

Évaluation de la susceptibilité aux glissements de terrain par machine Learning : application à la voie express Taza–El Hoceima (Nord-Est du Maroc)

Machine-learning-based assessment of landslide susceptibility: application to the Taza–El Hoceima expressway (Northeastern Morocco)

Hicham CHERIFI¹

1 Laboratoire Risque Rocheux et Ouvrages géotechniques, Département GERS, Université Gustave Eiffel, Bron, France.

* *hicham.cherifi@univ-eiffel.fr*

RESUME : Les glissements de terrain constituent l'un des aléas majeurs pour les infrastructures routières, dont la gestion efficace permet de réduire considérablement les coûts d'entretien tout en améliorant la sécurité des usagers. Le cas de la voie express Taza–El Hoceima, située au nord-est du Maroc, illustre pleinement ces enjeux : d'un coût global estimé à près de 4 milliards de dirhams, cette infrastructure stratégique relie le littoral méditerranéen au réseau autoroutier national et représente un axe essentiel pour le développement économique et social de la région. Or, son tracé, long de 98 km, traverse un relief escarpé marqué par une lithologie marneuse et schisteuse fortement altérable, exposant l'ouvrage à des phénomènes récurrents de glissements de terrain. Cette étude présente les résultats d'une première tentative de cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain le long de ce corridor, en mobilisant cinq algorithmes d'apprentissage automatique (réseaux de neurones artificiels, forêts aléatoires, k plus proches voisins, machines à vecteurs de support et *XGBoost*). Douze paramètres géomorphologiques, géologiques, néotectoniques et environnementaux ont été intégrés afin d'évaluer leur influence sur l'occurrence des instabilités. Les résultats mettent en évidence qu'en moyenne 42,47 % de la surface du tronçon étudié présente une susceptibilité moyenne à forte, principalement liée aux conditions topographiques et à la prédominance des formations marno-schisteuses. La comparaison des performances des algorithmes a montré la supériorité de la méthode des forêts aléatoires. Au-delà de la validation scientifique, ces travaux soulignent l'intérêt de combiner l'intelligence artificielle et l'analyse géotechnique pour produire des cartes prédictives fiables, constituant un outil d'aide à la décision précieux pour la gestion préventive et la sécurisation d'infrastructures routières stratégiques et coûteuses, telles que la voie express Taza–El Hoceima.

ABSTRACT: Landslides are among the major hazards affecting road infrastructure, and effective management can significantly reduce maintenance costs while improving user safety. The case of the Taza–El Hoceima expressway, located in northeastern Morocco, fully illustrates these challenges: with an overall cost estimated at nearly 4 billion dirhams, this strategic infrastructure links the Mediterranean coast to the national motorway network and represents a key corridor for the region's economic and social development. However, its 98-km alignment crosses steep terrain characterized by highly weatherable marly and schistose lithologies, exposing the roadway to recurrent landslide activity. This study presents the results of an initial attempt to map landslide susceptibility along this corridor, using five machine-learning algorithms (artificial neural networks, random forests, k-nearest neighbors, support vector machines, and *XGBoost*). Twelve geomorphological, geological, neotectonic, and environmental parameters were integrated to assess their influence on the occurrence of slope instabilities. The results indicate that, on average, 42.47% of the studied section exhibits moderate to high susceptibility, mainly driven by topographic conditions and the predominance of marly–schist formations. A comparison of algorithm performance showed the superiority of the random forest method. Beyond scientific validation, this work highlights the value of combining artificial intelligence with geotechnical analysis to produce reliable predictive maps, providing a valuable decision-support tool for the preventive management and safety enhancement of strategic and costly road infrastructures such as the Taza–El Hoceima expressway.

Mots-clés : glissements de terrain ; susceptibilité ; machine learning ; cartographie ; infrastructures routières.

1 INTRODUCTION

Selon le *Global Natural Disaster Assessment Report 2020* (Academy of Disaster Reduction and Emergency Management et al. 2021), la dernière décennie a été

marquée par des milliers de victimes et des dommages économiques majeurs liés aux aléas naturels. Parmi eux, les glissements de terrain figurent parmi les phénomènes les plus fréquents et visibles, en raison de

leurs impacts sur l'environnement, la perte de ressources en sols, les dommages aux terres agricoles, ainsi que les risques accrus pour la sécurité publique et les infrastructures. Cruden (1991) définit un glissement de terrain comme le mouvement d'une masse de roche, de débris ou de sol le long d'un versant. De manière générale, il résulte d'une instabilité de pente, déclenchée par des facteurs géologiques, morphologiques, physiques ou anthropiques. Les méthodes d'évaluation de la stabilité des pentes couvrent un large spectre, allant des approches analytiques aux approches numériques. Du côté analytique, on retrouve notamment les méthodes d'équilibre limite (calcul du facteur de sécurité), ainsi que des approches issues de la théorie du calcul à la rupture. Les approches numériques permettent, quant à elles, une représentation plus fine de la géométrie, de l'hétérogénéité des terrains et des conditions hydromécaniques, par exemple via les éléments finis, mais aussi les différences finies ou les approches discrètes, selon les problématiques étudiées.

Au-delà du choix de l'outil de calcul, il est pertinent de raisonner en termes de mécanismes et de causes d'instabilité. C'est dans cette perspective que Terzaghi (1950) distingue des causes internes (diminution de la résistance au cisaillement) et des causes externes (augmentation des sollicitations de cisaillement). Dans une logique complémentaire, Varnes (1984) et Popescu (2002) proposent de différencier les facteurs de prédisposition et les facteurs déclenchants.

Dans une perspective de gestion anticipative, les cartes de susceptibilité définissant la probabilité d'occurrence spatiale des glissements en fonction du contexte environnemental se sont développées avec l'essor des outils de traitement de l'information spatiale (Fell et al. 2008). Les modèles physiques exigent toutefois des bases de données denses et coûteuses, souvent peu adaptées aux grandes emprises (Zhao and Chen 2020), et peuvent introduire une part de subjectivité via la pondération des paramètres. Des approches statistiques (WoE, entropy, CF, Dempster-Shafer) ont également été proposées, mais elles souffrent de contraintes d'hypothèses et d'interdépendances entre variables (Zhao and Chen 2020). Plus récemment, les algorithmes de *machine learning* ont été de plus en plus mobilisés pour modéliser les relations complexes entre prédicteurs et occurrences observées, avec des applications en cartographie de susceptibilité via, par exemple, arbres de décision, réseaux de neurones, forêts aléatoires ou SVM, ainsi que des variantes hybrides ou deep learning (Bui et al. 2020).

Dans cet article, nous présentons les résultats d'un travail conduit depuis 2016 visant à développer une

démarche robuste de cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain le long de l'autoroute Taza–Al Hoceima, au nord du Maroc, dans la chaîne rifaine, caractérisée par un contexte géologique et tectonique complexe générant des pertes économiques récurrentes (Demehati et al. 2018). L'objectif est également de promouvoir ces techniques et de contribuer, à terme, à une cartographie nationale actualisable. Cinq algorithmes sont comparés (*ANN*, *RF*, *KNN*, *SVM*, *XGBoost*), dans une logique « probabiliste » (classification *soft*) plus informative que le seul étiquetage binaire, afin de mieux représenter la variabilité spatiale de la susceptibilité. Une attention particulière est portée au choix et à la qualité des variables d'entrée (morphologie, géotechnique/géomécanique, néotectonique, hydrogéologie, occupation du sol), à l'analyse de leur influence, et à la comparaison des performances des modèles au regard de l'état de l'art.

2 ZONE D'ÉTUDE

La route étudiée (Fig. 1) s'étend sur une longueur totale de 98,00 km, depuis la commune d'Aknoul (34,676° ; -3,872°) jusqu'à la ville d'Al-Hoceima (35,234° ; -0,932°). Il s'agit de la nouvelle voie express, dont la construction a été engagée à partir de 2010, avec pour objectif de relier le pôle d'Al-Hoceima à l'axe autoroutier Fès–Oujda, au nord-est du Maroc.

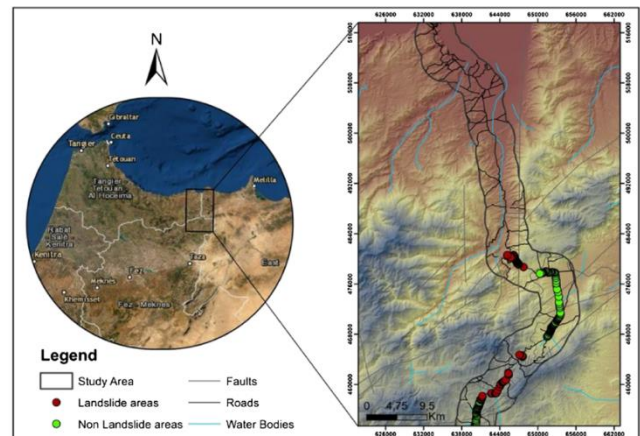


Figure 1. Zone d'étude

Du point de vue climatique, la zone d'étude se situe dans un contexte allant d'un climat humide (précipitations > 600,00 mm/an) à un climat semi-humide (précipitations comprises entre 250 et 600,00 mm/an). Le tracé traverse ainsi deux grands bassins versants, dont celui de la Moulouya.

Sur le plan géomorphologique, la topographie du secteur présente un caractère montagneux, en lien avec la chaîne du Rif, avec des altitudes marquées et des

versants à fortes pentes. L'occupation du sol est dominée par une couverture forestière faible à modérément dense, des terres agricoles, et plus rarement des zones faiblement peuplées.

D'un point de vue géologique, l'analyse de la carte géologique du Maroc au 1/1 000 000 montre que le corridor de la voie express se développe majoritairement sur des terrains crétacés, caractérisés principalement par deux formations dominantes : les schistes et les marnes. Seule la partie nord se distingue par la présence de formations quaternaires, ainsi que par un court passage attribué au Lias.

Enfin, le contexte géomécanique est marqué par la présence de plusieurs formes d'instabilités (glissements de terrain, arrachements de blocs, déformations ou ruptures d'ouvrages hydrauliques, transport de roches friables, etc.) (Fig. 2). Selon différentes études et expertises réalisées par le Laboratoire public d'études et d'essais, ces aléas seraient principalement liés au caractère friable des formations géologiques traversées (Cherifi et al., 2021).

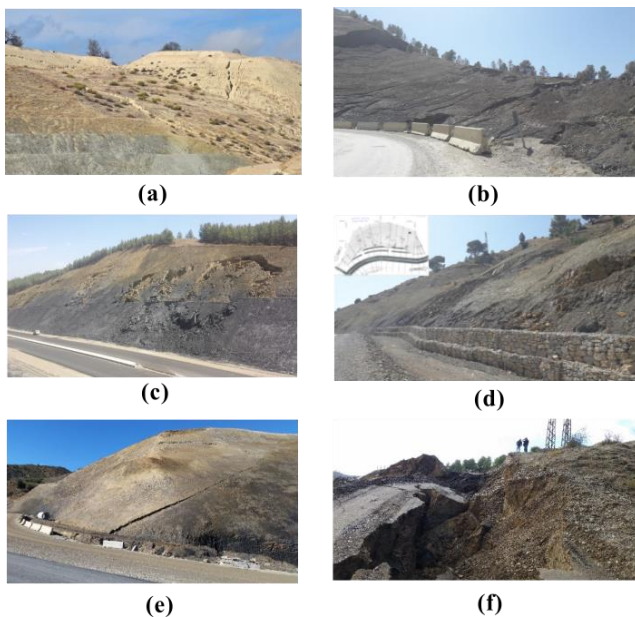


Figure 2. Exemples de désordres géotechniques observés sur la voie express Taza–Al Hoceima. (a) PK 8 Dégradation de la qualité des matériaux par la présence et infiltration des eaux (b) Lot 4 déblai 8, Le glissement au niveau du déblai est causé par le passage péritique et la grande hauteur (c) Déblai 19 Lot 3 (d) Déblai 4 du lot 3 (e) lot 4 PK 17+720 (f) Glissement lié à la présence de la nappe d'eau PK 11+600 Lot 4.

3 MÉTHODOLOGIE

3.1 Collecte des données

Les événements d'instabilité pris en compte dans cette étude proviennent de l'historique des expertises géotechniques réalisées par le Laboratoire Public d'Essais et d'Études, des informations transmises par les services du Ministère de l'Équipement et de l'Eau, ainsi que d'une démarche observationnelle mise en place depuis 2015. Les données d'entrée topographiques, incluant le tracé routier, ainsi que celles relatives à l'occupation du sol, qu'elle soit urbaine ou agricole, et à la couverture végétale, ont été extraites d'images satellitaires à haute résolution disponibles sur la plateforme *EarthExplorer* du *United States Geological Survey*.

Par ailleurs, les informations néotectoniques et géologiques ont été rassemblées à partir des cartes disponibles, notamment la carte néotectonique du Nord du Royaume à l'échelle du 1 sur 1 000 000, la carte géologique du Maroc à l'échelle du 1 sur 1 000 000, et la carte géologique d'Aknoul à l'échelle du 1 sur 50 000. Pour le volet hydraulique, la cartographie du réseau hydrographique a été établie à partir des bases de données géographiques des agences des bassins hydrauliques du Loukkos et de la Moulouya.

Au total, 240 glissements de terrain inventoriés ont été répartis de manière aléatoire en deux ensembles, conformément aux pratiques couramment rapportées dans la littérature. Le premier, représentant 70 % des occurrences, a été utilisé pour l'apprentissage du modèle ainsi que pour le réglage des hyperparamètres, tandis que les 30 % restants ont servi d'ensemble de validation.

3.2 Les facteurs conditionnels

Un événement d'instabilité résulte généralement de la combinaison de plusieurs facteurs causatifs et conditionnels. Le principe de la démarche retenue dans cette étude consiste à identifier ces facteurs, à les traduire sous forme de variables quantifiables, puis à optimiser leur sélection afin de construire un modèle explicatif robuste et pertinent.

Dans ce cadre, onze facteurs ont été retenus. Ce choix s'appuie à la fois sur un retour d'expérience de terrain et sur une bonne connaissance du contexte géologique du projet, mais également sur les pratiques rapportées dans la littérature internationale. Il convient toutefois de souligner que cette liste n'est pas exhaustive et que d'autres paramètres pourraient être ajoutés et testés selon la disponibilité des données et les objectifs de l'analyse. En définitive, la précision de la méthode dépend principalement de la rigueur apportée au choix des facteurs considérés comme

déterminants dans le déclenchement et l'évolution des instabilités. Les facteurs retenus, en cohérence avec les conclusions des études menées sur le corridor Taza Al Hoceima, sont présentés ci-dessous :

La pente des talus constitue un facteur géométrique majeur pour la stabilité des versants, largement reconnu dans la littérature. L'orientation des talus influence également de manière significative les processus d'instabilité, car elle conditionne le fonctionnement hydrologique local, l'évapotranspiration, la distribution de la végétation et l'intensité des phénomènes d'érosion. La forme des profilés, qu'elle soit concave ou convexe, représente un indicateur géomorphologique important, puisqu'elle contrôle la concentration des écoulements, la dynamique d'érosion de masse et la répartition des contraintes de cisaillement au sein des pentes.

La présence de failles est prise en compte en tant que paramètre tectonique, susceptible d'altérer les résistances mécaniques des formations traversées et de favoriser des discontinuités structurales propices à l'instabilité. La distance par rapport à la route est également considérée, car l'aménagement routier modifie fréquemment l'équilibre initial des versants, en influençant la topographie, la géométrie des talus et, localement, les conditions mécaniques et hydriques. De même, la distance par rapport aux cours d'eau renseigne sur le rôle potentiel du réseau hydrographique dans les variations de l'état hydrique des terrains et, par conséquent, dans le déclenchement d'instabilités.

L'occupation du sol constitue un autre facteur clé, dans la mesure où les actions anthropiques, l'urbanisation, les aménagements et, plus rarement, certaines activités d'exploitation peuvent accentuer ou initier des instabilités. La nature géologique des terrains est un paramètre déterminant, car elle permet de relier la lithologie dominante et le degré d'altération aux mécanismes de rupture observés. La couverture végétale, ainsi que sa nature, apportent une information complémentaire sur l'état des versants, notamment via son influence sur l'infiltration et la protection contre l'érosion. Enfin, l'altitude, en tant que variable géomorphologique, est intégrée pour caractériser la position topographique des sites étudiés et les gradients associés.

3.3 Algorithmes d'apprentissage

3.3.1 Random forest

Random forest, ou forêt aléatoire, est un algorithme d'apprentissage automatique fondé sur l'agrégation de nombreux arbres de décision. Proposé par Breiman and Cutler (2001), il est apprécié pour sa simplicité, sa rapidité d'entraînement et sa bonne capacité de

généralisation. Chaque arbre est construit à partir d'un échantillon *bootstrap* des observations, et, à chaque nœud, la meilleure coupure est recherchée parmi un sous ensemble aléatoire de variables. La prédiction finale correspond à un vote majoritaire en classification ou à une moyenne en régression.

3.3.2 Machines à vecteurs de support

Les machines à vecteurs de support sont des méthodes utilisables pour la classification, la régression ou la détection d'anomalies. Leur objectif est de déterminer une frontière de décision, souvent un hyperplan, qui maximise la marge entre les classes, les vecteurs de support étant les points les plus proches de cette frontière. Dans la pratique, une marge souple permet de tolérer certaines erreurs via un paramètre de régularisation. Lorsque la séparation linéaire est insuffisante, des fonctions noyau peuvent projeter implicitement les données dans un espace de dimension plus élevée afin de faciliter la séparation tout en conservant une bonne robustesse au bruit.

3.3.3 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont constitués de couches successives de neurones interconnectés. La couche d'entrée reçoit les variables explicatives, les couches cachées transforment progressivement l'information, et la couche de sortie produit la prédiction. L'apprentissage consiste à ajuster les poids et les biais des connexions, généralement par rétropropagation du gradient et descente de gradient, afin de réduire une fonction de perte. Cette structure leur permet de modéliser des relations complexes et non linéaires.

3.3.4 k plus proches voisins

L'algorithme des k plus proches voisins est une méthode supervisée utilisée en classification ou en régression. Il ne construit pas de modèle paramétrique explicite et s'appuie directement sur les données d'apprentissage. Pour une nouvelle observation, il identifie les k exemples les plus proches selon une métrique de distance, puis estime la sortie par vote majoritaire, éventuellement pondéré par la distance, en classification, ou par moyenne ou médiane en régression. Ses performances dépendent notamment du choix de k et de la mise à l'échelle des variables.

3.3.5 XGBoost

XGBoost est une implémentation performante du *gradient boosting*, largement utilisée en apprentissage automatique. Le principe consiste à construire séquentiellement des modèles simples, généralement

des arbres de décision, où chaque nouvel arbre vise à corriger les erreurs des précédents en minimisant une fonction de perte. Cette correction s'appuie sur les gradients, et dans *XGBoost* aussi sur la courbure de la perte, ce qui améliore l'efficacité de l'optimisation.

L'algorithme intègre en outre des mécanismes de régularisation et un taux d'apprentissage, offrant souvent de très bonnes performances à condition d'un réglage adéquat des paramètres.

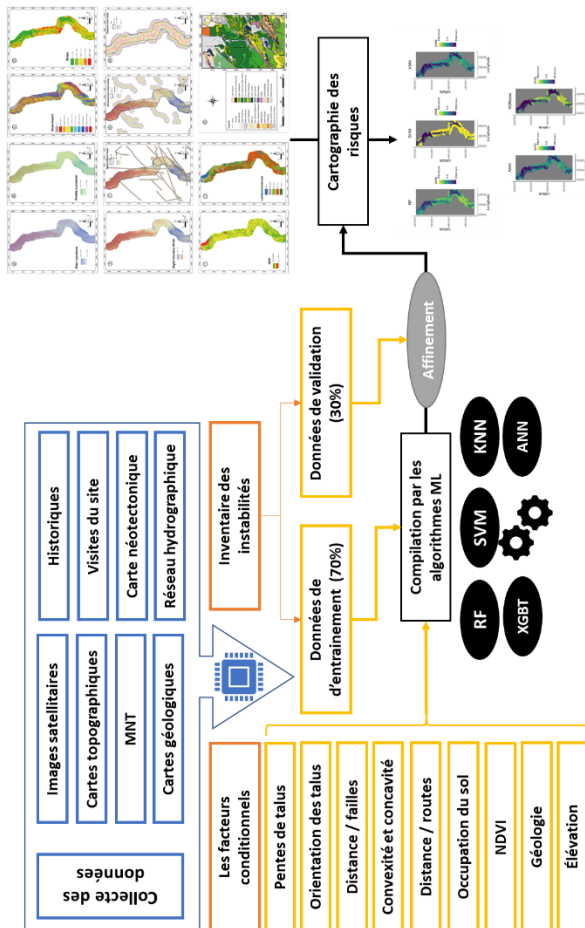


Figure 3. Synthèse graphique de la méthodologie adoptée

4 RÉSULTATS ET DISCUSSION

4.1 Analyse quantitative

L'analyse des différentes cartes produites par les cinq algorithmes (Fig.7) met en évidence une susceptibilité aux glissements de terrain allant de moyenne à élevée. La figure 4 présente la répartition des surfaces du corridor étudié selon quatre classes de risque prédit.

En moyenne, 42,47 % de la zone d'étude affiche une probabilité de risque supérieure à 50 % ; cette proportion atteint 58,09 % avec l'algorithme SVM. Ces résultats indiquent un niveau d'aléa préoccupant le long du corridor étudié.

Par ailleurs, au regard des deux indicateurs retenus, à savoir l'Overall Accuracy, qui correspond à la proportion totale de prédictions correctement classées, et l'indice de Kappa, qui mesure le degré d'accord entre les prédictions du modèle et les observations en tenant compte de l'accord dû au hasard, les performances des différents algorithmes montrent que *RF* et *XGBoost* offrent la meilleure précision (Fig. 5).

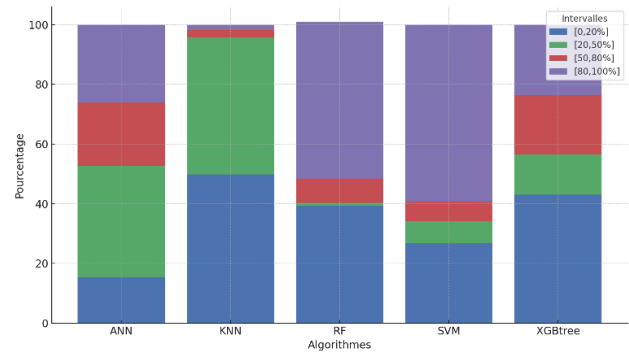


Figure 4. Répartition des intervalles de probabilité du risque en fonction des pourcentages de surface (par rapport à la surface globale du couloir étudié)

Des études similaires classent d'ailleurs fréquemment ces deux méthodes parmi les plus efficaces pour la prédiction de la susceptibilité aux glissements de terrain (Pradhan and Kim, 2020).

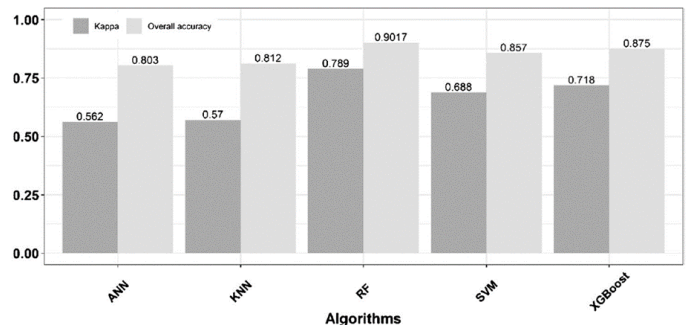


Figure 5. Analyse comparative de la précision des différents algorithmes à partir des données de validation (indices Kappa et Overall Accuracy)

4.2 Importance relative des facteurs conditionnels

L'exploration des données joue un rôle essentiel pour évaluer l'influence des variables explicatives dans tout processus de cartographie, y compris pour la prédiction des glissements de terrain. Les facteurs retenus dans cette étude ont été intégrés à chaque modèle de *machine learning*, puis classés par ces modèles en fonction de leurs niveaux d'importance (Fig. 6).

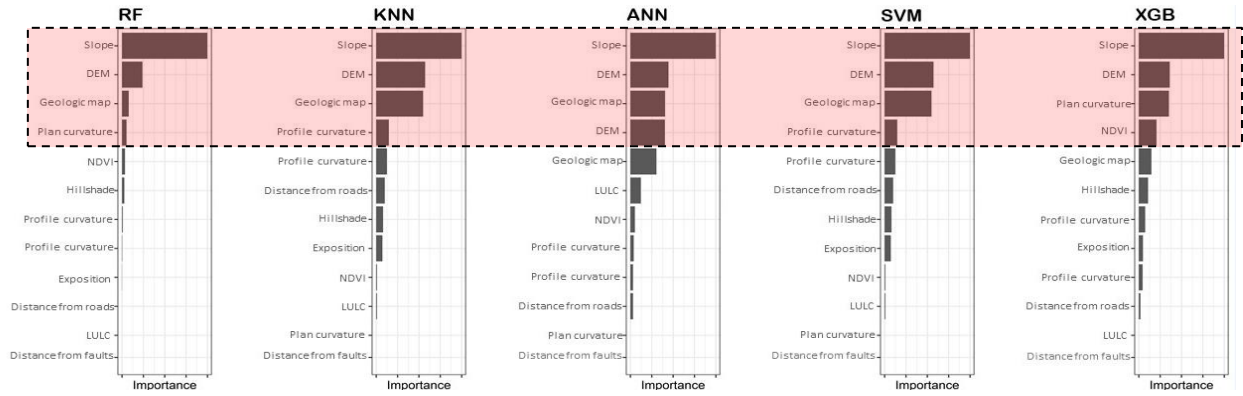


Figure 6. Analyse de l'importance des paramètres

La méthode du *Mean Decrease Accuracy (MDA)* a été appliquée afin d'identifier les facteurs les plus déterminants dans la zone d'étude. Cette technique est considérée comme l'une des plus pertinentes pour hiérarchiser l'influence des variables et elle est largement utilisée dans la littérature. Elle attribue un poids à chaque facteur afin de mettre en évidence sa capacité à améliorer la prédiction. Ainsi, plus la valeur du MDA est élevée, plus la variable est importante ; à l'inverse, une valeur nulle indique que le facteur ne contribue pas aux performances du modèle.

L'analyse de la figure 6 montre que les paramètres géométriques (topographie) constituent les facteurs les plus influents. Pour l'ensemble des cinq algorithmes, il ressort notamment que la pente et l'altitude exercent l'impact le plus significatif. Le deuxième groupe de facteurs en importance est lié à la nature géologique du site. En revanche, l'effet de la couverture végétale ainsi que de la distance à l'axe routier (liée à la création de cette voie express) apparaît négligeable.

En confrontant ces résultats aux observations de terrain, on constate que les zones les plus exposées se caractérisent généralement par des pentes marquées et des formations lithologiques à fort caractère érosif et évolutif, notamment les schistes marneux et les marnes indurées.

4.3 Discussion

La prédiction et l'anticipation des glissements de terrain le long des projets routiers constituent un atout majeur, car elles permettent d'optimiser les coûts, de mieux maîtriser les risques et de préserver le patrimoine routier. Grâce aux techniques de télédétection et aux systèmes d'information géographique (SIG), il est possible d'identifier les zones affectées et non affectées par des glissements de terrain, puis de mettre en œuvre des mécanismes adaptés afin de limiter l'apparition de ce phénomène. Dans ce contexte, le *machine learning* s'impose de plus en plus comme un outil performant, offrant aux gestionnaires routiers la capacité d'anticiper les instabilités à partir de l'historique du tracé, des conditions géologiques, du contexte urbain et des caractéristiques topographiques (Lee 2019).

Bien que plusieurs approches aient démontré, ces dernières années, l'efficacité de nombreux algorithmes de *machine learning* pour améliorer la prédiction de la répartition spatiale des glissements de terrain — notamment via des architectures variées, l'optimisation des facteurs ou encore des stratégies d'apprentissage/échantillonnage, des recherches complémentaires restent nécessaires pour mieux appréhender la complexité du phénomène et réduire

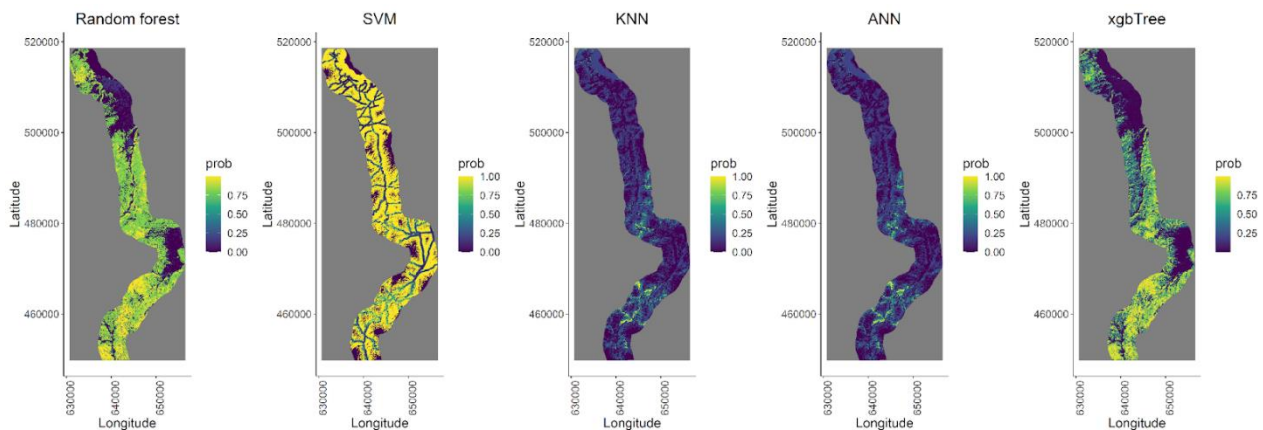


Figure 7. Cartes des outputs

ses impacts dans des contextes exigeants comme les projets routiers. Dans cette optique, le présent travail propose une première contribution visant à mieux prendre en compte l'aléa géotechnique le long de la voie express Taza–Al Hoceïma, au nord-est du Maroc. Contrairement à de nombreuses études antérieures, généralement fondées sur des classifications « dures » où chaque pixel est étiqueté de manière binaire (glissement ou non-glissement), cette étude a privilégié une approche probabiliste, plus informative.

Cette étude s'est en effet attachée à développer une approche adaptée pour la prédiction et la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, en exploitant une sortie probabiliste « souple » (*soft probability*) de la classe « glissement » sur l'ensemble de la zone d'étude. Ce choix s'appuie sur plusieurs travaux ayant montré que les modèles probabilistes sont plus informatifs que les classifications binaires pixel par pixel pour rendre compte de la variabilité spatiale et temporelle observée dans d'autres disciplines. Dans ce cadre, les probabilités d'occurrence de glissements de terrain (susceptibilité) ont été évaluées à l'aide de plusieurs algorithmes de *machine learning*, notamment *RF*, *SVM*, *KNN*, *ANN* et *XGBoost*.

Pour comparer ces modèles, onze facteurs de prédisposition ont été considérés, à savoir : la pente, l'exposition (aspect), l'altitude, la courbure en plan, la courbure de profil, le *NDVI*, la distance aux cours d'eau, la lithologie, la distance aux failles, l'occupation du sol et la distance à la route. Comprendre la contribution de chacun de ces facteurs constitue un atout majeur pour élaborer toute stratégie d'anticipation. À cet égard, les modèles de *machine learning* offrent un avantage considérable : ils permettent d'estimer l'importance relative de chaque variable explicative par rapport aux. Les résultats montrent que, d'après la mesure d'exactitude, les facteurs de prédisposition les plus influents, quels que soient les algorithmes considérés, sont la géologie, la pente et l'altitude. Bien que l'importance relative des facteurs dépende des spécificités de la zone d'étude, ces conclusions sont cohérentes avec d'autres travaux ayant également identifié ces variables comme déterminantes dans l'occurrence des glissements de terrain (Akinci et al. 2020).

L'application des modèles de *machine learning* a conduit à l'élaboration de cartes de distribution représentant les différents niveaux de probabilité de susceptibilité aux glissements de terrain sur l'ensemble de la zone étudiée (Fig. 7). L'évaluation des performances indique que les modèles *XGBoost* et *Random Forest* présentent une capacité prédictive globalement supérieure à celle des autres algorithmes (Fig. 5). D'après la littérature, ces deux méthodes

affichent fréquemment les meilleures performances dans des travaux similaires de cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, y compris lorsque leur mise en œuvre repose sur une formulation de type régression.

Par ailleurs, bien que le modèle *SVM* fournisse des niveaux d'exactitude satisfaisants pour la classification, sa carte probabiliste tend à surestimer la susceptibilité. Cette tendance s'expliquerait principalement par la nature du *SVM*, en tant que méthode non paramétrique, qui ne permet pas d'obtenir de manière aussi stable des estimations probabilistes et statistiques, contrairement à sa forte capacité à produire des sorties de classification. Enfin, *ANN* et *KNN* présentent des performances plus faibles que les autres modèles, ce qui est cohérent avec des études comparatives menées dans le même contexte. Celles-ci soulignent notamment la difficulté, pour certains cadres *ANN*, de quantifier et classer simultanément. Ce constat encourage l'exploration de nouvelles approches fondées sur les réseaux de neurones, telles que le deep learning, qui s'impose aujourd'hui comme une tendance majeure et dont l'efficacité pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain a été démontrée ces dernières années. Néanmoins, ces méthodes nécessitent généralement des volumes de données significativement plus importants pour exprimer pleinement leur potentiel.

En ce qui concerne les jeux de données, les limites actuelles de cet article résident dans l'absence de vérification approfondie de certains biais : une possible sous-estimation liée à des facteurs tels que la distance aux cours d'eau et la distance à la route, ainsi qu'une possible surestimation associée à la pente. La comparaison croisée des modèles afin de réduire ces incertitudes pourrait constituer une piste pertinente à approfondir. Par ailleurs, l'utilisation de méthodes supplémentaires de prétraitement et de structuration des données d'entrée, ainsi que l'amélioration du modèle KLR, une variante non linéaire de la régression logistique basée sur des fonctions noyau, devront être explorées dans de futurs travaux.

5 CONCLUSIONS

En s'appuyant sur dix années d'historique et sur une base de données fiable, ce travail a permis de consolider les résultats de la littérature ainsi que la compréhension des dynamiques instables bien connues du Rif. D'une part, le corridor étudié présente un niveau de susceptibilité élevé, en cohérence avec les constats de terrain, y compris les incidents recensés après la compilation des données en janvier 2022. La

probabilité dépasse 80 % sur, en moyenne, 42,47 % de la surface totale. Avec le modèle *Random Forest (RF)*, qui fournit les meilleurs indicateurs de performance, cette proportion est de 13,39 %. Ce résultat rejoint les conclusions de plusieurs études indiquant que les méthodes fondées sur les arbres de décision figurent parmi les plus performantes. D'autre part, l'analyse de l'importance des variables montre que les facteurs géomorphologiques constituent les principaux contrôles pour l'ensemble des cinq algorithmes testés. Cette conclusion est logique compte tenu du contexte montagneux de la région et de la présence de pentes marquées, et elle est cohérente avec les travaux antérieurs. Le deuxième paramètre le plus influent concerne la nature géologique. En effet, les différentes missions d'expertise menées sur le projet ont permis d'identifier les principales zones à risque au niveau des faciès schisteux. Ces formations se caractérisent par une altérabilité élevée (Cherifi et al. 2021) et une forte sensibilité à l'eau. Un autre enseignement important concerne l'impact potentiel de la construction routière sur la stabilité globale du corridor (effet anthropique). Les résultats suggèrent que cet impact représenté ici par la distance à la route reste peu significatif, ce qui indique que la zone étudiée est dominée par un contexte naturellement actif et dynamique. Cette observation contraste avec les conclusions de Panchal et Shrivastava (2022), qui ont mis en évidence une susceptibilité plus forte au centre du corridor routier. En synthèse, les cartes de susceptibilité produites constituent un support opérationnel pour assurer une surveillance ciblée des secteurs les plus critiques, notamment ceux où la probabilité dépasse 80%.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Academy of Disaster Reduction and Emergency Management (ADREM), Ministry of Emergency Management – Ministry of Education; National Disaster Reduction Center of China, Ministry of Emergency Management; International Federation of Red Cross and Red Crescent Societies (IFRC). (2020). Global natural disaster assessment report 2020.
- Akinci, H., Kilicoglu, C., & Dogan, C. (2020). Random forest-based landslide susceptibility mapping in coastal regions of Artvin, Turkey. *International Journal of Geo-Information*, 9(9). <https://doi.org/10.3390/ijgi9090553>
- Breiman, L., & Cutler, A. (2001). *Random forests*. Statistics Department, University of California, Berkeley.
- Bui, Q.-T., Nguyen, Q.-N., Nguyen, X.-L., Pham, V.-D., Nguyen, H.-D., & Pham, V.-M. (2020). Verification of novel integrations of swarm intelligence algorithms into deep learning neural network for flood susceptibility mapping. *Journal of Hydrology*, 581, 124379. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124379>
- Cherifi, H., Chaouni, A. A., Fattah, G., Jalouni, A., Jabri, I., El Asmi, H., & Raini, I. (2021). Physico-mechanical characterization of schists in Tazzeka Complex (Taza Province, Eastern Morocco). *Case Studies in Construction Materials*, 15, e00692. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2021.e00692>
- Demehati, A., Abidi, A., & El Qandil, M. (2018). The erosion of expansive soils through a zoning of Taza (Morocco). *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 353(1), 012010. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/353/1/012010>
- Fell, R., Corominas, J., Bonnard, C., Cascini, L., Leroy, E., & Savage, W. Z. (2008). Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning. *Engineering Geology*, 102, 85–98. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2008.03.022>
- Lee, S. (2019). Current and future status of GIS-based landslide susceptibility mapping: A literature review. *Korean Journal of Remote Sensing*, 35, 179–193. <https://doi.org/10.7780/kjrs.2019.35.1.12>
- Panchal, S., & Shrivastava, A. K. (2022). Landslide hazard assessment using analytic hierarchy process (AHP): A case study of National Highway 5 in India. *Ain Shams Engineering Journal*, 13(3), 101626. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2021.10.021>
- Popescu, M. E. (2002). Landslide causal factors and landslide remedial options. *Geoengineer.org*. https://www.geoengineer.org/storage/publication/19461/publication_file/2727/Landslides-Popescu.pdf
- Pradhan, A. M. S., & Kim, Y. T. (2020). Rainfall-induced shallow landslide susceptibility mapping at two adjacent catchments using advanced machine learning algorithms. *International Journal of Geo-Information*, 9. <https://doi.org/10.3390/ijgi9100569>
- Terzaghi, K. (1950). Mechanisms of landslides. In *Application of Geology to Engineering Practice (Berkey Volume)* (pp. 83–123). Geological Society of America. <https://doi.org/10.1130/Berkey.1950.83>
- Varnes, D. J. (1984). *Landslide hazard zonation: A review of principles and practice*. UNESCO Press, Paris.
- Zhao, X., & Chen, W. (2020). Optimization of computational intelligence models for landslide susceptibility evaluation. *Remote Sensing*, 12. <https://doi.org/10.3390/rs12142180>