
Optimisation du placement de capteurs pour trouver la contrainte appliquée à une section d'alvéole

E. Chapoulade^{1,2}, A. Talon¹, A. Chateauneuf¹, P. Breul¹, G. Hermand², M. Leconte²

¹ Institut Pascal – Université Clermont Auvergne – Campus Universitaire des Cézeaux, 4 impasse Blaise Pascal, 63178 Aubière

² Andra, 1/7 rue Jean Monnet, Parc de la Croix-Blanche, 92298 Châtenay-Malabry cedex

E-mail :

Elodie.Chapoulade@etu.uca.fr

Aurelie.Talon@uca.fr

Alaa.Chateauneuf@uca.fr

Pierre.Breul@uca.fr

Guillaume.hermand@andra.fr

Marc.Leconte@andra.fr

RÉSUMÉ. Le projet de Centre Industriel de stockage Géologique Cigéo consistera à créer des alvéoles de stockage pour des déchets radioactifs. Les alvéoles se déformeront sous la contrainte appliquée par la roche, et bien que la convergence soit faible, la surveillance est obligatoire pour savoir si les colis de déchets pourront être récupérés. La démarche consiste à déterminer, par simulation numérique de sections d'alvéoles, le nombre de capteurs à mettre en place, leurs positions et leur orientation. Un modèle simplifié représente une alvéole soumise à différentes charges et permet de créer une base de données des déformations obtenues par des capteurs virtuels. Un modèle inverse construit avec une approche bayésienne permet de récupérer la contrainte du sol correspondant à la déformation donnée par les capteurs. La capacité du modèle inverse à détecter le chargement est le critère à optimiser. Les modèles numérique et inverse ont été développés pour comparer les contraintes horizontales en utilisant une fonction objectif permettant de classer les individus entre eux. L'optimisation par algorithme génétique est employée pour trouver le nombre et le meilleur emplacement de capteurs.

ABSTRACT. The Industrial Center for Geological Disposal, Cigéo project, will consist of creating disposal cells for radioactive waste. Repository cells type will deform under the rock loading. Although this convergence would be low, its monitoring is mandatory especially in order to know if the waste package could be retrievable. The approach consists in determining, by numerical simulation of tunnel sections, the number of sensors to be put in place, their position and their orientation. A simplified model represents a disposal cell subjected to different loads and allow us to create a database of the strain obtained by the virtual sensors. An inverse model built with a Bayesian approach allow us retrieving the stress of the ground corresponding to strain given by sensors. The capacity of the inverse model to detect the loading condition is the criterion to be optimized. The numerical and inverse models were developed to compare horizontal pressure using a fitness function to classify individual configurations. Genetic Algorithm optimization is employed to find the best number and placement of sensors.

MOTS-CLÉS : Optimisation, Instrumentation, Tunnel de Stockage, Algorithme Génétique.

KEYWORDS: Optimization, Instrumentation, Storage Tunnel, Genetic Algorithm.

1. Introduction

La surveillance des ouvrages d'art nécessite à la fois une instrumentation performante et adaptée, mais aussi une mise en place des capteurs optimale. Dans le cadre du projet Cigéo, Centre Industriel de stockage de déchets radioactifs en couche Géologique profonde, l'Andra (Agence Nationale pour la Gestion des déchets Radioactifs) souhaite développer une méthode d'optimisation de placement de capteurs. Ces derniers sont des Extensomètres à Corde Vibrante (ECV) permettant la mesure ponctuelle de la déformation des revêtements béton des alvéoles. L'optimisation du positionnement des capteurs permettra de déterminer au mieux la convergence des alvéoles. Il s'agit d'un travail méthodologique qui, dans une première étape, va permettre de retrouver le chargement de la roche à partir des mesures de déformation.

2. Modélisation de la déformation observée par des capteurs

Le modèle éléments finis d'une section d'alvéole permet la mise en place d'une base de données à partir de valeurs d'entrée connues grâce aux expérimentations du Laboratoire Souterrain.

2.1. Modèle numérique

L'objectif de ce modèle est de créer une base de données des déformations de tous les ECV, quelles que soient leurs positions et les contraintes appliquées. Une section d'alvéole ne prend en compte que le revêtement dont l'épaisseur est de 30 cm pour un diamètre extradados de 5 m. Le sol encaissant est représenté par des ressorts de Winkler [BUC 07] (cf. figure 1). Devant le nombre de calculs, ce modèle est une simplification de la réalité.

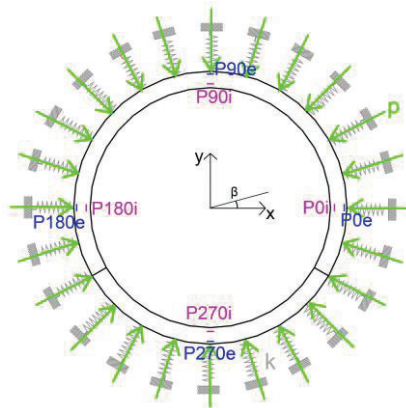


Figure 1. Modèle numérique d'une section d'alvéole.

2.1.1. Paramètres d'entrée

Le module d'Young du béton vaut 39,1 MPa et le coefficient de Poisson est de 0,25. Le sol encaissant représenté par des ressorts de rigidités variables dépend du module d'Young de l'argile compris entre 3 et 9 GPa et du coefficient de Poisson de 0,29. En fonction de l'orientation de l'alvéole, la contrainte horizontale varie entre 12 et 18 MPa alors que la contrainte verticale est constante et vaut 12,7 MPa. Sur une section, la rigidité de chaque ressort est variable alors que la contrainte est constante. Pour la création de la base de données, les ECV sont placés orthoradialement tous les degrés intrados et extradados et la contrainte horizontale varie entre 12 et 18MPa suivant un pas de 1 MPa.

L'installation des capteurs se faisant avant le coulage du béton, une incertitude sur l'angle θ que peut faire un ECV par rapport à sa position orthoradiale théorique a un maximum de $\pm 20^\circ$. Cette incertitude est considérée comme une loi normale dont les $\pm 20^\circ$ correspondent à ± 3 écart-types. L'erreur intrinsèque des capteurs, due à leur mode de résonance, est de 1,75 % [MEI 16].

2.1.2. Paramètres de sortie

Le paramètre de sortie du modèle numérique est la distribution de la déformation, suivant une loi normale, pour chaque position d'ECV intrados et extradados et pour chaque contrainte horizontale. Les capteurs sont représentés par les points P0 à P270 et "e" et "i" représentent les positions extradados et intrados des ECV.

2.2. Modèle inverse

Le modèle numérique permet la création d'une base de données et le modèle inverse permet d'évaluer la valeur la plus probable de la contrainte horizontale σ_h . Cet élément peut être retrouvé grâce aux observations de déformation données par les ECV.

Pour une observation de déformation (mesurée par un ECV à un emplacement donné), le modèle inverse utilise une approche bayésienne afin de retrouver la probabilité d'apparition de chaque contrainte horizontale. Le modèle inverse s'appuie sur la base de données créée grâce au modèle éléments finis. L'inférence bayésienne se calcule à l'aide de la formule définie par Bayes [BAY 63] :

$$P(\sigma_h | O_1, O_2, \dots, O_n) = \frac{P(O_1, O_2, \dots, O_n | \sigma_i) * P(\sigma_i)}{P(O_1, O_2, \dots, O_n)} \quad [1]$$

avec O_i les différentes observations de déformation et σ_i de pression ($\sigma_i = \{12, 13, 14, 15, 16, 17, 18\}$). Le dénominateur sert à normaliser la loi a posteriori. Un vecteur d'observations est proposé en paramètre d'entrée du modèle inverse par une approche naïve dont l'hypothèse est l'indépendance des observations. Dans le modèle inverse, l'approche bayésienne crée un intervalle de confiance autour de la valeur de la déformation O_i observée par un capteur [$O_i(1 - 0,1 \%)$; $O_i(1 + 0,1 \%)$] et compte le nombre de déformations se trouvant dans cet intervalle. Ainsi pour chaque réalisation de déformation dans la base de données, la probabilité conditionnelle $P(O_i/\sigma_i)$ revient à compter le nombre d'occurrences dans l'intervalle considéré. Pour $P(\sigma_i)$, chaque valeur de pression considérée équiprobable (loi non informative), conduit à l'hypothèse : $P(\sigma_i) = 1/7$.

3. Optimisation du nombre et de la position des capteurs

L'objectif de l'optimisation est de donner le meilleur emplacement des ECV permettant de minimiser la différence entre la contrainte horizontale donnée par le modèle inverse et la contrainte horizontale du modèle numérique. Il s'agit de minimiser $f = [\sigma_h \% (\beta_i) - \sigma_{h \text{ dir}}]$ avec $\sigma_h \%$ la contrainte horizontale fournie par le modèle inverse suivant β_i , l'emplacement de chaque capteur et $\sigma_{h \text{ dir}}$ la contrainte horizontale obtenue avec le modèle numérique que le modèle inverse devrait pouvoir retrouver.

3.1. Fonction objectif

Dans le but de sélectionner le meilleur individu dans la population, la fonction objectif est la suivante :

$$f = (1 - \alpha) \frac{\sum_1^7 P\%_i \left(\frac{\sigma_{h \%} - \sigma_{h \text{ dir}}}{\sigma_{h \text{ dir}}} \right)^2}{\sigma_{h \text{ dir}}} + \alpha \frac{-\sum_1^7 P\%_i * \ln(P\%_i)}{-\ln \frac{1}{7}} \quad [2]$$

Le premier terme est la différence à la valeur cible $\sigma_{h \text{ dir}}$ comparée aux résultats $\sigma_{h \%}$ du modèle inverse. Le second terme est la mesure de la dispersion par entropie de Shannon [SHA 01]. Le coefficient α permet de donner plus ou moins de poids à l'un ou l'autre des deux membres. $P\%$ est la probabilité d'occurrence de chaque contrainte.

3.2. Algorithme Génétique

Les Algorithmes Génétiques (AG) appliqués à l'optimisation du placement de capteurs peuvent être schématisés par l'exemple suivant. Pour une population de cinq individus comptant quatre cages de capteurs. Le tirage des angles de position des cages pour chaque individu se fait aléatoirement avec un écart minimum de 10° entre deux cages successives. La première étape consiste à évaluer chaque individu suivant sa qualité (fonction objectif). Certains de ces individus sont ensuite sélectionnés afin de les croiser et de les muter pour créer de nouveaux individus et ainsi faire évoluer la population. Les nouveaux individus sont ensuite évalués (fonction objectif) et insérés dans la population courante. Les enfants et les parents sont triés en fonction de leur aptitude et les individus de moindre qualité sont supprimés pour la génération suivante, dans le but de conserver les meilleurs individus et de travailler à population constante. Les individus issus de cette étape sont les parents de la génération suivante.

3.3. Résultats

Les résultats présentés ici montrent l'influence de la dispersion ($\alpha = 0$, $\alpha = 0,25$, $\alpha = 0,5$ et $\alpha = 1$) sur la valeur de la fonction objectif, sur la position des ECV et sur les résultats du modèle inverse.

3.3.1. Influence de α sur le nombre d'ECV

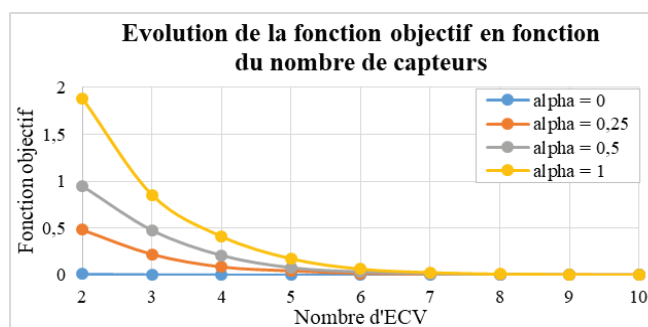


Figure 2. Résultat de la fonction objectif en fonction du nombre d'ECV pour différentes valeurs de α .

La figure 2 montre l'évolution des résultats de la fonction objectif pour 2 à 10 ECV intrados et extrados en fonction du coefficient α . Quand $\alpha = 0$, seule la différence à la valeur cible est prise en compte, et quand $\alpha = 1$, seule la mesure de la dispersion par entropie de Shannon est prise en compte. La fonction objectif donne un résultat de $f > 0,001$ pour 4 couples d'ECV alors que pour $\alpha = 0,25$, $f = 0,09$, pour $\alpha = 0,5$, $f = 0,21$ et pour $\alpha = 1$, $f = 0,41$. Il est nécessaire d'attendre 5 ou 6 couples d'ECV pour trouver une fonction objectif avec un faible résultat quand $\alpha \neq 0$.

3.3.2. Influence de α sur la position des ECV

Dans l'exemple de 4 couples de capteurs, les résultats en fonction de α sont présentés dans le tableau 1. La mesure de la dispersion influence la position optimale des ECV.

Tableau 1. Position des ECV et résultats de la fonction objectif en fonction de α .

α	ECV				f
	1	2	3	4	
0	22	53	205	352	0,001
0,25	159	178	204	355	0,087
0,5	33	159	178	204	0,209
1	33	159	178	204	0,411

4. Conclusion

Le modèle éléments finis 2D d'une section d'alvéole avec des conditions limites représentant le sol permet la création d'une base de données des déformations exploitable par le modèle inverse. Ce modèle inverse, suivant plusieurs observations de déformations, permet de retrouver le seul paramètre réellement inconnu : σ_h . L'optimisation par algorithme génétique donne l'emplacement des couples de capteurs pour 2 à 10 couples d'ECV. Les résultats montrent que la dispersion joue un rôle significatif sur le nombre et la position des capteurs ainsi que sur les résultats du modèle inverse.

Les futures recherches vont permettre d'optimiser l'emplacement et le nombre d'ECV à mettre en place pour retrouver la forme déformée d'une section d'alvéole et non plus la contrainte horizontale σ_h . L'incertitude sur la variation d'épaisseur du revêtement sera également considérée.

5. Bibliographie

- [BAY 63] BAYES T., « An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances », *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, vol. 53, 1763, p. 370-418.
- [BUC 07] BUCO J., Analyse et Modélisation du Comportement Mécanique des Conduites Enterrée, Thèse de doctorat, INSA de Lyon, 2007.
- [MEI 16] MEI B., Optimisation des couplages magnéto-mécaniques d'extensomètres à corde vibrante pour le suivi du vieillissement de constructions stratégiques, Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie, Paris, 2016.
- [SHA 01] Shannon C.E., « A mathematical theory of communication », vol. 5, n° 1, 2001, p. 3-55.