

PROPOSITIONS D'APPROCHE PROBABILISTE DANS UN LOGICIEL DE CALCUL DE STABILITE

Proposals of probabilist approach in a stability analysis software

Anne BERGERE, Hans PILLARD

TERRASOL Immeuble Central Seine - 42/52 quai de la Râpée CS 71230 - 75583 Paris Cedex 12 - France
anne.bergere@setec.com

Xiangfeng GUO

3SR Polytech Grenoble Université Grenoble Alpes Domaine Universitaire BP53 38041 Grenoble Cedex 9
xiangfeng.guo@3sr-grenoble.fr

Daniel DIAS

ANTEA Group, 2/6 Place du Général de Gaulle, 92160 ANTONY
daniel.dias@anteagroup.com

Pierre TACKER, Olivier BORY, Jean-Jacques FRY

EDF Hydro CIH 4 Allée de Tignes La Motte Servolex 73 290
pierre.tackker@edf.fr ; olivier.bory@edf.fr; jean-jacques.fry@wanadoo.fr

MOTS CLEFS

Barrages en remblai, calcul de stabilité, résistance, probabilité de rupture, méthode probabiliste, fiabilité

KEY WORDS

Embankment dams, stability analysis, shear resistance, failure probability, probabilist method, reliability

RÉSUMÉ

En vue d'intégrer une approche probabiliste dans le logiciel Talren, deux approches du calcul fiabiliste de la stabilité au glissement des barrages en remblai ont été testées en parallèle et appliquées à une étude de cas réel. 1) La première méthode modélise le remblai par un empilement de macro-éléments dont les caractéristiques mécaniques sont des variables aléatoires indépendantes d'un élément à l'autre et dont les dimensions sont comparables aux distances de corrélation de ces caractéristiques. L'espérance et l'écart-type des variables aléatoires de chaque macro-élément sont évalués à partir d'un krigeage des données qui intègre leur position dans l'espace au sein du calcul. Ensuite, la méthode probabiliste des surfaces de réponse (RSM), détermine un indice de fiabilité β pour l'ouvrage à partir des variables aléatoires modélisées et d'un nombre limité de calculs de stabilité de pente. 2) La seconde méthode fiabiliste combine le SPCE (Sparse Polynomial Chaos Expansion) avec le GSA (global sensitivity analysis) pour obtenir la distribution de la réponse du système et sa probabilité de défaillance. Deux études ont été réalisées avec cette méthode SPCE-GSA. La première utilise des essais in situ (MASW et pressiomètres) pour estimer les paramètres du champ aléatoire des paramètres caractérisant la résistance au cisaillement des sols et les résultats probabilistes. La seconde étude exploite les essais de laboratoire complétés par les paramètres déduits de la littérature. Les résultats des deux études sont encourageants. Le niveau de fiabilité est augmenté par rapport à l'utilisation de méthodes déterministes ou probabilistes classiques, grâce à la précision de la localisation des zones critiques du sol. Les perspectives sont la validation, le choix et l'intégration d'une méthode dans le logiciel Talren, rendue ainsi opérationnelle à la profession.

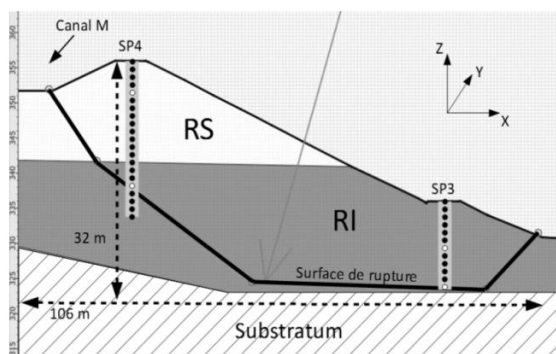
ABSTRACT

In order to integrate a probabilistic approach into the Talren software, two approaches to the reliability stability analysis of embankment dams were tested in parallel and applied to a real case study. 1) The first method models the fill by a stack of macro-elements whose mechanical characteristics are random variables independent of one macro-element to another and whose dimensions are comparable to the correlation distances of these characteristics. The mean and standard deviation of the random variables of each macro-element are evaluated from a data kriging that integrates their position in space within the calculation. Then, the probabilistic response surface method (RSM) determines a reliability index β for the dam from the modelled random variables and a limited number of slope stability calculations. 2) The second reliability method combines SPCE (Sparse Polynomial Chaos Expansion) with GSA (Global Sensitivity Analysis) to obtain the distribution of the system response and its failure probability. Two studies were conducted using this SPCE-GSA method. The first uses in situ tests (MASW and pressuremeter) to estimate the parameters of the random field of the parameters characterizing the soils shear strengths and the probabilistic results. The second study uses laboratory tests supplemented by parameters deduced from the literature. The results of both studies are encouraging. The level of reliability is increased compared to the use of conventional deterministic or probabilistic methods, thanks to the precision of the location of critical areas of the soil. The perspectives are the validation, choice and integration of one of these methods in the Talren software, made operational to the profession.

1. INTRODUCTION

L'approche probabiliste de la stabilité des barrages en remblai a depuis longtemps été étudiée. Mais sa prise en main par la profession est restée marginale. L'historique de ses développements permet cependant de comprendre les limites qui ont découragé les professionnels à la mettre en œuvre. Par exemple, les premiers calculs probabilistes considéraient la résistance d'un horizon géologique comme une variable aléatoire sans ses corrélations régionalisées au sein de la couche (géostatistique). Cela aboutissait à des probabilités de rupture souvent surestimées. En réalité, au sein d'un même horizon géologique ou d'une même couche de terrassement, les caractéristiques mécaniques sont liées par une histoire géologique ou une mise en œuvre similaire mais variable. Ainsi, elles ont tendance à être d'autant moins corrélées entre elles qu'elles sont spatialement éloignées. L'étude, pour être pertinente, doit donc apprécier cette dispersion spatiale. Si la localisation des caractéristiques de résistance des matériaux du corps de remblai est une donnée d'entrée, la dispersion naturelle perd son impact négatif dans l'estimation de la probabilité de défaillance et devient une information supplémentaire qui réduit l'incertitude dans le calcul. Les principales définitions et les concepts de l'étude de la variabilité spatiale sont donc présentés : étude variographique des données d'entrée, distances et modèles d'autocorrélation spatiale des paramètres géotechniques. Deux approches ont été développées en parallèle et appliquées sur une étude de cas réel.

2. LE CONTEXTE DE L'ETUDE



L'étude consiste à justifier la stabilité au grand glissement d'un canal en terre d'un talus de 32 m de haut (nommé canal M) présenté sur la Figure 1. Le remblai est constitué d'une partie supérieure (RS) en marnes compactées et une partie inférieure (RI) en marnes graveleuses compactes. Les parements du talus en contact avec le canal sont fortement imperméables et constituent donc une barrière qui limite les écoulements à l'intérieur du remblai

Figure 1. Coupe d'une des rives du canal – positions des essais pressiométriques SP3 et SP4.

3. PREMIERE APPROCHE FIABILISTE

3.1. Données d'entrée et calcul déterministe

Les données géotechniques à disposition pour l'étude consistent en 4 sondages pressiométriques et divers essais de laboratoires dont quelques triaxiaux. Pour obtenir des valeurs de résistance au cisaillement (Tableau 1), deux sondages pressiométriques SP3 et SP4 (représentés Figure 1) sont retenus. Les résistances au cisaillement sont issues des corrélations de Cassan [4]. Ainsi, 13 valeurs de τ_{max} sont obtenues dans RS avec un faible écart-type et 20 valeurs dans RI avec un fort écart-type.

Tableau 1. Résultats de résistance au cisaillement obtenus à partir des essais in situ.

| Paramètres de τ_{max} | RS | RI |
|----------------------------|-------|-------|
| Nombre de données | 13 | 20 |
| Moyenne μ (kPa) | 122,3 | 182,3 |
| Écart-type σ (kPa) | 8,2 | 61,6 |

L'Eurocode NF EN 1997-1 propose de travailler avec des valeurs "basses" x_b représentatives du milieu pour un mécanisme de rupture considéré comme "local" ou des valeurs "moyennes inférieures" x_{mi} représentatives du milieu pour un mécanisme de rupture considéré comme "global". Ces valeurs sont évaluées selon les formules de Baguelin [2]. Il est intéressant de présenter les résultats de l'approche déterministe proposée dans l'Eurocode 7 (approche de calcul 3, ouvrage courant [3]). L'objectif est de justifier que le facteur de sécurité global F qui représente la marge de sécurité entre la situation réelle et la situation de rupture (ou de défaillance de l'ouvrage) est supérieur à 1. Le résultat donne $F = 0,68$ avec les valeurs "basses" x_b et $F = 1,32$ avec les valeurs "moyennes inférieures" x_{mi} . Ces résultats sont difficilement interprétables pour justifier la stabilité du talus puisqu'ils encadrent de manière large l'objectif recherché.

3.2. Calcul probabiliste simple sans variabilité spatiale

Une première étude probabiliste est menée en considérant la résistance au cisaillement τ_{max} variable aléatoire pour chacune des couches RS et RI. La modélisation des variables est basée sur l'étude statistique des données dans RS et RI. Pour réaliser le calcul probabiliste, l'approche RSM (Response Surface Method, [1]) est utilisée. C'est une méthode itérative qui permet d'obtenir une valeur de l'indice de fiabilité β en étudiant une fonction de défaillance dont le résultat dépend

des valeurs prises par les variables aléatoires. Ces valeurs prises par la fonction sont évaluées avec un logiciel classique de calcul de stabilité de pente (valeurs négatives si rupture ou positives sinon). L'une des particularités de la RSM est d'approximer cette fonction, parfois implicite, par un polynôme dont on recalcule les coefficients à chaque itération et ce à partir d'un nombre très limité de résultats donnés par le logiciel de calcul. Les résultats du calcul RSM comparés aux résultats de simulations de Monte-Carlo, qui sert de méthode de référence, montrent une excellente adéquation (Tableau 2).

Tableau 2. Résultats du calcul RSM et de simulations de Monte-Carlo.

| Loi associée aux variables aléatoires | β RSM | β Monte-Carlo | P_f Monte-Carlo |
|---------------------------------------|-------------|---------------------|----------------------|
| Normale | 1,878 | 1,878 | $3,02 \cdot 10^{-2}$ |
| Log-Normale | 2,488 | 2,489 | $6,53 \cdot 10^{-3}$ |
| Bêta | 2,057 | 2,058 | $1,98 \cdot 10^{-2}$ |

Ces résultats peuvent être comparés à certains indices de fiabilité cibles indiqués dans les Eurocodes. Par exemple, pour un bâtiment de classe RC2, le β minimum demandé pour une période d'observation de 50 ans est 3,8. Les résultats du calcul probabiliste sont donc en deçà de ces recommandations Eurocodes et restent très dépendants de la loi de probabilité choisie pour les données d'entrée. Pour la suite, on retiendra la loi bêta qui nous semble la plus réaliste. Elle élimine le tirage aléatoires de valeurs de τ_{max} négatives ou très fortes non réalistes.

3.3. Calcul probabiliste avec variabilité spatiale

L'étude de la variabilité spatiale nécessite de considérer la valeur de la donnée et sa position (x, z). Par exemple, si des valeurs élevées de résistance au cisaillement se situent dans la zone du mécanisme de rupture, l'indice de fiabilité pourra être augmenté par rapport à l'étude probabiliste simple. Dans le cas contraire, l'indice sera diminué.

3.3.1. Détermination de la corrélation spatiale

Pour déterminer la manière dont les données sont corrélées spatialement, un variogramme est calculé. La corrélation spatiale est évaluée selon les deux directions x (sens transversal) et z (sens vertical). L'étude se base sur les valeurs de $\tau_{max}(x, z) - \tau_{reg}(z)$, avec τ_{max} la valeurs de résistance en un point de donnée en (x, z) et τ_{reg} la valeur de la résistance en z issue d'une régression linéaire des données selon l'axe z . Ceci permet de s'affranchir de la tendance à l'augmentation de la résistance avec la profondeur dans les calculs. Le variogramme dit "échantillonné" obtenu par l'analyse des données de RS selon z est présenté Figure 2. Il nécessite de calculer pour chaque paire de points de données la distance verticale qui les sépare et une semi-variance (différence au carré des valeurs de résistance $\tau_{max} - \tau_{reg}$ divisée par deux). Ensuite, pour différentes valeurs z , la moyenne des semi-variances obtenues pour des distances comprises entre $z - dz$ et $z + dz$ (dz étant fixé) est calculée. Ces moyennes forment la courbe du variogramme "échantillonné". Plus la distance est grande plus la semi-variance augmente car les données sont moins corrélées entre elles. Il faut ensuite caler un modèle théorique de variogramme plus pratique à utiliser (modèle sphérique, cubique ou gaussien). Les principaux éléments du variogramme sont la distance de corrélation d , l'effet de pépité qui marque une discontinuité de la corrélation spatiale pour de faibles distances et le palier qui indique que les données ne sont plus corrélées entre elles.

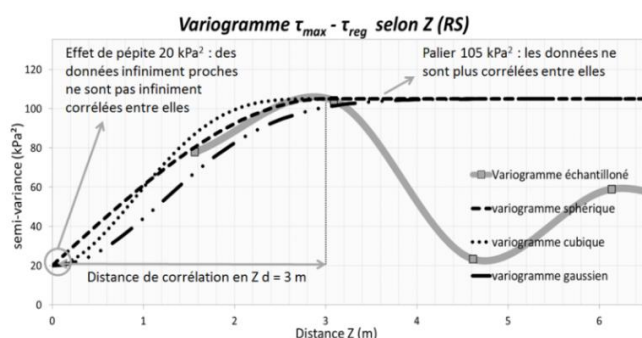
Figure 2. Variogramme échantillonné et modèles de variogrammes obtenus pour RS selon l'axe z .

Tableau 3. Paramètres des modèles de variogramme retenus.

| Paramètres variographiques | RS | RI |
|-------------------------------------|-----------------|-----------------|
| Type de variogramme | sphérique | sphérique |
| Distance de corr. en z (m) | 3 | 5 |
| Distance de corr. en x (m) | 2000 / 110 / 40 | 2000 / 110 / 40 |
| Palier (kPa ²) | 105 | 1950 |
| Effet de pépité (kPa ²) | 20 | 1200 |

Pour évaluer des variogrammes selon l'axe x , le nombre de données est insuffisant (2 profils pressiométriques seulement). L'hypothèse que tous les paramètres des variogrammes en x et en z sont identiques hormis les distances de corrélation est alors supposée. Pour RS et RI, trois modèles de variogrammes sont testés selon x avec des distances de corrélation de 2000, 110 et 40 m. Les paramètres des modèles sont indiqués dans le Tableau 3.

3.3.2 Le krigeage des données

Le variogramme choisi à l'étape précédente permet d'obtenir pour n'importe quelle paire de points de l'espace une valeur de corrélation entre ces points. Le krigeage est une méthode d'interpolation spatiale qui permet d'obtenir en tout point de l'espace une estimation de $(\tau_{max} - \tau_{reg})$ ainsi que l'écart-type σ_k associé à l'incertitude de l'estimation. Cette estimation tient compte de la valeur et de la position des données réelles par rapport au point estimé ainsi que des corrélations qui les lient (valeurs issues du variogramme). La méthode est donc directement liée à la variabilité spatiale. Le krigeage considère la valeur de la donnée d'entrée comme juste. Pour la suite, il faudra donc veiller à intégrer au calcul une erreur de mesure supplémentaire sur cette donnée d'entrée.

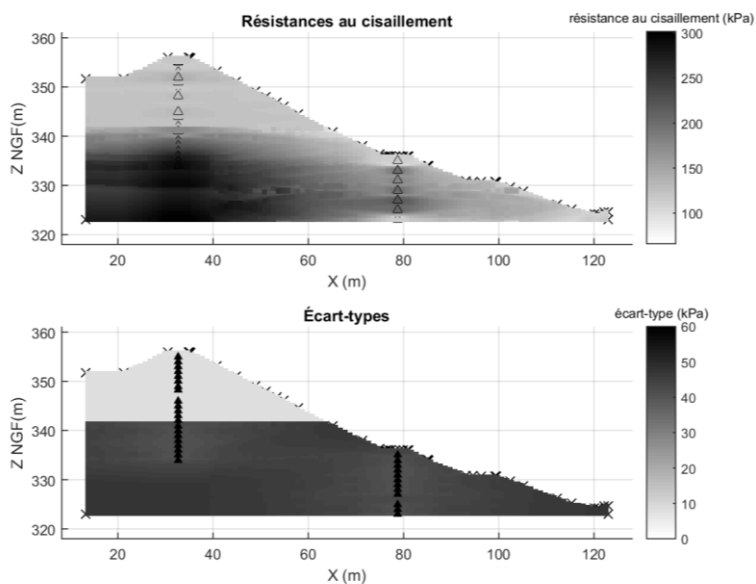


Figure 3. Résultats du krigeage avec une distance de corrélation $d_x = 40$ m.

Une fois le krigeage de $(\tau_{max} - \tau_{reg})$ réalisé, des valeurs de τ_{max} sont calculées simplement avec $(\tau_{max} - \tau_{reg}) + \tau_{reg}$ en chaque point du maillage défini (un écart-type σ_k est aussi associé à chaque point du maillage). Le résultat final obtenu avec une distance de corrélation en x de 40 m est présenté en Figure 3.

3.3.3. Définition des variables aléatoires et calcul probabiliste

Le talus est divisé en macro éléments. À chaque macro élément est attribuée une variable aléatoire τ_{max} indépendante de ses voisines. Pour cela, les dimensions des macro-éléments ont été choisies pour correspondre aux distances de corrélation retenues en x et z . Par exemple, dans RI, les éléments sont des rectangles de 40 m de large par 5 m de haut pour $d_x = 40$ m. Une fois les éléments définis géométriquement, et à partir de l'analyse statistique des estimations de τ_{max} par krigeage, une densité de probabilité bêta munie d'une moyenne μ et d'un écart-type σ peut leur être associée. Un écart-type σ_m de mesure de l'élément est défini et pris égal à σ . Une valeur prudente de l'écart-type de krigeage σ_k est calculée également pour chaque élément à partir de l'analyse statistique des σ_k obtenus par krigeage dans chaque élément. Une nouvelle loi de distribution bêta est alors définie par la moyenne μ et l'écart-type total $\sigma_t = \sqrt{\sigma_k^2 + \sigma_m^2}$. Chaque élément est donc associé à une variable aléatoire τ_{max} munie de sa propre loi de probabilité (Figure 4). Les résultats du calcul RSM sont donnés Tableau 4.

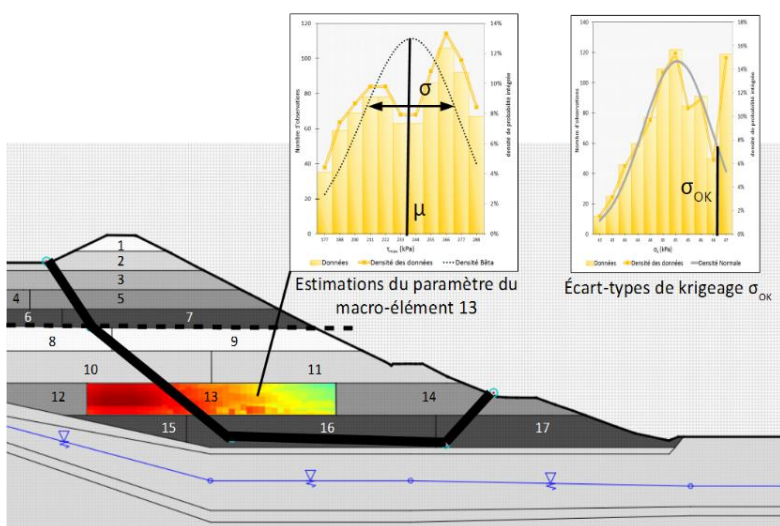


Figure 4. Représentation des éléments du canal M.

Tableau 4. Résultats du calcul probabiliste avec des lois bêta et différents d_x .

| Distance de corrélation en x (m) | β |
|------------------------------------|---------|
| 2000 | 3,057 |
| 110 | 3,279 |
| 40 | 5,565 |

La courbe en cloche sur le graphique de gauche correspond à la loi de probabilité définie à partir des estimations de τ_{max} dans le macro-élément. Celle sur le graphique de droite correspond à la loi de probabilité callée sur les valeurs d'écart type σ_k dans le macro-élément.

L'approche probabiliste avec prise en compte de la variabilité spatiale montre un indice de fiabilité β plus fort lorsque la distance d'autocorrélation d_x est faible. Les données de forte résistance étant positionnées dans la zone de rupture potentielle, l'indice de fiabilité β augmente fortement jusqu'à $\beta > 5,0$ justifiant amplement la stabilité du talus. Ce résultat s'explique par la réduction de la dispersion naturelle des données grâce à toute information supplémentaire à intégrer au calcul.

4. SECONDE APROCHE FIABILISTE

4.1. Cadre théorique

La seconde approche fiabiliste combine deux méthodes, la méthode d'expansion de Karhunen-Loeve (K-L) et l'approche SPCE/GSA, pour l'analyse fiabiliste de la digue en considérant la variabilité spatiale des sols. La méthode d'expansion K-L permet de modéliser l'hétérogénéité des sols par des champs aléatoires et l'approche SPCE/GSA consiste à estimer la probabilité de défaillance de l'ouvrage et la distribution de la réponse du système. La combinaison de ces deux approches a été déjà appliquée sur d'autres types d'ouvrages géotechniques comme des tunnels [7], fondations [8] et barrages en remblais [9].

4.2. Présentation succincte des méthodes utilisées

4.2.1. Méthode d'expansion en séries de Karhunen-Loeve

Cette méthode utilise des développements en séries pour représenter un champ aléatoire par une série de variables aléatoires. Le champ est discrétisé sous la forme d'une grille. Les valeurs générées pour les nœuds de cette grille sont variables spatialement. La variation est décrite par une fonction d'autocorrélation. Le champ obtenu est de type Gaussien. Pour obtenir d'autres types de champ (e.g. Log-normal ou Beta), une transformation iso-probabiliste pourra être utilisée.

4.2.2. L'approche SPCE/GSA

Cette approche permet d'estimer la probabilité de défaillance P_f d'un ouvrage. D'autres résultats sont fournis par cette approche : distribution et moments statistiques de la réponse du système. Dans un premier temps, un développement par chaos polynomial clairsemé (SPCE) est utilisé pour construire un méta-modèle qui pourra remplacer le modèle mécanique déterministe et limiter ainsi le temps de calcul. Ensuite, une simulation de type Monte Carlo (MCS) est effectuée sur le méta-modèle. Cette approche permet de réduire de manière importante le temps de calcul. Un des défauts majeurs de la méthode dans le cas des champs aléatoires est que la dimension d'entrée du problème est élevée à cause de la discrétisation des champs. Afin de pallier ce désavantage, une étude de sensibilité globale (GSA) est menée avant la construction du méta-modèle. L'idée de la méthode GSA est de réduire le nombre de variables prises en compte et donc de réduire la dimension d'entrée.

4.2.3. Procédure de la seconde méthode fiabiliste

Cette section présente la procédure pour la mise en œuvre de la seconde méthode fiabiliste.

Etape A. Représentation des propriétés de sols par champs aléatoires [10]

- Etape A1. Définir une loi de distribution pour les différentes propriétés de sols,
- Etape A2. Déterminer les paramètres des distributions utilisées en utilisant les résultats des essais (en laboratoire ou sur site),
- Etape A3. Définir une fonction d'autocorrélation pour les différents propriétés des sols,
- Etape A4. Déterminer les distances d'autocorrélation par une étude de type variogramme,
- Etape A5. Générer les champs aléatoires pour les propriétés des sols en considérant la distribution et la structure d'autocorrélation avec K-L.

Etape B. Réduction de la dimension d'entrée par une analyse de sensibilité globale GSA

- Etape B1. Construire un méta-modèle avec la méthode SPCE à l'ordre 2,
- Etape B2. Effectuer une analyse de sensibilité GSA avec le méta-modèle,
- Etape B3. Sélectionner les variables effectives.

Etape C. Construction d'un méta-modèle par SPCE

- Etape C1. Construire un méta-modèle avec SPCE à l'ordre 5 en utilisant les variables sélectionnées

Etape D. Simulation de type Monte Carlo

- Etape D1. Effectuer une simulation Monte Carlo MCS avec le méta-modèle à l'ordre 5,
- Etape D2. Traiter les résultats des simulations MCS pour estimer la probabilité de défaillance et la distribution de la réponse du système.

4.3. Application à une étude de cas

4.3.1. Etudes probabilistes effectuées

Deux études probabilistes ont été réalisées: une en contraintes totales prenant en compte une résistance non drainée C_u et un angle de frottement $\phi_u = 0$, l'autre en contraintes effectives avec une cohésion effective C' variable et un angle de frottement non-nul et fixé. Une loi de distribution normale tronquée est adoptée pour représenter la variabilité de C_u et C' , car elle permet de prendre en compte les valeurs extrêmes des paramètres mécaniques et donc d'éviter des valeurs irréalistes. Pour la distance d'autocorrélation, les valeurs de 40 m et 1,2 m ont été respectivement retenues pour les

directions horizontale et verticale. Le remblai est composé de deux grandes couches séparées par un mince tapis drainant: la couche de Remblai Supérieur (RS) et celle du Remblai Inférieur (RI). Les champs aléatoires portent sur ces deux couches, le drain a ses propriétés fixées de manière déterministe.

Les données d'entrée ne sont donc pas les mêmes pour les deux approches présentées. La variabilité de la résistance apparente C_u est basée sur les valeurs estimées par les mesures pressiométriques $[[PI]]^*$ et les valeurs estimées par les mesures de V_s . Pour l'étude en contrainte effective, avec C' , la moyenne est déterminée par des essais triaxiaux ; l'angle de frottement est considéré comme déterministe et égal à 25° . Le coefficient de variation (CoV) sur C' est pris égal à ceux obtenus avec les mesures V_s car c'est le cas plus défavorable et le nombre limité d'essais triaxiaux ne permet pas d'estimer un CoV significatif.

4.3.2. Analyse des résultats

Les résultats des deux études probabilistes sont présentés dans la Figure 5 et le Tableau 5.

La probabilité de glissement P_f en contraintes totales obtenue par les résistances apparentes mesurées au pressiomètre $[[PI]]^*$ est de $6,7 \times 10^{-6}$, et est beaucoup plus faible que celle des résistances déduites des mesures de vitesse de cisaillement V_s ($2,7 \times 10^{-4}$). Ceci est lié au fait que les coefficients de variation de C_u estimés par les mesures $[[PI]]^*$ sont beaucoup plus faibles que ceux des mesures V_s . L'analyse en contraintes effectives donne une très faible valeur de probabilité de glissement P_f ($< 10^{-8}$). La distribution du facteur de sécurité et la probabilité de défaillance sont très sensibles à la valeur du coefficient de variation de la résistance. En effet, C_u définit seule la résistance au cisaillement du sol, vu que l'angle de frottement est nul, en intégrant l'influence des pressions interstitielles positives ou négatives. Cela explique en grande partie que la probabilité de rupture soit plus grande qu'avec C' .

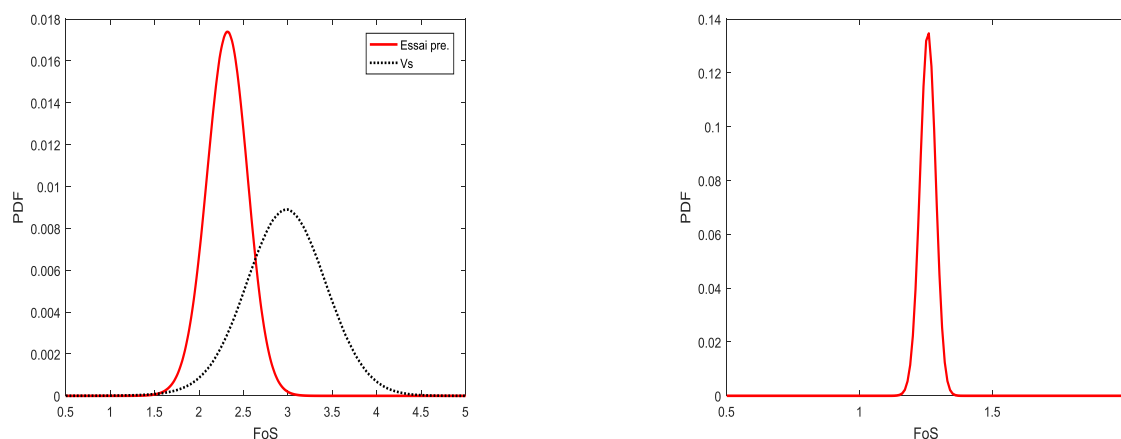


Figure 5. Densité de probabilité du facteur de sécurité FoS pour les deux études (gauche : C_u ; droite : C')

Tableau 5. Résultats obtenus pour les deux études

| Résistances | C_u d'après les mesures pressiométriques | C_u d'après les mesures de vitesse sismique MASW | C' Cohésion effective |
|---|--|--|-------------------------|
| Probabilité de glissement | $6,7 \times 10^{-6}$ | $2,7 \times 10^{-4}$ | $< 1. 10^{-8}$ |
| Moyenne du facteur de sécurité F | 2,31 | 2,97 | 1,26 |
| Coefficient de variation du facteur de sécurité | 2,3% | 7,1% | 0,07% |

4.3.3. Influence de la distance d'autocorrélation

Précédemment, les distances d'autocorrélation transversale (L_x) et verticale (L_z) sont prises constantes et respectivement égales à 40 m et 1,2 m. Elles dépendent entre autres de la largeur et de l'épaisseur de la couche de compactage. Trois autres analyses fiabilistes testent l'influence de valeurs différentes de la distance d'autocorrélation verticale L_z (2, 3 et 6 m). La distance d'autocorrélation transversale L_x reste constante fixée à 40 m. Les valeurs de résistance C_u estimées à partir des mesures pressiométriques sont utilisées.

Le Tableau 6 présente la probabilité de défaillance obtenue pour ces différentes valeurs de distance d'autocorrélation verticale L_z . La probabilité de défaillance augmente de $6,7 \times 10^{-6}$ à $4,1 \times 10^{-4}$, lorsque L_z augmente de 1,2 m à 6 m. Ce résultat confirme qu'une distance d'autocorrélation importante induit un dimensionnement conservatif.

Tableau 6. Probabilité de défaillance fonction de la distance d'autocorrélation verticale

| Distance d'autocorrélation verticale (m) | 1,2 | 2 | 3 | 6 |
|--|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| Probabilité de défaillance | $6,7 \times 10^{-6}$ | $4,1 \times 10^{-5}$ | $1,2 \times 10^{-4}$ | $4,1 \times 10^{-4}$ |

5. CONCLUSION

Deux approches de calcul fiabiliste de la stabilité au glissement des barrages en remblai ont été développées en parallèle et appliquées indépendamment l'une de l'autre sur une étude de cas réelle. Les résultats sont globalement cohérents entre eux et pertinents. Ils restent cependant dispersés en fonction des hypothèses prises en compte. Ces hypothèses concernent les champs de résistance. Certes, une étude en contraintes effectives serait plus rigoureuse, mais le nombre nécessaire d'essais triaxiaux à effectuer pour obtenir les données variographiques des données d'entrée de résistance au cisaillement est important et induit un coût important dans le cadre d'une étude classique. Les données variographiques de la résistance en contraintes totales sont a contrario accessibles. Leurs choix nécessitent d'abord un dépouillement et une analyse géotechnique détaillés (tri et correction des données, choix de la surface de glissement). Le couplage des essais d'investigation (pressiomètres, pénétromètres, mesures MASW) est conseillé pour encadrer les hypothèses et notamment les portées variographiques. A ce prix, les outils fiabilistes qui existent sont opérationnels et permettent d'apporter un complément aux méthodes classiques de calcul de stabilité. La validation sur d'autres jeux de données plus complets, le choix et l'intégration d'une de ces approches dans le logiciel Talren reste l'objectif final de cette démarche.

RÉFÉRENCES ET CITATIONS

- [1] Cazes E., Cui F., Simon B. (2014). Une mise en œuvre pratique de l'analyse de risques en géotechnique, Journées Nationales de Géotechnique et de Géologie de l'Ingénieur JNGG2014.
- [2] Baguelin F., Kovarik J.-B. (2006). Une méthode de détermination des valeurs caractéristiques des paramètres géotechniques, *Revue Française de Géotechnique*, n° 93, pp. 35-41.
- [3] Norme NF EN 1997-1, Éd. AFNOR, 2005.
- [4] Cassan M. (2005), Les essais pressiométriques et leurs applications en France - Rappels historiques et état des connaissances, 50 ans de pressiomètres, vol. 2, Presses de l'ENPC/LCPC.
- [5] Rosa, O., Gens, A. and Fry, J.-J. (1990). A constitutive model for partially saturated soils. *Géotechnique* 40(3): 405-430.
- [6] Biarez, J., Fleureau, J.M. & Taibi, S.,(1994) Critère de résistance maximale des sols non saturés :Approche expérimentale et modélisation.Proc. 13th Int. Conf. on Soil Mech. And Found. Eng., New-Delhi, Oxford & I.B.H. Pub. co.: 385-388.
- [7] Pan Q. and Dias D. (2017). "Probabilistic evaluation of tunnel face stability in spatially random soils using sparse polynomial chaos expansion with global sensitivity analysis," *Acta Geotech.*, vol. 12, no. 6, pp. 1415–1429.
- [8] Al-Bittar T. and Soubra A.-H. (2014). "Efficient sparse polynomial chaos expansion methodology for the probabilistic analysis of computationally-expensive deterministic models," *Int. J. Numer. Anal. Methods Geomech.*, vol. 38, no. 12, pp. 1211–1230.
- [9] Guo, X. Dias D., and Pan, Q. (2019). "Probabilistic stability analysis of an embankment dam considering soil spatial variability," *Comput. Geotech.*, vol. 113, no. November 2018, p. 103093.
- [10] X. Guo, D. Dias, C. Carvajal, L. Peyras, and P. Breul (2019). "A comparative study of different reliability methods for high dimensional stochastic problems related to earth dam stability analyses," *Eng. Struct.*, vol. 188, no. March, pp. 591–602.

