

L'exposition des infrastructures linéaires aux aléas fluviaux au Québec

Détection, cartographie et priorisation du risque d'inondation et de la mobilité fluviale par apprentissage automatique

Michel Paquette, Ph. D., Marco Gava, M. Sc.
Hydrogéomorphologues, Avizo Experts-Conseils

Résumé. Les infrastructures linéaires réparties sur de vastes territoires sont exposées à deux familles d'aléas fluviaux, l'inondation et la mobilité, dont l'intensification est liée aux changements climatiques. L'évaluation manuelle de cette exposition, tronçon par tronçon, est peu praticable à l'échelle d'un réseau. Ce document décrit une approche fondée sur un modèle d'apprentissage automatique de type forêt aléatoire (Random Forest), entraîné sur des données québécoises, qui estime la susceptibilité à l'inondation et à la mobilité le long des cours d'eau et la croise avec la position des infrastructures réseau. Les livrables sont des cartes de susceptibilité et un indice de 0 à 100 par tronçon et par actif, destinés à orienter une priorisation préventive des interventions. La méthode est éprouvée et a fait l'objet d'une publication scientifique. Les conditions d'application et les limites de la méthode sont précisées.

Mots-clés. aléas fluviaux; inondation; mobilité; érosion; hydrogéomorphologie; apprentissage automatique; infrastructures linéaires; Québec; priorisation; risque

1 Contexte et problématique

Les gestionnaires de réseaux linéaires — lignes de transport d'énergie, routes d'accès, conduites, gazoducs et voies ferrées — exploitent des actifs répartis sur de vastes territoires, dont une part longue ou traverse des cours d'eau. Cette proximité expose les infrastructures à deux familles d'aléas fluviaux : l'inondation et l'érosion, c'est-à-dire la mobilité des berges et du lit. L'intensification de ces phénomènes, associée aux changements climatiques, accroît le risque pesant sur des infrastructures critiques.

À l'échelle d'un réseau, l'évaluation manuelle de l'exposition, tronçon par tronçon, demeure fastidieuse et coûteuse. En l'absence d'un outil adapté, la gestion du risque tend à devenir réactive : les interventions sont déclenchées par les événements plutôt que planifiées, ce qui restreint les options techniques et alourdit les coûts. Les travaux d'urgence sont en général plus onéreux que les travaux préventifs planifiés.

2 Le contexte québécois

Au Canada, les inondations constituent les catastrophes naturelles les plus fréquentes et les plus coûteuses, et le Québec n'y échappe pas. En août 2024, les restes de l'ouragan Debby ont causé environ 2,5 G\$ de dommages assurés dans la province, soit l'événement météorologique le plus coûteux de son histoire selon le Bureau

d'assurance du Canada¹. Au-delà des événements ponctuels, la tendance de fond est documentée : les sinistres assurés liés aux inondations sont passés d'environ 405 M\$ par année sur la période 1983–2008 à 1,8 G\$ par année sur 2009–2017, soit un quadruplement des coûts en quarante ans. Environ 19 % de la population québécoise réside en zone inondable. À l'échelle nationale, un épisode de pluie extrême de récurrence vingtennale pourrait devenir quinquennal d'ici la fin du siècle.

Pour un gestionnaire d'infrastructures, ces constats se traduisent en une exigence opérationnelle : l'exposition au risque fluvial augmente, et la capacité à la localiser avec précision devient déterminante pour la planification et la budgétisation des interventions.

3 Approche méthodologique

L'approche repose sur un modèle d'apprentissage automatique de type forêt aléatoire (*Random Forest*), entraîné sur des données québécoises pour détecter les aléas fluviaux. La méthode a fait l'objet d'une publication évaluée par les pairs dans *River Research and Applications*². Un modèle de forêt aléatoire agrège un grand nombre d'arbres de décision : chaque arbre classe un tronçon à partir de variables géomorphologiques observées — pente, largeur de la vallée, sinuosité, entre autres — et la prédiction retenue correspond à la tendance majoritaire. Entraîné sur des cas québécois documentés, le modèle apprend les signatures associées à l'inondation et à la mobilité, puis les généralise à des tronçons non visités.

La chaîne de traitement comporte quatre étapes, résumées au tableau 1. Les variables géomorphologiques sont extraites le long des cours d'eau à un pas de 100 m, à partir du Cadre de référence hydrologique du Québec (CRHQ). Le modèle estime la susceptibilité à l'inondation et à la mobilité, puis les résultats sont croisés avec la position des actifs afin d'évaluer l'exposition à grande échelle. Les sorties prennent la forme de cartes de susceptibilité et d'un indice de 0 à 100 par tronçon. Il est également possible d'analyser le risque selon l'importance des infrastructures affectées.

Tableau 1. Étapes de la chaîne de traitement.

Étape	Description
1. Données	Variables géomorphologiques extraites le long des cours d'eau au pas de 100 m, à partir du CRHQ (Québec méridional) et du LiDAR.
2. Apprentissage	Le modèle de forêt aléatoire est entraîné sur des études antérieures afin de reconnaître les signatures d'inondation et de mobilité fluviale.
3. Analyse spatiale	Les prédictions sont superposées à la position des infrastructures pour estimer l'exposition à l'échelle du réseau.
4. Cartographie et indice	Production de cartes de susceptibilité et d'un indice de 0 à 100 par tronçon et par actif, orientant les priorités d'intervention.
5. Analyse de risque	Détermination du risque basé sur le niveau d'exposition aux aléas et sur les conséquences envers la fonctionnalité du réseau.

3.1 Exemple de résultat cartographique

La figure 1 illustre un livrable représentatif : la probabilité de mobilité fluviale classée par tronçon et superposée à un réseau routier. Chaque segment est coté d'une probabilité de stabilité élevée (vert) à une probabilité de mobilité élevée (rouge), ce qui met en évidence les points de contact à risque entre le réseau et l'hydrographie.

¹Bureau d'assurance du Canada et Catastrophe Indices and Quantification Inc. (CatIQ), 2024; statistiques d'inondation du BAC; Institut climatique du Canada, 2026.

²Gava, M. et coll. (2024). *River Research and Applications*, 40(10), 1837–1854.

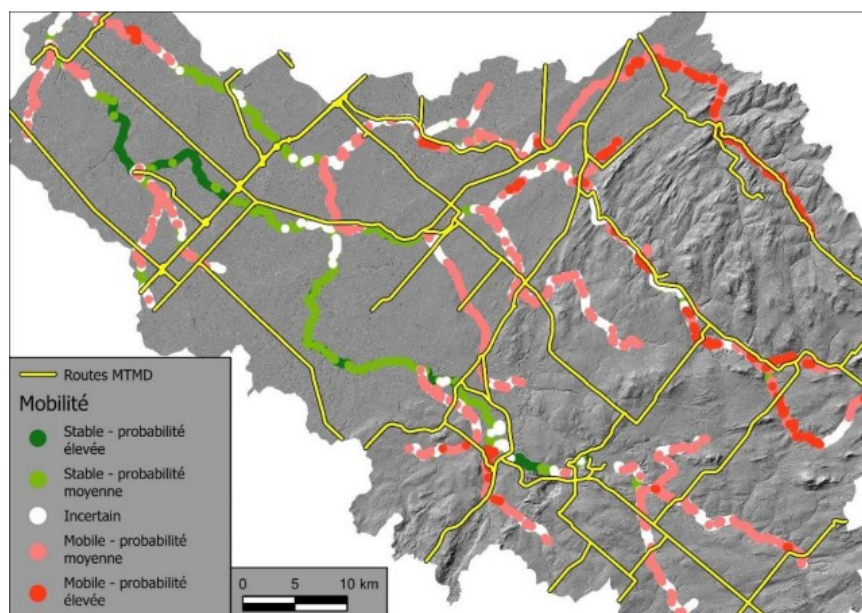


Figure 1. Carte de probabilité de mobilité fluviale superposée au réseau routier (source : Avizo Experts-Conseils).

4 Livrables

Les produits de l'analyse, présentés au tableau 2, sont conçus pour s'intégrer aux systèmes d'information géographique du gestionnaire et pour soutenir une planification structurée des interventions.

Tableau 2. Produits livrés.

Livrable	Description
Données SIG	Jeu de données spatiales indiquant la propension à l'inondation ou à l'érosion pour chaque tronçon, prêt à intégrer aux systèmes SIG existants.
Exposition des actifs	Niveau d'exposition de chaque infrastructure, superposé au réseau existant, tronçon par tronçon.
Indice 0-100	Indice numérique permettant de hiérarchiser les sites prioritaires et de structurer les interventions.

5 Conditions d'application et limites

La portée de la méthode est délimitée par trois conditions. Premièrement, l'indice est un outil de priorisation et non un diagnostic de site : il indique où concentrer l'attention, sans se substituer à une étude hydraulique ou géotechnique détaillée sur les sites jugés critiques. Deuxièmement, la qualité des résultats dépend des données d'entrée — données du CRHQ et position des actifs fournies — donc de leur couverture et de leur exactitude. Troisièmement, le modèle est calibré pour le contexte du Québec méridional, où il est le plus fiable ; toute extension à un autre territoire suppose une validation et, au besoin, un réentraînement.

Ces conditions justifient une mise en œuvre progressive, intégrant une validation sur le terrain et une calibration avant tout déploiement à grande échelle.

6 Mise en œuvre proposée

Le déploiement s’articule en trois phases (tableau 3). Une phase pilote, menée sur un secteur prioritaire, permet de valider l’approche dans le contexte propre au gestionnaire, à coût et à risque maîtrisés. Une phase de calibration ajuste le modèle au regard des observations de terrain. Le déploiement à l’échelle du réseau n’intervient qu’une fois la méthode validée.

Tableau 3. Phases de mise en œuvre.

Phase	Activités
1. Pilote	Définition d’un secteur prioritaire, adaptation et application de l’outil, validation au regard des conditions de terrain, livraison des cartes et indices.
2. Calibration	Revue conjointe des résultats, ajustements et calibration du modèle, documentation des performances et diagnostics ciblés des sites vulnérables.
3. Déploiement	Extension aux autres secteurs du réseau, une fois la méthode validée et calibrée.

Application et contact. Avizo Experts-Conseils accompagne les gestionnaires d’infrastructures et les villes dans la gestion proactive des risques fluviaux. Pour évaluer l’exposition d’un réseau ou définir un projet pilote, communiquer avec l’auteur : Michel Paquette, — 1 800 563-2005 — michel.paquette@avizo.ca.

Références

Gava, M., Biron, P., Buffin-Bélanger, T. (2024). A random forest machine learning model to detect fluvial hazards. *River Research and Applications*, 40(10), 1837–1854.

Bureau d’assurance du Canada (2024). Statistiques sur les sinistres liés aux inondations au Québec et au Canada; estimations CatIQ. Institut climatique du Canada (2026). Données canadiennes et québécoises citées à titre indicatif.

Linear infrastructure exposure to fluvial hazards in Québec

Detecting, mapping and prioritizing flood and fluvial mobility risk through machine learning

Michel Paquette, Ph. D., Marco Gava, M. Sc.
Fluvial geomorphologists, Avizo Experts-Conseils

Abstract. *Linear infrastructure distributed across vast territories is exposed to two families of fluvial hazards, flooding and fluvial mobility, whose intensification is linked to climate change. Manually assessing this exposure, reach by reach, is impractical at network scale. This paper describes an approach based on a random-forest machine-learning model, trained on Québec data, that estimates susceptibility to flooding and fluvial mobility along watercourses and intersects it with network infrastructure locations. Deliverables are susceptibility maps and a 0-to-100 index per reach and per infrastructure, intended to guide a preventive prioritization of interventions. The method is proven and has been published in a scientific journal. The conditions of application and the limitations of the method are specified.*

Keywords. fluvial hazards; fluvial mobility; flooding; erosion; fluvial geomorphology; machine learning; linear infrastructure; Québec; prioritization; risk

1 Context and problem statement

Operators of linear networks — power transmission lines, access roads, pipelines, gas pipelines and railways — manage assets distributed across vast territories, a portion of which run alongside or cross watercourses. This proximity exposes the infrastructure to two families of fluvial hazards: flooding and erosion, that is, the mobility of banks and channel. The intensification of these phenomena, associated with climate change, increases the risk to critical infrastructure.

At network scale, manually assessing exposure reach by reach remains tedious and costly. Absent a fit-for-purpose tool, risk management tends to become reactive: interventions are triggered by the event rather than planned, which narrows the technical options and raises costs. Emergency works are generally more expensive than planned, preventive ones.

2 The Québec context

In Canada, floods are the most frequent and costly natural disasters, and Québec is no exception. In August 2024, the remnants of Hurricane Debby caused roughly CA\$2.5B in insured damage in the province — the costliest weather event in its history, according to the Insurance Bureau of Canada³. Beyond single events, the underlying trend is documented: insured flood losses rose from about CA\$405M per year over 1983–2008 to CA\$1.8B per year over 2009–2017, a fourfold increase over forty years. About 19% of Québec's population lives

³Insurance Bureau of Canada and Catastrophe Indices and Quantification Inc. (CatIQ), 2024; IBC flood statistics; Canadian Climate Institute, 2026.

in a flood zone. Nationally, an extreme rainfall event with a 20-year return period could become a 5-year event by the end of the century.

For an infrastructure operator, these findings translate into an operational requirement: exposure to fluvial risk is rising, and the ability to locate it precisely is becoming decisive for planning and budgeting interventions.

3 Methodological approach

The approach relies on a random-forest machine-learning model, trained on Québec data to detect fluvial hazards. The method was published in the peer-reviewed journal *River Research and Applications* (Gava et al., 2024)⁴. A random-forest model aggregates a large number of decision trees: each tree classifies a reach from observed geomorphological variables — slope, valley width, sinuosity, among others — and the retained prediction corresponds to the majority trend. Trained on documented Québec cases, the model learns the signatures associated with flooding and fluvial mobility, then generalizes them to unvisited reaches.

The processing chain comprises four steps, summarized in Table 1. Geomorphological variables are extracted along watercourses at a 100 m step, from the Québec Hydrological Reference Framework (CRHQ). The model estimates susceptibility to flooding and fluvial mobility, and the results are then intersected with asset locations to assess exposure at scale. Outputs take the form of susceptibility maps and a 0-to-100 index per reach and per infrastructure. It is also possible to analyze the risk based on the importance of the affected infrastructure.

Table 1. Processing-chain steps.

Step	Description
1. Data	Geomorphological variables extracted along watercourses at a 100 m step, from the CRHQ (southern Québec) and LiDAR.
2. Learning	The random-forest model is trained on prior studies to recognize flooding and fluvial-mobility signatures.
3. Spatial analysis	Predictions are overlaid on infrastructure locations to estimate exposure at network scale.
4. Mapping and index	Production of susceptibility maps and a 0-to-100 index per reach and per asset, guiding intervention priorities.
5. Risk Analysis	Determination of the risk based on the level of exposure to hazards and the consequences for network functionality.

3.1 Sample map output

Figure 1 illustrates a representative deliverable: fluvial mobility probability classed by reach and overlaid on a road network. Each segment is rated from a high probability of stability (green) to a high probability of mobility (red), highlighting the at-risk contact points between the road network and the hydrological network.

⁴Gava, M. et al. (2024). *River Research and Applications*, 40(10), 1837–1854.

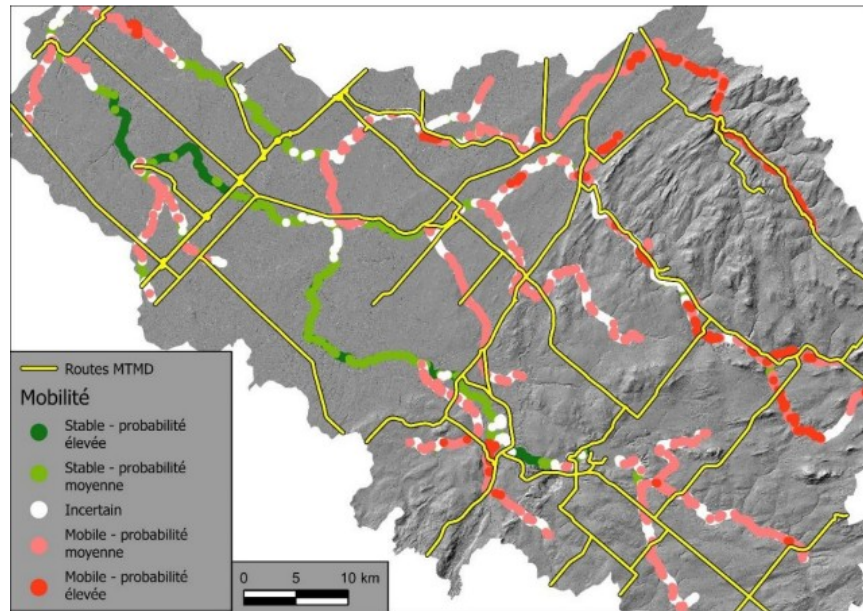


Figure 1. Fluvial mobility probability map overlaid on a road network (source: Avizo Experts-Conseils).

4 Deliverables

The analysis products, presented in Table 2, are designed to integrate into the operator's geographic information systems and to support structured intervention planning.

Table 2. Delivered products.

Deliverable	Description
GIS data	A spatial dataset indicating flood or erosion propensity for each reach, ready to integrate into existing GIS systems.
Asset exposure	Exposure level of each infrastructure asset, overlaid on the existing network, reach by reach.
0–100 index	A numerical index to rank priority sites and structure interventions.

5 Conditions of application and limitations

The scope of the method is bounded by three conditions. First, the index is a prioritization tool, not a site diagnosis: it indicates where to focus attention, without replacing a detailed hydraulic or geotechnical study at sites deemed critical. Second, the quality of results depends on the input data — CRHQ data and the asset locations provided — hence on their coverage and accuracy. Third, the model is calibrated for the southern-Québec context, where it is most reliable; any extension to another territory requires validation and, if needed, retraining.

These conditions warrant a phased implementation, incorporating field validation and calibration before any large-scale deployment.

6 Proposed implementation

Deployment is structured in three phases (Table 3). A pilot phase, conducted on a priority sector, validates the approach in the operator's own context, at controlled cost and risk. A calibration phase adjusts the model against field observations. Network-wide deployment occurs only once the method has been validated.

Table 3. Implementation phases.

Phase	Activities
1. Pilot	Definition of a priority sector, adaptation and application of the tool, validation against field conditions, delivery of maps and indices.
2. Calibration	Joint review of results, adjustments and model calibration, performance documentation and targeted diagnostics of vulnerable sites.
3. Deployment	Extension to the remaining network sectors, once the method has been validated and calibrated.

Application and contact. Avizo Experts-Conseils supports infrastructure operators and cities in the proactive management of fluvial risk. To assess a network's exposure or define a pilot project, contact the author: Michel Paquette — 1 800 563-2005 — michel.paquette@avizo.ca.

References

- Gava, M., Biron, P., Buffin-Bélanger, T. (2024). A random forest machine learning model to detect fluvial hazards. *River Research and Applications*, 40(10), 1837–1854.
- Insurance Bureau of Canada (2024). Flood-loss statistics for Québec and Canada; CatIQ estimates. Canadian Climate Institute (2026). Canadian and Québec figures cited for reference.