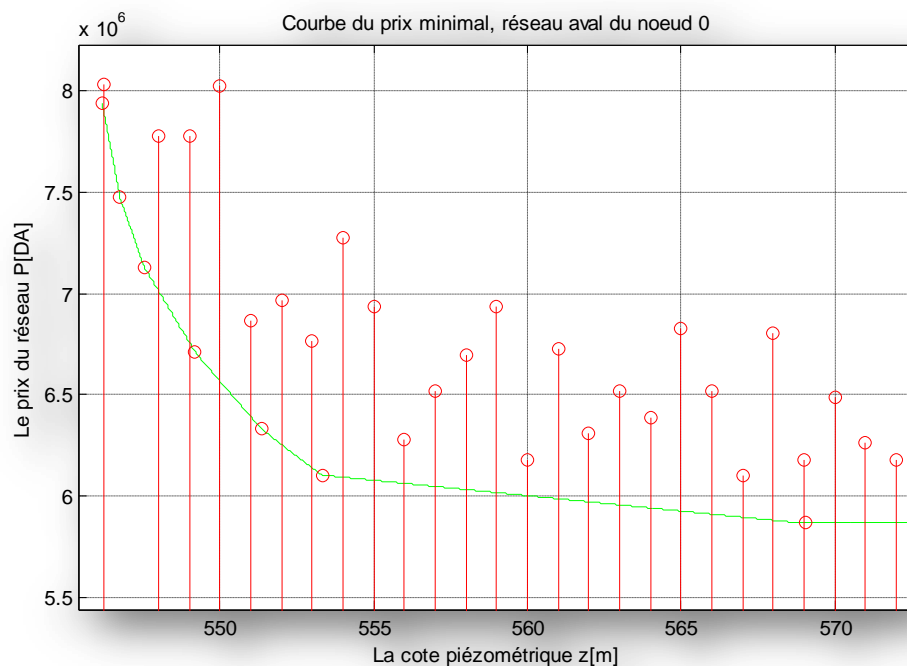


Figure IV.18. Comparaison des prix, Réseau N° 3.

On remarque que l'évolution en escalier de la courbe de prix avec les algorithmes génétiques n'est pas vérifiée, donc ce n'est pas une règle. Par contre, la courbe avec la méthode de Labye garde la forme d'une courbe décroissante.

L'autre remarque est que dans cet exemple, l'optimum est encore retrouvé par la méthode de Labye.

c. **Application 5**

Dans cette application nous avons appliqué la méthode de Labye de **OptimR08** sur un réseau de 72 tronçons avec 49 borne et de longueur total de 21 km. (Figure IV.19)

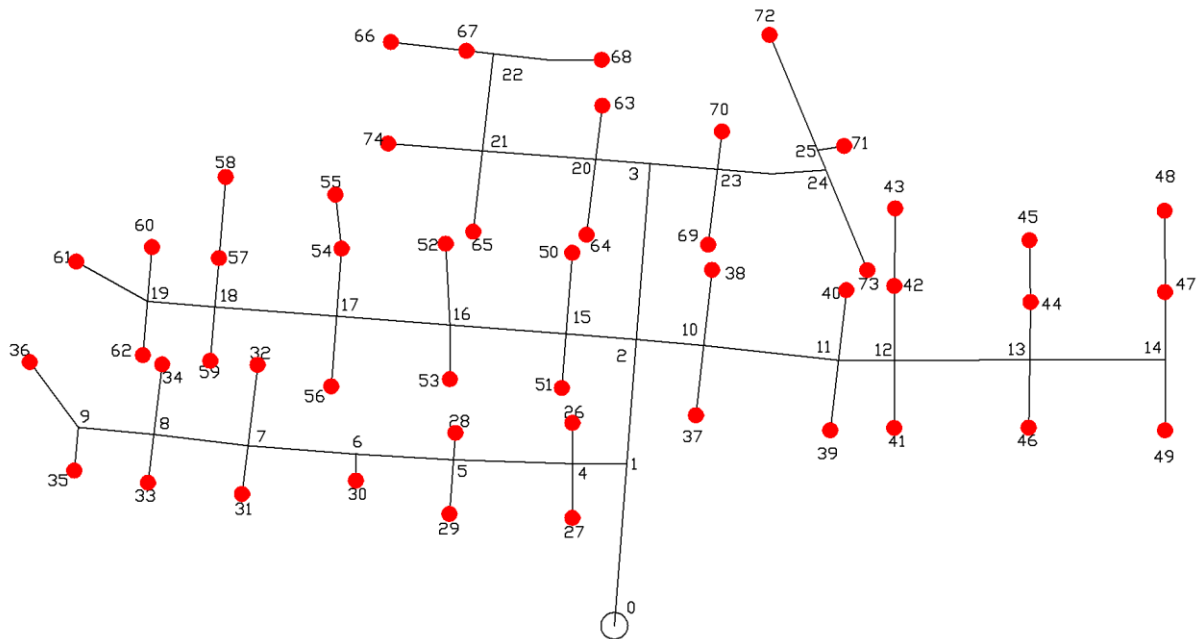


Figure IV.19. Réseau N° 4.

Les données de ce réseau sont représentées dans le tableau suivant :

Tableau IV.10. Données du réseau4.

Numéro du tronçon	La longueur (m)	Numéro de la borne	Débit d'alimentation (l/s)	Cote piézométrique minimale (m)
36	300	36	15	166
35	160	35	15	173
9	280	34	15	166
34	260	33	15	176
33	180	32	15	162
8	350	31	15	173
32	300	30	15	173
31	180	28	15	157
7	400	29	15	169
30	100	26	15	156
6	360	27	15	162
28	100	48	15	189
29	200	47	15	185
5	440	49	15	179
26	150	45	15	182
27	200	44	15	180

4	200	46	15	176
48	300	43	15	158
47	250	42	15	172
49	260	41	15	167
14	500	39	15	158
45	300	40	15	162
44	200	38	15	158
46	250	37	15	157
13	500	61	15	165
43	250	60	15	165
42	260	62	15	165
41	250	58	15	160
12	350	57	15	159
39	250	59	15	162
40	260	55	15	160
11	500	54	15	159
38	280	56	15	158
37	260	52	15	156
10	250	53	15	155
61	300	50	15	152
60	200	51	15	153
62	200	66	15	170
19	250	67	15	168
58	300	68	15	174
57	180	65	15	158
59	200	74	15	161
18	450	63	15	172
55	200	64	15	154
54	250	73	15	170
56	260	72	15	176
17	420	71	15	172
52	300	70	15	170
53	200	69	15	160
16	430			
50	300			
51	200			
15	260			
66	280			
67	100			
68	400			
22	360			
65	300			
74	350			
21	420			

63	200			
64	280			
20	200			
73	400			
72	460			
71	100			
25	100			
24	450			
70	140			
69	280			
23	250			
3	650			
2	460			
1	600			

La courbe caractéristique obtenue du réseau :

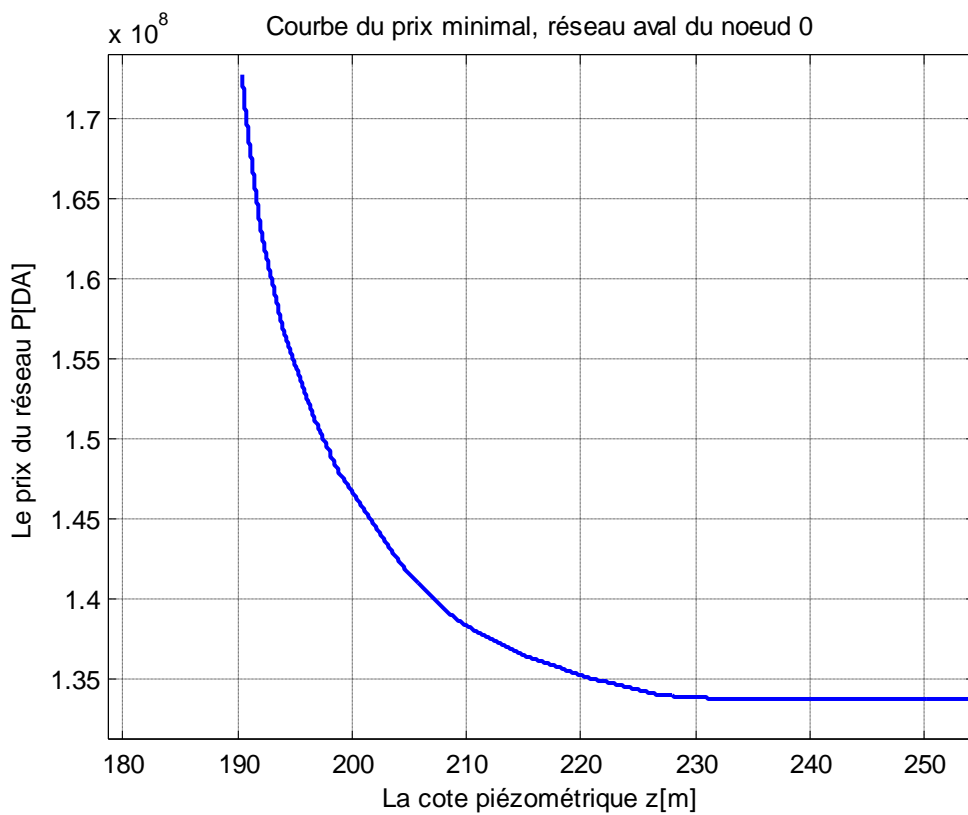


Figure IV.20. Courbe caractéristique du réseau N° 4.

Conclusion

Dans l'optimisation des réseaux ramifiés d'alimentation en eau la méthode qui nous permet d'avoir l'optimum est **la méthode de Labye**.

CONCLUSION GENERALE

Dans un raisonnement pour le dimensionnement des réseaux ramifiés d'eau les courbes caractéristiques des tronçons que nous offre la méthode de LABYE nous permettent de déterminer :

- Les diamètres en compétition pour chaque tronçon ;
- La perte de charge engendrée par chaque diamètre accordé à un tronçon ainsi que le prix correspondant ;
- La perte de charge minimale et maximale qui peut être engendré sur chaque tronçon, donc offrir une vision directe sur la nécessité ou non des éléments annexes (réducteur de pression, brise charge, surpresseur....) pour une charges donnée ;
- Dans le cas où la solution panachage et imposé, on peut déterminer directement à quelle distance se fait le raccordement.

Pour l'optimisation, l'heuristique de Labye nous offre l'intervalle des cotes piézométriques de la source où la réduction du prix du réseau est possible ; dans cet intervalle, pour chaque cote piézométrique correspond un prix unique.

Pour une cote piézométrique disponible de la source d'alimentation du réseau, la méthode de Labye nous aide à décider sur le fonctionnement du réseau ainsi que son optimisation.

A titre de comparaison entre les algorithmes génétiques et la méthode de Labye, pour les cotes piézométriques de la source qui correspondent à une solution de Labye sans avoir une combinaison de diamètres sur tous les tronçons les deux méthodes convergent vers un même coût du réseau. Pour cette solution les algorithmes génétiques sont les plus avantageés car ils nous offrent directement les diamètres choisis ainsi que les cotes piézométriques et les charges en tous points du réseau étudié. Dans le cas contraire l'optimum de Labye est beaucoup mieux que celui des Algorithmes génétiques.

Avec une machine puissante, le logiciel **OptimR08** peut être utilisé comme un bon outil de travail pour l'optimisation des réseaux ramifiés d'eau et, son amélioration pour l'optimisation des réseaux maillés est prévu pour l'avenir.

REFERENCE BIBLIOGRAPHIQUE

- ALLIOT, J-M., DURAND, N. , 2005.** *Algorithme génétique*. 14 Mars 2005. 34 p.
- ARNAUD, M., GILDAS J., 2005.** *Métaheuristique d'un ordonnancement Juste à temps*. Compte rendu TER11, TER de maîtrise de l'informatique, 15 Juin 2005, 31 p.
- AUDARD, F., 2007.** *Les algorithmes génétiques au service de la modélisation de la mobilité régionale ' Genetic algorithm for mobility model on a regional scale'*. 17 p.
- BARRICELLI, NILS , A., 1954.** *Esempi numerici di processi di evoluzione*. Methodos, pp. 45-68.
- BELKACEMI, L. 2003.** *Contribution à l'optimisation des réseaux de distribution d'eau en optant les méthodes des algorithmes génétiques*. Projet de fin d'études, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 2003.
- BENECH, P., 2007.** *Les cartes heuristiques gagnantes*. Publication : samedi 28 octobre 2006, modification 20 septembre 2007. 5 p.
- BILCHEV, G., PARMEE, I.C., 1995.** *The Ant Colony metaphor for searching continuous design spaces*. Proceedings of the AISB Workshop on Evolutionary Computation. Terence C. Fogarty, Evolutionary Computing Springer-Verlag, pages 25-39, avril 1995.
- BIANCHI, L., GAMBARDELLA, L.M., DORIGO, M., 2002.** *An ant colony optimization approach to the probabilistic traveling salesman problem*. PPSN-VII, Seventh International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Lecture Notes in Computer Science, Springer Verlag. Berlin, Allemagne.
- BOETTCHER, S., ALLON, G., PERCUS., 1999.** *Extremal Optimization: Methods derived from Co-Evolution*. Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference.
- BONABEAU, É., DORIGO, M., THERAULAZ, G., 1999.** *Swarm intelligence*. Oxford University Press.
- BONNIN.** *Hydraulique urbaine appliqué aux agglomérations de petite et moyenne importance*.
- CERNY, V., 1985.** *A thermodynamical approach to the travelling salesman problem: an efficient simulation algorithm*. Journal of Optimization Theory and Applications, volume45, pages 41-51.
- DEEPA, S.N., SIVANANDAM, S.N., 2008.** *Introduction to Genetic Algorithms*. Departement of Computer Science and Engineering., India. 453 p.
- DENEBOURG, J.L., PASTEELS, J.M., VERHAEGHE, J.C., 1983.** *Probabilistic behaviour in ants: a strategy of errors?.* Journal of Theoretical Biology, numéro 105.

DORIGO, M., 1992. *Optimization, Learning and Natural Algorithms*. Thèse de doctorat, Politecnico di Milano, Italie.

DORIGO, M., GAMBARDELLA, L.M., 1997. *Ant Colony System: A cooperative learning approach to the travelling salesman Problem*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation., volume 1, numéro 1, pages 53-66.

DORIGO, M., 1998. *ANTS' 98, From Ant Colonies to Artificial Ants: First International Workshop on Ant Colony Optimization, ANTS 98*. Bruxelles, Belgique, Octobre 1998.

Dorigo, M., Di Caro, G., Stützle, T., 2000. *special issue on 'Ant Algorithms'*, Future Generation Computer Systems, volume 16, numéro 8,

EBERHART, R.C., KENNEDY, J., 1995. *A new optimizer using particle swarm theory*. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science, Nagoya, Japan. pp. 39-43.

EBLING, M., DILORETO, M., PRESLEY, M., WIELAND, F., JEFFERSON, D., 1989. *An Ant foraging model implemented on the time warp operating system*. Proceedings of the SCS multiconference on distributed simulation.

FARMER, J.D., PACKARD, N., PERELSON, A., 1986. *The immune system, adaptation and machine learning*. Physica D, vol. 22, pp. 187-204.

FEO, T., RESENDE, M., 1992. *Greedy randomized adaptive search procedure*. Journal of Global Optimization, tome 42, page 32-37.

FOGEL, L., OWENS, A.J., WALSH, M.J., 1966. *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*.

GRASSE., 1959. *La reconstruction du nid et les coordinations inter-individuelles chez *Bellicositermes natalensis* et *Cubitermes*. La théorie de la Stigmergie : Essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs*. Insectes Sociaux, numéro 6, p. 41-80.

GLOVER, F., 1986. *Future paths for integer programming and links to artificial intelligence*. Vol. 13, No.5, pp. 533-549.

GOLDBERG, DAVID E., 1989. *Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning*. Kluwer Academic Publishers, Boston.

GOSS, S., ARON, S., DENEUBOURG, J.L., PASTEELS, J.M., 1989 . *The self-organized exploratory pattern of the Argentine ant*. Naturwissenschaften, volume 76, pages 579-581.

GUTJAHR, W.J., 2000. *A graph-based Ant System and its convergence*. Future Generation Computer Systems, volume 16, pages 873-888.

HAMIEZ, J-Ph., HAO, J-K., 2000. *Recherche tabou et planification de rencontres sportives 'Tabu search and sport league scheduling*. 12^{ème} congrès en reconnaissance des formes et de l'intelligence artificielle-RFIA 2000, Paris, Janvier 2000. 11 p.

HASTINGS., 1970. *Monte Carlo Sampling Methods Using Markov Chains and Their Applications*. Biometrika, volume 57, 1, pages 97-109.

HELIS, A., YAHIAOUI, A-A., 1993. *Otpimisation des réseaux maillés par la notion de l'arbre minimale.* Projet de fin d'étude.

HOLLAND, J., 1975. *Adaptation in Natural and Artificial Systems.* University of Michigan Press, Ann Arbor.

HUBERLIANT, B., LIOT, C., 1984. *Calcul et optimisation des réseaux de distribution d'eau.* Projet de fin d'étude.

IREDI, S., MERKLE, D., MIDDENDORF, M. 2001. *Bi-Criterion Optimization with Multi Colony Ant Algorithms.* Evolutionary Multi-Criterion Optimization, First International Conference (EMO'01), Zurich, Springer Verlag, pages 359-372.

KIRKPATRICK, S., GELATT, C.D., VECCHI, M.P., 1983. *Optimization by simulated annealing.* Science, volume 220, 4598, pages 671-680.

KOZA., JOHN, R., 1990. *Non-Linear Genetic Algorithms for solving problems.* United States Patent 4, 935,877. Filed May 20, 1988. Issued June 19.

LEBDI, F., 1985. *Recherche de la méthode d'optimisation des mailles sous pression.* Thèse de doctorat. INP Toulouse.

LEFKIR, A., 2000. *Contribution à l'optimisation des réseaux de distribution d'eau.* Thèse de magister.

MAHJOUB, Z., 1983. *Contribution à l'étude de l'optimisation des réseaux maillés sous pression.* Thèse de doctorat, INP Toulouse.

MARTINOLI, A., YAMAMOTO, M., MONDADA, F., 1997. *On the modelling of bioinspired collective experiments with real robots.* Fourth European Conference on Artificial Life ECAL-97, Brighton, UK, juillet 1997.

MOSCATO, P., 1989. *On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetic Algorithms.* Caltech Concurrent Computation Program, C3P Report 826.

MOYSON, F., MANDERICK, B., 1988. *The collective behaviour of Ants: an example of self-organization in massive parallelism.* Stanford, Californie.

MÜLHENBEIN, H., PAAB, G., 1996. *From recombination of genes to the estimation of distribution I. Binary parameters.* Lectures Notes in Computer Science 1411: Parallel Problem Solving from Nature, tome PPSN IV, pages 178-187,

NAFI, A., 2006. *La programmation pluriannuelle du renouvellement des réseaux d'eau potable.* Thèse de doctorat. Unité Mixte de Recherche en Gestion de Services Publics, Cemagref-Engées., 08 /12/2006. 322 p.

NASRI, M., EL HITMY, M. *Algorithme génétique et critère de trace pour l'optimisation du vecteur attribut : application à la classification supervisée des images de textures.* Ecole Supérieure de Technologie, MAROC. 6 p.

OUADFEL, S., 2006. *Contribution à la segmentation d'images basées sur la résolution collective par colonies de fourmis.* Thèse de doctorat en informatique, Université Hadj Lakhdar de Batna, Juillet 2006.190 p.

OULLADJI, L., JANKA, A., Désidéri, J-A., et Devieux, A., 2003. *Optimisation aérodynamiques par des algorithmes génétiques hybrides : application à la réduction d'un critère de bang sonique.* Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique, Juillet 2003. 26 p.

RECHENBERG, I., 1965. *Cybernetic Solution Path of an Experimental Problem,* Royal Aircraft Establishment Library Translation.

RENARD, J-Ph., 2000. *Genetic Algorithm Viewer : Démonstration d'un algorithme génétique.* Avril 2000.13p. <http://www.renard.org/alife>.

ROBBINS, H., MONRO, S., 1951. *A stochastic approximation method.* Annals of Mathematical Statistics, vol. 22, pp. 400-407.

RUBINSTEIN, R.Y., 1997. *Optimization of computer simulation models with rare events.* European Journal of Operations Research, 99, 89-112.

SAADI, L., 2007. *Optimisation multi-objectifs par programmation génétique.* Thèse de magister en informatique, faculté des sciences de l'ingénieur, Université de BATNA, Juillet 2007, 169 p.

SCHOONDERWOERD, R., HOLLAND, O., BRUTEN, J., ROTHKRANTZ, L., 1997. *Ant-based load balancing in telecommunication networks.* Adaptive Behaviour, volume 5, numéro 2, pages 169-207.

SEVAUX, M. *Métaheuristiques pour la résolution robuste de problème d'optimisation combinatoire.* Université de valenciennes et de Hainaut-Cambrésis, CNRS, UMR 8530. LAMIH, Equipe systèmes de production, Séminaire MAB, 39p.

SMITH, S.F., 1980. *A Learning System Based on Genetic Adaptive Algorithms.* PhD dissertation (University of Pittsburgh).

SOUQUET, A., RADET, F-G., 2007. *Algorithmes génétiques.* TE de fin d'année, Tutorat de Mr Philippe Audebaud, 21 Juin 2004.50 p.

STORN, R., PRICE, K., 1997. *Differential evolution – A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces.* Journal of Global Optimization, volume 11, 4, pages 341-359.

STÜTZLE, T., 1998. *Parallelization Strategies for Ant Colony Optimization.* Proceedings of PPSN-V, Fifth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Springer-Verlag, volume 1498, pages 722-731.

STÜTZLE, T., HOOS, H.H., 2000. *MAX MIN Ant System*. Future Generation Computer Systems, volume 16, pages 889-914.

TAMINE, L., BOUGHANEM, M., 2001. *Un algorithme génétique spécifique à la reformulation multi-requête dans un système de recherche d'information*. IRIT-SIG, Université Paul Sabatier.28 p.