

EVALUATION SIMPLIFIEE DE LA PROBABILITE DE DEFAILLANCE DES BARRAGES PAR DES METHODES D'ANALYSE DE FIABILITE ET D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Simplified assessment of the probability of dam failure using reliability and artificial intelligence methods

Claudio CARVAJAL, Laurent PEYRAS, Anthony MOUYEAUX

INRAE, 3275 route de Cézanne, 13182 Aix-en-Provence

claudio.carvajal@inrae.fr ; laurent.peyras@inrae.fr ; anthony.mouyeaux@inrae.fr

Pierre BREUL

Université Clermont-Auvergne, Clermont-Ferrand

pierre.breul@uca.fr

Daniel DIAS, Lu AN

Université Grenoble-Alpes, Grenoble

daniel.dias@univ-grenoble-alpes.fr ; al@scu.edu.cn

MOTS CLEFS

Probabilité de défaillance, analyse de fiabilité, apprentissage automatique, réseaux de neurones

KEY WORDS

Failure probability, reliability analysis, machine learning, neural networks

RÉSUMÉ

Les études de dangers EDD de barrages reposent sur une démarche d'analyse des risques où une des principales difficultés consiste à évaluer la probabilité de défaillance associée à une rupture de barrage. Cette probabilité de défaillance est généralement évaluée à partir d'un jugement d'expert, ce qui reste une approche plutôt qualitative et subjective. Une analyse de fiabilité permet d'évaluer une probabilité de défaillance par approche quantitative, mais elle reste complexe à mettre en œuvre.

Cet article présente trois méthodes rapides de mise en œuvre et d'utilisation pour l'évaluation simplifiée de la probabilité de défaillance de barrages. La première méthode est une méthode d'analyse de fiabilité où l'indice de fiabilité est évalué par une expression qui requiert seulement un faible nombre de calculs de stabilité. La deuxième méthode relève également de l'analyse de fiabilité et utilise des simulations de Monte-Carlo pour évaluer la moyenne et l'écart-type du facteur de sécurité, ce qui permet ensuite d'adopter une distribution de probabilité du facteur de sécurité FS et déterminer la probabilité de défaillance (probabilité que $FS < 1$). Cette deuxième méthode est déjà intégrée dans des logiciels classiques utilisés dans l'ingénierie de barrages. Les deux premières méthodes simplifiées d'analyse de fiabilité sont disponibles dans la littérature et nous présentons ici brièvement leur principe de mise en œuvre.

La troisième méthode relève du cadre des méthodes d'intelligence artificielle et a été développée dans le cadre d'une thèse encadrée par INRAE et l'Université Grenoble-Alpes. Elle est basée sur une méthode d'apprentissage automatique destinée à évaluer l'indice de fiabilité de barrages en remblai. Le modèle développé correspond à un Réseau de Neurones Artificiels où les entrées représentent la géométrie du barrage (e.g., hauteur, pente de talus) et les incertitudes sur les propriétés des sols (e.g., moyenne et écart-type de la cohésion, de l'angle de frottement interne du poids volumique et de la perméabilité). Le résultat en sortie du modèle correspond à l'indice de fiabilité et à la probabilité de défaillance vis-à-vis de la stabilité au glissement d'un barrage en remblai.

L'article présente un cas d'application de ces trois méthodes pour évaluer la probabilité de défaillance d'un barrage.

ABSTRACT

The risk analysis approach used in hazard studies for dams presents a significant challenge in assessing the probability of dam failure. This probability can be assessed using either expert judgement (a qualitative and subjective approach) or a reliability analysis (a quantitative approach, complex to implement).

This article presents three straightforward methods for conducting a simplified assessment of the probability of dam failure. The first method is a reliability analysis method in which the reliability index is evaluated using an expression that requires only a small number of stability-analysis computations, thus offering a quick and straightforward approach. The second method is also a reliability analysis method that employs Monte-Carlo simulations to estimate the mean and standard deviation of the safety factor. This information can then be used to adopt a probability distribution of the safety factor (FS) and determine the probability of failure (i.e., the probability that FS is less than 1). This second method is already integrated into standard software used in dam engineering. The first two simplified reliability analysis methods are already documented in the literature, and here we briefly present their implementation principle.

The third method comes under the heading of artificial intelligence methods and was developed as part of a PhD thesis supervised by INRAE and Grenoble-Alp University. This method is based on a machine learning method designed to assess the reliability index of embankment dams. The model developed corresponds to an Artificial Neural Network where the inputs represent the geometry of the dam (e.g., height, slope of embankment) and the uncertainties in soil properties (e.g., mean and standard deviation of cohesion, angle of internal friction, density and permeability). The output of the model corresponds to the reliability index and the probability of failure with respect to the sliding stability of an embankment dam.

The article presents a case study of the application of these three methods to assess the probability of failure of a dam.

1. INTRODUCTION

Les études de dangers EDD de barrages reposent sur une démarche d'analyse des risques où une des principales difficultés consiste à évaluer la probabilité de défaillance associée à une rupture de barrage. Dans ce cadre, les méthodes d'analyse de fiabilité des structures proposent des démarches intéressantes pour l'évaluation probabiliste de la sûreté des barrages. Ces méthodes consistent à modéliser les incertitudes sur les sollicitations et les propriétés des matériaux d'un ouvrage dans un cadre probabiliste tel que des variables aléatoires, permettant son intégration dans des calculs de stabilité pour évaluer ensuite une probabilité de défaillance de l'état-limite analysé. Les méthodes d'analyse de fiabilité sont compatibles avec la démarche d'analyse des risques des EDD et ont fait l'objet de trois thèmes des benchmark workshops proposés par l'ICOLD dans lesquels il a été demandé d'évaluer la probabilité de défaillance de cas de barrages en utilisant des méthodes d'analyse de fiabilité : le thème C du benchmark de 2011 a porté sur l'évaluation de la probabilité de défaillance d'un barrage-poids vis-à-vis du mécanisme de glissement [1] ; le thème B du benchmark de 2015 a consisté à évaluer la probabilité de défaillance d'un barrage en remblai par glissement des talus et par surverse [2] ; et le thème D du benchmark de 2017 a porté sur l'évaluation de la probabilité de défaillance par glissement d'un barrage-poids et de sa fondation [3]. Sur le sujet de l'analyse probabiliste de la fiabilité des barrages, plusieurs travaux de recherche d'INRAE ont été engagés depuis 2010 et ont fait l'objet de plusieurs thèses [4]. Ces méthodes restent cependant complexes et consommatrices en temps de calculs, ce qui limite leur application dans un contexte opérationnel comme les études de dangers de barrages. Par ailleurs, l'essor des méthodes basées sur l'intelligence artificielle permet dorénavant d'envisager leur usage pour l'évaluation de la probabilité de défaillance des barrages.

Cet article présente trois méthodes rapides de mise en œuvre et d'utilisation pour l'évaluation simplifiée de la probabilité de défaillance de barrages. La première méthode (MV-FOSM: Mean Value – First Order Second Moment) est une méthode d'analyse de fiabilité où l'indice de fiabilité est évalué par une expression qui requiert seulement un faible nombre de calculs de stabilité. La deuxième méthode (FOSM-MCS: First Order Second Moment – Monte-Carlo Simulations) relève également de l'analyse de fiabilité et utilise des simulations de Monte-Carlo pour évaluer la moyenne et l'écart-type

du facteur de sécurité (FS : résistance/sollicitation), ce qui permet ensuite d'adopter une distribution de probabilité du facteur de sécurité FS vis-à-vis du mécanisme de rupture concerné et de déterminer la probabilité de défaillance (probabilité que $FS < 1$). Cette deuxième méthode requiert un nombre de simulations bien plus faible par rapport aux simulations Monte-Carlo classiques (où la probabilité de défaillance est estimée comme le nombre de défaillances sur le nombre de simulations) et elle est déjà intégrée dans des logiciels classiques utilisés dans l'ingénierie de barrages. Les deux premières méthodes simplifiées d'analyse de fiabilité sont disponibles dans la littérature [5, 6, 7] et nous présentons ici brièvement leur principe de mise en œuvre.

La troisième méthode (modèle ANN : artificial neural network) relève du cadre des méthodes d'intelligence artificielle et a été développée dans le cadre d'une thèse encadrée par INRAE et l'université Grenoble-Alpes [8]. Elle est basée sur une méthode d'apprentissage automatique destinée à évaluer l'indice de fiabilité de barrages en remblai. Le modèle développé correspond à un Réseau de Neurones Artificiels où les entrées représentent la géométrie du barrage (e.g., hauteur, pente de talus) et les incertitudes sur les propriétés des sols (e.g., moyenne et écart-type de la cohésion, de l'angle de frottement interne du poids volumique et de la perméabilité). Le résultat en sortie du modèle correspond à l'indice de fiabilité et à la probabilité de défaillance vis-à-vis de la stabilité au glissement d'un barrage en remblai.

L'article présente un cas d'application de ces trois méthodes pour évaluer la probabilité de défaillance d'un barrage.

2. DEUX METHODES SIMPLIFIEES D'ANALYSE DE FIABILITE

Une analyse de fiabilité consiste à considérer les incertitudes des variables d'entrée d'un modèle mécanique comme des variables aléatoires, qui sont intégrées et propagées dans le modèle mécanique afin d'évaluer la variabilité de sa réponse et de calculer une probabilité de défaillance. Le point de départ est la construction d'un modèle mécanique déterministe (comme par exemple, un modèle de calcul de stabilité d'un barrage). Ensuite, les paramètres d'entrée du modèle sont modélisés par des variables aléatoires pour tenir compte de leurs incertitudes. Enfin, une méthode d'analyse de fiabilité va intégrer les variables aléatoires d'entrée dans le modèle mécanique afin d'évaluer la variabilité de sa réponse (par exemple, la distribution du Facteur de Sécurité) et une probabilité de défaillance (probabilité que $FS < 1$).

Une analyse de fiabilité est généralement complexe à mettre en œuvre et requiert un temps de calcul important pour l'évaluation du modèle mécanique (avec de nombreuses simulations nécessaires pour couvrir la plage de variation des paramètres d'entrée). Ainsi, la littérature scientifique est riche de nombreuses méthodes d'analyse de fiabilité qui peuvent être regroupées dans différentes familles de méthodes. Parmi ces familles, on peut mentionner :

- les méthodes par approximation (FOSM, FORM, SORM, ...);
- les méthodes par simulations ou tirages aléatoires (simulation de Monte-Carlo directe, Importance sampling, conditional sampling, ...);
- les méthodes par métamodèle (surfaces de réponse, chaos polynomiaux, ...).

Parmi toutes ces méthodes d'analyse de fiabilité existantes dans la littérature, nous présentons ici deux méthodes qui peuvent être mises en œuvre facilement dans le domaine des barrages et dans un cadre opérationnel :

- MV-FOSM : Mean Value – First Order Second Moment ;
- FOSM-MCS : First Order Second Moment – Monte-Carlo Simulations.

Ces deux méthodes sont basées sur l'évaluation des moments statistiques de la réponse du modèle mécanique (moyenne et écart-type du facteur de sécurité). En assumant une loi normale pour la distribution du facteur de sécurité, l'indice de fiabilité β et la probabilité de défaillance P_f peuvent être évalués par les expressions suivantes :

$$\beta = \frac{\mu_G}{\sigma_G} = \frac{\mu_{FS} - 1}{\sigma_{FS}} \quad \text{Eq. (1)}$$

$$P_f = \Phi(-\beta) \quad \text{Eq. (2)}$$

Où μ_G et σ_G sont respectivement la moyenne et l'écart-type de la fonction de performance G . Avec G : FS-1, l'état-limite est $G=0$ et la défaillance correspond à $G<0$ (ou $FS<1$).

μ_{FS} et σ_{FS} sont respectivement la moyenne et l'écart-type du facteur de sécurité.

$\Phi()$ est la fonction de distribution normale centrée réduite.

2.1. Méthode 1 : MV-FOSM (Mean Value – First Order Second Moment)

La méthode du second moment du premier ordre de la valeur moyenne (MV-FOSM) est la méthode de fiabilité la plus simple et la moins coûteuse. Cette méthode estime la moyenne et la variance de la fonction de performance sur la base de l'approximation de la série de Taylor du premier ordre de la fonction de performance et de ses dérivées aux valeurs moyennes des variables d'entrée aléatoires.

Dans la méthode MV-FOSM, la moyenne et la variance de la fonction de performance (μ_G et σ_G^2) sont calculées par les expressions suivantes :

$$\mu_G = G(\mu_X) \quad \text{Eq. (3)}$$

$$\sigma_G^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\partial G(\mu_X)}{\partial X_i} \frac{\partial G(\mu_X)}{\partial X_j} Cov(X_i, X_j) \quad \text{Eq. (4)}$$

Où μ_X représente la moyenne du vecteur de variables aléatoires d'entrée X , et $Cov(X_i, X_j)$ est la covariance de X_i et X_j . Si les variables ne sont pas corrélées, la variance est donnée par :

$$\sigma_G^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial G}{\partial X_i} \right)^2 var(X_i) \quad \text{Eq. (5)}$$

Les deux statistiques (moyenne et variance) de la fonction de performance sont utilisées pour calculer finalement l'indice de fiabilité β et la probabilité de défaillance P_f (avec les équations 1 et 2 respectivement).

La méthode MV-FOSM peut être mise en œuvre facilement dans le domaine de barrages pour évaluer la probabilité de défaillance d'un barrage-poids ou d'un barrage en remblai vis-à-vis du mécanisme de glissement. Une EDD comporte généralement plusieurs scénarios de défaillance pouvant être associés à différents niveaux de la retenue (cote RN, cote des PHE, cote de danger). Pour chaque scénario, on peut utiliser la méthode MV-FOSM en considérant comme variables aléatoires d'entrée : la cohésion, l'angle de frottement interne et le poids volumique (ainsi que la résistance à la traction pour le cas des barrages-poids), soit trois ou quatre variables aléatoires. Il faut ensuite effectuer un nombre de calculs de stabilité correspondant à $1+2n_{va}$ (avec n_{va} le nombre de variables aléatoires) :

- Un calcul du FS en considérant la valeur moyenne pour chacune des variables aléatoires d'entrée (permettant d'évaluer l'équation 3) ;
- Des doubles calculs du FS en considérant la valeur moyenne \pm l'écart-type pour chacune des variables aléatoires d'entrée (permettant d'évaluer l'équation 4 ou 5).

La méthode MV-FOSM permet ainsi d'évaluer une probabilité de défaillance avec un nombre très faible de calculs de stabilité (7 ou 9 pour un nombre de 3 ou 4 variables aléatoires respectivement).

2.2. Méthode 2 : FOSM-MCS (First Order Second Moment – Monte-Carlo Simulations)

La méthode FOSM-MCS estime la moyenne et la variance de la fonction de performance en utilisant des simulations de Monte-Carlo. La méthode consiste à : effectuer des tirages aléatoires des valeurs des variables aléatoires d'entrée X ; évaluer la fonction de performance en calculant le facteur de sécurité pour chaque tirage aléatoire ; et calculer la moyenne et l'écart-type du facteur de sécurité.

Ainsi, la méthode 2 est analogue à la méthode 1 sauf que la moyenne et l'écart-type du FS sont évalués avec des simulations de Monte-Carlo. Comme pour la méthode 1, la moyenne et l'écart-type du facteur de sécurité sont utilisés pour calculer finalement l'indice de fiabilité β et la probabilité de défaillance P_f (avec les équations 1 et 2 respectivement).

La méthode FOSM-MCS peut être mise en œuvre facilement car elle est déjà intégrée dans plusieurs logiciels de calculs utilisés habituellement dans le domaine de barrages. Par exemple : le logiciel CADAM présente un module pour évaluer la probabilité de défaillance d'un barrage-poids ; de même le logiciel SLOPE/W de la suite GEOSTUDIO permet d'évaluer la probabilité de défaillance d'un barrage en remblai vis-à-vis du mécanisme de glissement. La mise en œuvre dans ces logiciels consiste à : construire le modèle déterministe de calcul du FS ; définir les variables aléatoires d'entrée (type de distribution, moyenne, écart-type) ; définir un nombre de simulations (de l'ordre de 1000 à 10 000 simulations pour obtenir une convergence raisonnable, la moyenne et l'écart-type du FS). Le temps total des calculs varie typiquement entre une dizaine de minutes et une heure selon le modèle mécanique (modèles à l'équilibre limite) et le nombre de simulations. Ces logiciels donnent finalement : la distribution du FS (histogramme, moyenne et écart-type), l'indice de fiabilité β et la probabilité de défaillance P_f .

3. METHODE 3 : DEVELOPPEMENT D'UN MODELE DE PREDICTION DE LA FIABILITE BASE SUR UNE METHODE D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE (MODELE ANN)

3.1. Démarche générale

La méthode proposée est basée sur la construction d'un modèle de réseau de neurones artificiels (Artificial Neural Network, ANN) pour l'évaluation de l'indice de fiabilité β . La Figure 1 suivante présente le principe d'un réseau de neurones.

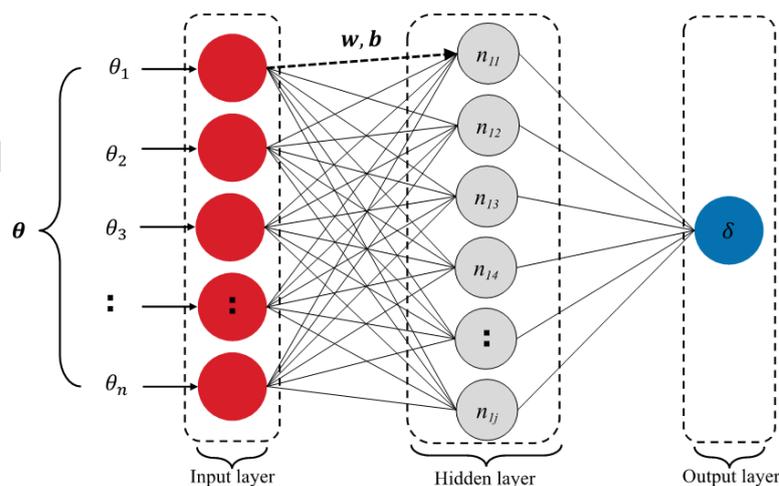


Figure 1 : Schéma de principe d'un réseau de neurones [8]

Les principales étapes pour le développement de la méthode proposée sont les suivantes :

Étape 1 : Détermination de l'ensemble des données d'entrée. Il s'agit d'identifier les principaux paramètres géotechniques et déterminer les plages des caractéristiques d'entrée et les informations statistiques qui constitueront les données d'entrée du modèle. Pour chaque paramètre, plusieurs valeurs sont choisies dans une intervalle donnée, générant ainsi une série d'échantillons de simulation numérique par la méthode de combinaison orthogonale qui aboutit au plus petit nombre de combinaisons possibles. Cette étape a conduit à identifier et considérer dans cette étude 229 configurations différentes de barrages (en variant la géométrie et les propriétés des matériaux).

Étape 2 : Préparation de l'ensemble de données de sortie et prétraitement de l'ensemble de données. Construction du modèle numérique avec le logiciel PLAXIS LE (modèle d'écoulements internes et modèle d'analyse de stabilité des talus). Une analyse de fiabilité par simulations de Monte-Carlo (MCS) est effectuée pour chacune des séries de données d'entrée de l'étape 1 précédente. Une série d'indices de fiabilité calculés par MCS sont stockés et considérés comme des données de sortie. Dans cette étude, l'indice de fiabilité est calculé avec une analyse de fiabilité par simulations de Monte-Carlo pour chacune des 229 configurations considérées (avec 10 000 calculs de stabilité pour chaque analyse de fiabilité).

Étape 3 : Construction du modèle ANN. Après le prétraitement (étape 2), on dispose d'un échantillon comportant un total de 229 résultats d'analyse de fiabilité sur différentes configurations de barrages. Les données sont ensuite divisées en deux parties : 80 % constituent l'ensemble de données pour la construction du modèle ANN et l'autre partie (20 %) constitue l'ensemble de données de test. Le modèle est construit de manière itérative à l'aide d'un algorithme d'optimisation des hyperparamètres selon la performance de prédiction du modèle. Le modèle est sauvegardé lorsque l'algorithme d'optimisation converge et atteint les critères de performance ($R^2 > 0,9$). La capacité de prédiction du modèle peut être ensuite testée sur la partie de l'échantillon (20 %) qui n'a pas servi à la construction du modèle.

Une fois le modèle ANN construit, il suffit de renseigner les caractéristiques du barrage étudié (géométrie, propriétés des matériaux, ...) pour que le modèle ANN donne directement une valeur de l'indice de fiabilité et la probabilité de défaillance en utilisant l'équation 1.

3.2. Préparation des données

La Figure 2 présente un schéma de la configuration d'un barrage en terre homogène étudiée dans cet article. Le modèle hydraulique de calcul des écoulements internes est défini en régime permanent. Le modèle mécanique pour la stabilité du talus considère un comportement linéaire élastique et parfaitement plastique de Mohr-Coulomb pour les matériaux du remblai et de la fondation.

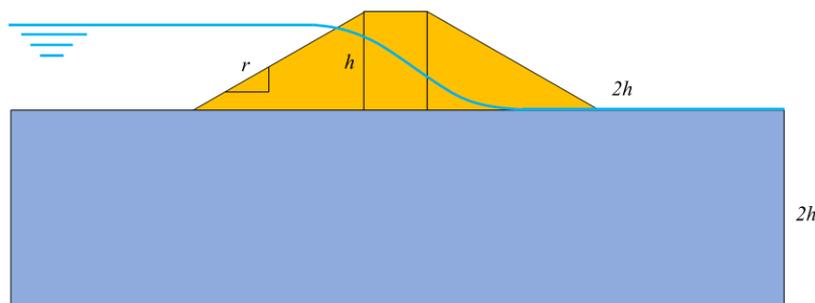


Figure 2 : Schéma de la section transversale d'un barrage en remblai homogène [8]

Le modèle ANN est basé sur une série d'analyses de fiabilité de la stabilité au glissement effectuées pour différentes configurations de barrages en remblai et pour différentes valeurs de la moyenne et de l'écart-type représentant les propriétés du sol. Ces paramètres géométriques et d'incertitude constituent les entrées du modèle ANN. Le Tableau 1 présente les 10 paramètres d'entrée du modèle ANN : hauteur du barrage (h), inclinaison du talus (r), moyenne et écart-type de la cohésion (c et std_c), moyenne et écart-type de l'angle de frottement interne (φ et std_phi), moyenne et écart-type du poids volumique sec (γ_d et std_gamma_d), perméabilité verticale (k) et coefficient d'anisotropie de la perméabilité (c_k). La sortie du modèle ANN est l'indice de fiabilité lié à la stabilité de la pente d'un barrage en remblai.

Cette étude s'est concentrée sur le cas des barrages en terre homogènes sans système de drainage, ce qui est représentatif essentiellement de petits barrages ou de digues en remblai. La hauteur h considérée se situe entre 5 et 25 m. La pente du parement aval est comprise entre 1,5H:1V et 3,5H:1V. Pour chaque configuration de barrage, trois variables aléatoires sont considérées pour obtenir l'indice de fiabilité β . Différentes valeurs de moyenne et d'écart-type ont été considérées dans cette étude pour chacune des variables aléatoires (c , φ et γ_d). Pour la cohésion c , on considère que la moyenne est comprise entre 5 et 35 kPa et que l'écart type est compris entre 0 et 14 kPa. Pour l'angle de frottement interne φ , on considère que la moyenne est comprise entre 10° et 35° et que l'écart type est compris entre 0° et 7°. Pour le poids volumique sec γ_d , on considère que la moyenne est comprise entre 17 et 21 kN/m³ et que l'écart type est compris entre 0 et 2,1 kN/m³. La perméabilité verticale k est comprise entre 10⁻¹⁰ et 10⁻⁶ m/s. Le coefficient d'anisotropie de perméabilité c_k est compris en 1 et 25. L'ensemble des données d'entrée et de sortie du modèle ANN est présenté dans le Tableau 1.

Tableau 1 : Données d'entrée et données de sortie du modèle ANN [8]

Inputs (données d'entrée)	Symbole	Valeurs
Hauteur du barrage (m)	h	5, 10, 15, 20, 25
Pente du parement aval H:V (-)	r	1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 3.5
Cohésion (kPa)	c	5, 10, 15, 25, 35
Angle de frottement interne (°)	φ	10, 15, 25, 30, 35
Poids volumique sec (kN/m ³)	γ_d	17, 18, 19, 20, 21
Perméabilité verticale (m/s)	k	10 ⁻⁶ , 10 ⁻⁷ , 10 ⁻⁸ , 10 ⁻⁹ , 10 ⁻¹⁰
Coefficient d'anisotropie de perméabilité (-)	c_k	1, 5, 10, 20, 25
Ecart-type de la cohésion c (kPa)	std_c	[0, 14]
Ecart-type de l'angle de frottement interne φ (°)	std_phi	[0, 7]
Ecart-type du poids volumique sec γ_d (kN/m ³)	std_gamma_d	[0, 2.1]
Output (données de sortie)	Symbole	Valeurs obtenues
Indice de fiabilité	β	1 – 6

Notre étude considère que trois variables aléatoires (c , φ , γ_d) suivent les distributions gaussiennes. Les écarts-types des paramètres std_c , std_phi et std_gamma_d sont compris dans les fourchettes indiquées dans le Tableau 1, en se basant sur des valeurs disponibles dans la littérature [9]. Le guide USBR [10] indique que les matériaux du corps des barrages peuvent avoir un coefficient anisotrope de perméabilité ck allant de 2 à 25 en raison de la stratification pendant la mise en place, et notre étude considère un ck compris entre 1 et 25 en vue de chercher une certaine représentativité de barrages existants.

Avec les éléments présentés dans le Tableau 1, nous avons constitué un total de 229 échantillons caractérisés par 10 paramètres d'entrée et 1 sortie calculée par une analyse de fiabilité.

3.3. Construction et optimisation du modèle de prédiction

Le modèle ANN utilisé dans cette étude est développé à l'aide du progiciel Ski-learn Python, qui est une interface de programmation d'application avancée pour les réseaux neuronaux. Les calculs sont effectués sur un PC standard. La performance et l'efficacité des modèles ANN sont évaluées par l'erreur absolue moyenne (MAE), le coefficient de détermination (R^2), l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le temps d'apprentissage de la CPU. L'erreur absolue moyenne (MAE) est calculée en additionnant toutes les erreurs absolues et en les divisant par le nombre d'erreurs. Le coefficient de détermination (R^2) est le carré du coefficient de corrélation linéaire entre les valeurs prédites et les valeurs observées. L'erreur quadratique moyenne (MSE) est la somme des erreurs absolues au carré divisée par le nombre d'erreurs. Le temps d'apprentissage de la CPU est simplement la durée pendant laquelle l'unité centrale de traitement d'un ordinateur (CPU) est utilisée pour effectuer la phase d'apprentissage. Les équations associées à ces indicateurs sont les suivantes [11] :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|P_i - y_i|) \quad \text{Eq. (1)}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{y})^2} \quad \text{Eq. (2)}$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - y_i)^2 \quad \text{Eq. (3)}$$

où P_i représente les prédictions de l'indice de fiabilité β obtenues par le modèle ANN et y_i représente les valeurs de β calculées avec une analyse de fiabilité ; \bar{y} est la moyenne des valeurs calculées. La fonction de perte est également définie par la MSE, qui est appliquée comme mesure de convergence pendant le processus d'apprentissage. Pour rappel, les modèles les plus performants sont ceux qui présentent les valeurs les plus élevées du coefficient de détermination (R^2), ainsi que les valeurs les plus faibles de MAE et MSE. La phase d'apprentissage s'arrête prématurément lorsque la MSE de validation ne s'améliore pas au bout de 50 itérations. Pour rappel, le modèle ANN donne comme résultat l'indice de fiabilité β . La probabilité de défaillance P_f est ensuite obtenue simplement en utilisant l'équation (2).

4. RESULTATS ET DISCUSSION

4.1. Modèle ANN d'évaluation de la fiabilité

Comme le montre le Tableau 1, l'architecture du modèle ANN développé présente 10 paramètres d'entrée θ_i : la hauteur du barrage (h), l'inclinaison du talus (r), la moyenne et l'écart-type de la cohésion (c et std_c), la moyenne et l'écart-type de l'angle de frottement interne (φ et std_varphi), la moyenne et l'écart-type du poids volumique sec (γ_d et std_gamma_d), la perméabilité verticale (k), et le coefficient d'anisotropie de la perméabilité (c_k) et 1 sortie δ correspondant à l'indice de fiabilité β . Sur cette architecture, cinq modèles ANN ont été construits selon différentes configurations en variant le nombre de neurones dans la couche cachée (« Hidden layer » dans la Figure 1). Les résultats des mesures d'évaluation des différents modèles ANN sont présentés dans le Tableau 2. Le temps d'apprentissage requis pour chaque modèle n'est que de quelques secondes, ce qui est nettement plus

efficace que les méthodes classiques d'analyse de fiabilité (comme les simulations de Monte-Carlo). Le modèle n°4 présente les meilleurs résultats (coefficient R^2 le plus élevé sur les test – cf. Tableau 1), et est choisi pour établir l'évaluation de la fiabilité après avoir comparé les performances des 5 modèles ANN pour l'évaluation de l'indice de fiabilité β pour une série d'architectures avec différents neurones cachés et hyperparamètres (paramètres intrinsèques aux réseaux de neurones).

Tableau 2 : Évaluation des performances de différents modèles d'ANN avec différents neurones dans la couche cachée

Modèle	Echantillon	Neurones de la couche cachée	Mesures de performance			
			R^2	MSE	MAE	CPU temps d'apprentissage (s)
1	Apprentissage	20	0.955	0.0611	0.1486	4.5
2		40	0.9502	0.0676	0.152	6.2
3		60	0.9593	0.0553	0.1345	7.8
4		80	0.9569	0.0584	0.1335	9.3
5		100	0.9542	0.0622	0.141	10.1
1	Test	20	0.9066	0.1023	0.2284	-
2		40	0.9167	0.0858	0.1964	-
3		60	0.923	0.0792	0.1988	-
4		80	0.9435	0.0584	0.1335	-
5		100	0.9258	0.0764	0.1987	-

* La ligne en gras représente la meilleure solution

Le modèle ANN optimisé contient une couche cachée de 80 neurones. Le Tableau 2 montre que le meilleur modèle a un R^2 (test) de 0,9435, un MSE de 0,0584 et un MAE de 0,1335, ce qui indique que le modèle ANN donne une bonne prédiction de l'indice de fiabilité β à partir des 10 variables d'entrée. Les hyperparamètres appliqués dans le modèle de prédiction retenu sont présentés dans le Tableau 3.

Tableau 3 : Résultats des hyperparamètres optimaux

Hyperparamètres	Valeurs
Initial learning rate	0.01
Learning rate mode	Constant
Tolerance	0.00001
L_2 regularization norm	0.11
Early stopping epochs	50

Les diagrammes de régression du modèle proposé dans les phases d'apprentissage et de test sont présentés à la Figure 3. Les axes horizontaux et verticaux représentent respectivement les valeurs de β calculés (par une analyse de fiabilité) et prédits (par le modèle ANN). La diagonale représente la ligne de prédiction parfaite, c'est-à-dire que la valeur prédite est égale à la valeur calculée. Plus les points sont positionnés proches de la diagonale, plus le modèle est performant. Deux lignes d'erreur de 10 % sont également affichées dans cette figure.

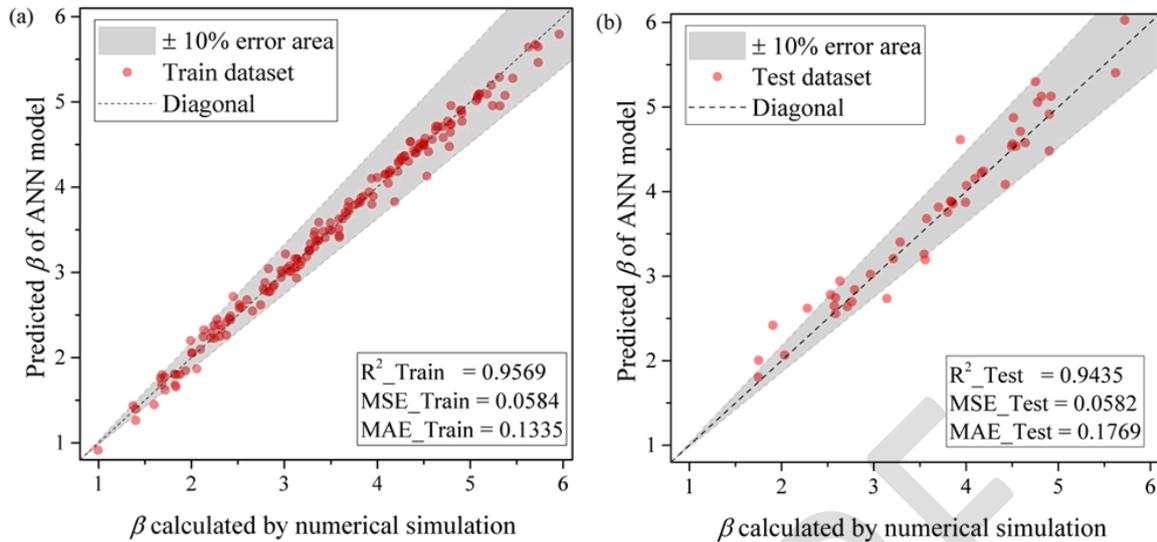


Figure 3 : Performance du modèle ANN de prédiction de l'indice de fiabilité pour (a) la phase d'apprentissage et (b) la phase de test [8]

Comme le montrent la Figure 3(a) et (b), le modèle ANN a atteint une bonne précision prédictive avec une quantité significative de points assez proches de la diagonale pour prédire β à la fois pour l'échantillon de la phase d'apprentissage et pour l'échantillon de la phase de test. Le modèle présente également une bonne précision de prédiction en produisant suffisamment de points à l'intérieur ou à proximité de la zone délimitée par les lignes d'erreur de 10 %. Pour rappel, le modèle a été construit à partir d'une base de données constituée de 229 résultats d'analyse de fiabilité. La capacité de prédiction du modèle pourrait être améliorée davantage en augmentant le nombre de données utilisées pour la base d'apprentissage. Sur la base des résultats de la prédiction, le modèle ANN obtenu peut être utilisé pour évaluer l'indice de fiabilité β des barrages en remblai homogène pour différentes configurations (hauteur, inclinaison de talus, propriétés des matériaux, ...), en évitant toutefois de sortir des intervalles des valeurs utilisées dans la phase d'apprentissage (Tableau 1).

4.2. Comparaison des méthodes

Cette section présente une comparaison entre les méthodes présentées dans cet article (MV-FOSM, FOSM-MCS et modèle ANN) et une méthode de référence classique de simulations de Monte-Carlo (MCS directe, non présentée en détail dans cet article) sur un cas de petit barrage en remblai. Le cas considéré présente les caractéristiques suivantes : $h = 5$ m, $r = 2:1$ (H:V), $k = 10^{-7}$ m/s, $c_k = 5$, $c = 10$ kPa, $\text{std}_c = 4$, $\varphi = 35^\circ$, $\text{std}_\varphi = 5.25$, $\gamma_d = 18$ kN et $\text{std}_{\gamma_d} = 0.9$.

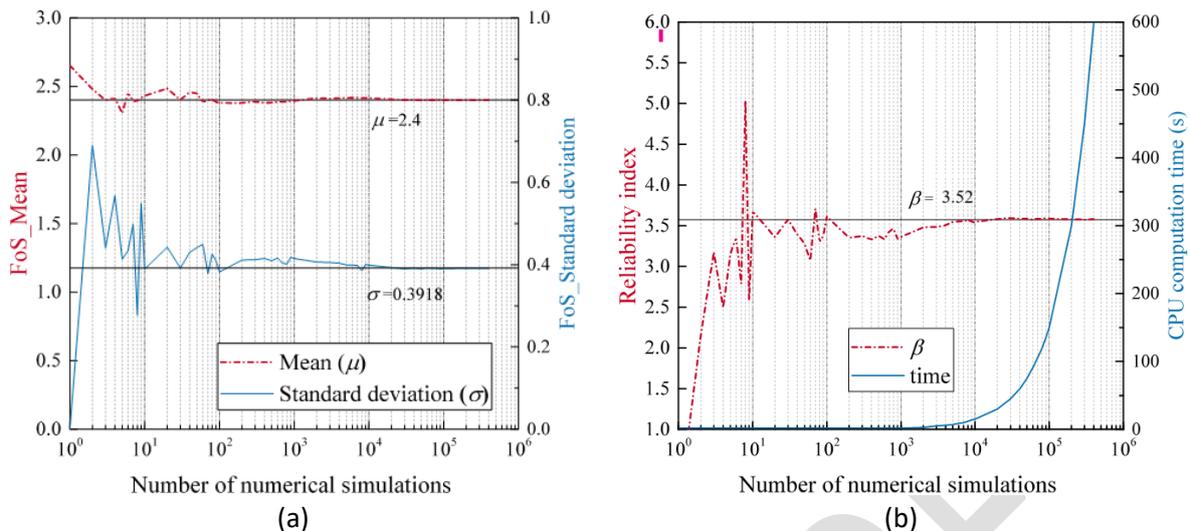


Figure 4 : Convergence des moments statistiques (moyenne et écart-type) du FS pour le cas d'étude avec la méthode MCS directe. (a) moyenne et écart-type en fonction du nombre d'exécutions. (b) Indice de fiabilité et temps de calcul de l'unité centrale en fonction du nombre de simulations [8]

Dans la méthode de référence classique MCS directe, on effectue un nombre très élevé de simulations (n_{sim}) et on compte le nombre des cas de défaillance (n_{def}) où le $FS < 1$ pour évaluer la probabilité de défaillance $P_f = n_{def}/n_{sim}$. Cependant, comme les probabilités de défaillance de barrages sont généralement très faibles, la MCS directe requiert un nombre très élevé de simulations qui peut être incompatible avec un cadre opérationnel. Pour avoir une idée du coût de calcul de la MCS directe, environ 10^{k+2} simulations déterministes sont généralement nécessaires pour évaluer une probabilité de défaillance de 10^{-k} avec un coefficient de variation de 10 % sur les variables aléatoires. Par exemple, avec ce critère, il faudrait environ 10^6 simulations déterministes pour évaluer une probabilité de défaillance de l'ordre de 10^{-4} . Ainsi, nous avons effectué un total d'un million de simulations pour le cas d'étude comme le montre la Figure 4.

Avec la méthode MV-FOSM, nous avons effectué seulement 7 calculs de stabilité pour estimer les moments statistiques du FS (avec les équations 3 et 5) et calculer ensuite l'indice de fiabilité β et la probabilité de défaillance P_f (avec les équations 1 et 2). Malgré les approximations intrinsèques de la méthode, les résultats obtenus pour ce cas d'étude sont du même ordre de grandeur que ceux de la méthode de référence (MCS directe).

Avec la méthode FOSM-MCS, les simulations de Monte-Carlo sont effectuées pour évaluer uniquement la moyenne et l'écart-type du FS (μ_{FS} et σ_{FS} respectivement). L'indice de fiabilité β et la probabilité de défaillance P_f sont ensuite calculés directement avec les équations 1 et 2 respectivement. La méthode FOSM-MCS requiert un nombre de simulations bien plus faible par rapport aux MCS directes car la moyenne et l'écart-type du FS convergent bien plus rapidement que la probabilité de défaillance définie par $P_f = n_{def}/n_{sim}$ (où il y a normalement un nombre très faible de cas de défaillances). La Figure 4(a) montre qu'il suffit seulement d'une centaine de simulations pour évaluer l'ordre de grandeur de la moyenne et l'écart-type du FS. Cette Figure 4(a) montre également que la moyenne du FS est stable après 1 000 simulations et que l'écart-type reste pratiquement constant après 10 000 simulations. On peut considérer ainsi que, pour ce cas d'étude, la méthode FOSM-MCS donne un premier ordre de grandeur avec une centaine de simulations et un niveau de convergence très satisfaisant avec 10 000 simulations.

Le modèle ANN est celui présenté dans la section 4.1 précédente. La construction du modèle ANN a requis un nombre élevé de calculs de stabilité (10 000 simulations x 229 analyses de fiabilité). Une fois

le modèle ANN construit, il suffit de renseigner les caractéristiques du barrage étudié pour que le modèle ANN donne directement une valeur de l'indice de fiabilité (et la probabilité de défaillance) en moins d'une seconde.

Le Tableau 4 suivant montre une comparaison des résultats obtenus avec les différentes méthodes considérées : MV-FOSM, FOSM-MCS, modèle ANN et MCS directe.

Tableau 4 : Comparaison entre le modèle ANN et des méthodes de simulation de Monte-Carlo

Méthode	Temps de calcul	Indice de fiabilité β	Probabilité de défaillance P_f
MCS directe	~17 heures	3,52	2,2 E-4
MV-FOSM	~10 secondes	3,38	3,6 E-4
FOSM-MCS	~10 minutes	3,57	1,8 E-4
Modèle ANN	< 1 seconde	3,71	1,1 E-4

Le Tableau 4 montre que les méthodes présentées dans cet article aboutissent à des résultats assez proches (du même ordre de grandeur) de ceux obtenus avec les simulations de Monte-Carlo classiques (MCS directe). Le temps de calcul nécessaire pour la méthode de référence (MCS directe) est considérable (~17 heures) et devient prohibitif pour une utilisation dans un cadre opérationnel. Le temps de calculs pour les méthodes ANN, MV-FOSM et FOSM-MCS (~1 seconde, ~10 secondes et ~10 minutes respectivement) reste assez faible, permettant une utilisation de ces méthodes dans un cadre opérationnel. Une fois construit, le modèle ANN présente l'intérêt de donner une évaluation très rapide (>1 seconde) avec des résultats assez proches par rapport aux autres méthodes. Cependant, le champ d'application de la méthode ANN se limite au cas de petits barrages en remblai homogène (configuration des cas de barrages considérées dans la base d'apprentissage du modèle ANN).

5. CONCLUSION

Dans cet article nous avons présenté trois méthodes permettant une évaluation simplifiée de la probabilité de défaillance de barrages, basées sur une approche quantitative d'analyse de fiabilité et d'intelligence artificielle.

La méthode MV-FOSM est une méthode d'analyse de fiabilité simple et peu coûteuse. Elle requiert un nombre très faible d'évaluations du facteur de sécurité FS (par exemple, 7 calculs du FS pour 3 variables aléatoires d'entrée). Ce faible coût de calcul permet d'utiliser cette méthode pour tout type de barrage pour lequel on peut construire un modèle de calcul et déterminer un facteur de sécurité. En contrepartie, les inconvénients et limites sont liés aux différentes approximations intrinsèques à la méthode (variables aléatoires gaussiennes, fonction d'état-limite linéaire, ...).

La méthode FOSM-MCS utilise des simulations de Monte-Carlo pour évaluer la moyenne et l'écart-type du facteur de sécurité, ce qui permet de calculer ensuite l'indice de fiabilité et la probabilité de défaillance (probabilité que $FS < 1$). Par rapport à la méthode précédente, la méthode FOSM-MCS permet d'utiliser différents types de distribution de probabilité pour les variables aléatoires d'entrée (gaussienne, log-normale, uniforme, distributions tronquées, ...). La méthode FOSM-MCS requiert un nombre élevé de calculs du FS, mais qui reste compatible pour une application dans un cadre opérationnel (10 000 simulations en environ 10 minutes pour le cas d'étude de cet article). La méthode FOSM-MCS peut être mise en œuvre facilement pour évaluer la probabilité de défaillance de barrages-poids et de barrages en remblai vis-à-vis du mécanisme de glissement, sachant que cette méthode est déjà intégrée dans des logiciels habituellement utilisés dans l'ingénierie de barrages (CADAM pour les barrages-poids et SLOPE/GEOSTUDIO pour les barrages en remblai).

La troisième méthode présentée dans cet article (modèle ANN) a été développée dans le cadre d'une thèse encadrée par INRAE et l'université Grenoble-Alpes [8]. Cette méthode est basée sur un réseau de neurones artificiels construit sur une base de données d'analyses de fiabilité de différentes configurations de barrages en remblai homogène. Le modèle ANN donne en sortie l'indice de fiabilité et la probabilité de défaillance vis-à-vis de la stabilité au glissement de barrages en remblai. Le modèle développé dans cette étude s'adresse principalement aux petits barrages en remblai homogène et aux digues, sachant que la base d'apprentissage du modèle ANN a considéré uniquement le cas de barrages en remblai homogène (en faisant varier la hauteur, la pente du talus aval, et les propriétés des matériaux). Pour étendre cette méthode à des barrages en remblai plus complexes, il serait nécessaire d'augmenter le nombre de paramètres, le volume de calculs, et la complexité du réseau de neurones, ce qui représente un travail de développement important à envisager dans le cadre de futures perspectives. Le développement du modèle ANN a requis un nombre élevé de calculs de stabilité pour construire la base de données d'apprentissage et le test du réseau de neurones (229 analyses de fiabilité x 10 000 simulations par analyse de fiabilité). Une fois le modèle ANN construit, il suffit de renseigner les caractéristiques du barrage étudié (géométrie, propriétés des matériaux, ...) pour que le modèle ANN donne directement une valeur de l'indice de fiabilité (et la probabilité de défaillance).

Pour le cas d'étude, les trois méthodes présentées dans cet article aboutissent à des résultats assez proches de ceux obtenus avec les simulations de Monte-Carlo classiques, mais avec un coût de calcul bien plus faible et compatible avec une application dans un cadre opérationnel. Ces trois méthodes présentées dans cet article peuvent ainsi être utilisées dans les EDD pour évaluer la probabilité de mécanismes de rupture de barrages, en complément des évaluations effectuées par jugement expert. Les méthodes MV-FOSM et FOSM-MCS ont déjà été employées dans le cadre d'une étude de dangers pour un barrage-poids. Si une actualisation de l'analyse de stabilité est nécessaire dans le contexte d'une étude de dangers, le coût supplémentaire associé à une analyse de fiabilité utilisant ces méthodes demeure relativement faible. La méthode MV-FOSM, applicable à tous les types de barrages, nécessite un nombre limité de calculs de stabilité. Quant à la méthode FOSM-MCS, elle est facilement applicable aux barrages-poids et aux barrages en remblai, car elle est déjà intégrée dans des logiciels de calcul couramment utilisés par les professionnels pour ces ouvrages. Enfin, le modèle ANN présenté dans cet article a été spécifiquement développé pour le cas des barrages en remblai homogène, et son champ d'application se limite principalement à ce type d'ouvrage.

RÉFÉRENCES ET CITATIONS

- [1] ICOLD (2011). Theme C: Estimation of the probability of failure of a gravity dam for the sliding failure mode. In: 11th ICOLD Benchmark Workshop on Numerical Analysis of Dams; 20-21 October 2011; Valencia.
- [2] ICOLD (2015). Theme B: Probability of failure of an embankment dam due to slope instability and overtopping. In: 13th ICOLD Benchmark Workshop on Numerical Analysis of Dams; 9-11 September 2015; Lausanne.
- [3] ICOLD (2017) 14th International Benchmark Workshop on Numerical Analysis of Dams - Theme D – Risk Analysis-assessment of reliability for concrete dams, Stockholm, Sweden.
- [4] Carvajal, C., Peyras, L., Mouyeaux, A., Breul, P., Dias, D., Guo, X., 2019. Application des méthodes d'analyse de fiabilité pour l'évaluation de la sûreté des barrages existants. Colloque CFBR « Justification des barrages : Etat de l'art et Perspectives », Chambéry, 27 et 28 novembre 2019.

-
- [5] Huang, Ch.W., El Hami, A., Radi, B., 2022. Overview of Structural Reliability Analysis Methods — Part I: Local Reliability Methods. *Uncertainties and Reliability of Multiphysical Systems*, vol.1, 2017. DOI: 10.21494/ISTE.OP.2017.0115.
- [6] Hariri-Ardebili, M.A., 2018. Risk, Reliability, Resilience (R3) and beyond in dam engineering: A state-of-the-art review. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, vol.31, pp.806-831. DOI: 10.1016/j.ijdr.2018.07.024
- [7] Mouyeaux, A., Carvajal, C., Bressolette, Ph., Peyras, L., Breul, P., Bacconnet, C., 2018. Probabilistic stability analysis of an earth dam by Stochastic Finite Element Method based on field data. *Computers and Geotechnics*, Vol.101, pp.34-47. DOI: 10.1016/j.compgeo.2018.04.017.
- [8] An, L., 2023. Stability analysis of earth dams using machine learning-based approaches. Rapport de thèse soutenue le 4 décembre 2023 à l'université Grenoble Alpes. 142 p.
- [9] Phoon, K.K., 2008. *Reliability-Based Design in Geotechnical Engineering*. Taylor & Francis, 2 Park Square, Milton Park, Abingdon, Oxon OX14 4RN.
- [10] Dunkin W.C., Huntley, C.W., Hokenstrom, J.C., Cudworth, A.G., McDaniel, T.N., 1987. *Design of Small Dams*. The U.S. Government Printing Office, Washington, DC 20402-9323.
- [11] Armaghani, D.J., Asteris, P.G., 2021. A comparative study of ANN and ANFIS models for the prediction of cement-based mortar materials compressive strength. *Neural Computing and Applications* 33, 4501–4532.