

**PRÉDIRE LA DÉGRADATION ET COMPRENDRE L'EFFET DES
INTERVENTIONS : UNE MÉTHODE D'APPRENTISSAGE MACHINE
ADAPTÉE AUX RAPPORTS D'INSPECTION ISSUS D'UNE LARGE
POPULATION DE STRUCTURES – PHASE 2
R807.2**

James-A. Goulet
Professeur
Département de génie civil
Polytechnique Montréal

Réalisé pour le compte du ministère des Transports et de la Mobilité
durable du Québec

Avril 2025

La présente étude a été réalisée à la demande du ministère des Transports et de la Mobilité durable du Québec et elle a été financée par le Ministère.

Les opinions exprimées dans le présent rapport n'engagent que la responsabilité de leurs auteurs et ne reflètent pas nécessairement les positions du ministère des Transports et de la Mobilité durable du Québec.

Membres de l'équipe de recherche

Lucas Alric, Étudiant au doctorat, Polytechnique Montréal

James-A. Goulet, Professeur, Polytechnique Montréal

Membres de comité de suivi

Simon Pedneault, chargé de projet, Direction générale des structures (DGS), MTQ

Steve Arsenault, directeur général, DGS, MTQ

Soufiene Ben Mabrouk, conseiller à la recherche, Direction de la coordination de la recherche et de l'innovation, MTQ

REMERCIEMENTS

Nous remercions le Ministère des Transports du Québec (MTQ) pour son soutien financier et la confiance accordée à ce projet. Nous tenons également à remercier Simon Pedneault et Steve Arsenault pour leur partage de connaissances et pour avoir facilité l'accès à la base de données d'inspections et d'interventions utilisée dans ce projet.

GLOSSAIRE

AGVI Inférence gaussienne approximative de la variance

BNN Réseau de neurone bayésien

KR Régression par noyau

HRL Apprentissage par renforcement hiérarchique

MTQ Ministère des Transports et de la Mobilité durable

SSM Modèle état-espace

SOMMAIRE

Ce rapport présente les résultats de la phase 2 du projet dont l'objectif est de développer une plateforme ouverte pour l'analyse des données d'inspection des infrastructures de transport. Cette phase a permis de surmonter les limites identifiées lors de la phase 1, en particulier la complexité des calculs et la prise en compte des incertitudes des inspections visuelles. La librairie OpenIPDM qui est au cœur du projet, intègre des modèles probabilistes avancés reposant sur des algorithmes bayésiens et des méthodes d'optimisation, offrant à la fois des prédictions fiables de l'état des structures et une quantification de l'effet des interventions. Elle propose également une interface graphique facilitant la visualisation de la dégradation et l'évaluation de l'impact des travaux. Grâce à l'intégration de réseaux de neurones bayésiens et de méthodes d'inférence analytique, le temps de traitement des données du MTQ a été réduit de plus d'un mois à moins d'une semaine, tout en maintenant une précision suffisante pour la prise de décision.

Des études méthodologiques ont exploré l'intégration des modèles dans les processus de planification, notamment via l'apprentissage par renforcement pour optimiser les interventions et évaluer les impacts financiers des reports de travaux. Si ces approches ont montré un potentiel, leur sensibilité aux données d'entrée limite pour l'instant leur adoption opérationnelle, suggérant l'usage de méthodes plus simples pour la phase 3.

Enfin, la phase 2 a jeté les bases pour dépasser une limite importante : l'agrégation en une seule cote des pourcentages de dégradation par catégorie. Les futures phases viseront à intégrer directement les cotes détaillées et à lier les modèles de dégradation au système d'inspection, afin de fournir des prédictions plus interprétables pour les ingénieurs.

SYNTHÈSE DES CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

Ce rapport présente les avancées réalisées dans le cadre de la phase 2 du projet financé par le Ministère des Transports du Québec (MTQ), visant à développer une plateforme ouverte pour l'analyse des données d'inspection des infrastructures de transport. Cette seconde phase a permis de surmonter les limitations identifiées lors de la phase 1, notamment en termes de complexité de calculs et d'intégration des incertitudes liées aux inspections visuelles.

La librairie OpenIPDM développée lors du projet, intègre des modèles probabilistes avancés basés sur des algorithmes bayésiens et des méthodes d'optimisation, permettant de prédire l'état des infrastructures et de quantifier l'effet des interventions. OpenIPDM offre une interface graphique permettant de visualiser la dégradation des structures à différents niveaux et d'évaluer l'impact des interventions.

Les travaux de la phase 2 ont également permis de développer des solutions pour réduire le temps de calcul tout en maintenant une précision suffisante pour la prise de décision. Notamment, l'intégration d'un réseau neuronal bayésien et d'une méthode d'inférence analytique ont permis de mieux prendre en compte les incertitudes liées aux inspections, rendant les modèles plus efficaces et exploitables dans un cadre industriel. Ces avancées ont permis de réduire le temps de traitement de la base de données du MTQ qui prenait plus d'un mois dans la phase 1, à moins d'une semaine au terme de cette seconde phase.

En outre, des études ont été menées pour explorer l'intégration des méthodes développées dans le processus de prise de décision. L'apprentissage par renforcement a été utilisé pour investiguer la possibilité d'optimiser la planification des interventions ainsi que pour quantifier les impacts financiers du report des réparations et remplacements. Bien que ces études aient conduit à des avancées au plan méthodologique, elles nous ont également forcés de constater que ce type de méthode n'est pas encore en mesure de remplacer la planification des interventions faite par les ingénieurs. La raison principale derrière cette limitation est la sensibilité des politiques d'intervention obtenues par rapport aux données d'entrées, telles que les coûts de travaux, les contraintes au niveau des ressources matérielles et humaines, ainsi que les diverses contraintes associées aux entraves causées par les travaux. Pour les travaux futurs, il est recommandé d'utiliser des méthodes simplifiées plutôt que l'apprentissage par renforcement afin d'intégrer les modèles de dégradations au processus décisionnel de gestion des structures.

Une limitation de la méthode qui est connue depuis le début de la phase 1 est l'agrégation en une seule métrique des cotes de matériaux exprimées sous forme de pourcentages associés aux catégories {A, B, C, D}. Cette simplification avait été faite afin de limiter la complexité du modèle de dégradation, et d'ainsi permettre un développement plus rapide. La principale limitation de cette approche est de diminuer l'interprétabilité des résultats pour les ingénieurs qui doivent se référer à la cote de matériau agrégée. Lors de cette seconde phase, nous avons mis en place les bases méthodologiques qui nous permettront de dépasser cette limitation en modélisant directement les cotes de matériaux sous forme de pourcentages associés à chacune des catégories, ainsi que pour les cotes de comportement associées à des catégories {1, 2, 3, 4}. Il est recommandé que la phase 3 du projet se concentre principalement sur le rattachement des méthodes développées en phase 1 et 2 au système d'inspection des structures afin que les prédictions des modèles de dégradation soient directement interprétables par les ingénieurs.

TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION	1
SECTION 1 Développement d'une plateforme ouverte OpenIPDM regroupant les méthodes de la phase 1 et 2.....	2
1.1 Contexte.....	2
1.2 Librairie OpenIPDM.....	2
1.3 Conclusion	4
SECTION 2 Développement des solutions permettant de dépasser les limitations des méthodes développées en phase 1	6
2.1 Contexte.....	6
2.2 Inférence analytique de l'incertitude liée à l'inspection visuelle dans le contexte de la surveillance des ouvrages d'art.....	6
2.3 Réseau neuronal bayésien pour l'intégration des attributs structurels dans les modèles probabilistes de détérioration des infrastructures	8
2.4 Étude de la faisabilité de l'utilisation des modèles d'états dans le cas d'observation catégorique	8
2.5 Conclusion	11
SECTION 3 Exploration du potentiel d'intégration des méthodes développées dans le processus de prise de décision.....	12
3.1 Contexte.....	12
3.2 Approche d'apprentissage par renforcement hiérarchique pour la planification des interventions.....	12
3.3 Identification des politiques d'entretien optimales pour les infrastructures de transport	14
3.4 Prédiction de la durée de vie restante des éléments	15
3.5 Conclusion	16
CONCLUSION.....	18
RÉFÉRENCES	19

INTRODUCTION

La gestion et l'entretien des infrastructures de transport constituent un enjeu pour assurer la sécurité et la durabilité des ouvrages. Le vieillissement des structures et les incertitudes inhérentes aux inspections visuelles rendent nécessaire le développement de modèles de dégradation fiables. Dans ce contexte, le Ministère des Transports du Québec (MTQ) finance depuis 2018 un projet visant à concevoir des méthodes probabilistes permettant de prédire la condition des ouvrages à l'échelle d'un réseau d'infrastructures.

La phase 1 du projet s'est concentrée sur l'élaboration de modèles mathématiques permettant d'analyser la détérioration des infrastructures et de quantifier l'effet des interventions. Cette phase a introduit l'utilisation de modèles état-espace (SSM) pour séparer la dégradation réelle des structures des erreurs liées aux inspections. Par ailleurs, des méthodes d'apprentissage par optimisation et de régression par noyaux ont été mises en œuvre afin d'exploiter les données d'inspection disponibles et de quantifier l'incertitude associée à l'évaluation de l'état des infrastructures. Cependant, ces méthodes présentaient des limitations opérationnelles ; en effet, en raison de leur complexité de calcul, le temps de traitement des données du MTQ prenait plus d'un mois, ce qui limitait l'applicabilité des méthodes.

La phase 2 du projet a bâti sur ces travaux en développant des solutions adaptées aux contraintes opérationnelles. Une des avancées majeures a été la création d'OpenIPDM, une librairie intégrant les méthodes issues des deux phases de ce projet de recherche afin de les rendre accessibles aux équipes du MTQ. Pour répondre aux défis de mise à l'échelle, des méthodes analytiques ont été développées afin de réduire significativement les temps de calcul tout en conservant une précision suffisante pour la prise de décision. En particulier, l'introduction d'un réseau neuronal bayésien et d'une méthode d'inférence analytique a permis de mieux prendre en compte les incertitudes liées aux inspections, tout en rendant les modèles plus efficaces et directement exploitables dans un cadre industriel. Par ailleurs, des travaux ont été menés pour adapter ces modèles aux données catégoriques utilisées dans l'évaluation des infrastructures, afin d'améliorer l'interprétabilité des résultats.

Compte tenu du nombre important de structures à gérer, il est souhaitable d'optimiser la planification des interventions à l'échelle du réseau. Dans cette optique, la phase 2 a également exploré l'intégration des méthodologies développées dans le processus de prise de décision. L'optimisation des politiques d'intervention a été étudiée en utilisant l'apprentissage par renforcement hiérarchique, une approche permettant de structurer les décisions d'entretien sur plusieurs niveaux.

Le rapport est organisé comme suit : la section 1 présente les développements liés à la librairie OpenIPDM, la section 2 les travaux liés aux avancées méthodologiques des modèles de dégradations, et la section 3 présente les études réalisées quant à l'optimisation de la planification des interventions. Toutes les publications réalisées dans le cadre du projet ont été fournies en annexes avec des références vers ces annexes dans chacune des sections.

SECTION 1 Développement d'une plateforme ouverte OpenIPDM regroupant les méthodes de la phase 1 et 2

1.1 Contexte

La modélisation de la détérioration des infrastructures a été confrontée à un fossé entre les avancées académiques et les besoins opérationnels. Les approches conventionnelles, bien qu'utiles pour des évaluations rudimentaires, négligent des aspects critiques, tels que l'incertitude des inspecteurs, les effets cumulatifs des interventions et les artefacts liés aux données. Pour répondre à ces lacunes, des modèles état-espace (SSM) ont été développés lors de la phase 1. Ces modèles offrent un cadre probabiliste permettant de dissocier la détérioration réelle des erreurs d'observation, tout en quantifiant l'impact des interventions.

La librairie OpenIPDM développée en phase 2 combine ces théories et les impératifs terrain du MTQ. Conçue en collaboration avec les équipes du ministère, cette librairie transpose les SSM en un outil, adapté aux infrastructures québécoises. Il intègre les informations disponibles dans la base de données du MTQ, telles que le type de matériau, l'âge des structures et leur localisation. Grâce à ces données, OpenIPDM fournit des projections de l'état des infrastructures et de leur vitesse de détérioration, dans des scénarios avec ou sans interventions. L'interface offre aux gestionnaires un accès direct aux prédictions et contribue à informer la prise de décision pour la gestion et la planification des interventions.

1.2 Librairie OpenIPDM

OpenIPDM est une librairie ouverte sous licence MIT, développée sous le langage Matlab et dotée d'une interface graphique comme illustré à la figure 1.1. Elle permet de visualiser les projections dans le temps de l'état des ponts ainsi que la vitesse de dégradation associée. En cas d'intervention, les projections sont mises à jour automatiquement, et une indication explicite montre l'effet de l'intervention sur la condition de l'infrastructure et sur sa vitesse de détérioration. La version stable de OpenIPDM, accompagnée de sa documentation, est disponible en libre accès sur [GitHub - OpenIPDM \(https://github.com/CivML-PolyMtl/OpenIPDM\)](https://github.com/CivML-PolyMtl/OpenIPDM). Il convient de noter que, bien que la partie méthodologique soit disponible en libre accès, aucune donnée du MTQ n'est partagée. La librairie OpenIPDM a fait l'objet d'une publication dans la revue *Software X* [1] qui est reproduite en annexe A.

La librairie s'articule autour de la prédiction des grades matériaux en trois étapes principales : le prétraitement des données, l'entraînement des modèles mathématiques et la visualisation des résultats.

La première étape repose sur l'extraction et la préparation des données issues des bases de don-

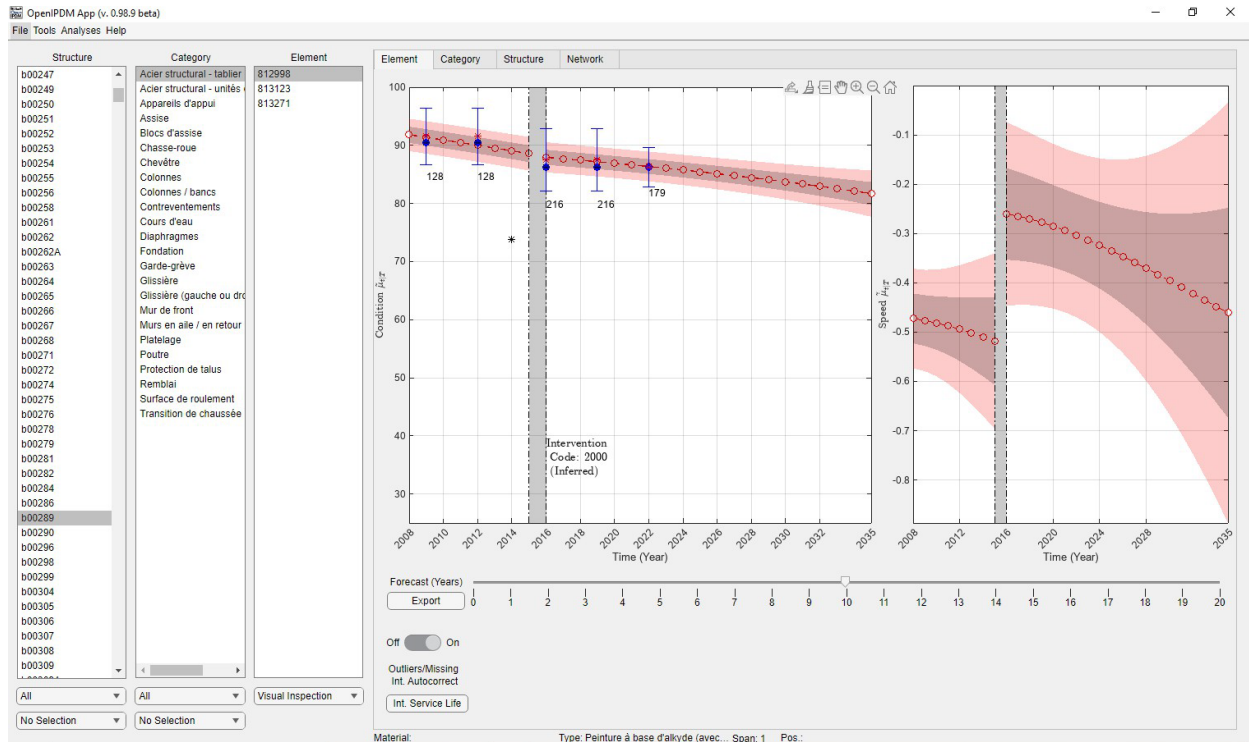
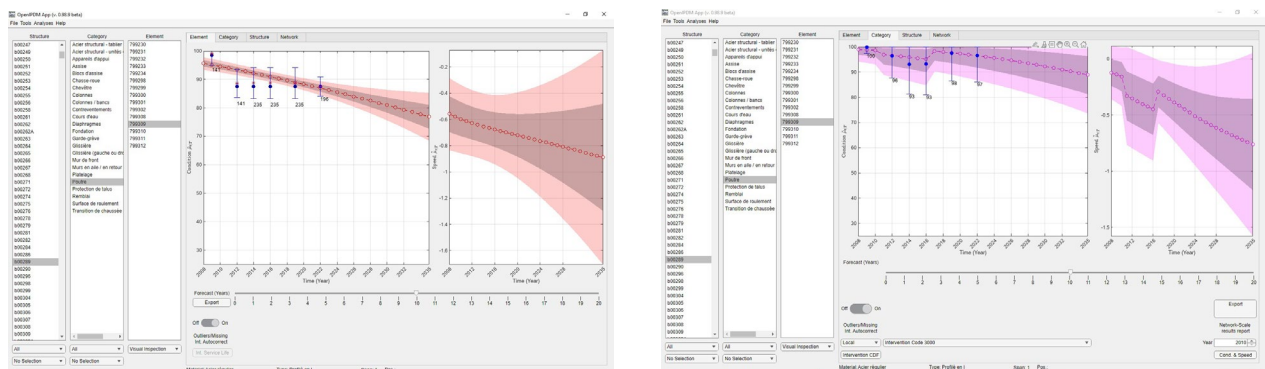


FIGURE 1.1 Interface utilisateur d'OpenIPDM montrant la projection de l'état de la structure b00289 avant et après intervention, représentée par la zone grisée.

nées du MTQ. Ces données, initialement stockées dans un fichier au format .acc, sont converties à l'aide d'un programme Python développé en interne et également disponible sur [GitHub - OpenIPDM](#). Ce programme génère six fichiers au format .csv, adaptés à l'utilisation dans OpenIPDM. Parmi eux, [Structures_database.csv](#) contient des informations globales sur les infra-structures, comme le type de pont, l'année de construction ou le débit journalier moyen annuel (DJMA). Les fichiers [Inspections_database.csv](#) et [Interventions_database.csv](#) regroupent respectivement les données d'inspection historique et les interventions réalisées. Le fichier [Budget_database.csv](#) fournit des détails sur les budgets historiques, tandis que [Inspecteur_database.csv](#) et [Elements_details.csv](#) contiennent des informations spécifiques sur les inspecteurs et les éléments d'une structure. Une fois nettoyées, ces données sont converties en fichiers .mat, permettant une organisation hiérarchique et une efficacité de calcul.

La deuxième étape concerne l'entraînement des modèles probabilistes intégrés à OpenIPDM. Ces modèles, basés sur des algorithmes bayésiens et des méthodes d'optimisation par maximum de vraisemblance, permettent de prédire l'état des infrastructures, leur vitesse de dégradation et l'effet des interventions. L'entraînement s'effectue à l'échelle du réseau pour l'ensemble des éléments ou pour un type spécifique. Les paramètres initiaux sont préremplis pour un usage typique et des options de personnalisation sont disponibles pour des fins de développements. L'entraînement permet aux prédictions générées d'être adaptées aux caractéristiques des infrastructures analysées.

Enfin, OpenIPDM propose, comme illustré dans les figures 1.2a et 1.2b, une interface permettant de visualiser l'évolution de la dégradation dans le temps ainsi que la vitesse de détérioration associée à chaque élément. Les projections sont disponibles à quatre niveaux distincts : élément structurel individuel, catégorie d'éléments, pont entier, et réseau d'infrastructures complet. Les utilisateurs peuvent examiner différents scénarios avec ou sans intervention, facilitant ainsi la planification et l'évaluation des besoins en maintenance. Actuellement, l'ensemble du processus de prétraitement et d'entraînement est effectué annuellement par l'équipe de recherche de Polytechnique Montréal, avant que la nouvelle librairie, incluant toutes ses fonctionnalités de visualisation, ne soit transmise aux équipes du MTQ pour leur usage interne. Les travaux concernant la méthodologie de prédiction de dégradation à l'échelle du réseau de structure ont été faits lors de la phase 1 et ont été publiés dans la revue *Structural Control and Health Monitoring* en 2022 [2] et ont été présentés à la conférence ISHMII-11 [3]. Quant aux recherches sur la quantification de l'effet des interventions également réalisées en phase 1, elles ont été publiées dans la revue *Structure and Infrastructure Engineering* en 2022 [4].



(a) Condition dans le temps d'un élément poutre (b) Condition dans le temps de la catégorie poutre

FIGURE 1.2 Exemple de projection de l'état de la structure b00289 pour a) un élément et b) toute la catégorie poutre.

1.3 Conclusion

OpenIPDM représente une avancée significative dans la modélisation probabiliste de la projection des grades matériaux. La librairie offre plusieurs avantages. Premièrement, la librairie permet une prise en compte explicite de l'incertitude associée aux inspecteurs, un aspect que les approches traditionnelles sont incapables de considérer. Deuxièmement, elle intègre des modèles probabilistes avancés qui s'appuient sur la cinématique de la physique de dégradation. Enfin, l'efficacité de son architecture de calcul pour des bases de données volumineuses rend la librairie adaptée aux applications à l'échelle d'un réseau entier. Ces points ont fait l'objet

d'approfondissement durant la phase 2, tels que détaillés dans les sections 2.2 et 2.3.

OpenIPDM présente également certaines limitations liées à la nature des données utilisées et aux choix méthodologiques. Bien qu'elle propose un cadre probabiliste robuste, les observations de dégradation y_t utilisées dans la librairie ne correspondent pas directement aux données d'inspection disponibles. Ces dernières reposent sur des grades de matériaux catégoriques représentés par quatre pourcentages : $y^{At\%}$, $y^{Bt\%}$, $y^{Ct\%}$, et $y^{Dt\%}$, et l'observation y_t est obtenue en agrégeant ces pourcentages

$$y_t = 100 \cdot y^{At\%} + 75 \cdot y^{Bt\%} + 50 \cdot y^{Ct\%} + 25 \cdot y^{Dt\%}.$$

Cette méthode d'agrégation fournit une valeur continue utile pour les analyses, mais elle masque certaines informations clés liées aux grades de matériaux individuels. Différentes combinaisons des pourcentages peuvent aboutir à une même valeur de y_t , ce qui rend impossible de retracer précisément les grades initiaux. De plus, cette agrégation peut poser des défis pour les ingénieurs du MTQ qui sont habitués à travailler avec des données catégoriques ordonnées de la forme $\{A, B, C, D\}$, limitant ainsi l'applicabilité pratique.

OpenIPDM offre une plateforme pour la modélisation et la gestion des infrastructures, mais son adoption nécessite une adaptation des utilisateurs à la méthode d'agrégation des données. Ces aspects seront affinés dans des travaux futurs pour améliorer à la fois l'interprétabilité et l'applicabilité du modèle de détérioration dans des contextes opérationnels divers, et les solutions déjà en cours de développement sont présentées en section 2.4. Une version d'OpenIPDM basée sur le langage de programmation Python est en développement afin de permettre une meilleure flexibilité et interopérabilité. Cette nouvelle base de code servira au développement de la seconde librairie qui traitera les directement des données sans requérir leur agrégation.

SECTION 2 Développement des solutions permettant de dépasser les limitations des méthodes développées en phase 1

2.1 Contexte

La phase 1 du projet a établi les fondements méthodologiques pour la prévision de l'état des ponts à travers l'évaluation des matériaux. Cependant, trois limitations clés ont été identifiées. Premièrement, les modèles d'estimation développés en phase 1 sont coûteux et lents en raison de la régression par noyaux, utilisée pour apprendre les relations entre différentes structures à l'échelle du réseau, ainsi que de l'optimisation nécessaire pour quantifier l'incertitude des inspecteurs, limitant ainsi leur application opérationnelle. Deuxièmement, le modèle existant ne prenait pas en compte le biais des inspecteurs. En effet, lors des inspections visuelles, les inspecteurs peuvent avoir tendance à surestimer ou sous-estimer de manière systématique la condition des éléments, ce qui impacte la fiabilité des prédictions. Troisièmement, comme mentionné dans la section précédente, OpenIPDM ne permet pas une prédiction directe selon les catégories standardisées {A, B, C, D} utilisées pour évaluer l'état des éléments. Nous avons donc amorcé le développement d'une méthode pour transformer le modèle continu en un modèle catégorique, qui permettra aux ingénieurs d'interpréter les prévisions selon leurs standards habituels.

Les deux premières limitations ont été traitées et résolues lors de la phase 2 du projet, avec l'implémentation de nouvelles fonctionnalités dans la librairie OpenIPDM. Quant au troisième point, il a fait l'objet d'une étude qui est toujours en cours visant à développer une méthode de prédiction catégorique basée sur les avancées réalisées durant les phases 1 et 2. La section 2.2 présente les travaux visant à quantifier le biais des inspecteurs, la section 2.3 présente la méthode développée afin d'intégrer les réseaux neuronaux dans les modèles de dégradation, et la section 2.4 présente les travaux faits afin de directement modéliser les cotes de matériaux sans passer par une agrégation des données.

2.2 Inférence analytique de l'incertitude liée à l'inspection visuelle dans le contexte de la surveillance des ouvrages d'art

Les inspections visuelles des ouvrages d'art présentent une incertitude intrinsèque due à la subjectivité des inspecteurs, conduisant à des biais systématiques via une surestimation ou une sous-estimation de la condition des structures qui affectent la fiabilité des modèles de dégradation. Bien que l'approche par modèles d'espace d'état (SSM) considère la variance propre à chaque inspecteur, elles négligent leur biais.

L'étude menée a permis d'aboutir à une méthode d'inférence analytique intégrant directement les biais des inspecteurs comme variables d'état dans les SSM. L'approche combine l'*inférence*

gaussienne approximative de la variance (AGVI) [5] développée par notre groupe de recherche et le filtre de Kalman pour estimer simultanément les biais, leurs incertitudes et l'état de dégradation, sans recourir à des optimisations numériques coûteuses. AGVI permet une mise à jour incrémentale des paramètres lors des inspections. L'analyse des performances illustrée sur la figure 2.1 démontre un bon alignement entre les valeurs prédites et réelles, confirmant ainsi l'efficacité de l'approche.

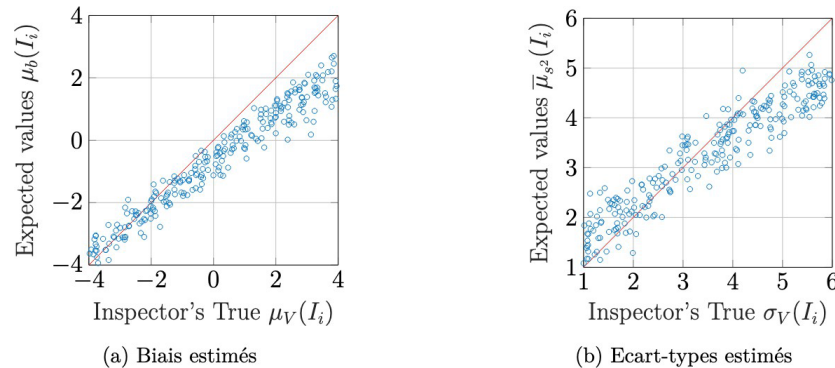


FIGURE 2.1 Résultats de l'estimation des états cachés de tous les inspecteurs, les biais $\mu_b(I_i)$ en (a), et les écarts types $\bar{\mu}_s(I_i)$ en (b), comparés à leur valeur réelle en utilisant la méthode analytique.

Cette méthodologie et les études de vérification et validation associées, publiées dans le *Journal of Computing in Civil Engineering* [6], apportent des améliorations substantielles sur deux aspects clés. D'une part, l'inclusion des biais améliore significativement la précision des prédictions. D'autre part, la méthode propose un compromis opérationnel optimal entre précision et efficacité : une réduction de 99% du temps de calcul est obtenue, avec une diminution marginale de seulement 12% de la précision des biais estimés par rapport aux méthodes par gradient. Cette avancée significative facilite l'analyse de grands jeux de données, comme détaillée dans les annexes B et C.

Cette approche analytique offre une réduction significative du temps de calcul tout en maintenant une estimation précise de l'incertitude associée à la variabilité et aux biais des inspecteurs, en parallèle du modèle de dégradation proposé en phase 1. Bien que cette méthode présente une légère perte de précision par rapport aux approches basées sur l'optimisation par gradient, elle constitue une solution efficace permettant d'obtenir des résultats rapides sans compromettre la fiabilité des analyses.

Néanmoins, certaines limites doivent être considérées. La méthode s'avère sensible aux valeurs initiales des biais et variances, nécessitant une analyse préalable pour garantir la robustesse du modèle. De plus, l'étude se concentre sur les biais relatifs des inspecteurs, sans prendre en compte un potentiel biais global où tous les inspecteurs surestimeraient ou sous-estimeraient systématiquement la dégradation. Cette méthode a été intégrée dans la librairie OpenIPDM, et

tous les détails techniques sont disponibles dans les annexes B et C.

2.3 Réseau neuronal bayésien pour l'intégration des attributs structurels dans les modèles probabilistes de détérioration des infrastructures

À l'origine, l'objectif était d'étudier l'évolution temporelle des incertitudes liées aux inspecteurs, en prenant l'exemple d'un inspecteur développant ses compétences au fil du temps. Bien que cette approche soit pertinente, les priorités ont été réorientées vers la mise à l'échelle du traitement des données, tout en préservant la possibilité de développements méthodologiques ultérieurs.

Pour cela, un réseau de neurones bayésien a été intégré à OpenIPDM, présenté en section 1.2, et a fait l'objet d'une thèse suivie d'une publication dans le journal *Advanced Engineering Informatics* [7] qui sont présentées aux annexes D et E. L'objectif était de concevoir et de valider un modèle probabiliste de détérioration des grands réseaux d'infrastructures en s'appuyant sur des attributs accessibles, tels que l'âge, l'emplacement et le type de matériau, associés aux données d'inspection visuelle.

La méthode proposée combine un modèle espace-état (SSM) et un réseau neuronal bayésien (BNN). Le SSM assure le suivi de la détérioration temporelle via les données d'inspection visuelle, tandis que le BNN modélise la relation entre les attributs structurels et le taux de détérioration, permettant ainsi un partage de connaissances entre structures similaires. L'implémentation s'appuie sur la méthode *Tractable Approximate Gaussian Inference* [8] et la librairie [cuTAGI \(https://github.com/lhnguyen102/cuTAGI\)](https://github.com/lhnguyen102/cuTAGI) développée par le groupe de recherche de Polytechnique Montréal, afin d'intégrer l'incertitude tant dans les données que dans les paramètres du réseau. Cette approche analytique évite les calculs d'optimisation traditionnels, réduisant significativement les coûts de calculs lors du traitement des données.

L'évaluation de cette nouvelle approche a été réalisée en comparaison avec la méthode développée en phase 1, qui combinait les SSMs avec une régression par noyau (KR). Les tests, effectués sur des données synthétiques et réelles, ont révélé des résultats probants. La table 2.1 et la figure 2.2 démontrent l'amélioration significative des performances amenée par la nouvelle méthode. L'approche s'avère non seulement plus rapide, mais offre également des prédictions de qualité égale ou supérieure, tout en permettant une plus grande part d'automatisation du processus d'analyse. Ce nouveau modèle réduit le temps de calcul par un facteur > 50 , ce qui a permis de traiter l'ensemble des données ($>2M$ inspections) en une seule étape. Cette nouvelle procédure de traitement des données est plus simple puisqu'elle ne requiert plus d'intervention de la part de l'utilisateur afin d'entraîner le modèle. Cela ramène le traitement annuel des données à environ trois à cinq jours de calculs. Tous les détails de cette étude sont présentés aux annexes B, C et I.

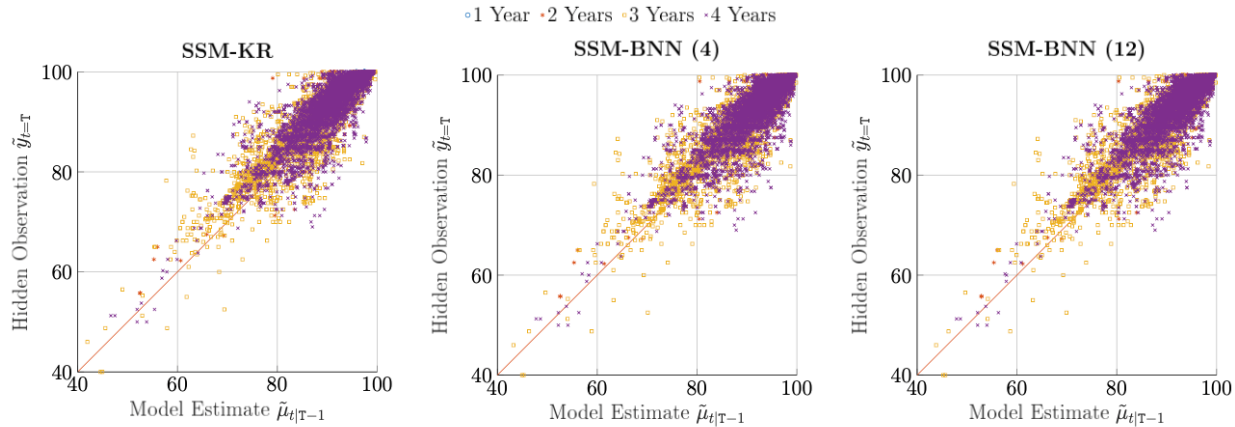


FIGURE 2.2 Diagrammes de dispersion des observations de test y_t par rapport aux prédictions du modèle $\tilde{\mu}_{t|t-1}$ pour ~ 11000 éléments de poutre. Les prédictions sont obtenues par SSM-KR et SSM-BNN en utilisant 4 covariables et SSM-BNN en utilisant les 12 covariables. Les différents marqueurs correspondent à des durées de prévision différentes, puisque la fréquence d'inspection n'est pas uniforme entre les différents ponts.

TABLEAU 2.1 Performance et temps de formation de SSM-KR (phase 1) sur des éléments de poutre par rapport à SSM-BNN (phase 2) avec 4 et 12 variables considérées.

Modèle	# de covariables	Log-vraisemblance	Temps total d'entraînement (h)
SSM-KR	4	-14180	189.3
SSM-BNN	4	-13343	2.9
SSM-BNN	12	-13364	2.8

2.4 Étude de la faisabilité de l'utilisation des modèles d'états dans le cas d'observation catégorique

La phase 1 a démontré l'efficacité des SSMs pour modéliser la dégradation des ponts. Toutefois, ces modèles présentent des limitations dans leur capacité à restituer l'aspect catégorique des inspections visuelles, un élément essentiel pour la prise de décision selon les standards du MTQ. En effet, cette première phase permet uniquement une projection basée sur une observation agrégée, sans tenir compte de la dynamique spécifique à chaque grade de matériau. Pour répondre à cette problématique, un nouveau développement méthodologique a été amorcé en fin de phase 2 afin d'explorer des solutions préservant le caractère catégorique des données.

L'approche développée propose une restructuration des données d'inspection, où au lieu de prédire directement les grades, le modèle estime la probabilité d'appartenance à chaque grade en s'appuyant sur une structure arborescente. Cette organisation permet d'abord de calculer la probabilité d'obtenir un grade à $\{A\}$ ou $\{B\}$, puis d'en déduire les probabilités conditionnelles associées aux grades $\{A\}$ et $\{B\}$ sachant $\{AB\}$, idem pour $\{CD\}$, comme illustré sur la figure 2.3.

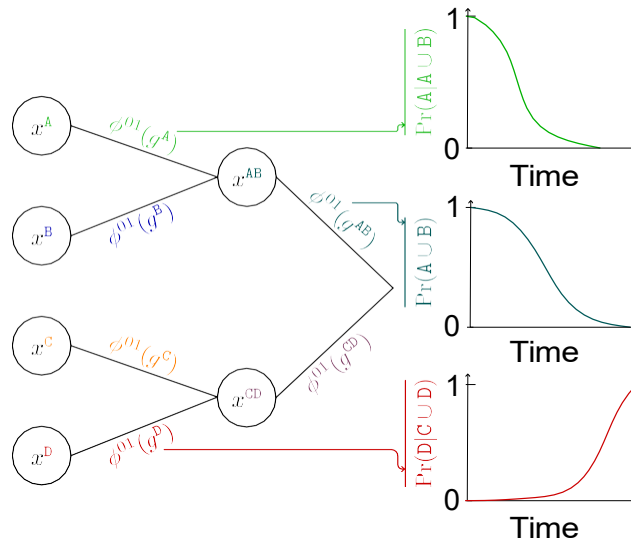


FIGURE 2.3 Illustration de la structure arborescente imbriquée utilisée pour modéliser les catégories d’inspection visuelle. L’ensemble $\{\varphi^{01}(g^A), \varphi^{01}(g^B), \varphi^{01}(g^C), \varphi^{01}(g^D), \varphi^{01}(g^{AB}), \varphi^{01}(g^{CD})\}$ représente la probabilité d’appartenir à chaque branche de l’arbre au cours du temps. Plus précisément, $\varphi^{01}(g^A) = \Pr(A|A \cup B)$, $\varphi^{01}(g^D) = \Pr(D|C \cup D)$ et $\varphi^{01}(g^{AB}) = \Pr(A \cup B)$, tandis que les autres probabilités associées à $\{g^B, g^C, g^{CD}\}$ sont les compléments respectifs de $\{g^A, g^D, g^{AB}\}$. De plus, l’ensemble $\{x^A, x^B, x^C, x^D, x^{AB}, x^{CD}\}$ désigne les états cachés du modèle, représentant la réalisation d’appartenir aux grades $\{A, B, C, D, AB, CD\}$.

Cette structure hiérarchique reflète le processus d’évaluation des inspecteurs, qui expriment leurs évaluations en pourcentages pour chaque grade. Par exemple, lorsqu’un rapport d’inspection attribue 30% au grade $\{A\}$ et 70% au grade $\{B\}$, le modèle traduit ces valeurs en $P(AB) = 1$, $P(A|AB) = 0.3$, et $P(B|AB) = 0.7$. La multiplication des probabilités à chaque niveau de l’arborescence permet ensuite de reconstituer les valeurs catégoriques initiales $\{A, B, C, D\}$, comme illustré sur la figure 2.4.

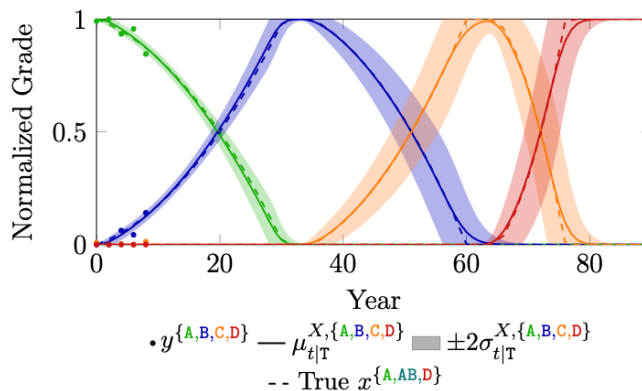


FIGURE 2.4 Exemple de prédiction par catégorie pour un modèle synthétique de dégradation graduelle.

En parallèle, une amélioration méthodologique a été développée pour gérer les contraintes du modèle. Le filtre de Kalman contraint utilisé dans les méthodes développées lors de la phase 1 du projet causait des biais et une sur confiance du modèle dans les cas où les erreurs associées aux inspections conduisaient à l'estimation d'une vitesse de dégradation positive. Cette nouvelle approche permet de maintenir simultanément l'état associé à la vitesse de dégradation non contrainte et celle contrainte au domaine négatif, même lorsque les données suggèrent le contraire en raison d'erreurs d'inspections ou d'interventions non documentées. La méthode s'appuie sur la correspondance des moments d'une loi normale via une fonction de contrainte. Son application aux données du MTQ a démontré une amélioration significative de la performance, atteignant 40% pour certains éléments comparativement à la méthode utilisée lors de la phase 1.

Ces avancées ouvrent des perspectives prometteuses pour le projet, bien que des tests supplémentaires soient nécessaires avant de finaliser une nouvelle librairie répondant pleinement aux exigences des ingénieurs. L'ensemble des développements techniques et des résultats détaillés est présenté en annexe F.

2.5 Conclusion

Les développements présentés dans cette section démontrent l'efficacité des solutions mises en œuvre pour dépasser les limitations identifiées en phase 1. L'intégration d'une méthode analytique combinant l'inférence gaussienne approximative de la variance et le filtre de Kalman a permis de prendre en compte de manière explicite les biais et variances des inspecteurs, améliorant ainsi la précision des prévisions tout en réduisant drastiquement le temps de calcul. Ce compromis opérationnel offre une meilleure adaptabilité à l'analyse de grands ensembles de données, indispensable dans le contexte de la surveillance des ouvrages d'art.

Par ailleurs, l'implémentation d'un réseau de neurones bayésien, couplé à un modèle espace-état, a introduit une nouvelle dynamique dans l'intégration des attributs structurels. Ce modèle probabiliste, en associant des informations issues des inspections visuelles aux caractéristiques physiques des structures, améliore la qualité des prédictions et permet d'effectuer des calculs à l'échelle du réseau complet tout en augmentant le niveau d'automatisation par rapport aux méthodes développées lors de la phase 1.

Enfin, l'étude sur l'utilisation des modèles d'états pour les observations catégoriques propose une nouvelle façon de structurer les données d'inspection. En utilisant l'approche arborescente, elle permettra de modéliser les probabilités d'appartenance à différents niveaux d'évaluation, ce qui facilitera la restitution des résultats sous forme de catégories standardisées, adaptées aux besoins des ingénieurs.

SECTION 3 Exploration du potentiel d'intégration des méthodes développées dans le processus de prise de décision

3.1 Contexte

Les contraintes budgétaires et les limitations opérationnelles compliquent l'identification de stratégies d'intervention optimales, créant un défi pour les gestionnaires d'infrastructures. Un des objectifs de la phase 2 était d'investiguer si des méthodes d'apprentissage par renforcement permettent d'automatiser la planification des interventions et remplacements sur les réseaux d'infrastructure. Face à cette problématique, ce projet de recherche a permis de développer une approche utilisant l'apprentissage par renforcement hiérarchique et les modèles état-espace présentés à la section 1 pour quantifier les implications financières à long terme associé au report d'activités d'entretien.

L'approche proposée décompose cette problématique complexe en sous-composantes structurées, permettant une résolution plus efficace et une meilleure adaptation à l'échelle du réseau. En s'appuyant sur des données réelles des infrastructures québécoises, un environnement de simulation accessible en libre accès sur [GitHub \(https://github.com/CivML-PolyMtl/InfrastructuresPlanner.git\)](https://github.com/CivML-PolyMtl/InfrastructuresPlanner.git) a été développé pour tester et comparer différentes politiques d'intervention. Les résultats démontrent des améliorations en termes de capacité d'analyse à grande échelle et de prise de décision, ouvrant la voie à des programmes de maintenance plus économiques et durables.

La section 3.2 présente l'étude visant à développer une approche de planification des politiques d'intervention, la section 3.3 présente l'application de cette méthode pour la quantification des coûts associés au report des activités d'entretien ou de remplacement, et la section 3.4 présente l'outil d'aide à la décision qui a été intégré à OpenIPDM afin de prédire le nombre d'années avant l'atteinte d'un seuil de détérioration cible.

3.2 Approche d'apprentissage par renforcement hiérarchique pour la planification des interventions

L'apprentissage par renforcement hiérarchique (HRL) est une approche pour optimiser la planification des interventions en structurant le processus décisionnel en plusieurs niveaux. Cette méthodologie repose sur une modélisation fondée sur les modèles état-espace (SSM) et permet d'intégrer la vitesse de détérioration dans l'analyse, tout en tenant compte des incertitudes liées aux inspections. L'étude publiée dans le Journal *Reliability Engineering & System Safety* [9] et disponible en annexe G explore cette approche et ses implications pratiques.

L'HRL facilite la gestion des vastes espaces d'états et d'actions en adoptant une organisation hiérarchique qui décompose la prise de décision en trois niveaux : l'évaluation globale d'un pont,

la répartition des ressources par catégorie structurelle et la planification des interventions spécifiques par élément. Cette structure permet d'améliorer la mise à l'échelle de la planification des activités d'entretien tout en assurant une meilleure interprétabilité des décisions. La figure 3.1 présente des exemples de politiques d'intervention optimales pour différentes catégories d'éléments en fonction de la condition et de la vitesse de détérioration. La couleur associée à un couple de condition et vitesse de détérioration indique l'action optimale à prendre. L'environnement de simulation développé a été rendu disponible en libre accès sur [GitHub](#). Celui-ci offre une plateforme d'évaluation standardisée pour tester et affiner les stratégies d'entretien.

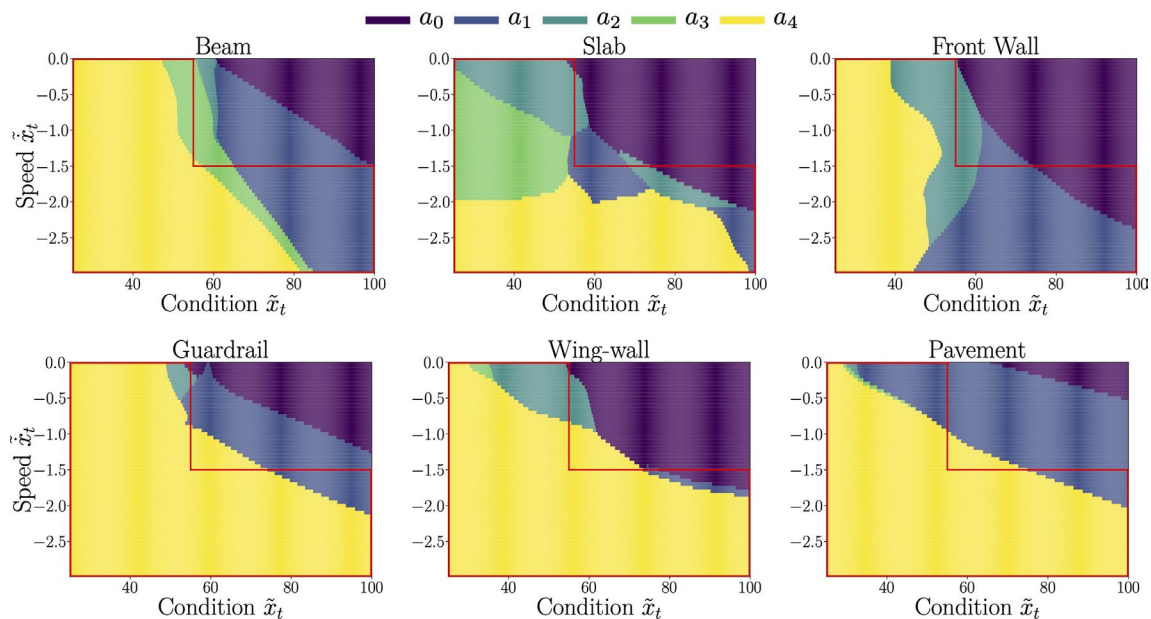


FIGURE 3.1 Exemple de politiques d'intervention optimales pour différentes catégories d'éléments en fonction de la condition et de la vitesse de détérioration. L'action a_4 correspond à un remplacement et les actions a_0 à a_3 à des entretiens ayant une gradation allant de mineurs à majeurs.

L'application de cette approche présente plusieurs avantages, notamment une meilleure adaptabilité aux données d'inspection, une réduction des coûts de maintenance grâce à une allocation optimisée des ressources, ainsi qu'une transparence accrue des décisions via la visualisation des frontières décisionnelles. Ces travaux ouvrent la voie à une éventuelle gestion plus efficace et plus flexible de la maintenance des infrastructures, en offrant un cadre décisionnel structuré et évolutif. Toutefois, des limites importantes demeurent, comme la perte potentielle d'informations lors de l'abstraction des états, la complexité de l'apprentissage des politiques d'intervention et surtout la sensibilité des politiques d'intervention identifiées par rapport aux données d'entrée liés aux coûts. Cette dernière limite restreint l'application des méthodes développées à des cas relativement simples qui ne présentent pas un niveau de complexité aussi grand que ceux rencontrés en pratique.

3.3 Identification des politiques d'entretien optimales pour les infrastructures de transport

Les infrastructures de transport nécessitent des entretiens réguliers afin d'assurer leur durabilité et leur sécurité. Cependant, les contraintes budgétaires et opérationnelles forcent souvent les gestionnaires à reporter certaines interventions, ce qui peut engendrer une augmentation des coûts à long terme. Face à ces défis, il devient intéressant de disposer d'outils permettant d'évaluer l'impact financier des décisions de report d'entretien afin d'appuyer l'affectation des ressources.

Cette problématique a été explorée dans une étude dont les résultats sont publiés dans le *Journal of Performance of Constructed Facilities* [10] et disponibles en annexe H. L'approche développée repose sur une combinaison entre un modèle état-espace pour la modélisation probabiliste de la dégradation des structures et une méthode d'apprentissage par renforcement permettant d'identifier des politiques d'entretien optimales. Cette méthodologie introduit une métrique de ratio de coût qui quantifie l'impact financier des écarts par rapport à une politique d'intervention idéale. En s'appuyant sur des données d'inspection issues de la base de données du MTQ, l'étude démontre que l'évaluation de ce ratio permet aux gestionnaires d'anticiper les coûts futurs et de mieux arbitrer entre une intervention immédiate et le report d'un entretien.

La figure 3.2 présente un exemple de résultat où la méthode quantifie le ratio de coût entre une intervention optimale à l'année 2021 et une intervention reportée à une année ultérieure. Cet exemple sur un élément de dalle illustre comment la méthode quantifie l'augmentation des coûts en fonction de la durée du report ainsi que l'incertitude y étant associée.

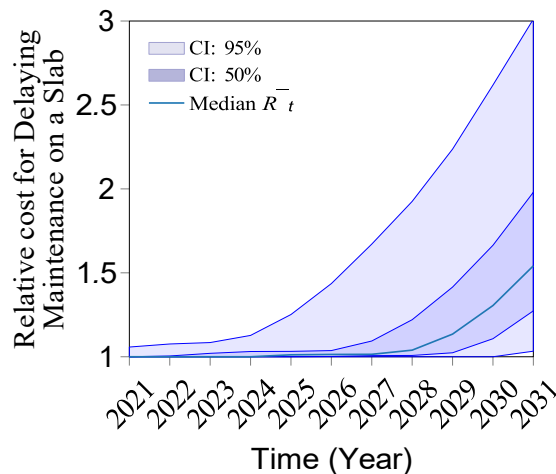


FIGURE 3.2 Exemple de résultat où la méthode quantifie le ratio de coût entre une intervention optimale à l'année 2021 et une intervention reportée à une année ultérieure. Cet exemple sur un élément de dalle illustre comment la méthode quantifie l'augmentation des coûts en fonction de la durée du report ainsi que l'incertitude y étant associée.

Les résultats obtenus soulignent plusieurs avantages de cette approche. D'une part, elle permet

une estimation plus précise des coûts actualisés associés à chaque scénario de maintenance, en intégrant l'incertitude inhérente aux inspections visuelles. D'autre part, comme pour l'étude de la planification des interventions présentée à la section 3.2, une structure hiérarchique permet son application à l'échelle de structures complètes. Cette organisation favorise une meilleure interprétabilité des décisions et pourrait permettre à terme de fournir un outil d'aide à la décision lors de l'allocation des budgets d'entretien. Malgré la performance de la méthode qui a contribué à faire avancer l'état de l'art, plusieurs limites demeurent. Tout d'abord l'exactitude des estimations dépend de la précision du modèle de dégradation utilisé et de la capacité de l'algorithme d'apprentissage à converger vers une politique optimale. De plus, l'application de cette méthode à grande échelle nécessite une importante puissance de calcul, ce qui pose des défis pour son application à l'échelle de réseaux d'infrastructures. Enfin, bien que le ratio de coût fournisse une mesure comparative utile, il ne remplace pas une planification exhaustive, et doit être complété par d'autres outils d'aide à la décision.

Malgré ces limites, cette approche constitue une avancée dans le domaine de la gestion des infrastructures. Elle offre un cadre quantitatif structuré pour évaluer les conséquences économiques des reports d'intervention d'entretien et peut orienter leurs choix stratégiques en fonction des ressources disponibles. De futurs travaux pourraient améliorer cette méthode, notamment en intégrant des approches d'apprentissage plus avancées et en affinant la prise en compte des incertitudes dans les estimations de coûts.

3.4 Prédiction de la durée de vie restante des éléments

Bien que les études utilisant l'apprentissage par renforcement aient conduit à des avancées au plan méthodologique, elles nous ont également forcés de constater que ce type de méthode n'est pas encore en mesure de remplacer la planification des interventions faite par les ingénieurs. La raison principale derrière cette limitation est la sensibilité des politiques d'intervention obtenues par rapport aux données d'entrées, telles que les coûts de travaux, les contraintes au niveau des ressources matérielles et humaines, ainsi que les diverses contraintes associées aux entraves causées par les travaux. Il est donc recommandé d'utiliser des méthodes simplifiées plutôt que l'apprentissage par renforcement afin d'intégrer les modèles de dégradations au processus décisionnel de gestion des structures. Suite à ce constat, nous avons créé un nouvel outil d'aide à la décision pour la plateforme OpenIPDM. Ce nouvel outil permet, pour n'importe quel élément ou catégorie d'éléments, de quantifier le nombre d'années restantes avant l'atteinte d'un seuil jugé critique. Un exemple d'application de cet outil est présenté à la Figure 3.3.

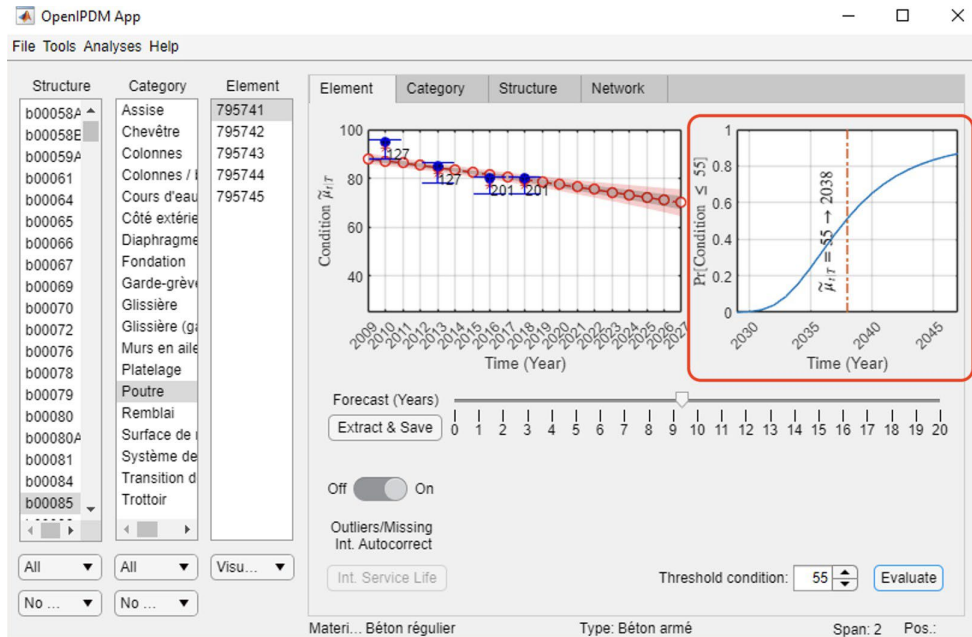


FIGURE 3.3 Capture d'écran de l'interface utilisateur d'OpenIPDM qui montre un exemple où le logiciel quantifie pour l'élément #795741 de la structure b00085, la condition de la poutre franchira le seuil de 55 avec une probabilité > 50% en 2038.

3.5 Conclusion

L'optimisation de l'entretien des infrastructures de transport constitue un enjeu majeur pour les gestionnaires, confrontés à des contraintes budgétaires et opérationnelles qui les obligent souvent à différer certaines interventions. Les travaux présentés démontrent l'apport des méthodes d'apprentissage par renforcement hiérarchique et de modélisation état-espace dans l'évaluation et la planification des politiques d'entretien. Les études publiées, dans le *Journal of Performance of Constructed Facilities* et le *Reliability Engineering & System Safety*, et disponibles en annexes G, H et J, ont exploré deux axes complémentaires. D'une part, l'apprentissage par renforcement hiérarchique permet une organisation structurée de la planification des interventions en décomposant la prise de décision à plusieurs niveaux. D'autre part, la définition d'un ratio de coût offre aux gestionnaires un indicateur quantitatif pour comparer les implications économiques des interventions différées par rapport à un plan d'entretien optimal. En s'appuyant sur des données d'inspection du MTQ et un environnement de simulation qui a été publié en libre accès, ces travaux ont mis en évidence les bénéfices de ces méthodes en termes de réduction des coûts et d'amélioration de la transparence décisionnelle.

Les études faites montrent que les données disponibles concernant les coûts ainsi que la nature des interventions ont un niveau de détail insuffisant pour mettre en place des outils de planifications entièrement automatisés qui seront robustes et qui auront une valeur ajoutée pour l'ingénieur. Ces résultats ont montré que, bien qu'il soit possible de faire des avancées scientifiques dans le domaine, celles-ci sont insuffisantes à court et à moyen terme pour

contribuer à un processus de planification automatisé des interventions dans un contexte aussi complexe que celui du MTQ. Suite à ce constat, il est recommandé 1) d'utiliser des méthodes simplifiées plutôt que l'apprentissage par renforcement afin d'intégrer les modèles de dégradations au processus décisionnel de gestion des structures, et 2) de concentrer les ressources dans le développement du modèle de détérioration pour les cotes de matériaux et de comportements.

CONCLUSION

La phase 2 du projet a permis de répondre aux limitations identifiées lors de la phase 1 en développant des solutions méthodologiques et technologiques facilitant la transition entre le domaine académique et l'industrie. Parmi ces avancées, la mise en place de la librairie OpenIPDM, présentée en section 1.2, inclut l'ensemble des méthodologies développées par l'équipe de recherche de Polytechnique Montréal [1, 2, 4, 6, 7, 9, 10] afin de les rendre accessibles aux équipes du MTQ. Son interface graphique permet une visualisation détaillée de la dégradation des ponts à différents niveaux structurels ainsi que de l'impact des interventions de maintenance sur l'état du réseau. Ainsi, les équipes du MTQ disposent d'un outil permettant de prévoir l'évolution de l'état du parc d'infrastructure québécois.

Au cours de la phase 2, la librairie a été enrichie grâce aux travaux détaillés dans les sections 2.2 et 2.3, qui permettent d'accélérer le traitement des données d'un facteur 50 par rapport à la phase 1, rendant ainsi la librairie mieux adaptée aux besoins du MTQ qui doit gérer une base de données contenant plusieurs millions d'entrées.

Par ailleurs, cette seconde phase a permis d'explorer la faisabilité de l'intégration d'algorithmes visant à automatiser la prise de décision en matière de planification des interventions. Toutefois, bien que les résultats obtenus soient prometteurs d'un point de vue scientifique, les études faites montrent que les données disponibles concernant les coûts ainsi que la nature des interventions ont un niveau de détail insuffisant pour mettre en place des outils de planifications automatisés qui seront robustes et qui auront une valeur ajoutée pour l'ingénieur. Il est donc recommandé de concentrer les ressources de la phase 3 dans le développement du modèle de détérioration pour les cotes de matériaux et de comportements. Ces développements pourront ensuite être intégrés à des outils d'aide à la décision, tel que celui déjà développé dans OpenIPDM afin de prédire la durée de vie restante des éléments.

Malgré les avancées réalisées, certaines limitations persistent et devront être abordées lors de la phase 3 afin d'assurer une meilleure adéquation des méthodologies avec la pratique. Tout d'abord, comme mentionné à la section 1.3, les méthodes actuelles reposent sur une agrégation des observations catégoriques pour les cotes de matériaux. Or, cette approche ne permet pas une interprétation directe des résultats par les ingénieurs. Il est donc recommandé de poursuivre les travaux évoqués en section 2.4 afin de fournir une prédiction directement exprimée sous forme de données catégoriques. Les phases 1 et 2 se sont principalement concentrées sur les côtes de matériaux, cependant, il est également essentiel de prendre en compte la cote de comportement, qui évalue la capacité d'un élément à remplir correctement sa fonction. La modélisation de cette cote constitue également une priorité pour la phase 3 du projet qui reposera sur les avancées déjà faites lors des deux premières phases.

RÉFÉRENCES

- [1] Z. Hamida, B. Laurent et J.-A. Goulet, “OpenIPDM : A probabilistic framework for estimating the deterioration and effect of interventions on bridges,” *SoftwareX*, vol. 18, p. 101077, 2022.
- [2] Z. Hamida et J.-A. Goulet, “A stochastic model for estimating the network-scale deterioration and effect of interventions on bridges,” *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 29, n^o. 4, p. e2916, 2022.
- [3] —, “Modelling the deterioration of infrastructures using network-scale visual inspections,” dans *SHMII-11 : 11th International Conference on Structural Health Monitoring of Intelligent Infrastructure, Montreal, Canada, 2022*.
- [4] —, “Quantifying the effects of interventions based on visual inspections from a network of bridges,” *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 18, n^o. 8, p. 1222–1233, 2022.
- [5] B. Deka et J.-A. Goulet, “Approximate gaussian variance inference for state-space models,” *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol. 37, n^o. 11, p. 2934–2962, 2023.
- [6] B. Laurent, B. Deka, Z. Hamida et J.-A. Goulet, “Analytical inference for inspectors’ uncertainty using network-scale visual inspections,” *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 37, n^o. 5, p. 04023022, 2023.
- [7] S. A. K. Fakhri, Z. Hamida et J.-A. Goulet, “Scalable probabilistic deterioration model based on visual inspections and structural attributes from large networks of bridges,” *Advanced Engineering Informatics*, vol. 64, p. 103035, 2025.
- [8] J.-A. Goulet, L. H. Nguyen et S. Amiri, “Tractable approximate gaussian inference for bayesian neural networks,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 22, n^o. 251, p. 1–23, 2021.
- [9] Z. Hamida et J.-A. Goulet, “Hierarchical reinforcement learning for transportation infrastructure maintenance planning,” *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 235, p. 109214, 2023.
- [10] —, “Quantifying the relative change in maintenance costs due to delayed maintenance actions in transportation infrastructure,” *Journal of Performance of Constructed Facilities*, vol. 38, p. 04024035, 2024.