



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Amar Telidji- Laghouat

**FACULTE: GENIE CIVIL ET ARCHITECTURE
DEPARTEMENT: GENIE CIVIL**

MEMOIRE DE MASTER

Présenté par : **Benamar Aboubakeur Bachir**

DOMAINE : Sciences et Techniques
FILIERE : Hydraulique
OPTION : Ressources Hydrauliques.

Thème

**Évaluation des performances d'une nouvelle métaheuristique
hybride dans le calage d'un modèle numérique d'écoulement
souterrain**

Jury de soutenance :

Nom et Prénom	Grade	qualité
Hamlat Abdelkader	Pr.	Président
Chettih Mohamed	Pr.	Examineur
Tadj Walid	M.C.A	Rapporteur
Mouattah Kaddour	Pr.	Co-rapporteur

Promotion : Juin 2022

Dédicaces

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études,

A mes chères sœurs, pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,

A mon cher frère, pour son appui et son encouragement,

A toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire,

❖ *Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infaillible,*

Merci d'être toujours là pour moi.

Remerciements

❖ Avant tout, je tiens à remercier Allah de m'avoir donné la force et la capacité de terminer ce travail.

Je tiens à remercier mes encadreurs, Mr. Tadj Walid et Mr. Mouattah Kaddour pour leurs conseils patients et leurs généreux soutiens et encouragements.

Je remercie du fond du cœur et avec beaucoup d'amour mes parents qui n'ont jamais cessé de croire en moi durant toutes mes années d'études.

Merci aussi à mes sœurs et mon frère, et à toute la famille qui m'a toujours encouragé.

Je remercie les membres jury Mr. Hamlat Abdelkader et Mr. Chettih Mohamed.

ملخص :

يتناول موضوع هذا العمل معالجة المشكلات العكسية في الهيدروليك الجوفية، والتي يصعب حلها باستعمال الطرق التقليدية وذلك لتعقيدها وطبيعة معادلاتها غير الخطية، لذلك فإن اللجوء لاستخدام تقنيات التحسين العشوائية يكون أكثر فائدة. على هذا النحو، تم اعتماد تقنيات الذكاء الاصطناعي، في هذه الحالة خوارزمية الغراب (CSA) وخوارزمية Rao-1 وخوارزمية هجينة جديدة (CSARao-1) لحل مشكلة عكسية، والتي تتمثل في تقدير المعاملات الفيزيائية الموزعة مكانياً لمعادلة تفاضلية جزئية التي تنضم جريان المياه في الوسائط المسامية، تم تحديد المعاملات الفيزيائية الموزعة مكانياً والتي تتمثل في النفاذية الهيدروليكية عن طريق ربط الخوارزميات بنماذج العناصر المنتهية. أعطت المنهجية المستخدمة في هذا العمل نتائج جيدة وأثبتت الخوارزمية الهجينة CSARao-1 أنها الأكثر كفاءة من حيث الفعالية.

الكلمات الرئيسية: التدفق الجوفي، المشكلة العكسية، خوارزمية الغراب CSA، خوارزمية Rao-1، خوارزمية الهجينة CSARao-1.

Résumé

Ce travail porte sur la résolution des problèmes inverses en hydraulique souterraine, qui sont complexes, de nature hautement non linéaire et dont la résolution avec des techniques déterministes classiques n'est pas évidente. Le recours aux techniques d'optimisation stochastiques s'avèrent, donc, plus fructueux. A ce titre, des techniques de l'intelligence artificielle, en l'occurrence, l'algorithme de corbeau (CSA), l'algorithme de Rao (Rao-1) et un nouvel algorithme hybride (CSARao-1) ont été adopté pour résoudre un problème inverse à savoir: l'identification des paramètres physiques spatialement distribués d'une équation aux dérivées partielles régissant l'écoulement dans un milieu poreux, L'identification des paramètres spatialement distribués qui sont les conductivités hydrauliques, a été réalisée en couplant les algorithmes avec un modèle numérique aux éléments finis. La méthodologie utilisée dans ce travail a donnée de bons résultats et l'algorithme hybride CSARao-1 s'est avéré le plus performant en termes de précision, robustesse et vitesse de convergence

Mots-clés: Écoulement souterrain, Problème inverse, CSA, Rao-1, CSARao-1.

Abstract

This work focuses on the solving of groundwater inverse problems, which are complex, highly nonlinear and cannot be effectively solved using traditional deterministic techniques. The use of stochastic optimization techniques is, therefore, more interesting. As such, techniques from artificial intelligence area, in this case, the crow search algorithm (CSA), Rao-1 algorithms and the hybrid algorithm (CSARao-1) have been adopted to solve an inverse problem, which is: identifying spatially distributed parameters of partial differential equation governing groundwater flow. The identification of spatially distributed parameters, which are hydraulic conductivities, was conducted by combining the algorithms with a finite element model. The methodology used in this work gave good results, and the CSARao-1 hybrid algorithm was found to be the most efficient in terms of accuracy, robustness and speed of convergence.

Keywords: Groundwater flow, Inverse problem, CSA, Rao-1, CSARao-1.

Sommaire

Introduction générale	1
1 Écoulements en milieux poreux	3
1.1 Introduction	3
1.2 Classification d'aquifères	3
1.2.1 Aquifère à surface libre	4
1.2.2 Aquifère à nappe captive	5
1.2.3 Aquifère à nappe semi-captive ou à drainage	5
1.3 Caractéristiques de l'aquifère	6
1.3.1 Charge hydraulique	6
1.3.2 Rabattement	7
1.3.3 La porosité	8
1.3.4 La conductivité hydraulique	9
1.3.5 La capacité de stockage	10
1.3.6 Homogénéité ou hétérogénéité	10
1.3.7 Isotropie et anisotropie	10
1.4 Équations d'écoulements à travers un milieu poreux	11
1.4.1 Loi de Darcy	11
1.4.2 Équation de continuité	13
1.4.3 Équation de Laplace	14
1.5 Conclusion	15
2 Optimisation et algorithmes métaheuristiques	16
2.1 Introduction	16
2.2 Méthodes d'optimisation	16
2.2.1 Algorithmes déterministes	20
2.2.2 Algorithmes stochastiques	22
2.2.2.1 Métaheuristiques	22
a. Algorithmes évolutionnaire (EAs)	22
b. Intelligence en essaim (SI)	23
b.1. Algorithme de recherche des corbeaux (CSA)	24
b.2. L'algorithme Rao-1	26
b.3 L'algorithme hybride CSARao-1	28

2.3. Applications du méta heuristique dans le domaine des ressources en eau	29
2.4 Conclusion	33
3 Calage d'un modèle d'écoulement souterrain permanent à l'aide de CSA, Rao-1 et CSARao-1	35
3.1 Introduction	35
3.2 Le problème inverse	36
3.3 Problème bien posé et mal posé	36
3.4 Paramétrage	38
3.5 Calage des modèles numériques	38
3.5.1 calage par essai et erreur	38
3.5.2 Calage automatique	40
3.6 Modèle de simulation	40
3.7 Discrétisation par éléments finis	42
3.8 Applications	43
3.8.1 Conductivités hydraulique identifiés	46
3.8.2 Courbe de convergence	50
3.8.3 Niveaux piézométriques	54
3.9 Conclusion	57
Conclusion générale	58
Référence bibliographique	59

Liste des figures

Figure 1.1 : La distribution des eaux souterraines.	4
Figure 1.2: Aquifère à surface libre	4
Figure 1.3: Aquifère à nappe captive.	5
Figure 1.4: Aquifère à nappe semi-captive.	6
Figure 1.5 : Croquis montrant la relation entre les charges hydrauliques et les niveaux d'eau dans deux puits d'observation.	7
Figure 1.6 : le rabattement	8
Figure 1.7: Schéma montrant plusieurs types d'interstices	8
Figure 1.8 : Porosité des roches	9
Figure 1.9 : Hétérogénéité des formations géologiques	10
Figure 1.10 : La forme et l'orientation des grains peuvent affecter l'isotropie ou l'anisotropie d'un sédiment.	11
Figure 1.11 : caractéristique physique d'un milieu poreux.	11
Figure 1.12 : Dispositif expérimental pour la loi de Darcy	12
Figure 1.13 : Volume élémentaire de contrôle	13
Figure 2.1: Schématisation des problèmes d'optimisation	17
Figure 2.2 : Taxonomie des méthodes de résolution de problème d'optimisation	18
Figure 2.3: Processus d'optimisation	19
Figure 2.4: Maximisation d'une fonction $f(x)$ par l'algorithme du gradient ascendant	21
Figure 2.5 : Schémas du principe des algorithmes génétiques	23
Figure 2.6 : Organigramme de l'algorithme Rao-1	28
Figure 2.7: Pseudo-code de l'algorithme hybride CSARao-1	29
Figure 2.8: Calage d'un modèle numérique d'écoulement souterrain par essaim particuliers	30
Figure 2.9 : Aquifère synthétique. (a) Géométrie et conditions aux limites. (b) Emplacement des puits d'observation	32
Figure 2.10: Plaine de Pingtung à Taiwan	32
Figure 3.1: Problème direct et inverse	37
Figure 3.2: Organigramme de calage par essai et erreur	39
Figure 3.3: Couplage (Métaheuristique / Modèle aux éléments finis)	40

Figure 3.4: Domaine d'écoulement permanent en milieux poreux, avec conditions aux limites	41
Figure 3.5 : Types d'éléments en 2D	42
Figure 3.6 : Domaine d'écoulement d'une nappe synthétique de forme régulière (Conditions aux limites connues)	43
Figure 3.7 : Maillage et positions des points d'observation (Cas 1)	44
Figure 3.8 : Maillage et positions des points d'observation (Cas 2)	45
Figure 3.9 : Courbes de convergence (cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0$)	51
Figure 3.10: Courbes de convergence (cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0.05$)	51
Figure 3.11 : Courbes de convergence (cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$)	52
Figure 3.12 : Courbes de convergence (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0$)	52
Figure 3.13 : Courbes de convergence (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.05$)	53
Figure 3.14 : Courbes de convergence (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$)	53
Figure 3.15 : Comparaison entre la piézométrie de référence et celles calculées à partir des paramètres identifiés (Cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$)	55
Figure 3.16 : Comparaison entre la piézométrie de référence et celles calculées à partir des paramètres identifiés (Cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$)	56

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Classification des problèmes d'optimisation	19
Tableau 2.2 : Quelques algorithmes basés sur Intelligence d'essaim	24
Tableau 3.1 : Espace de recherche	44
Tableau 3.2 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0$)	47
Tableau 3.3 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0.05$)	47
Tableau 3.4 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$)	48
Tableau 3.5 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0$)	49
Tableau 3.6 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.05$)	49
Tableau 3.7 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$)	50

Introduction générale

Introduction générale

L'eau souterraine est la principale source d'eau potable pour environ la moitié de la population mondiale (WWAP 2015). La gestion de cette ressource vitale est basée sur des modèles mathématiques souvent sous forme d'équations aux dérivées partielles régissant l'écoulement. Ces équations contiennent un certain nombre de constantes, spatialement distribué dans le domaine d'écoulement, et qui ont une signification physique. Pour effectuer des simulations fiables, en utilisant des modèles mathématiques, il faut, tout d'abord, procéder au calage du modèle par une analyse inverse. Celle-ci consiste à déterminer les paramètres physiques inconnus du modèle mathématique en ajustant les états calculés (charges hydrauliques calculées) aux états observés (charges hydrauliques observées). Un problème inverse est souvent présenté sous forme d'un problème d'optimisation, dont l'écart entre les variables d'états calculées via le modèle mathématique et les variables d'états observées doit être minimisé. La technique d'optimisation la plus ancienne est l'essai et erreur, qui est à écarter car elle est subjective, lente et limitée à des cas simples. Par ailleurs, plusieurs techniques d'optimisation existent, et peuvent être classées en deux catégories: méthodes de gradient (déterministes) et méthodes sans gradient (stochastiques). Les méthodes de gradient exigent le calcul des dérivées de la fonction objectif par rapport aux différents paramètres. En raison de l'aspect hautement non linéaire et non convexe des problèmes rencontrés en hydraulique, ces méthodes peuvent converger uniquement vers un optimum local ou peuvent diverger lorsque les estimations initiales sont mal conçues. Les méthodes sans gradient ne nécessitent aucune information relative aux dérivées, seule l'évaluation de la fonction objectif est nécessaire ce qui représente un atout majeur pour ce type de méthodes. Parmi les méthodes sans gradient, il y a celles issues de l'intelligence artificielle. L'intelligence artificielle est un ensemble de techniques et d'approches informatiques inspirées de la nature qui traitent des problèmes complexes auxquelles les méthodes et les approches traditionnelles sont inefficaces ou irréalisables. Les techniques de l'intelligence artificielle permettent de trouver rapidement des solutions approximatives à des problèmes complexes. Les méthodes et techniques de l'intelligence artificielle, tels que les algorithmes métaheuristiques ont rapidement évolué au cours des dernières décennies et ont déjà été appliquées dans divers domaines y compris l'hydraulique.

L'objectif de ce travail est double à savoir.

1. Construire un cadre générale d'identification des paramètres physiques spatialement distribués en l'occurrence les conductivités hydrauliques en couplant des techniques d'optimisation à un modèle aux éléments finis ;
2. Évaluer les performances d'une nouvelle métaheuristique hybride nommée CSARao-1 qui a déjà prouvée son efficacité dans l'analyse des données transitoires issues des essais de pompage.

La présent mémoire comporte trois chapitres :

- Le premier chapitre présente brièvement quelques notions théoriques sur les écoulements dans les milieux poreux
- Le deuxième chapitre est dédié aux métaheuristicues utilisées dans ce travail;
- Le troisième chapitre est consacré aux couplages des métaheuristicues avec des modèles aux éléments finis, et cela afin d'identifier les conductivités hydrauliques d'un aquifère hypothétique à nappe captive.

Chapitre 1: Écoulements en milieux poreux.

1.1 Introduction :

Ce chapitre vise à introduire quelques notions essentielles qui seront importantes pour la suite de cette étude.

Les eaux souterraines sont une source d'eau potable importante, c'est l'eau qui sature le milieu poreux. Les milieux poreux désignent des matériaux pour lesquels la phase solide est fortement imbriquée avec la phase fluide. Il existe de nombreux matériaux naturels dans cette catégorie : les sols, les couches sédimentaires et les roches. Les formations géologiques sont classées comme aquifère, aquitard ou aquiclude en fonction de leur capacité à transmettre ou à stocker l'eau souterraine comme suit (Sathe, S et al 2019):

❖ **Aquifère :**

Une unité géologique perméable saturée qui peut transmettre des quantités importantes d'eau sous des gradients hydrauliques ordinaires (sables, sédiments, etc.)

❖ **Aquitard :**

Une formation imperméable ou semi-perméable qui participe au drainage vertical des formations encaissantes supposées plus perméables. (argiles et de limons).

❖ **Aquiclude :**

Unité géologique saturée incapable de transmettre des quantités importantes d'eau sous des gradients hydrauliques ordinaires (argiles consolidées de très faible perméabilité)

1.2. Classification d'aquifères

Les eaux souterraines regroupent l'ensemble des réserves d'eau qui se trouvent dans le sous-sol. L'eau est stockée dans des zones appelées aquifères, composées de roches poreuses et/ou fissurées. L'eau peut s'accumuler dans ces espaces vides pour former des nappes, Pour sa on distingue trois types :

- aquifère à nappe libre ;
- aquifère à nappe captive ;
- aquifère à nappe semi-captive ;

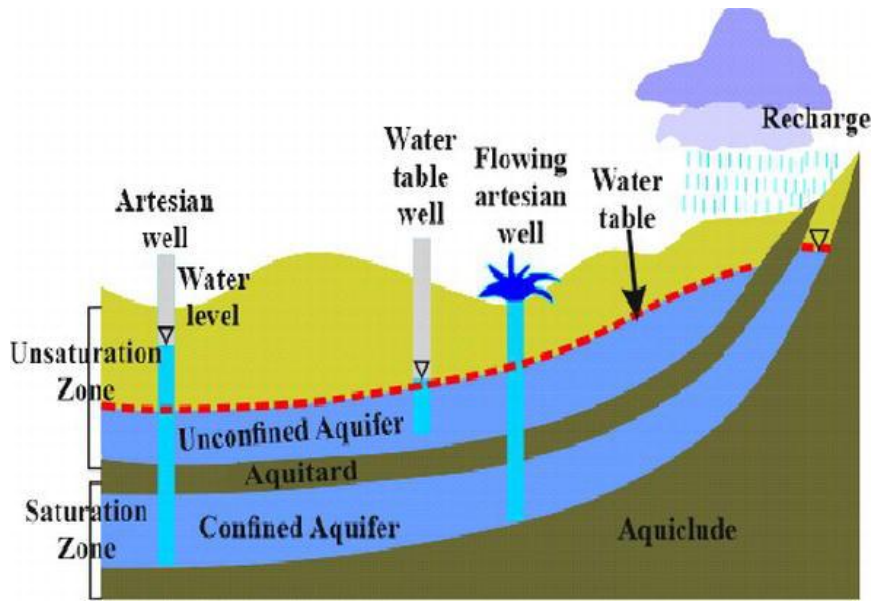


Figure 1.1 : La distribution des eaux souterraines (Naseem et al. 2020).

1.2.1. Aquifère à surface libre

Cas représenté sur la Figure 1.2. Il s'agit de la configuration la plus courante en nappe superficielle. La formation aquifère n'est pas saturée sur toute son épaisseur. Il existe entre la surface de la nappe et la surface du sol une zone de terrain non saturé contenant de l'air. Le niveau supérieur de la nappe est appelé niveau piézométrique, il se trouve toujours sous le niveau du sol

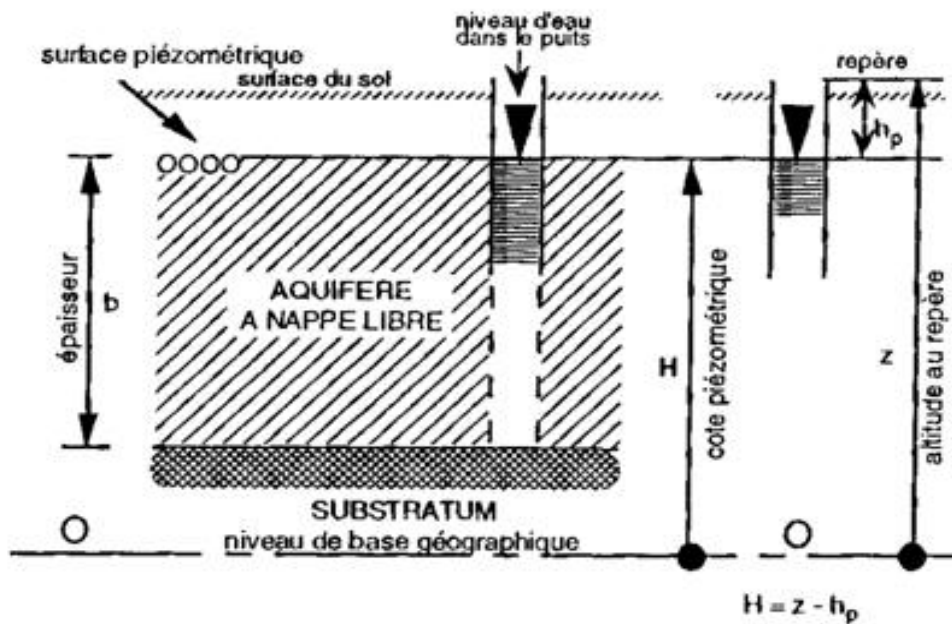


Figure 1.2: Aquifère à surface libre. (Bodelle J et al 1980).

1.2.2. Aquifère à nappe captive

Un aquifère à nappe captive (Figure 1.3) est une couche de sol entièrement saturée dont les limites supérieures et inférieures sont imperméables. Dans une nappe captive, l'eau est sous pression. La surface imaginaire de l'aquifère à nappe captive est appelée surface piézométrique, cette surface imaginaire se trouve au-dessus de la limite supérieure de l'aquifère captif et peut être localisée en fonction des mesures de la charge hydraulique dans les puits d'observation. Si le niveau d'eau remonte jusqu'à la surface du sol (niveau piézométrique au-dessus de la surface du sol) on l'appellera nappe artésienne.

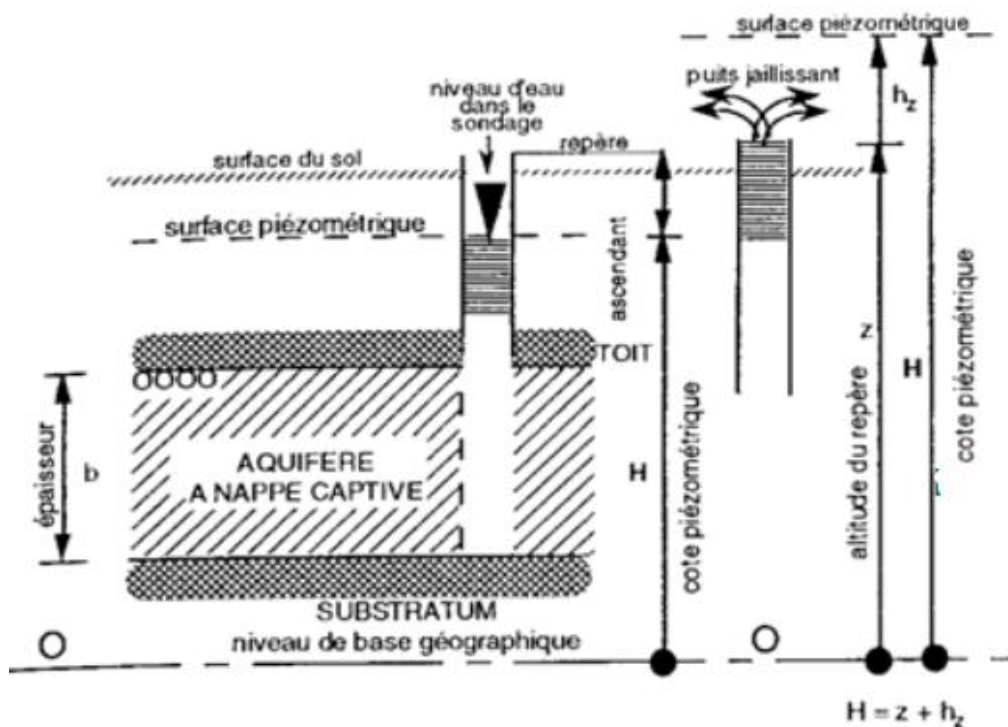


Figure 1.3: Aquifère à nappe captive. (Bodelle J et al 1980).

1.2.3. Aquifère à nappe semi-captive ou à drainage

Un aquifère à nappe semi-captive (Figure 1.4) est caractérisé par des couches de confinements (Aquitards) suffisamment perméables pour permettre un écoulement vertical (fuite) depuis les aquifères adjacents. Le débit de fuite est proportionnel au gradient hydraulique entre l'aquifère semi-captive et l'aquifère adjacent.

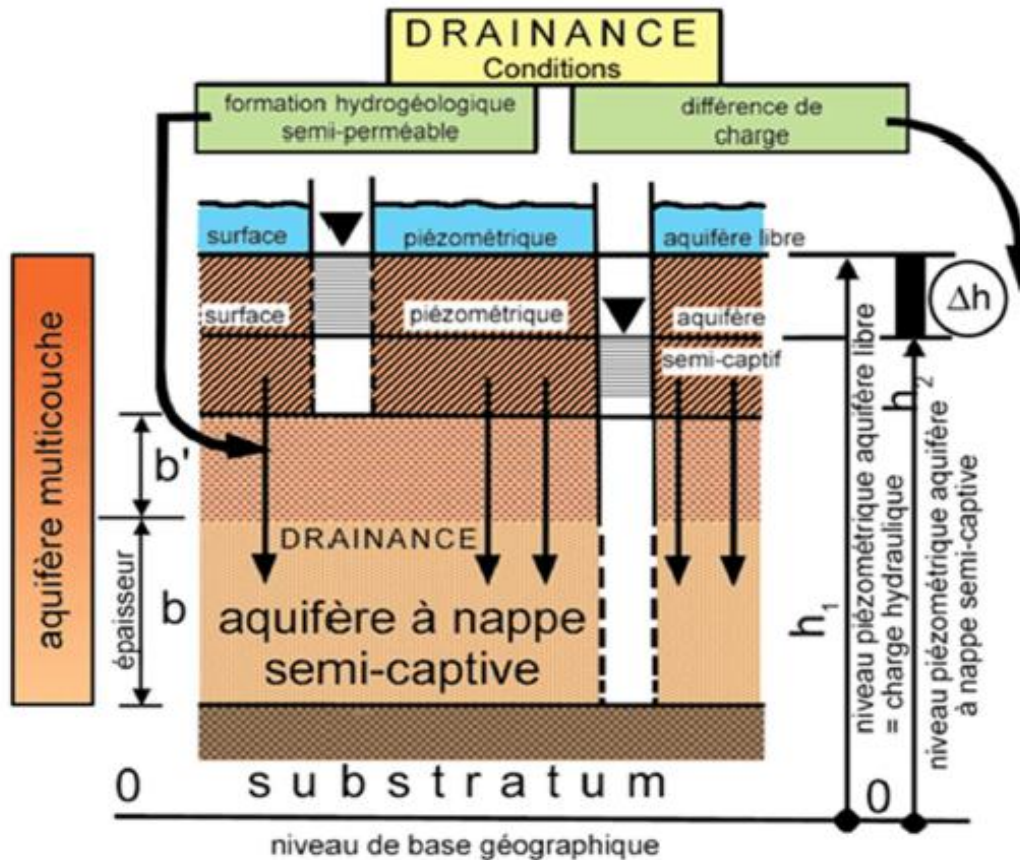


Figure 1.4: Aquifère à nappe semi-captive. (Castany 1982).

1.3. Caractéristiques de l'aquifère

La charge hydraulique, le rabattement, la porosité, la conductivité hydraulique (perméabilité), la transmissivité et la capacité de stockage sont les principales grandeurs hydrogéologiques utilisées pour caractériser les aquifères. Ces quantités sont utilisées pour presque tous les problèmes d'aquifères (Batu 1998).

1.3.1. Charge hydraulique

La charge hydraulique est un indicateur de l'énergie totale disponible pour déplacer l'eau souterraine à travers un aquifère. La charge hydraulique est mesurée par la hauteur à laquelle une colonne d'eau se tiendra au-dessus d'une élévation de référence, telle que le niveau moyen de la mer. Une mesure du niveau d'eau effectuée dans des conditions statiques (sans pompage) est une mesure de la charge hydraulique dans (figure 1.5). Étant donné que la charge hydraulique représente l'énergie de l'eau, l'eau souterraine s'écoule depuis l'endroit où les charges hydrauliques sont fortes vers les endroits de faibles charges hydrauliques.

$$h = h_p + h_z \quad (1.1)$$

h : est la charge hydraulique,

h_p : est la charge de pression.

h_z : est la charge d'élévation.

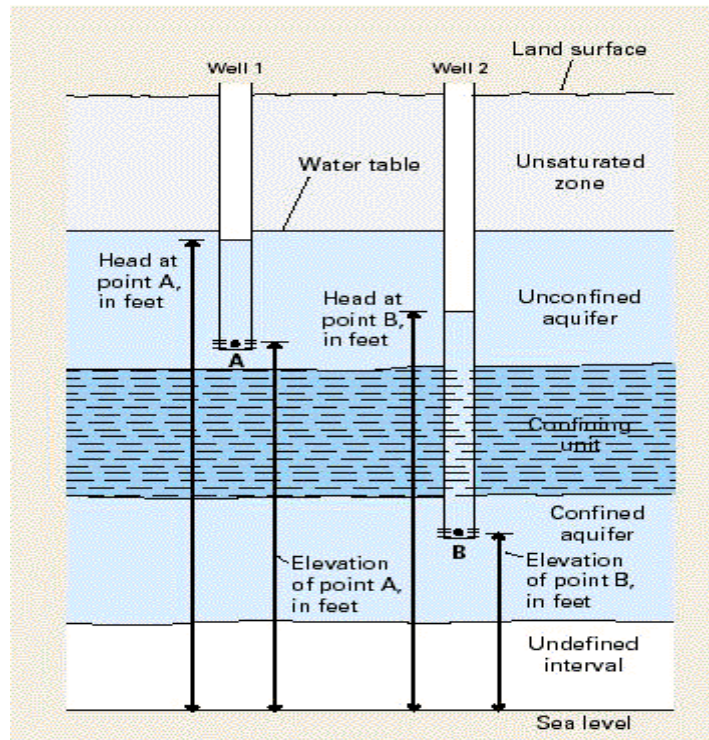


Figure 1.5 : Croquis montrant la relation entre les charges hydrauliques et les niveaux d'eau dans deux puits d'observation. (Taylor et al 2001).

Dans la figure 1.5, le puits 1 (well 1) est implanté dans un aquifère libre et le puits 2 (well) est implanté dans un aquifère captif. Les charges hydrauliques de chacun de ces deux aquifères sont déterminées par l'élévation du niveau d'eau dans le puits par rapport à une référence verticale, en l'occurrence le niveau de la mer.

1.3.2. Rabattement

Un rabattement peut survenir lors du pompage des eaux d'une nappe phréatique. On parle de cône de rabattement (Figure 1.6) pour désigner l'abaissement du niveau d'eau de la nappe autour du point de pompage. (Bouchard 1985).

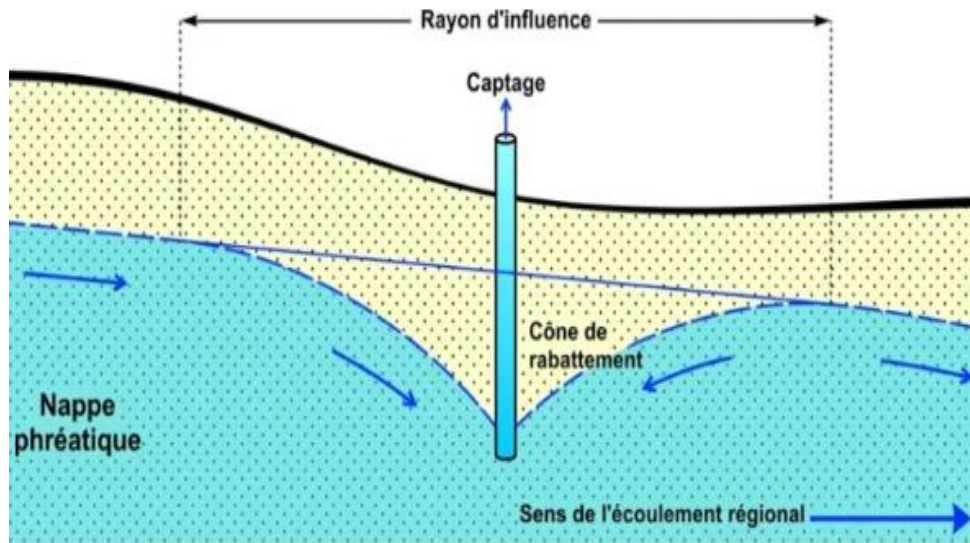


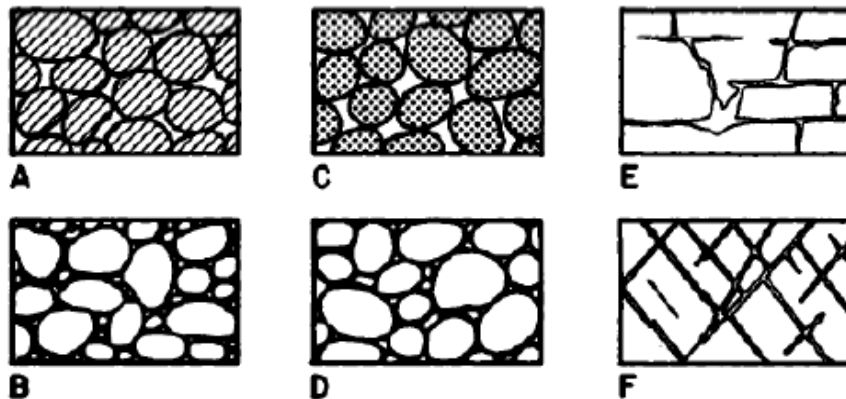
Figure 1.6 : le rabattement (Bussi re et al, 2007).

1.3.3. La porosité

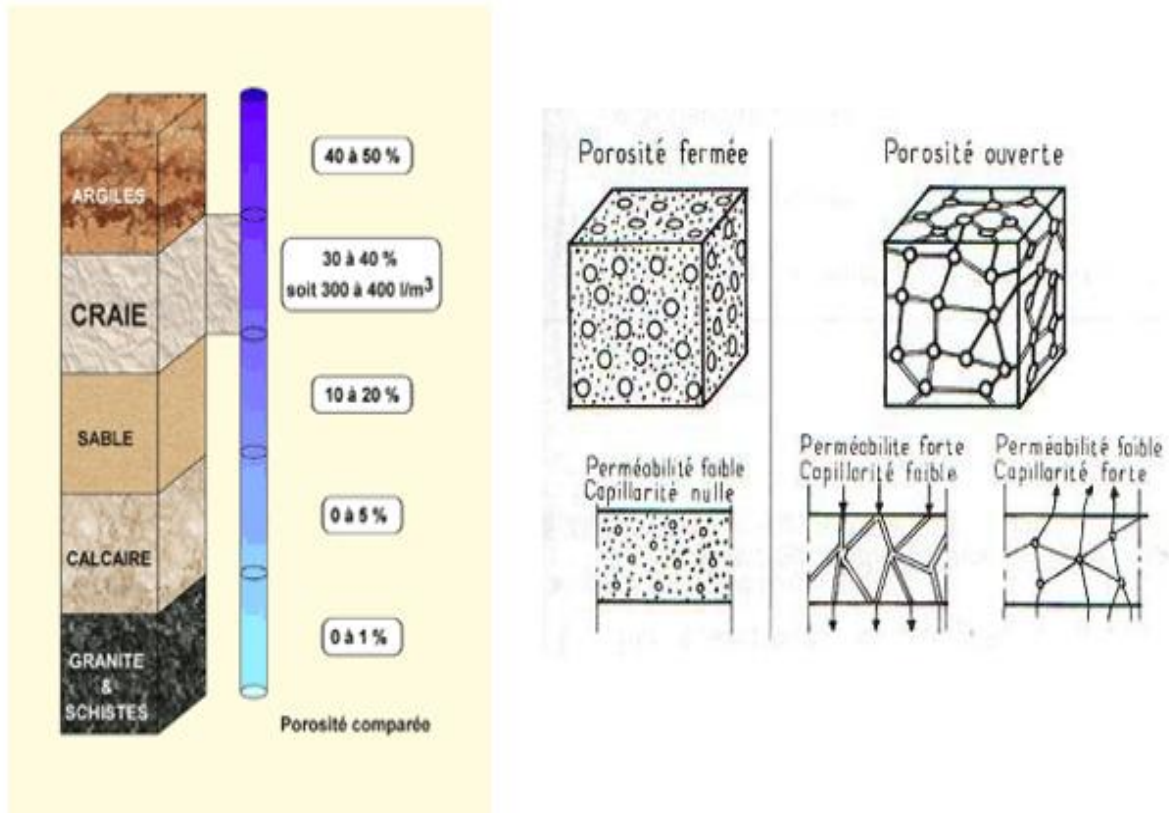
La porosité (n), ou porosité volumétrique est considérée comme une propriété macroscopique du milieu poreux, c'est le rapport du volume de l'espace vide (u_v) au volume apparent (u_b) d'un milieu poreux.

$$n = \frac{u_v}{u_b} \quad (1.2)$$

Si l'on considère que tout l'espace poreux d'un milieu rempli d'eau n'est pas ouvert à l'écoulement d'eau, alors la porosité effective est définie comme la portion d'espace poreux dans un matériau poreux saturé dans lequel l'écoulement d'eau se produit. En d'autres termes, c'est le volume des vides interconnectés d'un échantillon qui contribue à l'écoulement du fluide (Bear 1972).



Figures 1.7: Schéma montrant plusieurs types d'interstices (Bear 1972).



Figures 1.8 : Porosité des roches (Fichant et al 1999).

1.3.4. La conductivité hydraulique

La conductivité hydraulique d'un sol est la propriété physique fondamentale nécessaire lors du design d'un système de drainage souterrain. Elle n'est nul autre que le coefficient de proportionnalité de la loi de Darcy reliant le flux d'écoulement au gradient hydraulique. Elle est le résultat des forces de frottement de l'eau dans les pores du sol, forces résistant à l'écoulement. La conductivité hydraulique est, d'une part, proportionnelle à la perméabilité intrinsèque k' du sol qui est elle-même fonction de la porosité du sol et d'autre part, inversement proportionnelle à la viscosité dynamique du fluide (l'eau). La conductivité hydraulique k se définit (Bear 1972):

$$k = k' \frac{\rho_e}{\eta_e} \quad (1.3)$$

k = conductivité hydraulique (m/s)

k' = perméabilité intrinsèque du sol (m^2)

g = accélération gravitationnelle (m/s^2)

ρ_e = masse volumique de l'eau (kg/m^3)

η_e = viscosité dynamique de l'eau ($\text{Pa} \cdot \text{s}$)

1.3.5. La capacité de stockage

La capacité de stockage (S) est une mesure sans dimension du volume d'eau qui sera évacuée d'un aquifère par unité de surface de l'aquifère et par unité de réduction de la charge hydraulique. Pour un aquifère confiné, la capacité de stockage résulte uniquement des compressibilités de la roche et du fluide.

1.3.6. Homogénéité ou hétérogénéité

Les formations homogènes sont celles dans lesquelles la conductivité hydraulique k est indépendante de la position. Si la conductivité hydraulique dépend de la position au sein d'une formation géologique, la formation est hétérogène. Il existe probablement autant de types de configurations hétérogènes que de milieux géologiques (Figure 1.9)

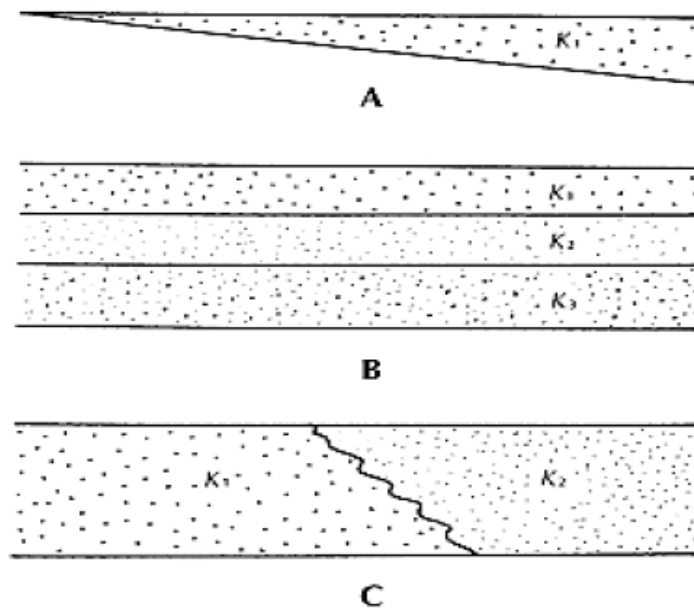


Figure 1.9 : Hétérogénéité des formations géologiques (Fetter 2018).

1.3.7. Isotropie et anisotropie

Une formation est dite isotrope si la conductivité hydraulique k est indépendante de la direction de mesure. Si la conductivité hydraulique varie avec la direction de mesure en un point d'une formation géologique, la formation est anisotrope en ce point (Figures 1.10 et 1.11). La principale cause d'anisotropie à petite échelle est l'orientation des minéraux dans les roches sédimentaires et les sédiments non consolidés.

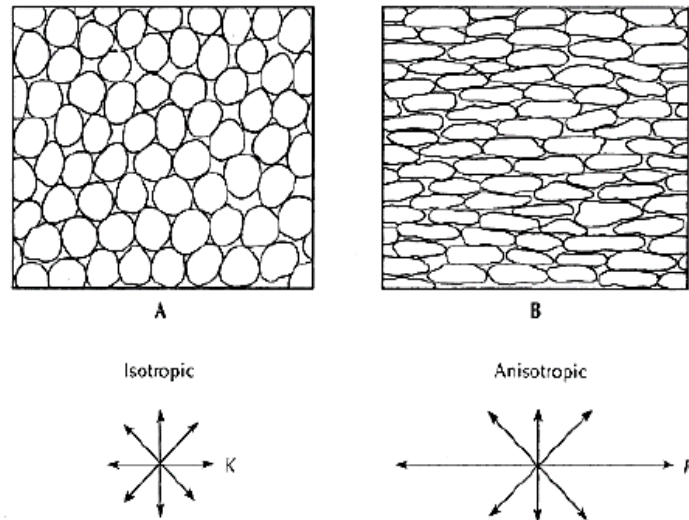


Figure 1.10 : La forme et l'orientation des grains peuvent affecter l'isotropie ou l'anisotropie d'un sédiment. (Bertrand 2014).

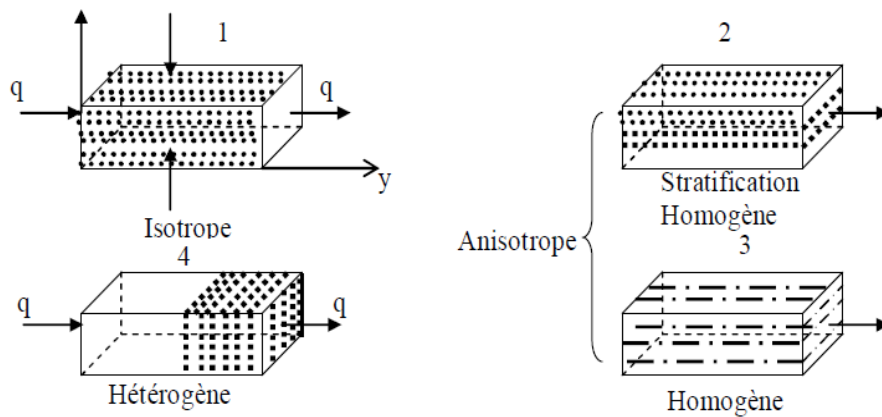


Figure 1.11 : caractéristique physique d'un milieu poreux. (Rakoto et al 2017).

1.4. Équations d'écoulements à travers un milieu poreux

1.4.1. Loi de Darcy :

L'étude de l'écoulement de l'eau dans le milieu poreux a été traitée par la loi de Darcy, en 1856 Henri Darcy a publié une expérience de transfert d'eau à travers un milieu poreux dans un livre intitulé « Les fontaines publiques de la ville de Dijon ». Le débit d'eau Q en m^3/s , filtrant dans une colonne de sable de longueur (Δl) en m, à travers la section (A) en m^2 est fonction d'un coefficient de proportionnalité (k en m/s). Le terme k , appelé coefficient de perméabilité (conductivité hydraulique) a la dimension d'une vitesse (m/s). Il matérialise la fonction circulation de l'eau souterraine.

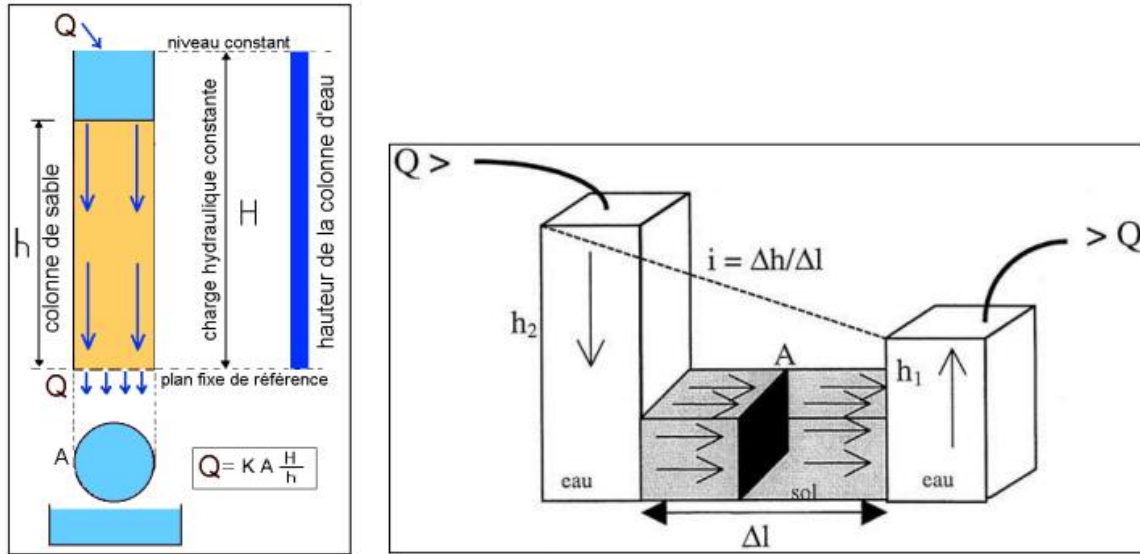


Figure 1.12 : Dispositif expérimental pour la loi de Darcy (Amirat 1991).

$$Q = k.A.i \quad (1.4)$$

Avec $i = \Delta h/l$ est le gradient hydraulique.

La quantité $k.i$ représente la vitesse d'écoulement. En trois dimensions, le vecteur de vitesses s'écrit :

$$\vec{V} = u\vec{i} + v\vec{j} + w\vec{k} \quad (1.5)$$

Avec u , v et w sont les composantes du vecteur de vitesse. En trois dimensions, ces vecteurs de vitesses peuvent être écrits sous la forme suivante :

$$u = -k_x \frac{\partial h}{\partial x} \quad (1.6, a)$$

$$v = -k_y \frac{\partial h}{\partial y} \quad (1.6, b)$$

$$w = -k_z \frac{\partial h}{\partial z} \quad (1.6, c)$$

Avec k_x , k_y et k_z sont les éléments diagonaux du tenseur de perméabilité (conductivité hydraulique).

1.4.2. Équation de continuité

En mécanique des fluides, l'équation de continuité traduit le principe de conservation de la masse. Soit un élément de fluide (Figure 1.13) de volume $dV = dxdydz$, sa masse.

$dm = \rho dxdydz$ Pendant un temps dt , la variation de cette masse s'écrit :

$$dm = \frac{\partial m}{\partial t} dt = \frac{\partial \rho}{\partial t} dxdydzdt \quad (1.7)$$

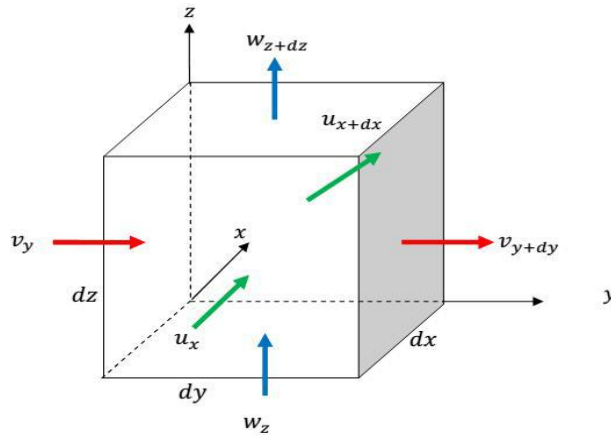


Figure 1.13 : Volume élémentaire de contrôle.

Avec u , v et w sont les composantes du vecteur de vitesse.

La variation de masse durant un temps élémentaire " dt " de l'élément de volume de fluide égale à la somme des masses de fluide entrant diminuée de celles de fluide sortant. dm doit être égale à la somme des masses de fluide qui entrent et sortent des 6 faces de l'élément dV .

Suivant l'axe y :

Entrée:

$$\rho \cdot v \, dxdzdt \quad (1.8)$$

Sortie :

$$\rho v dxdzdt + \frac{\partial(\rho v)}{\partial y} dydxdzdt. \quad (1.9)$$

$$\Delta m_y = -\frac{\partial(\rho v)}{\partial y} dxdydzdt \quad (1.10)$$

Suivant l'axe x :

Entrée :

$$\rho u dydzdt \quad (1.11)$$

Sortie :

$$\rho u dy dz dt + \frac{\partial(\rho u)}{\partial y} dx dy dz dt. \quad (1.12)$$

$$\Delta m_x = -\frac{\partial(\rho u)}{\partial x} dx dy dz dt \quad (1.13)$$

La même chose suivant l'axe z:

$$\Delta m_z = -\frac{\partial(\rho w)}{\partial z} dx dy dz dt \quad (1.14)$$

On a:

$$dm = \sum_{x,y,z} \Delta m \quad (1.15)$$

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = dt dx dy dz = -\left[\frac{\partial(\rho u)}{\partial x} + \frac{\partial(\rho v)}{\partial y} + \frac{\partial(\rho w)}{\partial z} \right] dx dy dz dt \quad (1.16)$$

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = -\nabla(\rho \vec{V}) \quad (1.17)$$

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = -div(\rho \vec{V}) \quad (1.18)$$

L'équation (1.18) est l'équation de continuité. Pour un écoulement permanent $\frac{\partial(\cdot)}{\partial t} = 0$ (écoulement indépendant du temps), et pour un fluide incompressible ($\rho = \text{constant}$), l'équation de continuité en trois dimensions sera réduite à:

$$\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} = 0 \quad (1.19)$$

1.4.3. Équation de Laplace

La combinaison de l'équation de continuité et la loi de Darcy produit l'équation régissant l'écoulement des eaux souterraines. En insérant les composantes de vecteur de vitesses des équations 1.16,a ; 1.16, b et 1.16, c de la loi de Darcy dans l'équation de continuité on obtient:

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(-k_x \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(-k_y \frac{\partial h}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(-k_z \frac{\partial h}{\partial z} \right) = 0 \quad (1.20)$$

Lorsque le milieu est isotrope, le coefficient de perméabilité k est le même dans toutes les directions, par conséquent Eq (1.20) s'écrit :

$$\frac{\partial^2 h}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 h}{\partial^2 y} + \frac{\partial^2 h}{\partial^2 z} = \nabla^2 h = 0 \quad (1.21)$$

Cette dernière équation est connue sous le nom d'équation de Laplace avec ∇^2 est appelée l'opérateur laplacien (Bear 1972). C'est une équation aux dérivées partielles elliptique, et elle qui régit l'écoulement incompressible permanent des eaux souterraines.

1.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté brièvement quelques fondements théoriques essentiels qui sont pertinents pour l'analyse des écoulements souterrains incompressibles en régime permanent dans les aquifères captifs.

Chapitre 2: Optimisation et algorithmes métaheuristiques

2.1 Introduction

Au cours des trois dernières décennies, le domaine de l'ingénierie des ressources en eau a connu une augmentation considérable du développement et de l'utilisation d'algorithmes métaheuristiques tels que les algorithmes évolutionnaires (EA) et les algorithmes d'intelligence en essaim (SI) pour résoudre de divers types de problèmes d'optimisation. La conception et l'exploitation efficaces des systèmes de ressources en eau est une tâche difficile et nécessite des solutions par le biais de l'optimisation. En outre, les problèmes réels de gestion des ressources en eau peuvent impliquer plusieurs complexités telles que des fonctions non convexes, non linéaires et discontinues, des variables discrètes, un grand nombre de contraintes d'égalité et d'inégalité. La fonction objectif n'est pas connue analytiquement et les méthodes conventionnelles peuvent avoir des difficultés à trouver des solutions optimales. Ce type de problèmes a conduit au développement de divers types d'algorithmes heuristiques et métaheuristiques, qui se sont révélés être des outils flexibles et potentiels pour résoudre plusieurs problèmes complexes de ressources en eau. (Janga Reddy et al. 2020).

Dans ces cas, des méthodes d'optimisation efficaces sont nécessaires. Les algorithmes métaheuristiques ont montré des performances prometteuses pour résoudre la plupart des problèmes d'optimisation du monde réel qui sont extrêmement non linéaires et multimodaux. Tous les algorithmes métaheuristiques utilisent un certain compromis entre l'exploration (diversification ou randomisation) et l'exploitation (recherche locale). Ces algorithmes peuvent trouver de bonnes solutions pour des problèmes d'optimisation difficiles, mais il n'y a aucune garantie que des solutions optimales puissent être atteintes.

2.2. Méthodes d'optimisation

L'optimisation pourrait être définie comme le processus de recherche de la meilleure solution admissible à un problème donné, c'est une opération d'amélioration et de perfectionnement qui généralement, nécessite une puissance de calcul importante. Avec l'avènement de l'ordinateur, l'optimisation est aujourd'hui devenue une pratique très répandue dans tous les domaines de la science y compris l'hydraulique. Les problèmes d'hydrauliques souvent écrits sous forme d'équations aux dérivés partielles (EDPs) ou modèles conceptuels, peuvent être reformulés comme étant des problèmes à optimiser, appelés aussi problèmes inverses. La résolution d'un problème inverse, consiste à observer les solutions disponibles, et essayer de déterminer les valeurs des paramètres du modèle régissant le phénomène considéré en se basant sur l'observation; autrement dit, c'est une opération de calage ou de calibration.

Un problème d'optimisation sans contraintes est souvent représenté comme suit:

$$f(x), x_{i,min} < x_i < x_{i,max}, i = 1, 2, \dots, N_{par} \quad (2.1)$$

Avec $f(x)$ est la fonction objectif à minimiser (Figure. 2.1(a) et Figure. 2.1(b)),

N_{par} est le nombre de paramètres à identifier, et $x = [x_1, x_2, \dots, x_{N_{par}}]^T$ est le vecteur de dimension N_{par} .

Les valeurs des paramètres x_i sont situées dans l'espace de recherche, limité par les bornes inférieures $x_{i,min}$ et supérieures $x_{i,max}$ (Figure. 2.1(b)).

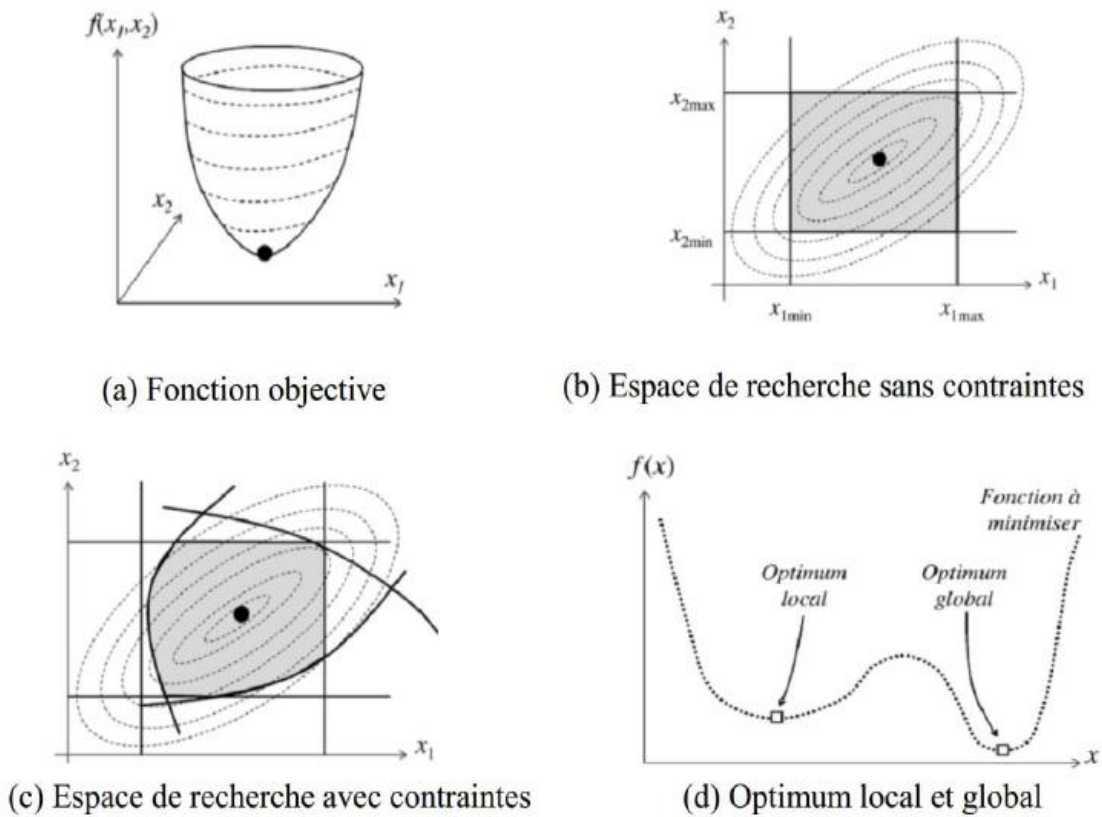


Figure 2.1: Schématisation des problèmes d'optimisation (Craveur et al. 2014).

Les méthodes d'optimisation peuvent être classées en deux grandes familles: les méthodes exactes et les méthodes approchées. La figure 2.2 illustre la taxonomie des méthodes de résolution des problèmes d'optimisation.

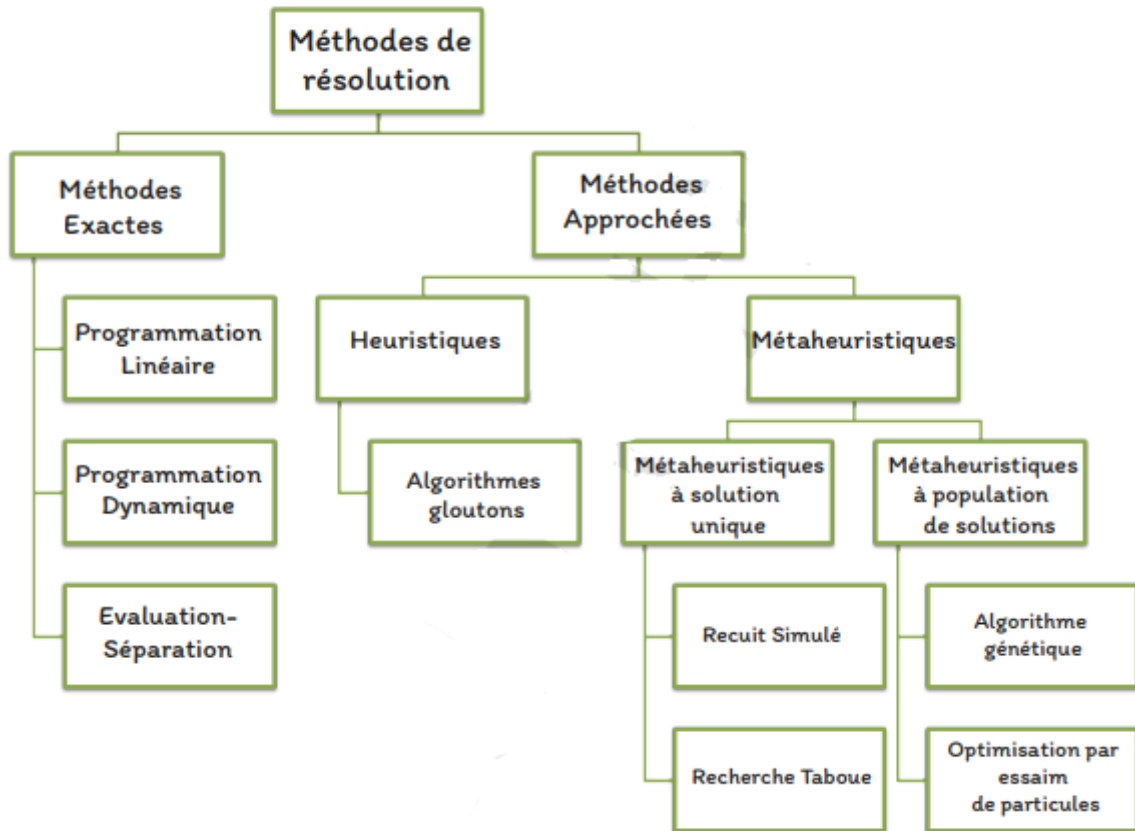


Figure 2.2 : Taxonomie des méthodes de résolution de problème d'optimisation.

Si on essaie de classer les problèmes d'optimisation selon le nombre d'objectifs, alors il y a deux catégories : mono-objectif et multi-objectif. L'optimisation multi-objectifs est également appelée optimisation multicritères ou encore multi-attributs dans la littérature. Dans les problèmes du monde réel, la plupart des tâches d'optimisation sont multi-objectifs (Fong et al 2014)

Le tableau 2.1 : résume la classification des problèmes d'optimisation en fonction d'autres options.

Tableau 2.1 : Classification des problèmes d'optimisation

Optimisation	Objectif	<ul style="list-style-type: none"> • Mono-objectif • Multiobjectif
	Contraintes	<ul style="list-style-type: none"> • Avec contraintes • Sans contraintes
	Forme (allure) de $f(x)$	<ul style="list-style-type: none"> • Unimodale (convexe) • Multimodale
	Comportement	<ul style="list-style-type: none"> • Linéaire • Non linéaire
	Paramètres/Réponses	<ul style="list-style-type: none"> • Discrètes • Continues
	Techniques	<ul style="list-style-type: none"> • Déterministes • Stochastiques

Un processus d'optimisation combine souvent une technique d'optimisation avec un modèle de simulation numérique (Figure 2.3). La technique d'optimisation génère le vecteur de paramètre x , et l'injecte dans le modèle de simulation de manière itérative afin de minimiser une fonction objectif donnée. C'est une opération qui transfère les informations des variables d'état observées aux paramètres estimés. La fonction objectif représente les différences entre les variables d'état calculées par le modèle de simulation et celles observées. Elle est exprimée en fonction des paramètres à identifier. La fonction objectif peut prendre plusieurs formes selon la nature du problème traité, comme la somme des erreurs quadratiques (SSE).

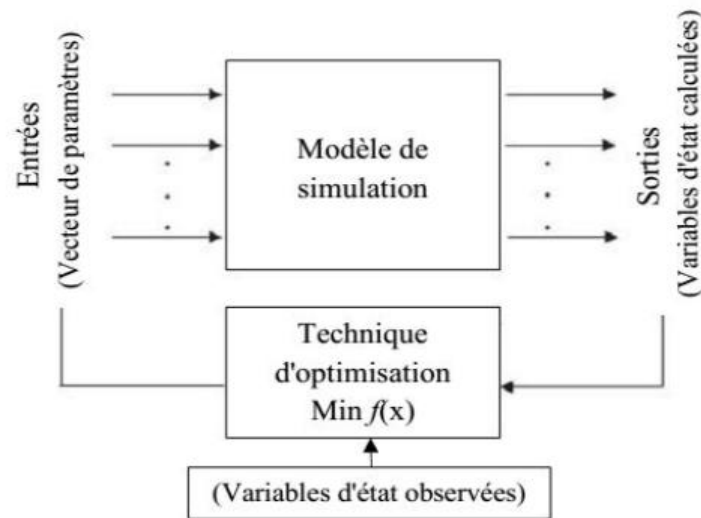


Figure 2.3: Processus d'optimisation (Tadj 2019).

$$f(x) = \text{SSE} = \sum_{i=1}^N (y_i^o - y_i^c)^2 \quad (2.2)$$

Avec N le nombre de points observés, y_i^o sont les variables observées et y_i^c sont les variables calculées par le modèle de simulation. Selon la complexité du problème inverse et la disponibilité des données, le problème du processus d'optimisation peut être simple, peu difficile, moyennement difficile ou très difficile (Sun et Sun 2015). Il n'y a pas de règle générale qui dicte la quantité de données (variables observées) requises pour le processus d'identification des paramètres, mais plus le modèle est complexe, plus il faut de données.

La technique d'optimisation la plus ancienne, encore en usage, est celle par tâtonnements, c'est une technique manuelle et subjective basée sur des tâtonnements guidés par l'expérience de l'opérateur, elle est très lente et manque de précision, par conséquent divers algorithmes d'optimisation ont été créés, et le choix de celui qui convient à un problème donné reste un

domaine de recherche très actif. Comme l'indique le théorème "no-free lunch" (Wolpert et Macready 1997), aucune technique d'optimisation n'est supérieure à toutes les autres pour tous les problèmes, il n'existe pas un algorithme d'optimisation universel. Pour différents types de problèmes d'optimisation, nous devons fréquemment utiliser différentes techniques d'optimisation, car certains algorithmes sont plus adaptés à certains types d'optimisations que d'autres. Dans une démarche d'optimisation, l'idéal est de trouver des solutions précises dans un délai de calcul court.

2.2.1 Algorithmes déterministes

Les algorithmes déterministes d'optimisation (eg., gradient de descente, Gauss-Newton, Levenberg-Marquardt, ..etc) commencent leur recherche à partir des valeurs initiales fixées au préalable. Comme leur nom l'indique, ces techniques suivent le même chemin de recherche, c'est à dire à partir des mêmes valeurs de départ on aura toujours les mêmes solutions. Prenons par exemple l'algorithme de gradient descendant ou ascendant. C'est un algorithme à base de gradient, appelé aussi algorithme de la plus forte pente. L'idée de cet algorithme est simple, et se résume dans les étapes suivantes (Kruse et al 2016):

1. L'algorithme commence à un point choisi au hasard :

$$x^0 = (x_1^0, \dots, x_{npar}^0)$$

2. Calcul de gradient au point actuel

$$\nabla_x f(x^k) = \left(\frac{\partial}{\partial x_1} f(x^k), \dots, \frac{\partial}{\partial x_{Npar}} f(x^k) \right) \quad (2.3)$$

3. Calcul du prochain position

$$x^{(k+1)} = x^k + \eta \nabla_x f(x^k) \quad (2.4)$$

Avec η : pas de discrétisation.

4. Répéter les étapes 2 et 3 pour se déplacer dans l'espace de recherche dans (ou contre) la direction de la pente la plus forte de la fonction objectif, jusqu'à atteindre un optimum;
5. Condition d'arrêt: l'algorithme s'arrête lorsqu'un nombre maximum d'itérations est atteint, ou la valeur du gradient devient inférieure à un certain seuil.

Comme indique la figure 2.4 ci-dessous, l'efficacité de cet algorithme déterministe à base de gradient dépend des paramètres de l'estimé initial x^0 et du pas de discrétisation η .

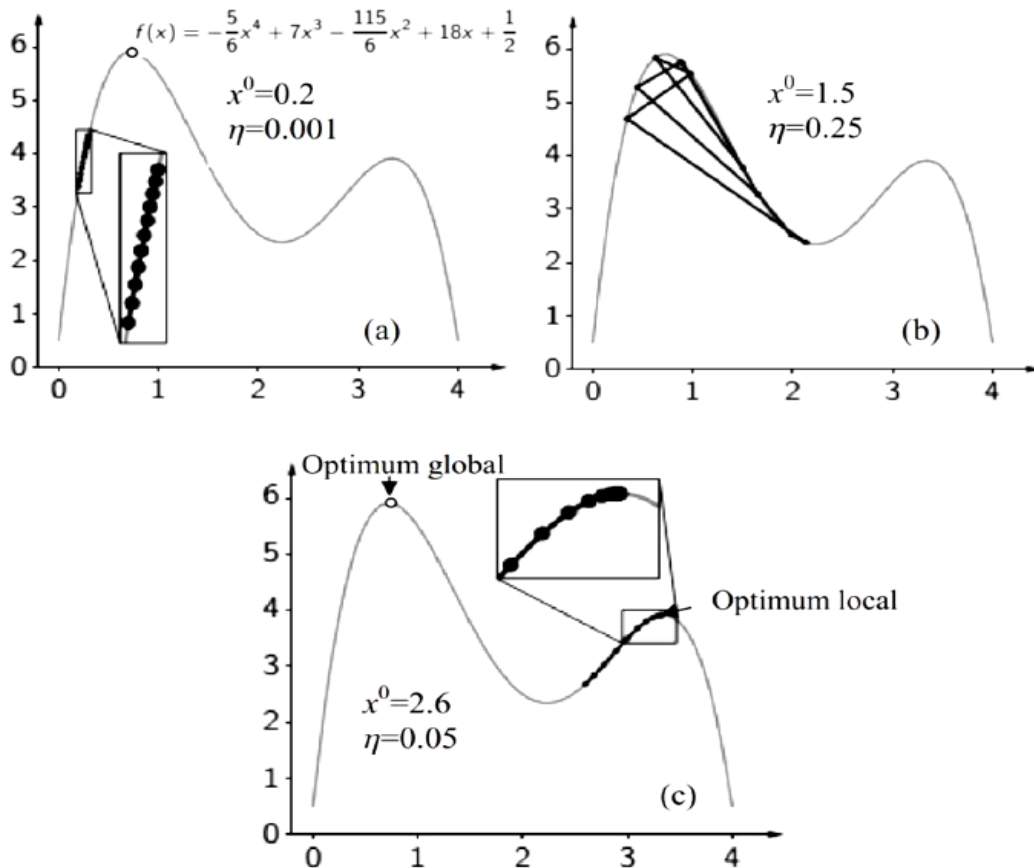


Figure 2.4: Maximisation d'une fonction $f(x)$ par l'algorithme du gradient ascendant.

Pour une petite valeur de η (Figure.2.4(a)), la convergence de l'algorithme est très lente nécessitant un temps de calcul élevé. Lorsque la valeur η est élevée (Figure 2.4(b)), des oscillations sont observées, la solution saute dans les deux sens.

Lorsque l'estimation initiale $x(0)$ est éloignée de l'optimum global (Figure.2.4 (c)), dans ce cas la solution correspond donc à un optimum local.

De plus, les techniques déterministes sont basées sur le gradient, c'est-à-dire que l'évaluation des dérivées de la fonction objective par rapport aux différents paramètres est essentielle, ce qui ajoute une condition de dérivabilité à la fonction objectif. Ces techniques déterministes sont appropriées pour les problèmes convexes. Malheureusement, les problèmes hydrauliques ne présentent généralement pas cette propriété de convexité, cependant les solutions obtenues à l'aide de telles techniques peuvent être piégées dans l'optimal local. Parfois, l'utilisateur de ce type d'algorithmes est obligé de faire plusieurs exécutions avec des points de départ différents lorsque la fonction objectif a de nombreux optimaux locaux.

2.2.2. Algorithmes stochastiques

Les algorithmes stochastiques d'optimisation, forment un ensemble de méthodes d'intelligence artificielle pour résoudre des problèmes d'optimisation réputés difficiles. Ce sont des méthodes sans gradient qui nécessitent uniquement l'évaluation directe de la fonction objectif, ils ont un caractère aléatoire. Les algorithmes stochastiques sont appelés heuristiques ou métaheuristiques (Yang 2010).

2.2.2.1 Métaheuristiques

Les métaheuristiques sont des méthodes généralement inspirées de la nature, elles s'appliquent à plusieurs problèmes de nature différente. Pour cela on peut dire qu'elles sont des techniques d'optimisation de plus haut niveau. Leur but est d'atteindre un optimum global tout en échappant les optima locaux. Elles sont généralement basées sur le concept de population, c'est-à-dire qu'elles s'attaquent aux problèmes d'optimisation par une population de solutions potentielles.

Les algorithmes métaheuristiques sont classés en quatre catégories à savoir : algorithmes basés sur la physique, algorithmes d'intelligence en essaim, algorithmes évolutionnaires. Dans ce travail, on se limite à quelques algorithmes métaheuristiques.

a) Algorithmes évolutionnaire (EAs)

Il s'inspire de l'évolution naturelle et démarre son processus avec une population de solutions générée aléatoirement. Dans ce type d'algorithmes, les meilleures solutions sont réunies pour créer de nouveaux individus. Les nouveaux individus sont formés par sélection, croisement et mutation. L'algorithme le plus populaire dans cette catégorie est l'algorithme génétique (AG) qui est basé sur la technique d'évolution de Darwin. Il existe d'autres algorithmes tels que la stratégie d'évolution, la programmation génétique et l'évolution différentielle.

Les algorithmes génétiques s'inspirent de la théorie de l'évolution. C'est en 1975 que J. Holland et son équipe adaptaient, pour la première fois les algorithmes génétiques pour la résolution de problèmes d'optimisation. Ces algorithmes permettent de calculer une solution acceptable à un problème dont l'espace de solutions est trop grand pour être parcouru dans un temps raisonnable. Les algorithmes génétiques sont basés sur trois éléments principaux : la sélection, le croisement et la mutation. Dans la littérature on parle alors d'opérateurs de reproduction.

Un algorithme génétique est basé sur:

1. La genèse : l'initialisation aléatoire d'individus pour la population de la première génération
2. La reproduction : l'évolution des individus de la génération courante vers la suivante à travers :
 - (a) la sélection des individus reproducteurs ;
 - (b) le croisement génétique de ces individus pour la création de nouveaux individus ;
 - (c) la mutation de certains individus pour la préservation de diversité ;
 - (d) l'évaluation des individus par le calcul de leur fitness.

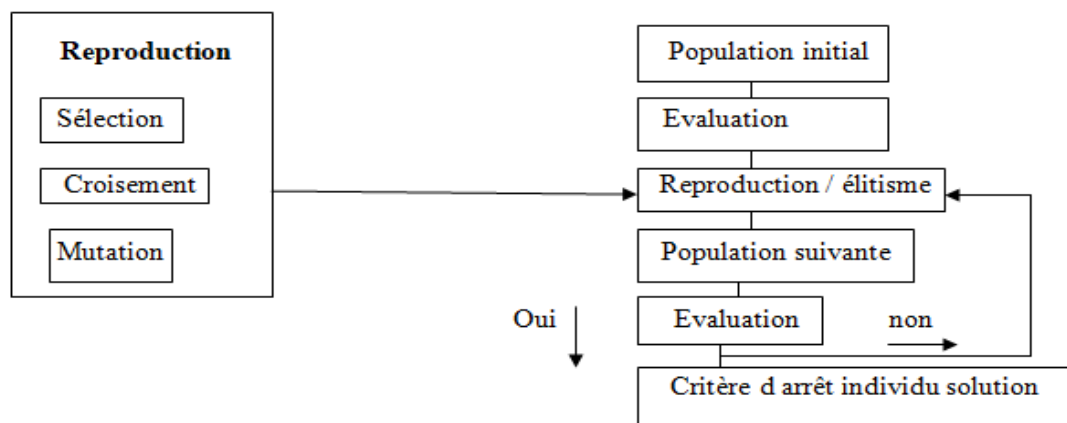


Figure 2.5 Schémas du principe des algorithmes génétiques (Saadi 2019).

b) Intelligence en essaim (SI)

L'autre classe de techniques méta-heuristiques qui gagnent en popularité ces derniers temps pour l'optimisation des ressources en eau sont les techniques. Intelligence en essaim s'inspire du comportement des essaims dans la nature, comme les poissons ou les oiseaux. C'est un concept assez général selon lequel plusieurs individus interagissent et échangent des informations en suivant des règles simples. Les essaims utilisent efficacement leur environnement et leurs ressources grâce à l'intelligence collective du groupe. La principale caractéristique d'un système d'essaim est l'auto-organisation, qui aide à faire évoluer la réponse au niveau global au moyen d'interactions au niveau local (Reddy 2009). Les méthodes SI sont également appelées algorithmes inspirés par le comportement.

Les principaux algorithmes qui relèvent des algorithmes SI comprennent l'optimisation des essaims de particules (PSO), la colonie d'abeilles artificielles (ABC), l'optimisation des colonies de fourmis (ACO), l'algorithme de recherche des corbeaux (CSA),...etc (Tableau 2.2).

Ce sont des procédures itératives basées sur la population. Le système est initialisé aléatoirement avec une population d'individus, ces individus sont ensuite manipulés et évolués au cours de nombreuses itérations en imitant le comportement social des insectes ou des animaux dans le but de trouver l'optimum global. (Mehnen, B et al. 2014)

Tableau 2.2 : Quelques algorithmes basés sur Intelligence d'essaim (Mehnen, B et al. 2014).

EVOA [67]	Egyptian vulture optimization algorithm	2013
CSO [68]	Chicken swarm optimization	2014
AMO [69]	Animal migration optimization	2014
GWO [22]	Grey wolf optimization	2014
SSO [70]	Shark smell optimization	2014
ALO [71]	Ant lion optimizer	2015
BSA [72]	Bird swarm algorithm	2015
VCS [73]	Virus Colony search	2015
AAA [74]	Artificial algae algorithm	2015
DA [75]	Dragonfly algorithm	2015
DSOA [76]	Dolphin swarm optimization algorithm	2016
CSA [77]	Crow search algorithm	2016
WOA [78]	Whale optimization algorithm	2016
MBF [79]	Mouth brooding fish algorithm	2017
ABO [80]	Artificial Butterfly Optimization	2017
SHO [81]	Selfish herd optimizer	2017
GOA [82]	Grasshopper optimization algorithm	2017
SSA [83]	Salp swarm algorithm	2017
SHO [84]	Spotted hyena optimizer	2017
EPO [85]	Emperor penguin optimizer	2018
SSA [86]	Squirrel search algorithm	2018
BOA [87]	Butterfly optimization algorithm	2019
EPC [88]	Emperor Penguins Colony	2019

b.1) Algorithme de recherche des corbeaux (CSA)

Les corbeaux sont considérés comme des oiseaux les plus intelligents. Ils contiennent le plus grand cerveau par rapport à la taille de leur corps. Sur la base d'un rapport entre le cerveau et corps, leur cerveau est légèrement inférieur à celui d'un cerveau humain. L'évidences de l'intelligence des corbeaux sont nombreuses. Ils ont démontré la conscience de soi dans les tests de miroir et ont la capacité à fabriquer des outils. Les corbeaux peuvent se souvenir des visages et s'avertir lorsqu'une inamicale approche. Les corbeaux sont réputés pour leur comportement voleur. Ils cachent leur excès de nourriture et mémorisent sa position pour une récupération ultérieure. Ils s'observent et se suivent également avec l'intention de trouver de

meilleures sources de nourriture. L'algorithme de recherche des corbeaux (CSA) (Askarzadeh 2016) est une nouvelle métaheuristique basée sur le comportement intelligent des corbeaux.

Comme les corbeaux font preuve de conscience, ils font parfois diversion lorsqu'ils retournent vers leur nourriture cachée pour la protéger contre le vol. L'analogie entre le CSA et les corbeaux dans la nature peut être résumée dans les points suivants :

- Les corbeaux vivent dans un essaim ;
- CSA considère la population de corbeaux comme des solutions candidates du problème d'optimisation à résoudre ;
- L'espace de recherche joue le rôle de l'environnement ;
- La valeur de la fonction objectif dicte la qualité des aliments.

Comme tout autre algorithme métaheuristique basé sur la population, CSA démarre le processus de recherche en générant une population initiale notée Crows (Eq. 2.5).

$$\text{Corbeaux} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,N_{par}} & x_{1,N_{par}+1} = f(x_{1,j}) \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,N_{par}} & x_{2,N_{par}+1} = f(x_{2,j}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N,1} & x_{N,2} & \cdots & x_{N,N_{par}} & x_{N,N_{par}+1} = f(x_{N,j}) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

N est la taille de la population, N_{par} est le nombre de paramètres optimisés. La dernière colonne ($N_{par} + 1$) est réservée à la valeur de la fonction objectif. $iter$ désigne l'itération courante. Une matrice supplémentaire notée Mémoire est nécessaire pour mémoriser la meilleure position de chaque corbeau (Eq. 2.6).

$$\text{Mémoire} = \begin{bmatrix} m_{1,1} & m_{1,2} & \cdots & m_{1,N_{par}} & m_{1,N_{par}+1} = f(m_{1,j}) \\ m_{2,1} & m_{2,2} & \cdots & m_{2,N_{par}} & m_{2,N_{par}+1} = f(m_{2,j}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{N,1} & m_{N,2} & \cdots & m_{N,N_{par}} & m_{N,N_{par}+1} = f(m_{N,j}) \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Du point de vue informatique, les corbeaux de la population initiale ($iter=0$) n'ont aucune expérience ; dans ce cas, la matrice mémoire est fixée égale à la population initiale. CSA possède deux paramètres qui contrôlent les capacités d'exploration et d'exploitation de l'algorithme, qui sont la longueur de vol fl et la probabilité de conscience AP .

Après l'initialisation, CSA entreprend un processus de recherche itératif qui peut guider les corbeaux vers l'optimum global.

Lors de chaque itération $iter$, chaque corbeau i met à jour sa position en suivant un autre corbeau k pris au hasard dans la population. Cela peut créer deux mouvements possibles :

- 1- Si le corbeau k ne se rend pas compte qu'il est suivi, alors le corbeau i se dirigera vers la cache de nourriture du corbeau k .
- 2- Si le corbeau k est conscient qu'il est suivi, alors, il effectuera un mouvement de diversion aléatoire pour tromper le corbeau i et protéger sa cache de nourriture contre le vol.

Le CSA simule les deux mouvements précédents comme suit

$$x_{i,j,iter+1} = \begin{cases} x_{i,j,iter} + rand_i [0,1] \times fl \times (m_{k,j,iter} - x_{i,j,iter}) & \text{si } rand_k [0,1] \geq AP \\ \text{position aléatoire} & \text{si } rand_k [0,1] < AP \end{cases} \quad (2.7)$$

avec $rand_i [0,1]$ et $rand_k [0,1]$ sont des nombres aléatoires $\in [0,1]$.

Notez qu'il est possible que la nouvelle position calculée pour un corbeau donné ne soit pas réalisable ou médiocre; dans ce cas, le corbeau garde sa position actuelle. L'étape suivante consiste à mettre à jour la matrice mémoire comme suit :

$$m_{i,j,iter+1} = \begin{cases} x_{i,j,iter+1} & \text{si } f(x_{i,j,iter+1}) < f(m_{i,j,iter}) \\ m_{i,j,iter} & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.8)$$

L'équation (2.8) montre que les corbeaux ne mémorisent les nouvelles positions découvertes que si leurs qualités sont meilleures. Le processus d'optimisation s'arrête lorsque le critère d'arrêt est satisfait, dans cette étude, après un nombre maximal d'itérations noté $iter_{max}$. La position dans la matrice mémoire ayant la meilleure valeur de fonction objectif correspond alors à la solution optimale.

b.2) L'algorithme Rao-1:

Plus récemment, Rao (2020) a présenté trois algorithmes d'optimisation itératifs sans avoir besoin de métaphores naturelles ou artificielles. Ces algorithmes sans métaphore nommés Rao-1, Rao-2 et Rao-3 sont basés sur la population et n'ont aucun paramètre dépendant de l'algorithme. Dans ce travail, nous nous concentrons sur l'algorithme Rao-1 en raison de son mode de fonctionnement simple. L'algorithme Rao-1 démarre le processus d'optimisation à partir d'une population aléatoire initiale. Comme indiqué dans la sous-section précédente, nous avons implémenté les solutions candidates et leurs valeurs de fonction objectif dans la

même matrice, de sorte qu'une colonne supplémentaire ($Npar + 1$) a été ajoutée à la matrice de population. Lors d'une itération $iter$, le mécanisme de recherche utilise une combinaison aléatoire entre les meilleures et les mauvaises solutions candidates disponibles au sein de la population au cours de l'itération $iter$. L'algorithme Rao-1 met à jour les solutions candidates comme suit :

$$x_{i,j,iter+1} = x_{i,j,iter} + rand_j [0,1] (x_{best,j,iter} - x_{worst,j,iter}) \quad (2.9)$$

où $i=1,N$; $j=1,Npar$; $iter=1,iter_{max}$. $rand_j [0,1]$ est un nombre aléatoire $\in [0,1]$. $x_{best,j,iter}$ et $x_{worst,j,iter}$ sont les meilleures et les mauvaises solutions candidates associées aux valeurs de fonction objectif les plus basses et les plus élevées, respectivement. Chaque solution mise à jour doit être comparée à la précédente en fonction de sa valeur de fonction objectif ; celle ayant la plus mauvaise qualité sera éliminé. Le processus d'optimisation s'arrête après les itérations $iter_{max}$. La figure 2.6 montre l'organigramme de l'algorithme Rao-1.

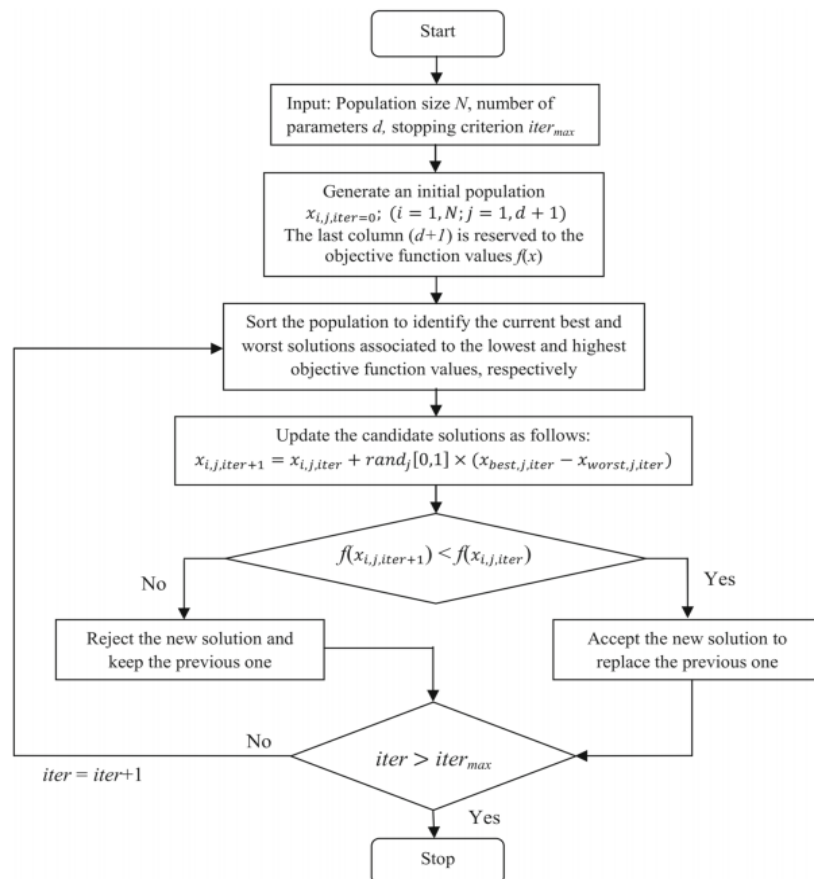


Figure 2.6 : Organigramme de l'algorithme Rao-1 (Tadj et al. 2021).

b.3) L'algorithme hybride CSARao-1

La raison derrière l'hybridation des algorithmes est de créer un algorithme encore plus efficace en termes de précision, de vitesse de convergence et de robustesse

Les métaheuristiques ont deux caractéristiques principales : l'exploration (diversification) et l'exploitation (intensification). L'exploration est chargée d'explorer l'espace de recherche dans sa totalité afin de trouver des régions prometteuses pouvant contenir l'optimum global, tandis que l'exploitation intensifie la recherche dans le voisinage des régions prometteuses trouvées. Les points faibles du CSA sont les suivant :

- 1- Le mécanisme de recherche principal du CSA n'invoque pas la meilleure solution trouvée et qui est disponible au sein de la matrice mémoire dans le calcul de la solution suivante, cela affaiblit sa capacité à exploiter les régions prometteuses dans l'espace de recherche ;
- 2- Le mécanisme de recherche aléatoire, lorsqu'il est sollicité, génère une nouvelle solution n'importe où dans l'espace de recherche, cela ralentit la convergence de l'algorithme.

Pour pallier les inconvénients cités ci-dessus, l'algorithme hybride CSARao-1 a été proposé. CSARao-1 (Tadj et al. 2021) a été conçu principalement pour l'interprétation des données transitoires issues d'essais de pompage. Le CSARao-1 peut être considéré comme une version améliorée de l'algorithme CSA. Le CSARao-1, remplace le mécanisme de recherche aléatoire du CSA par le mécanisme de recherche Rao-1. Ce nouveau mécanisme de recherche est exempt de tout paramètre de réglage et il exploite principalement l'exploiteur. Au lieu de générer une solution aléatoire, il exploite les connaissances disponibles dans la matrice mémoire ce qui améliore la recherche locale du nouvel algorithme hybride ; et c'est l'essence de l'algorithme hybride proposé. CSARao-1 est exprimé comme suit :

$$x_{i,j,iter+1} = \begin{cases} x_{i,j,iter} + rand_i [0,1] \times fl \times (m_{k,j,iter} - x_{i,j,iter}) & \text{si } rand_k [0,1] \geq AP \\ x_{i,j,iter} + rand_j [0,1] \times (m_{best,j,iter} - m_{worst,j,iter}) & \text{si } rand_k [0,1] < AP \end{cases} \quad (2.10)$$

L'algorithme hybride CSARao-1 a également une dimension philosophique par rapport au point de vue de Sörensen (Sörensen 2015) qui considère les nouveaux algorithmes inspirés

de la nature (algorithmes basés sur des métaphores tels que CSA) comme menace pour le domaine de l'optimisation, et qui a invité les chercheurs à se concentrer sur le développement d'algorithmes sans métaphore tels que l'algorithme Rao-1. La nouvelle métaheuristique hybride CSARao-1 a réconciliée un algorithme basé sur les métaphores (CSA) et un autre sans métaphore (algorithme Rao-1) en les faisant fonctionner de manière synergique pour obtenir de meilleures performances.

```
Input:  $N, d, fl, AP$ , search space's bounds
Generate a random initial population of crows
Evaluate the objective function of each crow
Initialize the memory of each crow
DO  $iter = 1, iter_{max}$ 
  DO  $i = 1, N$ 
    Randomly select a crow  $k \in [1, N]$  to follow
    DO  $j=1, d$ 
      IF ( $rand_k[0,1] \geq AP$ ) THEN
         $x_{i,j,iter+1} = x_{i,j,iter} + rand_i[0,1] \times fl \times (m_{k,j,iter} - x_{i,j,iter})$ 
      ELSE
         $x_{i,j,iter+1} = x_{i,j,iter} + rand_j[0,1] \times (m_{best,j,iter} - m_{worst,j,iter})$ 
      END IF
    END DO
  END DO
  Verify the feasibility of the new candidate solutions
  Evaluate the objective function of each candidate solution
  Update the Memory matrix
END DO
```

Figure 2.7: Pseudo-code de l'algorithme hybride CSARao-1 (Tadj et al. 2021).

2.3 Applications du méta heuristique dans le domaine des ressources en eau

L'eau comme étant élément épuisable et indispensable à la vie, doit être gérée d'une manière optimale et responsable. Actuellement, la gestion des ressources en eau se fait à l'aide des modèles comportant un nombre de paramètres et des conditions difficiles à obtenir.

Au cours des dernières années, l'application de l'intelligence artificielle a énormément progressée dans de nombreux domaines et notamment les ressources en eau. Dans cette section, nous présentons brièvement quelques applications des methaheuristiques dans le domaine des écoulements souterrains.

Les problèmes de gestion des eaux souterraines sont souvent très complexes car ils sont de nature fortement non linéaire (Afshar et al. 2016). La gestion des aquifères a pour but l'utilisation efficace et durable de l'eau souterraine, cela nécessite le développement et l'application de méthodologies et d'outils spécifiques. La simulation des processus physiques dans un aquifère peut apporter des réponses à divers scénarios hypothétiques de gestion. Les

processus d'écoulements et de transport dans les aquifères sont contrôlés par la distribution spatiale des paramètres physiques telle que la conductivité hydraulique. Avant son utilisation, un modèle mathématique de simulation doit être calé (calibré) pour qu'il soit une représentation fidèle du système hydrogéologique modélisé. Les techniques déterministes d'optimisation ont été largement utilisées pour résoudre de divers problèmes en hydraulique souterraine. Cependant, leur incapacité à manipuler des problèmes non linéaires non convexes, et leur impuissance à atteindre des optimums globaux a mené vers l'utilisation des métaheuristiques (Singh 2014). L'application des métaheuristiques dans l'identification des paramètres physiques des aquifères et la gestion des systèmes hydrogéologiques s'est généralisée au cours des deux dernières décennies. Gaur et al. (2011) ont utilisé les essais particuliers pour le calage automatique d'un aquifère situé dans le bassin de la Dore en France. Après l'étape de calage (Fig. 2.8), ils ont utilisé le modèle pour définir les meilleures pratiques de gestion de l'eau et de ne pas descendre au-dessous d'un certain niveau piézométrique.

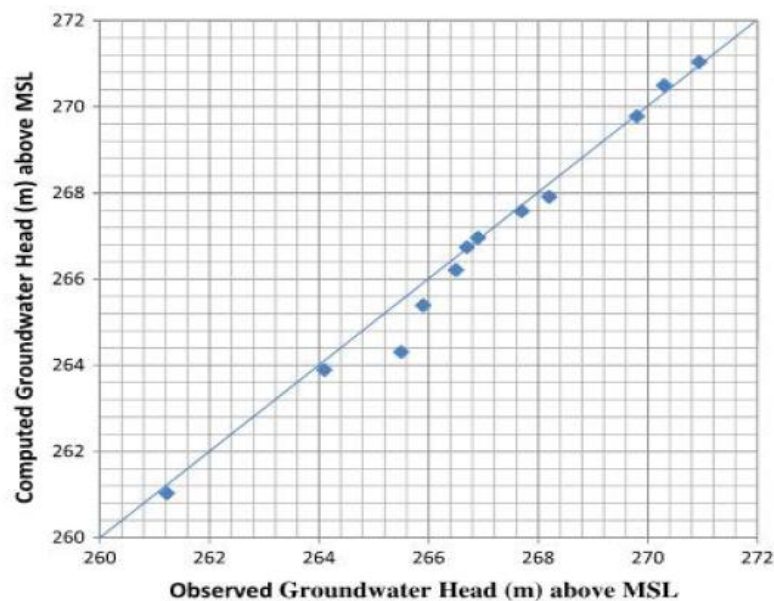


Figure 2.8: Calage d'un modèle numérique d'écoulement souterrain par essai particuliers (Gaur et al.2011)

McKinney et Lin (1994) ont incorporé des modèles de simulation des eaux souterraines dans un algorithme génétique afin de résoudre des problèmes de gestion des eaux souterraines à savoir: le pompage maximal dans un aquifère et le coût minimum de l'approvisionnement en eau. Les résultats ont montré que les algorithmes génétiques peuvent être utilisés efficacement

pour obtenir des solutions optimales. Wang et Zheng (1998) ont élaboré un algorithme hybride à base du recuit simulé et un algorithme génétique, puis ils l'ont couplé avec code de simulation d'écoulement des eaux souterraines MODFLOW pour une gestion optimale des ressources en eaux souterraines. Katsifarakis et al. (1999) ont utilisé les algorithmes génétiques, pour trouver des solutions optimales de trois catégories de problèmes d'écoulement des eaux souterraines et de transport de masse, à savoir: identification des transmissivités des aquifères hétérogènes (problème inverse), réduction des coûts de pompage de puits sous diverses contraintes; et contrôle hydrodynamique de contaminants. Prasad et Rastogi (2001) ont couplé un algorithme génétique à codage binaire avec un modèle de simulation d'écoulements souterrains par éléments finis (MEF). L'étude comparative des résultats avec la technique déterministe de Gauss-Newton Marquardt a indiquée que les résultats de l'algorithme génétique étaient meilleurs. Hao et al. (2018) ont déterminé à l'aide d'un algorithme génétique les emplacements optimaux pour les installations de recharge artificielle d'eaux souterraines dans le delta alluvial à Pékin (Chine). Frago et al. (2009) ont élaboré un modèle de gestion des eaux souterraines à base de recuit simulé et l'ont appliqué à l'aquifère de Palmela (Portugal). L'objectif c'était de localiser et d'optimiser les débits d'exploitation des futurs forages. Ayvaz et al. (2007) ont utilisé un algorithme génétique à codage binaire pour résoudre un problème inverse permettant de déterminer à la fois les paramètres d'un aquifère synthétique (transitivités) et la structure des zones de ces paramètres (Figure 2.9) sur la base d'un ensemble donné d'observations de niveaux piézométriques. Ayvaz (2009) à tester la performance d'un modèle de gestion basé sur une combinaison la recherche d'harmonie sur trois problèmes synthétiques distincts de gestion des eaux souterraines: (1) la maximisation du pompage total dans un aquifère (régime permanent); (2) minimisation du coût total de pompage tout en satisfaisant la demande en eau; et (3) la minimisation du coût de pompage pour satisfaire la demande en différentes périodes (régime transitoire). Chiu (2014) a présenté une méthodologie d'optimisation évolutionnaire différentielle pour l'identification de la structure des paramètres en modélisation des eaux souterraines. L'auteur a testé son approche sur un cas synthétique et sur un système hydrogéologique réel de la plaine de Pingtung à Taiwan (Figure 2.10).

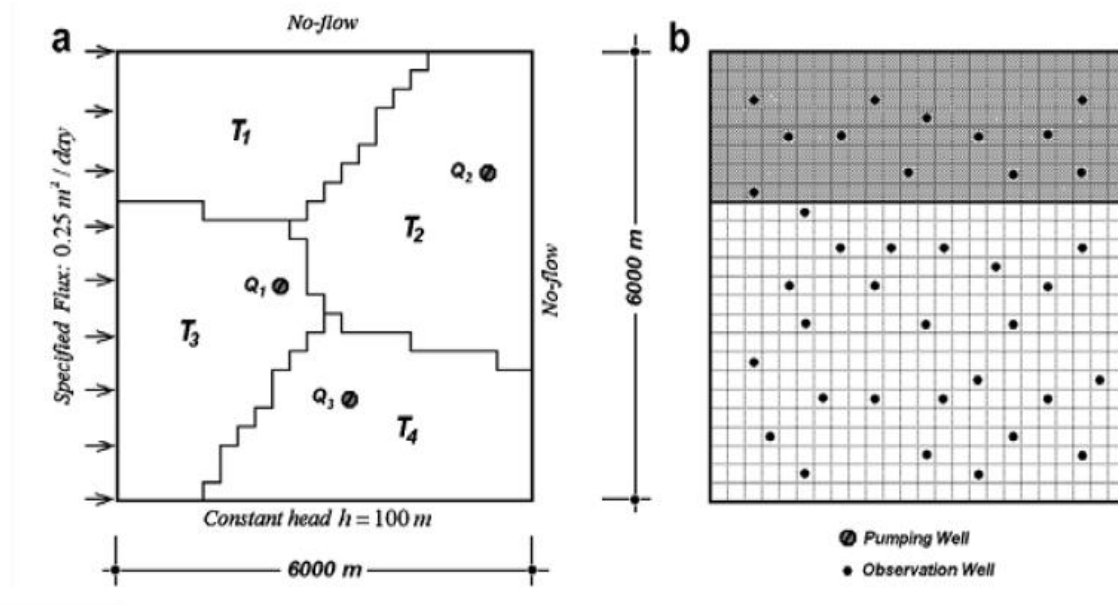


Figure 2.9 : Aquifère synthétique. (a) Géométrie et conditions aux limites. (b) Emplacement des puits d'observation (Ayvaz et al. 2007)

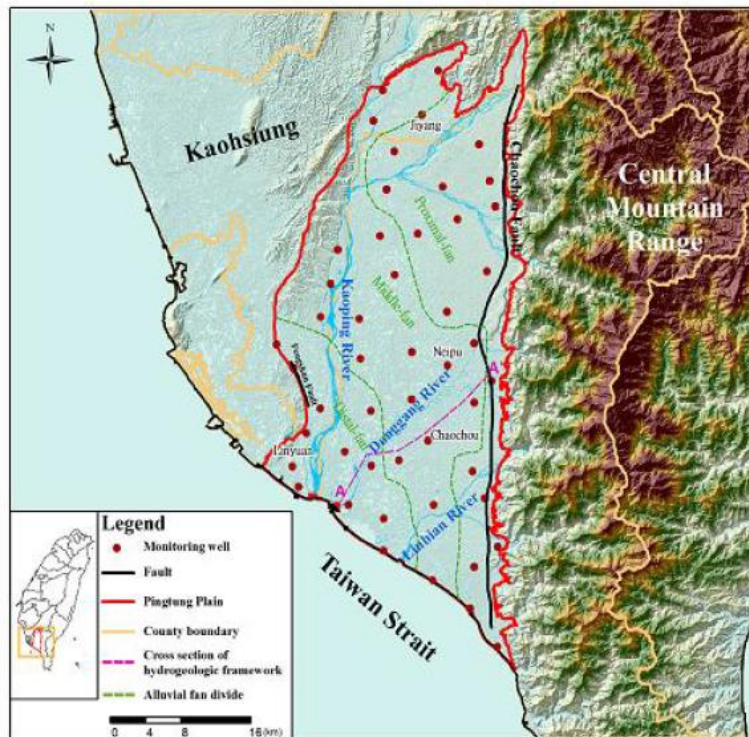


Figure 2.10: Plaine de Pingtung à Taiwan (Chiu 2014).

Les résultats obtenus, indiquent que l'évolution différentielle peut identifier l'optimum global de manière efficace.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, une brève introduction sur les algorithmes métaheuristiques a été présentée, ainsi que trois algorithmes d'optimisation à savoir : CSA, Rao-1 et CSARao-1. Dans le chapitre prochain, les algorithmes présentés seront couplés à un modèle aux éléments finis d'un écoulement permanent en milieu poreux afin d'identifier les conductivités hydrauliques spatialement distribuées. De plus, des tests de performances des algorithmes adoptés seront aussi analysés.

**Chapitre 3 : Calage d'un modèle
d'écoulement souterrain permanent à
l'aide de CSA, Rao-1 et CSARao-1.**

3.1 Introduction

En ingénierie la simulation numérique est devenue un outil indispensable. Elle consiste à résoudre les équations aux dérivées partielles (EDPs) régissant le phénomène considéré à l'aide des outils numériques tels que la méthode des différences finis (eg., Zouhri et al. 2004; Karahan et Ayvaz 2005; Gurarslan et Karahan 2015), ou la méthode des éléments finis (MEF) (eg., Smaoui 2018). Les EDPs comprennent un nombre de paramètres possédants une signification physique comme les conductivités hydrauliques, qui ne sont pas directement mesurables et distribués souvent dans l'espace et que leurs valeurs influent directement sur la qualité de la solution, pratiquement il est difficile d'obtenir un modèle de simulation précis, un tel phénomène, tel que l'écoulement souterrain. Les équations régissant le phénomène peuvent ne pas être une description appropriée de la réalité physique aussi les particularités du système analysé, citant la géométrie du domaine, et les paramètres physiques, de même la difficulté de mesure avec précision des conditions aux limites sur le terrain. Généralement. Généralement les résultats fournis par la simulation numérique sont différents de ceux observés, Pour cette raison, les modèles numériques doivent être calés (calibrés) pour mieux reproduire les données observées. La modification de paramètre qui est représenté par les conditions aux limites d'un modèle mathématique jusqu'à ce que les solutions calculées correspondent aux données fiables (observées) ce processus s'appelle le calage. Le problème d'identification des paramètres physiques est appelé problème inverse. On peut mesurer les variables d'état d'un système d'eau souterraine, ces mesures représentées dans le niveau d'eau qui est généralement obtenue à partir des puits, des forages, des documents et des données obtenues par des campagnes. Spécialisé dans ce domaine, le calage peut se faire en ajustant les variables d'états calculées par le modèle aux variables observées lorsqu'elle est disponible, et pour dire que la simulation a une bonne qualité l'écart est jugé entre les valeurs calculées et celles observées. Cela ne nous empêche pas de rencontrer le problème de non unicité de solution, c'est à dire que plusieurs combinaisons de paramètres physiques et des conditions aux limites peuvent nous mener vers la même qualité de calage. Un problème inverse est un problème d'optimisation, généralement résolu en couplant le modèle de simulation direct avec une technique d'optimisation appropriée. La technique d'optimisation génère itérativement les paramètres du modèle, puis les injecte dans le modèle de simulation pour calculer les variables d'état. En hydraulique souterraine en utilisant plusieurs techniques d'optimisation pour résoudre des problèmes inverses par exemple, couplage de la méthode des différences

finies (Logiciel MODFLOW) avec un algorithme à évolution différentielle (ED) pour l'identification de la source de pollution des eaux souterraines (Gurarslan et Karahan 2015).

Dans ce chapitre, nous évaluerons les performances des algorithmes CSA, Ra-1 et CSARao-1 dans le calage d'un modèle d'écoulement souterrain.

3.2 Le problème inverse

Le problème inverse consiste à rechercher les valeurs inconnues des propriétés du modèle (appelées paramètres) en utilisant les variables d'état du système (charges hydrauliques) connues aux points de mesure dans le but de faire coïncider les sorties du modèle les valeurs observées sur le terrain.

L'équation générale d'écoulement est donc résolue de manière à identifier les paramètres qui permettent de simuler les charges hydrauliques observées. On parle alors de calibration du modèle d'écoulement ou de procédure d'identification des paramètres. Dans les formulations "directe" et "inverse" du problème, les données et les inconnues sont permutées. Le problème inverse est donc, comme son nom l'indique, l'application inverse du problème direct.

3.3 Problème bien posé et mal posé

L'importance de résoudre les problèmes inverses est évidente. Bien que la simulation directe donne des résultats précis, si les paramètres physiques et les conditions aux limites utilisés dans le modèle ne sont pas corrects, les résultats obtenus ne seront pas fiables.

La résolution des problèmes inverses est donc bien une étape cruciale dans la modélisation des écoulements souterrains. Malheureusement, il existe plusieurs difficultés essentielles liées aux problèmes inverses.

Hadamard (1902) a introduit la notion de problème bien posé. C'est un problème pour qui:

- une solution existe ;
- la solution est unique ;
- la solution est continuellement dépendante des données.

Un problème qui ne satisfait pas au moins une de ces conditions est appelé problème mal posé. Les résultats des modèles directs sont toujours stables, car ils sont basés sur la solution d'une EDP, cependant, les problèmes inverses ont souvent tendance à être instables (mal posés).

Les problèmes inverses sont généralement caractérisés par la non-unicité et l'instabilité des paramètres identifiés. L'instabilité de la solution inverse vient du fait que de petites erreurs dans les variables d'état observées entraîneront de grandes erreurs dans les paramètres identifiés.

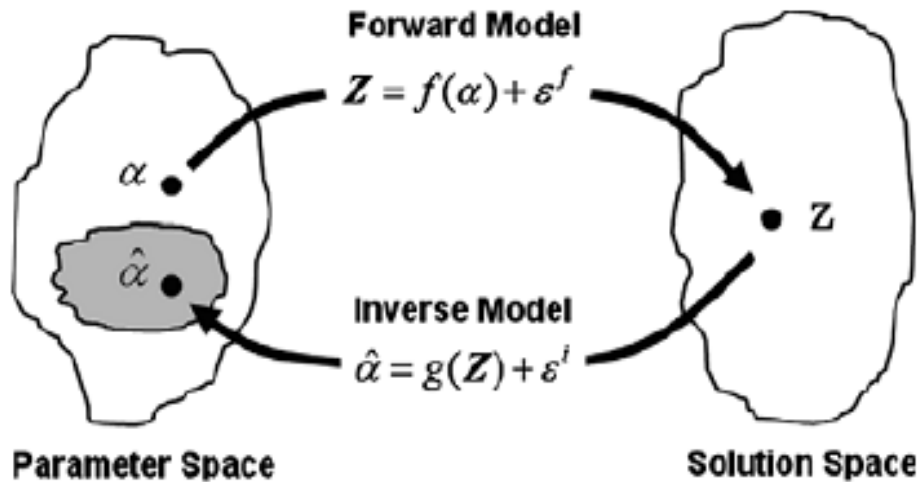


Figure 3.1: Problème direct et inverse (Ayvaz et al. 2007).

ε^f est l'erreur commise par la technique numérique de simulation ou une erreur de mesure de la variable d'état. L'opérateur g , est l'opérateur du problème inverse, avec, ε^i est l'erreur d'inversion.

Lorsque $(\varepsilon^f, \varepsilon^i) \rightarrow 0$, les valeurs des paramètres identifiés via une technique d'optimisation, s'approchent aux valeurs des paramètres utilisés dans la simulation direct (Cas d'un problème synthétique) ou aux valeurs des paramètres réels pour un cas réel ($\alpha = \bar{\alpha}$) (McLaughlin et Townley, 1996; Ayvaz et al. 2007). Marsily et al. (1992) ont indiqué concernant l'utilisation des modèles mathématiques en hydraulique souterraine que les paramètres d'un modèle sont incertains, probablement erronés dans de nombreux cas et peuvent facilement être invalidés, mais, nous pouvons les utiliser pour faire des prédictions, tant qu'ils reproduisent le comportement observé du système (Tadj 2019)

3.4 Paramétrage

Le problème de l'identification des paramètres spatialement distribués dans les systèmes a été étudié au cours des dernières années. Les paramètres sont identifiés en observant les variables d'état collectées dans l'espace du domaine d'écoulement. Le nombre d'observations est limité, alors que la dimension du domaine spatial étant infinie (continue); pour un milieu hétérogène, la dimension des paramètres physiques est théoriquement infinie. L'EDP régissant le phénomène étudié, se réduit à un ensemble d'équations algébriques lorsque résolue par la méthode des éléments finis. Les variables d'état et les paramètres physiques se réduisent tous à des vecteurs de dimension finie. Les variables d'états seront associées aux nœuds et les paramètres physiques aux différents ensembles d'éléments du domaine. La dimension des paramètres doit être réduite en un ensemble finie de sous domaines, cela est possible en utilisant la technique de zonation. Le domaine d'écoulement est divisé en plusieurs sous-domaines ou zones, et une valeur constante de paramètre est attribuée pour caractériser chaque zone. (Tadj 2019)

3.5 Calage des modèles numériques

La différence entre les valeurs observées et les valeurs simulées est l'un des indicateurs les plus importants de la manière dont un modèle représente un système réel, la fonction objectif permet de quantifier cet écart. Le but de calage est de minimiser une fonction objectif donnée

3.5.1 Calage par essai et erreur

La méthode par essai et erreur est la technique la plus simple pour résoudre un problème inverse. Par exemple, pour le calage d'un modèle d'écoulement souterrain, on a besoin de:

- quelques mesures de la variable d'état (hauteurs piézométriques au niveau des forages);
- un programme de simulation directe;
- un hydrogéologue expérimenté ayant une connaissance de l'aquifère considéré.

La figure 3.2, montre la procédure de calage par essai et erreur. Les étapes 2, 4, 5, 6 sont accomplies par un expert. Cette personne peut fournir une bonne estimation initiale des paramètres du modèle. Après avoir analysé les résultats de simulation, l'expert sait comment modifier les paramètres du modèle pour un meilleur ajustement entre les variables d'états observées et celles calculées, cette étape est répétée jusqu'à ce qu'un accord soit jugé satisfaisant

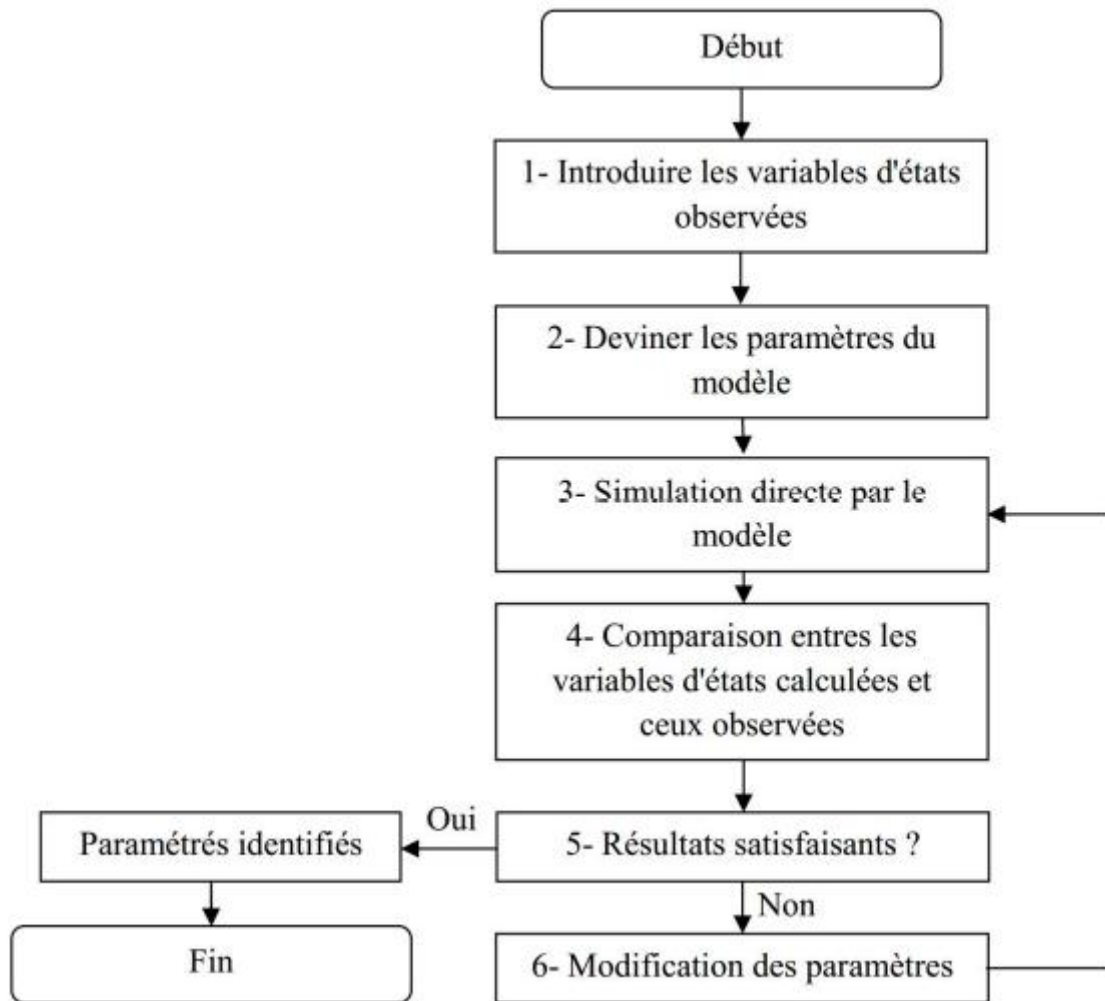


Figure 3.2: Organigramme de calage par essai et erreur.

Si un ajustement satisfaisant ne peut être obtenu, la modification du modèle mathématique doit être considérée. Parmi les avantages que présente cette technique manuelle, on n'a pas besoin d'une technique d'optimisation pour l'inversion. De plus, elle peut être utilisée pour résoudre tout type de problème inverse. Le jugement d'un expert peut être incorporé dans la procédure de recherche, cela peut aider à surmonter le problème d'instabilité; c'est à dire que lorsque deux ensembles de paramètres génèrent des variables d'états similaires, l'expert peut en sélectionner un jeu de paramètres en se basant sur son expérience. En raison de ces avantages, cette méthode primitive est encore largement utilisée dans la pratique, malgré sa lenteur d'exécution. (Tadj 2019)

3.5.2 Calage automatique

Le calage automatique des modèles numériques consiste à incorporer le modèle de simulation dans un schéma d'optimisation. Alors que le modèle de simulation calcul les variables d'états, la technique d'optimisation est responsable de la qualité des paramètres à identifier. L'organigramme de calage automatique est représenté dans la figure 3.3

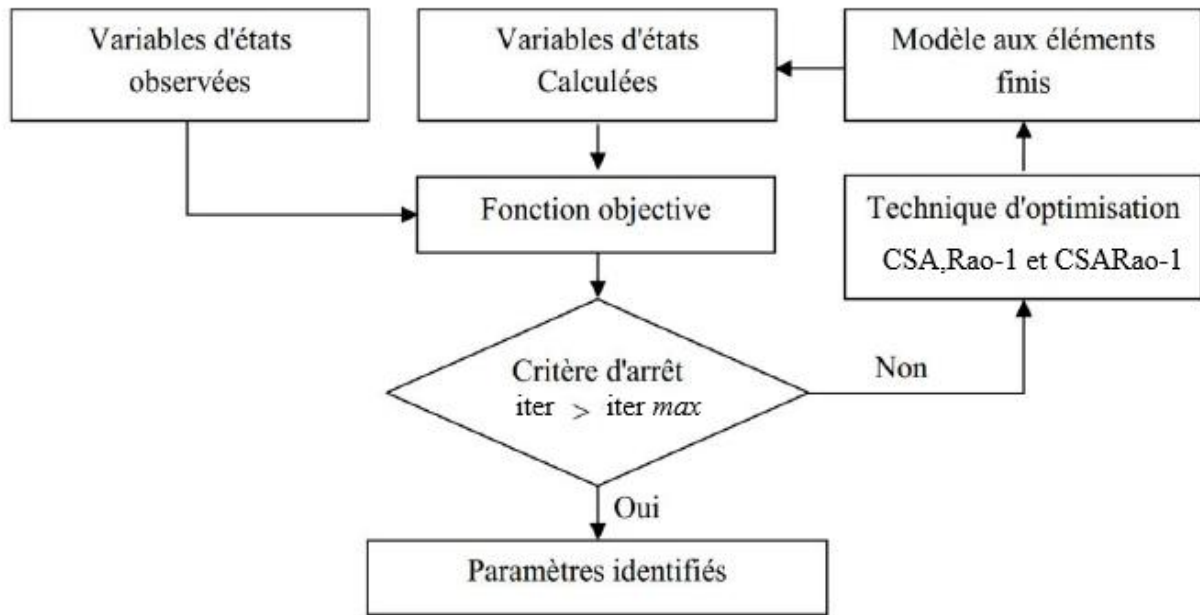


Figure 3.3 : Couplage (Métaheuristique / Modèle aux éléments finis).

Le succès d'identification des paramètres, repose principalement sur les performances de la technique d'optimisation adoptée avec laquelle le modèle de simulation est couplé. Mais il ne faut pas oublier que la quantité et la qualité des variables d'états observées jouent un rôle majeur par rapport à l'identifiabilité des paramètres. Dans ce chapitre on a employé trois algorithmes métaheuristiques à savoir : CSA, Rao-1 et CSARao-1. La fonction objectif à minimiser $f(x)$ est l'erreur moyenne quadratique entre les variables d'états observées et celles calculées par le modèle considéré, x est le vecteur des paramètres à identifier compris entre les bornes des espaces de recherches des paramètres x_{min} et x_{max} .

3.6 Modèle de simulation

Dans ce travail, on a choisi la méthode des éléments finis pour résoudre l'EDP du problème considéré à savoir: l'écoulement permanent en milieux poreux. Nous présentons dans ce qui suit le modèle mathématique utilisé dans ce travail. Les écoulements permanents bidimensionnels (2D) en milieux poreux hétérogènes et anisotropes, tels que les écoulements

dans les aquifères ou à travers les barrages en terres sont gouvernés par une équation aux dérivées partielles de type elliptique (Eq 3.2), appelée l'équation de Laplace lorsque le terme Q est nul, ou l'équation de Poisson dans le cas contraire :

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(k_x \frac{\partial h}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k_y \frac{\partial h}{\partial y} \right) = Q \quad (3.2)$$

Avec: $k_x(x,y)$ et $k_y(x,y)$ [L/T] sont les éléments diagonaux du tenseur de perméabilité, $h(x,y)$ [L] est la charge hydraulique (potentiel), Q [L³/T] est le terme apport (+) ou prélèvement (-). Pour l'unicité de la solution, l'équation * doit être soumise à des conditions aux limites (C.L) à savoir (Figure 3.4):

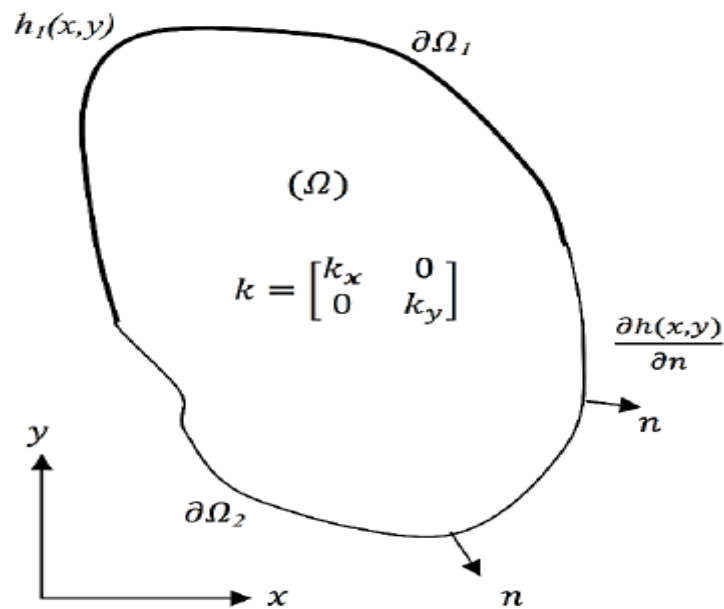


Figure 3.4: Domaine d'écoulement permanent en milieux poreux, avec conditions aux limites.

C.L de type Dirichlet: $h(x,y) = h_1(x,y) \quad x,y \in \partial\Omega_1$

C.L de type Neumann: $\frac{\partial h(x,y)}{\partial n} = q(x,y) \quad x,y \in \partial\Omega_2$

Avec $\partial\Omega$ est la frontière du domaine d'écoulement (Ω), $\partial\Omega = \partial\Omega_1 \cup \partial\Omega_2$, $h_1(x, y)$ est la charge hydraulique (variable d'état) imposée sur la frontière $\partial\Omega_1$, et $q(x,y)$ représente le flux imposé sur la frontière $\partial\Omega_2$. (Tadj 2019)

3.7 Discrétisation par éléments finis

La méthode des éléments finis est actuellement largement utilisée pour résoudre les problèmes d'hydraulique. Elle a été utilisée pour la première fois au début des années 1970 pour résoudre les problèmes d'écoulement des eaux souterraines et de transport de solutés (Istok 1989). La résolution d'un problème (2D) par éléments finis, consiste à remplacer le système continu par un système discret équivalent, dans ce cas le domaine d'écoulement (Ω) doit être maillé. Le résultat sera donc, un ensemble de nœuds et d'éléments. Il existe différents types d'éléments bidimensionnels à savoir: élément quadrilatère (linéaire à quatre nœuds Q4; quadratique à huit nœuds Q8 et cubique à douze nœuds Q12) et élément triangulaire (linéaire à trois nœuds T3; quadratique à six nœuds T6 et à neuf nœuds T9). C'est à l'utilisateur de choisir le type d'élément convenable à son analyse, car il n'existe pas une règle générale pour choisir le type d'élément. Quant à la taille de l'élément, il doit être plus petit que le volume élémentaire représentatif du domaine, et un raffinement est toujours souhaitable dans les géométries complexes et dans les zones de forts gradients. Dans ce travail on a utilisé des éléments quadrilatères à quatre nœuds Q4. Les valeurs des paramètres physiques tels que les conductivités hydrauliques sont généralement supposées constantes dans chaque élément, mais peuvent varier d'un élément à un autre. Les variables d'états qui sont les charges hydrauliques sont calculées aux nœuds. La formulation par éléments finis de l'EDP employé dans ce travail a été obtenue en utilisant la méthode des résidus pondérés de Galerkin (Smith et al. 2014; Hutton 2004). Le processus de discrétisation par éléments finis réduit l'EDP (3.1) en un système d'équations linéaires de la forme:

$$[k_c]\{h\} = \{q\} \quad (3.1)$$

avec $[k_c]$ est la matrice de conductivité globale, $\{h\}$ est le vecteur colonne global des charges hydrauliques nodales et $\{q\}$ représente le vecteur colonne des flux nodaux entrants ou sortants. (Tadj 2019)

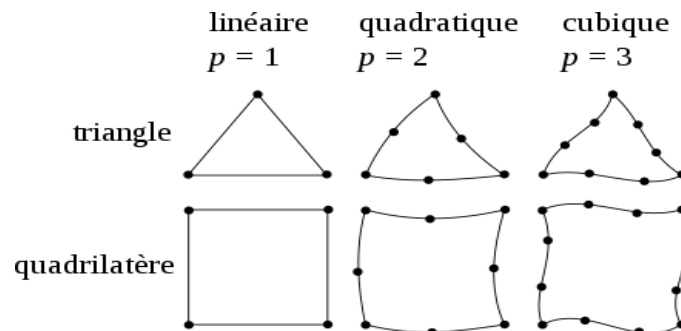


Figure 3.5 : Types d'éléments en 2D.

3.8 Applications

Dans cette section, nous testerons l'efficacité des algorithmes CSA, Rao-1 et CSARao-1 présentés dans le chapitre précédent pour identifier les paramètres physiques des équations aux dérivées partielles régissant le problème d'écoulement considéré.

Des simulations directes par éléments finis avec différents jeux de paramètres physiques ont fourni les mesures d'inversion, qui sont les charges hydrauliques. Ces mesures d'inversion issues des simulations numériques directes représentent alors les variables observées exactes, et leur utilisation nous permet de tester la capacité de nos programmes à identifier les paramètres physiques qui ont servi à générer ces variables. Les mesures ont ensuite été perturbées par un bruit gaussien de moyenne μ et d'écart-type σ , pour vérifier la stabilité du processus d'identification. Les caractéristiques de CSA, Rao-1 et CSARao1 utilisés dans ce travail sont les suivantes :

Longueur de vol $fl = 2$, Probabilité de connaissance $AP = 0,1$, taille de la population $N = 60$. Le nombre maximal d'itération a été fixé à $iter_{max} = 500$.

On a considéré un problème d'écoulement en régime permanent dans un aquifère hypothétique confinés hétérogènes et anisotropes ayant une géométrie régulière avec des conditions aux limites de Dirichlet connues, Le domaine d'écoulement comporte deux zones différentes (Fig. 3.6).

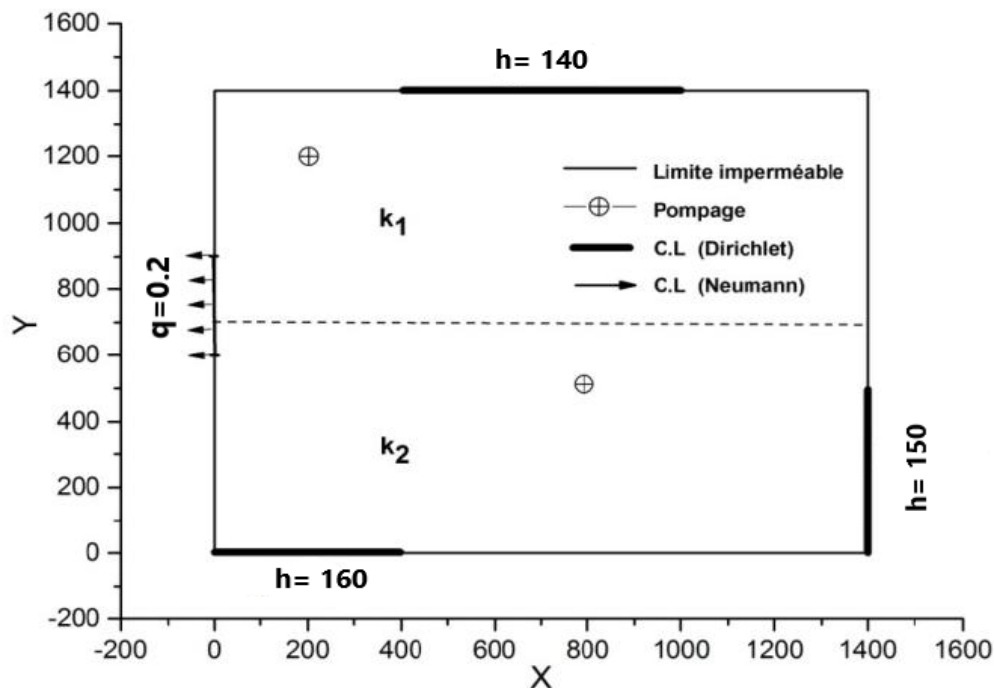


Figure 3.6 Domaine d'écoulement d'une nappe synthétique de forme régulière (Conditions aux limites connues)

On a devisé notre analyse en deux différents cas à savoir :

- **Cas 1** : le nombre de points d'observation est de 4 (Fig. 3.7)
- **Cas 2** : le nombre de points d'observation est de 6 (Fig. 3.8)

Les limites de l'espace de recherche sont représentées dans le tableau x ci-dessous.

Tableau 3.1 : Espace de recherche

Paramètres	Borne inférieure x_{min}	Borne supérieure x_{max}
Conductivité hydraulique	1.00E-10	1.00E-01

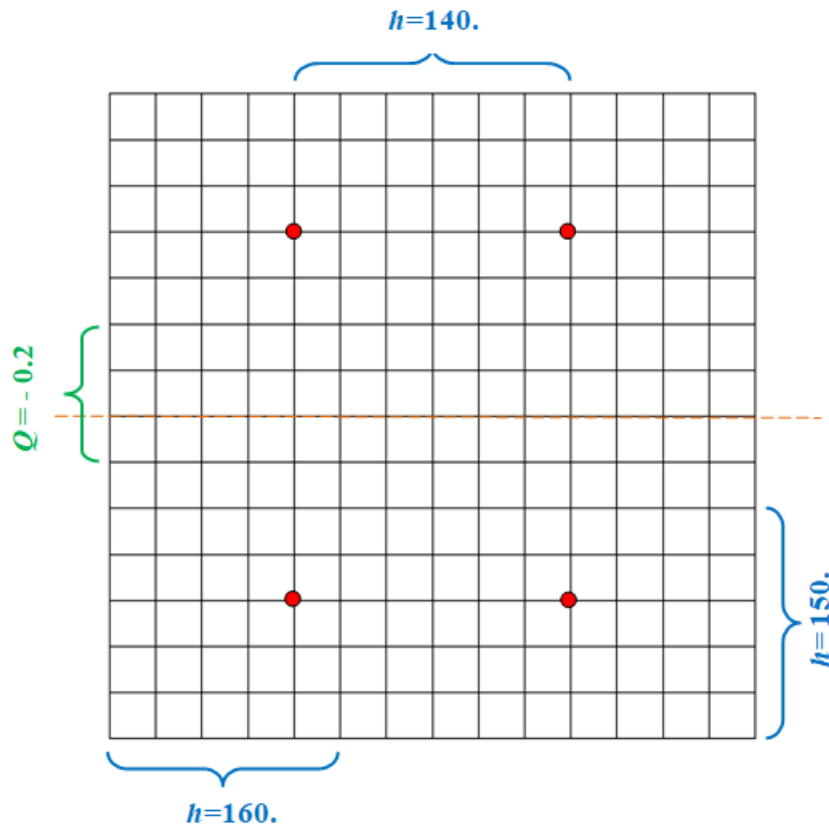


Figure 3.7: Maillage et positions des points d'observation (Cas 1).

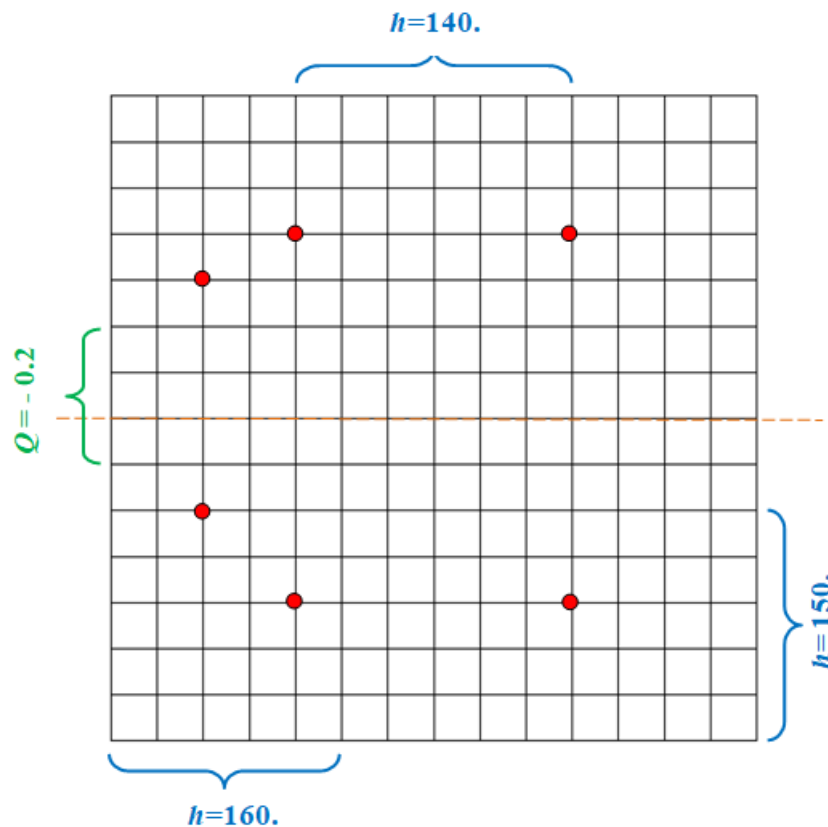


Figure 3.8 : Maillage et positions des points d'observation (Cas 2)

En raison de leur nature stochastique, chaque algorithme métaheuristique emprunte un chemin différent vers l'optimum global en fonction de la séquence de nombres aléatoires utilisée.

Certes, les performances des algorithmes métaheuristiques peuvent être affectées par leurs populations initiales, et cela remonte au fait que certaines solutions candidates de haute qualité peuvent apparaître par hasard dans la population initiale puisqu'elles sont générées aléatoirement. Par conséquent, afin d'éviter la possibilité d'un biais dans la population initiale et de donner aux algorithmes des chances égales au début, nous avons contrôlé le générateur de nombres pseudo-aléatoires incorporé dans chaque algorithme par les mêmes séquences de nombres aléatoires. Un algorithme est dit robuste s'il converge vers l'optimum global à chaque exécution, donc pour tester la robustesse on a exécuté chaque algorithme 30 fois. L'écart-type a été utilisé pour mesurer l'étalement des solutions obtenues, donc l'algorithme le plus robuste est celui qui enregistre le plus petit écart-type. En d'autres termes, la robustesse est la capacité de l'algorithme à détecter des solutions optimales.

Les erreurs relatives de conductivités hydrauliques identifiées, l'écart-type et la vitesse de convergence sont utilisés comme indices de qualité pour comparer les performances des métaheuristiques employées.

3.8.1 Conductivités hydraulique identifiées

Les tableaux 3,2 ; 3,3 ; 3,4 rapportent les valeurs des paramètres physiques réels (synthétiques) utilisés en phase de simulation directe pour générer les résultats observés, et les valeurs moyennes des paramètres estimés par inversion du premier cas étudié à savoir : le cas 1 (4 points d'observation).

Dans le tableau 3,2 et lorsque les 4 mesures observées ont été utilisées tel qu'elles sont ($\mu=0$, $\sigma=0$), les algorithmes CSA et CSARao-1 ont pu fournir les meilleures valeurs moyennes des conductivités hydrauliques. L'algorithme Rao-1 a donné les valeurs moyennes des conductivités hydrauliques avec une erreur relative maximale de 1.84%.

Dans le tableau 3,3 ($\mu=0$, $\sigma=0.05$), même si l'algorithme Rao-1 semble fournir les meilleures erreurs relatives des valeurs des conductivités hydrauliques identifiées, cela ne témoigne pas une supériorité en sa faveur en termes de précision car comme on l'a déjà mentionné, il s'agit des valeurs moyennes des 30 exécutions effectuées. Cela peut être vérifié par sa valeur d'écart-type de 1.77E-03 qui prouve une importante dispersion des solutions autour de la moyenne. Il est donc plus équitable de considérer l'algorithme hybride CSARao-1 en tant que gagnant suivi par CSA.

Dans le tableau 3,4 ($\mu=0$, $\sigma=0.1$), les algorithmes CSA et CSARao-1 ont pu fournir les meilleures valeurs moyennes des conductivités hydrauliques.

En ce qui concerne la robustesse, l'algorithme hybride CSARao-1 a obtenu les valeurs d'écart-types les plus faibles, ce qui fait de lui l'algorithme le plus robuste lors de la résolution des problèmes du cas 1.

Tableau 3.2 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 1 : $\mu = 0$; $\sigma = 0$)

Bruit	Algorithmes	Paramètres réels (synthétiques)	Paramètres identifiés (m/s)	Erreurs relatives (%)	Écart-type
$\mu = 0$ $\sigma = 0$ $h \pm 0 \text{ m}$	CSA	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0200$	0.37	3.41E-14
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0495$	0.84	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0602$	0.44	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0100$	0.94	
	Rao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0201$	0.97	2.08E-03
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0495$	0.80	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0599$	0.07	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0101$	1.84	
	CSARao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0200$	0.37	1.02E-27
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0495$	0.84	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0602$	0.44	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0100$	0.94	

Tableau 3.3 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 1 : $\mu = 0$; $\sigma = 0.05$)

Bruit	Algorithme	Paramètres réels (synthétique)	Paramètres identifiés (m/s)	Erreurs relatives (%)	Écart Type
$\mu = 0$ $\sigma = 0.05$ $h \pm 0.05 \text{ m}$	CSA	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0198$	1.13	4.76E-13
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0549$	9.84	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0559$	6.80	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0082$	17.84	
	Rao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0199$	0.55	1.77E-03
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0548$	9.69	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0599$	6.81	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0089$	11.21	
	CSARao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0198$	1.13	7.75E-28
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0549$	9.84	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0522$	13.02	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0088$	11.97	

Tableau 3.4 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 1 : $\mu = 0$; $\sigma = 0.1$)

Bruit	Algorithme	Paramètres réels (synthétique)	Paramètres identifiés (m/s)	Erreurs relatives (%)	Écart Type
$\mu = 0$ $\sigma = 0.1$ $h \pm 0.1 \text{ m}$	CSA	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0208$	3.80	3.41E-14
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0436$	12.89	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0646$	7.60	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0118$	18.47	
	Rao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0211$	5.43	2.08E-03
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0436$	12.84	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0637$	6.21	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0119$	19.39	
	CSARao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0208$	3.80	1.02E-27
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0436$	12.89	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0646$	7.60	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0118$	18.47	

Les tableaux 3,5 ; 3,6 ; 3,7 rapportent les valeurs des paramètres physiques réels (synthétiques) utilisés en phase de simulation directe pour générer les résultats observés, et les valeurs moyennes des paramètres estimés par inversion du deuxième cas étudié à savoir : le cas 2 (6 points d'observation).

Les 3 algorithmes ont pu identifier avec succès les conductivités hydrauliques des problèmes du deuxième cas 2 et les erreurs relatives sont similaires si on considère seulement quelques chiffres significatifs. Concernant la robustesse, l'algorithme hybride CSARao-1 demeure le plus robuste suivi par l'algorithme CSA.

Tableau 3.5 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0$)

Bruit	Algorithme	Paramètres réels (synthétique)	Paramètres identifiés (m/s)	Erreurs relatives (%)	Écart Type
$\mu=0$ $\sigma=0$ $h \pm 0 \text{ m}$	CSA	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0200$	0.04	3.37E-13
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0500$	0.08	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0601$	0.10	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0100$	0.01	
	Rao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0200$	0.04	1.26E-10
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0500$	0.08	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0601$	0.10	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0100$	0.01	
	CSARao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0200$	0.04	0
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0500$	0.08	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0601$	0.10	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0100$	0.01	

Tableau 3.6 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.05$)

Bruit	Algorithme	Paramètres réels (synthétique)	Paramètres identifiés (m/s)	Erreurs relatives (%)	Écart Type
$\mu=0.05$ $\sigma=0.05$ $h \pm 0.05$	CSA	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0202$	0.84	1.32E-18
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0509$	1.89	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0596$	0.74	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0098$	2.47	
	Rao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0202$	0.84	9.53E-11
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0509$	1.89	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0596$	0.74	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0098$	2.47	
	CSARao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0202$	0.84	0
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0509$	1.89	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0596$	0.74	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0098$	2.47	

Tableau 3.7 : Identification des conductivités hydrauliques (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$)

Bruit	Algorithme	Paramètres réels (synthétique)	Paramètres identifiés (m/s)	Erreurs relatives (%)	Écart Type
$\mu=0.1$ $\sigma=0.1$ $h \pm 0.1$	CSA	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0202$	0.97	0
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0515$	2.96	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0577$	3.77	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0098$	1.62	
	Rao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0202$	0.97	7.94E-11
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0515$	2.96	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0577$	3.77	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0098$	1.62	
	CSARao-1	$k_{1x} = 0.02$	$k_{1x} = 0.0202$	0.97	0
		$k_{1y} = 0.05$	$k_{1y} = 0.0515$	2.96	
		$k_{2x} = 0.06$	$k_{2x} = 0.0577$	3.77	
		$k_{2y} = 0.01$	$k_{2y} = 0.0098$	1.62	

3.8.2 Courbe de convergence

La courbe de convergence est une représentation graphique à inspecter visuellement et qui donne un aperçu clair sur la vitesse avec laquelle la meilleure solution converge vers l'optimum global. La vitesse de convergence est directement liée à l'équilibre entre exploration et exploitation, le bon algorithme est donc, celui qui parvient à trouver la solution globale en un minimum d'itérations.

Les Figures 3.9 ,3.14 présentent les courbes de convergence moyennes des cas étudiés. On peut constater que l'algorithme hybride CSARao-1 est le plus rapide à atteindre l'optimum global suivi par l'algorithme CSA. L'algorithme Rao-1 est le plus lent en termes de vitesse de convergence vu son caractère exploiteur.

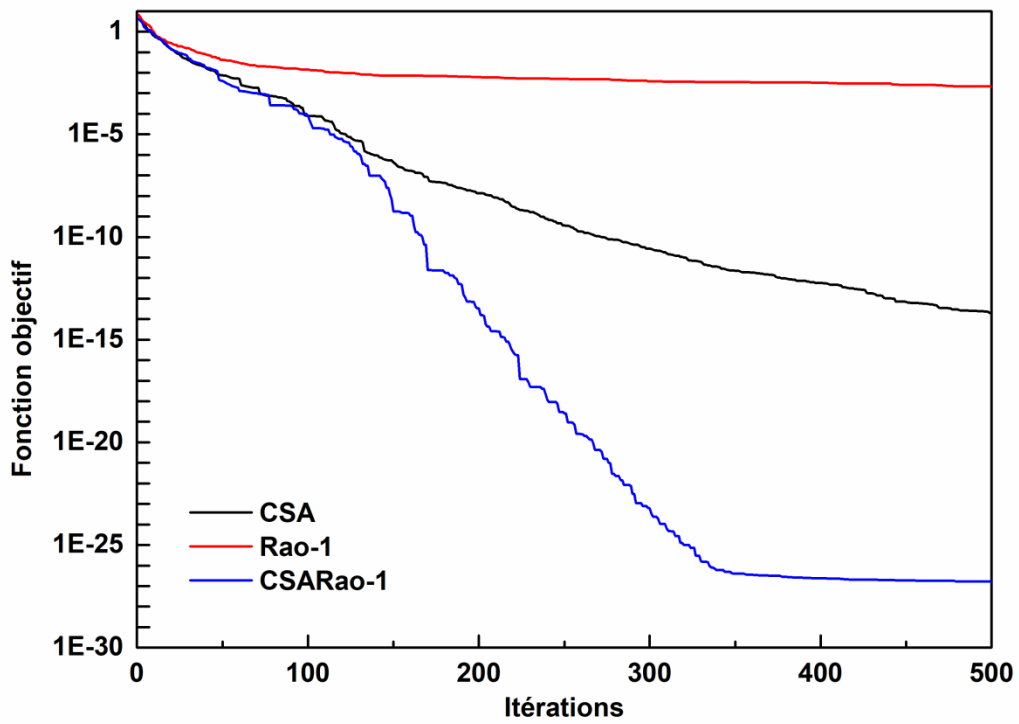


Figure 3.9 : Courbes de convergence (cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0$).

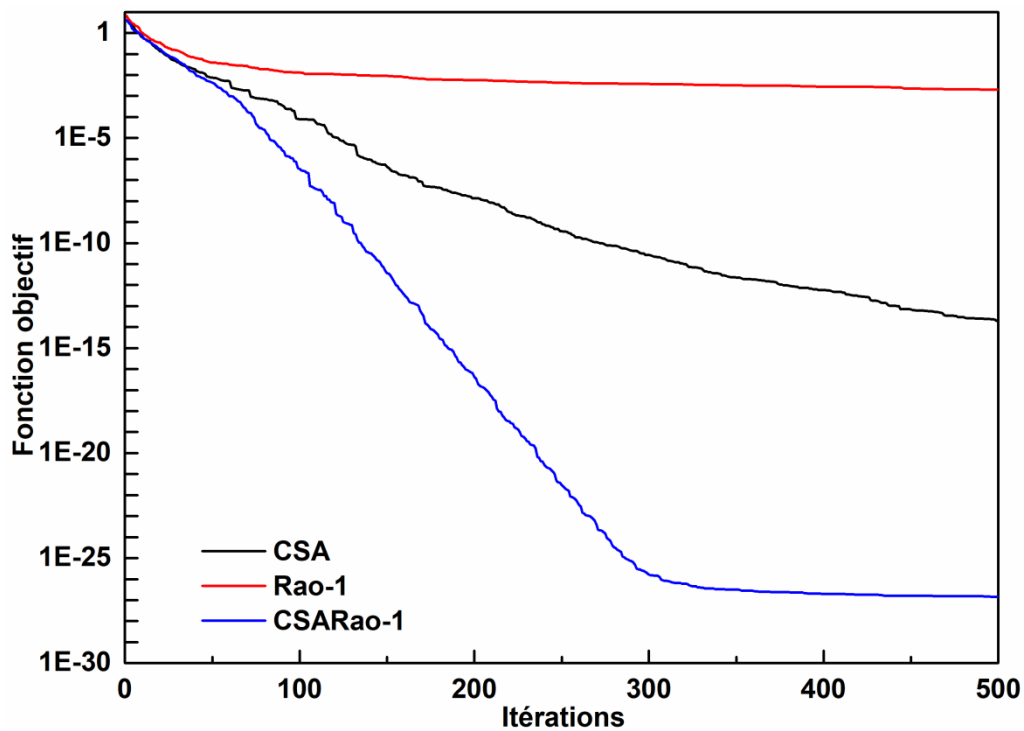


Figure 3.10: Courbes de convergence (cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0.05$).

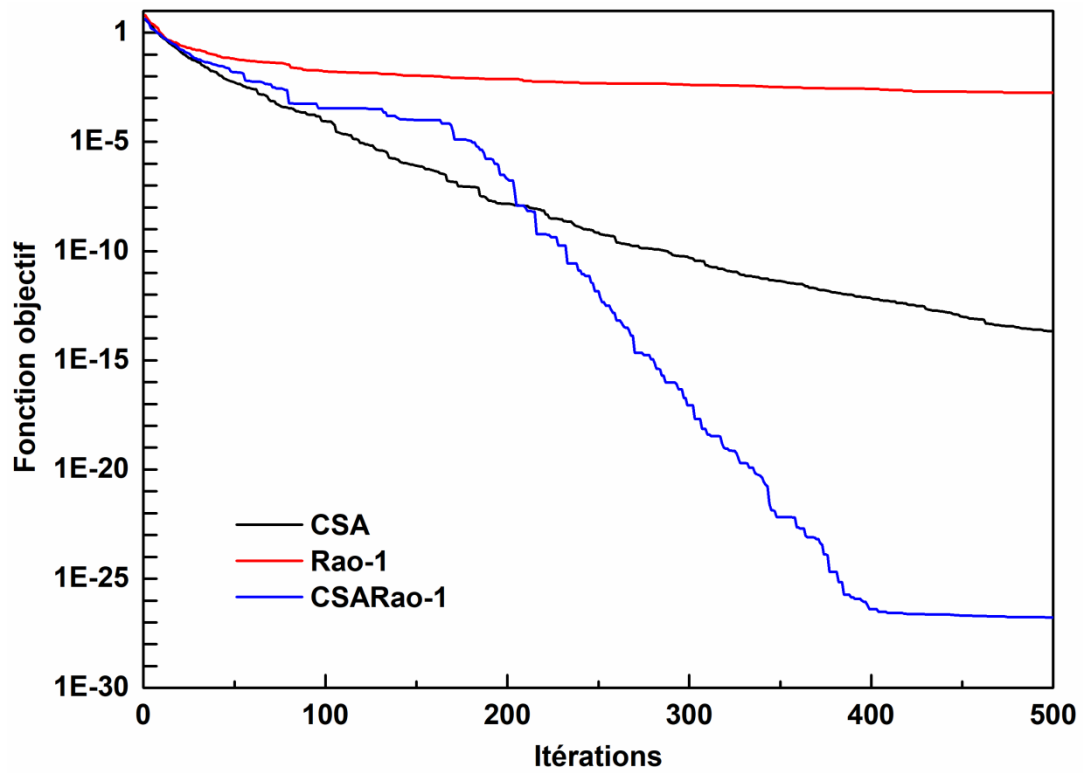


Figure 3.11 : Courbes de convergence (cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$)

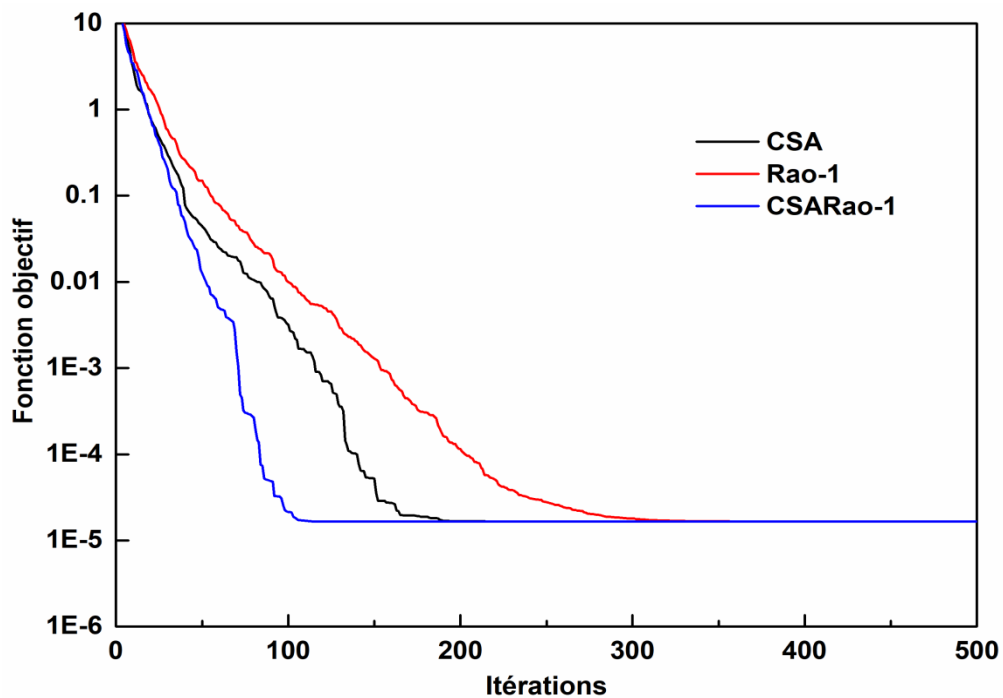


Figure 3.12 : Courbes de convergence (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0$)

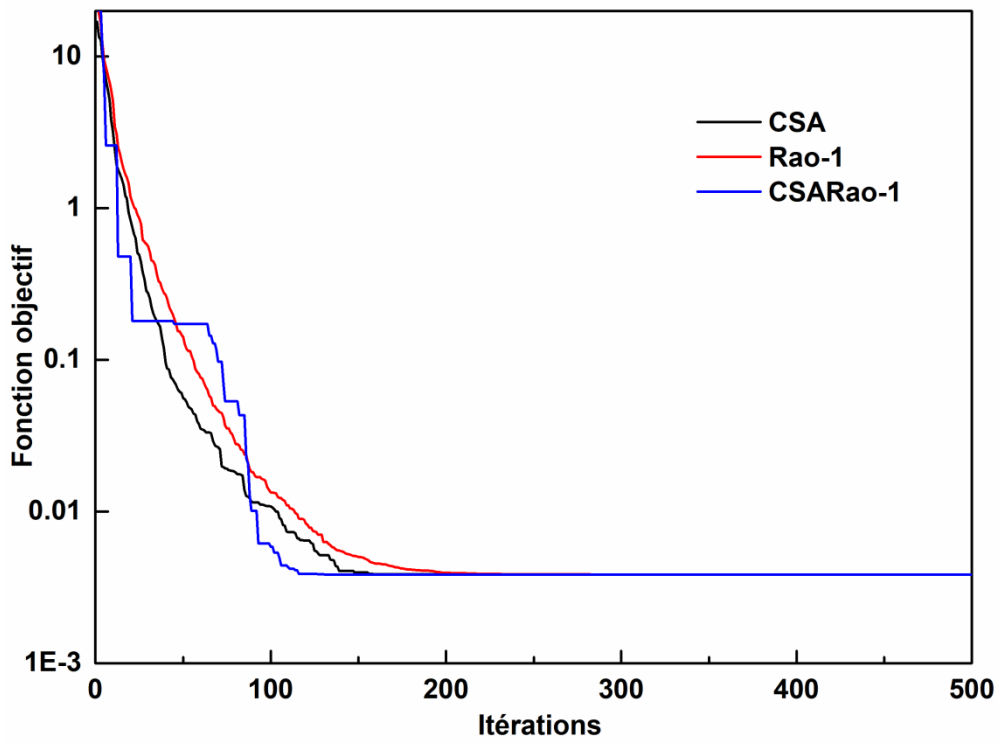


Figure 3.13 : Courbes de convergence (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.05$)

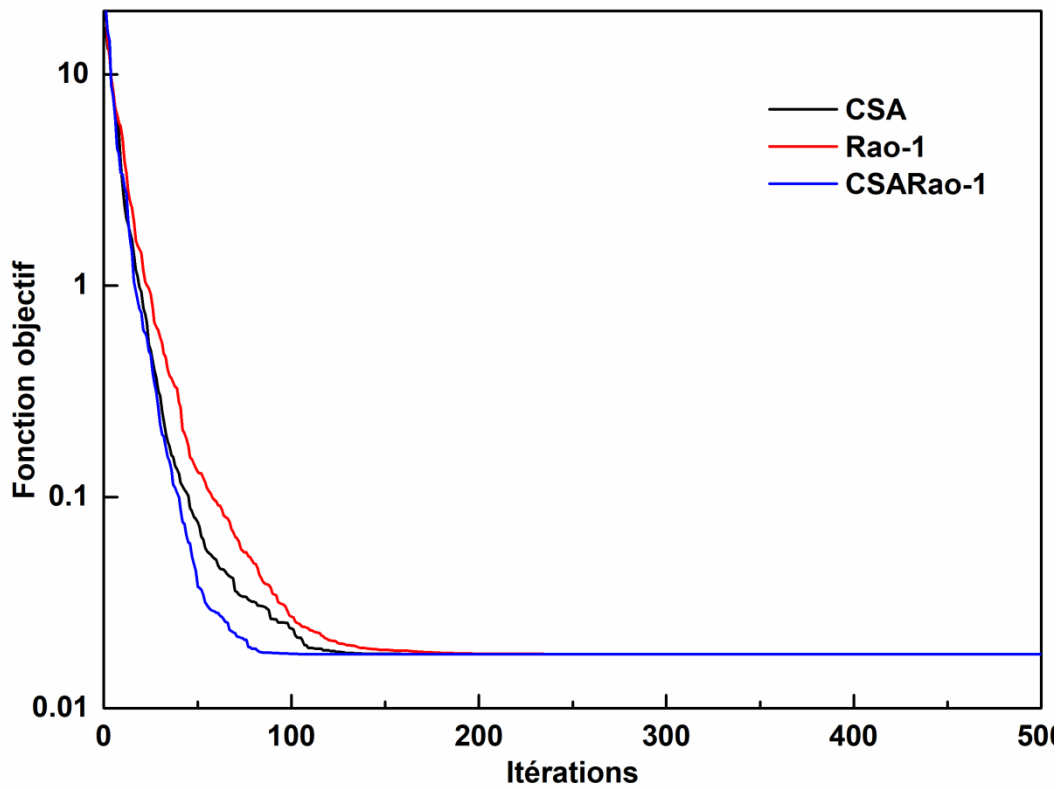


Figure 3.14 : Courbes de convergence (cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$)

3.8.3 Niveaux piézométriques

Pour pouvoir apprécier l'influence des paramètres identifiés à l'aide des différents algorithmes sur les charges hydrauliques, on a superposé la piézométrie de référence (observée) avec les niveaux piézométriques calculés (Figures 3.15 et 3.16).

Lors de traçage des lignes piézométries calculées, on n'a pas utilisé les valeurs moyennes des conductivités hydrauliques identifiées, par contre, on a utilisé les solutions les plus défavorables (ayant les valeurs de fonctions objectifs les plus élevés) obtenues parmi les 30 solutions. Ce choix peut être justifié par le fait que les valeurs moyennes masquent les valeurs qui se situent relativement loin de l'optimum global.

La figure 3.15 compare les piézométries du cas 1 pour $\mu=0$ et $\sigma=0.1$. On remarque que les piézométries calculées par les algorithmes CSA et CSARao-1 sont identiques et sont les plus proches de la piézométrie de référence. Quant à la piézométrie calculée par l'algorithme Rao-1, elle est la moins précise.

La figure 3.16 compare les piézométries du cas 2 pour $\mu=0$ et $\sigma=0.1$. Les trois algorithmes employés ont fournis les mêmes piézométries. Cela est dû au fait que le paysage de l'espace de recherche du cas 2 (6 observations) a devenu moins complexe que celui du cas 1 (4 observations), et que l'optimum global a devenu plus accessible à l'algorithme Rao-1.

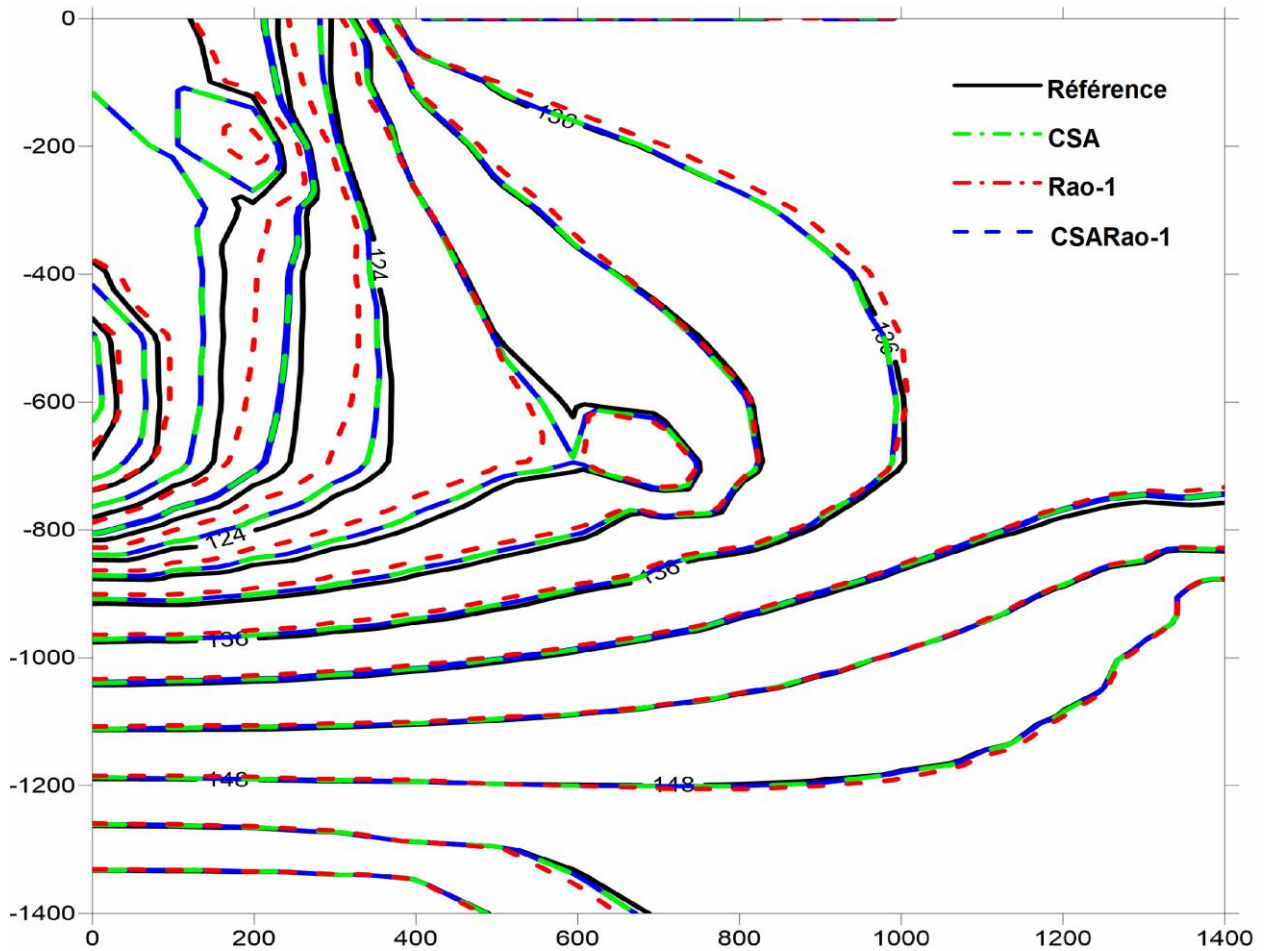


Figure 3.15 : Comparaison entre la piézométrie de référence et celles calculées à partir des paramètres identifiés (Cas 1 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$).

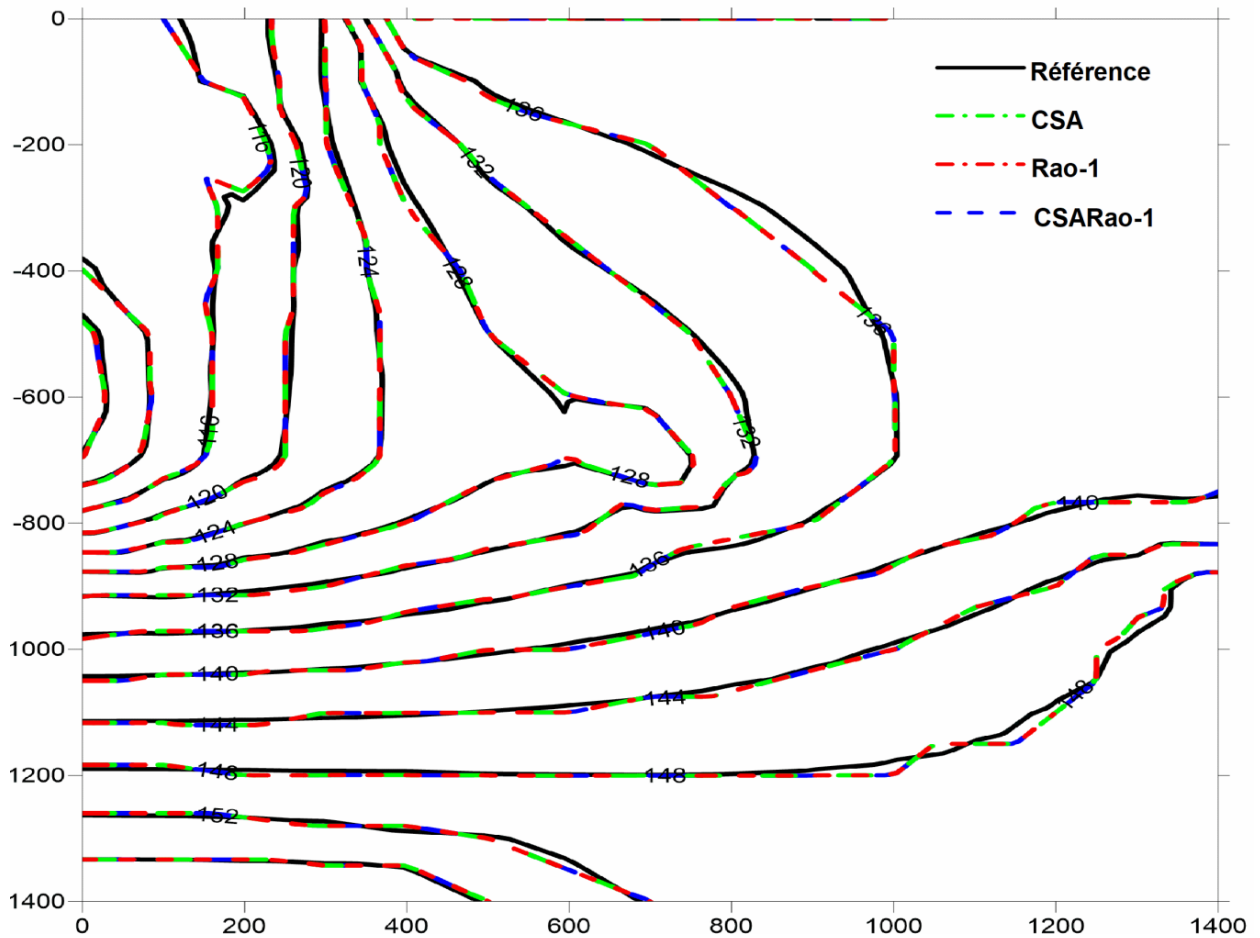


Figure 3.16 : Comparaison entre la piézométrie de référence et celles calculées à partir des paramètres identifiés (Cas 2 : $\mu=0$; $\sigma=0.1$).

3.9 Conclusion :

Dans ce chapitre, un modèle direct simulant un écoulement à travers un milieu poreux a été inversé à l'aide des couplages CSA/MEF, Rao-1/MEF et CSARao-1/MEF, et cela afin d'identifier leur paramètres physiques. Deux cas ont été considérés selon le nombre de points d'observation à savoir 4 points de mesures et 6 points de mesures. L'objectif de ce chapitre était double à savoir : (1) la construction d'un cadre générale d'optimisation des paramètres spécialement distribués d'un phénomène hydraulique régit par l'équation de Laplace, et (2) l'évaluation de l'hybridation entre les algorithmes CSA, Rao-1. Dans l'ensemble, l'algorithme hybride CSARao-1 était le plus robuste et le plus rapide à atteindre l'optimum global suivi par l'algorithme CSA. L'algorithme Rao-1 était le moins robuste et le plus lent en terme de vitesse de convergence.

Conclusion générale

La connaissance des paramètres physiques est essentielle dans la construction d'un modèle numérique fiable d'écoulement souterrain. Le processus d'identification de ces paramètres en mesurant les charges hydrauliques est appelé problème inverse, généralement difficile pour les techniques déterministes d'optimisation. Dans ce travail, on a essayé de profiter des avantages qu'offrent les techniques d'intelligence artificielle en l'occurrence, les algorithmes métaheuristiques pour la résolution d'un problème inverse en hydraulique souterraine. Trois différents algorithmes métaheuristiques ont été employés : L'algorithme du corbeau (CSA) , un algorithme sans métaphore (Rao-1) et un algorithme hybride (CSARao-1). Ces algorithmes métaheuristiques ont été couplés avec un modèle aux éléments finis d'une équation aux dérivées partielles elliptiques régissant l'écoulement permanent dans une nappe captive hétérogène et anisotrope. L'exemple traité était hypothétique afin d'éliminer les sources d'incertitudes dues aux mesures, puis on a ajouté des bruits blancs de différentes magnitudes aux mesures des charges hydrauliques afin de simuler les erreurs de mesures qui peuvent être commises dans le terrain. On a considéré deux cas à savoir : le premier cas ayant quatre (04) points d'observation et le deuxième cas ayant six (06) points d'observations. Ces deux cas ont des fonctions objectives de paysages différents, cela nous a permis de tester d'avantages nos algorithmes employés. Sur la base des résultats obtenus, l'algorithme hybride CSARao-1 proposé était le plus efficace dans toutes les configurations analysées en termes de précision, robustesse et vitesse de convergence suivi par l'algorithme CSA. Cela est dû au fait que nous avons renforcé l'équilibre exploration-exploitation du CSA original en remplaçant sa composante exploratoire aléatoire par le mécanisme de recherche de l'algorithme Rao-1. Cela a permis à l'algorithme hybride CSARao-1 d'aborder les problèmes d'optimisation analysés avec deux mécanismes de recherche simultanément et de naviguer plus efficacement dans l'espace de recherche.

Comme perspectives, nous envisageons de tester l'efficacité de CSARao-1 sur des cas de plus grandes dimensions (nombre élevé de paramètres à identifier) et d'étendre son application vers d'autres problèmes hydrauliques.

Références bibliographiques

- Afshar, A., Massoumi, F., Afshar, A., Mariño, M.A., 2016. State of the Art Review of Ant Colony Optimization Applications in Water Resource Management. *Water Resour. Manag.* doi:10.1007/s11269-015-1016-9.
- Afshar, M.H., 2006. Application of a Genetic Algorithm to Storm Sewer Network Optimization. *Sci. Iran.* 13, 234–244.
- Amirat, Y. (1991). Écoulements en milieu poreux n'obéissant pas à la loi de Darcy. *ESAIM: Mathematical Modelling and Numerical Analysis*, 25(3), 273-306.
- Askarzadeh, A. (2016). A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: crow search algorithm. *Computers & structures*, 169, 1-12.
- Ayvaz, M.T., 2009. Application of Harmony Search algorithm to the solution of groundwater management models. *Adv. Water Resour.* 32, 916–924. doi:10.1016/j.advwatres.2009.03.003.
- Ayvaz, M.T., 2009. Application of Harmony Search algorithm to the solution of groundwater management models. *Adv. Water Resour.* 32, 916–924. doi:10.1016/j.advwatres.2009.03.003
- Ayvaz, M.T., 2018. Optimal dewatering of an excavation site by using the linked simulation– optimization approaches. *Water Sci. Technol. Water Supply* 18, 1020–1031. doi:10.2166/ws.2017.175.
- Ayvaz, M.T., Karahan, H., Aral, M.M., 2007. Aquifer parameter and zone structure estimation using kernel-based fuzzy c-means clustering and genetic algorithm. *J. Hydrol.* 343, 240–253. doi:10.1016/j.jhydrol.2007.06.018
- Batu, V. (1998). *Aquifer hydraulics: a comprehensive guide to hydrogeologic data analysis.* John Wiley & Sons.
- Batu, V. (1998). *Aquifer hydraulics: a comprehensive guide to hydrogeologic data analysis.* John Wiley & Sons.
- Bear, J. (1972). *Dynamics of fluids in porous media.* Courier Corporation
- Bear, J. (1988). *Dynamics of fluids in porous media.* Courier Corporation.
- Bertrand, F. (2014). *Modélisation hydromécanique de l'argile à Opalines: retour d'expérience sur le micro-tunnel HG-A.*
- Bodelle J., MARGAT J. *L'eau souterraine en France.* Paris : Masson, 1980. 207p.

- Bouchard, J. P. (1985). Sûreté des captages d'eau souterraine à proximité des rivières. Abaques pour déterminer l'évolution du débit de réalimentation. *La Houille Blanche*, (1), 53-71.
- Bussière, B., Aubertin, M., Mbonimpa, M., Molson, J. W., & Chapuis, R. P. (2007). Field experimental cells to evaluate the hydrogeological behaviour of oxygen barriers made of silty materials. *Canadian Geotechnical Journal*, 44(3), 245-265.
- CASTANY Gilbert. Principe et méthode de l'hydrogéologie. Dunod Université. Paris : Bordas, 1982. 237p.
- Chiu, Y.-C., 2014. Application of differential evolutionary optimization methodology for parameter structure identification in groundwater modeling. *Hydrogeol. J.* 22, 1731–1748. doi:10.1007/s10040-014-1172-7
- Craveur, J. C., Bruyneel, M., & Gourmelen, P. (2014). Optimisation des structures mécaniques : Méthodes numériques et éléments finis. Dunod.
- Darcy, H. (1856). Les fontaines publiques de la ville de Dijon (The water supply of Dijon): Paris. Victor Dalmont.
- Fetter, C. W. (2018). Applied hydrogeology. Waveland Press.
- Fichant, S., La Borderie, C., & Pijaudier-Cabot, G. (1999). Isotropic and anisotropic descriptions of damage in concrete structures. *Mechanics of Cohesive-frictional Materials: An International Journal on Experiments, Modelling and Computation of Materials and Structures*, 4(4), 339-359.
- Fong, S., Deb, S., Yang, X. S., & Zhuang, Y. (2014). Towards enhancement of performance of K-means clustering using nature-inspired optimization algorithms. *The Scientific world journal*, 2014.
- Fragoso, T., Cunha, M.D.C., Lobo-Ferreira, J.P., 2009. Optimal pumping from Palmela water supply wells (Portugal) using simulated annealing. *Hydrogeol. J.* 17, 1935–1948. doi:10.1007/s10040-009-0483-6.
- Gaur, S., Chahar, B.R., Graillet, D., 2011. Analytic elements method and particle swarm optimization based simulation-optimization model for groundwater management. *J. Hydrol.* 402, 217–227. doi:10.1016/j.jhydrol.2011.03.016
- Gurarslan, G., & Karahan, H. (2015). Solving inverse problems of groundwater-pollution-source identification using a differential evolution algorithm. *Hydrogeology Journal*, 23(6), 1109-1119.

- Gurarslan, G., & Karahan, H. (2015). Solving inverse problems of groundwater-pollution-source identification using a differential evolution algorithm. *Hydrogeology Journal*, 23(6), 1109-1119
- Hao, Q., Shao, J., Cui, Y., Zhang, Q., Huang, L., 2018. Optimization of groundwater artificial recharge systems using a genetic algorithm: a case study in Beijing, China. *Hydrogeol. J.* 26, 1749–1761. doi:10.1007/s10040-018-1781-7.
- Istok, J., 1989. Finite Element Computer Programs, in: *Groundwater Modeling by the Finite Element Method*. pp. 255–302. doi:10.1002/9781118665541.ch7.
- Janga Reddy, M., & Nagesh Kumar, D. (2020). Evolutionary algorithms, swarm intelligence methods, and their applications in water resources engineering: a state-of-the-art review. *H2Open Journal*, 3(1), 135-188.
- Karahan, H., & Ayvaz, M. T. (2005). Transient groundwater modeling using spreadsheets. *Advances in Engineering Software*, 36(6), 374-384.
- Katsifarakis, K.L., Karpouzou, D.K., Theodossiou, N., 1999. Combined use of BEM and genetic algorithms in groundwater flow and mass transport problems. *Eng. Anal. Bound. Elem.* 23, 555– 565. doi:10.1016/S0955-7997(99)00011-9
- Kruse, R., Borgelt, C., Braune, C., Mostaghim, S., Steinbrecher, M., 2016. *Computational Intelligence: A Methodological Introduction*, Springer. doi:10.1007/3-540-48774-3
- McKinney, D.C., Lin, M. -D, 1994. Genetic algorithm solution of groundwater management models. *Water Resour. Res.* 30, 1897–1906. doi:10.1029/94WR00554
- Mehnen, B. B. T. B. J. (2014). *J Mersmann O Evolutionary algorithms*. Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov, 4, 178-195.
- Naseem, U., Razzak, I., Musial, K., & Imran, M. (2020). Transformer based deep intelligent contextual embedding for twitter sentiment analysis. *Future Generation Computer Systems*, 113, 58-69.
- Rakoto, H., Rajaomahefasoa, R., & Rasalomanana, E. H. (2017). Optimisation de la reconnaissance hydrogéologique par modélisation géophysique 2D. Cas de la zone intermédiaire Ankarabato–Dorodosy. Madamines,
- Saadi slami (2019) *Introduction à l’Optimisation Méta-heuristique Cours, Problèmes Résolus & Recueil de Travaux Pratiques*. OPU

- Sathe, S. S., & Mahanta, C. (2019). Groundwater flow and arsenic contamination transport modeling for a multi aquifer terrain: Assessment and mitigation strategies. *Journal of environmental management*, 231, 166-181
- Singh, A., 2014. Optimization modelling for seawater intrusion management. *J. Hydrol.* doi:10.1016/j.jhydrol.2013.10.042
- Smaoui, M. (1996). Nouvelle modélisation multiparticulaire pour l'analyse des efforts dans les plaques composites multicouches impactées (Doctoral dissertation, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées).
- Smith, I.M., Griffiths, D. V., Margetts, L., 2014. Programming the Finite Element Method: Fifth Edition, Programming the Finite Element Method: Fifth Edition. doi:10.1002/9781119189237.
- Sörensen, K. (2015). Metaheuristics—the metaphor exposed. *International Transactions in Operational Research*, 22(1), 3-18.
- Sun, N. Z., & Sun, A. (2015). Model calibration and parameter estimation: for environmental and water resource systems. Springer.
- Tadj, W. (2019). Apports de l'intelligence artificielle au calage automatique des modèles numériques en hydraulique. Ph.D thesis. University of Laghouat
- Tadj, W., Chettih, M., & Mouattah, K. (2021). A new hybrid algorithm for estimating confined and leaky aquifers parameters from transient time-drawdown data. *Soft Computing*, 25(24), 15463-15476.
- Taylor, C. J., & Alley, W. M. (2001). Ground-water-level monitoring and the importance of long-term water-level data (Vol. 1217). Denver, CO, USA: US Geological Survey.
- Wang, M., Zheng, C., 1998. Ground water management optimization using genetic algorithms and simulated annealing: Formulation and comparison. *J. Am. Water Resour. Assoc.* 34, 519–530. doi:10.1111/j.1752-1688.1998.tb00951.x.
- Wolpert, D. H., & Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 1(1), 67-82
- WWAP (United Nations World Water Assessment Programme) (2015) The united nations world water development report 2015: Water for a sustainable world. UNESCO, Paris.
- Yang, X. S. (2010). A new metaheuristic bat-inspired algorithm. In *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)* (pp. 65-74). Springer, Berlin, Heidelberg

- Zouhri, L., Gorini, C., Deffontaines, B., & Mania, J. (2004). Relationships between hydraulic conductivity distribution and synsedimentary faults, Rharb-Mamora basin, Morocco; Hydrogeological, geostatistical and modeling approaches. *Hydrogeology Journal*, 12(5), 591-600.