

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département d'Hydraulique
PROJET DE FIN D'ETUDES

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en hydraulique

Réalisé par :

Mr. Douar Abdelhak

Mr. Dib Assem

Thème :

**Optimisation des réseaux ramifiés de distribution d'eau par
des approches mathématiques et métaheuristiques**

Sous la direction de Mr N.Dechemi professeur à l'école nationale polytechnique, d'Alger
Présenté et soutenue publiquement le (20/06/2016)

Président de jury :

Mr. M. Nakib Docteur (ENP)

Encadreur :

Mr. N.Dechemi Professeur (ENP)

Examineurs :

Mr. A.Bilek Docteur (ENP)

Mr. S.Benziada Docteur (ENP)

Promotion 2016

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR

ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département d'Hydraulique

PROJET DE FIN D'ETUDES

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en hydraulique

Réalisé par :

Mr. Douar Abdelhak

Mr. Dib Assem

Thème :

**Optimisation des réseaux ramifiés de distribution d'eau par
des approches mathématiques et métaheuristiques**

Sous la direction de Mr N.Dechemi professeur à l'école nationale polytechnique, d'Alger
Présenté et soutenue publiquement le (20/06/2016)

Président de jury :

Mr. M. Nakib Docteur (ENP)

Encadreur :

Mr. N.Dechemi Professeur (ENP)

Examineurs :

Mr. A.Bilek Docteur (ENP)

Mr. S.Benziada Docteur (ENP)

Promotion 2016

ملخص

في عملنا هذا قمنا بمقارنة بين مختلف الطرق للحلول الأمثلية. الهدف هو اعتبار أي منهم مسموح بالحصول على الحل الأمثل في شبكات الري المتفرعة. إحداهما هي طريقة قديمة مستعملة لحل مثل هذه الأطر وهي " النهج الرياضي لابي ". الأخرى هي طريقة الميثا هوريستيك (الخوارزمية الوراثية و تطور الخلط العشوائي) والتي أثبتت تفوقها في حالات متعددة. للوصول إلى هذه المقارنة أعدنا " برمجية " تستعمل هذه الأساليب وبها قمنا بعدة تطبيقات حاسوبية.

الكلمات الدالة: حلول أمثلية، النهج الرياضي، ميثا هوريستيك، خوارزمية توراثة، ري، لابي، شبكات، نمذجة

Abstract

In the present work we made a comparison between different optimization methods. The goal is to decide which of them allows us to have the optimum in optimizing branched water distribution systems. One, which is an ancient method used for this type of problems is the mathematic method of Labye. others are meta heuristics (genetic algorithm and shuffled complex Evolution), these meta heuristics have shown their effectiveness in vast fields of application in solving many optimization problems.

In order to achieve this comparison we developed software that uses these methods which we have done applications on branched networks..

Keywords: optimization, mathematic method, metaheuristic, Genetic algorithm, shuffled complex Evolution, Labye, network, ramified.

Résumé

Dans le présent travail nous avons fait une comparaison entre différents 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'approche mathématique de Labye. les autres sont des méta heuristiques (algorithme génétique et shuffled complex evolution), ces méta heuristiques ont montré leurs efficacité dans les vastes domaines d'applications en résolvant de nombreux problèmes d'optimisation.

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

Mots clés : optimisation, approche mathématique, métaheuristique, algorithmes génétiques, shuffled complex evolution, Labye, ramifié, réseau.

Remerciements

Cette thèse n'aurait jamais vu le jour sans l'aide de Dieu, le tout puissant, pour nous avoir donné la santé, le courage, la patience, la volonté et la force nécessaire, pour affronter toutes les difficultés et les obstacles à travers notre chemin d'étude.

Mener à bien un projet de thèse est un exercice difficile, exigeant un fort investissement, mais apportant nécessairement, en retour, un sentiment de satisfaction dû à l'accomplissement réussi d'un travail.

De ce fait, remercier, c'est le plaisir de se souvenir de tous ceux qui, par leurs encouragements, leur disponibilité, leur amitié et leurs compétences, ont su créer un cadre de recherche nous ayant permis de finaliser notre étude.

Nous tenons à exprimer notre gratitude et remerciements pour le professeur N. DECHEMI, de nous avoir encadré ainsi que pour sa rigueur, ses critiques et conseils pertinents et encouragements pour effectuer ce travail.

nous le remercions encore de nous avoir appris comment faire de la douleur de la recherche, un sentiment de joie et de plaisir.

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements et notre gratitude envers l'ensemble des membres de jury. Vous nous faites l'honneur d'accepter avec une très grande amabilité de juger notre travail.

Nous remercions tous les profs et le personnel du département d'hydraulique.

Nous remercions tous les enseignants, que nous avons l'honneur d'avoir été leur élève.

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

Nous dédions ce mémoire à :

Nos parents, qui peuvent être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices pour nous aider à avancer dans la vie. Puisse Dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit; Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanent venu de vous.

Nos frères et Nos sœurs

A tous nos frères et nos sœurs pour leurs encouragements et leurs soutiens inconditionnels.

Nos amis

*A tous nos amis et camarades de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger.
Et à toutes personnes ayant contribué de proche ou de loin dans l'élaboration de ce travail.*

Abdelhak et Assem

Table des matières

Liste des Figures	
Liste des Tableaux	
Liste des abréviations	
Introduction Générale	14
Chapitre 1. Notion d'optimisation	16
1.1 Processus d'optimisation.....	16
1.1.1 Variables du problème	17
1.1.2 Espace de recherche	17
1.1.3 Fonctions d'adaptation	17
1.1.4 Méthodes d'optimisation	18
1.1.4.1 Méthodes déterministes	18
1.1.4.2 Méthodes stochastiques	18
1.1.4.2.1 LES METHODES HEURISTIQUES	18
1.1.4.2.2 LES METHODES METAHEURISTIQUES.....	19
Chapitre 2. Algorithmes génétiques	23
2.1. Terminologie et éléments de base	23
2.2. Evolution des espèces	24
2.3. A quoi sert l'algorithme génétique ?.....	25
2.4 Conception d'un algorithme génétique	25
2.5. Comment fonctionne l'algorithme génétique ?	26

Chapitre 3. Shuffled complex evolution	35
Chapitre 4. Méthode de Labye et Labye approchée	42
4.1 Introduction	42
4.2 Position du problème	42
4.3 Courbes caractéristiques de chaque tronçon P(J).....	43
4.4 Optimisation d'un réseau.....	44
4.5 La courbe $p(z)$ d'un tronçon d'extrémité.....	45
4.5.1 Addition en parallèle	46
4.5.2 Addition en série	47
4.6 Redescende du réseau	48
4.7 La méthode de Labye approchée	48
Chapitre 5. Formulation mathématique de problème	50
5. 1Formulation mathématique de problème	50
5.1.1 LA FONCTION OBJECTIF	50
5. 1.2. LES CONTRAINTES	51
5.2 LES ALGORITHMES GENETIQUES SOUS MATLAB	51
Chapitre 6. Présentation du logiciel optimat	54
6.1 Introduction.....	54
6.2 ORGANISATION DU CLASSEUR	54
6.3. ORGANISATION INTERNE D'Optimat	56
6.4 ORGANISATION EXTERNE	56
6.5 <i>formule</i> de calcul de perte de charge.....	59
6.6 <i>Le</i> bordereau des diamètres.....	59
Chapitre 7. Etude comparative	60
Conclusion Générale	85
Bibliographie.....	86
Annexes	89

Liste des Figures

Figure (I-1) Processus d'optimisation selon Asimow.....	16
Figure (I-2) : Organigramme d'un algorithme évolutionnaire.....	22
Figure(II-1) - Cycle génétique	26
Figure (II, 2) Exemple d'un chromosome en codage binaire.....	28
Figure(II-3) Exemple d'un chromosome en codage réel.....	28
Figure(II-4) Modèle de la roulette	30
Figure (II-5) Operateur croisement monopoint sur deux chromosomes à six bits.....	31
Figure(II-6) Crossover à deux points.....	32
Figure (II-7) Exemple d'un chromosome muté.....	33
Figure (III-1): <i>Organigramme de l'algorithme ShuffledComplex Evolution</i>	36
<i>(SCE) (Duan, 1993)</i>	
Figure (III-2): <i>Diagramme de la stratégie CompetitiveComplex Evolution (CCE)</i>	38
Figure (III-3): <i>Illustration de la méthode ShuffledComplex Evolution (SCE) en 2D</i>	39
Figure (III-4): Illustration des étapes d'évolution de chaque complexe.....	40
Figure(IV.1). Courbe caractéristique d'un tronçon.....	44
Figure(IV.2) Courbe caractéristique d'un tronçon extrémité.....	45
Figure(IV.3) Courbe caractéristique d'un tronçon avec la contrainte de vitesse.....	46
Figure(IV.4) Courbe de prix du réseau 3+2, addition en parallèle.....	46
Figure (IV.5) : Caractéristique du réseau total.....	47
Figure(IV.6) : Schéma explicatif qui résume la méthode de Labye approchée.....	49
Figure(V.1) , Visualisation du contenu de la fonction des A.G.....	52
Figure(VI.1). Organisation du classeur des données, feuille1.....	54
Figure(VI.2). Organisation du classeur des données, feuille2.....	55
Figure(VI.3). Organisation du classeur des données, feuille3.....	55
Figure(e. VI.4). La fenêtre de dialogue pour le chemin d'accès aux données.....	56
Figure(VI.5). Fenêtre pour la lecture de la cote piézométrique de la source d'alimentation	56
Figure(VI.6). menu pour le choix de la méthode d'optimisation.....	57
Figure (VII-1). Réseau N° 1.....	60
Figure (VII-2). Courbe caractéristique du tronçon 3.....	61
Figure (VII-3). Courbe caractéristique du tronçon 2.....	61
Figure (VII-4). Courbe caractéristique du tronçon 1.....	62
Figure (VII-5). Courbe caractéristique du sous réseau 2+3.....	62
Figure (VII-6). Courbe caractéristique du réseau total.....	63
Figure (VII.7). Courbe comparative entre les différentes méthodes.....	65
Figure (VII-8). Réseau N° 2.....	66
Figure (VII-9). Courbe caractéristique du réseau.....	67
Figure (VI I-10). Comparaison des prix entre les différentes méthodes.....	68

d'optimisation

Figure (VII-11). Réseau N° 3.....	70
Figure (VI I-12) .Courbe caractéristique du réseau.....	72
Figure (VI I-13). Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation ...	73
Figure (VII-14). Réseau N° 4.....	74
Figure (IV-15). Courbe caractéristique du réseau total.....	76
Figure (VI I-16). Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation.....	77
Figure(VI I-17). Réseau N° 5.....	78
Figure(VI I-18). Courbe caractéristique du réseau.....	81
Figure (VII-19). Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation.....	82
Figure (VII -20). Le temps decalcul des algorithmes AG et SCE.....	83

Liste des Tableaux

Tableau (II-1) Comparaison de la terminologie naturelle et celle des algorithmes génétiques	24
Tableau (VI-1) Bordereau des diamètres commerciaux.....	59
Tableau (VII-1). Données du réseau 1.....	60
Tableau. (VII-2). La vitesse de l'écoulement dans les tronçons.....	63
Tableau. (VII-3). Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation	64
Tableau (VII-4). Données du réseau2.....	66
Tableau (VI I-5) .Comparaison des prix entre les différentes..... méthodes d'optimisation	68
Tableau (VI I-6). Données du réseau3.....	70
Tableau (VI I-7) .Comparaison des prix entre les différentes..... méthodes d'optimisation	72
Tableau (VI I-8). Données du réseau4.....	74
Tableau (VI I-9). Comparaison des prix entre les différentes..... méthodes d'optimisation	76
Tableau (VI I-10). Données du réseau5.....	78
Tableau (VI I-11) .Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation	82

Liste des abréviations

AE	Algorithmes Evolutionnaires
FO	Fonction Objectif
AGs	Algorithmes Génétiques
SCE	Shuffled Evolution Complex
nnav	Numéro du nœud aval
nnam	Numéro du nœud amont

Introduction générale

Un problème d'optimisation peut être défini comme tout problème ayant un espace de recherche 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.

Dans le présent travail intitulé « *optimisation des réseaux d'alimentation en eau par les méthodes mathématiques et métaheuristiques* », nous avons considéré quatre méthodes d'optimisation, les deux premières sont **les méthodes de LABYE, et de LABYE approchée** pour l'optimisation des réseaux ramifiés d'alimentation en eau, et les deux autres sont **les métaheuristiques des Algorithmes Génétiques « AG », et de SCE** adaptée pour l'optimisation de tels réseaux.

Étant donné que les méthodes mathématiques de LABYE et de LABYE approchée sont jugées comme des méthodes exactes d'optimisation des réseaux ramifiés d'eau et vu la puissance que présentent les Algorithmes Génétiques et le SCE 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 « **Optimat** » que nous avons appliqué sur des réseaux ramifiés de différentes tailles.

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, les différents processus d'optimisation ainsi que les méthodes d'optimisation qui sont divisées en deux parties, les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques.

Par la suite, nous avons traité des méthodes métaheuristiques, leurs outils ainsi que leur Organisation.

Les métaheuristiques des **algorithmes génétiques, et de shuffled complex evolution** que nous avons adaptées au problème d'optimisation des réseaux ramifiés d'eau sont traitées en détail dans le deuxième et troisième chapitre.

Dans cette partie où nous avons rapporté l'inspiration de ces types d'algorithmes, nous avons exposé les conditions de leurs utilisations, et les procédés qu'ils suivent lors de leurs applications en optimisation.

Introduction Générale

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

Dans le cinquième chapitre, nous avons formulé le problème mathématiquement où nous avons défini la fonction objective, et les contraintes qui rendent l'algorithme plus fiable ainsi l'application des algorithmes génétiques sous MATLAB.

Par la suite, dans le sixième chapitre, nous avons fait une présentation du logiciel que nous avons élaboré ainsi l'organisation des classeurs.

Enfin, dans le septième chapitre, nous avons fait des applications de ces méthodes sur cinq réseaux, 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.

I. Notion d'optimisation

Dans la vie courante, nous sommes fréquemment confrontés à des problèmes d'“optimisation” plus ou moins complexes. Cela peut commencer au moment où l'on tente de ranger son bureau, de placer son mobilier, et aller jusqu'à un processus industriel, par exemple pour la planification des différentes tâches. Ces problèmes peuvent être exprimés sous la forme générale d'un “problème d'optimisation”. On définit alors une fonction objectif, que l'on cherche à optimiser (minimiser ou maximiser) par rapport à tous les “paramètres” concernés. Une telle fonction objectif présente généralement un grand nombre de solutions non optimales. Ce qui explique l'importance du problème d'optimisation d'une fonction, et ce dans tous les domaines,

Actuellement, l'optimisation se trouve être utilisée dans tous les systèmes susceptibles d'être décrits par un modèle mathématique. Cependant, la qualité des résultats, et des prédictions dépend de la pertinence du modèle, de l'efficacité de l'algorithme, et des moyens utilisés pour le traitement numérique. Aussi, il ne faut pas oublier qu'afin d'arriver à une bonne optimisation, la réflexion est un instrument indispensable, et ce quelque soit la qualité des outils mathématiques employés.

L'optimisation est donc une des branches les plus importantes des mathématiques appliquées modernes, et de nombreuses recherches à la fois pratiques et théoriques, lui sont consacrées (D. Matthieu, 2002).

I.1.) Processus d'optimisation

La Figure (I-1), présente le processus d'optimisation en trois étapes : analyse, synthèse et évaluation (Balachandran, 1993) Dans une première étape, il convient d'analyser le problème et d'opérer un certain nombre de choix préalables :

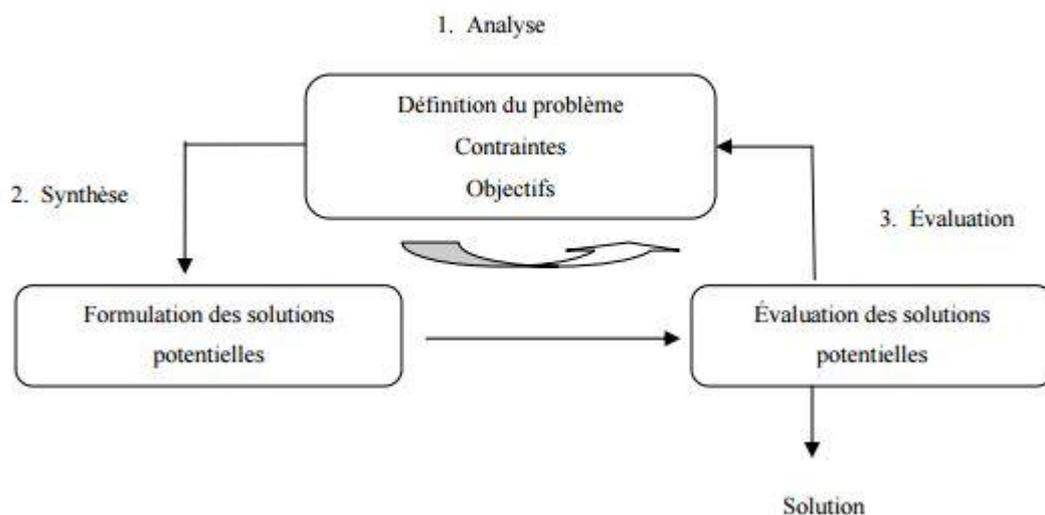


Figure (I-1) Processus d'optimisation selon Asimow

- **Variables du problème.** Quels sont les paramètres intéressants à faire varier ?
- **Espace de recherche.** Dans quelles limites faire varier ces paramètres ?
- **Fonctions objectifs.** Quels sont les objectifs à atteindre ?
- **Méthode d'optimisation.** Quelle méthode choisir ?

Après la phase d'analyse, la méthode choisie synthétise des solutions potentielles qui sont évaluées, puis éventuellement éliminées jusqu'à obtention d'une solution acceptable. Si nécessaire, le problème peut être alors redéfini à partir des solutions déjà obtenues.

I.1.1 Variables du problème

C'est à l'utilisateur de définir les variables du problème. Il peut avoir intérêt à faire varier un grand nombre de paramètres pour augmenter les degrés de liberté de l'algorithme, afin de découvrir des solutions nouvelles. Ou bien, s'il a une vue suffisamment précise de ce qu'il veut obtenir, il peut limiter le nombre de variables à l'essentiel (Magnin, 1998)

Les variables peuvent être de natures diverses réelles, complexes ou entières.

I.1.2 Espace de recherche

Dans certaines méthodes d'optimisation, tels que les stratégies d'évolution, l'espace de recherche est infini: seule la population initiale est confinée dans un espace fini (Bäck, 1991). Mais dans le cas des algorithmes de type Monte Carlo et génétique, il est généralement nécessaire de définir un espace de recherche fini. Cette limitation de l'espace de recherche n'est généralement pas problématique. En effet, ne serait-ce que pour des raisons technologiques ou informatiques, les intervalles de définition des variables sont en général naturellement limités. De plus, on a souvent une idée des ordres de grandeur des variables du problème.

I.1.3 Fonctions d'adaptation

La ou les grandeurs à optimiser peuvent être par exemple une consommation, un rendement, un facteur de transmission, etc. Un algorithme d'optimisation nécessite généralement la définition d'une fonction rendant compte de la pertinence des solutions potentielles, à partir des grandeurs à optimiser. Cette fonction est nommée fonction d'adaptation (fitness function). L'algorithme convergera vers un optimum de cette fonction,

quelle que soit sa définition. Une fois cette fonction définie, il s'agit de choisir une méthode adaptée au problème posé (Magnin, 1998).

I.1.4 Méthodes d'optimisation

La plupart des problèmes d'optimisation appartiennent à la classe des problèmes NP-difficiles, et ne possèdent donc pas de solution algorithmique efficace valable pour toutes les données. Étant donnée l'importance de ces problèmes, de nombreuses méthodes de résolution ont été développées. Ces méthodes peuvent être classées sommairement en deux grandes catégories : les méthodes déterministes et les méthodes non-déterministes.

Les méthodes déterministes sont généralement efficaces quand l'évaluation de la fonction est très rapide, ou quand la forme de la fonction est connue à priori. Les cas plus complexes (temps de calcul important, nombreux optima locaux, ...) sont souvent traités plus efficacement par des méthodes non-déterministes, appelées aussi méthodes stochastiques.

I.1.4.1 Méthodes déterministes

Ce sont des méthodes qui n'utilisent aucun concept stochastique, et exigent des hypothèses sur la fonction à optimiser, telles que la continuité et la dérivabilité en tout point du domaine des solutions. En général, l'utilisation de ces méthodes nécessite comme étape préliminaire la localisation des extrema. Celle-ci peut être faite, par exemple, par une discrétisation fine de l'espace de recherche. La fonction à optimiser est évaluée en chacun des points de discrétisation. La valeur maximale est alors considérée comme une bonne approximation de l'optimum de la fonction. Cette méthode est brutale et le temps de calcul augmentera exponentiellement en fonction du nombre de variables.

I.1.4.2 Méthodes stochastiques

Lorsqu'une exploration de type déterministe est difficile à implanter, on fait appel aux techniques à recherche aléatoire (Beasley, 1993) Ces méthodes font appel à des tirages de nombres aléatoires. Elles assurent qu'au bout d'un certain nombre d'itérations, les solutions fournies convergent vers la solution optimale. Ce type de méthodes permet d'explorer l'espace de recherche plus efficacement.

Parmi les méthodes stochastiques, on distingue les méthodes basées sur des heuristiques qui sont adaptées à un problème donné, de celles basées sur les méta-heuristiques qui sont utilisées pour plusieurs types de problèmes. Cependant, il existe des heuristiques et des métaheuristiques qui sont également applicables aux problèmes discrets

I.) 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 déduit 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.

Parmi les méthodes heuristiques, on peut citer:

- EDF (Earliest Deadline First) ou EDD (Mok, 1983);
- LLF ou LL (Last Laxity First) (Hakan et al., 1999);
- LRF (Last Release Time First) (Schwiegelshohn, 1996).

II.) LES METHODES METAHEURISTIQUES

Les premières méta-heuristiques datent des années 1980, et bien qu'elles soient d'origine discrète, on peut les adapter à des problèmes continus. Elles sont utilisées généralement pour la résolution des problèmes d'optimisation difficiles pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace. Ces méthodes permettent d'explorer l'espace de recherche efficacement afin de déterminer des solutions (presque) optimales. Elles sont généralement basées sur des algorithmes stochastiques itératifs, qui progressent vers un optimum global, en évitant les optima locaux. Elles ont la particularité de mieux guider le processus de recherche, en utilisant l'expérience accumulée durant la recherche de l'optimum. On peut classer les méta-heuristiques en deux catégories: celles se basant sur une solution unique et celles se basant sur une population de solution.

II. 1 Méta-heuristiques à base de solution unique

Les méta-heuristiques à base de solution unique commencent avec une solution initiale constituée d'un seul point de l'espace de recherche. Le processus d'amélioration de cette solution initiale est itératif et consiste à choisir à chaque itération une nouvelle solution dans son voisinage (Bachelet, 1999). Les méthodes les plus utilisées sont :

a) Recherche Tabou

La recherche Tabou est une méta-heuristique introduite par Fred Glover (Glover, 1989) et qui a montrée sa performance sur de nombreux problèmes d'optimisation. Le principe de cette méthode repose sur des itérations, durant lesquelles on compare la solution courante et celle de son voisinage pour ne sélectionner que la meilleure des deux. La recherche Tabou utilise la notion de mémoire en conservant la liste des solutions parcourues afin d'éviter de tomber dans un optimum local. Cette notion permet d'interdire de visiter une solution récemment parcourue. Pour cela, une liste taboue contenant les attributs des dernières solutions visitées est tenue à jour, et à chaque itération, la solution la plus anciennement visitée est enlevée de cette liste.

b) Recuit Simulé

Le recuit simulé est une méta-heuristique inspirée d'un processus de réchauffage (recuit) des métaux en métallurgie, durant lequel on introduit un paramètre de température en cherchant à refroidir lentement le matériau, ce qui revient à minimiser son énergie. L'application de cette méthode aux problèmes d'optimisation, consiste à rechercher dans le voisinage d'une solution initiale une autre solution de façon aléatoire, qui peut être moins optimale mais permet d'échapper aux optima locaux en acceptant temporairement une dégradation de la fonction objectif.

II. 2 Méta-heuristiques à base de population de solutions

Les méthodes d'optimisation à population de solutions, commencent par une solution initiale constituée d'un ensemble de points de l'espace de recherche, qu'on appelle une population de solution. Cette dernière est améliorée au fur et à mesure des générations (itérations), tout en explorant une grande partie de l'espace de recherche, d'où l'intérêt de ces méthodes.

a) Colonie de Fourmis

Les algorithmes d'optimisation par Colonie de Fourmis ont été formulés en 1992 par (Dorigo, 1992). Cette méta-heuristique imite le comportement des fourmis cherchant de la nourriture, qui consiste à déposer au passage sur le sol une substance odorante appelée phéromone, qui a pour rôle de marquer le chemin parcourus. Le passage par le même chemin implique une forte concentration de la phéromone, ce qui facilite le fait de retrouver les sources de nourriture. L'objectif est de trouver le chemin le plus court entre un nid et une source de nourriture et vice-versa. Il a été démontré expérimentalement, que les pistes

utilisées par une colonie de fourmis, correspondent aux chemins les plus courts. Ce principe des systèmes de fourmis a été appliqué sur plusieurs problèmes d'optimisation pouvant se modéliser sous forme de parcours, par exemple celui du voyageur de commerce.

b) Algorithmes Evolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires (AE), sont une famille d'algorithmes d'optimisation s'inspirant de la théorie de l'évolution naturelle et de la génétique : croisements, mutations...

Ce sont des méthodes d'optimisation stochastique utilisant itérativement des processus aléatoires. Ces méthodes consistent à faire évoluer un ensemble de solutions possibles du problème, afin de trouver les meilleures.

Le principe des AE consiste à optimiser une fonction objectif FO, qu'on appelle aussi fonction d'adaptation, en partant d'une population d'individus représentée par un ensemble de points appartenant à un espace de recherche E. La population initiale peut être générée au hasard dans l'espace E. Le processus d'optimisation consiste donc à reproduire une nouvelle population d'individus à chaque génération, en commençant par la sélection des "géniteurs". Cette sélection favorise les individus les plus adaptés par rapport à F. Ensuite, en utilisant des opérateurs stochastiques (croisement et mutation), une nouvelle descendance est créée à partir des individus sélectionnés. Enfin, pour terminer le processus de génération, certains individus de la population parent sont remplacés par quelques uns de la nouvelle descendance, à nouveau en sélectionnant plutôt les individus les plus adaptés. Après de nombreuses générations, les meilleurs individus de la population constituent la solution finale. On distingue deux types d'espaces de recherche: le génotype, sur lequel les opérateurs de mutation et de croisement opèrent, et le phénotype qui est généré à partir du génotype, représente l'espace sur lequel on calcule la performance des individus. L'arrêt de l'algorithme peut dépendre soit du nombre maximum des itérations, soit de la stagnation de la valeur de la fonction objectif.

Comme dans l'évolution naturelle, à chaque génération, on peut avoir l'émergence d'individus de mieux en mieux adaptés.

L'organigramme présenté sur la Figure (I-2), schématise le fonctionnement d'un AE.

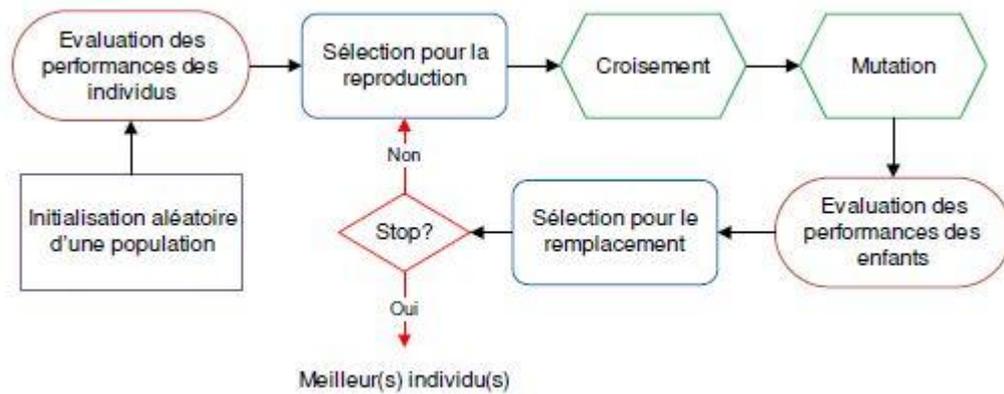


Figure (I-2) : Organigramme d'un algorithme évolutionnaire

On distingue quatre classes de ces algorithmes:

- Les algorithmes génétiques apparus dans les années 60 par (Holland, 1962). Ils ont été utilisés comme optimiseurs par De Jong (1975) et popularisés par Goldberg (1989);
- La programmation évolutionnaire (Fogel, 1962);
- La programmation génétique (Cramer, 1985) (Koza, 1992);
- Les stratégies d'évolution (Rechenberg, 1965) (Schwefel, 1981).

Dans le cadre de ce travail, nous nous intéressons plus particulièrement aux algorithmes génétiques que nous détaillons ensuite

II. Algorithmes génétiques

John Holland, et son équipe de recherche, ont développé à l'université de Michigan les Algorithmes Génétiques (AGs), métaphores biologiques inspirées des mécanismes de l'évolution darwinienne (sélection naturelle) et de la génétique. Ces métaphores prennent la forme d'algorithmes de recherche appelés "algorithmes génétiques".

Ces algorithmes font partie de la classe des algorithmes dits stochastiques. En effet une grande partie de leur fonctionnement est basée sur le hasard. Bien qu'utilisant le hasard, les AGs ne sont pas purement aléatoires. Ils exploitent efficacement l'information obtenue précédemment pour spéculer sur la position de nouveaux points à explorer, avec l'espoir d'améliorer la performance.

Les algorithmes génétiques permettent à une population de solutions de converger vers les solutions optimales. Pour ce faire, ils vont utiliser un mécanisme de sélection des individus de la population (les solutions potentielles). Les individus sélectionnés vont être croisés entre eux (exploitation), et certains vont être mutés (exploration). Ces mécanismes d'exploitation et d'exploration vont permettre de converger vers les bonnes solutions en évitant, autant que faire se peut, les optima locaux.

II.1.) Terminologie et éléments de base

Un algorithme génétique recherche les extrêmes d'une fonction définie sur un espace de données appelé *population*. Par analogie avec la génétique, chaque *individu* de cette population est un chromosome et chaque *caractéristique* de l'individu est un gène. Dans un cas simple, un gène sera représenté par un bit (0 ou 1), un chromosome par une chaîne de bits. Chaque gène représente une partie élémentaire du problème, il peut être assimilé à une variable et peut prendre des valeurs différentes appelées *allèles*. La position du gène dans le chromosome se nomme *locus*.

On parle également de *génotype* et de *phénotype*. Le génotype représente l'ensemble des valeurs des gènes du chromosome alors que le phénotype représente la solution réelle après transformation du chromosome. Lors de la génération d'une nouvelle population, des opérateurs génétiques tels que la sélection, le croisement et la mutation sont nécessaires pour la manipulation des chromosomes.

Le tableau II.1. présente une récapitulation de la terminologie naturelle et celle utilisée par les algorithmes génétiques.

Tableau (II-1) Comparaison de la terminologie naturelle et celle des algorithmes génétiques

Nature	Algorithme génétique
Chromosome	Chaîne
Gène	Trait, caractéristique
Allèle	Valeur de la caractéristique
Locus	Position dans la chaîne
Génotype	Structure Ensemble des valeurs des gènes
Phénotype	Ensemble de paramètres, structure décodée Evaluation d'un génotype

Les AGs utilisent donc un vocabulaire similaire à celui de la génétique. On parlera ainsi d'individus ou chromosomes dans une population. Chaque individu ou chromosome est constitué d'un ensemble d'éléments appelés gènes contenant les caractères héréditaires de l'individu (Renders, 1995). Ils utilisent un mécanisme de sélection naturelle, basée essentiellement sur la reproduction et sur le codage génétique qui stocke les informations décrivant l'individu sous forme de gènes imitant les systèmes naturels de l'évolution des espèces.

II.2.) Évolution des espèces

Dans un environnement quelconque dans lequel vit une population primitive, (peu adaptée à cet environnement), quoique globalement inadaptée, cette population n'est pas uniforme : certains individus sont mieux armés que d'autres pour profiter des ressources offertes par l'environnement (nourritures, abris, etc.) et pour faire face aux dangers qui y rôdent (prédateurs, intempéries, etc.). Ces individus mieux équipés ont par conséquent une probabilité de survie plus grande que leurs congénères, et auront de fait d'autant plus de chances de pouvoir se reproduire. En se reproduisant entre individus bien adaptés, ils vont transmettre à leurs enfants ces caractéristiques qui faisaient leur excellence. La population qui résultera de cette reproduction sera donc globalement mieux adaptée à l'environnement que la précédente puisque la plupart des individus auront hérité de plusieurs (puisque chacun hérite à la fois de sa mère et de son père) des caractéristiques de l' "élite" de la génération précédente. Et c'est ainsi que la population va évoluer vers une adéquation toujours meilleure avec l'environnement. Par analogie, les AGs joignent le même principe, ils sont basés sur le principe d' "évolution" d'une population d'individus. Dans celle-ci, ce sont en général les

plus forts, c'est-à-dire les mieux adaptés au milieu, qui survivent et engendrent des progénitures. À partir des données du problème, on crée (généralement aléatoirement) une "population" de solutions admissibles. Puis on évalue chacune des solutions. On élimine une partie infime de celles qui se sont montrées inutiles, et on recombine les gènes des autres afin d'obtenir de nouveaux individus-solutions. Ainsi, à chaque génération un nouvel ensemble de créatures artificielles (des chaînes de caractères) est créé en utilisant des parties des meilleurs individus de la génération précédente ainsi que des parties innovatrices. Selon la théorie évolutionniste, cette nouvelle génération sera globalement plus adaptée au problème que la précédente. Ce procédé est alors répété jusqu'à la naissance d'une solution que l'on jugera satisfaisante (Harrat, 2003).

II.3.) A quoi sert l'algorithme génétique ?

L'algorithme génétique *résout des problèmes* n'ayant pas de méthode de résolution décrite précisément ou dont la solution exacte, si elle est connue, est trop compliquée pour être calculée en un temps raisonnable. Ceci dit, face à un problème pour lequel il existe pour ainsi dire une infinité de solutions, plutôt que d'essayer naïvement toutes les solutions une à une pour trouver la meilleure, on va explorer l'espace des solutions en se laissant guider par les principes des algorithmes génétiques.

II.4.) Conception d'un algorithme génétique

La simplicité de mise en œuvre et l'efficacité constituent deux des caractéristiques les plus attrayantes de l'approche proposée par les AGs. La mise en œuvre d'un algorithme génétique sollicite la disponibilité :

-D'une *représentation génétique* du problème, c'est-à-dire un codage approprié des solutions sous la forme de chromosomes. Cette étape associe à chacun des points de l'espace de recherche une structure de données. Elle se place généralement après une phase de modélisation mathématique du problème traité. La qualité du codage des données conditionne le succès des algorithmes génétiques ;

-D'un *mécanisme de génération* de la population initiale. Ce mécanisme doit être capable de produire une population non homogène qui servira de base pour les générations futures. Le choix de la population initiale est important car il peut prendre plus ou moins rapidement la convergence vers l'optimum global. Dans le cas où l'on ne connaît rien sur le problème à résoudre, il est essentiel que la population initiale soit répartie sur tout le domaine de recherche ;

-D'une *fonction d'évaluation* pour mesurer la force de chaque chromosome

-D'un *mode de sélection* des chromosomes à reproduire ;

-Des *opérateurs* permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace de recherche. L'opérateur de croisement recompose les gènes d'individus existant dans la population, l'opérateur de mutation a pour but de garantir l'exploration de l'espace de recherche ;

-Des *valeurs* pour les *paramètres* qu'utilise l'algorithme : taille de la population, nombre total de générations ou critère d'arrêt, probabilités de croisement et de mutation.

II.5.) Comment fonctionne l'algorithme génétique ?

Un algorithme génétique fonctionne typiquement à travers un cycle simple de quatre étapes :

1. Création d'une population de chromosomes.
2. Evaluation de chaque chromosome.
3. Sélection des meilleurs chromosomes.
4. Manipulation génétique, pour créer une nouvelle population de chromosomes.

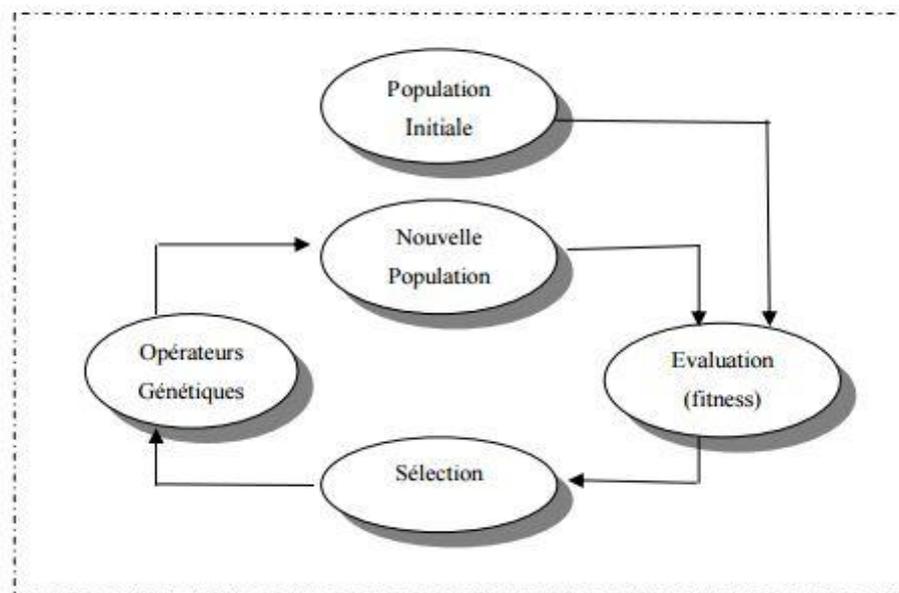


Figure (II-1) - Cycle génétique

Le cycle décrit par la Figure (II-1) est inspiré par la terminologie génétique. Lors de chaque cycle, une nouvelle génération de solutions du problème est obtenue. Initialement, une population initiale est générée où chaque individu-solution de la population est codé sous forme d'une chaîne de caractères (chromosomes). Ensuite, une évaluation de chaque chromosome sera établie. Cette évaluation consiste à évaluer la qualité des chromosomes à l'aide de la fonction d'évaluation : fitness. Ce qui permet de sélectionner les chromosomes les plus adaptés et par conséquent leur appliquer les opérateurs génétiques (croisement et mutation) ce qui crée une nouvelle génération.

A la fin du cycle, une nouvelle population est acquise ouvrant ainsi la voie pour une nouvelle génération et par conséquent un nouveau cycle.

II.6.) Variantes

En fait, les algorithmes génétiques sont une famille d'algorithmes, basés autour des mêmes idées. Cependant il existe beaucoup de variantes possibles suivant la représentation choisie, les opérateurs de croisement, de mutation et de sélection. La section suivante présente les choix les plus courants qui définissent les variantes.

6.1 Codage

Le codage est une modélisation d'une solution d'un problème donné sous forme d'une séquence de caractères appelée chromosome où chaque caractère, dit aussi gène, représente une variable ou une partie du problème. La tâche principale consiste à choisir le contenu des gènes qui facilite la description du problème et respecte ses contraintes (Harrat, 2003). La littérature définit deux types de codage : binaire et réel.

6.1.1 Codage binaire

Ce codage a été le premier à être utilisé dans le domaine des AG. Il présente plusieurs avantages : alphabet minimum {0,1}, facilité de mise en point d'opérateurs génétiques et existence de fondements théoriques (théorie sur les schémas).

Néanmoins ce type de codage présente quelques inconvénients :

1. Les performances de l'algorithme sont dégradées devant les problèmes d'optimisation de grande dimension à haute précision numérique. Pour de tels problèmes, les AG basés sur les chaînes binaires ont de faibles performances comme le montre Michalewicz (Michalewicz,1992).

2. La distance de Hamming entre deux nombres voisins (nombre de bits différents) peut être assez grande dans le codage binaire : l'entier 7 correspond à la chaîne 0111 et la chaîne 1000 correspond à l'entier 8. Or la distance de hamming entre ces deux chaînes est de 4, ce qui crée bien souvent une convergence, et non pas l'obtention de la valeur optimale.

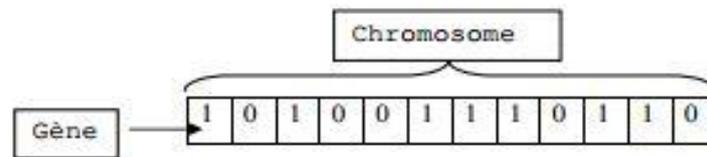


Figure (II, 2) Exemple d'un chromosome en codage binaire

6.1.2 Codage réel

Il a le mérite d'être simple. Chaque chromosome est en fait un vecteur dont les composantes sont les paramètres du processus d'optimisation. Par exemple, si on recherche l'optimum d'une fonction de n variables $f(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n)$, on peut utiliser tout simplement un chromosome ch contenant les n variables: Avec ce type de codage

$$ch: \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline x_1 & x_2 & \dots & x_{n-1} & x_n \\ \hline \end{array}$$

Figure (II-3) Exemple d'un chromosome en codage réel.

La procédure d'évaluation des chromosomes est plus rapide vu l'absence de l'étape de transcoding (du binaire vers le réel). Les résultats donnés par Michalewicz (Michalewicz, 1992) montrent que la représentation réelle aboutit souvent à une meilleure précision et un gain important en termes de temps d'exécution.

6.2 Évaluation : fitness

L'opérateur d'évaluation n'est pas anodin. Il est utilisé par l'opérateur de sélection pour faire son choix des individus à conserver. Ainsi, pour mesurer les performances de chaque individu qui correspond à une solution donnée du problème à résoudre, on introduit une fonction d'évaluation. Elle permet de quantifier la capacité d'un individu à survivre en lui affectant un poids couramment appelé *fitness*. La force de chaque chromosome de la population est calculée afin que les plus forts soient retenus (étape de Sélection) puis modifiés (croisement et mutation). La complexité de la fonction d'évaluation dépend essentiellement du problème et de ses contraintes.

Ces deux derniers éléments, codage et évaluation, sont les seuls éléments spécifiques au problème à résoudre. Une fois qu'ils sont fixés, l'algorithme génétique que l'on appliquera sera toujours le même.

6.3 Population initiale

Une fois le codage choisi, une population initiale formée de solutions admissibles du problème doit être déterminée. Plusieurs mécanismes de génération de la population initiale sont utilisés dans la littérature. Le choix de l'initialisation se fera en fonction des connaissances que l'utilisateur a sur le problème. S'il n'a pas d'informations particulières, alors une initialisation aléatoire, la plus uniforme possible afin de favoriser une exploration de l'espace de recherche maximum, sera la plus adaptée. Mais dans d'autres cas, il est possible d'utiliser d'autres mécanismes. Par ailleurs, cette étape présente un problème principal qui est celui du choix de la taille de la population. En effet une population trop grande augmente le temps de calcul et demande un espace mémoire considérable, alors qu'une population trop petite conduit à l'obtention d'un optimum local.

6.4 Critère d'arrêt

Déterminer l'arrêt d'un processus génétique est l'une des difficultés majeures de l'approche génétique. En effet, si l'on excepte le cas des problèmes artificiels, on ne sait jamais si l'on a trouvé l'optimum. Dans la pratique, l'utilisateur déclare un nombre de générations maximum. La recherche peut également être stoppée lorsque tous les individus d'une même population sont des copies d'un même individu. On dit alors qu'il y a "perte de diversité génétique".

Les critères d'arrêt se résument alors en :

1. Arrêt après un nombre de générations fixé à priori.
2. Arrêt lorsque la population cesse d'évoluer ou en présence d'une population homogène.

6.5 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 reliée à son efficacité relative au sein de la population.

Il existe de nombreuses techniques de sélection, les plus courantes seront évoquées dans la section suivante.

La sélection par classement : elle consiste à ranger les individus de la population dans un ordre croissant (ou décroissant selon l'objectif), et à retenir un nombre fixé de génotypes. Ainsi, seuls les individus les plus forts sont conservés. L'inconvénient majeur de cette méthode est la convergence prématurée de l'algorithme génétique. Il est parfois nécessaire de garder quelques individus jugés faibles pour créer la diversité au niveau de la population. Une autre difficulté consiste à fixer une limite à la sélection ce qui empêche parfois de garder des bons candidats pour les futures générations

La sélection par tournoi : elle consiste à choisir aléatoirement deux ou plusieurs individus et à sélectionner le plus fort. Ce processus est répété plusieurs fois jusqu'à l'obtention de N individus. L'avantage d'une telle sélection est d'éviter qu'un individu très fort soit sélectionné plusieurs fois

La sélection par la roulette :

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.

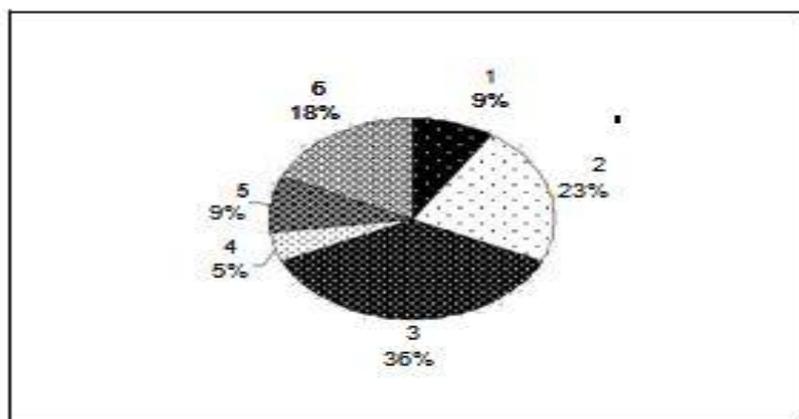


Figure (II-4) Modèle de la roulette.

6.6 Croisement

La naissance d'un nouvel individu, nécessite la prise aléatoire d'une partie des gènes de chacun des deux parents. Ce phénomène, issu de la nature est appelé croisement (crossover). Il s'agit d'un processus essentiel pour explorer l'espace des solutions possibles. Une fois la sélection terminée, les individus sont aléatoirement répartis en couples. Les chromosomes parents sont alors copiés et recombinaison afin de produire chacun deux descendants ayant des caractéristiques issues des deux parents. Dans le but de garder quelques individus parents dans la prochaine population, on associe à l'algorithme génétique une probabilité de croisement, qui permet de décider si les parents seront croisés entre eux ou s'ils seront tout simplement recopiés dans la population suivante (Renders, 1995) (Harrat,2003).

La littérature définit plusieurs opérateurs de croisement. Ils diffèrent selon le type de codage adapté et la nature du problème traité.

6.6.1 Croisement binaire

Ce croisement peut avoir recours à plusieurs types en occurrence

- ♦ **Croisement en 1-point** : c'est le croisement le plus simple et le plus connu dans la littérature. Il consiste à choisir au hasard un point de croisement pour chaque couple de chromosomes. Les sous-chaînes situées après ce point sont par la suite interchangeables pour former les deux fils (Figure (II-5)).

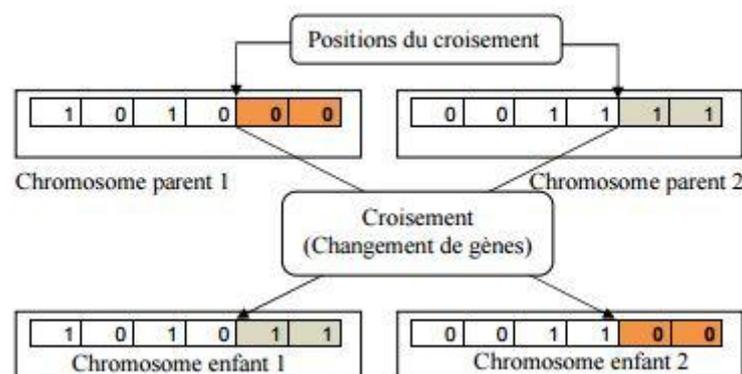


Figure (II-5) Operateur croisement monopoint sur deux chromosomes à six bits.

- ♦ **Croisement en n-points** : Ce type de croisement s'énonce par un choix aléatoire de n-points de coupure pour dissocier chaque parent en n+1 fragments. Pour former un

filis, il suffit de concaténer alternativement $n+1$ sous chaînes à partir des deux parents. Ce croisement cherche à explorer tout l'espace de solutions possibles en créant des descendants ayant des caractéristiques très loin des parents.

- ◆ **Croisement en 2-points** : c'est un cas particulier du croisement en n -points. On choisit aléatoirement deux points de coupure pour créer les descendants.

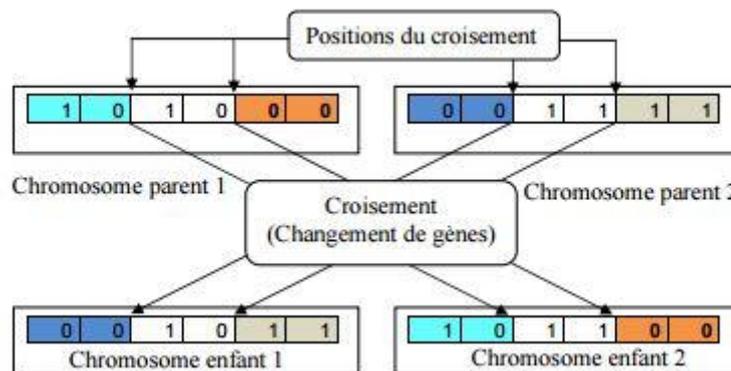


Figure (II-6) Crossover à deux points

6.6.2 Croisement réel

Certains auteurs (Wu et Lin, 1999) préfèrent utiliser dans le cas des chaînes réelles, Un croisement de type barycentre: deux gènes $x(i)$ et $y(i)$ sont sélectionnés dans chacun des parents à la même position i , ils définissent deux nouveaux gènes $x'(i)$ et $y'(i)$ par combinaison linéaire :

$$x'(i) = \alpha \times x(i) + (1 - \alpha) \times y(i)$$

$$y'(i) = (1 - \alpha) \times x(i) + \alpha \times y(i)$$

Où α est un paramètre de pondération aléatoire qui prend généralement ses valeurs dans l'intervalle $[-0.5, 1.5]$ (ceci permet de générer des points entre ou à l'extérieur des deux gènes considérés).

Quoi qu'il en soit, il se peut que l'effet de l'opérateur de croisement soit insuffisant pour assurer une meilleure exploration de l'espace de recherche. Ainsi dans le cas du codage binaire, certaines chaînes peuvent totalement disparaître de la population. Par exemple, si aucun chromosome de la population initiale ne contient de 1 en première position, et que ce 1 fasse partie de la chaîne optimale à trouver, aucun croisement ne peut faire apparaître cet

élément. Ce dernier ne peut s'introduire dans la population que si l'on introduit un autre opérateur et c'est, entre autre, pour remédier à ce problème que l'opérateur de mutation est utilisé.

6.7 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 les algorithmes 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 ou 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-7)

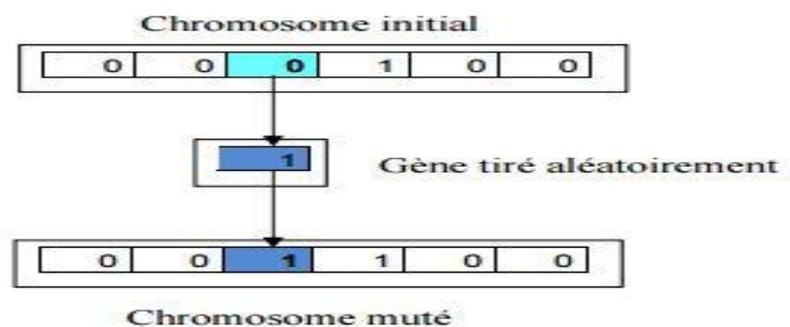


Figure (II-7) Exemple d'un chromosome muté.

2.8 Valeurs des paramètres

Les paramètres qui conditionnent la convergence d'un algorithme génétique sont :

- La taille de la population d'individus.
- Le nombre maximal de générations.
- La probabilité de croisement.
- La probabilité de mutation.

Les valeurs de tels paramètres dépendent fortement de la problématique étudiée. Ainsi il n'existe pas de paramètres qui soient adaptés à la résolution de tous les problèmes qui peuvent

être posés à un algorithme génétique. Cependant, certaines valeurs sont souvent utilisées (définies dans la littérature), et peuvent être de bons points de départ pour démarrer une recherche de solutions à l'aide d'un AG.

La probabilité de croisement est choisie dans l'intervalle $[0.7, 0.99]$;

La probabilité de mutation est choisie dans l'intervalle $[0.001, 0.01]$.

Trouver de bonnes valeurs à ces paramètres est donc un problème parfois délicat.

III.) Shuffled Complex Evolution

Shuffled Evolution Complex (SCE) est un outil d'optimisation globale développée à l'université d'Arizona (Duan et al, 1992). SCE a été appliquée pour diverses problèmes d'ingénierie par différents chercheurs, et il a été démontré que cet algorithme est efficace pour une large classe de problèmes (Duan et al., 1992).

Selon Duan et al. (1992), cette méthode est efficace, robuste, flexible et efficiente. Elle prend sa force du fait qu'elle est fondée sur la synthèse de quatre concepts (Thyer et al., 1999) :

- Combinaison des approches déterministes et probabilistes ;
- L'évolution systématique des points (sommets du complexe) dans la direction d'amélioration globale de la FO ;
- L'évolution compétitive ;
- L'évolution indépendante des complexes avec un « shuffling » périodique ou autrement un brassage des complexes.

Une description générale des différentes étapes de la méthode est présentée comme suit, pour le cas de recherche du minimum d'une fonction objectif (FO) :

- (1) Générer aléatoirement la population : générer un échantillon des points aléatoirement dans l'espace faisable des paramètres, et calculer la valeur de la fonction objectif au niveau de chaque point. En l'absence d'une information a priori de la localisation approximative de l'optimum, on utilise une distribution uniforme pour générer l'échantillon.
- (2) Classer les points par ordre croissant de la FO, de telle sorte que le premier point donne la plus petite valeur de la fonction objectif, et le dernier représente la plus large valeur.
- (3) Répartition des individus sur p complexes, cette répartition fait en sorte de répartir équitablement les bons (petite valeur de FO), et mauvais individus (grande valeur de FO) sur les différents complexes. Par exemple, on met le premier point (selon le classement fait dans l'étape 2) au premier complexe, le deuxième au second complexe, et le p ème individu au p ème complexe ; ensuite le $p+1$ ème au premier complexe et ainsi de suite.
- (4) Evoluer indépendamment chaque complexe selon la méthode d'évolution compétitive des complexes basée sur la méthode Simplex.
- (5) Mélanger les résultats des complexes, et les réarranger de nouveau sur p complexes (comme dans 2 et 3).
- (6) Vérifier les critères de convergence sinon répéter 3.

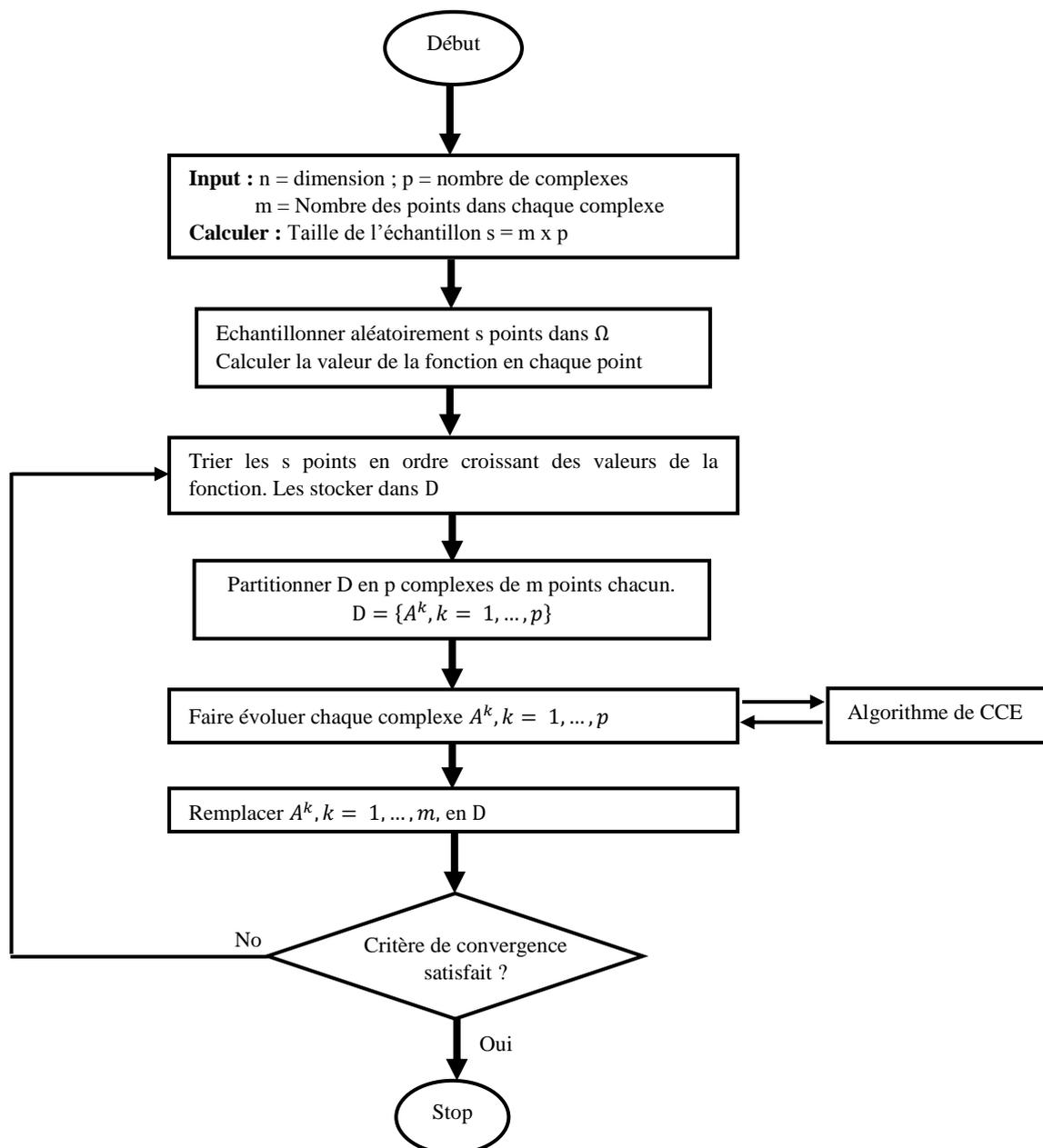


Figure (III -1): Organigramme de l'algorithme Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) (Duan, 1993)

Le mélange des complexes, ou "Shuffling", permet aux complexes de partager l'information entre eux. En effet si l'un des complexes converge vers un optimum local, il va découvrir en partageant l'information avec les autres complexes qui se sont rapprochés plus de l'optimum global qu'il ne s'agit pas de la bonne direction de recherche, et donc il va changer de cap. Duan et al. (1992) insistent sur le fait que répartir la population sur des sous population qui évoluent indépendamment, tout en partageant périodiquement l'information (grâce au mélange) donne un algorithme plus efficace, et plus efficient que si on considère des

populations de même taille travaillant indépendamment jusqu'à la fin (Duan, Gupta, 1993). Ces auteurs font une analogie avec la recherche scientifique, où les groupes de recherche travaillent indépendamment, puis partagent l'information à travers les colloques, les stages, les post-doctorants, etc. Ceci paraît plus efficace que si les groupes de recherches travaillent isolés les uns des autres continuellement.

L'algorithme d'Evolution Compétitive du complexe utilisé pour faire évoluer chaque complexe indépendamment comme l'indique l'étape 5 du SCE, est décrit comme suit:

- 1) Affecter des poids selon une probabilité trapézoïdale aux individus constituant le complexe de façon à donner le poids le plus grand à l'individu de meilleure performance, et le poids le plus petit à l'individu de mauvaise performance.
- 2) Choix des parents (q sommets du simplexe) par tirage aléatoire de q individus du complexe, et en suivant la distribution citée dans (1).
- 3) Générer les descendants selon les trois procédures suivantes:
 - (a) Réflexion du faible sommet du simplexe à travers le centroïde des autres sommets du sous-complexe, si le point réfléchi est dans les limites de l'espace de recherche, aller à (d) sinon générer aléatoirement un individu dans l'hypercube contenant le sous-complexe.
 - (b) Si la fonction objective s'améliore par réflexion, le point réfléchi remplace le point faible du sous-complexe, sinon contracter le point faible vers le centroïde des autres points.
 - (c) Si la contraction améliore la fonction objectif du mauvais sommet, le point contracté remplace le mauvais point, sinon générer aléatoirement un individu dans l'hypercube contenant le sous-complexe.
 - (d) Répéter les étapes (a)-(c) α fois avec α un paramètre au choix de l'opérateur.
- 4) Remplacer les parents par leurs descendants dans le complexe, et classer les individus du complexe par ordre croissant de fonction objectif.
- 5) Répéter les étapes 1 à 4, b fois, avec b un paramètre algorithmique à fixer par l'utilisateur et qui détermine combien de descendants sont générés.

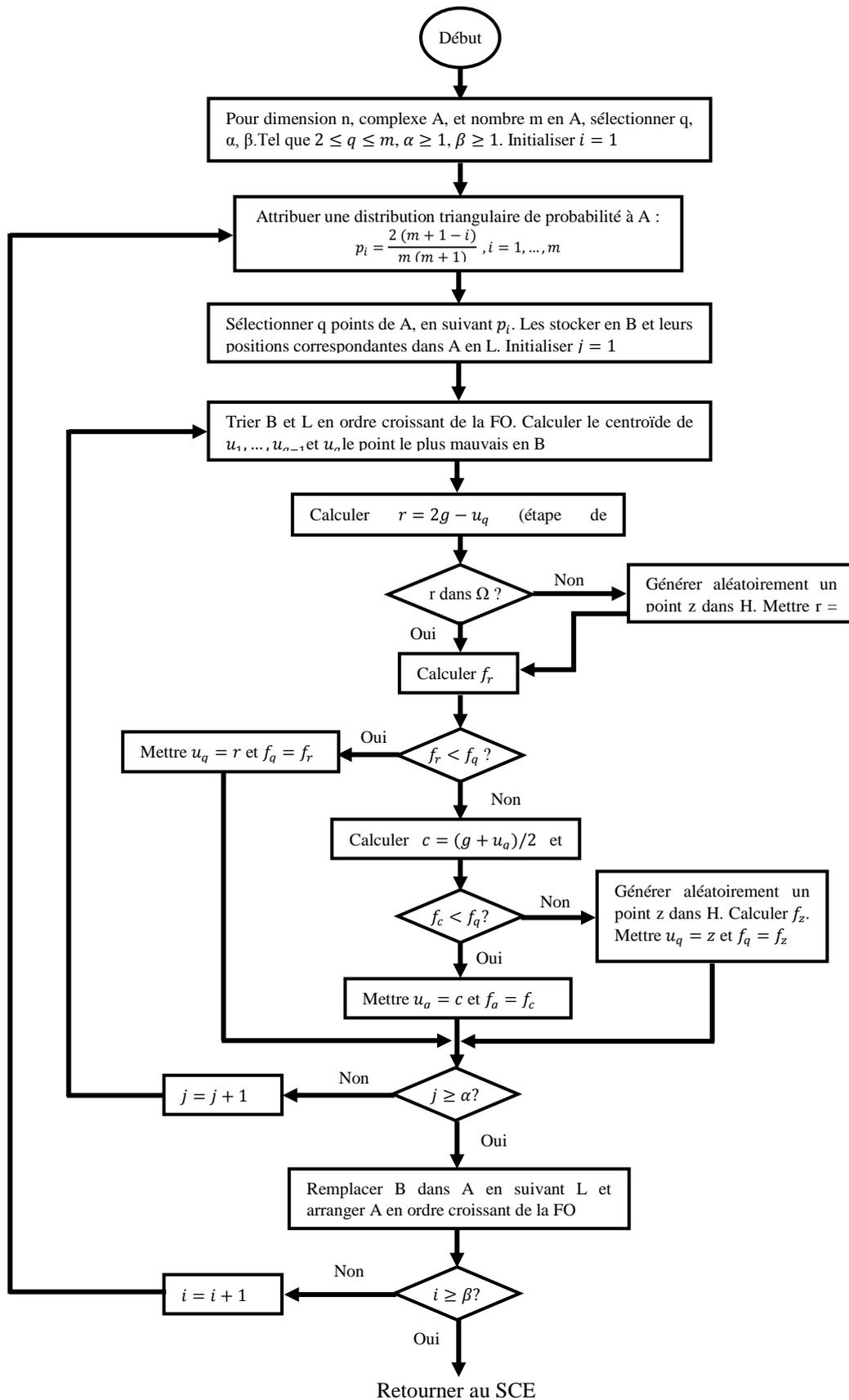


Figure (III -2): Diagramme de la stratégie Competitive Complex Evolution (CCE)

Dans cette description on voit bien le caractère évolutif de l'algorithme qui se manifeste dans la partie qui concerne le choix des parents. En effet ce choix se fait de manière à donner plus de chance aux individus plus adaptés à contribuer dans la formation des générations futures (choix aléatoire selon une fonction de distribution trapézoïdale) (Duan et al. 1992).

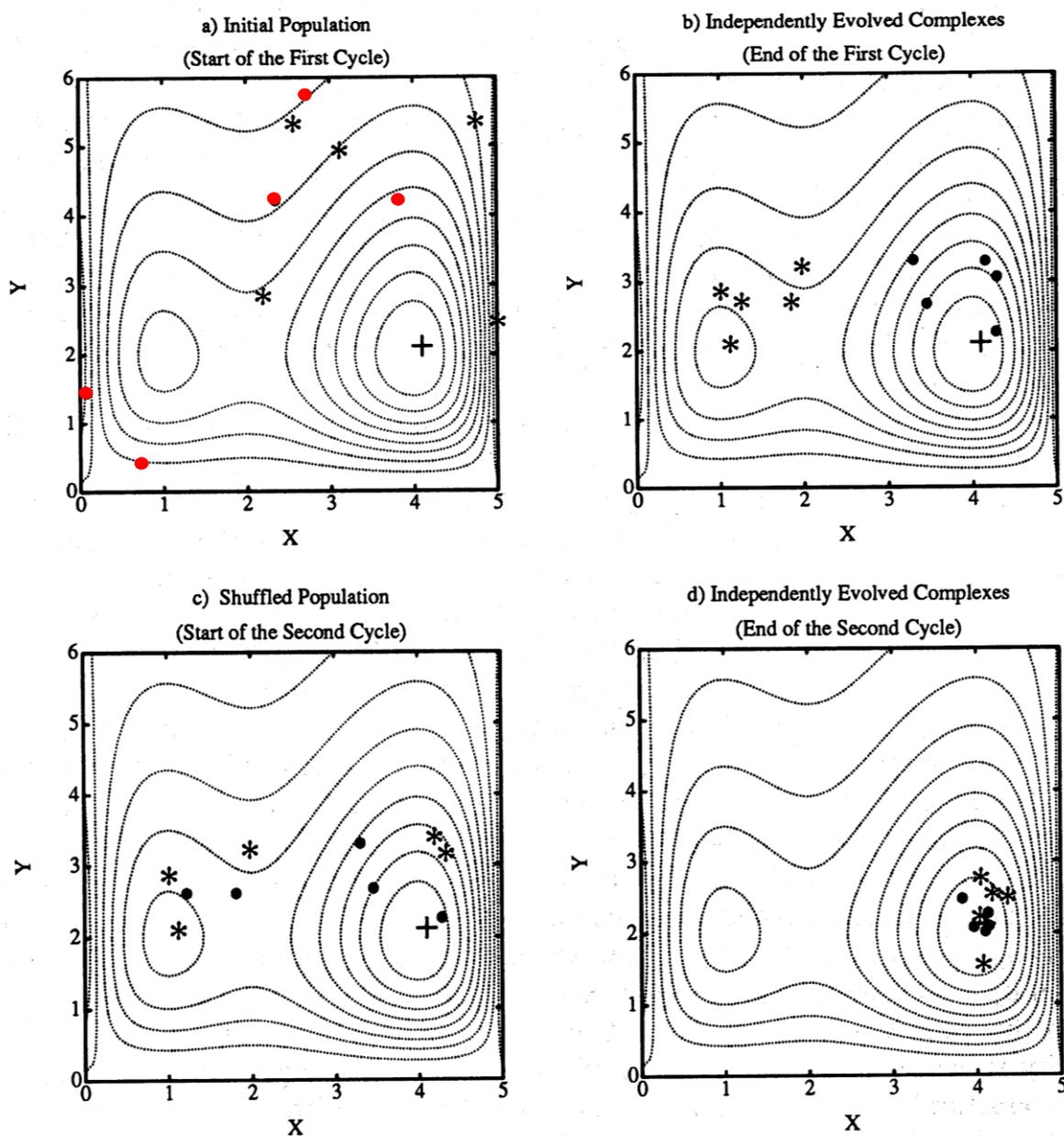


Figure (III-3): Illustration de la méthode Shuffled Complex Evolution SCE en 2D

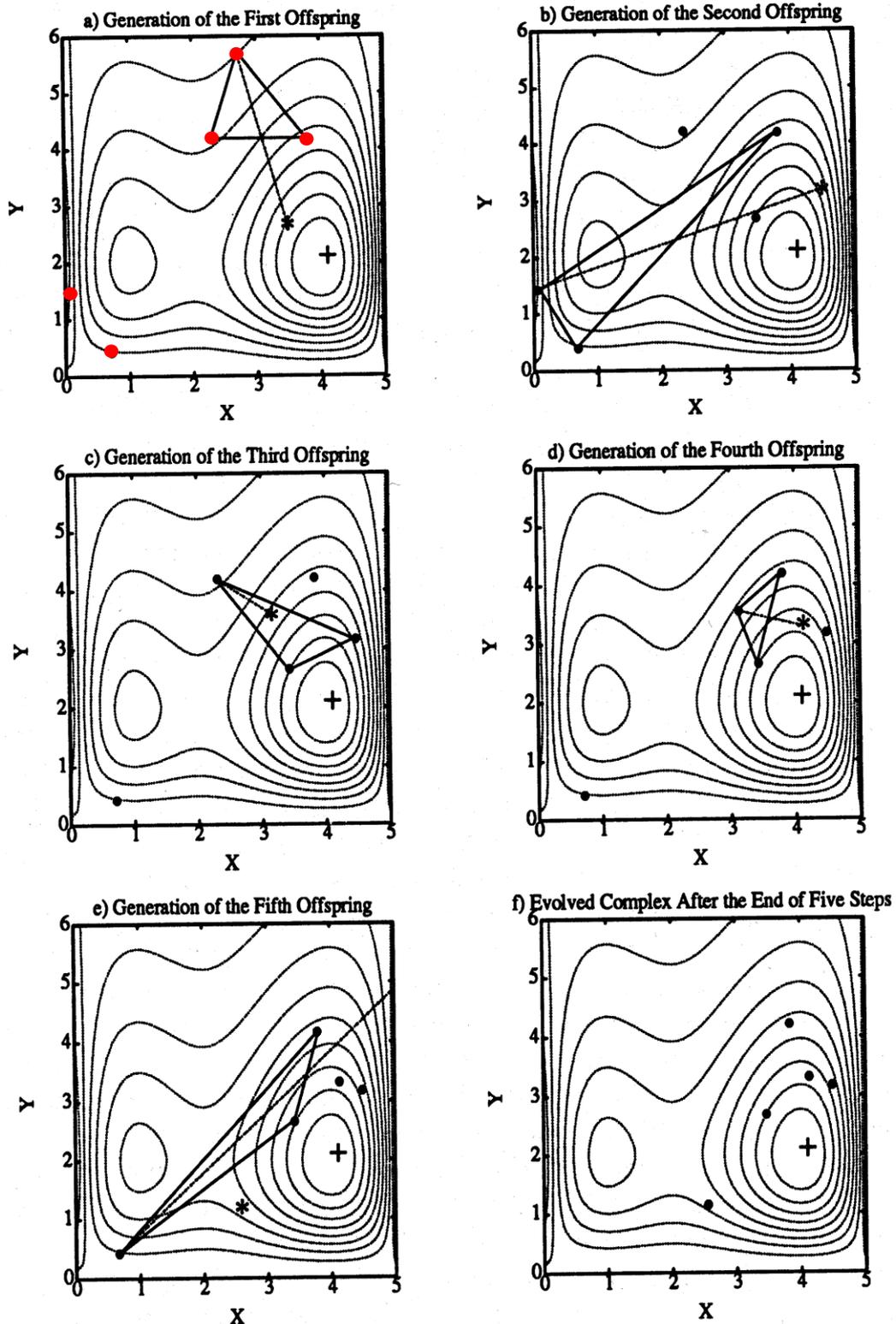


Figure (III -4): Illustration des étapes d'évolution de chaque complexe

Duan et al. (1993) suggèrent de fixer les paramètres algorithmiques du SCE comme suit :

- Taille du complexe $m = 2n + 1$, avec n la dimension du problème (nombre d'inconnus ou paramètres à caler).
- Taille du sous-complexe $q = n + 1$
- $a = 1$
- $b = 2n + 1$

Le seul paramètre qui reste à fixer par l'utilisateur est le nombre de complexes p . Un choix d'un nombre de complexes grand améliore l'efficacité de SCE, mais au détriment de son efficacité. Au contraire un nombre petit de complexes donne un algorithme très rapide en temps de calcul, mais qui peut être facilement piégé par un optimum local. Il s'agit là de choisir une valeur optimale pour p , qui assure l'efficacité de l'algorithme avec une efficacité acceptable.

IV .1 Introduction

Parmi les différentes méthodes de calcul qui ont été proposées pour optimiser un réseau, la méthode discontinue de M. Labye (Labye,1966) est maintenant la plus utilisée dans le domaine du dimensionnement des réseaux ramifiés d'irrigation.

Dans cette méthode, les nœuds du réseau sont supposés numérotés 1 , 2 ,..., i ,....., n et on convient de repérer chaque tronçon par le numéro de son nœud aval.

Les débits à transiter sont $Q_1 , Q_2 ,....., Q_i ,....., Q_n$.

Les conditions de pression à respecter sont données par les valeurs Z_K , charge minimum à respecter au droit de la borne K .

IV .2 Position du problème

Les données sont les suivantes :

- 1) Tracé du réseau, donc longueur de chaque tronçon.
- 2) Débit à transiter sur chaque tronçon.
- 3) Conditions aux limites aval, c'est-à-dire pour toutes les bornes cotes piézométriques minimum à assurer.
- 4) Conditions aux limites amont, c'est-à-dire, cote piézométrique disponible à l'entrée du réseau.
- 5) Bordereau des prix des canalisations en fonction de leur diamètre.
- 6) Vitesse minimale et maximale admise dans les canalisations .La fixation d'un seuil minimum de vitesse admise dans les conduites ne correspond pas véritablement à un impératif technique. Elle n'a pour objectif que d'introduire un seuil « raisonnable » pour le diamètre maximum envisagé pour transiter un débit donné. Ceci permettra, nous le verrons plus loin, d'accélérer la rapidité des calculs d'optimisation.

Par contre, la fixation d'un seuil maximum de vitesse tolérée correspond à un compromis entre :

- ✓ La recherche d'économie sur le cout d'un réseau : accepter des vitesses importantes permettra, si la charge disponible est suffisante, de diminuer le diamètre des conduites ;
 - ✓ Les risques entraînés par les coups de bélier éventuels et le cout de la protection anti bélier qui en résulterait.
- 7) Loi de perte de charge unitaire

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

$$j = \alpha * \frac{Q^\beta}{D^5}$$

j : Pertes de charge unitaires (mm/m) ;
 Q : Débit (m^3/s) ;
 D : Diamètre (m);
 α, β, γ : Paramètres en fonction de la rugosité de conduites utilisées ;

IV .3 Courbes caractéristiques de chaque tronçon P(J)

Supposons la nomenclature suivante :

J_i : La perte de charge sur le tronçon i ;
 $P_i(J_i)$: Prix minimal du tronçon i lorsque la perte de charge de celui-ci est J_i ;
 Z_j : Cote piézométrique au nœud j ;
 $P(z)$: Prix minimal du réseau situé à l'aval du point j lorsque la cote piézométrique de ce point est z .

Considérons un tronçon quelconque transiter le débit Q , Les conditions de vitesse minimale et maximale admises permettent de sélectionner dans le bordereau des diamètres commerciaux ceux à mettre effectivement en compétition ,car compatibles avec ces conditions.

Au plus gros de ces diamètres, soit D_1 , correspondra une perte de charge totale J_1 et un cout P_1 . Le point représentatif de cette solution sera le point M_1 sur le graphique de la figure 3

Pour le diamètre immédiatement inférieur de la série, soit D_2 ,la perte de charge J_2 sera plus importante ,mais le cout P_2 sera plus faible et le point M_2 sera représentatif de cette solution.

On peut envisager une solution de « panachage » pour le tronçon étudié, qui portait le diamètre D_1 sur X % de sa longueur et le diamètre D_2 sur la longueur restante .On peut montrer que le point M représentatif de cette solution de panachage est situé sur la corde M_1M_2 et correspond à une perte de charge j telle que :

$$X = \frac{J_2 - j}{J_2 - J_1}$$

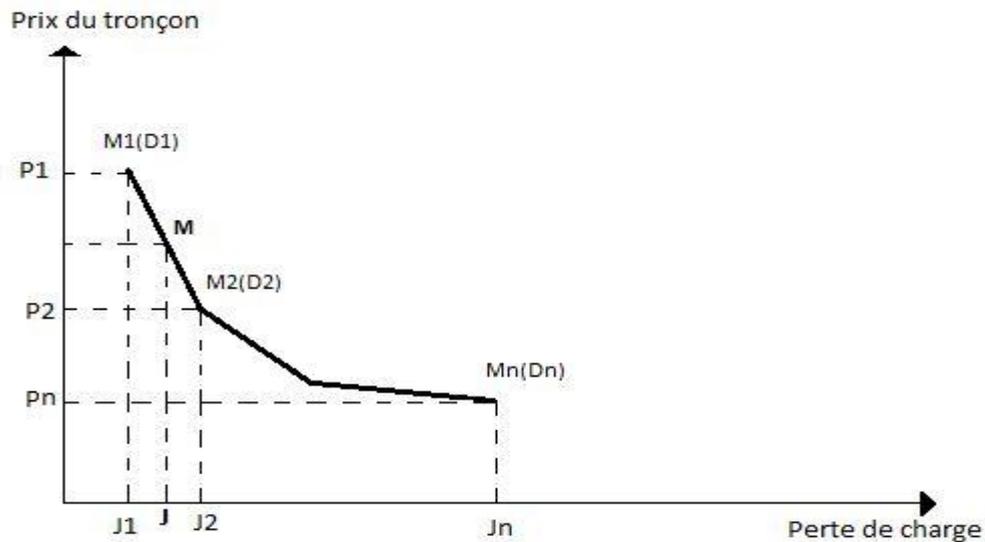


Figure. IV.1. Courbe caractéristique d'un tronçon

En continuant ce raisonnement pour tous les diamètres en compétition, on peut ainsi construire la courbe caractéristique du tronçon donnant son prix minimum en fonction de la perte de charge admise, cette courbe possède les propriétés suivantes :

- ✓ C'est une courbe polygonale dont chaque sommet est relatif à une situation où le tronçon est équipé d'un seul diamètre, et où chaque point d'une corde représente une situation de « panachage » avec deux diamètres successifs.

IV .4 Optimisation d'un réseau

Une fois on a construit pour chaque tronçon i du réseau sa courbe caractéristique $P_i (J_i)$, le problème d'optimisation peut alors être ainsi formulé :

On cherche la répartition des J_i

- ✓ qui rend minimum le prix du réseau, soit $\sum_i P_i (J_i)$.
- ✓ sous des contraintes de la forme $\sum J_i \leq Z_0 - Z_k$,

Où Z_0 est la cote piézométrique de la source et Z_k est la cote piézométrique minimale exigée de la borne k . J_i est la perte de charge de chaque tronçon de la source vers la borne considérée.

Exprimant que, pour chaque borne ou nœud, la charge résiduelle reste supérieur ou égale au minimum imposé.

Les inconnues du problème sont maintenant la répartition des J_i dont on déduira immédiatement les diamètres.

IV.5 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 $P(J)$ (Figure. IV.1) de Z_m le long de l'axe J (Figure. IV.2).

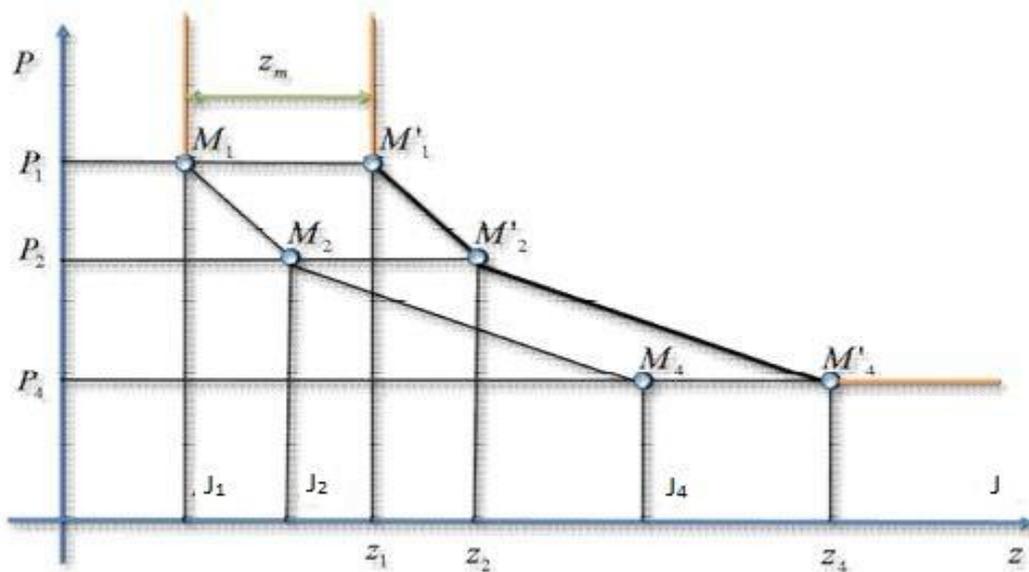


Figure. IV.2 Courbe caractéristique d'un tronçon extrémité.

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 $D_4(\Delta h_4, p_4)$ qui ne respecte pas la contrainte de vitesse.

La courbe caractéristique du même tronçon est représentée par la Figure. IV.3

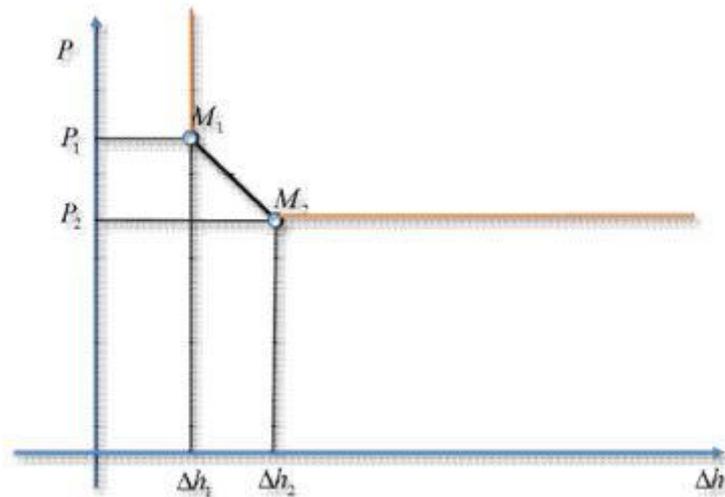


Figure. IV.3 Courbe caractéristique d'un tronçon avec la contrainte de vitesse.

IV .5.1) Addition en parallèle

Une fois qu'on a tracé les courbes caractéristiques $P_3(Z)$ et $P_2(Z)$ à l'aval de nœud 1, par une simple addition de P_3 et P_2 pour une cote Z_1 fixé, on détermine une courbe donnant le prix minimum P_{32} du sous réseau 3+2 en fonction de la charge en tête Z_1 . La courbe reste toujours un polygone concave. (Figure. IV.4)

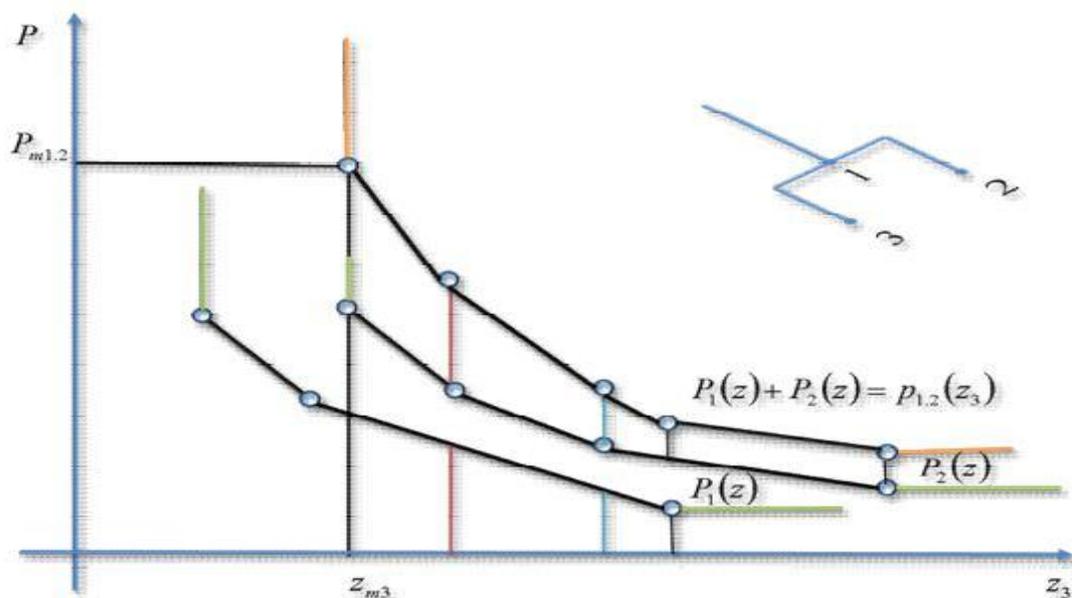


Figure. IV.4 Courbe de prix du réseau 3+2, addition en parallèle.

IV .5.2) Addition en série

Cherchons maintenant à déterminer la courbe donnant le prix minimum de l'ensemble en fonction de la charge Z en tête de tronçon 1 (c.à.d. cote piézométrique de la source Z_0). On dispose des courbes $P_{32}(Z_1)$ et $P_1(J_1)$.

la charge minimale « Z_G » (cote piézométrique) qu'on doit avoir à l'amant du nœud 1 pour un fonctionnement correcte du réseau est la somme de la charge minimale Z_{m1} qu'il faut au nœud 1 augmentée de la perte de charge minimale J_{m1} qui peut être engendrée sur le tronçon 1. Cette solution correspond au coût maximal du réseau.

Les coordonnées du point G sont :

$$Z_G = Z_{m1} + J_{m1}$$

$$P_G = P_{M32} + P_{M1}$$

La méthode à suivre apparaît alors : on calcule les pentes ($\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$) et ($\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$) des segments de droite des deux courbes élémentaires. On les classe dans l'ordre décroissant et on trace à partir du point G la courbe donnant le prix minimum du réseau en fonction de la charge en tête $P(Z)$ comme la montre la (Figure. IV.5), c'est une courbe polygonale concave, elle est prolongée à droite par une horizontale et à gauche par une verticale.

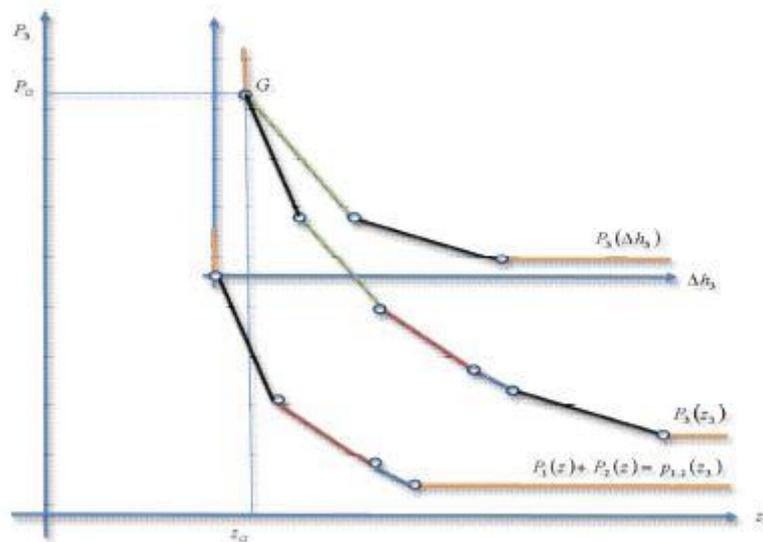


Figure. IV.5 : Caractéristique du réseau total.

IV .6 Redescente » du réseau

Pour une charge en tête correspondant à la valeur Z_0 fixée, on lit alors directement sur la courbe $P(Z)$ le cout du réseau optimisé. La pente du segment sur lequel se trouve le point représentatif de cet optimum permet de retrouver sur les deux courbes précédentes :

- ✓ la cote piézométrique Z_1 en tete du sous réseau aval (sur la courbe $P_{32}(Z_1)$) .
- ✓ La perte de charge disponible sur le premier tronçon amont, d'ou le (ou les) diamètre porté par ce tronçon (par la relation $Z_0 = Z_1 + J_1$) .

En continuant à « redescendre » le réseau, on positionnera l'optimum sur les caractéristiques des tronçons 1 et 2 (par les relations $Z_1 = Z_3 + J_3$ et $Z_1 = Z_2 + J_2$,on tire les pertes de charge J_3 et J_2) d'où la détermination des diamètres correspondants .

Donc pour résumer cette méthode, dans un premier temps, on « remonte »le réseau par une suite d'opérations du type « addition en parallèle » ou « addition en série » pour déterminer la courbe $P(Z)$ en tete du réseau. Puis, dans un deuxième temps et pour une cote piézométrique en tete donnée, on « redescend » le réseau déterminant à chaque pas du calcul le ou les diamètres optima.

IV .7 La méthode de Labye approchée

En 1966, la méthode de Labye optimale a été développé, mais à cette époque il n'y avait pas des ordinateurs puissants, le dimensionnement avec cette méthode se limite pour les petits réseaux, les scientifiques ont pensé d'effectuer un calcul approché de la méthode de labye qui peut être effectué manuellement, le principe de cette méthode est le suivant :

Partant de l'origine O du réseau (cote Z_0) (Figure. IV.6) ,on cherche la borne à desservir occupant la position la plus « défavorable :cote piézométrique ou l'éloignement » :il s'agit de la borne i telle que perte de charge unitaire disponible est la plus faible ,soit :

$$j = \frac{Z_0 - Z_i}{L_i}$$

Où Z_i est la cote piézométrique à assurer au droit de la borne i et L_i la longueur du cheminement de l'eau depuis l'origine considérée jusqu'à la borne i .

Pour le trajet O_i , on choisit sur le premier tronçon le diamètre provoquant une perte de charge unitaire la plus voisine possible de j . Pour le reste du trajet (2^e tronçon jusqu'au dernier tronçon),il en résulte une nouvelle valeur de la perte de charge unitaire disponible j .On définit alors le diamètre du 2^e tronçon et ainsi de suite. Le choix des diamètres est effectué de manière à obtenir une ligne piézométrique sur le trajet étudié voisine de la ligne piézométrique moyenne.

Ayant défini les diamètres du trajet O_i , on repart alors d'un nœud pris sur ce trajet. Ce nœud est adopté comme nouvelle origine d'un sous réseau dont on connaît la cote piézométrique en tête. On définit alors la borne défavorisée de ce sous réseau par rapport à cette nouvelle origine, et le calcul recommence selon la même procédure.

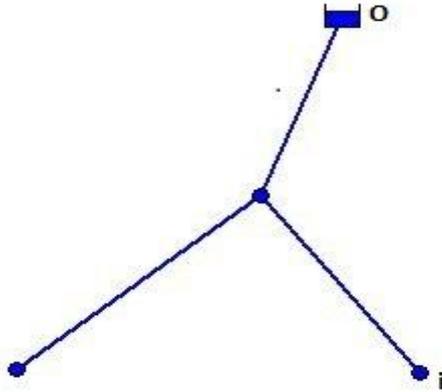


Figure. IV.6 : Schéma explicatif qui résume la méthode de Labye approchée

Si on trouve au niveau d'un nœud i une pression inférieure à la pression imposée, on revient sur le tronçon précédent, et on augmente le diamètre pour diminuer la vitesse donc diminuer les pertes de charge (c'est-à-dire augmenter la pression).

Dans le cas où on tombe sur des pressions négatives, on fait un panachage de deux diamètres successifs.

Le panachage est une succession de deux diamètres successifs dans la même conduite.

Ce processus de calcul approximatif est exécuté successivement pour les différentes antennes.

V.1 Formulation mathématique de problème :

Comme il a été souligné dans l'introduction, un problème d'optimisation peut être défini comme tout problème ayant un espace de recherche 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.

V.1.1) LA FONCTION OBJECTIF

✓ 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 :

$$\text{MIN } \sum_{t=1}^n P_t(J_t) \quad (*)$$

Où

$P_t(J_t)$: le prix du tronçon i lorsque la perte de charge engendré sur ce tronçon est J_i .
 n : le nombre des tronçons du réseau.

✓ LES ALGORITHMES GENETIQUES

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

$$\sum_{t=1}^n P_t(D_t) * L_t \quad (**)$$

Où

$P_t(D_t)$: Le prix par mètre linéaire de la conduite de diamètre D_t accordé au tronçon t .
 L_t : La longueur du tronçon t .

➤ Afin de minimiser la fonction (***) 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.

V.1.2) LES CONTRAINTES

✓ 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 contrainte s'écrit comme suit :

$$V_{\min j} \leq V_{tj} \leq V_{\max j} \quad t=1 : n$$

où

$V_{\min j}$, $V_{\max j}$: respectivement la vitesse minimale et maximale admise pour le diamètre commercial j .

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

n : Le nombre des tronçons du réseau.

✓ LA CONTRAINTE DE PRESSION

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

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

Où :

Z_0 : Cote piézométrique de la source d'alimentation du réseau ;

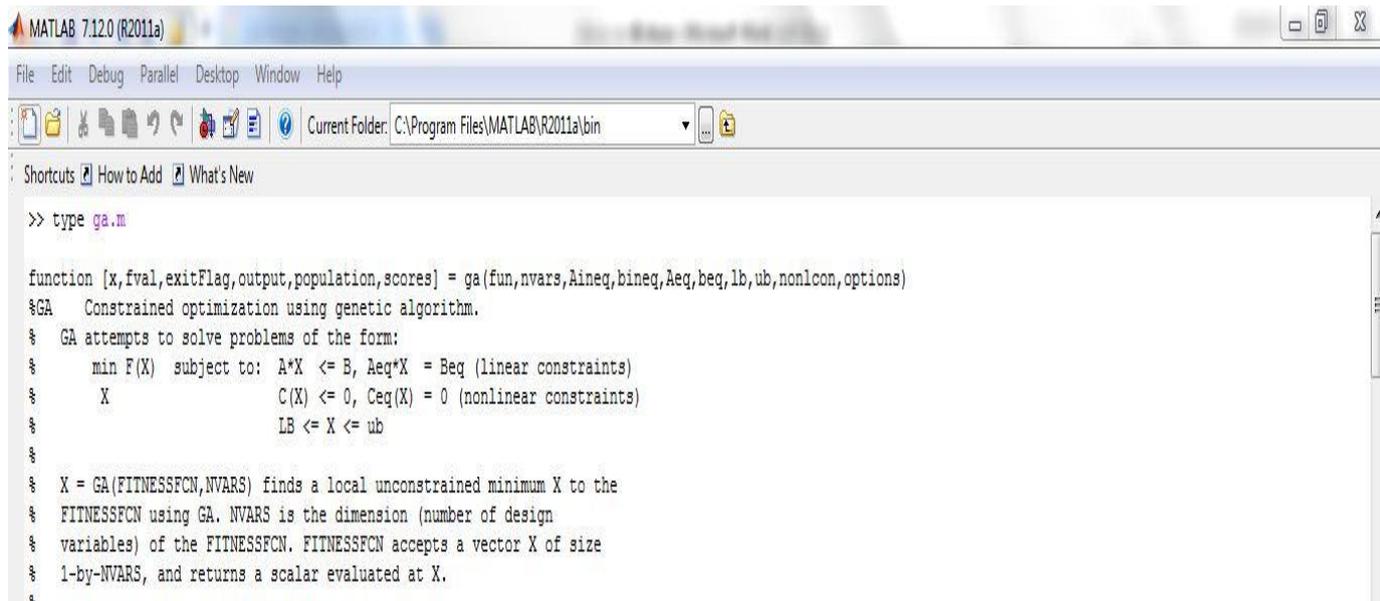
Z_j : Cote piézométrique minimale exigée de la borne j ;

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

V.2 LES ALGORITHMES GENETIQUES SOUS MATLAB :

La manipulation des algorithmes génétiques sous MATLAB se fait à l'aide de la fonction prédéfinie « **ga.m** ». Nous pouvons visualiser le contenu de cette fonction avec la commande **type**

En écrivant dans la fenêtre **commande Windows** : type 'ga.m'. (Figure. V.1)



```

MATLAB 7.12.0 (R2011a)
File Edit Debug Parallel Desktop Window Help
Current Folder: C:\Program Files\MATLAB\R2011a\bin
Shortcuts How to Add What's New
>> type ga.m

function [x,fval,exitFlag,output,population,scores] = ga(fun,nvars,Aineq,bineq,Aeq,beq,lb,ub,nonlcon,options)
%GA Constrained optimization using genetic algorithm.
% GA attempts to solve problems of the form:
% min F(X) subject to: A*X <= B, Aeq*X = Beq (linear constraints)
% X C(X) <= 0, Ceq(X) = 0 (nonlinear constraints)
% LB <= X <= ub
%
% X = GA(FITNESSFCN,NVARS) finds a local unconstrained minimum X to the
% FITNESSFCN using GA. NVARS is the dimension (number of design
% variables) of the FITNESSFCN. FITNESSFCN accepts a vector X of size
% 1-by-NVARS, and returns a scalar evaluated at X.

```

Figure. V.1 ,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 définit dans un fichier « obj_function.m » ;

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

Nonlcon : La fonction des contraintes non linaires ;

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 ;

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) ;

Dans notre PFE, nous avons essayé de travailler avec cette fonction « ga », mais lorsque nous sommes arrivés à des réseaux de grandes dimensions, nous n'avons pas pu avoir du résultat et comme Matlab est un logiciel à boîte noire donc nous ne savons pas ce qu'il y a dedans. Pour cette raison nous avons décidé de faire notre propre programme avec toutes les fonctions nécessaires qui ont été prédéfinies sous Matlab comme la sélection, le croisement, la mutation.....

VI.1 Introduction

Optimat est un logiciel que nous avons élaboré avec le langage de programmation MATLAB. Il nous permet d'optimiser les réseaux ramifiés d'eau avec quatre méthodes différentes, la méthode de LABYE Optimale et la méthode approchée, les Algorithmes génétiques, et la méthode de SCE (Shuffled Complex Evolution), lorsque la problématique est la répartition des diamètres dans le réseau.

pour faire marcher ce logiciel, il faut d'abord organiser un classeur Excel qui stocke toutes les caractéristiques du réseau 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.

VI.2 ORGANISATION DU CLASSEUR

Le classeur utilisé par **Optimat** doit contenir trois feuil **Feuil1** : cette fenêtre contient les informations relatives au réseau à optimiser qui sont les suivantes: (Figure. VI.1)

- Les numéros des nœuds 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 (si c'est un tronçon extrémité (borne d'alimentation) ou non).

A	B	C	D	E	F	G
nro du nd aval	nro du nd amont	1 désigne à l'extrémité	long entre nd	débit aux nd extrémité	cote piézo du nd extrémité	nd extrémité
5	2	1	460	15	176	
4	2	1	100	15	172	
3	1	1	400	15	170	
2	1	2	100	0	0	
1	0	3	450	0	0	

Figure. VI.1. Organisation du classeur des données, feuille1

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. VI.2).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	le prix du produit Saint Gaub	les diamètres en décroissance													
2	le diamètre de la conduite	100	125	150	200	250	300	400	500	600	700	800	1000	1250	1500
3	le prix du mètre linaire	962	1226	2005	3148	4871	7381	11924	18591	29518	36000	49000	60000	90000	120000
4	la vitesse minimale admissil	0.2	0.22	0.25	0.35	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
5	la vitesse maximale admissil	1.8	1.9	1.95	2.05	2.15	2.25	2.5	2.85	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1	3.1

Figure. VI.2. Organisation du classeur des données, feuil2

Feuil 3: C'est une fenêtre nécessaire si la méthode sélectionnée dans le menu qu'offre **Optimat** à l'utilisateur est la méthode des Algorithmes Génétiques ou la méthode de Labye approchée ou la méthode de SCE. Elle contient l'ensemble des parcours entre les bornes d'alimentations et la source d'alimentation du réseau. (Figure. VI.3.)

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	5	2	1						
2	4	2	1						
3	3	1	0						

Figure. VI.3. Organisation du classeur des données, feuil3

VI.3 ORGANISATION INTERNE DE Optimat

Optimat comporte trois grandes catégories de procédures:

- a) La première catégorie qui est commune pour les quatre méthodes d'optimisation (Labye optimale, AG, Labye approchée et SCE), 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 ;
- b) La deuxième catégorie constitue le programme d'optimisation avec la méthode graphique, celle de Labye optimale. Elle comprend les procédures de construction et de visualisation des courbes caractéristiques de tous les tronçons du réseau ainsi que les additions en parallèle et en série (la courbe (prix-cote piézométrique))
- c) La dernière catégorie est laissée pour les calculs par les trois autres méthodes selon le choix de l'utilisateur .

VI.4 ORGANISATION EXTERNE

L'organisation externe renvoie aux fenêtres de dialogue entre le logiciel et l'utilisateur. Lors de son exécution, **Optimat** envoie une première fenêtre (Figure. VI.4.) où l'utilisateur spécifie le répertoire du classeur Excel avec son extension qui contient les données nécessaires citées précédemment.

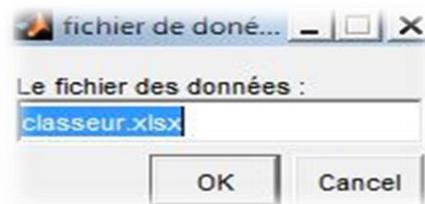


Figure. VI.4. La fenêtre de dialogue pour le chemin d'accès aux données

Une deuxième fenêtre apparaisse pour introduire la cote de la source d'alimentation (cette donnée n'est pas nécessaire pour la méthode de Labye optimale (Figure. VI.5.)

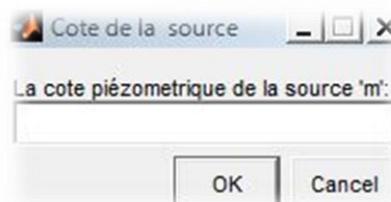


Figure. VI.5. Fenêtre pour la lecture de la cote piézométrique de la source d'alimentation

Enfin un menu est affiché qui sert pour la sélection de la méthode à choisir (Figure. VI.6)



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

✓ **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 $V_{jmin} V_{ij} V_{jmax}$
- Calcul des pertes de charges
- Calcul des prix

Fin

Si le tronçon i présente une borne d'alimentation

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

Sinon

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

Fin

Fin

Pour $i=1$: nombre de tronçons

Pour $j = 1$: nombre de tronçons

Si $n_{nam}(i) = n_{nav}(j)$ et $n_{nav}(i) \neq n_{nav}(j)$

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

Si le $n_{nam}(i) \neq n_{nav}(j)$

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

Fin

Fin

✓ **Algorithme de la méthode Algorithmes génétiques**

Création d'une population de chromosomes

Evaluation de chaque chromosome, l'évaluation passe en général par l'utilisation d'une fonction de fitness à pénalité. L'efficacité d'une solution non admissible est automatiquement réduite

Sélection des meilleurs chromosomes

Manipulation génétique, pour créer une nouvelle population de chromosomes.

✓ **Algorithme de la méthode SCE**

Générer aléatoirement la population initiale.

Calculez le coût total du réseau pour chaque individu, le coût total du réseau est la somme de coût du réseau et la pénalité. La Pénalité dépend du dépassement des contraintes .

Classer les points par ordre croissant de la FO.

Répartition des individus sur p complexes.

Evoluer indépendamment chaque complexe.

Mélanger les résultats des complexes et les réarranger de nouveau sur p complexes.

Vérifier les critères de convergence.

VI.5 FORMULE DE CALCUL DES PERTES DE CHARGE

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

$$j = \alpha * \frac{Q^\beta}{D^\gamma}$$

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 ;

La rugosité des conduites que nous avons utilisées est $k=1$; la formule de calcul des pertes de charge unitaires s'écrit :

$$j = 1.601 * \frac{Q^{1.975}}{D^{5.25}}$$

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

$$\Delta h = j * L * 10^{-3} \quad (\text{m})$$

VI.6 LE BORDEREAU DES DIAMETRES

On trouvera dans le tableau ci-dessous, les diamètres que nous allons utilisés et les seuils de vitesse adoptés par la Société du Canal de Provence et d'Aménagement de la région provençale :

Tableau VI.1. Bordereau des diamètres commerciaux

Diamètre (mm)	Prix du mètre linéaire (DA)	Vitesse minimale (m/s)	Vitesse maximale(m/s)
100	962	0.2	1.8
125	1226	0.22	1.9
150	2005	0.25	1.95
200	3148	0.35	2.05
250	4871	0.4	2.15
300	7381	0.4	2.25
400	11924	0.5	2.5
500	18591	0.5	2.85
600	29518	0.5	3.1
700	36000	0.5	3.1
800	49000	0.5	3.1
1000	60000	0.5	3.1
1250	90000	0.5	3.1
1500	120000	0.5	3.1

VII.) .Etude comparative**Application 1 :**

Le réseau choisi est constitué de 3 tronçons avec 2 bornes. (Figure VII-1)

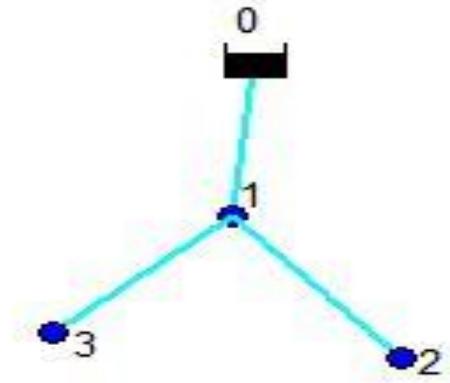


Figure (VII-1) : Réseau N° 1

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

Tableau (VII-1) : Données du réseau 1

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

Les résultats obtenus par la méthode de Labye sont consignés ci après :

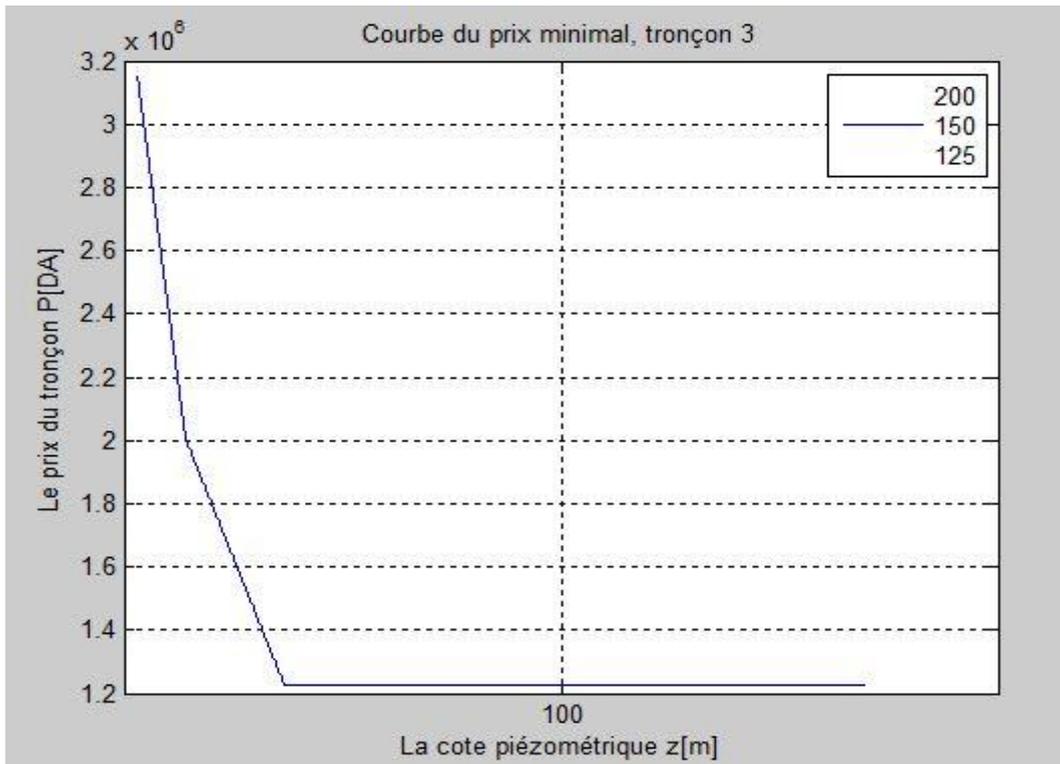


Figure (VII-2) : Courbe caractéristique du tronçon 3.

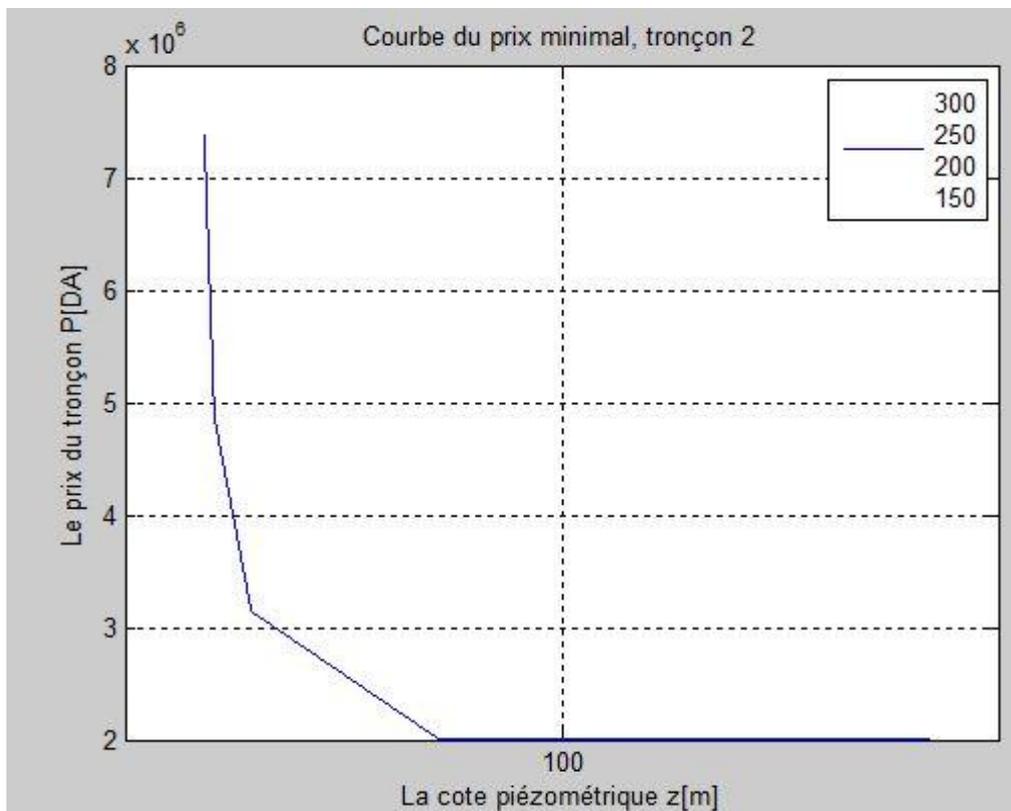


Figure (VII-3) : Courbe caractéristique du tronçon 2.

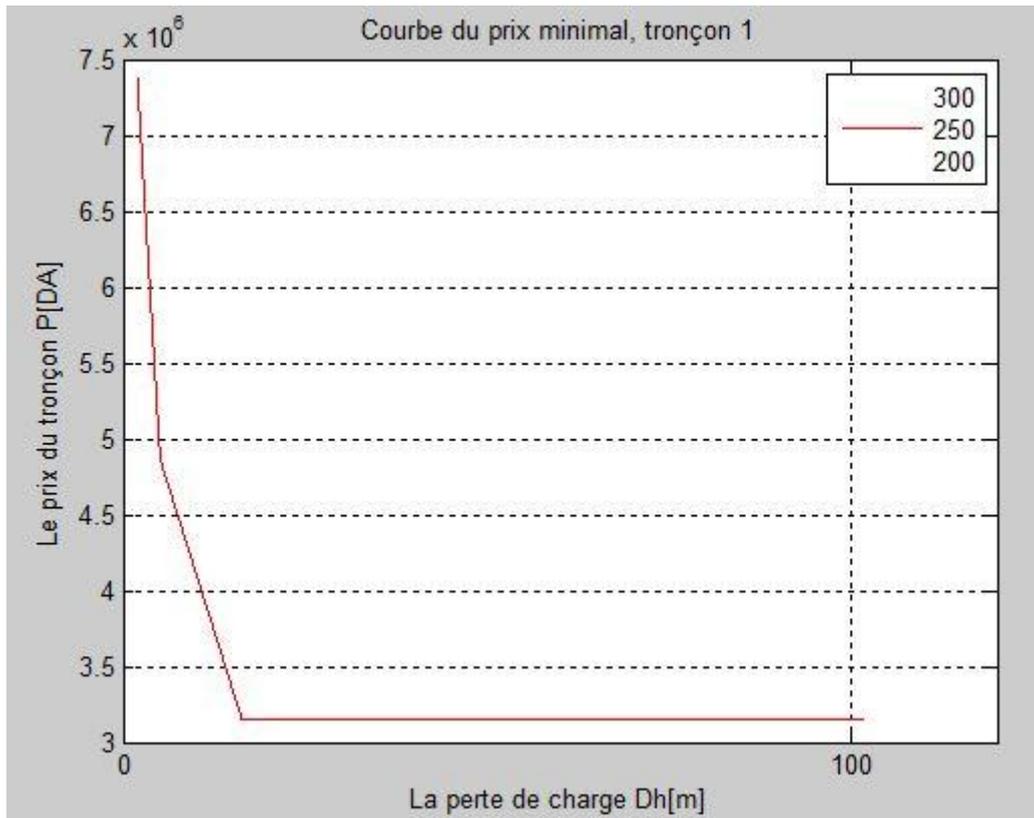


Figure (VII-4) : Courbe caractéristique du tronçon 1.

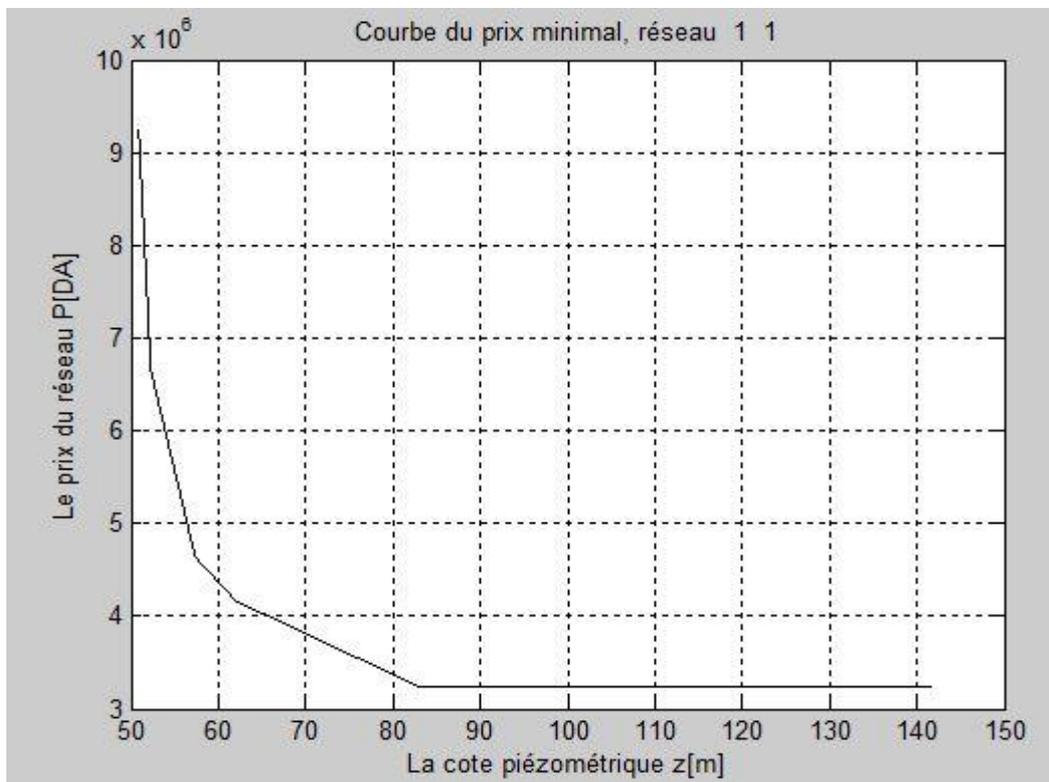


Figure (VII-5) : Courbe caractéristique du sous réseau 2+3.

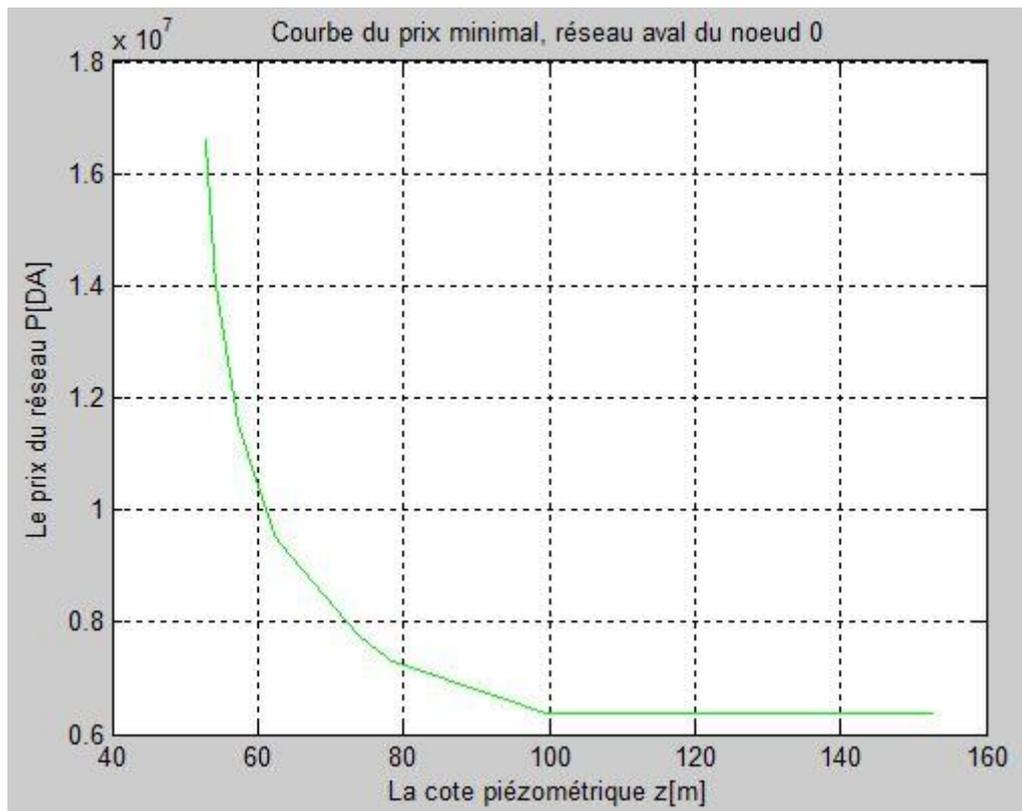


Figure (VII-6) : Courbe caractéristique du réseau total.

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

Tableau (VII-2) : Vitesse de l'écoulement dans les tronçons

Tronçon \ Diamètre	1	2	3
125	-----	-----	1.22
150	-----	1.69	0.85
200	1.43	0.95	0.48
250	0.92	0.61	-----
300	0.64	0.42	-----

Dans cette application, on remarque que toutes les courbes caractéristiques ont 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 VII-6) 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 reflètent le bon fonctionnement du logiciel **Optimat**.

Tableau (VII-3) : Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation

Cote piézométrique de la source (m)	Prix du réseau (millions de Dinars)			
	La méthode de LABYE	La méthode de LABYE approchée	AG	SCE
40	Inferieure à la limite admise	Inferieure à la limite admise	Pas de solution	Pas de solution
45	Inferieure à la limite admise	Inferieure à la limite admise	Pas de solution	Pas de solution
50	Inferieure à la limite admise	Inferieure à la limite admise	Pas de solution	Pas de solution
60	1048	1175	1175	1175
70	836	1000	925	925
80	725	752	752	752
90	680	752	752	752
100	638	638	638	638
110	638	638	638	638

Nous constatons, que l'optimum est donné par la méthode optimale de Labye pour les quatre premières côtes, et que pour les deux dernières, nous avons le même résultat pour les quatre méthodes, le réseau est dimensionné pour les diamètres minimum qui satisfassent aux contraintes de vitesse, le prix ne peut être réduit plus que ça.

Nous remarquons aussi que pour un réseau de petite dimension, les deux métaheuristiques donnent le même optimum, et que pour des cotes piézométriques inférieures à une certaine valeur, il est impossible de trouver une combinaison de diamètres qui satisfait aux contraintes de pression aux bornes des réseaux.

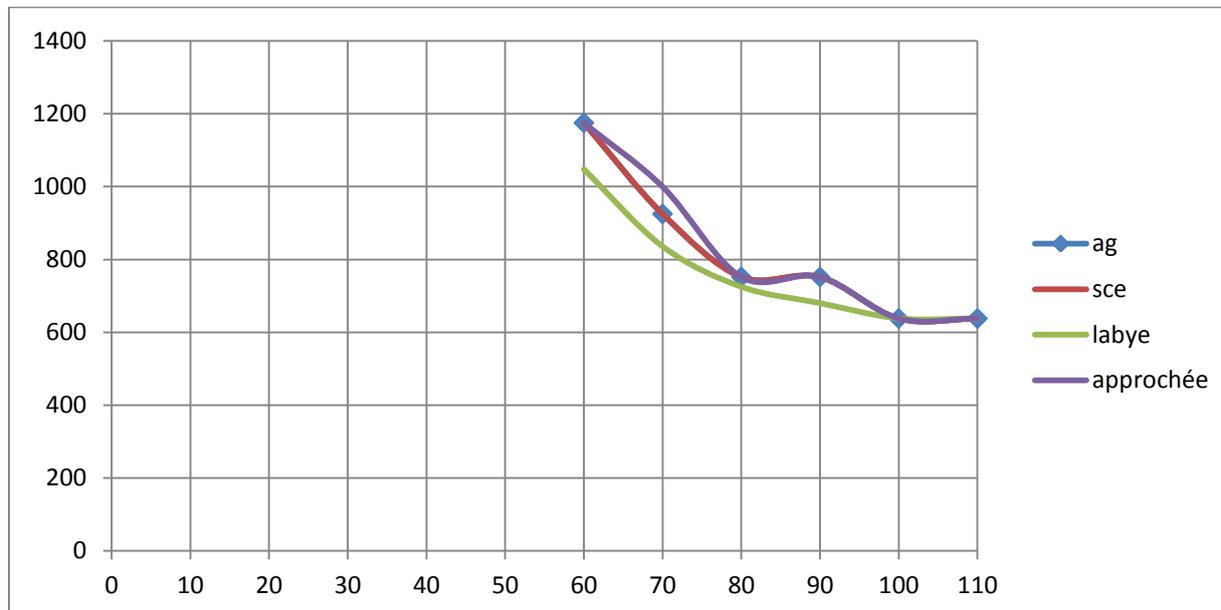


Figure (VII.7) : Courbes comparatives entre les différentes méthodes

On voit bien que la courbe de Labye est au-dessous des autres courbes, sauf pour les cotes piézométriques élevées, les quatre méthodes convergent vers la même solution.

Application 2 :

Le réseau choisi est constitué de 35 tronçons. (Figure VII-8)

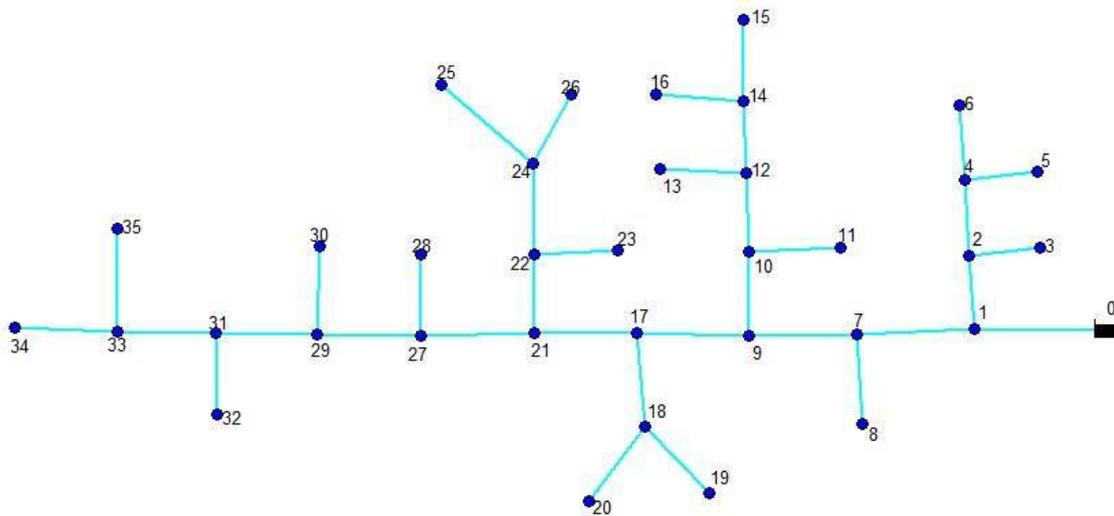


Figure (VII-8) : Réseau N° 2.

Les données relatives au réseau sont comme suit :

Tableau (VII-4) : Données du réseau2.

Numéro du tronçon	La longueur (m)	Numéro de la borne	Débit d'alimentation(l/s)	Cote piézométrique minimale (m)
35	195	35		535
34	90	34		530
32	290	32		535
30	190	30		545
28	252	28		525
26	330	26		550
25	485	25		530
23	350	23		530
20	225	20		530
19	280	19		535
15	160	15		525
16	50	16		535
13	540	13		545
11	10	11		540
8	110	8		570
5	135	5		545
6	10	6		565
3	400	3		545
33	220			
31	190			
29	130			
27	300			
24	70			
22	530			
21	490			
18	130			

17	120
14	220
12	85
10	290
9	575
7	145
4	170
2	140
1	370

Les résultats obtenus par la méthode de Labye sont représentés ci après:

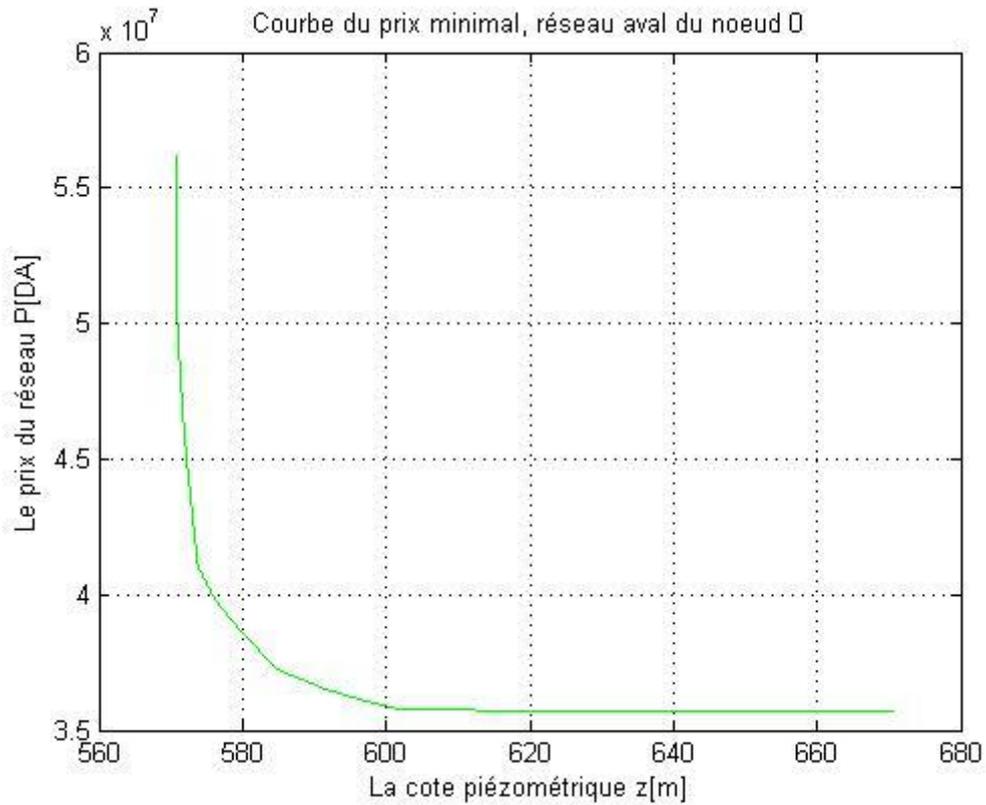


Figure (VII-9) : Courbe caractéristique du réseau.

Tableau (VI I-5) : Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation

Cote piézométrique de la source (m)	Le prix du réseau (millions de Dinars):			
	La méthode de LABYE	La méthode de LABYE approchée	AG	SCE
580	3859	4024	3956.4	3956.4
590	3668	3759	3721.7	3721.7
600	3589	3672	3606.4	3606.4
610	3575	3580.6	3580.6	3580.6
620	3575	3580.6	3572	3572
630	3575	3580.6	3572	3572

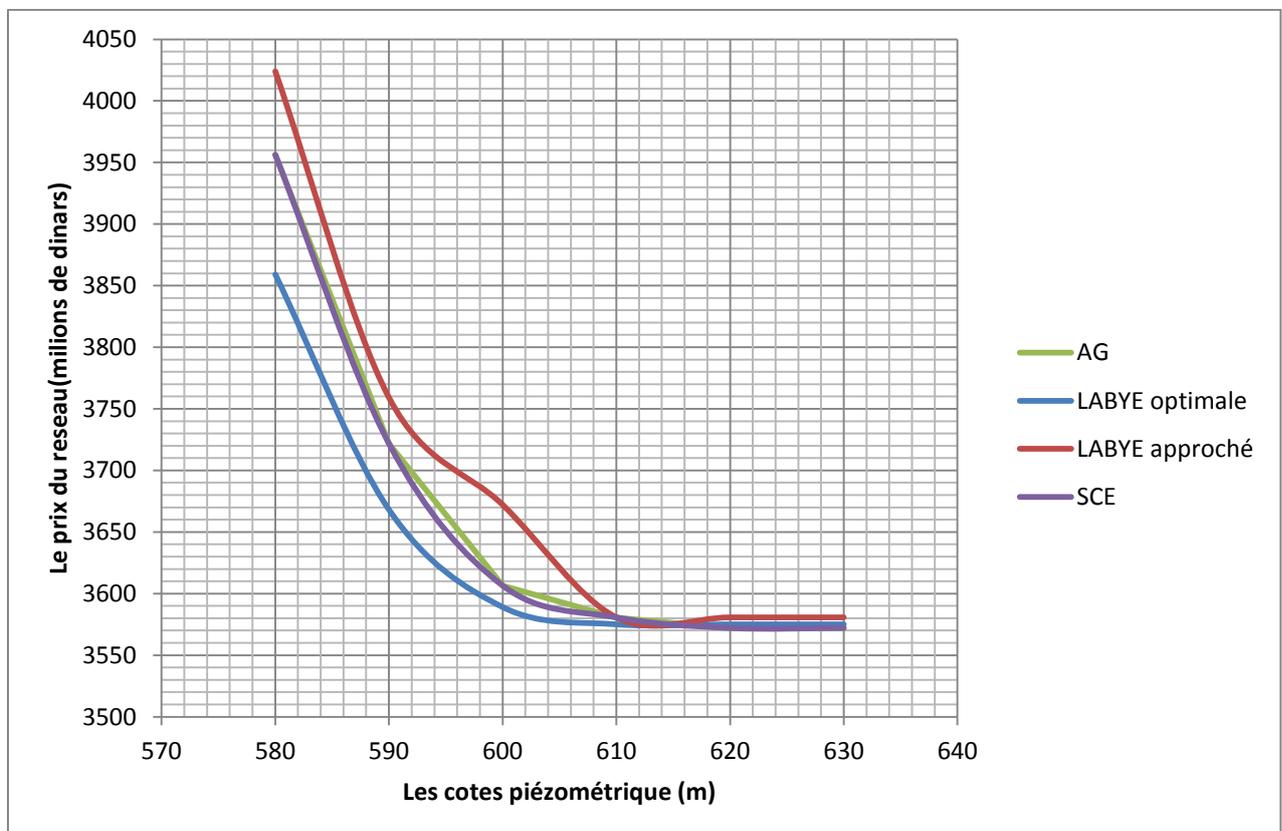


Figure (VI I-10) : Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation

AG et SCE nous permettent d'avoir le même résultat pour toutes les cotes piézométriques, Les résultats sont meilleurs que ceux obtenus par la méthode de Labye approchée, mais le résultat obtenu par Labye reste le meilleur sauf pour les deux dernières cotes piézométriques où AG et SCE ont pu donner un résultat meilleur que Labye.

Application 3 :

Le réseau choisi est constitué de 61 tronçons. (Figure VII-11).

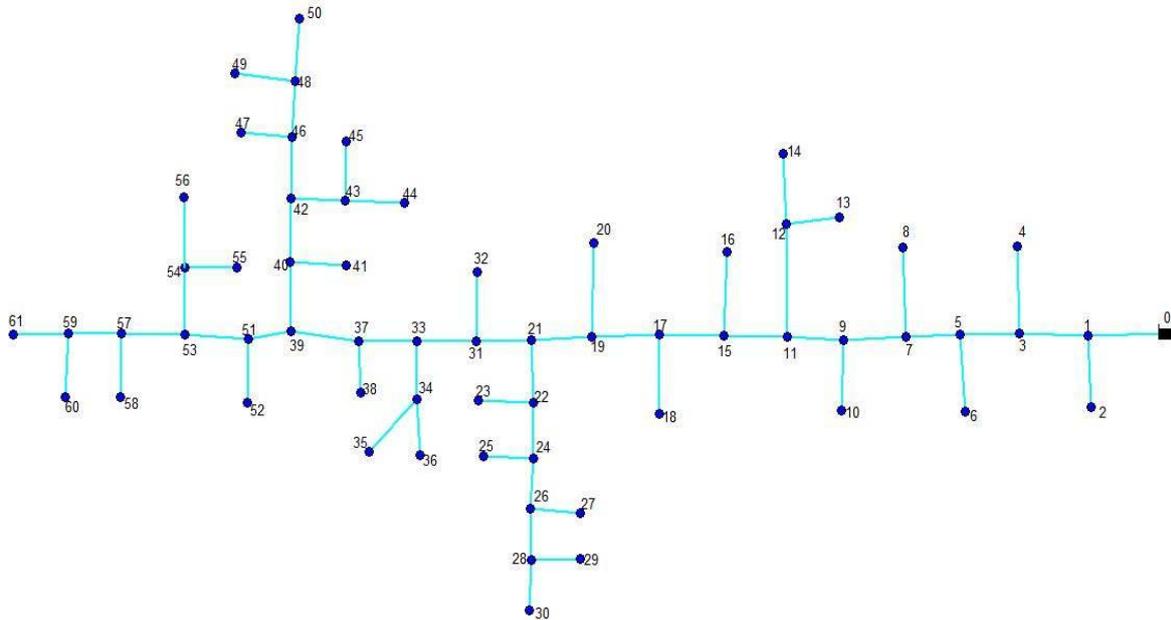


Figure (VII-11) : Réseau N° 3.

Les données relatives au réseau sont comme suit :

Tableau (VI I-6) : Données du réseau 3.

Numéro du tronçon	La longueur (m)	Numéro de la borne	Débit d'alimentation(l/s)	Cote piézométrique minimale (m)
61	536,07	61	13,89	794
60	269,9	60	20,53	792
58	300	58	13,89	793
56	331,8	56	13,84	800
55	130,57	55	12,5	792,6
57	291,16	57	15,28	791
52	413	52	2,78	786
50	224,11	50	2,78	781,7
49	343,28	49	6,11	780,5
47	196,8	47	6,94	782
44	451,43	44	16,67	779,6
45	400	45	16,67	779,6
46	337,15	46	13,89	780,2
41	159,7	41	13,89	782,1
38	100	38	9,72	784
35	109,6	35	9,72	784,6
36	325,18	36	6,94	788,2
37	340,5	37	13,11	780
32	93,18	32	5,56	812
30	237,52	30	23,61	793,4
29	200	29	15,61	793,4
28	127,04	28	6,95	791,1
27	250	27	15,61	793,4
25	131,67	25	4,17	788,4
26	33,35	26	6,94	790

23	50	23	9,72	787,4
31	468,29	31	11,11	784,6
20	50	20	9,72	787,4
19	398,93	19	16,72	800
18	50	18	9,72	787,4
16	91,91	16	11,67	812
14	114,85	14	8,33	800,5
13	128,47	13	5,56	800
10	120	10	12,5	791,8
9	232,9	9	4,72	800
8	150	8	12,5	791,8
6	131,48	6	12,5	791,8
4	142,07	4	16,67	793,31
2	135	2	16,67	793,31
59	163,04			
54	410,42			
53	73,49			
48	343,28			
43	179,54			
42	250,1			
51	381,67			
40	168,01			
39	394,7			
34	159,96			
33	303,07			
24	149			
22	690			
21	2110			
17	270,72			
15	541,72			
12	192,83			
11	123,27			
7	338,91			
5	46,17			
3	346,27			
1	230			

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

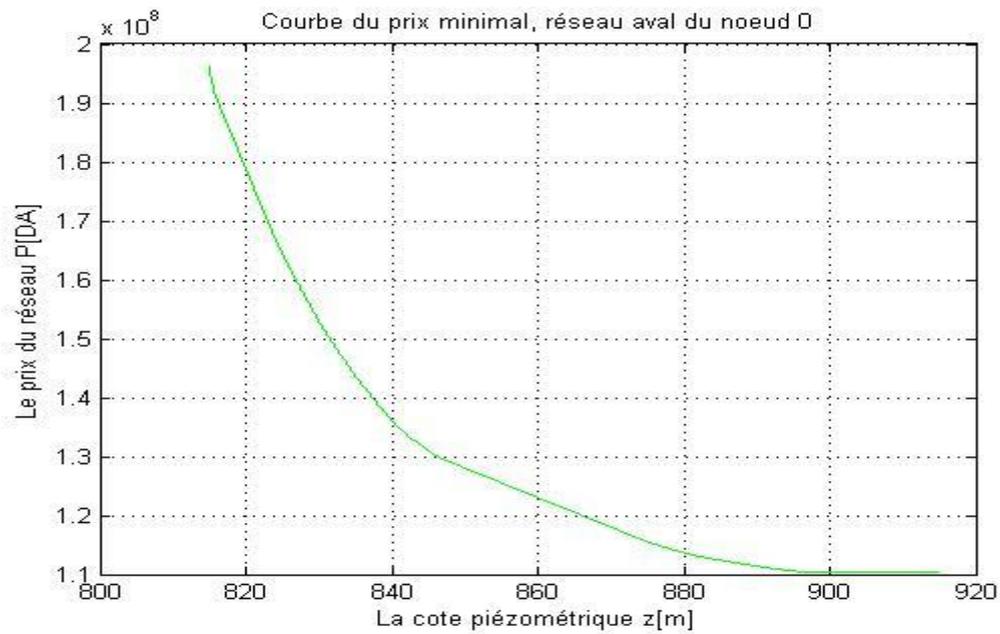


Figure (VI I-12) : Courbe caractéristique du réseau.

Tableau (VI I-7) : Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation.

La cote piézométrique de la source (m)	Le prix du réseau (millions de Dinars):			
	La méthode de LABYE	La méthode de LABYE approché	AG	SCE
820	17880	23587	21359	21683.6
840	13610	17835	15127	15422.5
860	12310	12780	12639	12780
880	11370	11962	12054	12665
900	11040	11442	11022	11442
920	11040	11017	10943	11058
940	11040	11013	10930	11017

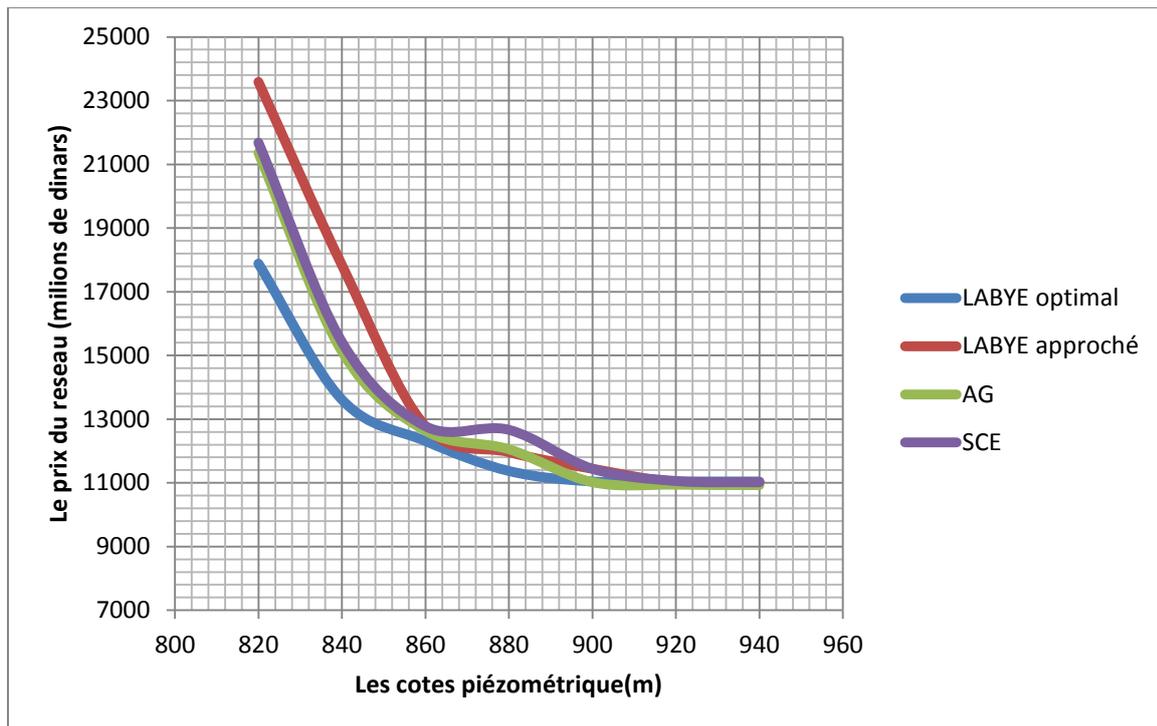


Figure (VI I-13). Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation.

Les métaheuristiques donnent des meilleurs résultats par rapport à la méthode de Labye approchée, avec AG légèrement meilleurs que SCE de point de vue prix.

La méthode de Labye reste la meilleure, mais encore une fois les autres méthodes ont pu avoir de meilleurs résultats lorsque la cote piézométrique est très élevée.

Application 4 :

Le réseau choisi est constitué de 100 tronçons avec 52 bornes (Figure IV-14)

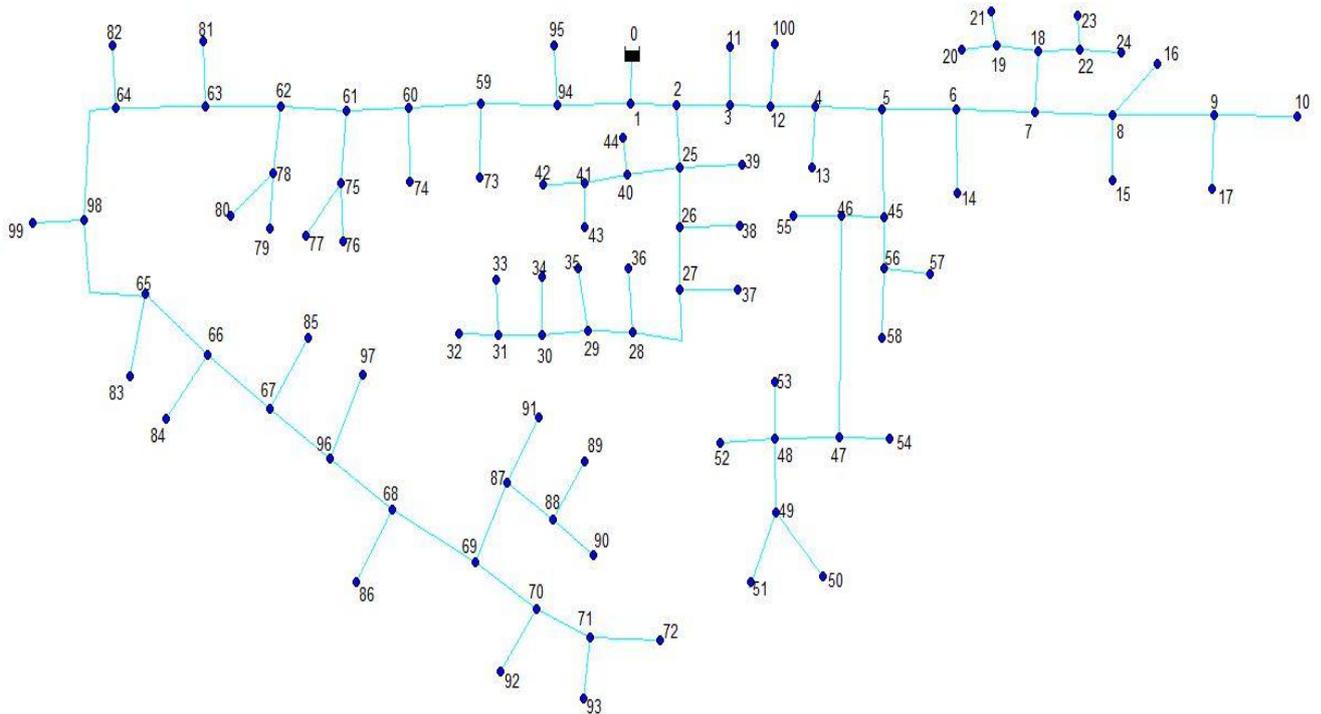


Figure (VII-14) : Réseau n° 4.

Les données relatives au réseau sont comme suit :

Tableau (VI I-8) : Données du réseau n° 4.

Numéro du tronçon	La longueur (m)	Numéro de la borne	Débit d'alimentation(l/s)	Cote piézométrique minimale (m)
100	100	100	3.89	685
93	155	93	25.55	660
92	135	92	6.11	658.3
90	180	90	9.72	666.7
89	140	89	11.11	666.2
91	750	91	13.89	680.5
86	110	86	13.06	657.4
97	100	97	4.16	660
85	180	85	6.94	666
84	100	84	34.72	662
83	145	83	9.72	668
99	100	99	8.34	665
82	290	82	12.5	670
81	140	81	20.83	689.5
80	350	80	22.22	666.6
79	100	79	11.11	671
77	340	77	13.89	665.4
76	100	76	16.67	696.1

74	142	74	34.72	671.3
73	150	73	27.78	684.1
95	100	95	12.5	679
24	30	24	7.5	703.7
23	32	23	11.11	703.5
21	81	21	12.5	705.8
20	122	20	8.34	715.2
17	35	17	13.9	710.8
16	270	16	16.67	699.4
15	302	15	13.89	697
10	590	10	43	705
54	330	54	37.5	714.7
55	281	55	45.84	686.7
58	633	58	18.06	696
57	173	57	16.67	705
13	106	13	6.94	687.2
72	750	72	20.83	677.8
11	250	11	39.72	687
33	275	33	33.33	678.2
32	657	32	27.78	683.5
34	277	34	27.78	681.5
35	292	35	33.33	684
36	210	36	38.09	688
37	100	37	3.79	693.2
38	100	38	15.28	685.3
39	42	39	6.94	681.8
43	230	43	20.83	680.8
42	207	42	2.78	681.6
44	100	44	37.5	681.1
51	202	51	19.44	718
50	100	50	12.5	713.2
53	268	53	36.11	702.6
52	430	52	13.89	710.5
14	134	14	8.43	692.9
71	360			
70	410			
88	220			
87	312			
69	15			
68	145			
96	235			
67	460			
66	400			
65	600			
98	115			
64	550			
63	350			
78	430			
62	74			
75	450			
61	700			
60	2000			
59	600			
94	135			
9	355			
8	60			
22	148			
19	146			
18	400			
7	613			
6	770			

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

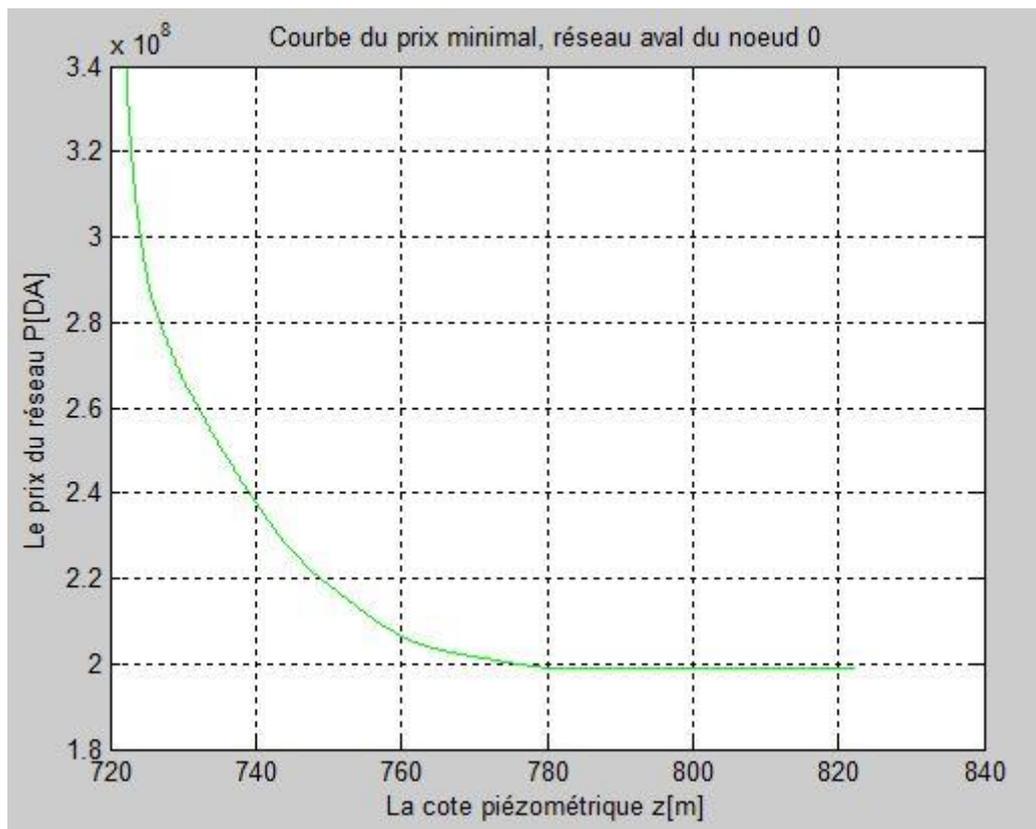


Figure (IV-15) : Courbe caractéristique du réseau total.

Tableau (VI I-9) : Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation

La cote piézométrique de la source (m)	Le prix du réseau (millions de Dinars):			
	La méthode de LABYE	La méthode de LABYE	AG	SCE
740	23790	24810	24920	24549
760	20670	21000	21578,5	22480
780	19900	20560	20279,7	20370
800	19880	20190	19890	19950,9
820	19880	19822,8	19695,4	19749,1

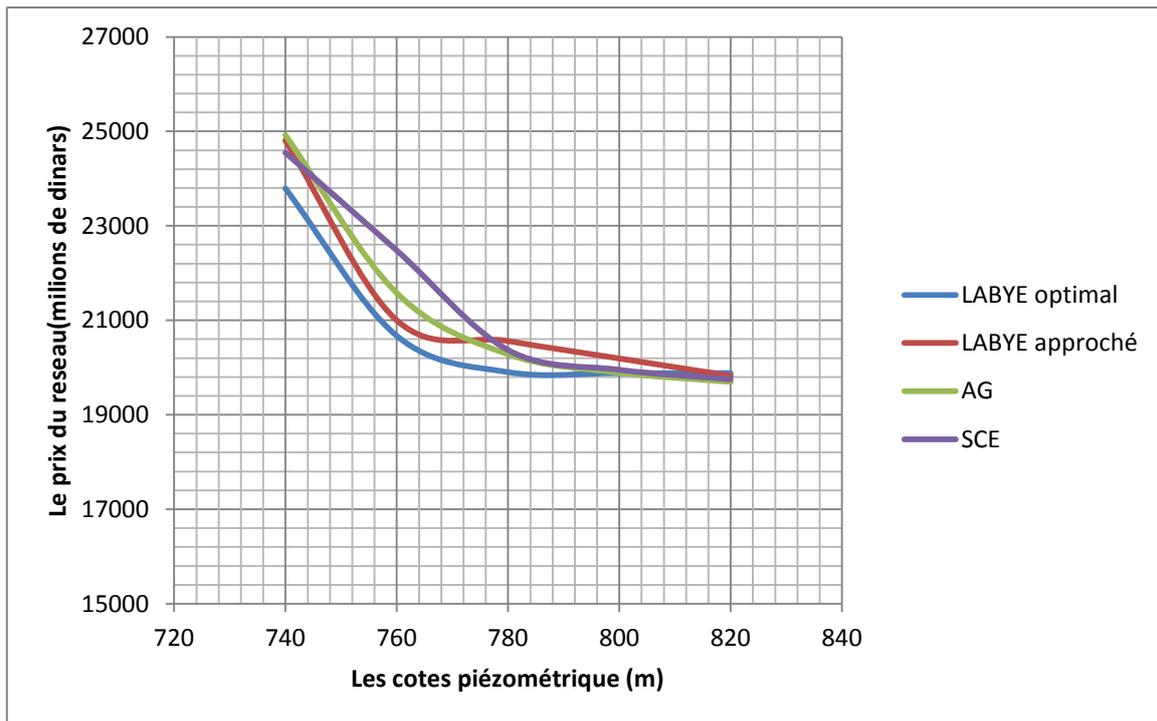


Figure (VI I-16) : Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation.

AG reste meilleur que SCE pour ce réseau, mais la méthode de Labye approchée a pu cette fois avoir de meilleurs résultats que AG pour certaines cotes piézométriques, ceci du au fait que le nombre de variables de décision est devenu important, l'AG aura des difficultés a trouvé l'optimum.

Pour la méthode de Labye les mêmes remarques que précédemment.

Application 5 :

Le réseau choisi est constitué de 154 tronçons. (Figure VI I-17)

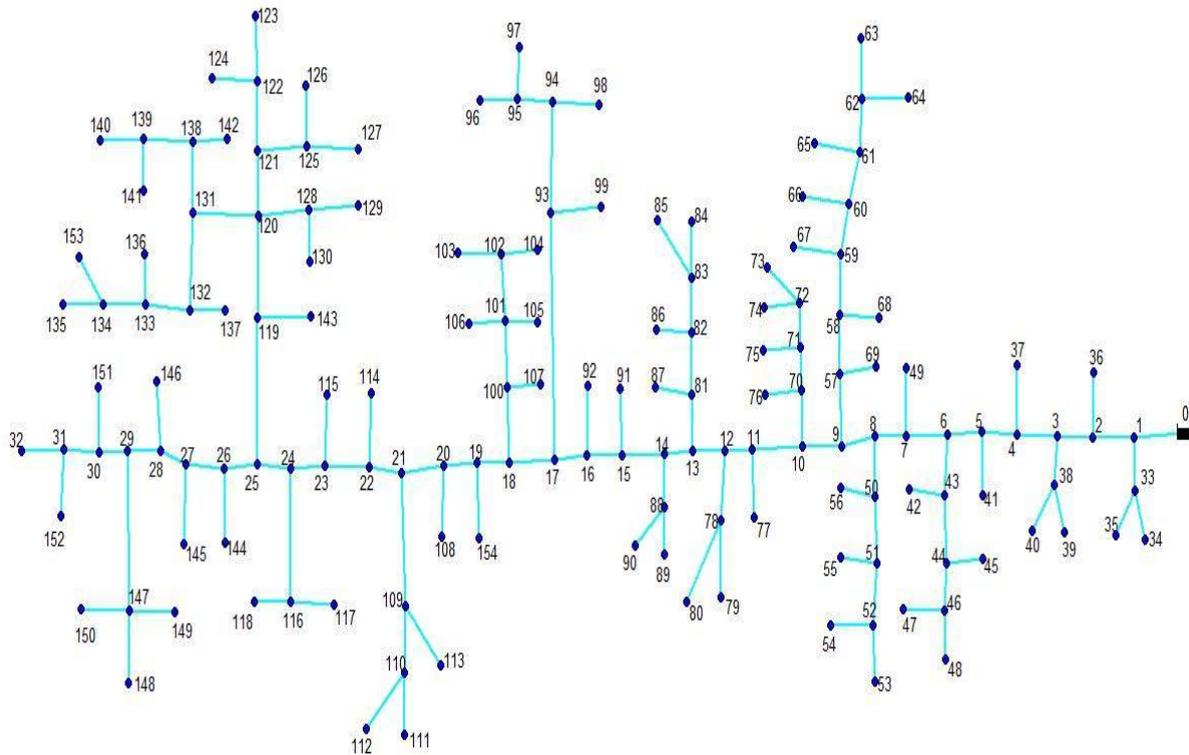


Figure (VII-17) : Réseau n° 5.

Les données relatives au réseau sont comme suit :

Tableau (VII-10). Données du réseau n° 5.

Numéro du tronçon	La longueur (m)	Numéro de la borne	Débit d'alimentation(l/s)	Cote piézométrique minimale (m)
152	300	152	8,33	834
32	1000	32	29,72	836,6
151	183,6	151	8,33	832,2
150	164,8	150	13,89	835,8
149	108,8	149	8,33	837,4
148	320	148	15,83	840,5
146	241,9	146	16,67	830
145	218,4	145	8,33	830
144	100	144	11,11	830,82
124	100	124	5,01	828
123	360	123	22,77	824,2
127	350,4	127	27,78	821,5
126	100	126	27,78	826
130	100	130	27,78	824
129	425,4	129	27,78	820,4
141	100	141	8,33	842,8
140	400	140	16,67	849,3
142	250	142	22,22	837,1
153	100	153	8,33	844

135	257,5	135	8,33	841,5
136	318,4	136	8,33	835,3
137	299,8	137	8,33	831,8
143	283,8	143	27,78	823,9
118	166,4	118	11,11	822,1
117	178,6	117	22,22	822,3
115	130	115	13,89	819
114	200	114	10,28	820
112	100	112	16,67	815,2
111	488	111	16,67	819
113	100	113	13,05	814,9
108	100	108	16,94	813,64
154	400	154	10,11	813
104	174,9	104	12,5	806
103	351,5	103	12,5	800
106	137,2	106	8,33	809,4
105	196,7	105	16,67	808,9
107	349,9	107	6,94	805
97	100	97	11,11	803,9
96	281,7	96	8,33	802,5
98	154,7	98	12,5	804,2
99	120,1	99	26,1	807,2
92	100	92	8,33	803,9
91	70	91	13,05	802,9
90	100	90	9,73	801,8
89	293	89	9,73	802,3
85	100	85	12,5	800,5
84	299,5	84	9,73	800
86	100	86	8,89	800,7
87	100	87	8,33	801,9
80	67,4	80	22,23	799,1
79	165,9	79	17,27	799,4
77	206	77	27,78	799,7
74	58,4	74	11,12	798,3
73	254,9	73	12,51	798,3
75	100	75	8,34	797,6
76	100	76	16,67	797
64	322,2	64	12,5	795,3
63	531,5	63	19,45	791,4
65	100	65	12,5	793
66	182,7	66	14,45	795,5
67	104	67	8,33	794,8
68	100	68	8,33	795,1
69	100	69	8,33	794,6
54	100	54	8,33	801,6
53	78,2	53	8,33	801,7
55	235,2	55	13,88	800,3
56	250,1	56	8,33	799,5
49	100	49	8,33	794,88
48	280,1	48	8,34	799,1
47	100	47	11,12	799,6
45	38,8	45	8,88	798,3
42	100	42	22,22	797,2
41	100	41	8,95	793,09
37	149,2	37	8,33	792
40	100	40	12,51	793,75
39	381,4	39	11,12	795,6
36	4,38	36	8,33	791,8
35	100	35	12,21	791
34	457,9	34	7,5	792,2

31	336,9
30	152,3
147	177
29	327,7
28	566,9
27	265,2
26	392,6
122	916,9
125	412,2
121	369,5
128	412,9
139	260
138	213,3
134	376,8
133	103
132	198,8
131	867,6
120	396
119	433,8
25	874,3
116	374,1
24	910
23	370
22	360
110	893
109	280
21	330
20	420
19	360
102	357,2
101	348,1
100	1
18	829,18
95	157,8
94	670,3
93	120
17	1090
16	270
15	260
88	240,7
14	157,2
83	275,4
82	298,5
81	71,7
13	316,1
78	700
12	792,3
11	438,3
72	256,3
71	163,8
70	393,4
10	310,8
62	461,8
61	4
60	113
59	152,3
58	136,9
57	127,4
9	411,4
52	414,9
51	176,8

9	411,4
52	414,9
51	176,8
50	111,7
8	181,8
7	711,4
46	214,4
44	221,8
43	289,1
6	416,7
5	57,1
4	16,6
38	375,5
3	207,1
2	44,6
33	268,9
1	3488,2

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

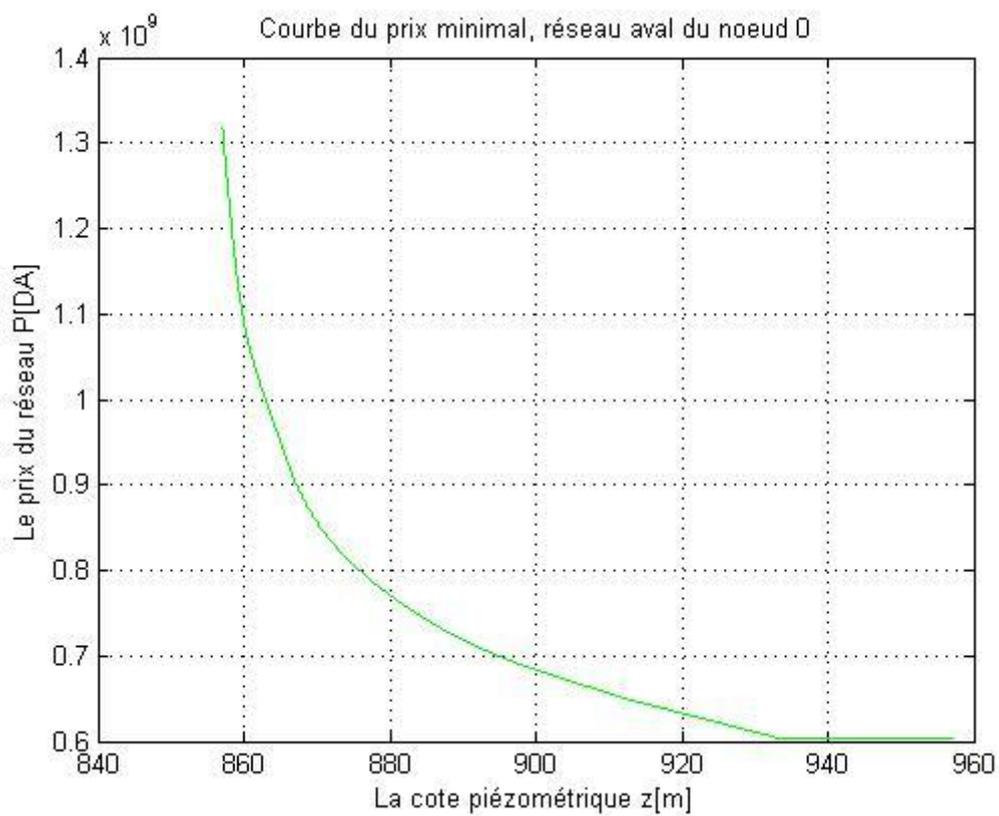
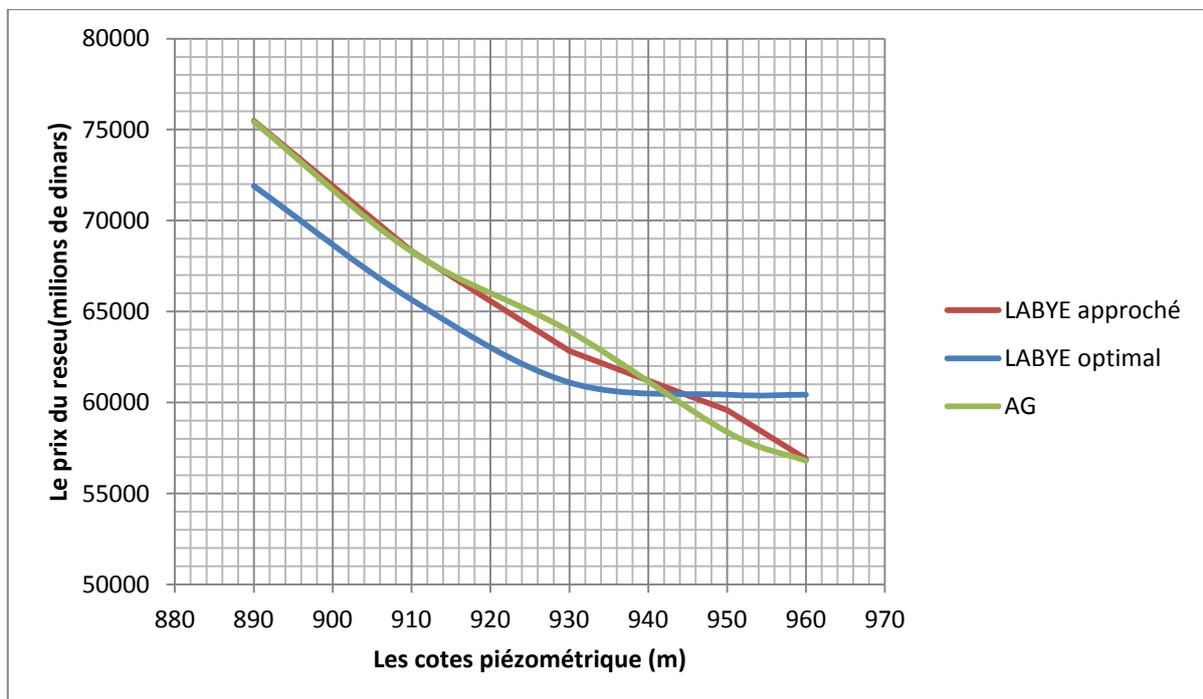


Figure (VII-18) : Courbe caractéristique du réseau.

Tableau (VII-11) : Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation.

La cote piézométrique de la source (m)	Le prix du réseau (millions de Dinars):		
	La méthode de LABYE	La méthode de LABYE approché	AG
890	71910	75489	75426
910	65660	68316	68295
930	61110	62831	63928
950	60440	59586	58385
960	60440	56902	56797

**Figure (VII-19) :** Comparaison des prix entre les différentes méthodes d'optimisation.

Pour un réseau constitué de 150 tronçons, la méthode SCE n'a pas réussi à trouver une solution qui satisfait à tous les contraintes (vitesse et pression).

Le résultat obtenu par la méthode de Labye approchée et AG sont très proches .la méthode de Labye reste la méthode optimale.

Comparaison des deux métaheuristiques de point de vue temps de calcul

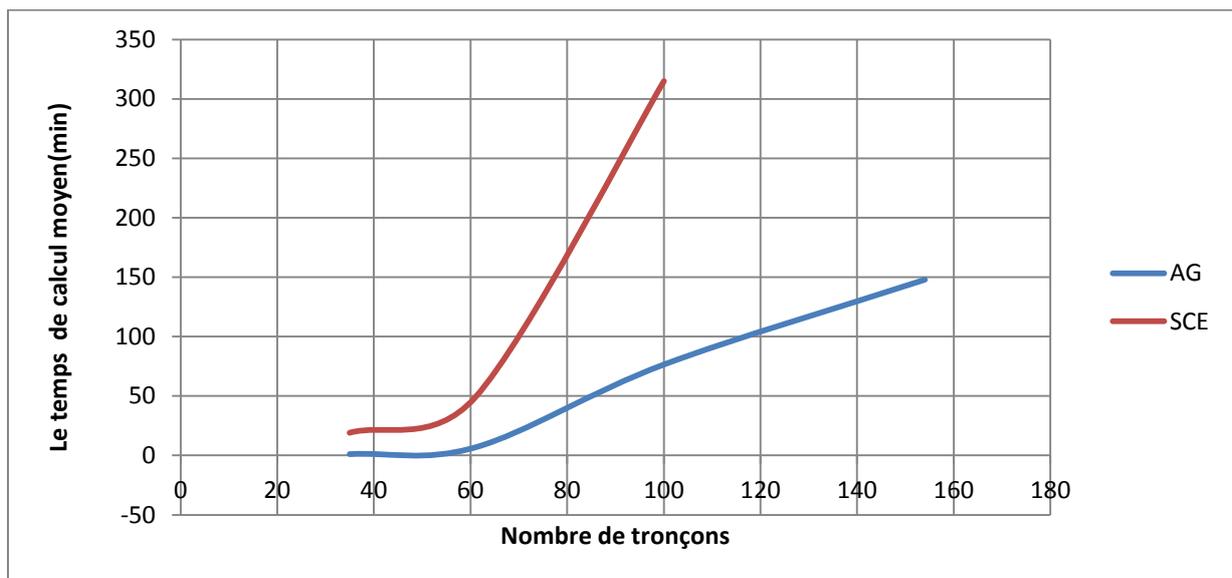


Figure (VII -20) : Temps de calcul des algorithmes AG et SCE.

Cette figure décrit l'évolution du temps de calcul en fonction du nombre de tronçons des réseaux ramifiés.

Les résultats nous montrent que ces deux algorithmes sont des algorithmes à complexité exponentielle, dès que la taille du réseau augmente le calcul prend un temps excessive et que Les AG sont largement meilleurs en terme de temps de calcul.

Conclusion

- La courbe de Labye présente le coût minimum d'un réseau en fonction de la cote piézométrique de la source, cette courbe on peut la partager en deux parties

- Une première partie pour des cotes piézométriques croissantes de la source d'alimentation du réseau, les prix par la méthode de Labye présente une fonction continue, décroissante, pour ces cotes piézométriques l'optimum est atteint par la méthode de Labye, et plus les cotes piézométriques de la source d'alimentation du réseau vont augmenter, plus l'écart entre les résultats obtenus par la méthode de Labye et les autres méthodes diminue.

La raison pour laquelle la méthode de Labye est la meilleure, c'est que cette dernière porte la solution de panachage de deux diamètres sur un ou plusieurs tronçons, tandis que les autres méthodes choisissent les diamètres supérieurs.

-la deuxième : Pour des cotes piézométriques de la source d'alimentation du réseau supérieures à un seuil, la courbe de Labye devient constante dans cette partie, l'algorithme génétique, SCE et Labye approchée nous permettent d'avoir des résultats légèrement meilleurs que la méthode de Labye.

Le prix trouvé par les méthodes Labye approchée, SCE, AG continue à s'abaisser même après que Labye se stabilise, et ceci jusqu'à atteindre une cote de la source, ou tous les contraintes de pression sont satisfaites pour des diamètres minimum qui satisfait au critère de vitesse, c'est l'optimum global.

- Pour les petits réseaux AG et SCE donne de meilleurs résultats que labye approchée, Les deux algorithmes trouvent la solution optimale.
- Pour des réseaux de grande taille, la qualité des résultats fournie par SCE est inférieure par rapport aux résultats de AG et Labye approchée, et peut même ne pas fournir des résultats satisfaisants.
Chacune des deux méthodes AG et Labye approchée peut donner un résultat meilleur que l'autre cela dépendra de l'algorithme génétique et sa capacité à éviter les optimum locaux et à converger vers l'optimum global.

Conclusion Générale

Dans le présent travail on s'est intéressé au problème d'optimisation des réseaux ramifiés de distribution d'eau. Pour cela, Nous avons testé plusieurs méthodes d'optimisation sur plusieurs réseaux de différents taille, l'objectif de ce travail est de juger laquelle d'entre elles nous permet d'avoir l'optimum.

Parmi les méthodes que nous avons utilisées certaines sont des approches mathématiques qui tiennent compte de la spécificité du problème traité Méthode de Labye et Méthode de Labye approchée.

Les autres sont des métaheuristiques très connues que nous devons les adapter au problème traité.

Ces métaheuristiques ont résolu avec succès des problèmes d'optimisation difficiles dans divers domaines ce qui nous a fait pensé à les utiliser dans l'optimisation des réseaux ramifiés.

Le premier, c'est les algorithmes génétiques caractérisé par un temps de calcul assez long.

Nous nous sommes intéressé a un autre algorithme le Shuffled Complex Evolution qui est selon la bibliographie permet de minimiser le temps de calcul dans divers problèmes d'optimisation.

A travers les différentes expériences on peut constater de cinq points :

- Il est clair que la méthode de Labye est optimale, elle atteint les meilleures solutions, et elle ne peut être dépassée que pour des cotes très élevées.
- La Méthode de Labye impose des solutions de panachage sur plusieurs tronçons ce qui contribue à l'optimisation du cout des réseaux ramifiés.
- Labye nous offre l'intervalle des cotes piézométriques de la source, dans cet intervalle, chaque cote piézométrique correspond à un prix unique, ce qui nous permet de choisir la cote optimal alors que pour les autres méthodes, seul l'expérience nous permettra de choisir la cote optimale.
- Pour les réseaux de petit taille, AG et SCE trouve toujours l'optimum donc d'avoir le même résultat que Labye approchée ou peut être meilleur.

Pour des réseaux de grande taille, Labye approché peut donner des meilleurs résultats que AG et SCE ,cela et due à l'espace de recherche énorme, les métaheuristique n'atteint pas l'optimum global.

- L'algorithme génétique donne des meilleurs résultats que Shuffled Complex Evolution en terme de qualité des solutions et le temps de calcul. Ce qui prouve que SCE n'est pas efficace pour ce type de problèmes

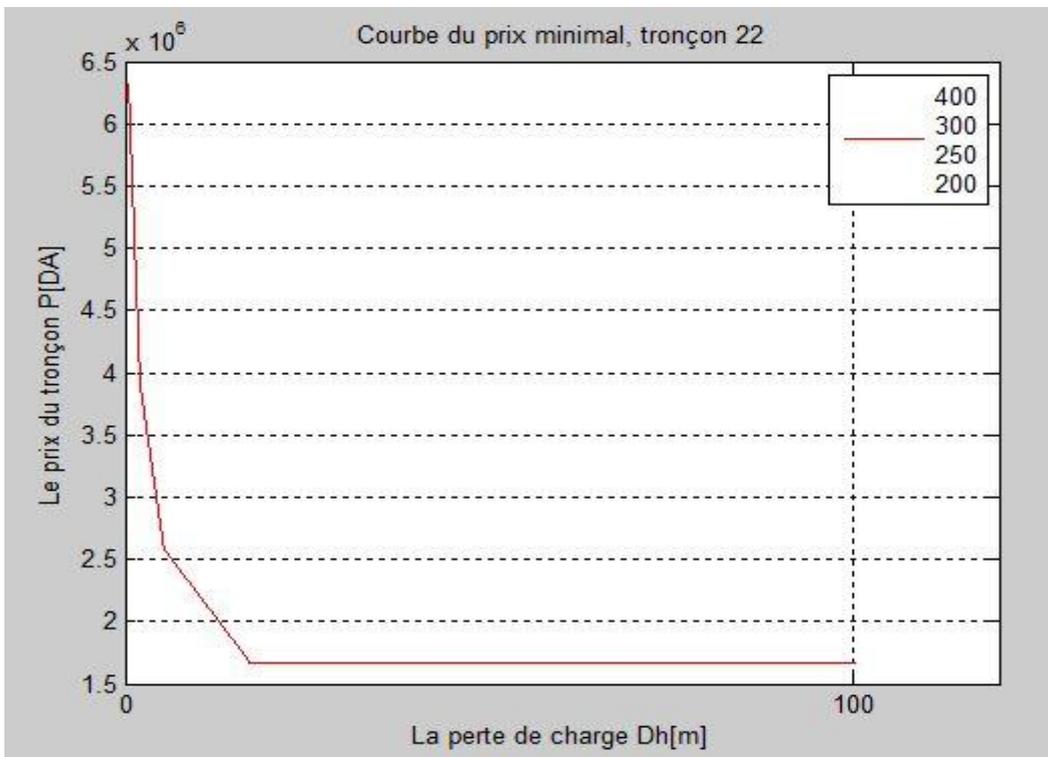
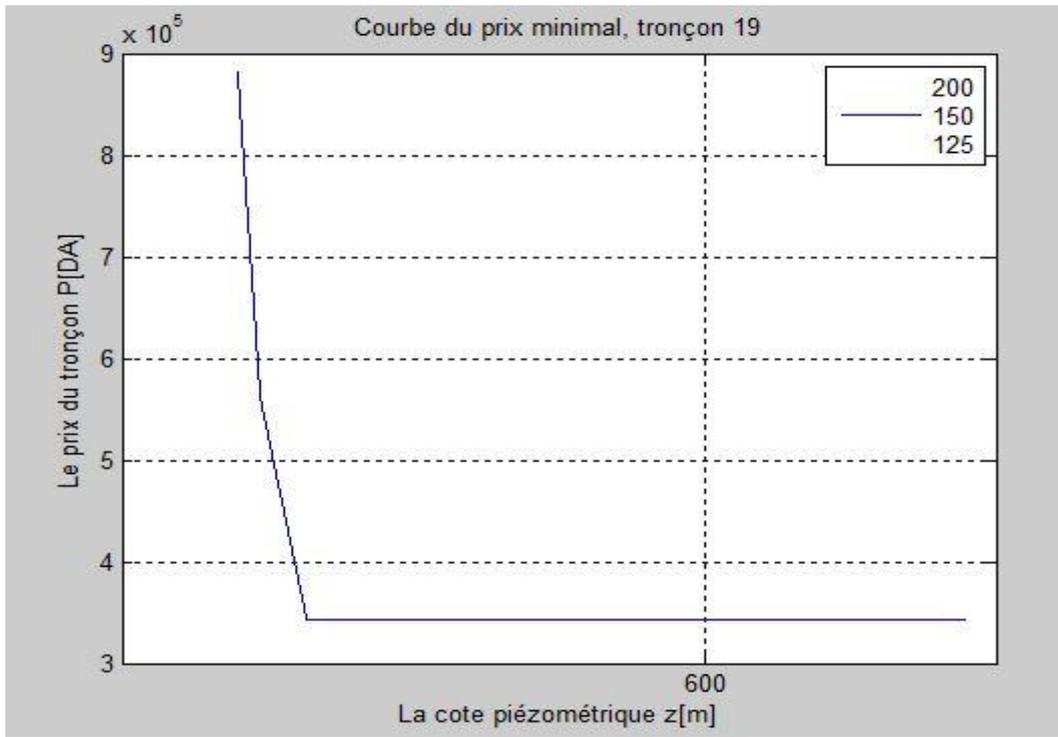
Références bibliographiques

- [1] Matthieu D. 2002 , Les algorithmes génétiques .
- [2] Vincent M .1998. contribution a l'étude et a l'optimisation de composants optoélectroniques" thèse de doctorat, université des sciences et technologies, Lille ,
- [3] Harrat Y. 2003 "Contribution à l'ordonnancement conjoint de la production et de la maintenance : Application au cas d'un job Shop". Thèse de Doctorat, L'U.F.R des Sciences et techniques Université de Franche-comté.
- [4] ZABOT M . 2008 Modélisation des réseaux d'alimentation en eau par les méthodes heuristiques et métaheuristiques . Projet de fin d'études, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger.
- [5] ZERARI N. 2006 Les algorithmes génétiques en maintenance memoire de magister .Université El hadj Lakhdar Batna,
- [6] BOUSSAÏD I ,2013 . Perfectionnement de métaheuristiques pour l'optimisation continue. Thèse de doctorat, université des sciences et de technologie Houari Boumediene.
- [7] Chun-Hung Lin, Ja-Ling Wu 1999. Automatic facial feature extraction by genetic algorithms Article *in* IEEE Transactions on Image Processing 8(6):834 - 845 .
- [8] Duan, Gupta and Sorooshian « Shuffled Complex Evolution Approach for Effective and Efficient Global Minimization », Journal of Optimization Theory and Applications: Vol. 76, No. 3, Mars 1993.
- [9] Duan Gupta Sorooshian « Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models », Journal of Hydrology, Vol. 158, pp. 265-284, 1994.
- [10] ALLIOT J-M., DURAND N., 2005. *Algorithme génétique*. 14 Mars 2005. 34 p.
- [11] ARNAUD, M., GILDAS J , 2005. *Métaheuristique d'un ordonnancement Juste à temps*. Compte rendu TER11, TER de maîtrise de l'informatique , 31 p.
- [12] 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.
- [13] BARRICELLI ., NILS A . 1954 *Esempi numerici di processi di evoluzione*. Methodos, pp. 45-68.
- [14] 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.
- [15] BENECH P., 2007 *Les cartes heuristiques gagnantes*. Publication : samedi 28 octobre 2006, modification 20 septembre 2007. 5 p.

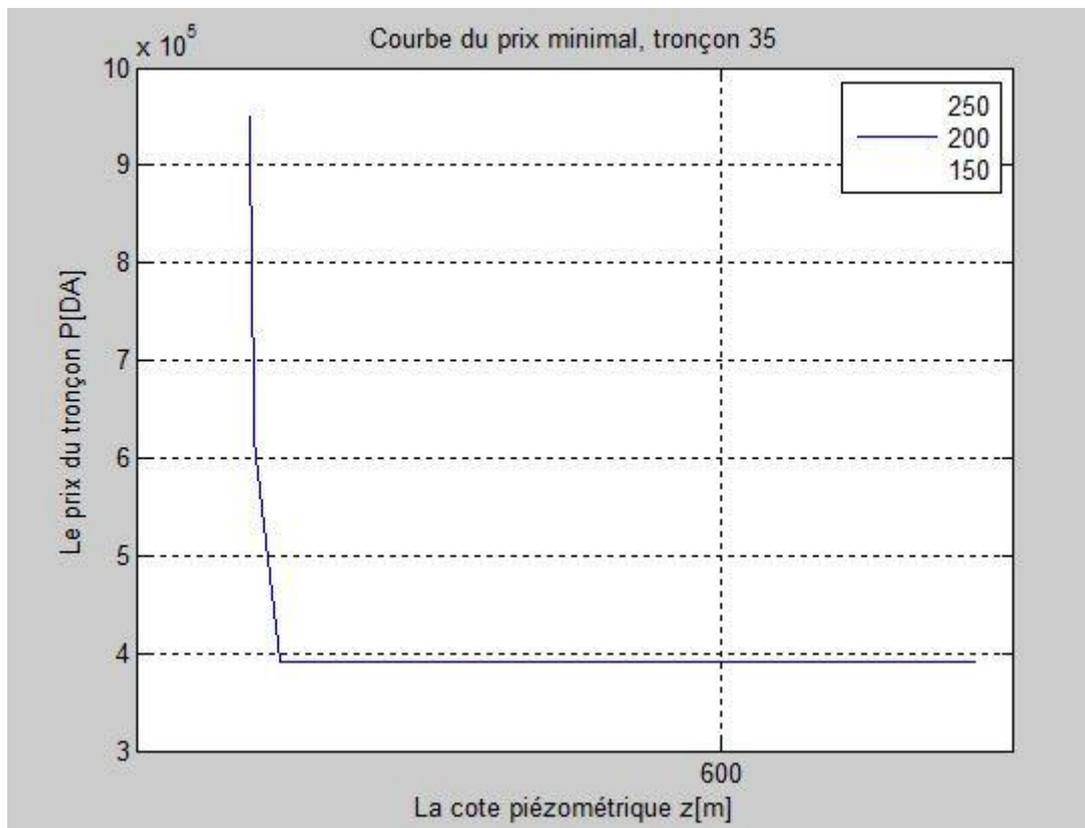
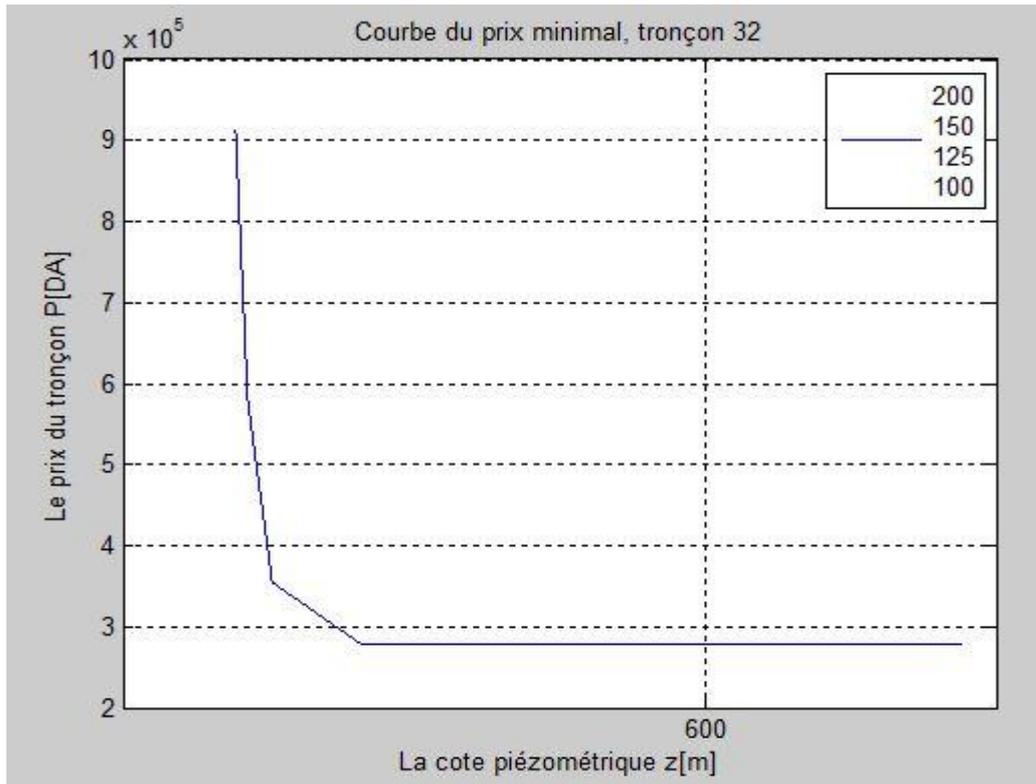
- [16] BILCHEV G., PARMEE I.C., 1995 *The Ant Colony metaphor for searching continuous design spaces*. Proceedings of the AISB Workshop on Evolutionary Computation. Terence C. Fogarty, Evolutionary Computing Springer-Verlag, pages 25-39.
- [17] CERNY V., 1985. *A thermodynamical approach to the travelling salesman problem: an efficient simulation algorithm*. Journal of Optimization Theory and Applications, volume 45, pages 41-51.
- [18] DEEPA S.N., SIVANANDAM S.N., 2008. *Introduction to Genetic Algorithms*. Departement of Computer Science and Engineering., India. 453 p.
- [19] DORIGO M., 1992. *Optimization, Learning and Natural Algorithms*. Thèse de doctorat, Politecnico di Milano, Italie.
- [20] 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.
- [21] FOGEL L., OWENS A.J., WALSH M.J., 1966. *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*.
- [22] GLOVER F., 1986. *Future paths for integer programming and links to artificial intelligence*. Vol. 13, No.5, pp. 533-549.
- [23] GOLDBERG DAVID E., 1989. *Genetic Algorithms in search, optimization and machine learning*. Kluwer Academic Publishers, Boston.
- [24] GUTJAHR W.J., 2000. *A graph-based Ant System and its convergence*. Future Generation Computer Systems, volume 16, pages 873-888.
- [25] 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.
- [26] HELIS A., YAHIAOUI A-A., 1993. *Otpimisation des réseaux maillés par la notion de l'arbre minimale*. Projet de fin d'étude.
- [27] HOLLAND J., 1975. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press, Ann Arbor.
- [28] HUBERLIANT B., LIOT C., 1984. *Calcul et optimisation des réseaux de distribution d'eau*. Projet de fin d'étude.
- [29] KIRKPATRICK S., GELATT C.D., VECCHI M.P., 1983. *Optimization by simulated annealing*. Science, volume 220, 4598, pages 671-680.
- [30] KOZA., JOHN R., 1990. *Non-Linear Genetic Algorithms for solving problems*. United States Patent 4, 935,877.

- [31] LEBDI F., 1985. *Recherche de la méthode d'optimisation des mailles sous pression*. Thèse de doctorat. INP Toulouse.
- [32] LEFKIR A., 2000. *Contribution à l'optimisation des réseaux de distribution d'eau*. Thèse de magister.
- [33] MAHJOUB Z., 1983. *Contribution à l'étude de l'optimisation des réseaux maillés sous pression*. Thèse de doctorat, INP Toulouse.
- [34] Labye ,Y .Etude des procédés de calcul ayant pour but de rendre minimal le cout d'un réseau de distribution d'eau sous pression. La houille blanche n° 5/1966.
- [35] CLEMENT R ., GALAND A .,1979 .Irrigation par aspersion et réseaux collectifs de distribution sous pression .
- [36] Michalewicz.Z., 1994. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs.
- [37] Michalewicz.Z., Dasgupta.D, Leriche.R, 1996. Evolutionary Algorithms for Constrained Engineering Problems. Computers & Industrial Engineering Journal.
- [38] Rudolph.G., 1994. Convergence Analysis of Canonocal Genetic Algorithms.
- [39] Richardson.J.T, Palmer.M, Liepins.G, Hillard.M, 1989. Some Guidelines for Genetic Algorithms with Penalty Functions.
- [40] Sareni.B, Krahenbul.L, 2000. Efficient Genetic Algorithms for Solving Hard Constrained Optimization Problems.
- [41] Schaffer.J.D, Caruana.R.A, Eshelman.L.J, Das.R, 1989. A study of control parameters affecting online performance of genetic algorithms for function optimisation.
- [42] Balachandran M., 1993.Knowledge-Based Optimum Design, Topics in Engineering Vol. 10.Southampton: Computational Mechanics Publications.
- [43] Bäck T.et Hoffmeister F., « Global optimization by means of evolutionary algorithms », in A.N. Antamoshkin, editor, Random Search as a Method for Adaptation and Optimization of Complex Systems, p. 17- 21, Divnogorsk, ex-URSS, mars 1991.

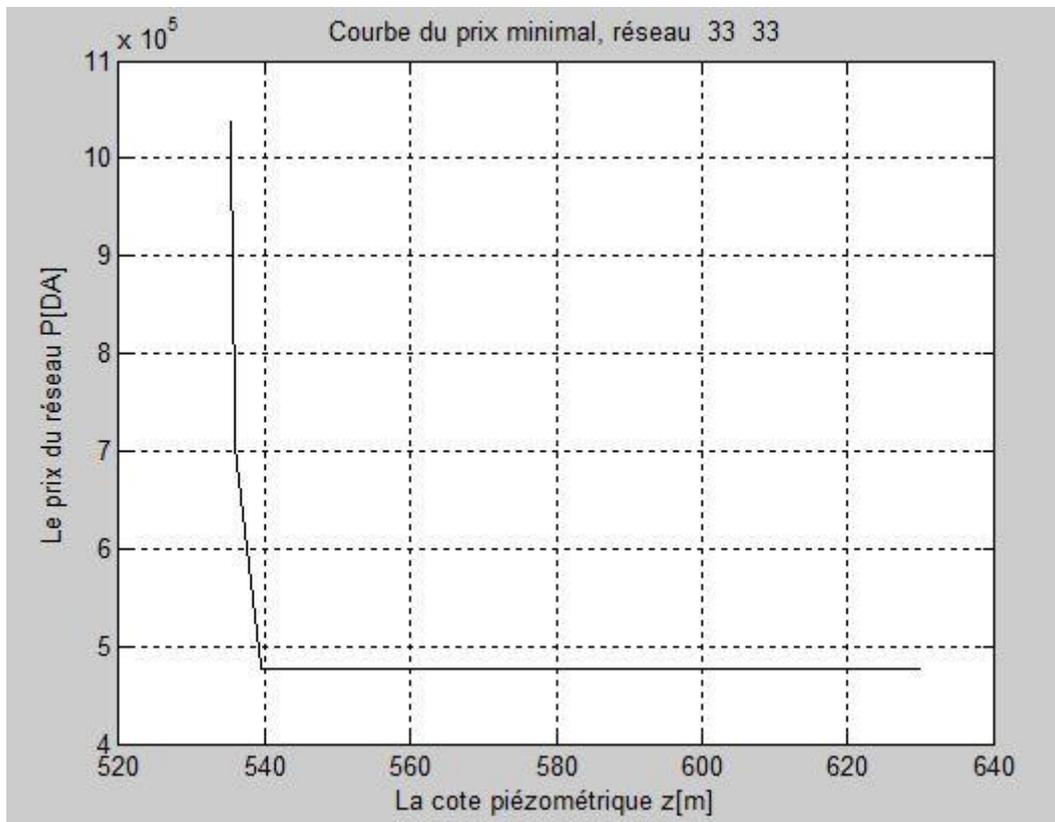
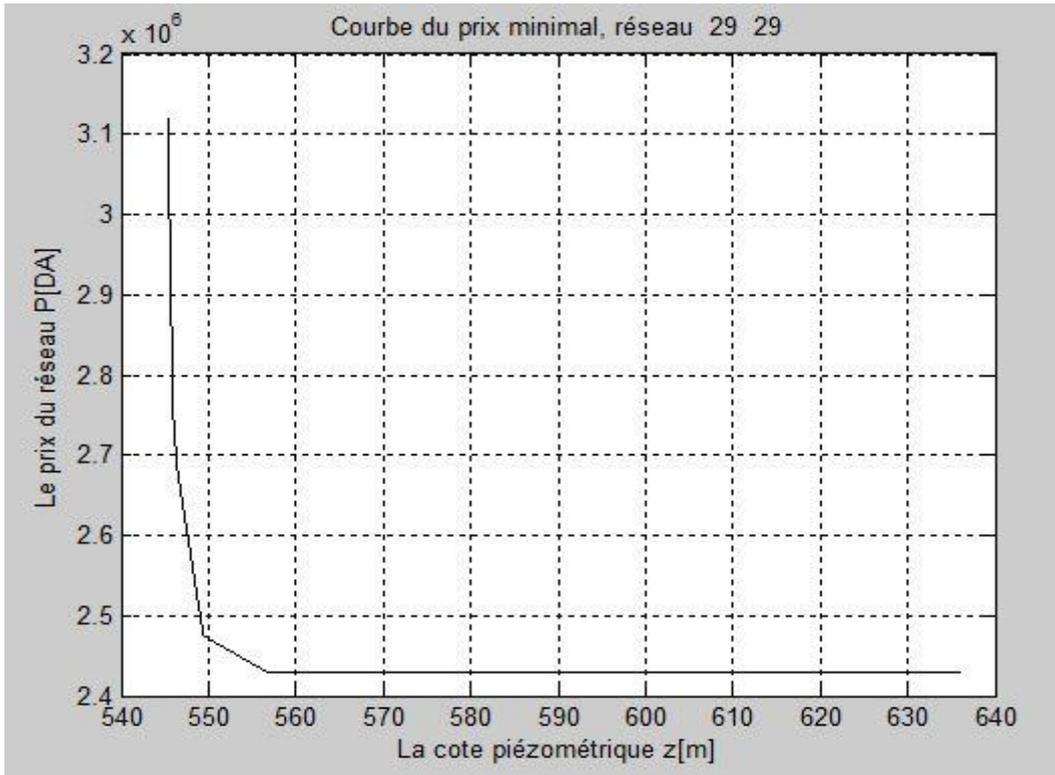
Réseau 1



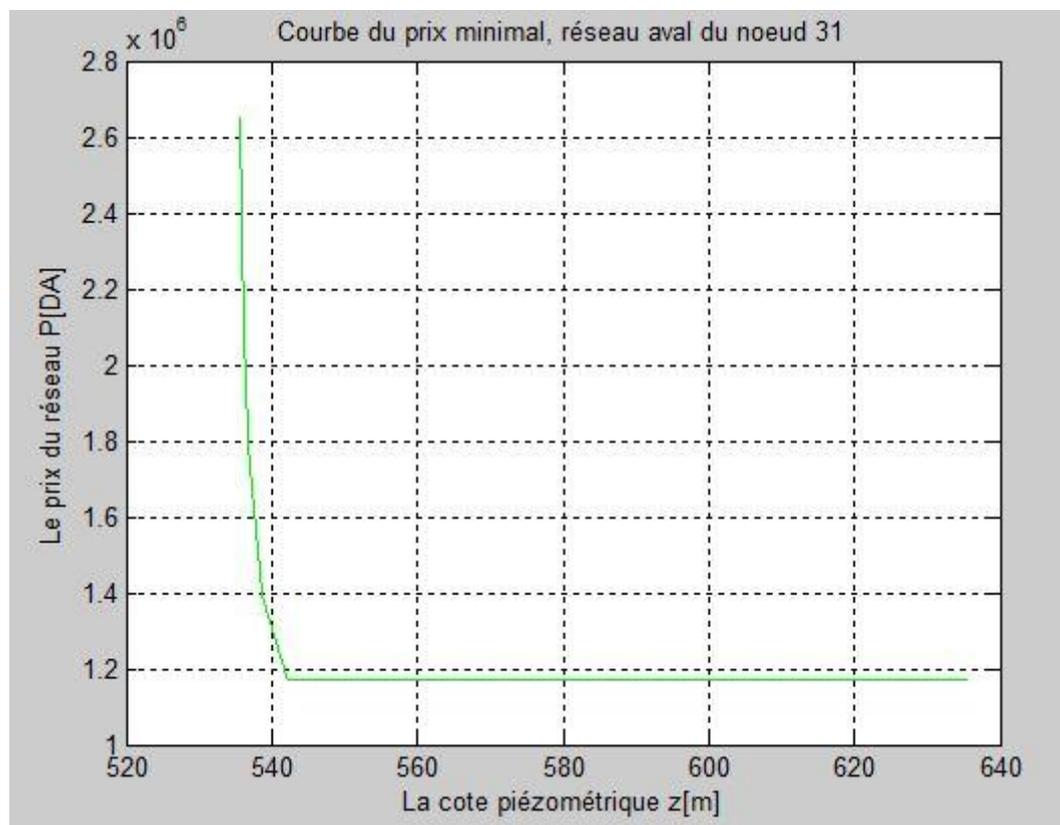
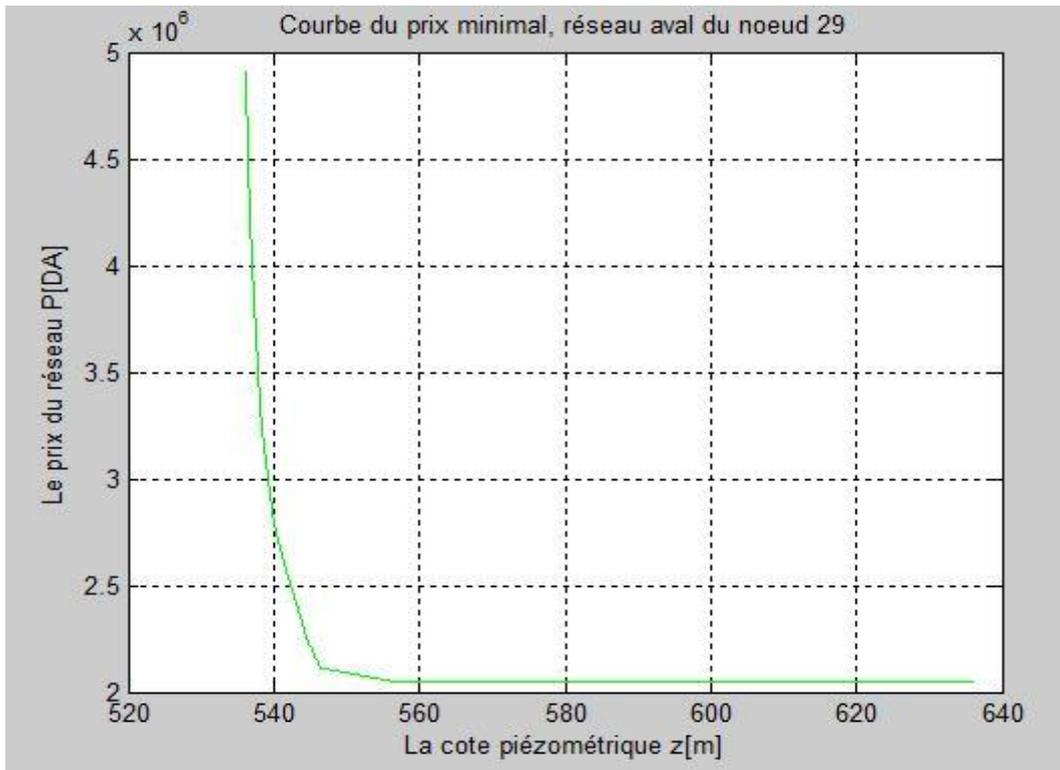
Annexes



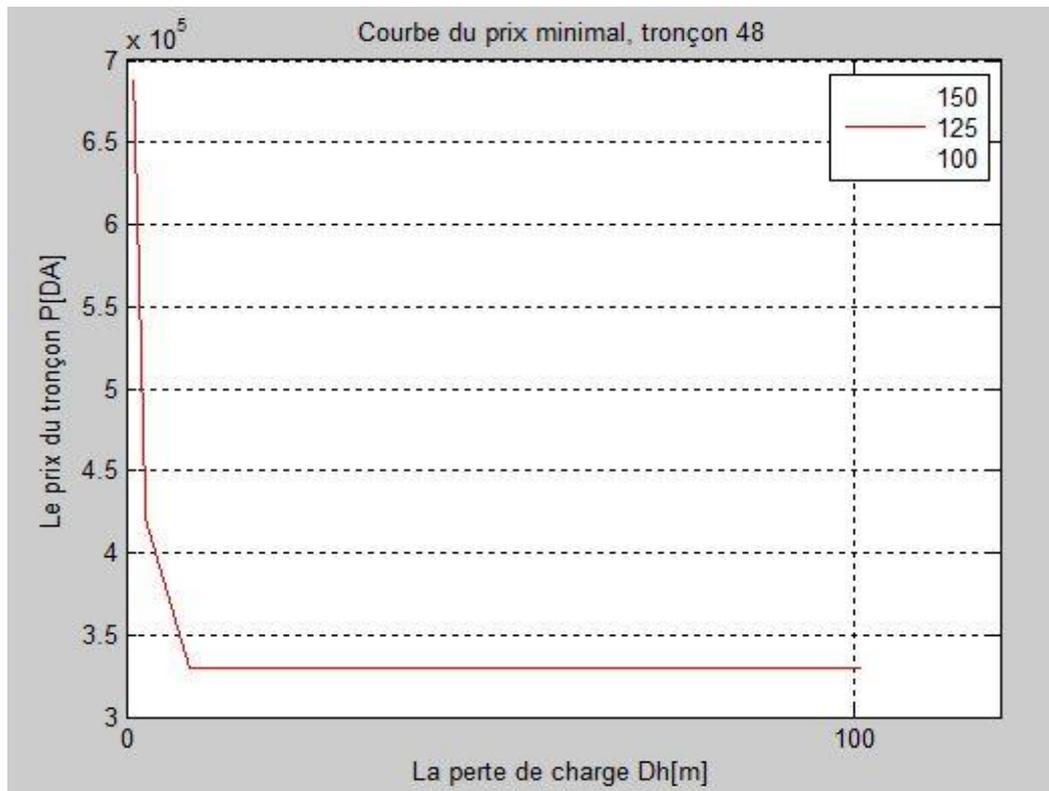
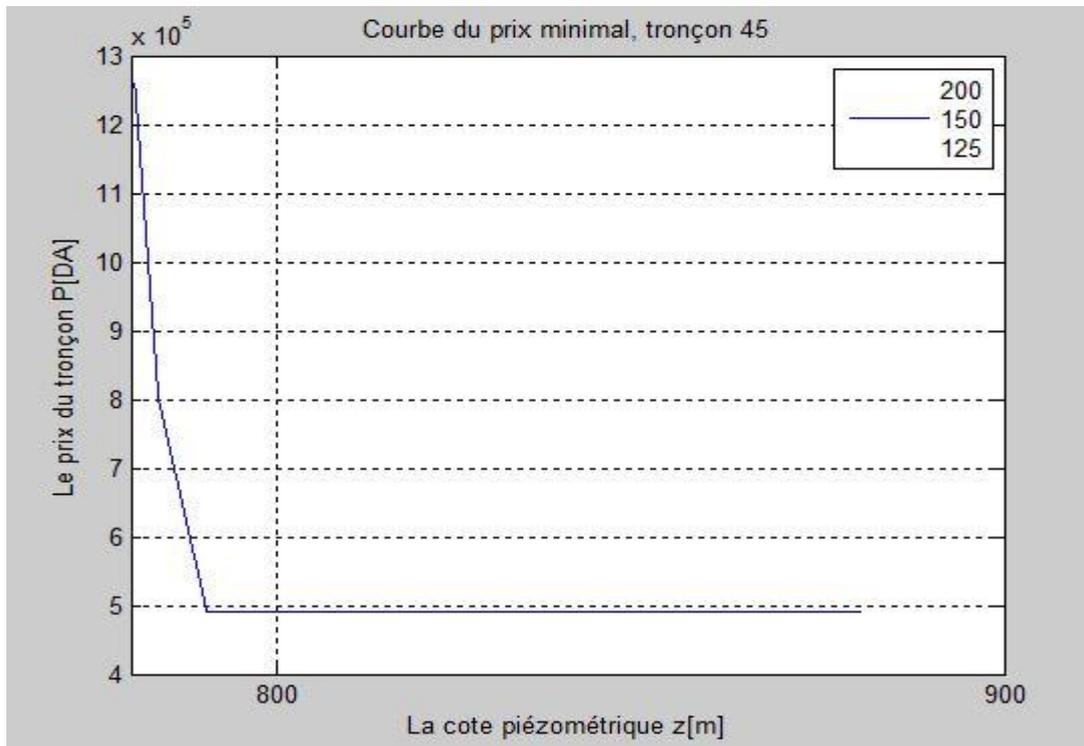
Annexes



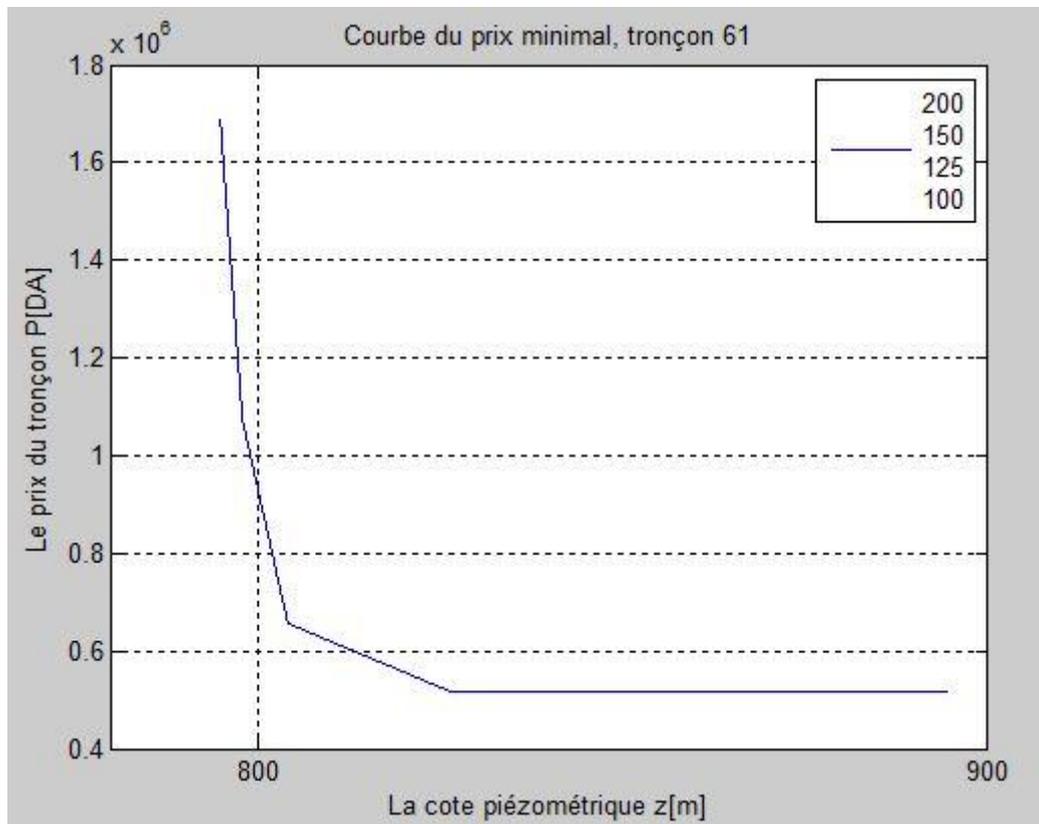
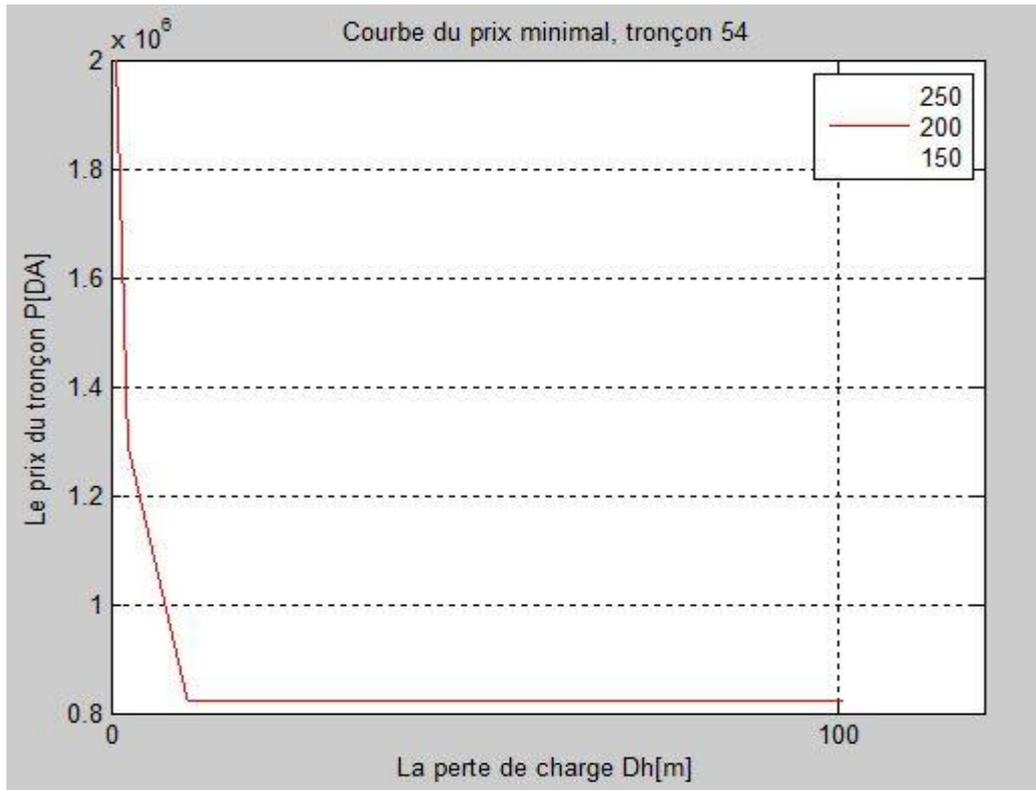
Annexes



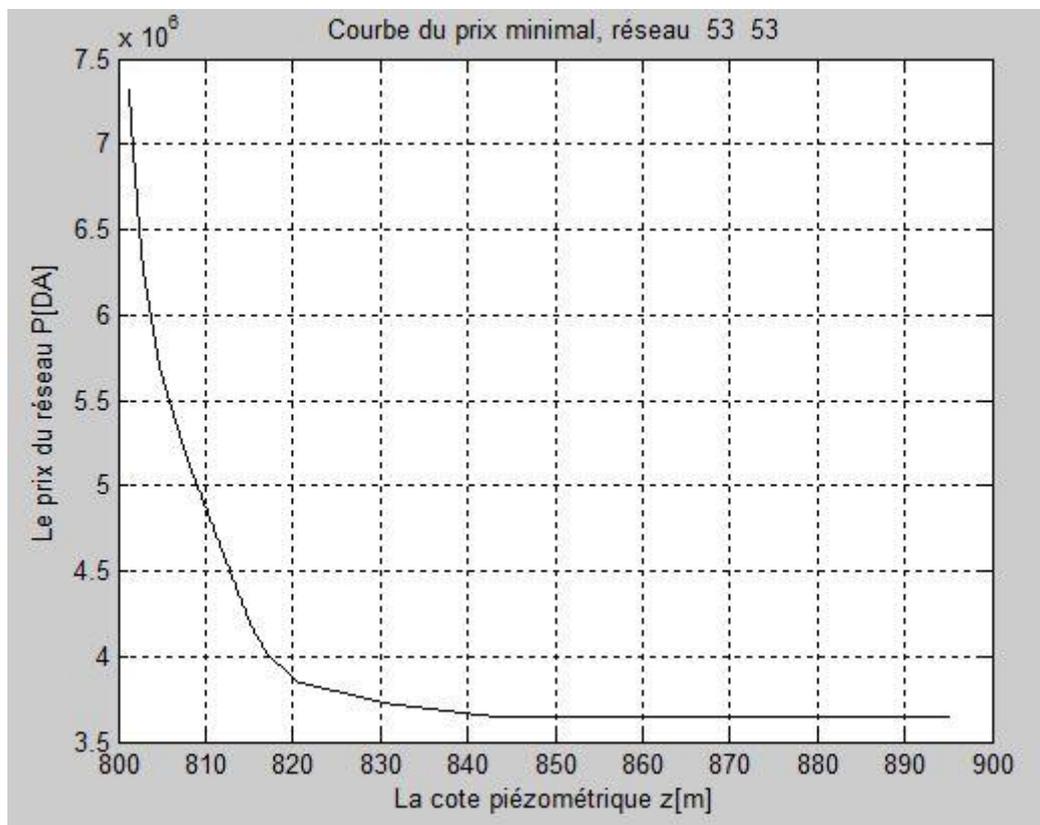
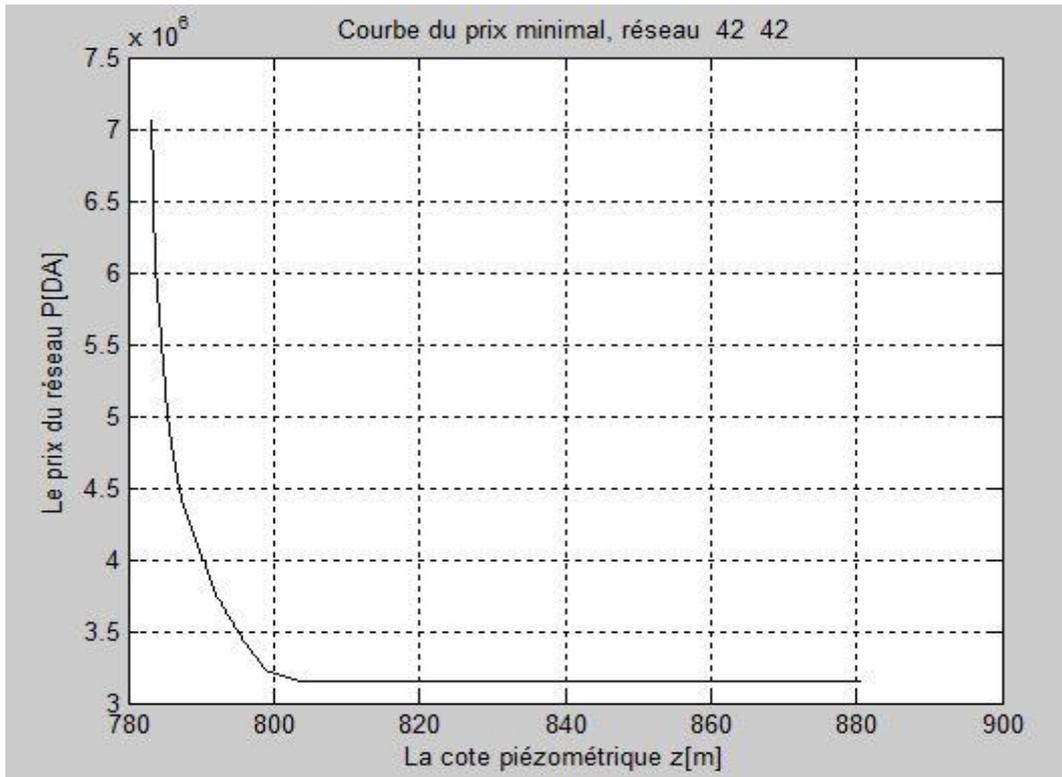
Réseau 2



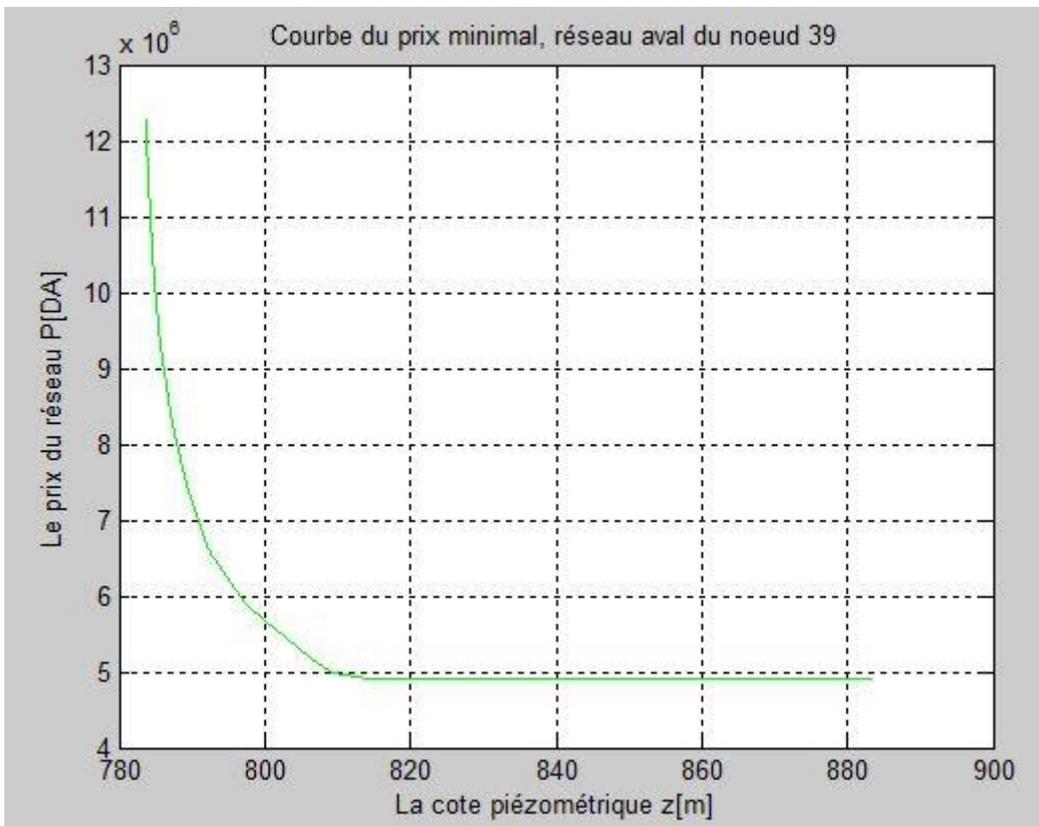
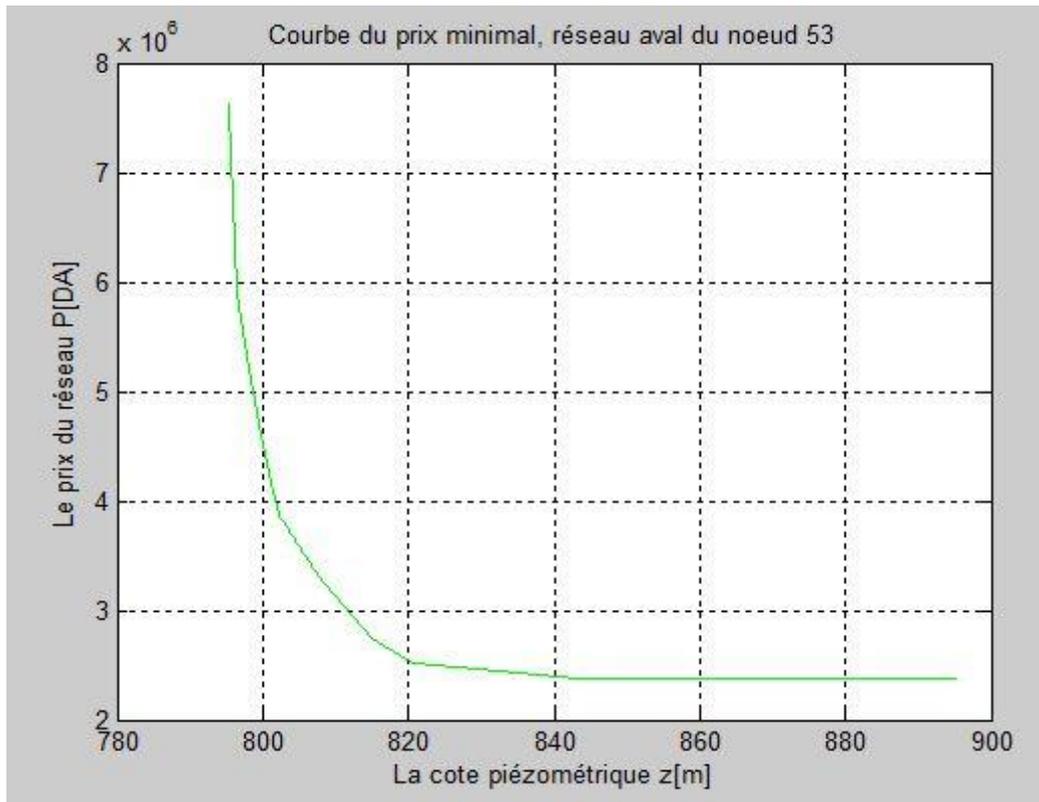
Annexes



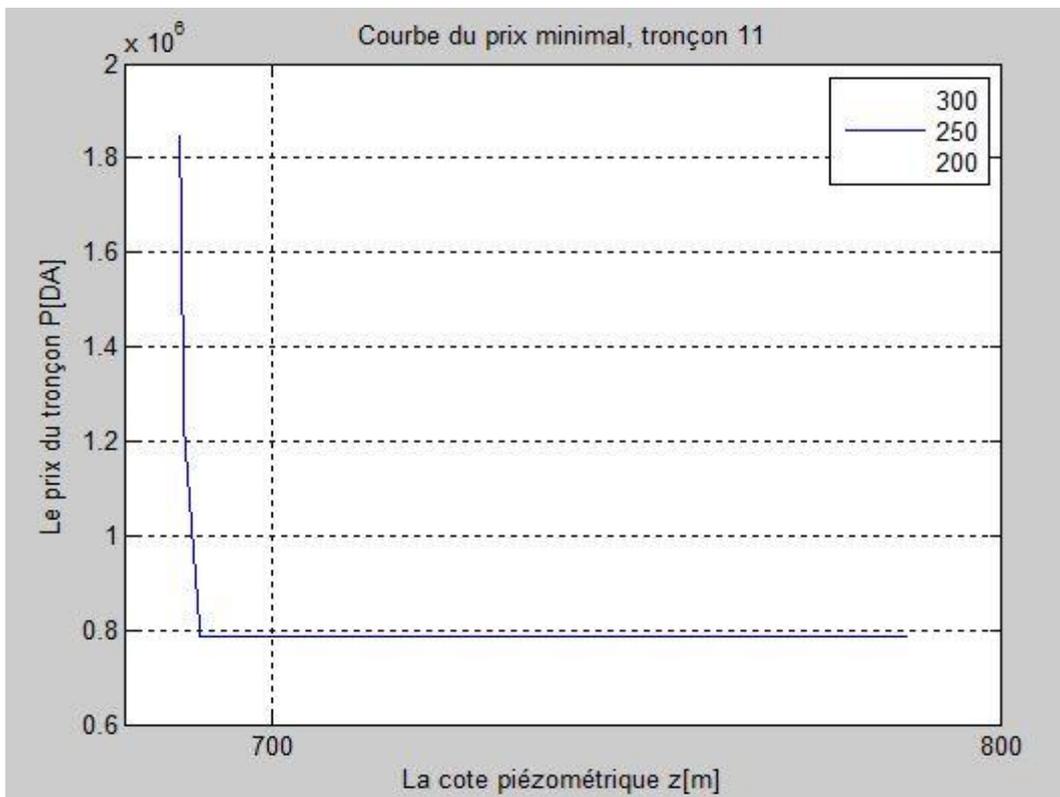
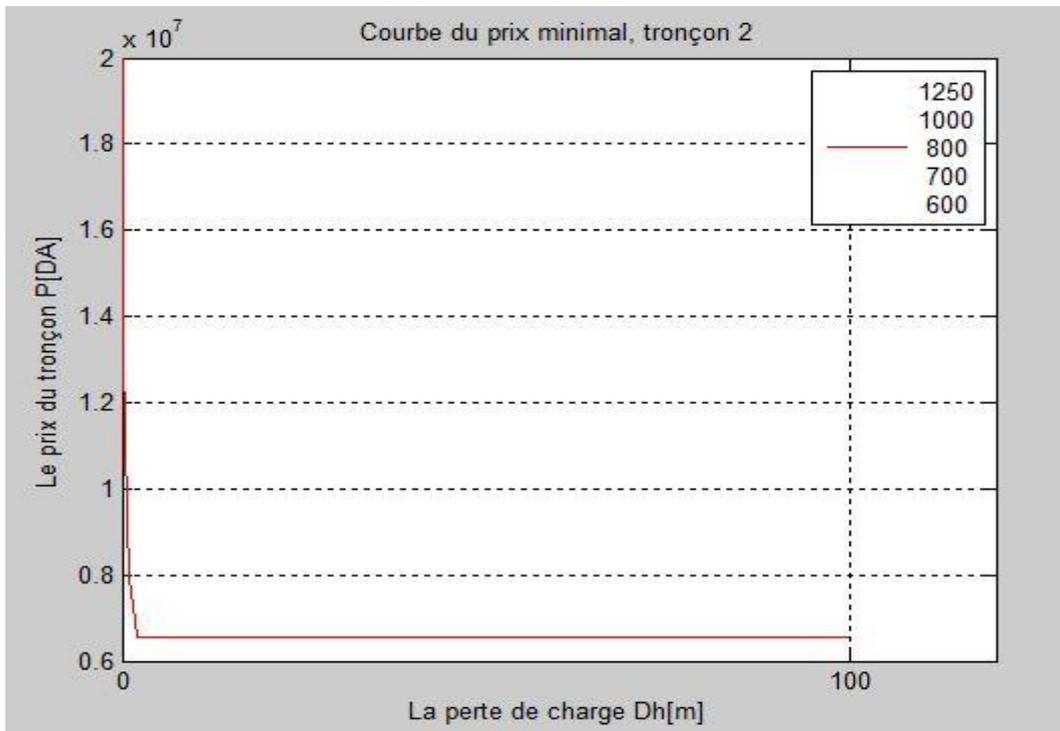
Annexes



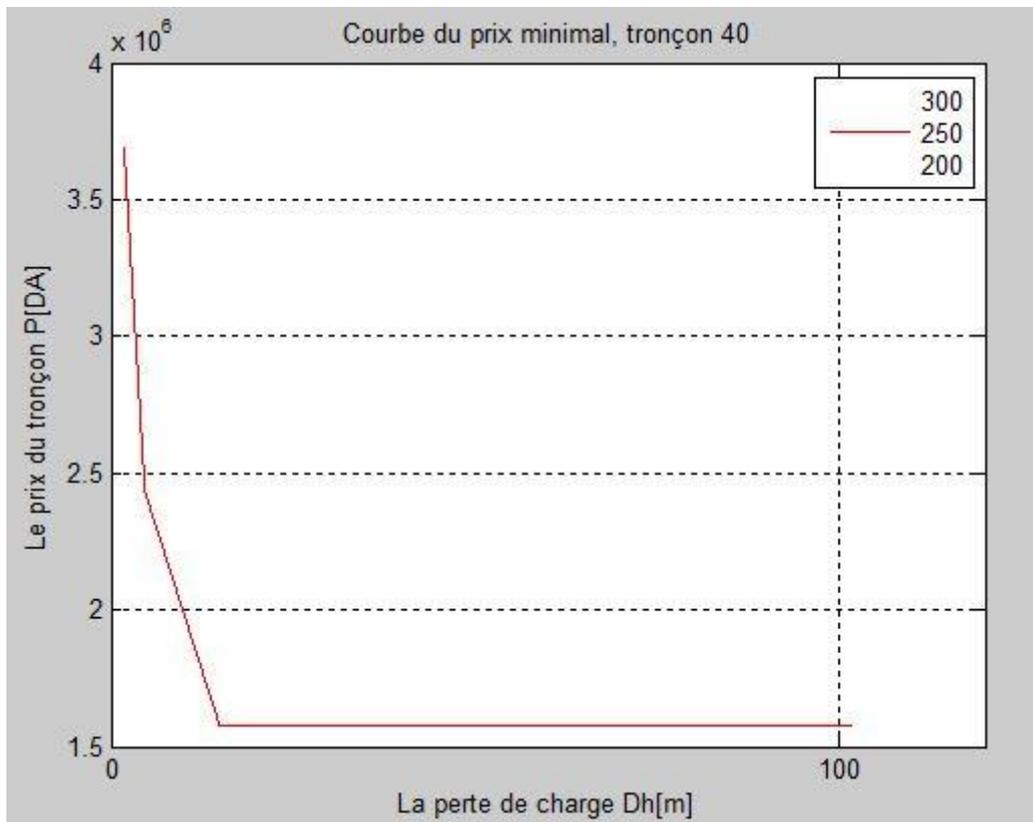
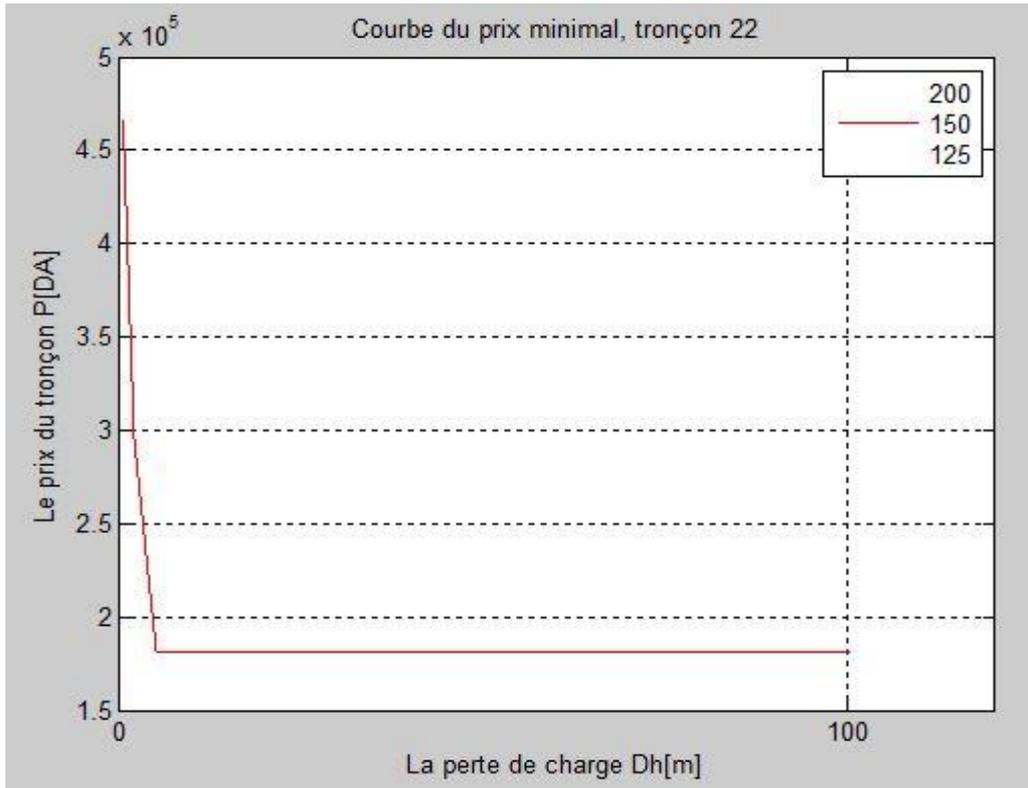
Annexes



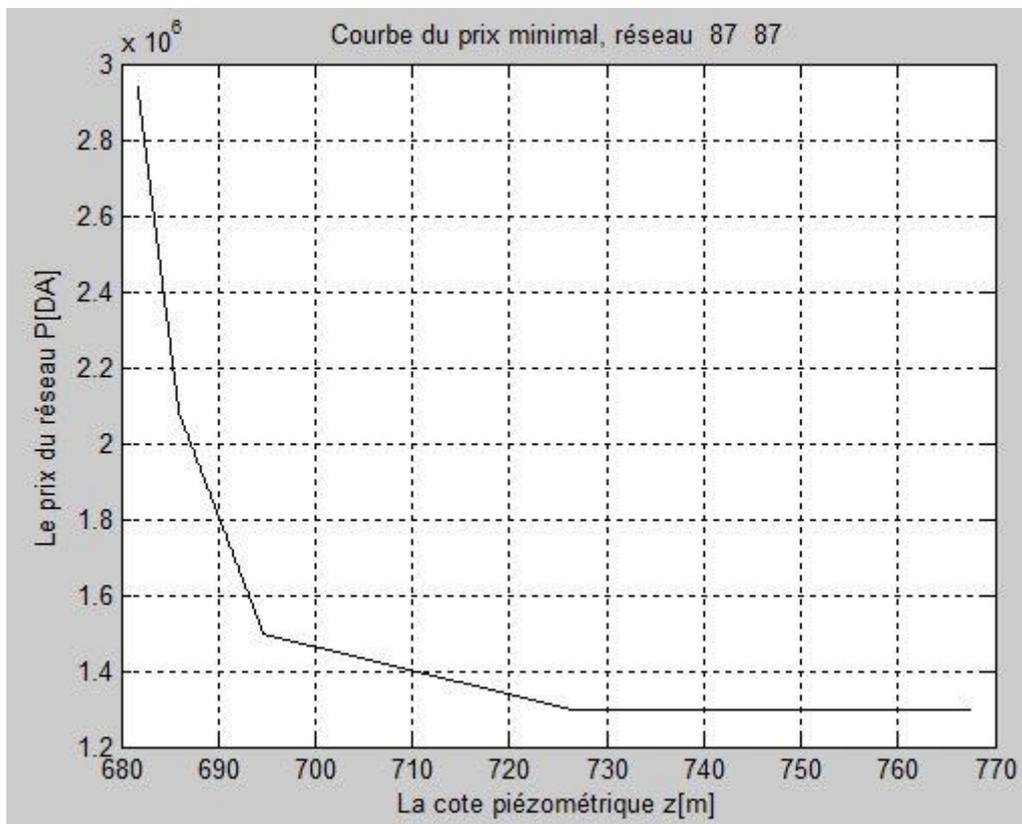
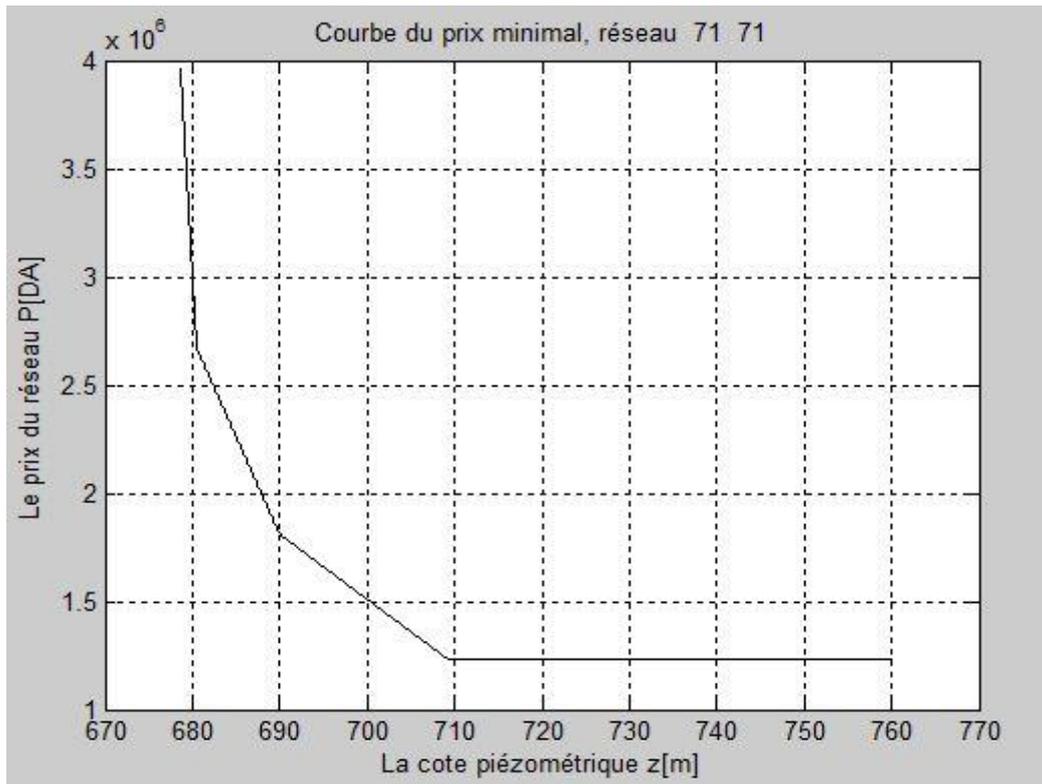
Réseau 3



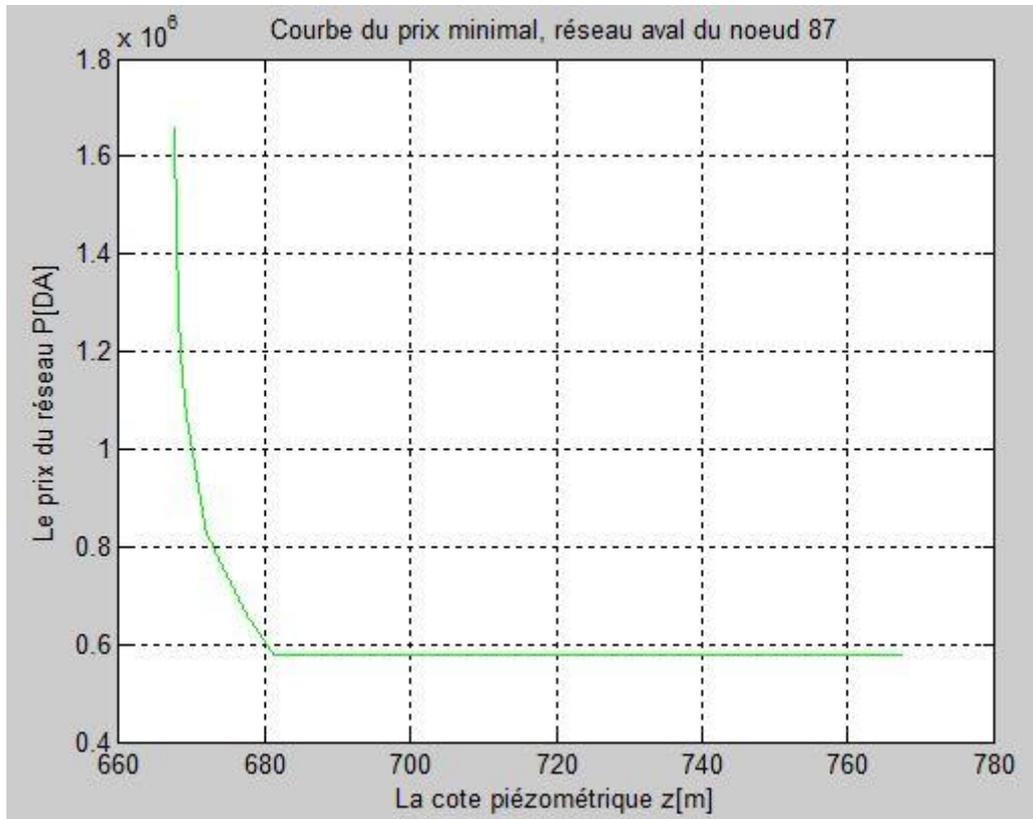
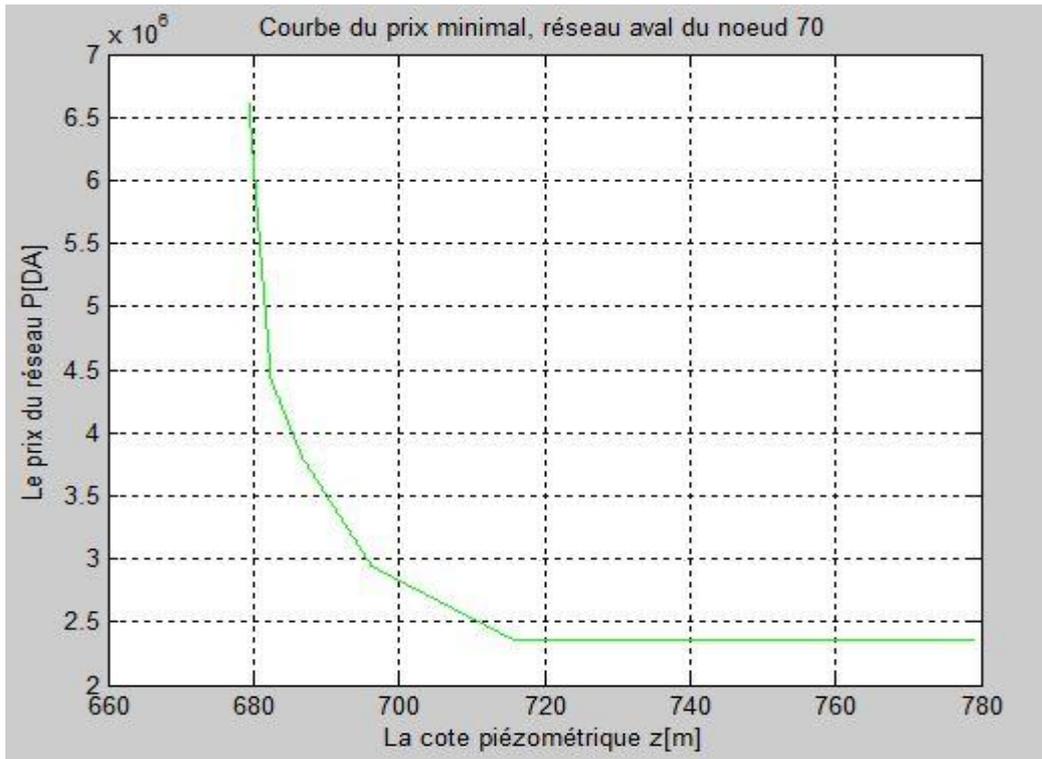
Annexes



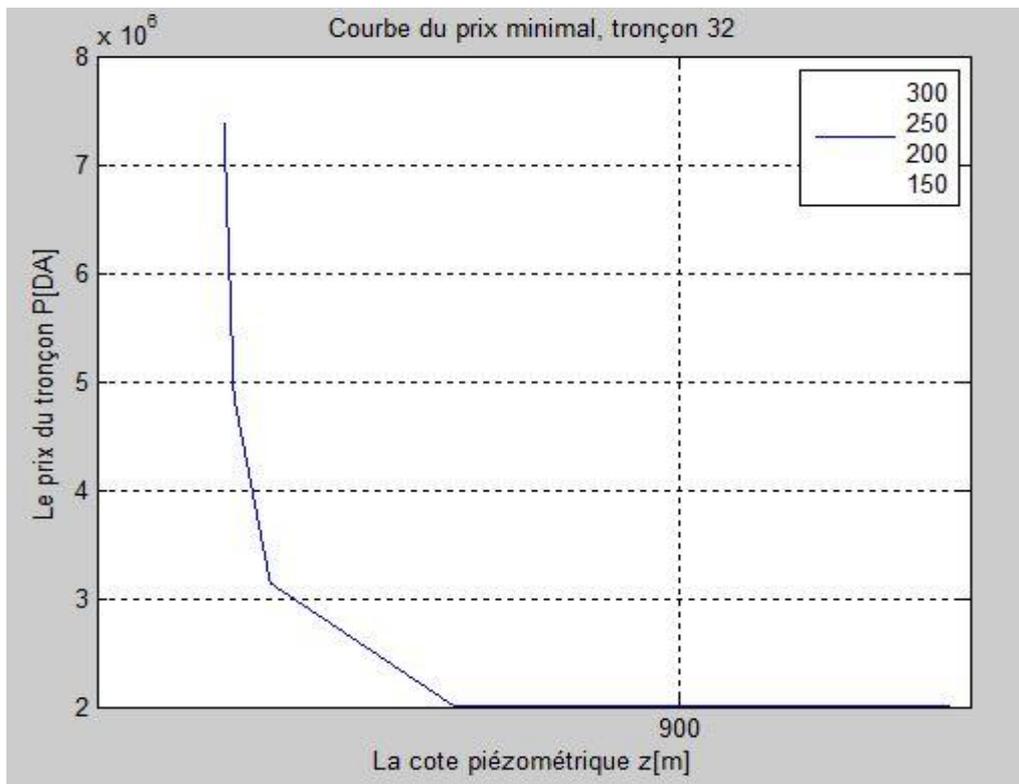
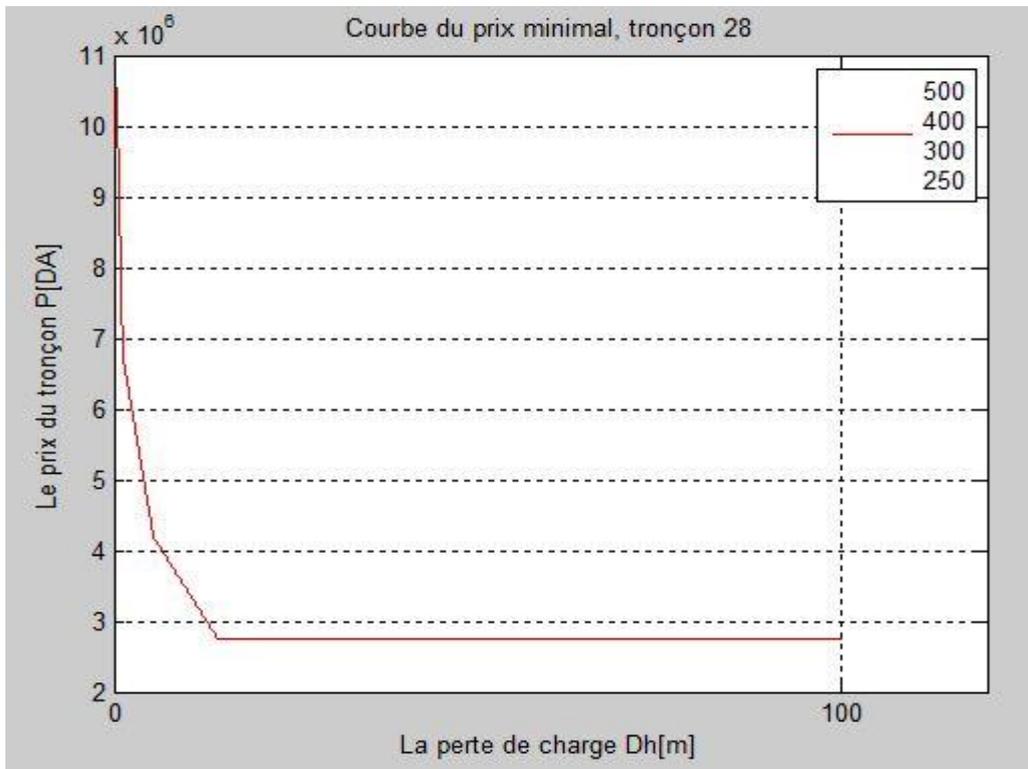
Annexes



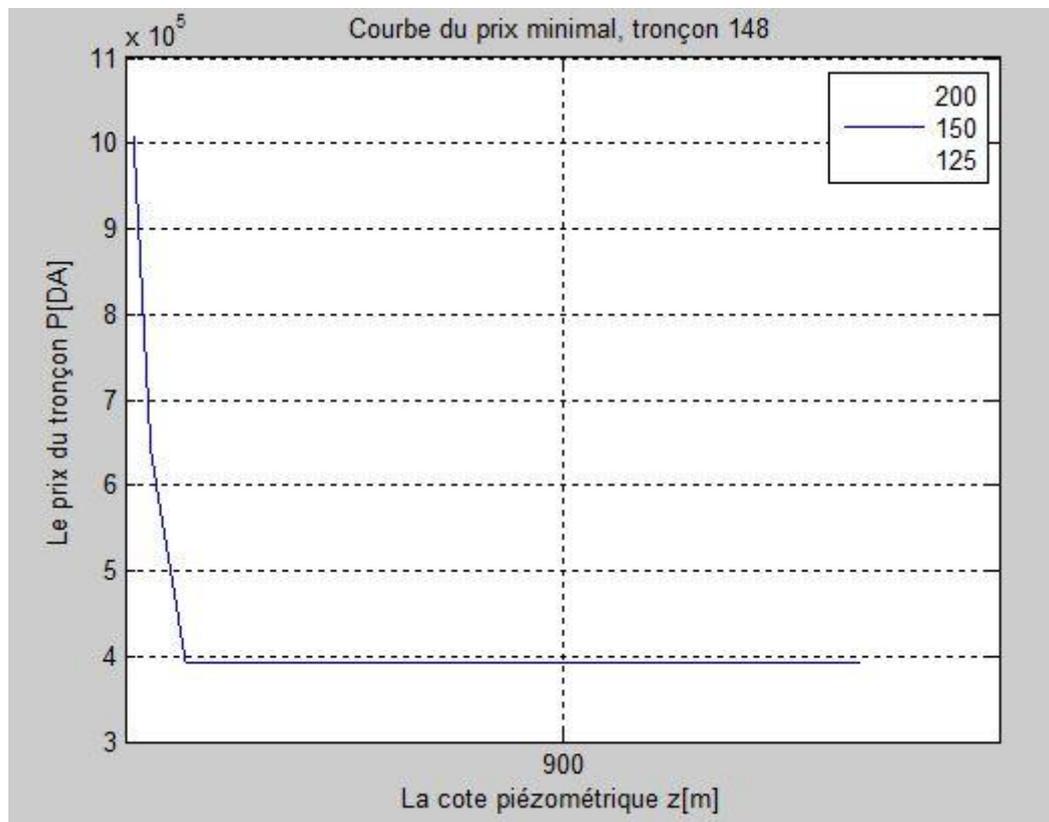
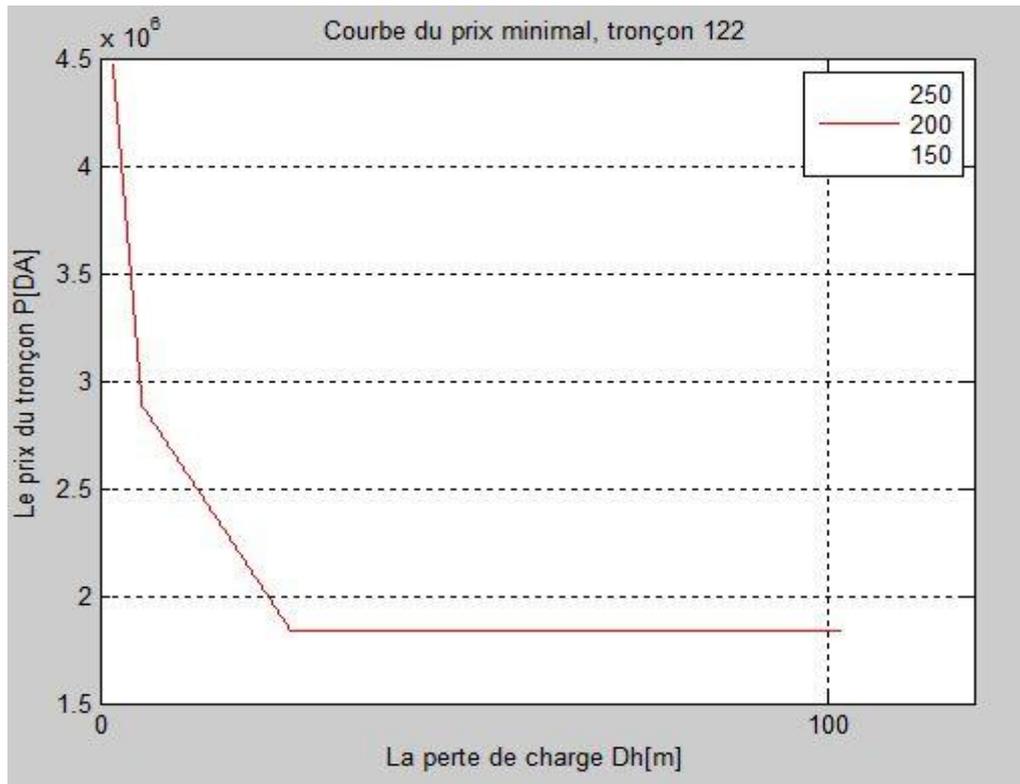
Annexes



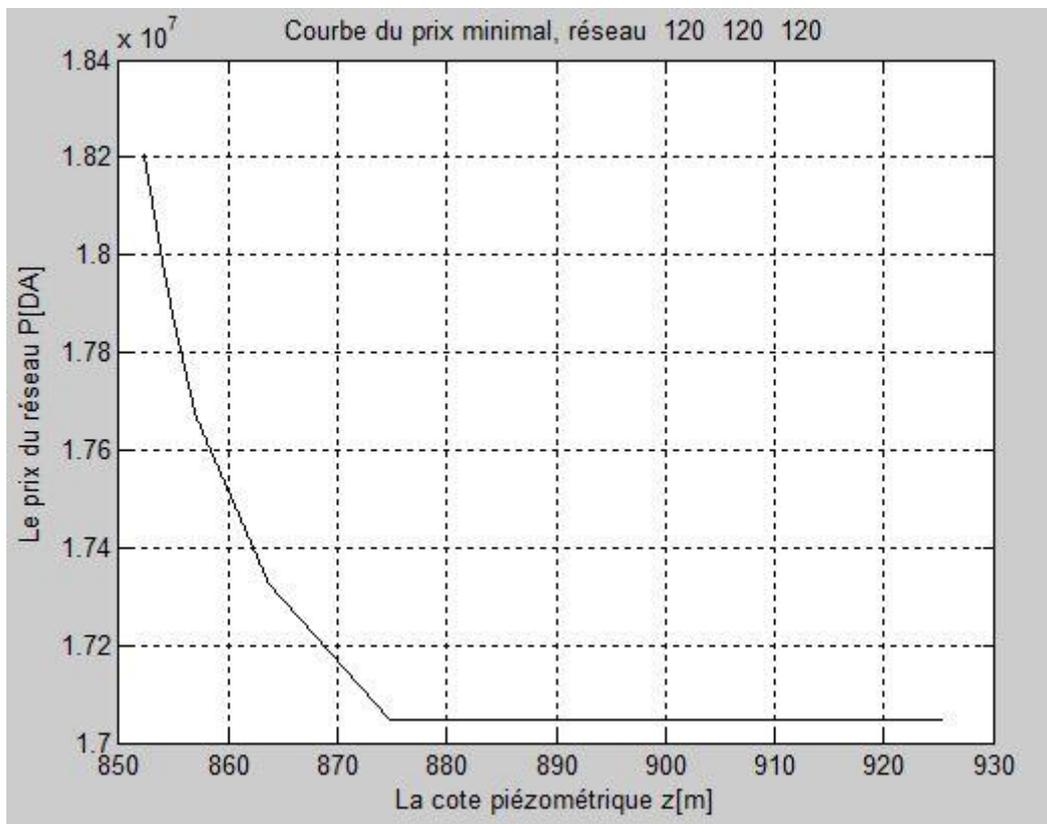
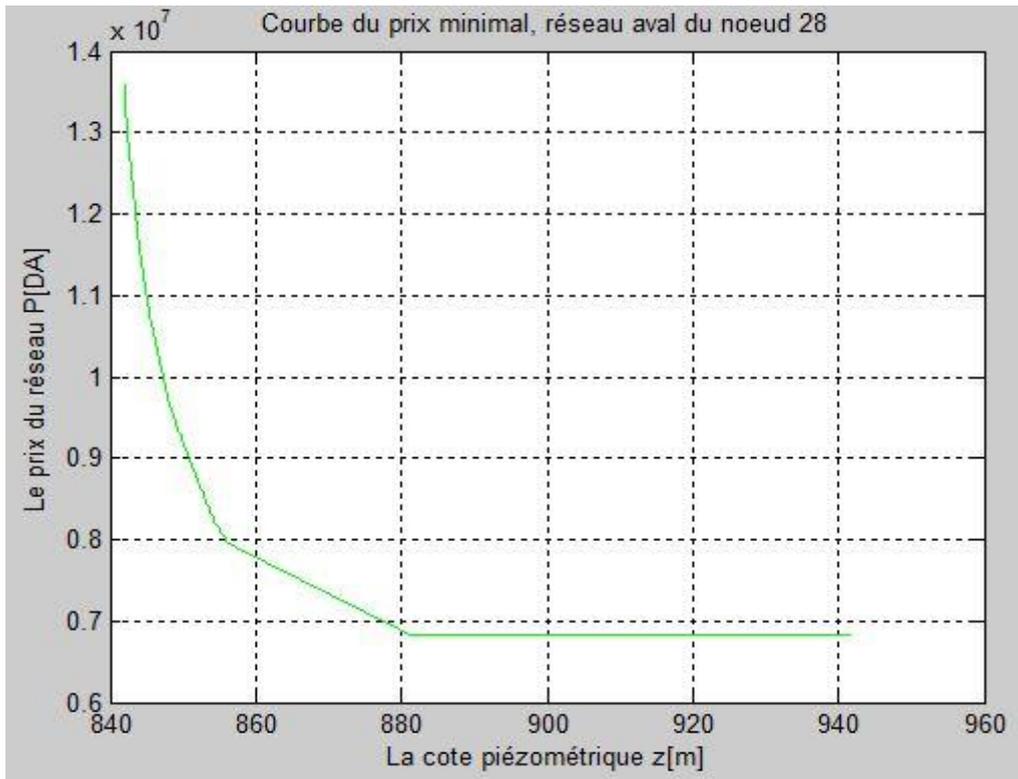
Réseau 4



Annexes



Annexes



Annexes

