



HAL
open science

Analyse inverse par algorithme génétique en géotechnique : application à un problème d'excavation

Séverine Levasseur, Yann Malecot, Yann Malécot, Marc Boulon, Étienne Flavigny

► **To cite this version:**

Séverine Levasseur, Yann Malecot, Yann Malécot, Marc Boulon, Étienne Flavigny. Analyse inverse par algorithme génétique en géotechnique : application à un problème d'excavation. 17e Congrès Français de Mécanique, 2005, Troyes, France. <hal-04204275>

HAL Id: hal-04204275

<https://hal.science/hal-04204275v1>

Submitted on 12 Sep 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

Analyse inverse par algorithme génétique en géotechnique : application à un problème d'excavation

Séverine Levasseur, Yann Malécot, Marc Boulon, Etienne Flavigny

Université Joseph Fourier – Grenoble I, Laboratoire « Sols, Solides, Structures »
Domaine Universitaire
38041 GRENOBLE cedex 9

Résumé :

Cet article est consacré à l'identification des paramètres constitutifs d'un modèle de Mohr-Coulomb à partir de mesures de déplacements d'un mur de soutènement. Pour minimiser la fonction objectif, une optimisation par algorithme génétique est proposée. Cette méthode performante permet d'identifier un échantillon des solutions du problème inverse.

Abstract :

This paper is dedicated to the identification of the constitutive parameters of the Mohr-Coulomb model from the horizontal displacements of a sheet pile wall. To minimize the objective function, a genetic algorithm method is presented. This efficient method permits to identify a sample of the solutions of the inverse problem.

Mots clefs :

Identification de paramètres, Analyse inverse, Algorithme génétique, Fonction objectif, Eléments finis, Géotechnique, Plaxis, Excavations.

1 Introduction

La plupart des essais géotechniques in situ ne permettent pas d'identifier directement les paramètres constitutifs des couches de sol. L'utilisation de calculs par éléments finis pour dimensionner les ouvrages est ainsi limitée par une mauvaise connaissance des propriétés mécaniques des sols. C'est dans ce contexte que se pose la problématique d'analyse inverse en géotechnique : quelles informations concernant les paramètres constitutifs du sol est-il possible d'obtenir à partir de mesures in situ ?

Cet article, s'intéresse à l'identification des paramètres constitutifs du modèle de Mohr-Coulomb, par analyse inverse, à partir de la mesure du déplacement d'un mur de soutènement d'une excavation. Afin d'avoir une méthode d'identification adaptable à d'autres types de mesures (essais in situ ou ouvrages instrumentés), nous utilisons une méthode directe de résolution du problème inverse. Des valeurs a priori sont données aux paramètres inconnus pour simuler le problème direct associé, à l'aide du code de calcul par éléments finis PLAXIS. L'écart entre le résultat du calcul numérique et la courbe expérimentale est évalué par une fonction scalaire de type moindres carrés, dite fonction objectif. Les valeurs des paramètres à identifier sont ensuite modifiées jusqu'à ce que la fonction objectif soit minimisée. Pour minimiser cette fonction objectif, selon sa topologie, deux grandes familles de méthodes d'optimisation peuvent être utilisées : des méthodes déterministes ou des méthodes probabilistes. Pour les applications géotechniques, le nombre de paramètres de sol indéterminés étant élevé, la solution du problème n'est en général pas unique. La fonction objectif présente aussi de fortes non-convexités avec des minima locaux. Une étude précédente a ainsi montré qu'au delà de deux paramètres, une méthode d'optimisation de type gradient donne des résultats très décevants (Malécot et al. [7]). Pour palier à ces faiblesses, nous présentons dans cet article

l'utilisation d'une méthode d'optimisation basée sur un algorithme génétique. La fonction objectif et les principes de l'algorithme d'optimisation sont décrits au paragraphe 2. Deux exemples d'application sont présentés au paragraphe 3. Enfin, les conclusions et les perspectives de cette étude sont présentées au paragraphe 4.

2 Optimisation par Algorithme Génétique

2.1 Définition de la fonction objectif

L'écart entre une courbe calculée numériquement (décrite par N points Un_i) et une courbe de référence mesurée in situ (décrite par N points Ue_i) est évaluée par une fonction scalaire de type moindres carrés. Cette fonction erreur ou fonction objectif, notée FO , est définie de la manière suivante :

$$FO = \sqrt{\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ue_i - Un_i)^2}{Ue_i^2 (1-\alpha) + \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Ue_j^2 \right) \alpha}} \quad \text{avec} \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (1)$$

Le paramètre α caractérise le type d'écart évalué entre les deux courbes. Une valeur de α proche de 0 permet de donner plus de poids aux points de mesure de faible valeur absolue. Pour les applications présentées dans cet article, chaque point de mesure ayant une importance identique nous avons choisi une valeur de α égale à 1.

2.2 Principes de l'algorithme d'optimisation

Un algorithme génétique est une méthode d'optimisation qui s'inspire de la théorie de l'évolution de Darwin. C'est un outil reconnu performant pour l'optimisation de fonctions objectives, à contraintes linéaires ou non linéaires. Ces principes de base ont été développés par Renders [10] et Goldberg [4]. L'algorithme d'optimisation utilisé pour la présente étude s'inspire de cette méthode. Il a été développé au laboratoire 3S en langage Fortran, ses principales étapes sont décrites ci-dessous :

Espace de recherche : Soit N_p le nombre de paramètres à identifier pour le problème posé. La minimisation de la fonction objectif est effectuée dans un espace de recherche à N_p dimensions, borné par des valeurs p_{\min} et p_{\max} propres à chaque paramètre p .

Codage, individu et population : Chaque paramètre mécanique codé sous forme binaire constitue un gène. La concaténation de plusieurs gènes forme un individu. Chaque individu correspond à un point de l'espace de recherche. Un ensemble de N_i d'individus constitue une population.

Génération d'une population initiale : Un ensemble de N_i individus est choisi aléatoirement sur l'espace de recherche. Le coût FO de chaque individu de cette population initiale est évalué. Les mécanismes de sélection, de reproduction et de mutation font ensuite évoluer, au fil des générations, la population vers les individus de l'espace de recherche les mieux adaptés.

Sélection : Seuls les $N_i/3$ meilleurs individus d'une population (individus présentant le moindre coût FO) sont conservés pour la génération suivante. Ils constituent les individus parents.

Reproduction : Les individus parents sont sélectionnés aléatoirement par paires. Ils sont croisés entre eux pour former $2N_i/3$ nouveaux individus, appelés individus enfants. (cf. illustration Tableau 1).

Mutation et Génération d'une nouvelle population : L'ensemble des individus parents et enfants forme une nouvelle génération de la population parmi laquelle quelques individus choisis aléatoirement subissent une mutation (inversion d'un bit d'un gène, cf. illustration Tableau 2).

Test de convergence : Les trois étapes précédentes sont répétées tant qu'une des conditions de convergence n'est pas satisfaite sur la population parent : moyenne (ou écart-type) des fonctions objectifs sur cette population inférieure à une valeur donnée ou convergence de la population vers un individu unique.

Parents	
Parent A :	1100 110 10011101 11100
Points de croisement	
Parent B :	0110 001 01111011 00111
Croisements	
Enfant 1 :	1100 001 10011101 00111
Points de croisement	
Enfant 2 :	0110 110 01111011 11100
Individu avant mutation	
individu :	110000110 0 1110100111
gène sélectionné	
Individu après mutation	
Individu muté :	110000110 1 1110100111
Gène muté	

Tableau 1 - Illustration du croisement entre deux individus parents pour générer deux nouveaux individus enfants. Le nombre de points de croisement est égal au nombre de gènes (nombre de paramètres à identifier). La position de ces points de croisement est choisie aléatoirement.

Tableau 2 - Illustration des mutations sur les individus d'une nouvelle population. Les individus et les bits sont choisis aléatoirement. Le nombre de mutations sur une population est de l'ordre de 2^{Np} .

3 Exemples d'application

Les exemples présentés concernent des problèmes d'excavations dans des sols constitués d'une couche de sable homogène modélisée par un modèle de Mohr-Coulomb à cinq paramètres. L'effet de l'eau est limité à la pression hydrostatique. Pour réduire le nombre de paramètres à identifier, certaines valeurs sont données a priori aux paramètres lorsque leur influence est faible ou lorsqu'ils sont reliés entre eux par des relations empiriques. Ainsi, pour des sables nous utilisons une cohésion $c=0$, un coefficient de poisson $\nu=0,3$, un

angle de dilatance $\psi=\phi-30^\circ$ et un module de cisaillement : $G(z)=G_{ref}\left(\frac{z}{z_{ref}}\right)^{0,4}$ pour tenir compte de son

évolution avec la profondeur z . Enfin, supposant le sable normalement consolidé, le coefficient des terres au repos K_0 est estimé en utilisant la formule de Jaky, $K_0=1-\sin \phi$. Compte tenu de ces informations a priori, nous cherchons dans un premier temps à identifier deux paramètres : le module de cisaillement G_{ref} et l'angle de frottement interne ϕ . Puis dans un deuxième temps, nous étendons l'identification à trois paramètres : le module de cisaillement G_{ref} , l'angle de frottement interne ϕ et l'angle de dilatance ψ .

3.1 Excavation numérique

Pour tester la méthode sans être gêné par les incertitudes dues aux mesures ou à la modélisation mécanique du problème, nous utilisons des données expérimentales « numériques » issues d'un calcul éléments finis sur un ouvrage typique simple. Il s'agit ici d'une excavation de grande longueur symétrique, de six mètres de profondeur et vingt mètres de large, maintenue par un rideau de palplanches et des butons (cf. figure 1, modèle éléments finis 2D en déformations planes). Nous choisissons arbitrairement $G_{ref} = 22500\text{kPa}$ et $\phi = 35^\circ$ pour générer la déformée « expérimentale » du rideau. La courbe de référence $u_x(z)$ ainsi obtenue représente le déplacement horizontal des nœuds sur la hauteur du rideau. Par la suite, G_{ref} et ϕ ont été considérés comme paramètres inconnus du problème. Afin d'avoir une idée de la topologie de la surface de la fonction objectif, nous explorons de façon exhaustive l'espace de recherche. Comme le montre la figure 2, la fonction objectif n'est pas parfaitement convexe mais présente un minimum unique clairement identifiable.

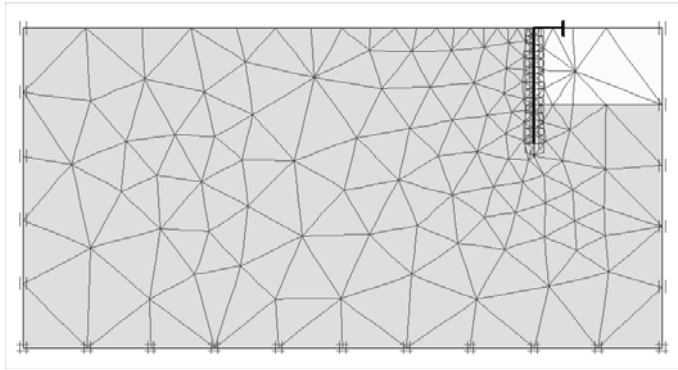


FIG. 1 – Excavation « numérique » : modèle 2D en déformations planes et maillage associé.
 Taille du modèle : $L=50\text{m}$ $H=25\text{m}$
 Taille de l'excavation : $h=6\text{m}$ $l=4\text{m}$
 (éléments triangles à 15 nœuds, 246 éléments, 2185 nœuds, 2952 points de Gauss)

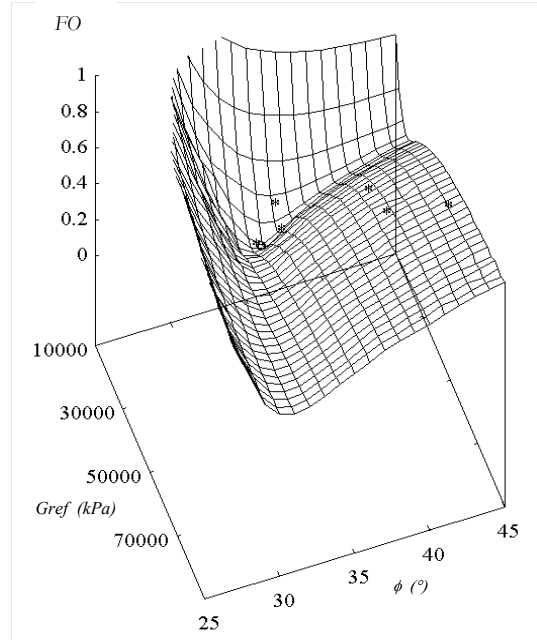


FIG. 2 – Excavation « numérique » : fonction objectif FO en fonction des paramètres à identifier G_{ref} et ϕ

3.2 Rideau de palplanches expérimental de Hochstetten

Pour valider les résultats obtenus dans le cas purement numérique, nous simulons le rideau de palplanches expérimental de Hochstetten (références [8] et [12] ; figure 3). Cette excavation d'environ cinq mètres de profondeur et quatre mètres de large est construite en six étapes. Un important déplacement ayant été observé avant la mise en place des butons en phase 3, nous utilisons cette phase comme phase de référence. Ainsi, les données expérimentales correspondent au déplacement du rideau de palplanches entre la fin de l'étape 3 et la fin de l'étape 6 (excavation jusqu'à 5,35m de profondeur ; cf. figure 4). L'étude de la topologie de la fonction objectif montre une surface comparable au cas numérique. Cette surface présente, en particulier, même s'il est moins marqué, un minimum unique (figure non représentée).

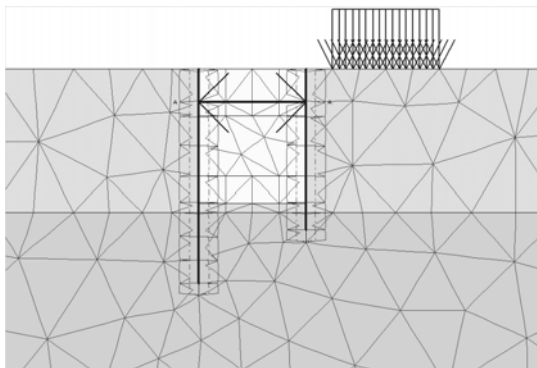


FIG. 3 – Rideau de palplanches de Hochstetten : modèle 2D en déformations planes et maillage associé.
 Taille du modèle : $L=70\text{m}$ $H=24\text{m}$
 Taille de l'excavation : $h=5,35\text{m}$ $l=4\text{m}$
 Hauteur du rideau de palplanches : $h_w=6\text{m}$
 (éléments triangles à 15 nœuds, 464 éléments, 3987 nœuds, 5568 points de Gauss)

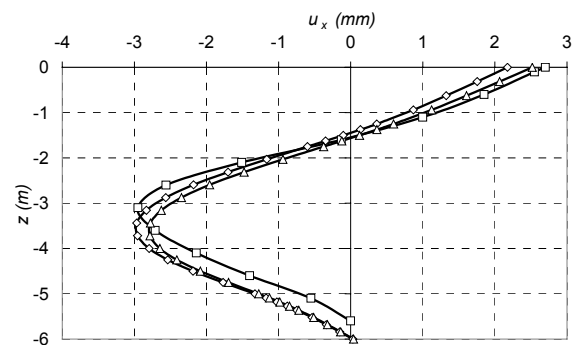


FIG. 4 – Rideau de palplanches de Hochstetten : déplacement in situ (\square) ; optimisation à deux paramètres $G_{\text{ref}} = 8500\text{kPa}$ $\phi = 45^\circ$ (\diamond) ; optimisation à trois paramètres $G_{\text{ref}} = 8000\text{kPa}$ $\phi = 45^\circ$ $\psi = 18^\circ$ (Δ).

3.3 Identification des paramètres

Nous appliquons la méthode d'identification décrite au §2 aux deux exemples précédents. La figure 5 montre la fréquence d'apparition de chaque individu en fin de processus d'optimisation dans le cas du rideau de palplanches de Hochstetten lorsque l'on cherche à identifier deux paramètres. Comme avec une méthode d'optimisation du type gradient [7], on observe que le processus converge vers $G_{ref} = 8500\text{kPa}$ et $\phi = 45^\circ$. Le coût de calcul total est cependant trois fois plus important (environ 120 calculs PLAXIS contre 40 avec un méthode du gradient). Comparé aux valeurs proposées par Von Wolffsdorff [12], l'angle de frottement interne ainsi obtenu est fort tandis que le module est faible. Ces valeurs permettent cependant de bien reproduire les données expérimentales (cf. figure 4).

La figure 7 montre l'évolution des populations au cours du processus d'optimisation dans le cas de l'excavation numérique lorsque l'on cherche à identifier trois paramètres. Partant d'une population initiale uniformément répartie sur l'espace de recherche, les individus parents s'alignent dès les premières générations selon une « colonne verticale ». Ils convergent ensuite vers la solution exacte du problème. Alors que dans un tel cas une optimisation par gradient n'aurait pas convergée, ou au mieux aurait donné une solution unique [7], cette méthode permet d'identifier un échantillon représentatif de l'ensemble des solutions du problème avec un coût de calcul raisonnable (200 calculs PLAXIS). Par exemple, les individus de la figure 7c représentent une population d'individus pour lesquels en moyenne FO est inférieure à 5%. En traçant la courbe de déplacement du rideau de palplanches pour trois de ces individus, il apparaît clairement que les trois courbes sont quasi confondues (cf. figure 6). Or, ces individus correspondent aux paramètres $G_{ref} = 22500\text{kPa}$, $\phi = 35^\circ$ et $\psi = 0, 5$ ou 15° . L'évolution de la population traduit donc l'influence des paramètres mécaniques du sol sur le comportement de l'ouvrage. En l'occurrence, l'alignement vertical des individus observé sur les figures 7b et 7c révèle la faible influence de l'angle de dilataance sur le déplacement horizontal du rideau de palplanches. Cette observation s'explique probablement par un faible développement de la plasticité dans le modèle.

4 Conclusions

Cet article présente l'identification des paramètres d'un modèle de Mohr-Coulomb à partir de la mesure du déplacement d'un mur de soutènement. Une méthode d'identification basée sur un algorithme génétique est proposée. Cette méthode converge vers la solution du problème même lorsque la fonction objectif est fortement non convexe ou bruitée. Lorsque la solution n'est pas unique, elle permet d'identifier un échantillon représentatif de l'ensemble des solutions du problème inverse. Par ailleurs, l'évolution de la topologie de la population révèle rapidement la sensibilité du comportement de l'ouvrage aux paramètres de sol considérés. Cette méthode semble d'autant plus intéressante que le nombre de paramètres à identifier est important.

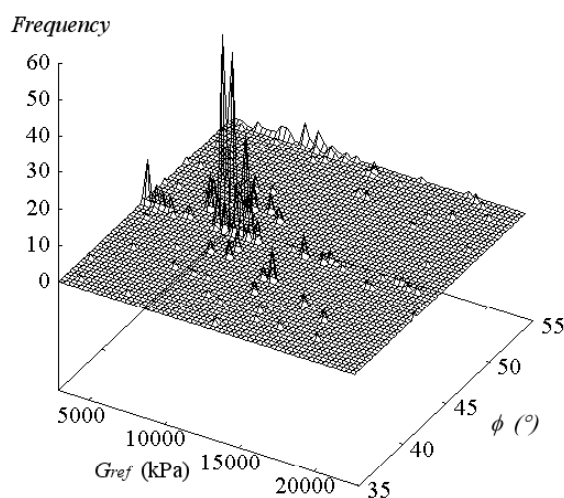


FIG. 5 – Rideau de palplanches de Hochstetten : Fréquence d'apparition des individus en fonction des paramètres à identifier G_{ref} et ϕ .

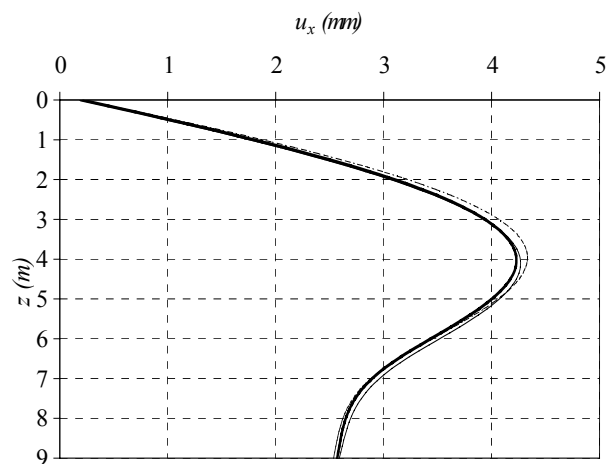


FIG. 6 – Excavation « numérique » : identification de trois paramètres. Déplacement horizontal du rideau de palplanches en fonction de la profondeur z .

$G_{ref} = 22500\text{kPa}$, $\phi = 35^\circ$, $\psi = 5^\circ$ (trait épais, référence);
 $G_{ref} = 22500\text{kPa}$, $\phi = 35^\circ$, $\psi = 14.7^\circ$ (trait fin);
 $G_{ref} = 22500\text{kPa}$, $\phi = 35^\circ$, $\psi = 0^\circ$ (trait discontinu).

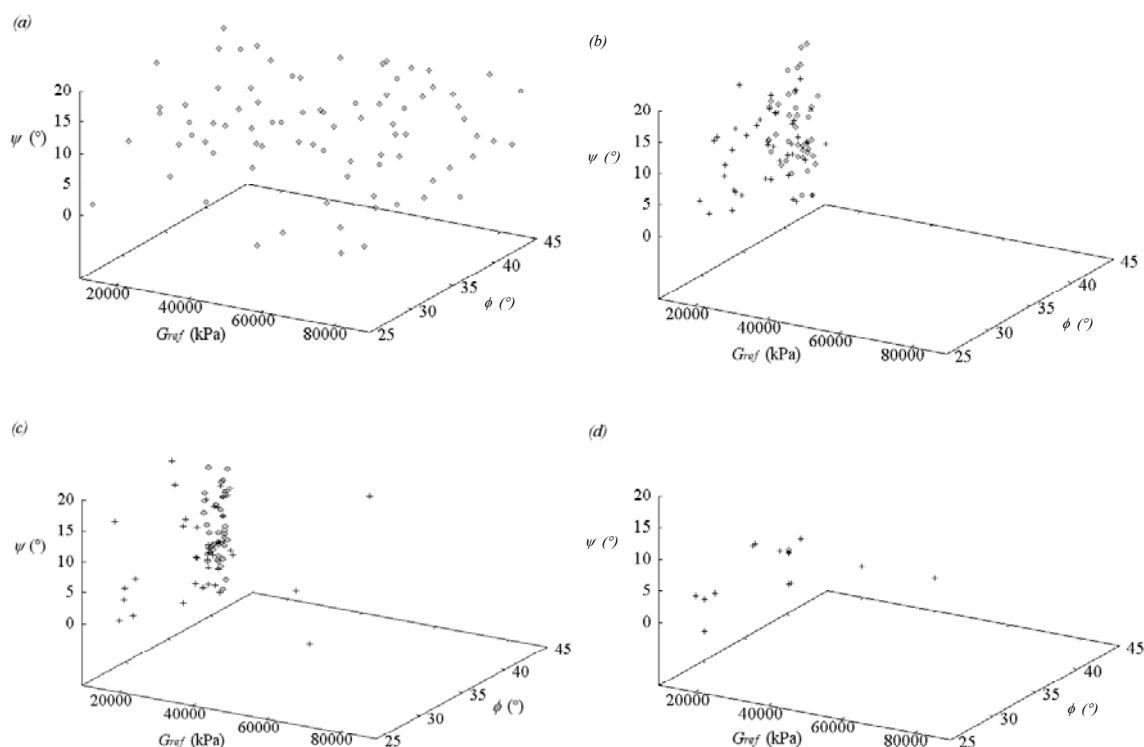


FIG. 7 – Excavation « numérique » : identification de trois paramètres. Chaque point représente un individu dans l'espace de recherche : (\diamond) individus parents, (+) individus enfants ; (a) population initiale, (b) 4^{ème} génération, (c) 7^{ème} génération, (d) population finale.

Références

- [1] Gens, A. Ledesma, A. & Alonso, E.E. 1988. Back analysis using prior information – Application to the staged excavation of a cavern in rock. In Swoboda (ed.), Numerical Methods in Geomechanics, Innsbruck 1988. Rotterdam: Balkema.
- [2] Gioda, G. & Maier, G. 1980. Direct search solution of an inverse problem in elastoplasticity: Identification of cohesion, friction angle and in situ stress by pressure tunnel tests. International Journal for Numerical Methods in Engineering.
- [3] Gioda G., Maier G., Optimisation Methods for Parametric Identification of Geotechnical Systems. In: numerical methods in Geomechanics, Nato Advanced Study Institute, 1981; 273-304.
- [4] Goldberg David E. Algorithmes génétiques : exploration, optimisation et apprentissage automatique. Ed. Adisson-Wesley. 1991
- [5] Lecampion, B. Constantinescu, A. & Nguyen Minh D. 2002. Parameter identification for lined tunnels in viscoplastic medium, International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics 26: 1191-1211.
- [6] Malécot Y., Levasseur S., Boulon M., Flavigny E. Inverse analysis on in situ geotechnical measurement using a genetic algorithm. NUMOG IX:223-227, Ottawa, 2004.
- [7] Malécot Y., Flavigny E., Boulon M. Identification of soil parameters for finite element simulation of geotechnical structures : pressuremeter test and excavation problem. In F. Bontempi (ed.), 2nd Int. Conf. In Structural engineering and construction; Proc. of the ISEC03 conf., vol 3:2393-2399, Rome Italy. Sept. 2003.
- [8] Mestat, P. Arafati, N. 1998. Modélisation par éléments finis du comportement du rideau de palplanches expérimental de Hochstetten. Bull. des Laboratoire des Ponts et Chaussées, vol. 216 : 19-39.
- [9] PLAXIS, Finite Element Code for Soil and Rock Analyses <http://www.plaxis.nl/ie.html>.
- [10] Renders J-M., Algorithmes génétiques et Réseaux de neurones, Hermès, 1995
- [11] Tarantola A., Inverse Problem Theory: methods for data fitting and model parameter estimation. Elsevier Science B.V. 1987
- [12] Von Wolffersdorff, Peter-Andreas. 1994. Results of field test and evaluation of the predictions and subsequent calculations, Workshop Sheet Pile Test Karlsruhe, Technical University of Delft University, The Netherlands, October 1994.