

Rapport Final

**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**

R807.1

par :

Zachary Hamida, Ph.D.
James-A. Goulet, Professeur.

Polytechnique Montréal

Soumis à :

Direction des Structures
Ministère des Transports du Québec

mars 2021

REMERCIEMENTS

Nous tenons à remercier le Ministère des Transports du Québec (MTQ), Canada, pour leur soutien et le financement de ce projet, ainsi que M. René Gagnon pour avoir facilité l'accès à la base de données d'inspections et d'interventions utilisée dans ce projet.

SYNTHÈSE DES CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

Les infrastructures de transport sont précieuses parce qu'elles touchent une multitude d'aspects, allant de la société à l'économie en passant par l'environnement. La gestion et l'entretien des infrastructures de transport à l'échelle du réseau sont directement associés à la capacité à surveiller et à prévoir la détérioration de ces infrastructures. L'inspection visuelle est une approche courante pour la surveillance des infrastructures à l'échelle du réseau car elle fournit une évaluation directe et à grande échelle de l'état de détérioration des structures. L'une des principales limites des inspections visuelles est que l'évaluation est subjective et donc que l'incertitude des observations varie d'un inspecteur à l'autre. De plus, les incertitudes des observations peuvent dépendre de l'état de l'élément structurel. Ces facteurs présentent des défis dans l'interprétation des données d'inspection, ce qui limite la capacité à modéliser la détérioration ainsi qu'à quantifier l'amélioration de l'état de santé des éléments suite aux activités de maintenance. L'objectif de ce travail est d'améliorer l'utilité globale des données d'inspections visuelles à l'échelle du réseau pour mieux comprendre le comportement de dégradation des infrastructures au fil du temps. Ceci est réalisé en développant des méthodes basées sur les données qui permettent : a) d'estimer l'état de détérioration et la vitesse de détérioration des infrastructures, b) de quantifier l'incertitude des observations en fonction de l'état de détérioration de l'élément structurel et de l'inspecteur responsable de l'évaluation, c) d'exploiter les attributs structurels communs des infrastructures pour améliorer la performance du modèle de dégradation, d) de quantifier de l'effet des interventions, et e) d'estimer des états de détérioration globaux pour les ponts et pour le réseau. Les méthodes proposées dans ce projet sont vérifiées à l'aide de données synthétiques et validées à partir de données d'inspections réelles du réseau de ponts au Québec. L'application de ces méthodes a montré une quantification efficace des incertitudes dues aux inspecteurs ainsi qu'une estimation robuste de l'état et de la vitesse de détérioration sur la base d'un nombre limité d'observations par élément structurel. Par ailleurs, les méthodes développées ont également démontré une bonne performance dans la quantification de l'effet des interventions locales pour chaque élément structurel et à l'échelle du réseau. Dans l'ensemble, les méthodes proposées améliorent la capacité d'interprétation des inspections visuelles, qui fournissent des bases solides pour la prise de décision à l'échelle du réseau et la planification de la maintenance.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	ii
SYNTHÈSE DES CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS	iii
TABLE DES MATIÈRES	iv
LISTE DES TABLEAUX	vii
LISTE DES FIGURES	ix
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xvii
LISTE DES ANNEXES	xxii
CHAPITRE 1 Introduction	1
1.1 Motivation	1
1.2 Surveillance à l'échelle du réseau des ponts	2
1.3 Objectifs de recherche	4
1.4 Grandes lignes du projet	4
1.5 Articles co-rédigés	5
CHAPITRE 2 Revue de littérature	6
2.1 Système de gestion des ponts (SGP)	6
2.2 Surveillance à l'échelle du réseau à l'aide d'inspections visuelles	6
2.3 Modélisation de la détérioration & des données de séries chronologiques	7
2.3.1 Modèle Markovien discret (MMD)	8
2.3.2 Méthodes de régression	11
2.3.3 Modèle espace d'états	12
2.4 Effet des interventions	15
2.5 État de détérioration du pont & analyses à l'échelle du réseau	16
2.6 Conclusions de la revue de la littérature	17
CHAPITRE 3 Modélisation de la détérioration à l'aide de modèles espace d'états	19
3.1 Introduction	19
3.2 Caractéristiques des inspections visuelles	19
3.2.1 Incertitude due aux inspecteurs	19

3.2.2	Incertitude dépendante de l'état	20
3.2.3	Monotonie et contraintes d'état	22
3.3	Modélisation de la détérioration à l'aide de modèles espace d'états	23
3.4	Estimation des paramètres du modèle	25
3.5	Études de cas	27
3.5.1	Inspections visuelles et données synthétiques	27
3.5.2	Vérification du MEE & analyses avec des données synthétiques	30
3.5.3	Validation du MEE & analyses avec des données réelles	35
3.6	Conclusion	39
CHAPITRE 4 Intégration d'attributs structurels dans l'analyse de la détérioration .		41
4.1	Introduction	41
4.2	Régression par noyau (RN)	42
4.3	Intégration d'attributs structurels dans l'analyse de la détérioration	43
4.3.1	Paramètres du modèle & cadre d'estimation	44
4.3.2	Estimation récursive de la vitesse de détérioration	45
4.4	Analyses de détérioration avec MEE-RN	47
4.4.1	Vérification du modèle à l'aide de données synthétiques	47
4.4.2	Validation du modèle à l'aide de données réelles	52
4.5	Conclusion	56
CHAPITRE 5 Quantification des effets des interventions sur les éléments structurels		58
5.1	Introduction	58
5.2	Base de données des interventions	59
5.2.1	Interventions dans l'étude de cas réel	59
5.2.2	Simulation d'interventions et de données synthétiques	59
5.3	Quantification des effets des interventions sur les éléments structurels	60
5.3.1	Intégration des interventions au sein du MEE-RN	60
5.3.2	Estimation de l'état et paramètres du modèle	62
5.4	Études de cas	63
5.4.1	Vérification du modèle à l'aide de données synthétiques	63
5.4.2	Validation du modèle à l'aide de données réelles	69
5.5	Conclusion	74
CHAPITRE 6 Analyses de détérioration à l'échelle du réseau		76
6.1	Introduction	76
6.2	Données à l'échelle du réseau	76

6.2.1	Groupes d'éléments structurels	76
6.2.2	Données au niveau du pont	78
6.3	Analyses de détérioration à l'échelle du réseau	78
6.3.1	Estimation de l'état de détérioration d'un pont	79
6.3.2	Estimation de l'état de détérioration du réseau	80
6.3.3	Méthode d'agrégation des états de détérioration	81
6.3.4	Données manquantes et valeurs aberrantes	81
6.4	Études de cas	85
6.4.1	Analyses de détérioration pour un pont sans intervention	85
6.4.2	Analyses de détérioration d'un pont avec des interventions	89
6.4.3	État de détérioration du réseau	93
6.4.4	Effet des interventions et des investissements à l'échelle du réseau	96
6.5	Conclusion	98
CHAPITRE 7	Conclusion	100
7.1	Conclusions du projet	100
7.2	Limitations	101
7.2.1	Contraintes d'état	102
7.2.2	Régression par noyau et attributs structurels	102
7.2.3	Estimation de la vitesse de détérioration suite à une intervention	102
7.2.4	Estimation des erreurs d'observations pour les inspecteurs	103
RÉFÉRENCES	104
ANNEXES	110

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1	Paramètres du modèle estimés à partir de données synthétiques d’inspection.	30
Tableau 3.2	Paramètres du modèle estimés à partir de données d’inspections réelles.	36
Tableau 4.1	Résultats de l’estimation des paramètres du modèle pour les données synthétiques.	49
Tableau 4.2	Résultats d’estimation des paramètres du MEE-RN pour des données réelles.	53
Tableau 4.3	Comparaison entre le MEE-RN et le MEE sur la base de la log-vraisemblance dans les ensembles d’apprentissage, de validation et de test	55
Tableau 5.1	Types d’interventions synthétiques avec leur amélioration attendue correspondante représentée par une valeur attendue et un écart type.	60
Tableau 5.2	Paramètres estimés du modèle pour les interventions synthétiques.	63
Tableau 5.3	Erreur d’estimation de l’état suite à une intervention représentée par l’erreur attendue \pm écart-type ainsi que l’asymétrie γ pour un échantillon de 414 éléments structurels synthétiques.	67
Tableau 5.4	Paramètres estimés du modèle pour les interventions sur les éléments structurels de type mur de front.	69
Tableau 5.5	Paramètres estimés du modèle pour les interventions sur les éléments de structure de type poutre.	73
Tableau 6.1	Catégories d’éléments structurels triés par ordre décroissant en fonction du nombre d’éléments dans chaque catégorie.	77
Tableau 6.2	Catégories d’éléments structurels triées par ordre décroissant en fonction du nombre d’éléments dans le pont b_{990}	86
Tableau 6.3	Catégories d’éléments structurels triées par ordre décroissant en fonction du nombre d’éléments dans le pont b_{3348}	90
Tableau 6.4	Améliorations agrégées attendues de la condition pour les éléments structurels principaux \mathcal{G}_1 et les éléments structurels secondaires \mathcal{G}_2	97
Tableau D.1	Tableau des interventions synthétiques h_r appliquées pour un état de santé et un indice de priorité donnés.	113
Tableau F.1	Catégories d’éléments structurels inspectés dans le réseau.	116
Tableau F.2	Catégories d’éléments structurels inspectés visuellement dans le pont b_{990}	117

Tableau F.3	Catégories d'éléments structurels inspectés visuellement dans le pont b_{3348}	117
Tableau G.1	Effet des interventions sur la condition moyenne pour les principales catégories d'éléments structurels.	118
Tableau G.2	Effet des interventions sur la condition moyenne pour les catégories secondaires d'éléments structurels.	119
Tableau G.3	Durée de vie (en années) avant l'atteinte de la condition pré-intervention pour les principales catégories d'éléments structurels ayant subi des interventions h_3 , avec la durée maximale de prévision fixée à 120 ans.	120
Tableau G.4	Durée de vie (en années) avant l'atteinte de la condition pré-intervention pour les catégories secondaires d'éléments structurels ayant subi des interventions h_3 , avec la durée maximale de prévision fixée à 120 ans.	121
Tableau H.1	Nombre de structures B et d'éléments E avec données d'inspections visuelles, en plus du nombre total d'éléments avec interventions rapportées E_r , d'éléments avec données manquantes E_Φ et le nombre total d'observations aberrantes N_ϕ pour chaque catégorie structurelle principale \mathcal{S}_1	122
Tableau H.2	Nombre de structures B et d'éléments E avec données d'inspections visuelles, en plus du nombre total d'éléments avec interventions rapportées E_r , d'éléments avec données manquantes E_Φ et le nombre total d'observations aberrantes N_ϕ pour chaque catégorie structurelle secondaire \mathcal{S}_2	123
Tableau H.3	Type de modèle et paramètres représentant l'erreur de processus et l'état initial de l'état de détérioration, de la vitesse et de l'accélération pour chaque catégorie structurelle principale \mathcal{S}_1	124
Tableau H.4	Type de modèle et paramètres représentant l'erreur de processus et l'état initial de l'état de détérioration, de la vitesse et de l'accélération pour chaque catégorie structurelle secondaire \mathcal{S}_2	125

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	Hiérarchie des informations pour la base de données à l'échelle du réseau	3
Figure 2.1	Exemples de corrosion des armatures dans les éléments de structure tirés du Manuel d'Inspection [1].	7
Figure 2.2	Les états du modèle Markovien discret avec les flèches représentant toutes les transitions possibles dans un modèle de détérioration. . . .	9
Figure 2.3	Exemple d'application de la méthode de troncature FDP pour un vecteur d'état avec une seule contrainte $\dot{\mu}_{t t} < 0$	15
Figure 3.1	Fonction de transformation $g(\cdot)$ avec différentes valeurs n	22
Figure 3.2	Exemples de transformation d'état avec la fonction de transformation proposée.	22
Figure 3.3	Modèle de dégradation structurelle pour prédire et prévoir l'état de détérioration de l'élément structurel e_p^j du temps t au temps T	24
Figure 3.4	Exemple d'inspections synthétiques $y_{t,1}^{623}$ tirées d'une véritable condition de détérioration d'un élément structurel synthétique e_1^{623} à l'aide d'inspecteurs synthétiques I_i	30
Figure 3.5	Nuage de points des $\sigma_V(I_i)$ vrais vs. $\sigma_V(I_i)$ estimés avec une ligne pointillée représentant la valeur initiale au début de l'optimisation. . .	31
Figure 3.6	Analyse de la détérioration de l'état basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{837} \in [25, 100]$ de l'élément structurel synthétique e_1^{837} , avec des barres d'erreur représentant les incertitudes vraies (barres d'erreur larges) & estimées (barres d'erreurs étroites) dues aux inspecteurs, la zone ombrée représentant la période de prévision.	31
Figure 3.7	Estimation de la vitesse de détérioration des éléments structurels synthétiques, la zone ombrée représentant la période de prévision.	32
Figure 3.8	Analyse de la détérioration des conditions basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{792} \in [25, 100]$ de l'élément structurel synthétique e_1^{792} avec des barres d'erreur représentant les incertitudes vraies (barres d'erreur larges) & estimées (barres d'erreur étroites) dues aux inspecteurs, la zone ombrée représente la période de prévision.	33
Figure 3.9	Erreurs moyennes absolues dans le temps de prévision pour la condition, la vitesse et l'accélération attendues en fonction de la condition, de la vitesse et de l'accélération réelles, avec un intervalle de confiance de 95 % ($\pm 2\sigma$) pour chaque erreur.	34

Figure 3.10	Nuage de points pour l'estimation de la condition $\tilde{\mu}_{t T,p}^j$ du modèle par rapport à la condition vraie $\tilde{x}_{t,p}^j$ aux années de prévision 1, 5 et 10.	34
Figure 3.11	La probabilité que la vraie condition se situe dans l'intervalle de confiance de 95% de l'état prédit par le modèle, pour le modèle avec les vrais paramètres (en pointillés) et les paramètres estimés (en trait plein).	35
Figure 3.12	Histogramme des valeurs $\sigma_V(I_i)$ estimées dans l'espace transformé pour les inspecteurs réels (total : 194 inspecteurs) avec une ligne pointillée représentant la valeur au début de l'optimisation.	36
Figure 3.13	Analyse de la détérioration de la condition basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{14} \in [25, 100]$ de l'élément structurel réel e_1^{14} avec des barres d'erreur représentant les incertitudes estimées dues aux inspecteurs, la zone grisée représentant la période de prévision.	37
Figure 3.14	Estimation de la vitesse de détérioration des éléments structurels réels, la zone ombrée représentant la période de prévision.	37
Figure 3.15	Analyse de la détérioration de la condition basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{8233} \in [25, 100]$ de l'élément structurel réel e_1^{8233} avec des barres d'erreur représentant les incertitudes estimées dues aux inspecteurs, la zone grisée représentant la période de prévision.	38
Figure 3.16	Validation des conditions de détérioration des éléments structurels réels.	39
Figure 4.1	Exemple de relation entre les covariables z_1, z_2 et la réponse réelle \dot{x}_0 , ainsi que la grille 2D définie par $M^q = 6^2$ points de référence dont les coordonnées sont z_c^1, z_c^2 et \dot{x}_z représenté par la valeur attendue $\dot{\mu}_z$	43
Figure 4.2	Cadre MEE-RN pour estimer l'état de détérioration de l'élément structurel e_p^j du temps t au temps T	44
Figure 4.3	Histogramme de l'attribut structurel synthétique z	47
Figure 4.4	Comparaison entre les estimations mises à jour $\dot{\mu}_z$ (itération # 3) à chaque point de référence $z_c \in \mathbf{z}$ et la vraie relation entre l'attribut structurel synthétique z et la vitesse de détérioration \dot{x}_z	48
Figure 4.5	Estimation récursive de l'état $\dot{x}_{0,p}^j$ illustré par la fonction de densité de probabilité (FDP) avec la vitesse réelle représentée par la ligne verticale et le modèle MEE représenté par une ligne en pointillés.	49
Figure 4.6	Comparaison entre l'histogramme des erreurs du modèle MEE-RN (à droite) et l'histogramme des erreurs du modèle MEE (à gauche), avec les erreurs déterminées par la différence entre la vitesse initiale réelle et l'estimation lissée de la vitesse initiale.	49

Figure 4.7	Résultats de l'estimation pour les paramètres des inspecteurs synthétiques $\sigma_V(I_i)$ (total : 223 inspecteurs) avec une ligne en pointillés faisant référence à l'estimation initiale pour tous les paramètres $\sigma_V(I_i)$	50
Figure 4.8	Estimation de la condition de détérioration pour l'élément structurel synthétique e_1^{191} , avec le marqueur <i>cercle</i> représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur <i>carré</i> représentant les estimations du MEE, la ligne en pointillés représentant la condition réelle et la zone ombrée représentant la période de prévision.	50
Figure 4.9	Vitesse de détérioration de l'élément structurel synthétique e_1^{191} , avec le marqueur <i>cercle</i> représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur <i>carré</i> représentant les estimations du MEE, la ligne en pointillés représentant l'état réel et la zone ombrée représentant la période de prévision.	51
Figure 4.10	Estimation de l'erreur moyenne du MEE-RN représentée par la valeur attendue (<i>cercle marqueur</i>) et l'intervalle de confiance ($\pm 2\sigma$) pour la condition et la vitesse, comparée à l'estimation de l'erreur du MEE représentée par la valeur attendue (<i>marqueur carré</i>).	51
Figure 4.11	Fréquence des attributs structurels à partir de données réelles	53
Figure 4.12	Histogramme des paramètres estimés $\sigma_V(I_i)$ des inspecteurs réels (total : 223 inspecteurs), la ligne en pointillés faisant référence à l'estimation initiale pour tous $\sigma_V(I_i)$	53
Figure 4.13	Estimation de détérioration de la condition pour l'élément structurel réel e_{10}^{244} avec le marqueur <i>cercle</i> représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur <i>carré</i> représentant les estimations du MEE et la zone ombrée représentant les période de prévision.	54
Figure 4.14	Vitesse de détérioration de l'élément structurel e_{10}^{244} avec le marqueur <i>cercle</i> représentant les estimations MEE-RN, le marqueur <i>carré</i> représentant les estimations MEE et la zone grisée représentant la période de prévision.	55
Figure 4.15	Estimation de la détérioration de la condition pour l'élément structurel réel e_1^{1599} avec le marqueur <i>cercle</i> représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur <i>carré</i> représentant les estimations du MEE et la zone ombrée représentant les période de prévision.	55

Figure 4.16	Vitesse de détérioration de l'élément structurel e_1^{1599} avec le marqueur <i>cercle</i> représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur <i>carré</i> représentant les estimations du MEE et la zone grisée représentant la période de prévision.	56
Figure 5.1	Estimation récursive du changement de la condition de détérioration δ et de la vitesse $\dot{\delta}$ à l'échelle du réseau, basée sur les données de $E_1 = 139$ éléments structurels ayant subi une intervention h_1 , $E_2 = 141$ éléments ayant subi une intervention h_2 et $E_3 = 134$ éléments ayant subi une intervention h_3	64
Figure 5.2	Effet du nombre d'observations T_p par série temporelle sur l'estimation de $\dot{\delta}_\tau$ sous la même intervention h_3 au temps $\tau \approx \frac{T_p}{2}$	65
Figure 5.3	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{184} \in [25, 100]$ de l'élément structurel synthétique e_1^{184} ayant subi une intervention h_1 au temps $\tau = 2018$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitude due aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.	65
Figure 5.4	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{53} \in [25, 100]$ de l'élément structurel synthétique e_1^{53} ayant subi une intervention h_2 au temps $\tau = 2017$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitude due aux inspecteurs et la zone ombrée représentant la période de prévision.	66
Figure 5.5	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{314} \in [25, 100]$ de l'élément structurel synthétique e_1^{314} ayant subi une intervention h_3 au temps $\tau = 2015$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitude due aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.	67
Figure 5.6	La distribution cumulative et la fonction de densité de probabilité pour le temps avant le retour à l'état de condition d'origine (avant l'intervention h_2) sur l'élément structurel synthétique e_1^{53} , avec $\mathbb{E}[t_h]$ représentant le temps de retour prévu, et $t_h(\text{true})$ représentant le temps de retour réel.	68
Figure 5.7	Comparaison entre la fonction de densité de probabilité estimée et l'histogramme normalisé pour le temps de retour réel à l'état d'origine avant l'intervention h_2 , basé sur une population d'éléments structurels synthétiques $E_2 = 141$	69

Figure 5.8	Estimation récursive à l'échelle du réseau du changement de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse des éléments structurels de la paroi avant, en utilisant les données de $E_2 = 26$ éléments ayant subi une intervention h_2 , et $E_3 = 58$ éléments ayant subi une intervention h_3	70
Figure 5.9	Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{2773} \in [25, 100]$ de l'élément structurel e_1^{2773} de type mur de front ayant subi une intervention h_2 au temps $\tau = 2016$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.	71
Figure 5.10	Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{541} \in [25, 100]$ de l'élément structurel e_1^{541} de type mur de front ayant subi une intervention h_3 au temps $\tau = 2011$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.	71
Figure 5.11	Fonctions de distribution cumulatives pour la durée de vie t_h de l'intervention h_2 (gauche), et intervention h_3 (droite), basées sur les données des éléments structurels de type <i>mur de front</i>	72
Figure 5.12	Estimation récursive du changement de la détérioration de la condition et de la vitesse à l'échelle du réseau basée sur $E_3 = 80$ éléments structurels de type poutre ayant subi une intervention h_3	73
Figure 5.13	Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{520} \in [25, 100]$ de l'élément structurel e_1^{520} de type poutre ayant subi une intervention h_3 au temps $\tau = 2011$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.	74
Figure 5.14	Fonction de distribution cumulative pour la durée de vie t_h de l'intervention h_3 , basée sur les données des éléments structurels $E_3 = 80$ <i>poutre</i>	74
Figure 6.1	Catégories d'éléments structurels principaux \mathcal{G}_1 et secondaires \mathcal{G}_2 sans interventions (représentées par la couleur bleu clair) et avec interventions (représentées par la couleur rouge), les catégories étant triées dans un ordre décroissant basé sur le nombre d'éléments.	77
Figure 6.2	Coûts annuels agrégés relatifs des interventions pour l'ensemble $\mathcal{B}_c \subset \mathcal{B}$, avec $B_c = 2999$ ponts, représentant tous les ponts dont les coûts sont rapportés.	78

Figure 6.3	Hiérarchie des composants structurels dans le pont b_j avec leurs états de détérioration correspondants, chaque niveau de la hiérarchie étant identifiable à l'aide d'une couleur unique.	80
Figure 6.4	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{2905} \in [25, 100]$ de l'élément <i>mur de front</i> , les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspecteurs et la zone ombrée représentant la période de prévision.	83
Figure 6.5	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{2905} \in [25, 100]$ de l'élément <i>mur de front</i> , avec une intervention déclenchée automatiquement à $\tau = 2012$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspecteurs et la zone ombrée représentant la période de prévision.	84
Figure 6.6	Catégories d'éléments structurels principaux et secondaires dans le pont b_{990}	86
Figure 6.7	Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des éléments de types <i>côté extérieur</i> $e_{1:20}^{990}$, avec les observations agrégées $\tilde{\mathbf{y}}_{op,t}^{990} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.	87
Figure 6.8	Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse groupe \mathcal{G}_1^{990} , basée sur les estimations de l'état de détérioration des catégories principales $\mathcal{S}_{1,1:8}^{990}$, avec les observations agrégées $\tilde{\mathbf{y}}_{gp,t}^{990} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone ombrée représentant la période de prévision.	87
Figure 6.9	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des éléments <i>chasse-roue</i> $e_{1:20}^{990}$, avec les observations agrégées $\tilde{\mathbf{y}}_{os,t}^{990} \in [25, 100]$, et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.	88
Figure 6.10	Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse du groupe \mathcal{G}_2^{990} , basée sur les estimations de l'état de détérioration des catégories secondaires $\mathcal{S}_{2,1:16}^{990}$, avec les observations agrégées $\tilde{\mathbf{y}}_{gs,t}^{990} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone ombrée représentant la période de prévision.	88

Figure 6.11	Catégories d'éléments structurels principaux et secondaires du pont b_{3348} , sans intervention (représentées par la couleur bleue), avec des interventions (représentées par la couleur rouge) et avec des interventions non catégorisées (en orange).	89
Figure 6.12	Analyse de l'état de détérioration pour l'état et la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des éléments <i>dalle de béton</i> $e_{1:3}^{3348}$, avec l'interventions au temps $\tau = 2015$, les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{op,t}^{3348} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.	90
Figure 6.13	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des catégories principales $\mathcal{S}_{1,1:8}^{3348}$, avec l'intervention au temps $\tau = 2015$, les observations agrégées $\tilde{\mathbf{y}}_{gp,t}^{3348} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.	91
Figure 6.14	Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des éléments <i>surface de roulement</i> $e_{1:3}^{3348}$, avec l'interventions au temps $\tau = 2015$, les observations agrégées $\tilde{\mathbf{y}}_{os,t}^{3348} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.	92
Figure 6.15	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des catégories secondaires $\mathcal{S}_{2,1:15}^{3348}$, avec $\tilde{\mathbf{y}}_{gs,t}^{3348} \in [25, 100]$ représentant l'agrégation pour un sous-ensemble d'observations et les estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone ombrée représentant la période de prévision.	92
Figure 6.16	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse du réseau en fonction de l'état moyen des éléments structurels principaux des $B \approx 7000$ ponts, la zone ombrée représentant la période de prévision.	94
Figure 6.17	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse du réseau en fonction de l'état moyen des éléments structurels secondaires des $B \approx 7000$ ponts, la zone grisée représentant la période de prévision.	94

Figure 6.18	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse du réseau en fonction de l'état moyen des éléments structurels principaux des $B \approx 7000$ ponts avec des interventions déclenchées automatiquement, la zone ombrée représentant la période de prévision.	95
Figure 6.19	Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse du réseau en fonction de l'état moyen des éléments structurels secondaires des $B \approx 7000$ ponts avec des interventions déclenchées automatiquement, la zone ombrée représentant la période de prévision.	96
Figure 6.20	Rapport cumulatif du nombre total E_r d'éléments avec intervention(s) sur le nombre total E d'éléments inspectés visuellement, pour chaque groupe structurel \mathcal{G}_1 et \mathcal{G}_2	96
Figure 6.21	Comparaison entre les coûts, le nombre E_r d'interventions et l'amélioration attendue $\mathbb{E}[\mu^\delta]$ des conditions à l'échelle du réseau pour les interventions effectuées sur les éléments structurels primaires et secondaires de $B = 2999$ ponts.	98
Figure D.1	Catégories pour l'état de santé et l'indice de priorité.	113
Figure E.1	Diagrammes de dispersion pour la moyenne annuelle normalisée du trafic quotidien par rapport à la moyenne annuelle normalisée du trafic routier quotidien et par rapport à la longueur normalisée associée à chaque pont du réseau.	114
Figure E.2	Valeurs attendues pour l'état et la vitesse de détérioration du réseau sur la base d'une moyenne pondérée de $B \approx 7000$ ponts selon : le nombre de ponts, le DJMA, la longueur de pont et le DJMAC pour les groupes principal et secondaire.	115

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

Sigles

\mathbf{A}	Matrice de transition
\mathbf{A}_κ	Tableau de poids de régression normalisés du noyau
A	Catégorie de petits dégâts
\mathbf{a}	Vecteur des poids de régression normalisés du noyau
\mathcal{B}	Ensemble de ponts
B	Nombre total de ponts
B_{tr}	Nombre total de ponts dans l'ensemble d'apprentissage
B_v	Nombre total de ponts dans l'ensemble de validation
B_t	Nombre total de ponts dans l'ensemble de test
B_r	Nombre total de ponts ayant subi des interventions
B	Catégorie de dommage moyen
b	Identification du pont
C	Nombre total de catégories de matériaux
\mathbf{C}	Matrice d'observation
C	Catégorie de dommages importants
c	Coût d'intervention
\mathcal{D}	Base de données des inspections
D	Catégorie de dommages très importants
d	Quantité d'éléments structurels
\mathcal{E}	Ensemble d'éléments structurels dans un pont
E	Nombre total d'éléments structurels
E_r	Nombre d'éléments structurels avec interventions
E_t	Nombre d'éléments structurels dans l'ensemble de test
E_{tr}	Nombre d'éléments structurels dans l'ensemble d'apprentissage
E_v	Nombre d'éléments structurels dans l'ensemble de validation
e	Identification d'un élément structurel
F	Fonction de distribution cumulative
f	Fonction de densité de probabilité
\mathcal{G}_1	Groupe d'éléments structurels primaires
\mathcal{G}_2	Groupe d'éléments structurels secondaires
G	Nombre de catégories structurelles dans un groupe

g	Fonction de transformation
g^{-1}	Fonction de transformation inverse
H	Matrice de coefficients de contraintes
h	Catégorie d'intervention
\mathcal{I}	Ensemble d'inspecteurs
I	Nombre total d'inspecteurs
\mathbf{I}	Matrice d'identité
I	Identification de l'inspecteur
i	Index des inspecteurs
\mathbf{J}	Matrice de gain plus douce de Kalman
j	Index des ponts
\mathbf{K}	Matrice de gain de Kalman
\mathbf{k}	Fonction noyau multivariée
k	Fonction noyau univariée
\mathcal{L}	Log-vraisemblance à l'échelle du réseau
l	Limite inférieure de l'état de santé
ℓ	Longueur du noyau
M	Nombre de points de référence dans une dimension
m	Index des attributs structurels ou index des catégories d'éléments structurels
\mathcal{N}	Distribution normale
n	Paramètre de la fonction de transformation
\mathbf{o}	Vecteur d'états cachés de la détérioration dans une catégorie structurelle
P	Nombre d'éléments structurels dans une catégorie structurelle
p	Probabilité de transition ou indice des éléments structurels
$p_{1:2}$	Paramètres du modèle de vitesse de détérioration
Q	Nombre de covariables
\mathbf{Q}	Matrice de covariance d'erreur de processus du modèle
\mathbf{Q}^{ki}	Matrice de covariance d'erreur de processus du modèle cinématique
\mathbf{Q}^r	Erreur des interventions au niveau de l'élément
q	État de détérioration du réseau
\mathcal{R}	Ensemble d'interventions
R	Nombre de catégories d'interventions
\mathbf{R}	Matrice de covariance d'erreur d'observation
r	Index des catégories d'interventions
\mathcal{S}	Catégorie de l'élément structurel
S_j	Nombre de catégories structurelles dans un pont

\mathbf{s}	Vecteur d'états cachés de la détérioration d'une structure
T_p	Nombre total d'observations
T	Nombre total d'horodatages
t	Horodatage
t_h	Durée de vie d'une intervention
t_ϕ	Horodatage des valeurs aberrantes
\mathcal{U}	Distribution uniforme
u	Limite supérieure de l'état de santé
v	Erreur d'observation
\mathbf{w}	Erreur de processus du modèle de transition
\mathbf{w}_0	Erreur du modèle de régression du noyau
\mathbf{w}_r	Erreur d'intervention au niveau de l'élément
\mathcal{X}	Ensemble d'états de détérioration discrets
X	Nombre d'états de détérioration discrets
\mathbf{x}	Vecteur d'états cachés dans l'espace libre
$\tilde{\mathbf{x}}$	Vecteur d'états cachés dans l'espace contraint
$\dot{\mathbf{x}}_z$	Vecteur d'états cachés associés aux covariables
x	État de la condition de détérioration dans l'espace libre
\tilde{x}	État de la condition de détérioration dans l'espace contraint
\dot{x}	État de la vitesse de détérioration dans l'espace libre
$\tilde{\dot{x}}$	État de la vitesse de détérioration dans l'espace contraint
\ddot{x}	État de l'accélération de la détérioration dans l'espace libre
$\tilde{\ddot{x}}$	État d'accélération de détérioration dans l'espace contraint
y	Observation de la condition dans l'espace libre
\tilde{y}	Observation de la condition dans l'espace contraint
y_a	Observation de l'état de la catégorie de petits dommages
y_b	Observation de l'état de la catégorie de dommages moyens
y_c	Observation de l'état de la catégorie de dommages importants
y_d	Observation de l'état de la catégorie de dommages très importants
y_{op}	Observation attendue dans une catégorie structurelle principale
y_{os}	Observation attendue dans une catégorie structurelle secondaire
y_{gp}	Observation attendue dans un groupe structurel principal
y_{gs}	Observation attendue dans un groupe structurel secondaire
\mathbb{Z}^+	Ensemble d'entiers positifs
\mathbf{Z}	Matrice de probabilité de transition
\mathbf{Z}_c	Matrice des points de référence

z	Attribut structurel
\mathbf{z}_c	Vecteur de points de référence pour une seule covariable
α	Paramètre de distribution Gamma
β	Paramètre de distribution Gamma
$\boldsymbol{\delta}$	Vecteur d'états cachés de changement de détérioration
δ	Évolution de l'état de détérioration
$\dot{\delta}$	Évolution de la vitesse de détérioration
$\ddot{\delta}$	Évolution de l'accélération de la détérioration
Δt	Durée du pas de temps
ϵ	Estimation de l'état d'erreur de la détérioration post-interventions
η	Tolérance de convergence
Γ	Fonction Gamma
γ	Asymétrie de la distribution normale
λ	Poids du mélange dans l'approche du mélange gaussien
μ	Valeur attendue
$\boldsymbol{\mu}$	Vecteur des valeurs attendues
ν	Limite d'itération par paramètre
ω	Poids associé à l'état de détérioration discret
ρ	Limite de décrochage
σ	Écart-type
$\boldsymbol{\Sigma}$	Matrice de covariance
τ	Temps d'intervention
$\boldsymbol{\theta}$	Vecteur des paramètres du modèle
$\boldsymbol{\theta}^m$	Sous-ensemble de paramètres du modèle
$\boldsymbol{\theta}^s$	Vecteur des paramètres initiaux du modèle
$\boldsymbol{\theta}^\kappa$	Vecteur des paramètres de régression du noyau
ζ	Décrochage initial
∞	Infini

Abréviations

DJMA	Débit Journalier Moyen Annuel
DJMAC	Débit Journalier Moyen Annuel-Camions
EVM	Estimation de Vraisemblance Maximale
FDP	Fonction de Densité de Probabilité
FDC	Fonction de Distribution Cumulative
FK	Filtre de Kalman

IPDI	Interpolation Pondérée par Distance Inverse
LK	Lissage de Kalman
MEE	Modèle Espace d'États
MEE-RN	Modèle hybride de Modèle Espace d'États & Régression par Noyau
MMD	Modèle Markovien discret
NR	Newton-Raphson
PG	Processeur Graphique
RN	Régression par Noyau
RNA	Réseau de Neurones artificiel
SES	Surveillance de l'État de la Structure
UCT	Unité Centrale de Traitement

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Cadre d'Estimation des Paramètres pour le Modèle de Détérioration MEE	110
Annexe B	Cadre d'Estimation des Paramètres pour le Modèle de Détérioration MEE-RN	111
Annexe C	Fonctions du Noyau :	112
Annexe D	Prise de Décision pour les Interventions Synthétiques	113
Annexe E	Analyse de la Détérioration Basée sur les Attributs des Ponts à l'Échelle du Réseau	114
Annexe F	Catégories d'Éléments Structurels	116
Annexe G	Effet des interventions à l'échelle du réseau sur les catégories structurelles	118
Annexe H	Caractéristiques des catégories structurelles à l'échelle du réseau . . .	122

CHAPITRE 1 Introduction

1.1 Motivation

Les niveaux de service et de sécurité associés aux infrastructures de transport sont souvent liés à la croissance économique d'une société [2, 3]. En tant qu'atout, l'infrastructure de transport doit être surveillée et entretenue régulièrement. Par conséquent, la surveillance de l'état de la structure (SES) des ponts attire de plus en plus l'attention des chercheurs et des gestionnaires d'infrastructures [4]. Les systèmes de SES pour les ponts englobent de nombreuses techniques et pratiques qui peuvent être classées en trois schémas généraux [5]. Ces schémas sont : a) des systèmes de surveillance basés sur des capteurs, b) des systèmes de surveillance basés sur des inspections visuelles, c) des systèmes de surveillance basés sur une combinaison d'inspections visuelles et de capteurs [5]. Chaque système cité ci-dessus présente des avantages et des inconvénients qui justifient ou non son utilisation. Les systèmes de surveillance basés sur des capteurs peuvent fournir une rétroaction continue sur des phénomènes ou des comportements spécifiques associés aux éléments structurels. Cependant, la capacité de transformer des données basées sur des capteurs en informations utiles pour les gestionnaires limite actuellement l'applicabilité à plus grande échelle de tels systèmes. D'autre part, les inspections visuelles consistent en des inspections sur place effectuées par des équipes d'inspecteurs. Les inspections visuelles ont le principal avantage de fournir des informations directes sur l'état de santé d'une structure. Ces informations sont basées sur des évaluations structurelles générales qui ne ciblent pas un dommage ou un composant structurel spécifique [5]. En conséquence, les inspections visuelles ont été considérées par de nombreux propriétaires d'infrastructures comme la principale option pour la surveillance à l'échelle du réseau [1, 6, 7].

Bien que les inspections visuelles soient une approche de surveillance populaire, avec de nombreux avantages, ce système de surveillance souffre de pénuries qui limitent son efficacité. Premièrement, les inspections visuelles sont effectuées par différents inspecteurs au fil du temps, de sorte qu'il est courant d'avoir des incohérences dans les données. Ces incohérences introduisent des difficultés pour différencier les erreurs de mesure et les changements avérés de l'état d'une structure. Deuxièmement, la fréquence des inspections visuelles varie d'un pont à l'autre, allant généralement d'une inspection par an à une inspection tous les quatre ans. Par conséquent, il y a généralement peu de données de surveillance disponibles sur de longues périodes, ce qui engendre des difficultés dans l'interprétation de ces données [5].

L'incertitude et l'insuffisance des données de surveillance entraînent des difficultés et des défis

dans l'élaboration de modèles précis de détérioration structurelle. Ces modèles sont essentiels pour interpréter les données d'inspection et améliorer leur utilité dans la planification de la maintenance et la prise de décision. La nécessité d'améliorer les systèmes de prise de décision a été soulignée par un rapport du Centre canadien de politiques alternatives [8], en plus de différents rapports d'organisations internationales telles que l'Organisation de coopération et de développement économiques OCDE [9].

Ce projet de recherche présente de nouvelles méthodes basées sur les données qui améliorent l'interprétabilité des données d'inspection visuelle à l'échelle du réseau. Le résultat de ce projet est un ensemble de méthodes qui aideront à surveiller et à entretenir les infrastructures de transport existantes. Ces techniques permettent de suivre la performance des éléments structurels, de prévoir l'état de détérioration, d'évaluer la variation du taux de détérioration et de quantifier l'effet des interventions.

1.2 Surveillance à l'échelle du réseau des ponts

La Figure 1.1 illustre la hiérarchie des informations pour une base de données d'un réseau de transport. Les niveaux identifiés dans cette hiérarchie sont : le *niveau du réseau*, le *niveau du pont* et le *niveau de l'élément*. Le niveau du réseau définit les propriétés régionales du réseau de transport, qui incluent des informations sur le pays, la province et le code d'inspection utilisé pour évaluer les structures. Le niveau du pont est défini par l'ensemble des ponts $\mathcal{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_B\}$, avec chaque pont b_j décrit par $\mathbf{z}_j \in \mathcal{Z}$, l'ensemble des attributs structurels. Les attributs structurels \mathbf{z}_j incluent les géolocalisations (latitude, longitude), les charges de trafic (par exemple, le trafic quotidien moyen annuel), l'année de construction et d'autres propriétés liées à la structure. Le dernier niveau est le niveau des éléments structurels, défini par l'ensemble $\mathcal{E}_j = \{\mathcal{S}_1^j \cup \dots \cup \mathcal{S}_m^j\} = \{e_1^j, e_2^j, \dots, e_{E_j}^j\}$, où l'élément structurel e_p^j représente le p -ième élément structurel associé à la m -ième catégorie structurelle \mathcal{S}_m^j dans le pont b_j . Ici, une catégorie structurelle \mathcal{S} fait référence à l'ensemble des éléments structurels ayant des caractéristiques ou un rôle similaire dans le pont (par exemple, les poutres). Le niveau d'élément structurel contient des informations sur le matériau et le type de l'élément, les données d'inspection, l'emplacement à l'intérieur du pont et d'autres propriétés liées à l'élément. Les données d'inspection fournissent des informations sur le processus de détérioration, qui comprend le temps d'inspection t , l'inspecteur I_i - appartenant à l'ensemble des inspecteurs $\mathcal{I} = \{I_1, I_2, \dots, I_I\}$ - responsable de l'évaluation des ponts dans \mathcal{B} , et la condition de détérioration de l'élément structurel $\tilde{y} \in [l, u]$, avec l représentant la pire condition possible et u représentant la meilleure condition. Le symbole (\sim) dans \tilde{y} est utilisé pour différencier les observations dans l'espace borné $[l, u]$ de celles dans l'espace illimité \mathbb{R} . Les données d'inspec-

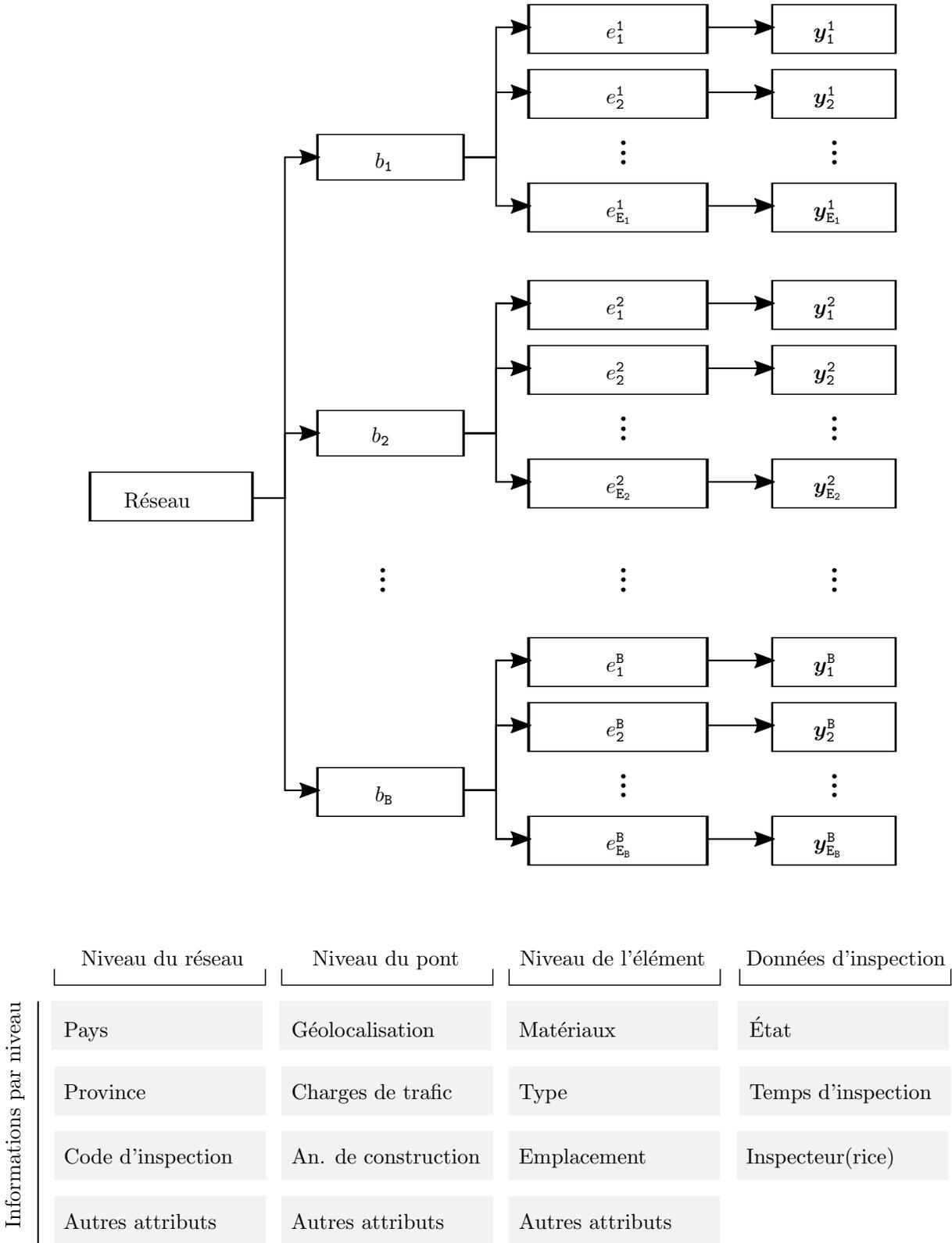


Figure 1.1 Hiérarchie des informations pour la base de données à l'échelle du réseau

tion soutiennent l'essentiel de l'analyse de la détérioration, néanmoins, d'autres informations relatives au pont en question peuvent également contribuer à l'analyse, en identifiant les schémas de détérioration présentés dans les attributs communs du réseau de ponts.

Les informations sur la maintenance et l'intervention pour les ponts dans \mathcal{B} sont conservées dans une base de données séparée. Ce segment d'informations est défini par $\mathcal{R}^* = \{\mathcal{R}_1, \dots, \mathcal{R}_j, \dots, \mathcal{R}_{B_r}\}$, où \mathcal{R}_j représente les interventions effectuées sur le pont b_j , et B_r est le nombre de ponts ayant subi des interventions. Chaque intervention est définie par $\mathcal{R}_j = \{\mathbf{h}^j, \tau_j\}$, avec $\mathbf{h}^j = [h_1^j \ \dots \ h_r^j \ \dots \ h_R^j]^\top$ un vecteur de \mathbb{R} catégories d'intervention et τ_j est le temps d'intervention. Une catégorie d'intervention h_r peut être appliquée à un ou plusieurs éléments structurels dans différents ponts. Dans le cadre de cette étude, chaque élément structurel de l'ensemble de données a subi une seule intervention dans la fenêtre temporelle des données disponibles.

1.3 Objectifs de recherche

Ce projet de recherche vise à développer des méthodes basées sur les données qui sont bien adaptées aux analyses des données d'inspection et d'intervention des infrastructures de transport à l'échelle du réseau. Les principaux objectifs de ce travail sont :

- Modéliser la détérioration des infrastructures à partir d'inspections visuelles à l'échelle du réseau tout en tenant compte du caractère subjectif de ces inspections.
- Quantifier les effets locaux et à l'échelle du réseau des interventions sur la base d'inspections visuelles.
- Valider et vérifier les méthodes proposées avec des ensembles de données réels et synthétiques.

1.4 Grandes lignes du projet

Le contenu de ce rapport est organisé comme suit : Le chapitre 2 présente une revue de la littérature qui recense les forces et les limites des méthodes existantes de modélisation du comportement de détérioration à partir d'inspections visuelles, en plus de présenter les fondements théoriques des modèles espace d'états (MEE), qui sont utilisés pour effectuer l'analyse de détérioration dans ce projet. Le chapitre 3 décrit la formulation du MEE en tant que modèle de détérioration et décrit les principales caractéristiques des données d'inspections visuelles. Le chapitre 4 présente un cadre hybride qui combine le MEE et la régression par noyau (RN), afin de tirer parti de similitudes structurelles de différents ponts et de les exploiter pour améliorer les performances du modèle de détérioration. Le chapitre 5 décrit une

nouvelle approche qui permet de quantifier les effets des interventions, ainsi que l'intégration de cette approche dans le modèle de détérioration MEE-RN. Ceci est suivi par l'estimation des états de détérioration globaux pour les ponts et l'ensemble du réseau dans le chapitre 6, ce qui est fait en utilisant les méthodes proposées. Enfin, le chapitre 7 fournit les conclusions du projet, les limites existantes et les orientations futures de la recherche.

1.5 Articles co-rédigés

La majorité des travaux présentés dans ce projet ont déjà été publiés ou soumis pour publication. La liste des articles co-rédigés est composée de :

- Hamida, Z. and Goulet, J.-A. (2020). Modeling Infrastructure Degradation from Visual Inspections Using Network-Scale State-Space Models. *Structural Control and Health Monitoring*. 27(9) :e2582.
- Hamida, Z. and Goulet, J.-A. (2020). Network-Scale Deterioration Modelling Based on Visual Inspections and Structural Attributes. *Structural Safety*.88 :102024
- Hamida, Z. and Goulet, J.-A. (Submitted, 2020). Quantifying the Effects of Interventions Based on Visual Inspections of Bridges Network. *Structure and Infrastructure Engineering*.

CHAPITRE 2 Revue de littérature

Ce chapitre présente une brève introduction sur la gestion des ponts à l'échelle du réseau et ses composantes, suivie d'un examen des techniques de pointe utilisées pour modéliser la dégradation des infrastructures et l'effet des interventions. La revue identifie les limites des méthodes existantes et justifie les objectifs du projet présentés au chapitre 1.

2.1 Système de gestion des ponts (SGP)

Les systèmes de gestion des ponts (SGP) sont utilisés pour gérer les informations et maintenir la santé du réseau de ponts à long terme et ce sous des contraintes budgétaires [10]. Un SGP de base est composé de modules traitant du stockage des données, des coûts de maintenance, des modèles de détérioration, des modèles d'optimisation et d'analyse ainsi que des fonctions de mise à jour [10,11]. L'un des rôles essentiels d'un SGP est de soutenir la prise de décision pour la maintenance et la planification. Par conséquent, le succès d'un SGP dépend de la capacité d'interprétation des données d'inspection et d'estimation de l'état futur des structures [12,13]. Dans ce projet, l'accent sera mis principalement sur les méthodes utilisées pour interpréter les données provenant d'inspections visuelles afin de modéliser le comportement de détérioration et de quantifier l'effet des interventions de maintenance sur les ponts.

2.2 Surveillance à l'échelle du réseau à l'aide d'inspections visuelles

Les inspections visuelles sont des inspections pratiques effectuées sur place par des équipes d'inspecteurs. La méthode d'évaluation en inspection visuelle est principalement basée sur l'observation visuelle, et dans certains cas, ces observations peuvent être validées par un instrument ou un outil (par exemple, en utilisant un marteau pour examiner la délamination du béton) [1]. Ainsi, les inspections visuelles sont connues pour être subjectives, car elles reposent sur l'expérience et le jugement de l'inspecteur [14]. Un exemple qui fournit un aperçu du processus d'inspection visuelle est illustré dans la Figure 2.1. Dans cet exemple, la Figure 2.1a montre un élément structurel avec une tache de rouille sur la surface du béton, et la Figure 2.1b montre un renfort rouillé apparent dans un élément structurel. Les deux cas impliquent une corrosion dans l'armature, et le niveau de gravité des dommages dans les deux cas est *Moyen*, selon les normes spécifiées par le Manuel des inspections du MTQ [1]. Bien que les cas de dommages semblent différents, la réduction de la section dans la Figure 2.1b est considérée comme négligeable. Par conséquent, le dommage présenté sur la Figure 2.1b

est traité de la même manière que celui montré sur la Figure 2.1a. De plus amples détails sur la méthode d'évaluation sont fournis en §3.5.1. Lors des inspections visuelles, l'inspecteur est tenu de déterminer le type et le niveau de gravité des dommages de chaque défaut, en plus du pourcentage de la surface de l'élément structurel affectée par les dommages [1].



(a) Tache de rouille sur un élément structurel en béton.



(b) Renfort rouillé apparent dans un élément de structure, avec une réduction négligeable de la section de renforcement.

Figure 2.1 Exemples de corrosion des armatures dans les éléments de structure tirés du Manuel d'Inspection [1].

L'application d'inspections visuelles à l'échelle du réseau indique que les inspections sont effectuées sur un certain nombre de ponts, en utilisant les mêmes normes d'inspection. La fréquence des inspections sur chaque pont peut varier et est déterminée en fonction de différents facteurs tels que l'âge du pont ou le débit journalier moyen annuel (DJMA) [1]. Généralement, les inspections sont effectuées sur une base annuelle, allant d'une inspection tous les quatre ans à une inspection par an. Lors des inspections à l'échelle du réseau, un inspecteur peut ou non inspecter le même pont qu'il a inspecté auparavant.

2.3 Modélisation de la détérioration & des données de séries chronologiques

Différentes méthodes existent dans la littérature pour décrire le comportement de détérioration des éléments structurels sur la base d'inspections visuelles [7, 12, 15–20]. La majorité de ces méthodes sont réparties en deux approches : les modèles de détérioration de Markov et les modèles basés sur la régression. Néanmoins, dans le contexte des inspections visuelles des ponts, le *modèle Markovien discret* (ou *processus de Markov*) est le plus représenté dans la littérature [7, 15–18]. Cette section décrit les concepts de base du modèle Markovien discret (MMD) et des modèles basés sur la régression ainsi que leurs limites existantes. La dernière

partie de cette section présente les fondements théoriques des modèles espace d'états (MEE), qui sont utilisés comme principal cadre de détérioration dans ce projet.

2.3.1 Modèle Markovien discret (MMD)

Un MMD décrit l'évolution temporelle des systèmes stochastiques dans lesquels l'état futur dépend seulement de l'état présent [21]. Les principaux composants du MMD sont un ensemble d'états du système $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_X\}$ et un ensemble de probabilités de transition représentées par la matrice de transition $\mathbf{Z} \in [0, 1]^{X \times X}$. Une matrice de transition générique d'un MMD peut être écrite comme suit :

$$\mathbf{Z} = \begin{matrix} & \begin{matrix} x_1^{t+1} & \cdots & x_j^{t+1} & \cdots & x_X^{t+1} \end{matrix} \\ \begin{matrix} p_{11} & \cdots & p_{1j} & \cdots & p_{1X} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{i1} & \cdots & p_{ij} & \cdots & p_{iX} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{X1} & \cdots & p_{Xj} & \cdots & p_{XX} \end{matrix} & \begin{matrix} x_1^t \\ \vdots \\ x_i^t \\ \vdots \\ x_X^t \end{matrix} \end{matrix} .$$

Chaque composant $p_{ij} \in [0, 1]$ dans \mathbf{Z} représente la probabilité conditionnelle de passer de l'état x_i au temps t à l'état x_j au temps $t + 1$ de sorte que, $p_{ij} = \Pr(x_j^{t+1} | x_i^t)$. Dans le cadre de la modélisation de la détérioration structurelle, chaque état du système représente un état qualitatif de détérioration. La Figure 2.2 illustre un modèle de détérioration avec quatre états de détérioration : *Excellent* (x_1), *Bon* (x_2), *Endommagé* (x_3) et *Gravement endommagé* (x_4). Les flèches dans le graphique représentent les transitions possibles entre les états associés aux probabilités de transition qui forment collectivement la matrice de transition,

$$\mathbf{Z} = \begin{matrix} & \begin{matrix} x_1^{t+1} & x_2^{t+1} & x_3^{t+1} & x_4^{t+1} \end{matrix} \\ \begin{matrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ 0 & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ 0 & 0 & p_{33} & p_{34} \\ 0 & 0 & 0 & p_{44} \end{matrix} & \begin{matrix} x_1^t \\ x_2^t \\ x_3^t \\ x_4^t \end{matrix} \end{matrix} .$$

Les termes sous la diagonale de \mathbf{Z} sont égaux à 0 car le processus de détérioration est monotone dans le temps (i.e. irréversible). L'intervalle de temps entre t et $t + 1$ est généralement pris égal à 1 an dans le cas des inspections visuelles, par conséquent, il serait inattendu qu'un élément structurel saute un état de détérioration du temps t au temps $t + 1$ [15, 22]. Par

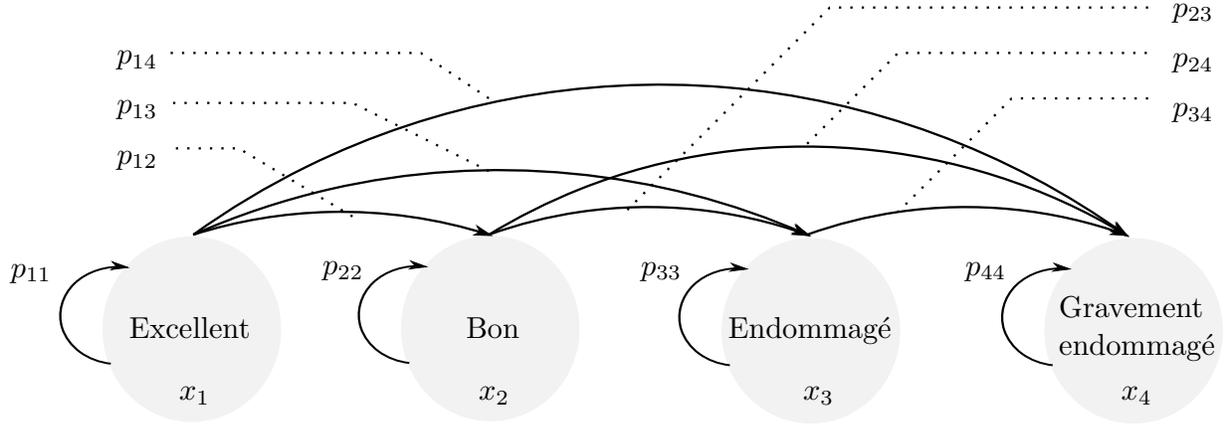


Figure 2.2 Les états du modèle Markovien discret avec les flèches représentant toutes les transitions possibles dans un modèle de détérioration.

conséquent, la matrice de transition peut être encore simplifiée en,

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} x_1^{t+1} & x_2^{t+1} & x_3^{t+1} & x_4^{t+1} \\ p_{11} & 1 - p_{11} & 0 & 0 \\ 0 & p_{22} & 1 - p_{22} & 0 \\ 0 & 0 & p_{33} & 1 - p_{33} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{matrix} x_1^t \\ x_2^t \\ x_3^t \\ x_4^t \end{matrix}. \quad (2.1)$$

L'hypothèse susmentionnée réduit le nombre de probabilités de transition à estimer pour le modèle. L'estimation des probabilités de transition p_{ij} se fait sur la base des données d'inspection et en utilisant l'*Estimation de Vraisemblance Maximale* (EVM) [23], exprimée par,

$$\mathcal{L}(p) = \sum_{i,j}^{\mathbf{x}} N_{ij} \log(p_{ij}),$$

où $\mathcal{L}(\cdot)$ est la fonction de Log-vraisemblance et N_{ij} est le nombre de transitions observées de l'état x_i^t à l'état x_j^{t+1} . La maximisation de $\mathcal{L}(\cdot)$ est effectuée en maintenant la contrainte $\sum_{j=1}^{\mathbf{x}} p_{ij} = 1$. Une approche pour résoudre cette maximisation consiste à utiliser le *multiplieur de Lagrange* [23], qui conduit à l'estimation suivante,

$$\hat{p}_{ij} = \frac{N_{ij}}{\sum_{j=1}^{\mathbf{x}} N_{ij}}.$$

L'estimation de p_{ij} est encore améliorée en utilisant différentes formulations et méthodes qui s'adaptent au contexte des inspections visuelles [15, 22, 24–26]. Ces méthodes reposent principalement sur la minimisation récursive de la différence entre l'état de détérioration prévu et l'état de détérioration observé des éléments structurels [22]. D'autres extensions du cadre du MMD sont introduites dans diverses études pour améliorer ses performances [7, 27, 28]. Zhang et al. [28] ont modifié la matrice de transition en une matrice de transition stochastique pour incorporer l'incertitude épistémique dans le MMD. Pour cela, un terme d'erreur $\epsilon \sim \text{Beta}(\alpha, \beta)$ est ajouté à la diagonale de la matrice de transition \mathbf{Z} . Van Erp et Orcesi [27] ont combiné le processus de Markov avec un échantillonnage imbriqué pour améliorer l'estimation des paramètres et attribuer des limites de confiance aux matrices de transition de Markov. Soetjianto et al. [7] ont développé une approche hybride de la *Markov-dynamique du système* (MDS), qui permet d'analyser l'interdépendance des différentes facettes sur la fiabilité du système.

Alors que de nombreuses études ont adopté le *modèle Markovien discret*, l'utilisation d'un tel modèle est soumise à de nombreuses limitations. Les MMD actuels ont pris en compte une partie de l'incertitude *épistémique* et de l'incertitude *aléatoire* dans les données d'inspection [28], mais l'incertitude due aux inspecteurs est généralement négligée. L'incertitude due aux inspecteurs est considérée dans de nombreuses études comme l'une des principales sources de variabilité des inspections visuelles en raison de la nature subjective de l'évaluation [5, 6]. Théoriquement, l'incertitude due à l'inspecteur peut être estimée dans un *modèle Markov caché* (MMC) [29] à l'aide une *matrice d'observation* pour chaque inspecteur. Cependant, en pratique, étant donné le grand nombre d'inspecteurs, l'estimation d'une *matrice d'observation* pour chaque inspecteur est rarement possible. En effet, la quantité de données requise pour l'estimation des paramètres du modèle est inatteignable, en plus d'être coûteuse en calcul. Une autre limitation des MMD concerne l'aspect discrétisation. S'appuyer sur des états discrets pour représenter un processus physique naturellement continu peut introduire des erreurs d'approximation. Ces erreurs d'approximation peuvent entraîner des failles supplémentaires dans la prévision du processus de détérioration [30]. De plus, la vitesse de détérioration dans le temps ne peut pas être directement quantifiée, car quantifier la vitesse nécessite de représenter la détérioration par un processus continu. L'importance de quantifier la vitesse de détérioration découle de la perspective de permettre une analyse plus approfondie telle que la modélisation de l'effet des interventions. D'autres facteurs tels que la stationnarité des probabilités de transition et l'interprétabilité qui sont détaillées dans les travaux de Zambon et al. [31] s'ajoutent aux limites des modèles de Markov. Des études récentes ont abordé les problèmes de stationnarité et de discrétisation en utilisant un modèle de processus semi-Markov [19, 32, 33]. Cependant, ce type de modèle peut nécessiter un

modèle de détérioration analytique pour améliorer sa performance [31].

2.3.2 Méthodes de régression

Une autre manière de modéliser la détérioration en se basant sur des inspections visuelles consiste à utiliser des méthodes basées sur la régression [12, 20, 34]. La régression consiste à modéliser la relation entre la réponse du système y et un ou plusieurs attributs (ou covariables) \mathbf{z} de ce même système. Ce type de modèle est décrit mathématiquement par $\mathbf{y} = g(\mathbf{z})$. Les données utilisées dans la construction de modèles de régression sont définies par des paires d'observations et de covariables $\mathcal{D} = \{(z_i, y_i), \forall i = 1 : D\}$, où y_i est une observation associée aux covariables $\mathbf{z}_i = [z_1, z_2, \dots, z_q]^T$. Diverses techniques de régression sont employées pour résoudre les problèmes de surveillance de la santé structurelle [35]. Dans les limites des inspections visuelles, le réseau de neurones artificiels (RNA) est l'approche la plus courante [12, 20, 34].

L'utilisation d'un RNA pour modéliser la détérioration structurelle à partir de données d'inspections visuelles a été démontrée dans différentes études [12, 20]. Huang [20] a identifié des attributs structurels significatifs grâce à une analyse statistique (ANOVA) et a utilisé un modèle de RNA pour prédire la détérioration future des tabliers en béton. Lee et al. [12] ont utilisé un modèle de RNA pour prédire la détérioration en se basant sur les volumes de trafic et la croissance démographique autour de la zone du pont. Leur étude a démontré que des facteurs non liés aux ponts (par exemple, la croissance démographique autour de la zone du pont) peuvent expliquer les schémas de détérioration structurelle des ponts.

Dans la littérature, il est noté que l'application des modèles de régression est généralement limitée par rapport aux MMD. Ceci peut s'expliquer principalement par l'incompatibilité de ces modèles avec le contexte des inspections visuelles. Par exemple, dans le cas où peu d'observations sont disponibles, il devient difficile pour un modèle basé sur la régression d'évaluer la dépendance temporelle dans l'ordre chronologique et de fournir une prédiction fiable [36, 37]. De plus, les performances des méthodes de régression dépendent aussi de la qualité des attributs sélectionnés utilisés dans l'apprentissage du modèle. La qualité d'un ensemble de données peut être mesurée par : l'exhaustivité, l'unicité, l'actualité, la validité, l'exactitude et la cohérence [38]. En pratique, ces exigences sont difficiles à satisfaire. D'autres exigences dans l'analyse de régression sont liées à la complétude de l'échantillon ou autrement dit, à la représentation équilibrée des réponses du système. Dans le contexte de la surveillance de l'état d'une structure, cela signifie que l'on doit avoir une représentation égale de tous les niveaux de détérioration des éléments structurels. La propriété susmentionnée est difficile en pratique car la majorité des structures sont maintenues en bonne santé et les éléments structurels sont rarement en mauvais état. La pénurie d'éléments en mauvais état peuvent avoir un

impact significatif sur les performances du modèle, c'est pourquoi des efforts supplémentaires sont nécessaires pour réduire l'effet de ces limitations. Enfin, la formation et la validation des modèles basés sur la régression sont dans la plupart des cas des processus hors ligne. Par conséquent, lorsque de nouvelles données d'inspection sont disponibles, il est nécessaire de répéter la formation et la validation du modèle. Néanmoins, d'après l'enquête sur les études basées sur la régression, il est possible que certains attributs structurels puissent transmettre des informations sur le modèle de détérioration structurelle au fil du temps [20].

2.3.3 Modèle espace d'états

Les *modèles espace d'états* (MEE) sont bien adaptés aux données de séries chronologiques et permettent d'estimer les états cachés d'un système à partir d'observations imparfaites. Le terme *états cachés* fait référence aux états non observables du système. Un modèle espace d'états est composé en réalité de deux modèles : un *modèle d'observation* et un *modèle de transition*. Les formules décrivant chaque modèle sont,

$$\overbrace{\mathbf{y}_t = \mathbf{C}\mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t}^{\text{modèle d'observation}}, \underbrace{\mathbf{v}_t : \mathbf{V} \sim \mathcal{N}(\mathbf{v}; \mathbf{0}, \mathbf{R}_t)}_{\text{erreurs d'observation}} \quad (2.2)$$

$$\overbrace{\mathbf{x}_t = \mathbf{A}\mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{w}_t}^{\text{modèle de transition}}, \underbrace{\mathbf{w}_t : \mathbf{W} \sim \mathcal{N}(\mathbf{w}; \mathbf{0}, \mathbf{Q}_t)}_{\text{erreurs de processus}} \quad (2.3)$$

où \mathbf{y}_t représente les observations, \mathbf{C} est la matrice d'observation, \mathbf{x}_t est le vecteur d'état au temps t : $\mathbf{x}_t : \mathbf{X} \sim \mathcal{N}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\Sigma}_t)$, \mathbf{A} est la matrice de transition d'état, \mathbf{v}_t , \mathbf{w}_t sont les erreurs d'observation et de processus et \mathbf{R}_t , \mathbf{Q}_t représentent respectivement les matrices de covariance d'erreur d'observation et de transition. Différents algorithmes d'estimation des états cachés existent dans la littérature pour différents types de problèmes [39–41]. Dans cette revue, les formulations mathématiques du *Filtre de Kalman* (FK), *Lissage de Kalman* (LK) et l'estimation des états contraints sont décrites en détail car ce projet s'appuie sur ces dernières pour développer le cadre de détérioration à l'échelle du réseau proposé.

Filtre de Kalman & lissage de Kalman

Le filtre de Kalman (FK) est une méthode utilisée pour estimer les états cachés d'un système dynamique linéaire [42]. Les états cachés sont estimés dans le FK au temps t via une *étape*

de prédiction et une étape de mise à jour. L'étape de prédiction est décrite par,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\mathbf{X}_t|\mathbf{y}_{1:t-1}] &\equiv \boldsymbol{\mu}_{t|t-1} = \mathbf{A}\boldsymbol{\mu}_{t-1|t-1} \\ \text{cov}[\mathbf{X}_t|\mathbf{y}_{1:t-1}] &\equiv \boldsymbol{\Sigma}_{t|t-1} = \mathbf{A}\boldsymbol{\Sigma}_{t-1|t-1}\mathbf{A}^\top + \mathbf{Q}_t.\end{aligned}\tag{2.4}$$

Le terme $\mathbb{E}[\mathbf{X}_t|\mathbf{y}_{1:t-1}]$ fait référence à la valeur attendue du vecteur d'état \mathbf{x}_t au moment t étant donné toutes les observations $\mathbf{y}_{1:t-1}$ jusqu'au temps $t - 1$. Si une observation est disponible au temps t , les estimations de la valeur attendue et de la covariance sont mises à jour avec les informations d'observation en utilisant l'étape de mise à jour. L'étape de mise à jour repose sur la probabilité conditionnelle d'estimer la valeur attendue postérieure et la covariance au temps t . Les équations décrivant l'étape de mise à jour sont,

$$\begin{aligned}f(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:t}) &= \mathcal{N}(\mathbf{x}_t; \boldsymbol{\mu}_{t|t}, \boldsymbol{\Sigma}_{t|t}) \\ \boldsymbol{\mu}_{t|t} &= \boldsymbol{\mu}_{t|t-1} + \mathbf{K}_t(\mathbf{y}_t - \mathbf{C}\boldsymbol{\mu}_{t|t-1}) \\ \boldsymbol{\Sigma}_{t|t} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t\mathbf{C})\boldsymbol{\Sigma}_{t-1|t-1} \\ \mathbf{K}_t &= \boldsymbol{\Sigma}_{t-1|t-1}\mathbf{C}^\top\mathbf{G}_t^{-1} \\ \mathbf{G}_t &= \mathbf{C}\boldsymbol{\Sigma}_{t-1|t-1}\mathbf{C}^\top + \mathbf{R},\end{aligned}\tag{2.5}$$

où $\boldsymbol{\mu}_{t|t} \equiv \mathbb{E}[\mathbf{X}_t|\mathbf{y}_{1:t}]$ est la valeur attendue postérieure et $\boldsymbol{\Sigma}_{t|t} \equiv \text{cov}[\mathbf{X}_t|\mathbf{y}_{1:t}]$ la covariance postérieure au temps t , conditionnée par les observations jusqu'au temps t , \mathbf{K}_t est la matrice de gain de Kalman, \mathbf{I} est la matrice identité et \mathbf{G}_t est la matrice de covariance de l'innovation. L'algorithme FK est exprimé sous la forme abrégée comme suit :

$$(\boldsymbol{\mu}_{t|t}, \boldsymbol{\Sigma}_{t|t}, \mathcal{L}_t) = \text{Filtre de Kalman}(\boldsymbol{\mu}_{t-1|t-1}, \boldsymbol{\Sigma}_{t-1|t-1}, \mathbf{y}_t, \mathbf{A}_t, \mathbf{Q}_t, \mathbf{C}_t, \mathbf{R}_t),\tag{2.6}$$

où \mathcal{L}_t représente la log-vraisemblance pour l'observation \mathbf{y}_t . En plus du FK, le Lissage de Kalman (LK) est utilisé pour améliorer de manière rétrospective les estimations du FK en se basant sur des informations provenant de l'ensemble de la série chronologique. Les équations *RTS Lissage de Kalman* [43] sont définies par,

$$\begin{aligned}f(\mathbf{x}_t|\mathbf{y}_{1:T}) &= \mathcal{N}(\mathbf{x}_t; \boldsymbol{\mu}_{t|T}, \boldsymbol{\Sigma}_{t|T}) \\ \boldsymbol{\mu}_{t|T} &= \boldsymbol{\mu}_{t|t} + \mathbf{J}_t(\boldsymbol{\mu}_{t+1|T} - \boldsymbol{\mu}_{t+1|t}) \\ \boldsymbol{\Sigma}_{t|T} &= \boldsymbol{\Sigma}_{t|t} + \mathbf{J}_t(\boldsymbol{\Sigma}_{t+1|T} - \boldsymbol{\Sigma}_{t+1|t})\mathbf{J}_t^\top \\ \mathbf{J}_t &= \boldsymbol{\Sigma}_{t|t}\mathbf{A}^\top\boldsymbol{\Sigma}_{t+1|t}^{-1}.\end{aligned}\tag{2.7}$$

Estimation des états contraints

Dans certaines applications, il est nécessaire de contraindre les estimations d'état des modèles espace d'états afin d'éviter de s'appuyer sur des estimations d'état incompatibles avec la physique du problème. Différentes approches sont décrites dans la littérature pour imposer des contraintes dans le cadre du FK [44, 45]. Dans cette étude, la méthode de troncature FDP [45] est utilisée pour gérer les contraintes d'état du modèle. Pour un vecteur d'état \mathbf{x}_t avec une valeur attendue $\boldsymbol{\mu}_{t|t} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ et une matrice de coefficients $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{1 \times n}$, le vecteur d'états cachés est contraint par

$$l \leq \mathbf{H}\mathbf{x}_t \leq u, \quad (2.8)$$

où l et u représentent respectivement les bornes inférieure et supérieure. La première étape pour appliquer les contraintes est de transformer le vecteur d'état \mathbf{x}_t dans un espace où les contraintes sont découplées et une seule composante de \mathbf{x}_t est contrainte, comme suit :

$$\bar{l} \leq \bar{x}_t \leq \bar{u}, \quad (2.9)$$

où \bar{x}_t est l'état transformé correspondant à la composante contrainte dans le vecteur d'état d'origine, \bar{l} et \bar{u} sont respectivement les bornes inférieure et supérieure transformées. L'imposition des contraintes dans l'Équation 2.9 peut être effectuée en approximant une FDP tronquée avec une valeur attendue $\hat{\mu}_{t|t}$ et une variance $\hat{\sigma}_{t|t}^2$ estimée en utilisant les équations ci-dessous,

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_{t|t} &= \bar{\alpha} \left[\exp\left(\frac{-\bar{l}^2}{2}\right) - \exp\left(\frac{-\bar{u}^2}{2}\right) \right], \\ \hat{\sigma}_{t|t}^2 &= \bar{\alpha} \left[\exp\left(\frac{-\bar{l}^2}{2}\right) (\bar{l} - 2\hat{\mu}_{t|t}) - \exp\left(\frac{-\bar{u}^2}{2}\right) (\bar{u} - 2\hat{\mu}_{t|t}) \right] + \hat{\mu}_{t|t}^2 + 1. \end{aligned}$$

Le calcul de $\bar{\alpha}$, \bar{l} et \bar{u} se fait selon

$$\bar{l} = \frac{l - (\mathbf{H}\boldsymbol{\mu}_{t|t})}{\sqrt{(\mathbf{H}\boldsymbol{\Sigma}_{t|t}\mathbf{H}^\top)}}, \quad \bar{u} = \frac{u - (\mathbf{H}\boldsymbol{\mu}_{t|t})}{\sqrt{(\mathbf{H}\boldsymbol{\Sigma}_{t|t}\mathbf{H}^\top)}}, \quad \bar{\alpha} = \frac{1}{\sqrt{\pi/2} \left[\operatorname{erf}\left(\frac{\bar{u}}{\sqrt{2}}\right) - \operatorname{erf}\left(\frac{\bar{l}}{\sqrt{2}}\right) \right]},$$

où $\operatorname{erf}(\cdot)$ représente la fonction d'erreur. La valeur contrainte attendue de l'état $\boldsymbol{\mu}_{t|t}$ et la covariance $\boldsymbol{\Sigma}_{t|t}$ dans le vecteur d'état d'origine sont mises à jour de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_{t|t} &= \mathbf{T}\mathbf{W}^{1/2}\mathbf{S}^\top [\hat{\mu} \ 0 \ \dots \ 0] + \boldsymbol{\mu}_{t|t}, \\ \boldsymbol{\Sigma}_{t|t} &= \mathbf{T}\mathbf{W}^{1/2}\mathbf{S}^\top \operatorname{diag}([\hat{\sigma}^2 \ 1 \ \dots \ 1])\mathbf{S}\mathbf{W}^{1/2}\mathbf{T}^\top. \end{aligned}$$

Les matrices \mathbf{T} et \mathbf{W} sont obtenues à partir de la décomposition canonique *Jordan* de $\Sigma_{t|t}$ et la matrice \mathbf{S} est obtenu par l'orthogonalisation de *Gram-Schmidt* [46]. La Figure 2.3 illustre un exemple de la méthode de troncature FDP appliquée sur un vecteur d'état à deux composantes $\mathbf{x} = [x_t, \dot{x}_t]$ avec $-10 < \dot{\mu}_{t|t} < 0$.

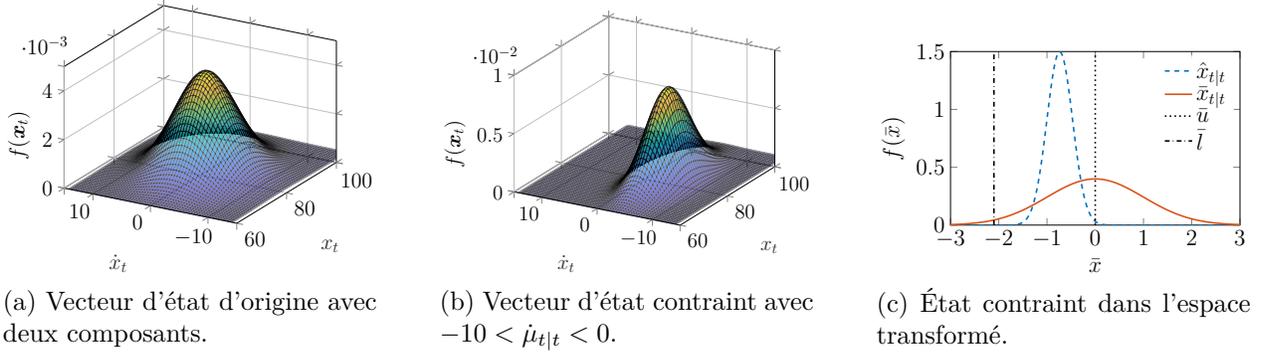


Figure 2.3 Exemple d'application de la méthode de troncature FDP pour un vecteur d'état avec une seule contrainte $\dot{\mu}_{t|t} < 0$.

Sur cette figure, l'état d'origine de la Figure 2.3a est contraint à l'aide de la troncature FDP, ce qui se traduit par l'état représenté sur la Figure 2.3b. De plus, la Figure 2.3c illustre la transformation des bornes et l'approximation de la FDP pour cet exemple. Les contraintes dans l'espace transformé deviennent $\bar{u} = 0$ et $\bar{l} = -2,44$ avec la FDP tronquée transformée définie par $\hat{\mu} = -0,77$ et $\hat{\sigma} = 0,56$.

2.4 Effet des interventions

Dans le contexte de la maintenance de ponts à l'échelle du réseau, une intervention peut être classée en trois catégories : *maintenance préventive*, *réhabilitation* et *remplacement* [47, 48]. Si l'on peut s'attendre à une plus grande amélioration suite à une réhabilitation par rapport à une maintenance préventive, il est important de quantifier empiriquement l'effet de chaque stratégie d'intervention sur l'état des éléments structurels. En effet, la planification des interventions à l'échelle du réseau est soumise à des contraintes budgétaires qui nécessitent une allocation efficace des ressources [49, 50]. En outre, la quantification de l'effet des interventions est essentielle pour maintenir l'exactitude des analyses de détérioration car il est probable qu'une structure subisse plusieurs interventions pendant la durée de vie de ses éléments structurels. Afin de quantifier l'effet des interventions, il est nécessaire de disposer d'informations sur l'état de détérioration des structures avant et après l'application des interventions.

La quantification de l’effet des interventions basées sur des inspections visuelles est traditionnellement effectuée dans un *modèle Markovien discret* (MMD) [15, 49, 51–53]. L’effet des interventions est traité par deux paramètres : l’amélioration de l’état et le délai de détérioration [15, 53]. Ces quantités sont déterminées en se fondant soit sur le jugement d’expert [15, 54], soit sur une estimation directe à partir des données d’inspection [49, 51, 53]. Dans les deux cas, l’effet de l’intervention est caractérisé par une valeur déterministe ou par trois valeurs de minimum, de maximum et de mode [54, 55]. Ces représentations sont insuffisantes car une même intervention sur différents éléments structurels peut conduire à des résultats différents [56]. De plus, quantifier l’effet des interventions directement à partir des observations implique de ne pas tenir compte de l’incertitude due aux inspecteurs, ce qui est également le cas dans les modèles de détérioration MMD. Dans l’ensemble, il y a actuellement un manque de méthodes dans lesquelles l’effet des interventions sur la détérioration structurelle est explicitement quantifié.

2.5 État de détérioration du pont & analyses à l’échelle du réseau

La réalisation d’analyses à l’échelle du réseau telles que la priorisation de l’entretien des ponts sous contraintes budgétaires nécessite une estimation globale de l’état de détérioration de chaque pont [50, 57–60]. Ceci se fait en agrégeant les informations de détérioration de nombreux éléments structurels et systèmes en un seul paramètre \tilde{s}_t^j qui permet d’effectuer des comparaisons entre les ponts. Cependant, l’agrégation est possible mais entraîne une certaine perte d’information [61]. En outre, les ponts peuvent jouer une multitude de rôles dans le réseaux, ce qui implique qu’au sein d’un même réseau, certains ponts ont plus de valeur que d’autres. Par exemple, certains ponts contribuent à la résilience du trafic du réseau, tandis que d’autres contribuent davantage à la résilience des services commerciaux. Par conséquent, il est important de prendre en compte différents facteurs lors de l’évaluation de l’estimation de la détérioration globale des ponts [62]. Il existe différentes approches pour estimer l’état de détérioration global d’un pont [57]. La méthode basée sur le ratio repose principalement sur le rapport de l’état de détérioration actuel $\tilde{x}_{t,p}^j$ par rapport à l’état parfait u_p^j des éléments structurels [57, 63], représentée par,

$$\tilde{s}_t^j = \frac{\sum_p^{E_j} (\tilde{x}_{t,p}^j \times c_p^j)}{\sum_p^{E_j} (u_p^j \times c_p^j)} \times 100,$$

où \tilde{s}_t^j est l’estimation globale de l’état de détérioration du pont b_j et c_p^j est le coût de remplacement de l’élément structurel e_p^j . Dans cette approche, le coût de remplacement représente la pondération qui vient mettre l’accent sur l’importance relative de l’élément par rapport au

pont. Ces coefficients de pondération peuvent être modélisés sur une échelle linéaire ou sur une échelle non linéaire qui amplifie le poids des éléments en mauvais état [63]. L'échelle non linéaire est utile pour évaluer la vulnérabilité des ponts en cas d'événements ou de dangers extrêmes [57]. L'une des limites de l'approche basée sur le ratio est qu'il est difficile d'estimer le coût de remplacement réel des éléments qui induisent des incertitudes supplémentaires sur l'estimation globale de l'état de détérioration du pont [57].

D'autres approches pour estimer l'état de détérioration global des ponts suggèrent d'agréger les états de détérioration des éléments structurels sur la base d'une moyenne pondérée par différents facteurs d'importance. Des facteurs d'importance peuvent être attribués au niveau de l'élément pour amplifier la criticité de certains éléments du pont (par exemple, l'étendue des dommages dans un élément), ou au niveau du réseau pour amplifier l'importance de certains ponts par rapport à d'autres (par exemple, la moyenne annuelle trafic journalier d'un pont). La détermination des poids associés à chaque facteur d'importance est une tâche subjective, qui repose principalement sur un jugement d'expert [57, 62]. Par conséquent, il est plus pratique d'évaluer chaque facteur indépendamment, ce qui permet de transmettre des informations sur l'état de détérioration du réseau sans hypothèse préalable.

2.6 Conclusions de la revue de la littérature

La revue de la littérature a couvert les principales méthodes utilisées pour modéliser la détérioration des structures à l'aide des données d'inspections visuelles. Plus précisément, la revue a examiné les modèles de Markov discrets et certaines méthodes basées sur la régression. Dans le cadre de l'analyse de la détérioration par MMD, l'incertitude due aux inspecteurs n'est pas prise en compte dans les analyses. En effet, l'incorporation de l'incertitude due à l'inspecteur est associée à une augmentation significative du nombre de paramètres du modèle à estimer, qui coïncide également avec la quantité de données requises pour le processus d'estimation. De plus, la prise en compte des informations provenant des attributs structurels dans un MMD est difficile et se fait au détriment d'un grand nombre de données disponibles pour estimer les probabilités de transition. Par exemple, pour prendre en compte l'âge de la structure, il est nécessaire de discrétiser les données en sous-ensembles de groupes d'âge, où chaque sous-ensemble est représenté par un ensemble de probabilités de transition. De même, la prise en compte d'autres attributs structurels (c'est-à-dire le matériau, le type de structure, ..., etc.) dans un modèle de Markov entraînera une augmentation du nombre de paramètres du modèle et une diminution de la quantité de données disponibles pour estimer chaque paramètre. Cela explique pourquoi la majorité des études qui utilisent un modèle de détérioration MMD ont négligé la dépendance entre la matrice de transition et les attributs

structurels. Enfin, représenter un processus intrinsèquement continu avec un modèle discret peut entraîner des défauts d'approximation, ce qui finit par affaiblir la capacité prédictive du modèle de détérioration et limiter le potentiel d'une analyse de détérioration plus poussée telle que l'estimation de la vitesse de détérioration. Compte tenu des limitations susmentionnées des modèles discrets, la revue a également couvert les fondements théoriques des modèles espace d'états, qui offrent une alternative de modélisation continue au MMD. Les chapitres suivants présentent les sous-composantes d'un cadre qui s'appuie sur des modèles espace d'états (MEE) pour décrire le comportement de détérioration à l'aide d'un modèle cinématique. Le MEE permet d'estimer la vitesse de détérioration et de quantifier efficacement l'incertitude due aux inspecteurs. L'utilisation de MEE offre également une compatibilité avec les méthodes basées sur la régression, ce qui permet d'exploiter les informations communes entre les structures pour améliorer les performances du modèle de détérioration. De plus, l'utilisation du MEE permet la modélisation stochastique de l'effet des interventions sur les éléments structurels ainsi qu'à l'échelle du réseau.

CHAPITRE 3 Modélisation de la détérioration à l'aide de modèles espace d'états

3.1 Introduction

Ce chapitre présente une méthode de modélisation du comportement de détérioration des éléments structurels basée sur des inspections visuelles à l'échelle du réseau. Le chapitre commence en §3.2 par une discussion sur les prérequis essentiels à la modélisation associés aux données d'inspections visuelles, suivi par la formulation mathématique du modèle de détérioration proposé et basé sur des modèles espace d'états (MEE) en §3.3. Par la suite, les détails et les propriétés des inspections visuelles réelles et des données synthétiques sont présentés en §3.5. Les données synthétiques sont utilisées pour la vérification des performances du MEE tandis que les données réelles sont utilisées pour la validation. Les analyses numériques et les résultats démontrant la capacité prédictive du modèle de détérioration MEE proposé sont présentés en §3.5. Enfin, une discussion et un résumé des résultats sont présentés en §3.6. Les principales contributions de ce chapitre sont :

- Une méthode pour quantifier l'incertitude due aux inspecteurs qui effectuent les inspections visuelles.
- Une méthode de quantification de l'incertitude des inspections basée sur l'état de détérioration de l'élément structurel et l'incertitude due aux inspecteurs.
- Une validation et une vérification du modèle proposé avec des ensembles de données réels et synthétiques, respectivement.

3.2 Caractéristiques des inspections visuelles

Cette section présente les défis existants dans la modélisation des données d'inspections visuelles ainsi que les solutions proposées tenant compte de ces défis.

3.2.1 Incertitude due aux inspecteurs

Les inspections visuelles sont effectuées par différentes personnes $I_i \in \mathcal{I} = \{I_1, I_2, \dots, I_T\}$ au fil du temps, il est donc courant d'observer une variabilité des données enregistrées [10, 14, 64]. Cette variabilité est principalement attribuée à la nature subjective de l'évaluation. L'incertitude des observations est généralement quantifiée dans les modèles espace d'états en estimant un seul paramètre d'écart type σ_V commun pour toutes les observations de sorte

que, pour tout élément structurel e_p^j dans le pont b_j , l'erreur d'observation est définie par une variable aléatoire gaussienne $v_{t,p}^j : V \sim \mathcal{N}(v; 0, \sigma_V^2)$. Afin de tenir compte de l'incertitude due aux inspecteurs, chaque inspecteur I_i se voit attribuer un paramètre d'écart type $\sigma_V(I_i)$. Les écarts-types $\sigma_V(I_i)$ sont considérés comme des paramètres du modèle à estimer à partir des données comme détaillé en §3.4. Une telle formulation permet de caractériser les incohérences qui existent dans les séquences d'observations obtenues auprès de différents inspecteurs.

3.2.2 Incertitude dépendante de l'état

En plus de considérer l'incertitude des observations $\sigma_V(I_i)$ en fonction de l'inspecteur, il faut tenir compte du fait que l'incertitude d'inspection peut aussi dépendre de la condition de l'élément structurel [14]. Par exemple, si l'élément structurel $e_p^j \subset \mathcal{B}$ est dans un état parfait ($\tilde{x}_p^j = u$), alors un inspecteur I_i est moins susceptible de mal juger son état. Une telle hypothèse est également valable pour les éléments structurels en mauvais état ($\tilde{x}_p^j = l$). En revanche, pour les éléments structurels avec un dommage partiel (par exemple $\tilde{x}_p^j = \frac{l+u}{2}$), la possibilité de mal juger l'état de l'élément structurel devient plus élevée, en raison de la nature subjective de l'évaluation. Afin de prendre en compte les caractéristiques d'incertitude susmentionnées, une transformation spatiale non linéaire est appliquée aux données. La transformation d'espace est effectuée en utilisant une fonction de transformation qui fait correspondre à chaque point de l'espace d'origine, un point dans l'espace transformé (c'est-à-dire $g : [l, u] \rightarrow \mathbb{R}$).

L'application d'une transformation appropriée dans ce contexte permet à l'observation et à l'incertitude de transition de devenir des fonctions de l'état de détérioration de l'élément structurel \tilde{x} . De plus, la transformation d'espace peut permettre de contraindre l'estimation de l'état de détérioration \tilde{x} dans l'intervalle réalisable $[l, u]$ pour la condition de détérioration. L'acquisition des deux propriétés susmentionnées est possible en utilisant une fonction pas à pas qui a deux caractéristiques : une portée moyenne linéaire avec un rapport de pente 1 : 1 (c'est-à-dire $\frac{dx}{d\tilde{x}} = 1$) ainsi que l'extrémité non linéaire, pour laquelle la première dérivée est connue. La fonction de transformation proposée $g(\cdot)$ et son inverse $g^{-1}(\cdot)$ sont dérivées du CDF de la *distribution Gamma* définie par,

$$F(x; \alpha, \beta) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \int_0^x t^{\alpha-1} e^{-\frac{t}{\beta}} dt. \quad (3.1)$$

où $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma et $\{\alpha, \beta\}$ sont les paramètres de la distribution Gamma. En affectant la valeur 1 au paramètre β , le CDF devient la fonction *gamma incomplète* [65], qui

s'écrit,

$$F(x, a) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^x t^{\alpha-1} e^{-t} dt. \quad (3.2)$$

Cette fonction est définie $\forall x \in (0, \infty]$. Afin d'avoir une fonction définie pour $x \in [-\infty, \infty]$, l'Équation 3.2 est modifié en,

$$\tilde{x} = g^{-1}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{x^{\frac{1}{\alpha}}} t^{\alpha-1} e^{-t} dt, & x > \frac{u+l}{2}, \\ x, & x = \frac{u+l}{2}, \\ -\frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{x^{\frac{1}{\alpha}}} t^{\alpha-1} e^{-t} dt, & x < \frac{u+l}{2}, \end{cases} \quad (3.3)$$

où \tilde{x} représente l'état dans l'espace contraint $\tilde{x} \in [l, u]$. La fonction de transformation $g(\cdot)$ faisant correspondre l'état $\tilde{x} \in [l, u]$ à $x \in [-\infty, \infty]$ est définie par,

$$x = g(\tilde{x}) = \begin{cases} \left[\frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\tilde{x}} t^{\alpha-1} e^{-t} dt \right]^\alpha, & \frac{u+l}{2} < \tilde{x} \leq u, \\ \tilde{x}, & \tilde{x} = \frac{u+l}{2}, \\ -\left[\frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{\tilde{x}} t^{\alpha-1} e^{-t} dt \right]^\alpha, & l \leq \tilde{x} < \frac{u+l}{2}, \end{cases} \quad (3.4)$$

où le paramètre α est donné par : $\alpha = 2^{-n}$, avec n est un entier positif $n \in \mathbb{Z}^+$. Le rôle du paramètre n est de contrôler la courbure à l'extrémité du domaine de définition de la fonction de transformation. La Figure 3.1 illustre la fonction de transformation $g(\tilde{x})$ pour différentes valeurs de n . Pour $n = 1$, la fonction de transformation a une courbure faible, et plus la valeur de n augmente, plus la courbure devient élevée. Cependant, pour tout n , le rapport de pente de la travée médiane reste constant et égal à 1 : 1. De plus, on note que pour $n \geq 4$, le changement de forme de la fonction de transformation est insignifiant, de sorte que $n = 5$ équivaut à peu près à une transformation linéaire. Par conséquent, les valeurs possibles pour le paramètre n peuvent être limitées à $n \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$. L'identification du paramètre n qui convient le mieux au contexte du problème se fait via le cadre d'estimation des paramètres décrit dans §3.4.

Un exemple qui illustre le rôle de la fonction de transformation est présenté sur la Figure 3.2. Sur cette figure, deux cas d'application de la fonction de transformation d'espace $g^{-1}(x)$ sur une FDP normale sont examinés. Le premier cas est illustré dans les FDP en pointillés sur les Figures 3.2a et 3.2b. Cet exemple illustre comment le contenu de probabilité est ajusté lorsque la valeur attendue de l'état dans l'espace illimité ($x \in [-\infty, \infty]$) est proche de la borne inférieure $l = 25$ de l'espace borné ($\tilde{x} \in [25, 100]$). D'autre part, le deuxième exemple illustré par des FDP en ligne continue sur les Figures 3.2a et 3.2b, montre que lorsque la valeur attendue de l'état est proche de la plage médiane de $g(\cdot)$, les différences entre la

FDP dans l'espace délimité et la FDP dans l'espace illimité sont subtiles. En résumé, le but de l'introduction de la fonction de transformation $g(\cdot)$ est de permettre à l'incertitude des inspections de dépendre de l'état de détérioration de l'élément structurel et de restreindre l'état de détérioration estimé aux limites possibles $[l, u]$ des conditions de détérioration.

3.2.3 Monotonie et contraintes d'état

L'incertitude et l'insuffisance des données d'inspections pour chaque élément structurel peuvent entraîner des tendances irréalistes dans la série chronologique. Par exemple, un ensemble d'observations peut indiquer à tort que l'état d'un élément s'améliore au fil du temps sans intervention sur la structure. Afin d'éviter un tel problème, des contraintes sont appliquées à chaque pas de temps. La contrainte permet de garantir que la condition de détérioration entre tous les pas de temps consécutifs t et $t + 1$ ne s'améliore pas. Ceci est possible en contraignant la vitesse à ne prendre que des valeurs négatives et ce grâce au critère suivant :

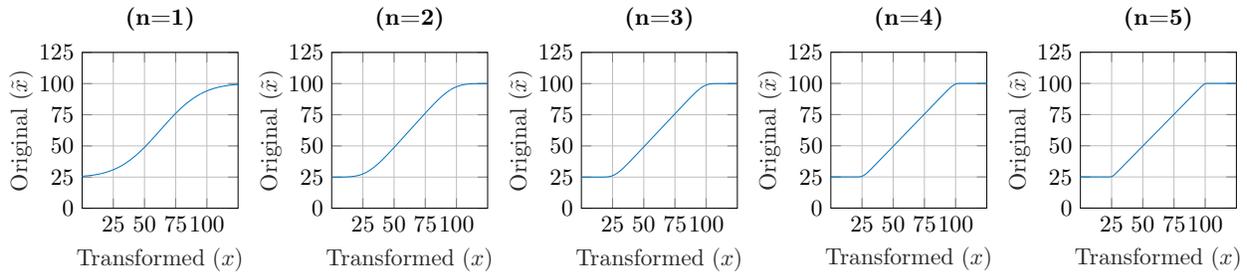


Figure 3.1 Fonction de transformation $g(\cdot)$ avec différentes valeurs n .

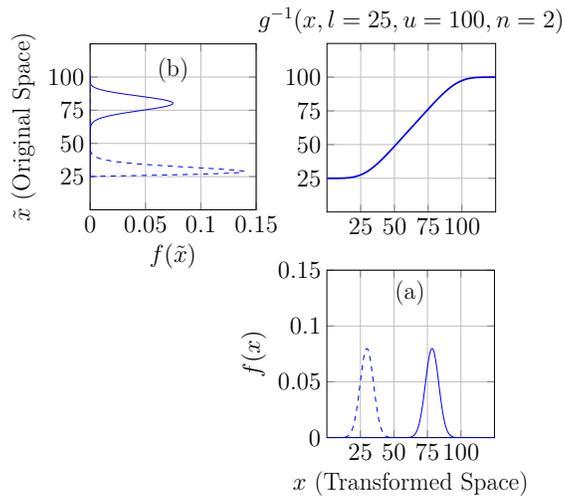


Figure 3.2 Exemples de transformation d'état avec la fonction de transformation proposée.

$\dot{\mu} + 2\dot{\sigma} \leq 0$, où $\dot{\mu}$ et $\dot{\sigma}$ sont respectivement la valeur attendue et l'écart type de la vitesse \dot{x} . La méthode de troncature FDP [45] est utilisée si la contrainte susmentionnée n'est pas respectée dans le modèle proposé.

3.3 Modélisation de la détérioration à l'aide de modèles espace d'états

Le cadre proposé pour modéliser le processus de détérioration des éléments structurels est basé sur la théorie des modèles espace d'états présentée en §2.3.3. Le but de ce cadre est de modéliser le comportement de détérioration avec un *modèle cinématique* [66], qui inclut la condition de détérioration de l'élément x , la vitesse \dot{x} et l'accélération \ddot{x} tel que défini par,

$$\underbrace{\begin{bmatrix} x_t \\ \dot{x}_t \\ \ddot{x}_t \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}_t} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{\Delta t^2}{2} \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} x_{t-1} \\ \dot{x}_{t-1} \\ \ddot{x}_{t-1} \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}_{t-1}} + \underbrace{\begin{bmatrix} w_t \\ \dot{w}_t \\ \ddot{w}_t \end{bmatrix}}_{\mathbf{w}_t}, \quad (3.5)$$

où \mathbf{x}_t et \mathbf{x}_{t-1} sont respectivement les vecteurs d'état au temps t et $t-1$, \mathbf{A} décrit la cinématique du modèle pour la transition de \mathbf{x}_{t-1} à \mathbf{x}_t et \mathbf{w}_t est le vecteur d'erreur du modèle. Le modèle cinématique de l'Équation 3.5 est utilisé pour caractériser le comportement de détérioration dans les ponts \mathcal{B} . Par conséquent, pour chaque élément structurel $e_p^j \in \mathcal{E} \subset \mathcal{B}$, le *modèle de transition* qui décrit le processus de détérioration du temps $t-1$ au temps t est,

$$\mathbf{x}_{t,p}^j = \mathbf{A}\mathbf{x}_{t-1,p}^j + \mathbf{w}_t, \quad (3.6)$$

où $\mathbf{x}_{t,p}^j$ est le vecteur d'état au temps t constitué de la condition $x_{t,p}^j$, de la vitesse de dégradation $\dot{x}_{t,p}^j$ ainsi que de l'accélération $\ddot{x}_{t,p}^j$. La valeur attendue de chaque composante dans le vecteur d'état $\mathbf{x}_{t,p}^j$ est représentée par $\mu_{t,p}^j$ pour la condition, $\dot{\mu}_{t,p}^j$ pour la vitesse et $\ddot{\mu}_{t,p}^j$ pour l'accélération. La matrice \mathbf{A} dans le modèle de transition représente la matrice de transition et $\mathbf{w}_t : \mathbf{W} \sim \mathcal{N}(\mathbf{w}; \mathbf{0}, \mathbf{Q}_t)$ représente le vecteur d'erreur du modèle avec la covariance d'erreur du modèle [66] \mathbf{Q}_t définie par,

$$\mathbf{Q}_t = \sigma_W^2 \times \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^5}{20} & \frac{\Delta t^4}{8} & \frac{\Delta t^3}{6} \\ \frac{\Delta t^4}{8} & \frac{\Delta t^3}{3} & \frac{\Delta t^2}{2} \\ \frac{\Delta t^3}{6} & \frac{\Delta t^2}{2} & \Delta t \end{bmatrix}.$$

Le modèle d'observation de ce MEE est décrit par,

$$\mathbf{y}_{t,p}^j = \mathbf{C}\mathbf{x}_{t,p}^j + v_{t,p}^j, \quad (3.7)$$

où $\mathbf{y}_{t,p}^j$ est l'observation dans l'espace transformé, \mathbf{C} est la matrice d'observation définie par $\mathbf{C} = [1 \ 0 \ 0]$, et $v_{t,p}^j : V \sim \mathcal{N}(v; 0, \sigma_V^2(I_i))$ est l'erreur d'observation, $\sigma_V(I_i)$ étant l'écart type de l'erreur associée aux observations d'un inspecteur $I_i \in \mathcal{I}$. La Figure 3.3 illustre les détails et les étapes du modèle de dégradation proposé pour prédire et prévoir le comportement de détérioration d'un seul élément structurel e_p^j du temps t au temps T . Dans ce contexte, le temps T représente le pas de temps associé au dernier point d'inspection.

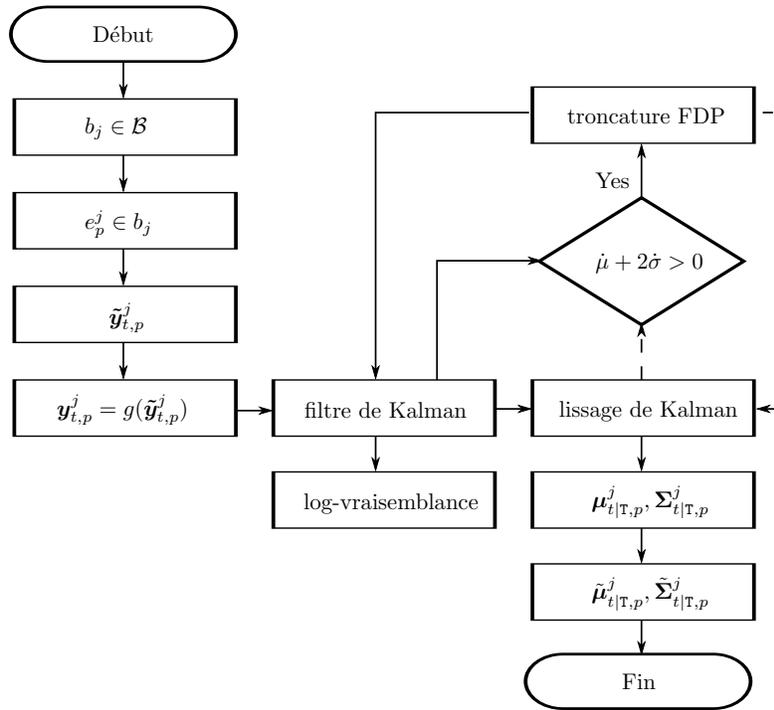


Figure 3.3 Modèle de dégradation structurelle pour prédire et prévoir l'état de détérioration de l'élément structurel e_p^j du temps t au temps T .

Le cadre commence par l'observation $\tilde{y}_{t,p}^j \in [l, u]$ représentant la condition de l'élément structurel $e_p^j \in \mathcal{E} \subset \mathcal{B}$. La fonction de transformation $g(\cdot)$ présentée dans l'Équation 3.3 est appliquée à l'observation $\tilde{y}_{t,p}^j$ pour obtenir l'observation d'état transformée $\mathbf{y}_{t,p}^j \in \mathbb{R}$. Après l'étape de transformation, les observations sont prêtes pour l'analyse des séries chronologiques à travers le filtre et le lissage de Kalman. Pour toute donnée $\mathbf{y}_{t,p}^j$ de la série temporelle, le filtre de Kalman commence au temps $t = 0$ avec une estimation initiale du vecteur de valeur attendue de l'état $\boldsymbol{\mu}_{0,p}^j = [\mu_{0,p}^j \ \dot{\mu}_{0,p}^j \ \ddot{\mu}_{0,p}^j]^\top$ et de la matrice de covariance $\boldsymbol{\Sigma}_{0,p}^j = \text{diag} [\sigma_{0,p}^j \ \dot{\sigma}_{0,p}^j \ \ddot{\sigma}_{0,p}^j]^2$.

Dans la matrice de covariance, la variance de la vitesse initiale est décrite par la fonction,

$$(\dot{\sigma}_0)^2 = p_1^2(u - \tilde{\mu}_1) + p_2^2, \quad (3.8)$$

où p_1, p_2 sont les paramètres du modèle à estimer à partir des données d'inspections et $\tilde{\mu}_1$ est la valeur attendue de la condition au temps $t = 1$. Initialement, la valeur de $\tilde{\mu}_1$ est considérée comme égale à la première observation $\tilde{\mu}_1 = \tilde{y}_1$. Cependant, après avoir obtenu les états lissés, $\tilde{\mu}_1$ est prise égale à la valeur attendue de l'état lissé $\tilde{\mu}_1 = \tilde{\mu}_{1|T}$. La fonction de l'Équation 3.8 est choisie sur la base de la méthode d'*estimation de vraisemblance maximale* (EVM) des données réelles et de l'expérimentation directe avec des données synthétiques. Ce modèle de variance est utilisé pour faciliter l'estimation de la vitesse initiale, étant donné que peu d'observations sont disponibles dans chaque série chronologique. De plus, l'estimation initiale de la condition attendue $\mu_{0,p}^j$ est supposée égale à la moyenne des trois premières observations, tandis que la vitesse et l'accélération initiales attendues sont considérées comme nulles, $\dot{\mu}_{0,p}^j = \ddot{\mu}_{0,p}^j = 0$. L'état initial $\boldsymbol{\mu}_{0,p}^j, \boldsymbol{\Sigma}_{0,p}^j$ est propagé dans le temps à l'aide de l'*étape de prédiction* et de l'*étape de mise à jour* du filtre de Kalman (voir §2.3.3). Après chaque étape de mise à jour, la contrainte $\dot{\mu}_{t|t,p}^j + 2\dot{\sigma}_{t|t,p}^j \leq 0$ est examinée comme décrit en §3.2.3. Si la contrainte susmentionnée n'est pas respectée, la méthode de troncature FDP est utilisée pour contraindre l'estimation de la vitesse $\dot{x}_{t|t,p}^j$ dans les limites possibles. Après l'étape de filtrage, le lissage de Kalman est utilisé pour affiner les estimations d'état et l'état initial au temps $t = 0$. Si le nombre d'observations par élément structurel est limité, l'estimation de l'état initial $\boldsymbol{x}_{0,p}^j$ peut être encore améliorée dans le cadre d'estimation des paramètres, qui est détaillé dans la section suivante. Après l'étape de lissage, les sorties $\boldsymbol{\mu}_{t|T,p}^j, \boldsymbol{\Sigma}_{t|T,p}^j$ sont retransformées vers l'espace d'origine $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_{t|T,p}^j, \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_{t|T,p}^j$ pour l'interprétation et l'analyse. Cette étape de rétro-transformation est effectuée en utilisant la fonction de transformation inverse $g^{-1}(\cdot)$ développée dans l'Équation 3.3. La section suivante décrit les paramètres inconnus du modèle et la méthode d'estimation.

3.4 Estimation des paramètres du modèle

Les paramètres inconnus du modèle à estimer à partir des données d'inspections sont : les écarts-types dues aux inspecteurs $\sigma_V(I_i)$, l'écart-type de l'erreur du modèle de transition σ_W , le paramètre de la fonction de transformation n et les paramètres d'état initial $\{\sigma_0, \dot{\sigma}_0, p_1, p_2\}$. Ces paramètres sont regroupés dans l'ensemble suivant :

$$\boldsymbol{\theta} = \left\{ \underbrace{\sigma_V(I_{1:\mathcal{I}})}_{\text{Inspecteurs std.}}, \underbrace{\sigma_W, n}_{\text{Transform. Param.}}, \underbrace{\sigma_0, \ddot{\sigma}_0, p_1, p_2}_{\text{Etat initial}} \right\}. \quad (3.9)$$

Le cadre d'estimation des paramètres pour les paramètres $\boldsymbol{\theta}$ est basé sur la méthode d'*estimation de vraisemblance maximale* (EVM). L'EVM est obtenue en maximisant la probabilité a priori commune des observations tout en supposant que les observations sont conditionnellement indépendantes étant donné l'état x . Ainsi, la probabilité d'une séquence d'observations peut être obtenue grâce au produit,

$$f(y_{1:T}|\boldsymbol{\theta}) = \prod_{t=1}^T f(y_t|y_{1:t-1}, \boldsymbol{\theta}). \quad (3.10)$$

Afin d'éviter les instabilités numériques, le logarithme naturel est pris pour l'estimation de la vraisemblance. Par conséquent, l'Équation 5.10 devient l'estimation *log-vraisemblance* décrite par,

$$\ln f(y_{1:T}|\boldsymbol{\theta}) = \sum_{t=1}^T \ln f(y_t|y_{1:t-1}, \boldsymbol{\theta}). \quad (3.11)$$

Étant donné que l'analyse dans le cadre proposé est effectuée à l'échelle du réseau, l'estimation *log-vraisemblance* est prise pour les séquences d'inspection de tous les éléments structurels $e_p^j \forall j, p$ combinés. Par conséquent, la *log-vraisemblance* à l'échelle du réseau devient,

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{j=1}^B \sum_{p=1}^{E_j} \sum_{t=1}^{T_p} \ln f(y_{t,p}^j|y_{1:t-1,p}^j, \boldsymbol{\theta}), \quad (3.12)$$

où B est le nombre total de ponts, E_j est le nombre total d'éléments structurels dans le j -ème pont et T_p est le nombre total d'observations pour le p -ème élément structurel. À partir de l'Équation 3.12, afin d'identifier l'ensemble de paramètres $\boldsymbol{\theta}^*$ qui maximise l'estimation de *log-vraisemblance*, le problème d'optimisation suivant doit être résolu,

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}^* &= \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} \mathcal{L}(\boldsymbol{\theta}), \\ \text{conditionné par : } & \sigma_W, \sigma_0, \ddot{\sigma}_0, p_1, p_2 > 0, \\ & \sigma_V(I_i) > 0, \forall I_i \in \mathcal{I}, \\ & n \in \{1, 2, 3, 4, 5\}. \end{aligned} \quad (3.13)$$

La résolution de ce problème d'optimisation est obtenue grâce à un cadre d'optimisation itératif basé sur un gradient. Les étapes du cadre d'estimation sont illustrées dans le pseudo-code présenté en Annexe A [67]. Dans ce cadre, les paramètres du modèle $\boldsymbol{\theta}$ sont initialement

optimisés avec l'hypothèse que l'écart-type σ_V de l'incertitude d'observation est identique pour tous les inspecteurs, $\sigma_V(I_1) = \sigma_V(I_2) = \dots = \sigma_V(I_I) = \sigma_V$. Par conséquent, l'étape initiale d'optimisation est effectuée sur l'ensemble des paramètres $\boldsymbol{\theta}^s = \{\sigma_W, \sigma_V, \sigma_0, \check{\sigma}_0, p_1, p_2\}$. Cette étape fournit une valeur initiale pour les paramètres du modèle ainsi qu'une valeur initiale pour l'écart type associé à chaque inspecteur $\sigma_V(I_{1:I}) = \sigma_V$. Ensuite, l'algorithme d'optimisation itère sur les paramètres $\sigma_V(I_i)$ tout en gardant fixes les autres paramètres du modèle dans $\boldsymbol{\theta}$. Le cadre continue d'itérer sur les paramètres des inspecteurs $\sigma_V(I_i)$ jusqu'à ce que les améliorations de la fonction objectif $\mathcal{L}(\cdot)$ soient inférieures au seuil de tolérance ϵ ou jusqu'à ce que la limite de décrochage soit atteinte. La limite de décrochage est un nombre prédéfini d'itérations pour lequel les améliorations de la fonction objectif $\mathcal{L}(\cdot)$ sont inférieures à 5 %. Suite à la convergence des paramètres $\sigma_V(I_i)$, l'algorithme d'optimisation revoit les paramètres du modèle dans le sous-ensemble $\boldsymbol{\theta}^m = \{\sigma_W, \sigma_0, \check{\sigma}_0, p_1, p_2\} \subset \boldsymbol{\theta}$. Le cadre itératif continue d'alterner entre les paramètres $\sigma_V(I_i)$ et les paramètres du sous-ensemble $\boldsymbol{\theta}^m$ jusqu'à ce que les critères de convergence globale soient satisfaits. Le nombre de valeurs possibles pour n étant limité, la procédure d'optimisation complète est répétée avec différentes valeurs n afin d'identifier la valeur qui maximise la fonction objectif. Dans ce schéma d'optimisation, les limites supérieure et inférieure des paramètres du modèle sont définies comme suit : $\sigma_W \in [10^{-3}, 0.01]$, $\sigma_V \in [1, 10]$, $\sigma_0 \in [1, 10]$, $\check{\sigma}_0 \in [10^{-3}, 0.05]$, $p_1 \in [0, 0.05]$, $p_2 \in [0, 0.15]$. Les limites susmentionnées ont été obtenues à partir d'expérimentation à partir de données d'inspections réelles et synthétiques afin de s'assurer que le modèle de détérioration est cohérent avec des courbes de détérioration structurelle réalistes, en particulier dans les cas où les données insuffisantes et / ou très bruyantes.

3.5 Études de cas

L'évaluation des performances du modèle de détérioration MEE est effectuée à l'aide de données synthétiques pour la vérification et de données réelles pour la validation. Cette section présente les principales caractéristiques des ensembles de données d'inspections visuelles, suivies des analyses de détérioration des éléments structurels de chaque ensemble de données.

3.5.1 Inspections visuelles et données synthétiques

Dans cette section, une description détaillée de l'ensemble de données d'inspections visuelles réelles et de la méthode d'évaluation est présentée. Ensuite, les caractéristiques des données synthétiques sont décrites, de même que les équations utilisées pour les générer.

Données d'inspections visuelles

L'ensemble de données réel comprend des informations provenant d'un réseau d'environ $B \approx 10000$ structures $\mathcal{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_B\}$, situé dans la province de Québec, Canada. Les inspections visuelles dans cet ensemble de données sont effectuées sur une base annuelle avec des dates allant de la fin de l'année 2007 au début de l'année 2020. Au cours de cette fenêtre de temps, la majorité des ponts ont été inspectés de 3 à 5 fois. Chaque élément structurel e_p^j est évalué selon une procédure codifiée [1]. La méthode d'évaluation oblige les inspecteurs à décomposer l'état de santé en quatre catégories en fonction de la gravité des dommages. Les catégories sont : A : *Aucun à léger*, B : *Moyen*, C : *Important* et D : *Très important*. Un exemple de données d'inspections d'élément structurel à un instant donné t est : $y_a = 80\%$, $y_b = 20\%$, $y_c = 0\%$, $y_d = 0\%$. Dans l'exemple, les données d'inspections impliquent que 80% de la surface de l'élément structurel n'ont aucun dommage ou de légers dommages (catégorie A), tandis que les 20% restants de la surface de l'élément comportent des dommages moyens (catégorie B). En conséquence, la somme des valeurs sous chaque catégorie (A, B, C et D) pour un seul élément doit être égale à 100% (c'est-à-dire $y_a + y_b + y_c + y_d = 100\%$), et l'évaluation de chaque catégorie doit respecter le critère suivant : $0\% \leq y_a, y_b, y_c, y_d \leq 100\%$. La représentation du niveau de détérioration à l'aide de quatre mesures interdépendantes augmente la complexité de l'analyse. Ceci est dû à la nécessité de modéliser la détérioration en fonction de chaque paramètre tout en tenant compte de la dépendance entre les autres paramètres. Par conséquent, l'agrégation de données est appliquée pour transformer les quatre paramètres de n'importe quel point d'inspection en un seul. Dans son concept, la méthode d'agrégation des données est similaire à l'approche de la théorie de l'utilité attendue [68], où les poids ω_i sont attribués à chaque catégorie d'état. Par conséquent, la formule d'agrégation pour toutes les données d'inspections est,

$$\tilde{y} = \omega_1 y_a + \omega_2 y_b + \omega_3 y_c + \omega_4 y_d, \quad (3.14)$$

où \tilde{y} est l'observation agrégée représentant les données d'inspections (y_a, y_b, y_c, y_d) . Dans cette étude, les valeurs proposées pour les poids sont : $\omega_1 = 1$, $\omega_2 = 0.75$, $\omega_3 = 0.5$, $\omega_4 = 0.25$. L'utilisation des pondérations susmentionnées permet de contraindre la mesure agrégée dans la plage $\tilde{y} \in [25, 100]$. Ainsi, un élément structurel tel que $\tilde{y} = 100$ correspond à un élément en parfait état ($y_a = 100\%$, $y_b = 0\%$, $y_c = 0\%$, $y_d = 0\%$), tandis qu'un élément structurel tel que $\tilde{y} = 25$ correspond à un élément dont l'état de dommage est *Très important* ($y_a = 0\%$, $y_b = 0\%$, $y_c = 0\%$, $y_d = 100\%$). Toutes les analyses numériques sont effectuées à l'aide de l'observation agrégée \tilde{y} .

Données synthétiques d'inspections visuelles

Un ensemble de données synthétiques est généré pour être quantitativement et qualitativement représentatif de la base de données des inspections réelles. Le nombre total d'éléments structurels e_p^j dans l'ensemble de données synthétiques est $E = 10827$. Les éléments structurels considérés dans cette analyse sont de type *poutre*, avec une durée de vie moyenne de $T = 60$ ans. L'état de santé des éléments structurels est représenté par une valeur numérique continue dans la plage $\tilde{y} \in [25, 100]$.

Pour commencer à générer les données synthétiques, le véritable état de détérioration est généré pour chaque élément structurel synthétique e_p^j via le modèle de transition explicite dans l'Équation 3.6. Le véritable état de détérioration doit conserver les caractéristiques qualitatives d'une détérioration réelle, ce qui se fait en examinant plusieurs critères. Ces critères sont obtenus par des expériences empiriques et des analyses avec des données réelles et synthétiques. Les critères sont,

1. Détérioration lente : $x_{\frac{T}{2}} > 0.85 \times x_1$.
2. Plateau dans la courbe de dégradation : $x_T > 0.5 \times x_1$.
3. Seuil de vitesse : $\dot{x}_1 < 0.01 \times x_1 - 1.3$.
4. Seuil d'accélération : $\ddot{x}_1 < 0.001 \times x_1 - 0.13$.

Une courbe de détérioration présentant l'une des conditions susmentionnées est rejetée et exclue de la base de données synthétiques. Après avoir généré les vraies courbes de détérioration, un ensemble de 194 inspecteurs synthétiques $\mathcal{I} = \{I_1, I_2, \dots, I_{T=194}\}$ est généré. Chaque inspecteur synthétique est supposé avoir une erreur de moyenne nulle avec $v_i : V \sim \mathcal{N}(0, \sigma_V^2(I_i))$. L'écart type $\sigma_V(I_i)$ est généré pour chaque inspecteur synthétique à partir d'une distribution uniforme $\sigma_V(I_i) \sim U(v_1, v_2)$. Les paramètres considérés dans cette étude sont $v_1 = 1$ et $v_2 = 6$ représentant les valeurs minimales et maximales de la distribution uniforme. Ensuite, le modèle d'observation décrit dans l'Équation 3.7 est utilisé pour générer un échantillon d'observation à partir de l'état de détérioration réel. La Figure 3.4 illustre la vraie courbe de détérioration pour un élément structurel synthétique e_1^{623} et l'ensemble des inspections synthétiques qui lui sont associées. Le nombre d'observations par élément structurel synthétique est déterminé en fonction de l'ensemble de données réel, soit 3 à 5 observations $\mathbf{y}_{t,p}^j$ par élément structurel pour la majorité des structures, alors que les éléments structurels de quelques structures peuvent avoir été inspectés 6 à 8 fois. La prise en compte de cette propriété se fait à l'aide d'un échantillonnage pondéré, avec les poids déterminés à partir de l'ensemble de données réel.

Le véritable état et les observations sont générés dans l'espace transformé avec le paramètre n de la fonction de transformation égal à 3, $n = 3$. L'écart type de l'erreur de processus est

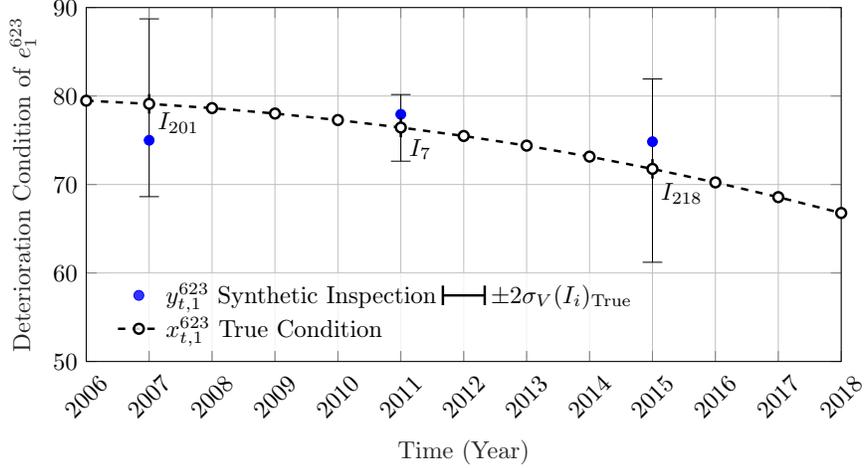


Figure 3.4 Exemple d’inspections synthétiques $y_{t,1}^{623}$ tirées d’une véritable condition de détérioration d’un élément structural synthétique e_1^{623} à l’aide d’inspecteurs synthétiques I_i .

supposé être $\sigma_W = 5 \times 10^{-3}$.

3.5.2 Vérification du MEE & analyses avec des données synthétiques

L’objectif principal de l’analyse avec des données synthétiques est de vérifier la capacité prédictive du modèle de détérioration proposé avec un ensemble de données représentatif de l’ensemble de données réel. L’utilisation de données synthétiques peut également permettre de vérifier les performances du cadre d’estimation des paramètres puisque les paramètres du modèle sont connus dans le cas de données synthétiques. L’estimation des paramètres du modèle sur la base des données synthétiques se fait comme décrit en §3.4. L’ensemble des paramètres θ du modèle estimés via le cadre d’estimation des paramètres est présenté dans le Tableau 3.1, tandis que la Figure 3.5 montre les résultats de l’estimation des paramètres $\sigma_V(I_i)$.

Tableau 3.1 Paramètres du modèle estimés à partir de données synthétiques d’inspection.

σ_W	σ_0	σ_V	$\ddot{\sigma}_0$	p_1	p_2	n
2.1×10^{-3}	1.241	3.001	0.0498	0.0421	0.0611	3

Sur la Figure 3.5, la ligne horizontale en pointillés correspond à σ_V , qui est l’estimation initiale pour tout $\sigma_V(I_i)$, $\forall I_i \in \mathcal{I}$. En considérant l’alignement entre les $\sigma_V(I_i)$ vrais et estimés, le nuage de points de la Figure 3.5 confirme que la méthode d’estimation des paramètres proposée est capable d’estimer les écarts-types $\sigma_V(I_i)$ associé aux inspecteurs à partir des

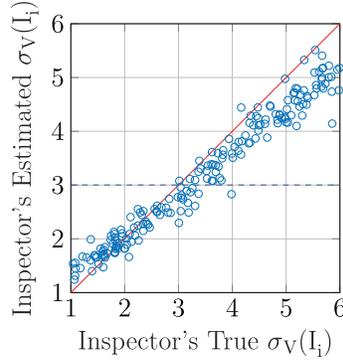


Figure 3.5 Nuage de points des $\sigma_V(I_i)$ vrais vs. $\sigma_V(I_i)$ estimés avec une ligne pointillée représentant la valeur initiale au début de l'optimisation.

données d'inspections à l'échelle du réseau.

Suite à l'évaluation des paramètres estimés du modèle θ^* , les performances du modèle de détérioration sont examinées au niveau des éléments structurels. Des exemples qui examinent la capacité prédictive du modèle de détérioration des éléments structurels sont représentés sur les Figures 3.6 à 3.8. Ces exemples démontrent les performances du modèle de détérioration pour différents cas, vérifiées par la véritable détérioration de l'élément structurel synthétique. La détérioration prévue dans les exemples est considérée sur une période de 10 ans. Le premier exemple montre un cas de faible variabilité représenté par l'ensemble des observations $\tilde{y}_{t,1}^{837}$ de l'élément structurel synthétique e_1^{837} . Les performances du modèle de détérioration de cet exemple sont illustrées sur la Figure 3.6, où l'on peut remarquer que les estimations

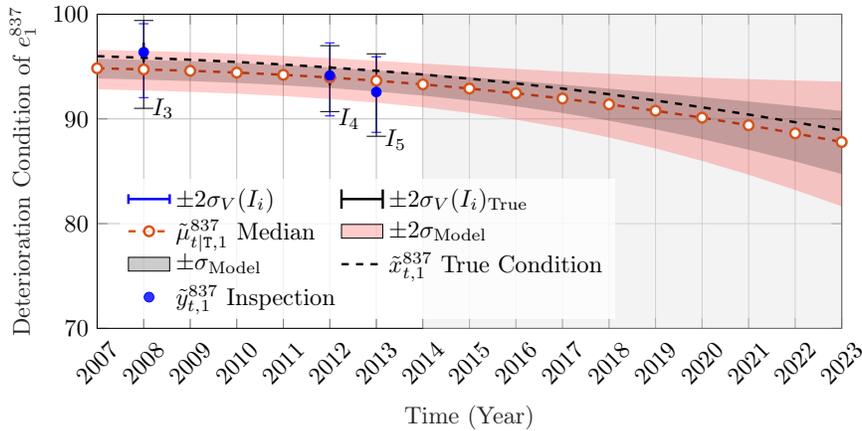


Figure 3.6 Analyse de la détérioration de l'état basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{837} \in [25, 100]$ de l'élément structurel synthétique e_1^{837} , avec des barres d'erreur représentant les incertitudes vraies (barres d'erreur larges) & estimées (barres d'erreurs étroites) dues aux inspecteurs, la zone ombrée représentant la période de prévision.

du modèle sont cohérentes avec la véritable détérioration pendant la phase de prévision et restent cohérentes tout au long de la période de prévision totale. La bonne performance de ce modèle peut être attribuée au fait que les incertitudes dues aux inspecteurs sont relativement faibles ainsi qu'au fait que les données d'inspections sont cohérentes. Les estimations de vitesse associées à ce cas sont indiquées sur la Figure 3.7a. En raison des contraintes du

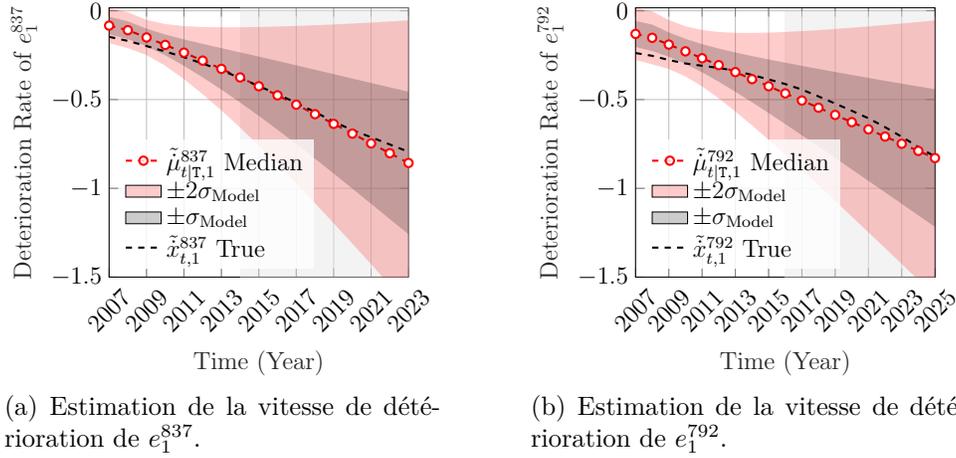


Figure 3.7 Estimation de la vitesse de détérioration des éléments structurels synthétiques, la zone ombrée représentant la période de prévision.

modèle, l'incertitude sur l'estimation de la vitesse de détérioration est faible lorsque celle-ci est proche de zéro. Par la suite, l'incertitude augmente avec la vitesse de détérioration. La vitesse de dégradation réelle recoupe presque l'estimation du modèle tout au long de la période de prévision, ce qui démontre une excellente performance de prévision. Le deuxième exemple illustre les performances du modèle de détérioration avec une série d'inspections à forte variabilité. Ce cas est illustré par l'ensemble des observations $\mathbf{y}_{t,1}^{792}$ de l'élément structurel synthétique e_1^{792} . Les performances du modèle dans la prévision de l'état de détérioration sont illustrées à la Figure 3.8. Les trois observations de cette série chronologique proviennent d'inspecteurs ayant de fortes incertitudes. Ceci justifie l'écart du modèle de détérioration par rapport à l'état réel dans la phase de prédiction. De plus, ce cas souligne l'importance d'estimer les incertitudes $\sigma_V(I_i)$ dues aux inspecteurs. En effet, l'estimation du modèle accorde plus de poids aux données de l'inspecteur I_2 car il a une incertitude plus faible. L'estimation de la vitesse de détérioration ainsi que celle de la vitesse réelle sont représentées sur la Figure 3.7b. L'estimation de cette vitesse montre une performance similaire à la phase de prédiction des conditions de détérioration, la vitesse réelle étant dans l'intervalle $\pm 2\sigma_{\text{Model}}$. On peut remarquer que la mauvaise estimation de la vitesse initiale est associée à une performance inférieure du modèle dans l'estimation de l'état de détérioration. Cela confirme l'importance

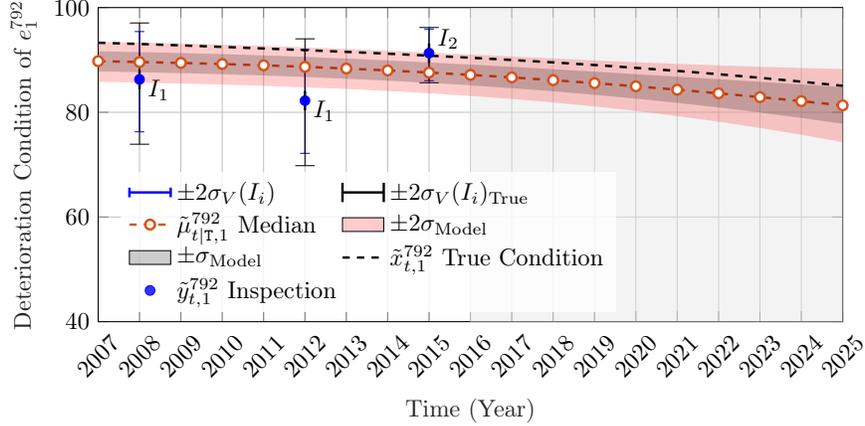


Figure 3.8 Analyse de la détérioration des conditions basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{792} \in [25, 100]$ de l'élément structurel synthétique e_1^{792} avec des barres d'erreur représentant les incertitudes vraies (barres d'erreur larges) & estimées (barres d'erreur étroites) dues aux inspecteurs, la zone ombrée représente la période de prévision.

d'avoir une bonne estimation de l'état initial pour le modèle de détérioration, en particulier pour les données de séries chronologiques courtes.

Afin d'examiner les performances globales du modèle de détérioration, un ensemble de données de $E_s = 3250$ ($\approx 30\%$ of E) éléments structurels e_p^j est analysé. La prévision de détérioration est évaluée sur une période de 10 ans pour chaque élément structurel $e_p^j \in \mathcal{E}$. Les moyennes annuelles des erreurs absolues prévues dans la condition attendue $\mu_{t|T,p}^j$, la vitesse attendue $\dot{\mu}_{t|T,p}^j$ et l'accélération attendue $\ddot{\mu}_{t|T,p}^j$ sont représentées sur la Figure 3.9. Sur ces graphiques, on peut remarquer que la moyenne annuelle des erreurs absolues dans chaque catégorie augmente au cours du temps de prévision excepté pour l'accélération. Étant donné que les évolutions de condition et de vitesse sont monotones, les erreurs peuvent s'accumuler pendant la prévision. Cependant, l'accélération est localement constante dans le temps, de sorte que les erreurs peuvent quant à elles se compenser. De plus, le biais dans la condition attendue de la prévision est examiné avec des nuages de points générés à différentes années. Les graphiques illustrés sur la Figure 3.10 illustrent la condition vraie $\tilde{x}_{t,p}^j$ par rapport à la condition attendue du modèle $\tilde{\mu}_{t|T,p}^j$ généré aux années de prévision $\{1, 5, 10\}$. On constate grâce à la Figure 3.10 que le modèle de détérioration maintient une bonne capacité prédictive dans le temps pour la majorité des éléments structurels. De plus, dans les analyses avec données synthétiques, le modèle a maintenu une bonne performance pendant des périodes plus longues (> 10 ans), cependant, les résultats obtenus à partir de ces analyses ne sont pas concluants. En effet, le nombre d'expériences était limité et les expériences réalisées ne prenaient pas en compte l'effet de facteurs externes tels que le changement climatique par

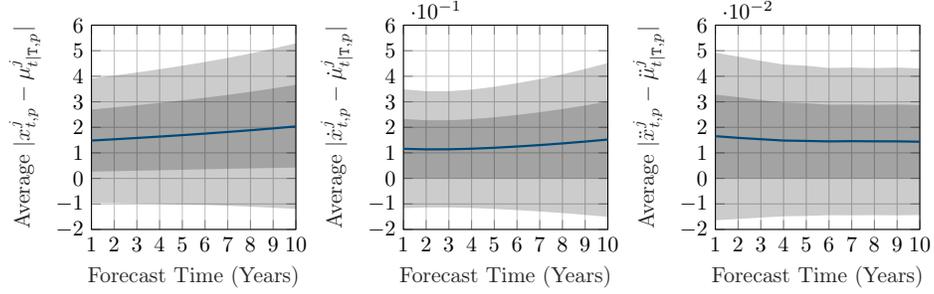


Figure 3.9 Erreurs moyennes absolues dans le temps de prévision pour la condition, la vitesse et l'accélération attendues en fonction de la condition, de la vitesse et de l'accélération réelles, avec un intervalle de confiance de 95 % ($\pm 2\sigma$) pour chaque erreur.

exemple.

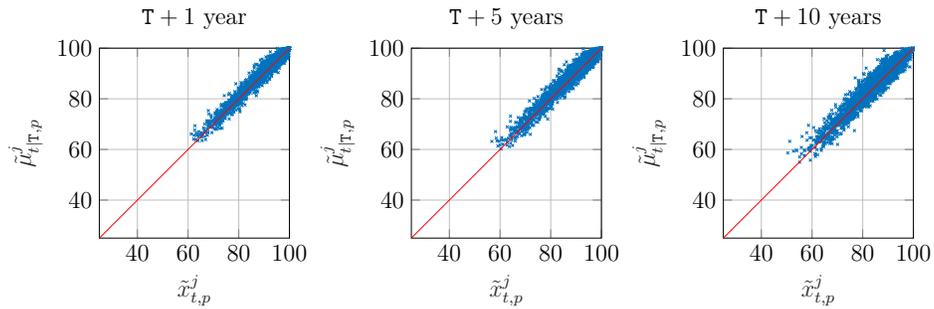


Figure 3.10 Nuage de points pour l'estimation de la condition $\tilde{\mu}_{t|T,p}^j$ du modèle par rapport à la condition vraie $\tilde{x}_{t,p}^j$ aux années de prévision 1, 5 et 10.

Une analyse plus approfondie comprend l'évaluation de l'intervalle de confiance des estimations du modèle. Plus précisément, la probabilité que la condition de détérioration réelle se situe dans l'intervalle de confiance de 95 % (c'est-à-dire $\mu \pm 2\sigma$) de l'estimation de l'état du modèle. Pour cela, la probabilité que le vrai état soit dans la plage $\mu_{t|T,p}^j \pm 2\sigma_{t|T,p}^{x,j}$ est calculée chaque année et ce pour tous les éléments structurels e_p^j . La Figure 3.11 illustre la probabilité susmentionnée de l'estimation de l'état du modèle en fonction du temps de prévision. Dans la Figure 3.11, la ligne en pointillés représente la probabilité moyenne que $x_{t,p}^j$ soit dans $\mu_{t|T,p}^j \pm 2\sigma_{t|T,p}^j$ pour un modèle de détérioration avec de vrais paramètres (y compris les vraies vitesses et accélérations initiale pour chaque série chronologique) tandis que la ligne pleine représente la probabilité moyenne que $x_{t,p}^j$ soit dans $\mu_{t|T,p}^j \pm 2\sigma_{t|T,p}^j$ pour un modèle de détérioration avec des paramètres estimés. On peut remarquer que lors de la prévision un an à l'avance, le modèle avec les paramètres estimés atteint une probabilité de $\approx 87\%$, alors que

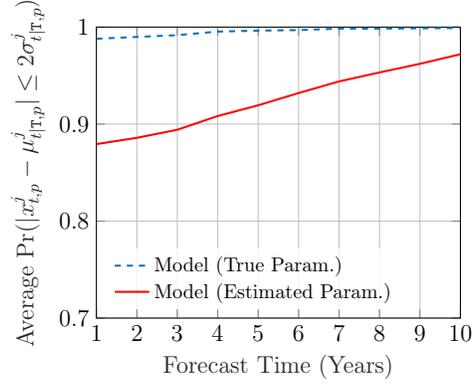


Figure 3.11 La probabilité que la vraie condition se situe dans l'intervalle de confiance de 95% de l'état prédit par le modèle, pour le modèle avec les vrais paramètres (en pointillés) et les paramètres estimés (en trait plein).

le même modèle avec les vrais paramètres a une probabilité de $\approx 98\%$.

3.5.3 Validation du MEE & analyses avec des données réelles

Suite à l'étape de vérification, le modèle de détérioration proposé est validé à l'aide de données d'inspections réelles. L'ensemble de données considéré dans les analyses est l'ensemble de données d'inspections pour les éléments structurels de type *poutre* provenant des ponts $\mathcal{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_j\}$. Dans l'estimation en question, on utilise $E = 10827$ éléments structurels, correspondant à un échantillon de 2593 ponts. La majorité des éléments structurels sélectionnés ont été inspectés 3 à 5 fois, les inspections ayant été effectuées par différents inspecteurs (parmi un total de 194 inspecteurs). Dans cet ensemble de données, l'état de santé des éléments structurels est représenté par une valeur numérique continue dans la plage $\tilde{y} \in [25, 100]$. Il est à noter que le nombre d'éléments structurels est obtenu après exclusion des données de séries chronologiques identifiées comme trop bruyantes ou insuffisantes. Dans cette étude, une série chronologique trop bruyante ou insuffisante d'un élément structurel est identifiée par :

1. Le nombre total d'observations dans la série chronologique est inférieur à trois.
2. Le nombre d'observations qui indiquent une amélioration significative $y_{t+\Delta t} - y_t > 5$ dans l'élément structurel est supérieur au nombre d'observations indiquant le contraire. Δt se réfère ici à l'intervalle de temps entre deux observations consécutives.
3. La série chronologique comporte des erreurs d'observation excessivement élevées $|y_{t+\Delta t} - y_t| > 15$.

Les résultats de l'estimation des paramètres pour le modèle de détérioration sont présentés dans le Tableau 3.2, à l'exception des valeurs estimées $\sigma_V(I_i)$ qui sont représentées dans un

histogramme illustré à la Figure 3.12.

Tableau 3.2 Paramètres du modèle estimés à partir de données d’inspections réelles.

σ_W	σ_0	σ_V	$\ddot{\sigma}_0$	p_1	p_2	n
5.236×10^{-3}	1	4.021	0.049	0.045	0.002	4

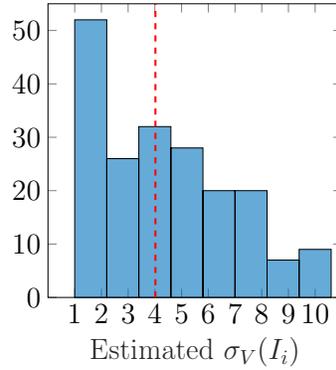


Figure 3.12 Histogramme des valeurs $\sigma_V(I_i)$ estimées dans l’espace transformé pour les inspecteurs réels (total : 194 inspecteurs) avec une ligne pointillée représentant la valeur au début de l’optimisation.

Afin de valider les performances du modèle de détérioration, différents exemples de modèles de données d’inspections sont analysés. Le premier exemple de données d’inspections réelles considère les performances du modèle dans le cas où l’ensemble d’inspections présente une faible variabilité. Ce cas est illustré par les données d’inspections montrées sur la Figure 3.13 pour l’élément structurel e_1^{14} dans le pont b_{14} . Sur la Figure 3.13, l’estimation du modèle a une petite incertitude dans la phase de prédiction. Ceci s’explique par le fait que l’élément structurel e_1^{14} est dans un état presque parfait selon les données d’inspections, mais aussi par la cohérence et la faible incertitude dans les données. On peut remarquer que l’inspecteur I_{20} a deux $\sigma_V(I_i)$ différents, comme indiqué par les deux premiers points d’inspections. En effet, l’incertitude associée à chaque observation dépend de l’état de détérioration de l’élément structurel $x_{t,p}^j$ comme détaillé précédemment en §3.2.2. De plus, le point de données d’inspections pour l’année 2017 (représenté par le symbole astérisque) est un point de validation qui n’est pas inclus lors de l’estimation des paramètres θ^* du modèle ni de l’étape de mise à jour de FK. On peut remarquer que la prévision du modèle de détérioration est cohérente avec ces nouvelles données d’inspections. La vitesse de détérioration associée à cette estimation de l’état est illustrée à la Figure 3.14a. L’exemple suivant, représenté sur la Figure 3.15, démontre les performances du modèle dans le cas où les données d’inspec-

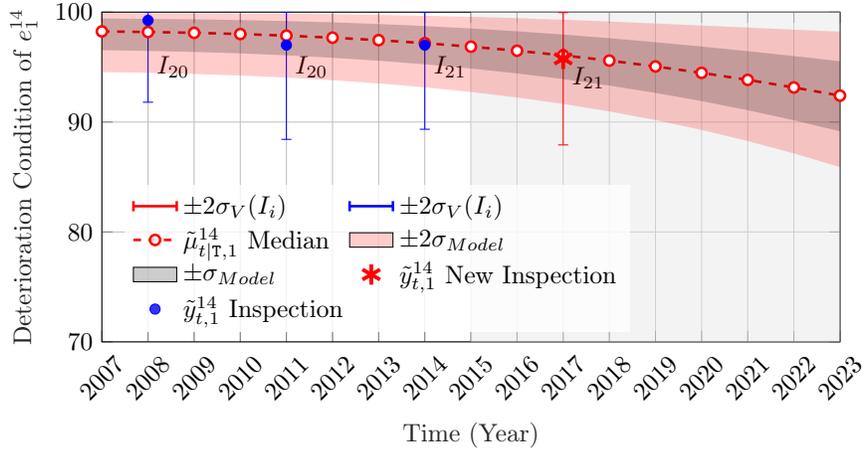


Figure 3.13 Analyse de la détérioration de la condition basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{14} \in [25, 100]$ de l'élément structurel réel e_1^{14} avec des barres d'erreur représentant les incertitudes estimées dues aux inspecteurs, la zone grisée représentant la période de prévision.

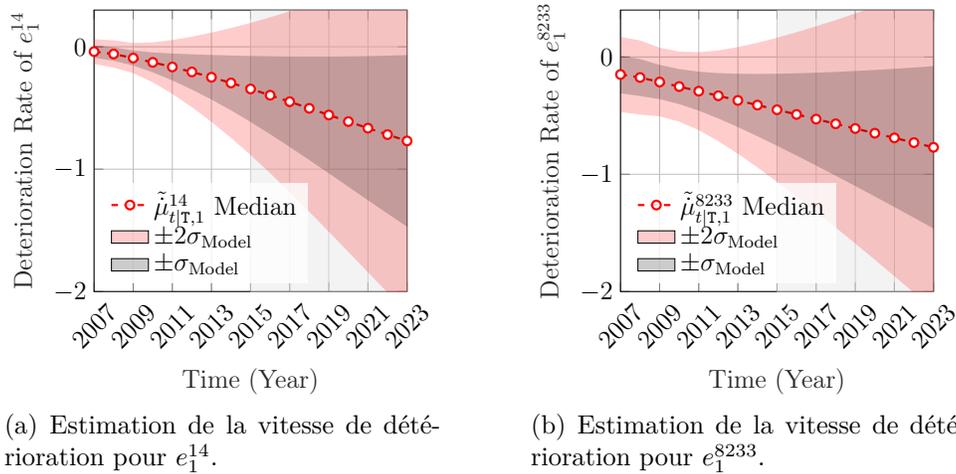


Figure 3.14 Estimation de la vitesse de détérioration des éléments structurels réels, la zone ombrée représentant la période de prévision.

tions présentent une variabilité élevée. Dans ce cas, le modèle de détérioration maintient une courbe de détérioration à la baisse tout en tenant compte des données d'inspections et de leurs incertitudes estimées respectives. De plus, et de manière similaire à l'exemple précédent, la prévision du modèle reste cohérente avec le nouveau point tiré des données d'inspections pour l'année 2018. La vitesse de détérioration associée à l'estimation de la condition pour e_1^{8233} est représentée sur la Figure 3.14b.

Afin d'évaluer le biais dans le modèle de détérioration pour la base de données réelle, un nuage de points représentant la prévision du modèle par rapport aux nouveaux points de

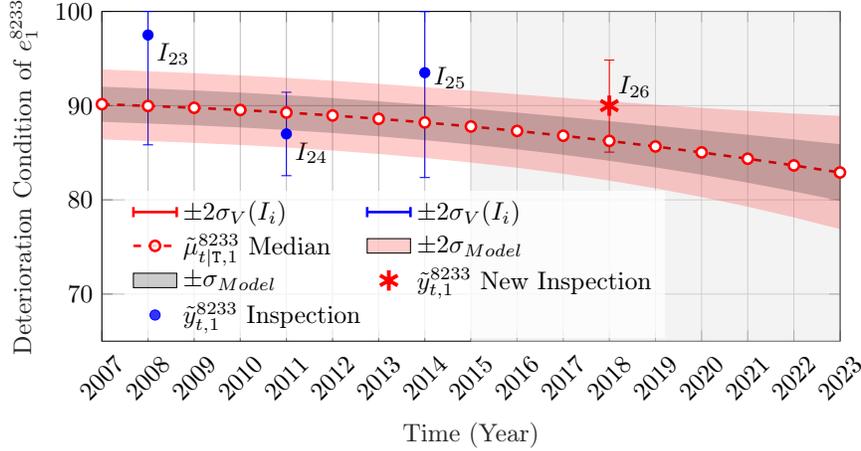


Figure 3.15 Analyse de la détérioration de la condition basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{8233} \in [25, 100]$ de l'élément structurel réel e_1^{8233} avec des barres d'erreur représentant les incertitudes estimées dues aux inspecteurs, la zone grisée représentant la période de prévision.

données d'inspections est présenté sur la Figure 3.16a. Le terme *nouvelles inspections* fait référence à des observations qui n'ont jamais été utilisées dans l'apprentissage du modèle de détérioration. Chaque point de la Figure 3.16a représente une prévision du modèle $\tilde{\mu}_{t|T}$ par rapport à une nouvelle inspection \tilde{y}_t au temps t pour une population d'éléments structurels e_p^j . Le symbole associé à chaque point représente le nombre d'années avant l'arrivée des nouvelles données d'inspections (observations). Par exemple, dans un élément structurel e_p^j , une durée de 4 ans fait référence au temps entre deux inspections consécutives, dont l'une est le nouveau point d'inspection. Il est à noter que le modèle de prévision n'est pas tenu de correspondre parfaitement aux observations en raison de la présence d'incertitudes d'observations. En considérant le même nuage de points, l'incertitude associée à chaque nouvelle observation peut être illustrée par la taille du symbole comme le montre la Figure 3.16b. Dans la Figure 3.16b, les points avec l'incertitude la plus faible sont les plus proches de la diagonale et au contraire, pour les points avec une incertitude $\sigma_V > 4$, la dispersion a tendance à s'éloigner de la diagonale. De plus, on peut remarquer que le modèle ne montre aucun signe significatif de biais de surestimation ou de sous-estimation de l'état de détérioration. Afin de mieux évaluer le biais, un histogramme normalisé est présenté sur la Figure 3.16c et permet d'examiner la différence entre la prévision du modèle et les nouvelles observations. L'histogramme montre que le biais normalisé et la dispersion dans la prévision du modèle de détérioration sont compatibles avec la FDP de la distribution normale centrée-réduite. D'après les analyses ci-dessus, le modèle de détérioration a affiché une performance similaire aux analyses avec les données d'inspections synthétiques, ce qui valide les conclusions tirées des analyses avec les données synthétiques.

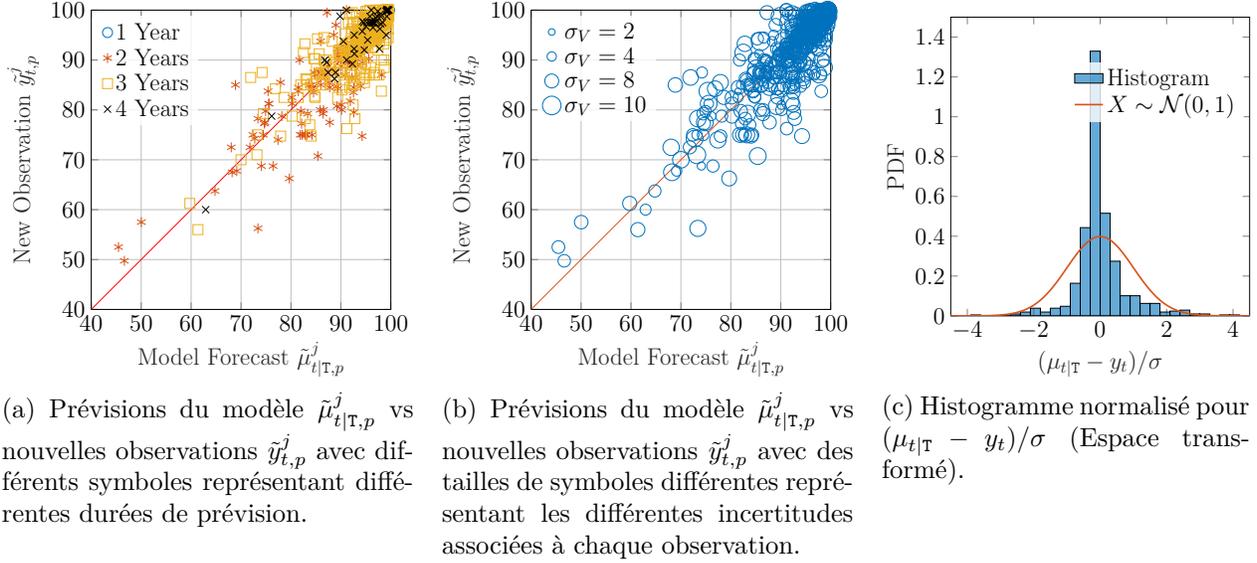


Figure 3.16 Validation des conditions de détérioration des éléments structurels réels.

3.6 Conclusion

Ce chapitre présentait un modèle de détérioration du MEE à l'échelle du réseau pour les inspections visuelles d'un réseau de ponts. Le modèle permet de quantifier l'incertitude des inspections visuelles en estimant l'écart type associé à chaque inspecteur et en considérant l'incertitude d'inspection en fonction de l'état de détérioration. Les analyses avec des données synthétiques ont démontré une bonne performance du modèle dans l'estimation de l'incertitude associée à chaque inspecteur (pour un total de 194 inspecteurs). De plus, les analyses de détérioration avec les données synthétiques ont montré une bonne capacité prédictive du cadre proposé. L'évaluation a considéré une période de prévision de 10 ans pour chaque élément structurel synthétique. D'après les analyses, la probabilité que la condition vraie se situe dans l'intervalle de confiance $\mu \pm 2\sigma$ de la prévision du modèle est estimée à 87 %. Le modèle de détérioration a également été validé avec des données d'inspections réelles. Les analyses comprenaient une validation avec des données d'inspections qui n'étaient pas incluses à la phase d'estimation des paramètres du modèle ni à l'étape de mise à jour du FK. L'évaluation a montré que le modèle est sans biais pour surestimer ou sous-estimer l'état des éléments structurels. Dans l'ensemble, les analyses de détérioration ont montré que le cadre proposé a une performance cohérente et robuste en ce qui concerne les données très bruyantes. Les améliorations futures du cadre proposé peuvent inclure l'examen du biais des inspecteurs, ainsi qu'un cadre Bayésien pour l'estimation des paramètres du modèle. L'inclusion du biais de l'inspecteur peut se faire en estimant le paramètre moyen dans le terme d'erreur d'ob-

servations. De plus, les analyses avec la vitesse de détérioration et l'accélération ont montré que d'autres améliorations sont nécessaires sur le modèle, en particulier l'amélioration de l'estimation de l'état initial de la vitesse. Cela peut directement entraîner une amélioration de la capacité prédictive globale à l'échelle du réseau. L'amélioration de l'estimation de l'état de la vitesse de détérioration peut être effectuée en analysant la relation entre la vitesse de détérioration et les attributs structurels des structures à l'aide d'une analyse de régression. Ceci est réalisable en formulant un cadre hybride qui combine un MEE avec la régression par noyau (RN), qui est présenté dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 4 Intégration d'attributs structurels dans l'analyse de la détérioration

4.1 Introduction

Le modèle de détérioration MEE présenté au chapitre 3 repose uniquement sur les données d'inspections et ne prend pas en compte les attributs structurels tels que le matériau, l'emplacement et d'autres attributs liés à la structure. Les attributs structurels sont importants car ils peuvent être utilisés pour expliquer et comprendre certains modèles de détérioration structurelle à travers le réseau. Par exemple, différents facteurs externes sont présents dans différentes régions (par exemple, climat froid ou chaud) et peuvent affecter le taux de détérioration de manière toute aussi différente, sans oublier que chaque matériau a un processus de vieillissement unique. En outre, la capacité d'estimer la vitesse de détérioration est limitée dans le MEE, ce qui peut avoir un impact sur les prévisions à long terme et sur les prévisions à court terme dans certains cas où il n'y a pas suffisamment de données d'inspections. Dans ce chapitre, l'objectif est d'améliorer les prévisions à court et à long terme du modèle de détérioration MEE en tirant parti des similitudes structurelles à travers le réseau de ponts. Cela est possible en mettant en place un cadre hybride qui combine le modèle de détérioration MEE avec un modèle de régression par noyau, afin d'incorporer des attributs structurels dans l'analyse de la détérioration.

Ce chapitre est organisée comme suit : §4.2 présente une revue de la théorie de la régression par noyau (RN), suivi par la formulation mathématique d'un modèle de détérioration hybride qui combine MEE avec RN en §4.3. Cette section comprend également les étapes d'estimation des états cachés et des paramètres / hyper-paramètres associés au MEE-RN. Par la suite, des analyses de détérioration avec des données synthétiques et réelles utilisant le modèle MEE-RN sont présentées en §4.4. Enfin, §4.5 présente les conclusions tirées des analyses de ce chapitre. Les principales contributions de ce chapitre sont :

- Un cadre de modélisation de la détérioration basé sur des inspections visuelles et des attributs structurels.
- Une amélioration globale de l'estimation de la vitesse de dégradation.
- Une vérification et une validation utilisant respectivement des ensembles de données synthétiques et réels.

4.2 Régression par noyau (RN)

Les méthodes par noyau sont bien connues et fréquemment utilisées pour la détection de motifs et les problèmes de discrimination [69]. La régression par noyau repose sur une fonction de noyau qui fournit des informations sur la similitude entre les paires de covariables. Dans ce contexte, le but de l'utilisation de RN est d'incorporer les informations des attributs structurels \mathbf{z} dans l'analyse de la détérioration des éléments structurels. La RN est utilisée pour estimer la vitesse de détérioration initiale $\dot{x}_{0,p}^j$ associée à chaque élément structurel e_p^j . Cette estimation est basée sur le modèle de *Nadaraya-Watson* [70],

$$\dot{x}_{0,p}^j = (\mathbf{a}_p^j)^\top \dot{\mathbf{x}}_z + w_0 : W_0 \sim \mathcal{N}(w_0; 0, \sigma_{w_0}^2), \quad (4.1)$$

avec le vecteur \mathbf{a}_p^j obtenu par,

$$\mathbf{a}_p^j = \frac{\mathbf{k}(\mathbf{z}_j, \mathbf{Z}_{c(m)}, \boldsymbol{\ell})}{\sum_{m=1}^M \mathbf{k}(\mathbf{z}_j, \mathbf{Z}_{c(m)}, \boldsymbol{\ell})}, \quad m = 1, \dots, M, \quad (4.2)$$

où \mathbf{z}_j est un vecteur de Q covariables associé au j -ème pont et \mathbf{Z}_c est une matrice qui encode une grille Q -dimensionnelle des points de référence. La grille Q -dimensionnelle est obtenue en discrétisant la plage de chaque covariable avec un nombre égal de points de référence M , tel que $\mathbf{Z}_c = [\mathbf{z}_c^1 \dots \mathbf{z}_c^Q] \in \mathbb{R}^{M \times Q}$. La fonction $\mathbf{k}(\cdot)$ est une fonction noyau multivariée $\mathbf{k} : \mathbb{R}^Q \rightarrow \mathbb{R}$ représentant le noyau multiplicatif,

$$\mathbf{k}(\mathbf{z}_j, \mathbf{Z}_{c(m)}, \boldsymbol{\ell}) = k\left(\frac{z_j^1 - z_{c(m)}^1}{\ell_1}\right) \cdot \dots \cdot k\left(\frac{z_j^Q - z_{c(m)}^Q}{\ell_Q}\right), \quad m = 1, \dots, M. \quad (4.3)$$

où $k(\cdot)$ est la fonction de noyau univariée et $\boldsymbol{\ell} = [\ell_1 \dots \ell_Q]$ représente le paramètre de longueur de noyau associé à chaque covariable. L'estimation des paramètres $\boldsymbol{\ell}$ ainsi que du paramètre de bruit σ_{w_0} peut être effectuée en utilisant le cadre d'estimation des paramètres décrit en §4.3.1.

La Figure 4.1 illustre un exemple de relation entre les covariables $\mathbf{z}_j \in \mathcal{Z}$, la réponse \dot{x}_0 , et les points de référence \mathbf{Z}_c . Dans ce graphique, la vraie relation entre les covariables z_1, z_2 et la réponse \dot{x}_0 est illustrée par la surface en haut, tandis que les points de référence sont représentés par une grille 2D, qui est définie par $\mathbf{z}_c^1, \mathbf{z}_c^2$ et l'état $\dot{\mathbf{x}}_z$ représenté par la valeur attendue $\dot{\mu}_z$. L'estimation des états cachés $\dot{\mathbf{x}}_z$, de telle sorte que chaque \dot{x}_z correspond ou s'approche de la réponse réelle \dot{x}_0 associée aux coordonnées z_c^1 et z_c^2 est fait en utilisant le cadre récursif détaillé en §4.3.2.

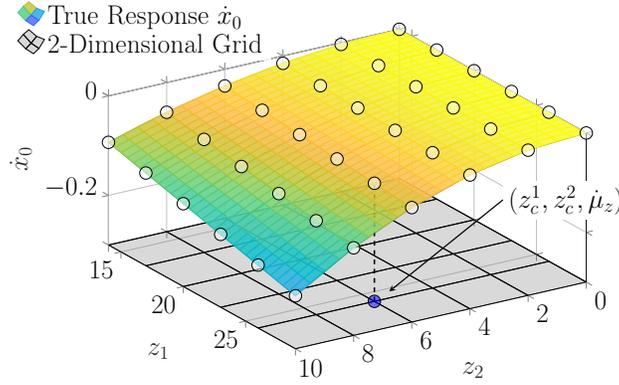


Figure 4.1 Exemple de relation entre les covariables z_1 , z_2 et la réponse réelle \dot{x}_0 , ainsi que la grille 2D définie par $M^Q = 6^2$ points de référence dont les coordonnées sont z_c^1 , z_c^2 et \dot{x}_z représenté par la valeur attendue $\dot{\mu}_z$.

4.3 Intégration d'attributs structurels dans l'analyse de la détérioration

Le cadre complet d'estimation de l'état de détérioration $\mathbf{x}_{t,p}^j$ au cours du temps est illustré sur la Figure 4.2. Pour tout élément structurel e_p^j dans le pont $b_j \in \mathcal{B}$, les données d'inspections $\tilde{\mathbf{y}}_{t,p}^j$ et les attributs structurels \mathbf{z}_j sont considérés dans les analyses. Les attributs structurels \mathbf{z}_j sont utilisés dans le modèle RN pour obtenir une estimation initiale de la vitesse de détérioration $\dot{x}_{0,p}^j$, pendant que les données d'inspections sont transformées de l'espace borné $\tilde{\mathbf{y}}_{t,p}^j \in [l, u]$ à l'espace illimité $\mathbf{y}_{t,p}^j \in \mathbb{R}$ en utilisant la fonction de transformation définie dans l'Équation 3.4. De plus, la condition de détérioration initiale attendue est considérée comme $\mu_{0,p}^j = y_{1,p}^j$ avec comme variance $\sigma_{0,p}^{j,2} = \sigma_0^2$, et l'accélération initiale attendue est $\ddot{\mu}_{0,p}^j = 0$ avec comme variance $\ddot{\sigma}_{0,p}^{j,2} = \ddot{\sigma}_0^2$. Après l'étape d'initialisation, le filtre de Kalman est utilisé pour propager l'état initial $\mathbf{x}_{0,p}^j$ jusqu'au temps T à l'aide de l'étape de prédiction et de l'étape de mise à jour. De même, le lissage de Kalman est appliqué pour affiner les estimations du FK de $t = T - 1$ à $t = 0$. A chaque pas de temps t dans FK et LK, l'estimation d'état est examinée avec la contrainte suivante $\dot{\mu}_{t,p}^j + 2\ddot{\sigma}_{t,p}^j \leq 0$. La contrainte susmentionnée garantit que l'estimation de l'état ne permet pas à la santé de l'élément structurel de s'améliorer au fil du temps. Si la contrainte n'est pas respectée, la méthode de troncature PDF décrite en §2.3.3 est appliquée. Le résultat du cadre MEE-RN est noté $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_{t|T,p}^j \in [l, u]$ représentant les valeurs attendues lissées pour l'état de détérioration et $\tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_{t|T,p}^j$ représentant les variances lissées à chaque pas de temps t .

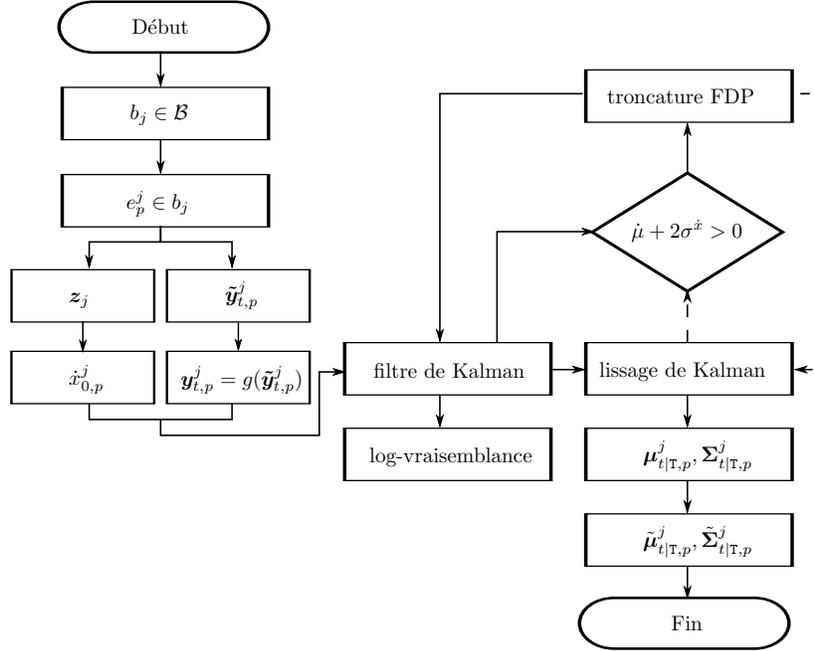


Figure 4.2 Cadre MEE-RN pour estimer l'état de détérioration de l'élément structurel e_p^j du temps t au temps T .

4.3.1 Paramètres du modèle & cadre d'estimation

En plus des paramètres du MEE définis dans l'Équation 3.9, les paramètres du MEE-RN incluent les paramètres de longueur du noyau ℓ et l'erreur de processus du noyau σ_{w_0} . Les paramètres du modèle MEE-RN sont regroupés dans l'ensemble,

$$\boldsymbol{\theta} = \left\{ \underbrace{\sigma_V(I_{1:\mathcal{I}})}_{\text{Inspecteurs Std.}}, \underbrace{\sigma_W, n}_{\text{err. processus Transform. Param.}}, \underbrace{\sigma_0, \ddot{\sigma}_0, p_1, p_2}_{\text{Etat initial RN err. processus}}, \underbrace{\sigma_{w_0}, \ell}_{\text{Long. noyau}} \right\}, \quad (4.4)$$

où $\sigma_V(I_{1:\mathcal{I}})$ fait référence aux écarts-types associés à chaque inspecteur $I_i \in \mathcal{I}$, σ_w est le bruit de processus du modèle cinématique, n est le paramètre de la fonction de transformation, et $\{\sigma_0, \ddot{\sigma}_0, p_1, p_2\}$ sont les paramètres associés à la covariance de l'état initial $\Sigma_{0,p}^j = \text{diag}[\sigma_0^2, \dot{\sigma}_0^2, \ddot{\sigma}_0^2]$, où $\dot{\sigma}_0^2$ est défini par une fonction linéaire dans l'Équation 3.8.

Tous les paramètres du modèle dans l'Équation 4.4 sont estimés à l'aide d'une *estimation de vraisemblance maximale* (EVM) qui est définie par la log-vraisemblance à l'échelle du réseau décrite dans l'Équation 3.12. La procédure d'estimation des paramètres est formulée par un

problème d'optimisation avec les contraintes suivantes,

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}^* &= \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} \quad \mathcal{L}(\boldsymbol{\theta}), \\ \text{conditionné par : } & \sigma_w, \sigma_{w_0}, \sigma_0, \ddot{\sigma}_0, p_1, p_2, \ell > 0, \\ & \sigma_V(I_i) > 0, \forall I_i \in \mathcal{I}, \\ & n \in \{1, 2, 3, 4, 5\}. \end{aligned} \tag{4.5}$$

Le problème d'optimisation ci-dessus est résolu en utilisant un cadre d'optimisation basé sur le gradient pour tous les paramètres $\boldsymbol{\theta}$, ce cadre étant détaillé en §4.3.2. Afin de garantir que le modèle de détérioration n'est pas surajusté, la base de données est divisée en différents ensembles de formation, de validation et de test. La division des données est effectuée par pont et de manière aléatoire, de sorte que les éléments structurels d'un pont ne peuvent pas exister à la fois dans l'ensemble d'apprentissage et dans l'ensemble de validation / de test.

4.3.2 Estimation récursive de la vitesse de détérioration

L'estimation des états cachés $\dot{\boldsymbol{x}}_z$ se fait de manière récursive en se basant sur les estimations du lissage de Kalman. Au début, $\dot{\boldsymbol{x}}_z$ est initialisé avec une valeur attendue $\dot{\boldsymbol{\mu}}_{z=0}$ et une variance $\dot{\boldsymbol{\Sigma}}_z = \text{diag}(\mathbf{4})$ pour que cela représente un a priori faiblement informatif. L'estimation de $\dot{\boldsymbol{x}}_z$ se fait en fonction des éléments structurels de l'ensemble de formation de la manière suivante,

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_z &= \dot{\boldsymbol{\Sigma}}_z \mathbf{A}_\kappa^\top \dot{\boldsymbol{\Sigma}}_{0|z}^{-1}, \\ \dot{\boldsymbol{\mu}}_{z|\mathbb{T}} &= \dot{\boldsymbol{\mu}}_z + \mathbf{J}_z (\dot{\boldsymbol{\mu}}_{0|\mathbb{T}} - \dot{\boldsymbol{\mu}}_{0|z}), \\ \dot{\boldsymbol{\Sigma}}_{z|\mathbb{T}} &= \dot{\boldsymbol{\Sigma}}_z + \mathbf{J}_z (\dot{\boldsymbol{\Sigma}}_{0|\mathbb{T}} - \dot{\boldsymbol{\Sigma}}_{0|z}) \mathbf{J}_z^\top, \end{aligned} \tag{4.6}$$

où \mathbf{A}_κ est un tableau de vecteurs \mathbf{a}_p^j , $\mathbf{A}_\kappa = [\mathbf{a}_1^1 \cdots \mathbf{a}_p^j]^\top$, $\dot{\boldsymbol{\mu}}_{0|z}$ et $\dot{\boldsymbol{\Sigma}}_{0|z}$ sont respectivement la valeur attendue et la matrice de covariance pour la vitesse au temps $t = 0$ de tous les éléments structurels, comme prédit par l'Équation 4.1. Le vecteur de valeur attendue $\dot{\boldsymbol{\mu}}_{0|\mathbb{T}}$ et la matrice de covariance $\dot{\boldsymbol{\Sigma}}_{0|\mathbb{T}}$ représentent les estimations lissées du MEE pour la vitesse de détérioration au temps $t = 0$ et pour tous les éléments structurels. Au début, l'estimation du MEE de la vitesse de détérioration est basée sur les valeurs initiales $\dot{\boldsymbol{\mu}}_{0,p}^j = 0$ et $\dot{\sigma}_{0,p}^{j,2} = \dot{\sigma}_0^2$. Après chaque mise à jour de $\dot{\boldsymbol{x}}_z$, la valeur attendue $\dot{\boldsymbol{\mu}}_{0,p}^j$ du MEE est mise à jour par l'Équation 4.1 avec $\dot{\boldsymbol{\mu}}_{0,p}^j = \dot{\boldsymbol{\mu}}_{0,p|z}^j$, tandis que la variance RN est réinitialisée avec $\dot{\boldsymbol{\Sigma}}_z = \text{diag}(\mathbf{4})$. La variance $\dot{\sigma}_{0,p}^{j,2}$ du MEE n'est pas mise à jour car le modèle RN possède initialement une grande variance qui affecte négativement les performances du MEE.

Les processus de mise à jour dans l'Équation 4.6 et dans le MEE a priori sont répétés de manière récursive jusqu'à ce que l'EVM de l'ensemble de validation ne s'améliore plus. Par

la suite, le modèle RN est utilisé pour fournir l'estimation préalable complète de la vitesse $\dot{x}_{0,p}^j$ pour tout élément structurel e_p^j .

Paramètres & cadre d'estimation de l'état masqué

L'algorithme d'optimisation de gradient utilisé dans ce cadre est l'algorithme de *Newton-Raphson*, qui est similaire au cadre d'optimisation présenté en §3.4. Le cadre d'estimation commence par l'optimisation de l'ensemble initial des paramètres du modèle $\theta^s = \{\sigma_w, \sigma_V, \sigma_0^x, \sigma_0^{\ddot{x}}, p_1, p_2\}$, où σ_V est le paramètre d'incertitude d'observation commun à tous les inspecteurs $\sigma_V(I_{1:T}) = \sigma_V$. À la suite de cette étape, le cadre d'optimisation met à jour les paramètres des inspecteurs en optimisant de manière itérative chaque paramètre $\sigma_V(I_i)$, tout en gardant fixes les autres paramètres θ du modèle. La convergence pour les paramètres $\sigma_V(I_i)$ est satisfaite si la différence de \mathcal{L} (ensemble de validation) est inférieure à la tolérance ϵ , ou si la *limite de décrochage* est atteinte. Le décrochage est le nombre d'itérations sans amélioration significative de la fonction objectif. Lors de la convergence de $\sigma_V(I_i)$, les paramètres du modèle dans $\theta^m = \{\sigma_w, \sigma_0^x, \sigma_0^{\ddot{x}}, p_1, p_2\} \subset \theta$ sont mis à jour par l'algorithme d'optimisation. Par la suite, l'estimation récursive pour \dot{x}_z est réalisée en utilisant le cadre présenté en §4.3.2. L'estimation initiale de \dot{x}_z est effectuée sur la base des paramètres initiaux du modèle RN $\theta^\kappa = \{\sigma_{w_0}, \ell\} \subset \theta$. Suite à l'optimisation de θ^κ , l'état \dot{x}_z est affiné conformément aux nouveaux paramètres RN. La procédure d'estimation des paramètres des inspecteurs, des paramètres dans $\{\theta^m, \theta^\kappa\}$ et de l'état \dot{x}_z est répété récursivement jusqu'à ce que les critères de convergence globale soient satisfaits. Enfin, le paramètre $n \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ est identifié en répétant la procédure d'optimisation complète pour chaque valeur de n . Le pseudo code qui décrit les détails du cadre mentionné ci-dessus est présenté en Annexe B.

Détermination des hyper-paramètres

Le nombre de covariables Q et le nombre de points de référence associés à chaque covariable M peuvent affecter le coût de calcul associé au cadre d'estimation récursif présenté en §4.3.2. En effet, augmenter Q ou M entraînera l'augmentation de la taille du vecteur d'état \dot{x}_z représenté par $\dot{\mu}_{z|T} \in \mathbb{R}^{M^Q \times 1}$ et $\dot{\Sigma}_{z|T} \in \mathbb{R}^{M^Q \times M^Q}$, ce qui augmente par conséquent la demande de calcul pour la résolution des équations RN. La détermination de Q et M se fait sur la base d'une expérimentation numérique utilisant une EVM, tout en tenant compte de la complexité de l'algorithme de calcul. Par exemple, si deux cas $M_2^{Q_2} \gg M_1^{Q_1}$, ont $\mathcal{L}_2 > \mathcal{L}_1$, où $\mathcal{L}_2 - \mathcal{L}_1 = \eta$ avec η négligeable, alors $M_1^{Q_1}$ est considéré pour l'analyse. Néanmoins, dans les cas où M^Q est grand, la résolution de la complexité de calcul est possible soit en utilisant des approches de réduction de dimensionnalité, telles que les analyses en composantes principales (ACP) [71]

ou d'autres méthodes d'approximation de bas rang [72, 73], soit en utilisant des méthodes de régression paramétrique au lieu d'une approche non paramétrique.

4.4 Analyses de détérioration avec MEE-RN

Cette section présente les analyses effectuées à l'aide du cadre MEE-RN sur des ensembles de données d'inspections synthétiques et réels.

4.4.1 Vérification du modèle à l'aide de données synthétiques

Les données synthétiques utilisées pour vérifier le MEE-RN ont les caractéristiques décrites en §3.5.1. Afin d'ajouter un attribut structurel synthétique z_j à cet ensemble de données, on suppose que la vitesse de détérioration réelle présente la relation suivante,

$$z_j = \log(|\dot{x}_0^j|) + w_0 : W_0 \sim \mathcal{N}(w_0; 0, 0.1^2). \quad (4.7)$$

La génération de l'attribut synthétique z_j permet de vérifier les performances du cadre d'estimation récursive présenté dans la section §4.3.2. L'ensemble de données synthétiques d'apprentissage se compose de $E = 16500$ éléments structurels avec un total de $I = 223$ inspecteurs fournissant les observations dans chaque série chronologique. L'attribut structurel synthétique z_j associé à chaque élément structurel est illustré sur l'histogramme présenté à la Figure 4.3, où on peut remarquer que la distribution des valeurs z a une longue queue de distribution

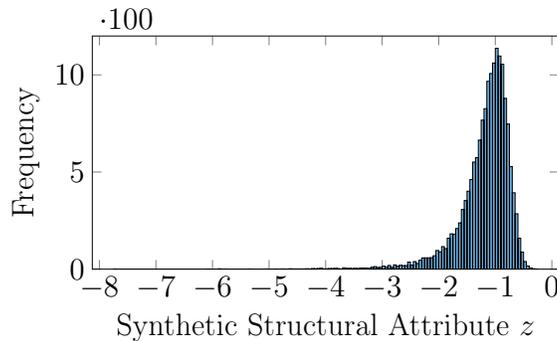


Figure 4.3 Histogramme de l'attribut structurel synthétique z .

avec la majorité des valeurs concentrées dans la plage $[-2, -0, 5]$. La prise en compte des informations de l'attribut structurel z dans les analyses de détérioration est effectuée par le modèle RN. La fonction noyau utilisée dans ce cas est la *fonction de base radiale* (FBR) [74]. Le nombre total de points de référence z_c est $M = 20$, ce qui équivaut également au nombre

total d'états cachés dans $\hat{\mathbf{x}}_z$. L'estimation de $\hat{\mathbf{x}}_z$ dans l'Équation 4.1 est effectuée sur la base du cadre récursif présenté en §4.3.2. La Figure 4.4 illustre la valeur initiale attendue $\hat{\mu}_z$ ainsi que l'état $\hat{\mathbf{x}}_z$ mis à jour après convergence, convergence atteinte après 3 itérations dans le cadre récursif. Dans la Figure 4.4, on peut remarquer que les estimations $\hat{\mathbf{x}}_z$ s'écartent de la vraie courbe lorsque $z < -2$. En effet, la plage de valeurs $z \in [-8, -2]$ est associée à la queue de la distribution (Figure 4.3), où peu ou pas de données sont disponibles. Un exemple

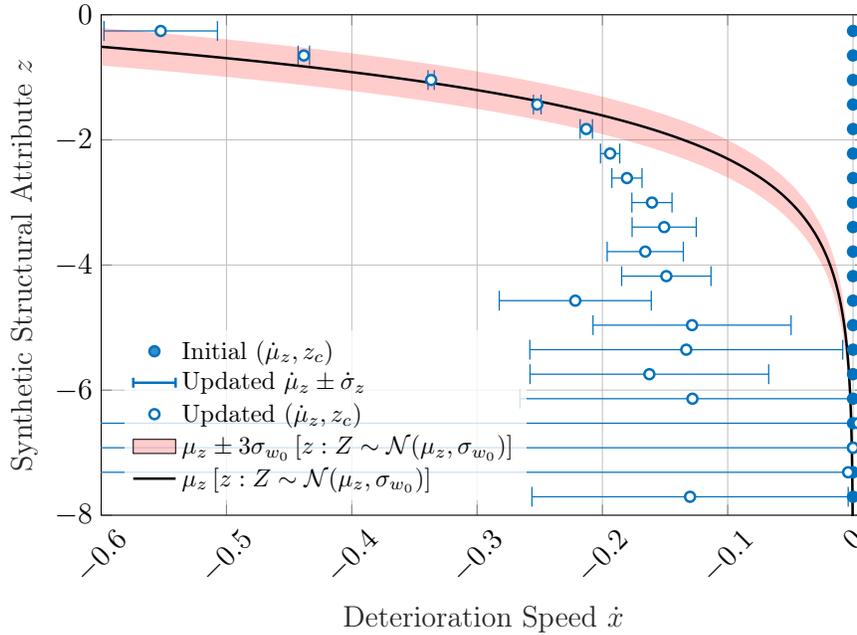


Figure 4.4 Comparaison entre les estimations mises à jour $\hat{\mu}_z$ (itération # 3) à chaque point de référence $z_c \in \mathbf{z}$ et la vraie relation entre l'attribut structurel synthétique z et la vitesse de détérioration \hat{x}_z .

de l'effet de la convergence de l'état $\hat{\mathbf{x}}_z$ sur les performances du modèle RN est présenté sur la Figure 4.5. Dans cet exemple, on remarque qu'après chaque mise à jour $\hat{\mathbf{x}}_z$, la valeur attendue $\hat{\mu}_{0,p}^j$ de RN s'approche de la vitesse réelle $\hat{x}_{0,p}^j$.

Afin d'évaluer l'amélioration de l'estimation de la vitesse de détérioration initiale à l'échelle du réseau, une comparaison entre les histogrammes d'erreurs du MEE-RN et du MEE est représentée sur la Figure 4.6. Les erreurs sont déterminées par la différence entre la vitesse initiale réelle et l'estimation lissée de la vitesse initiale de chaque modèle. À partir des deux histogrammes de la Figure 4.6, on remarque que la nouvelle formulation réduit le biais de l'estimation de la vitesse initiale. L'estimation des paramètres pour le MEE-RN est effectuée à l'aide du cadre d'optimisation basé sur le gradient détaillé en §3.4. Les paramètres estimés du modèle sont présentés dans la Figure 4.7 pour les paramètres des inspecteurs et dans le Tableau 4.1 pour le reste des paramètres du modèle. Dans la Figure 4.7, l'alignement de

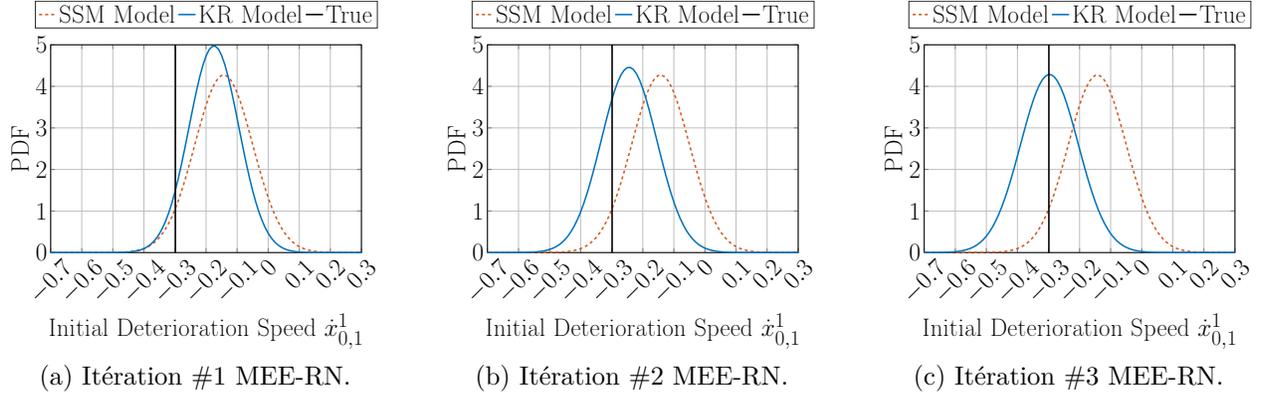


Figure 4.5 Estimation récursive de l'état $\hat{x}_{0,p}^j$ illustré par la fonction de densité de probabilité (FDP) avec la vitesse réelle représentée par la ligne verticale et le modèle MEE représenté par une ligne en pointillés.

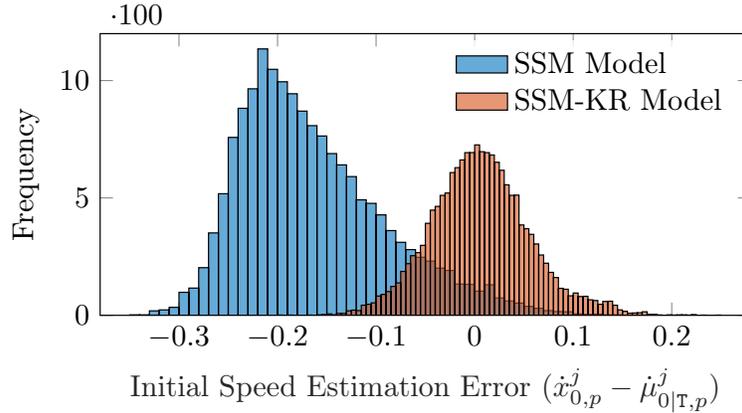


Figure 4.6 Comparaison entre l'histogramme des erreurs du modèle MEE-RN (à droite) et l'histogramme des erreurs du modèle MEE (à gauche), avec les erreurs déterminées par la différence entre la vitesse initiale réelle et l'estimation lissée de la vitesse initiale.

Tableau 4.1 Résultats de l'estimation des paramètres du modèle pour les données synthétiques.

σ_w	σ_0^x	σ_V	$\sigma_0^{\hat{x}}$	p_1	p_2	n	σ_{w_0}	ℓ^{FBR}
3.787×10^{-3}	1.001	3.001	0.0498	0.0499	0.1488	4	0.1238	0.1933

la dispersion avec la diagonale atteste de la capacité du cadre d'optimisation à estimer les paramètres des inspecteurs, où la ligne en pointillé représente l'estimation initiale σ_V pour tous les paramètres des inspecteurs $\sigma_V(I_i)$.

Des exemples d'analyses de séries temporelles utilisant le MEE-RN sont présentés sur les Fi-

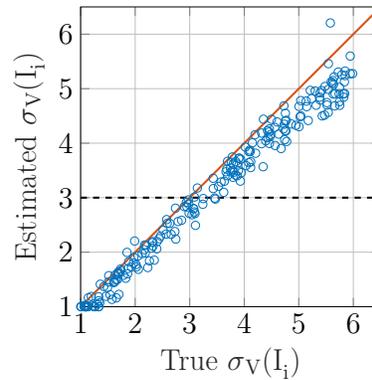


Figure 4.7 Résultats de l'estimation pour les paramètres des inspecteurs synthétiques $\sigma_V(I_i)$ (total : 223 inspecteurs) avec une ligne en pointillés faisant référence à l'estimation initiale pour tous les paramètres $\sigma_V(I_i)$.

gures 4.8 et 4.9. Dans cet exemple, le MEE-RN et le MEE (sans prendre en compte l'attribut structurel) sont utilisés pour produire les estimations de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse. D'après la Figure 4.8, les estimations de la condition par le MEE-RN et le MEE se chevauchent initialement. Cependant, ces estimations commencent à diverger au fil du temps en raison de la différence dans l'estimation de la vitesse initiale de chaque modèle. On peut remarquer dans cet exemple que l'état réel représenté par une ligne en pointillés se situe dans l'intervalle de confiance du MEE-RN. L'estimation de vitesse associée à l'exemple

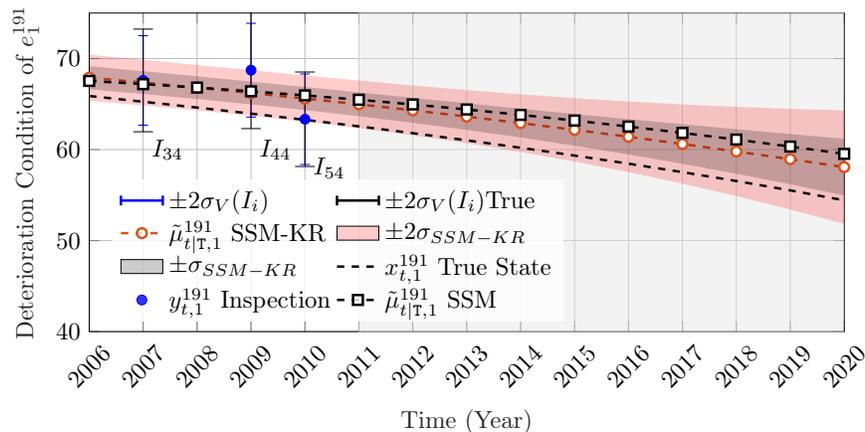


Figure 4.8 Estimation de la condition de détérioration pour l'élément structurel synthétique e_1^{191} , avec le marqueur *cercle* représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur *carré* représentant les estimations du MEE, la ligne en pointillés représentant la condition réelle et la zone ombrée représentant la période de prévision.

précité est représentée sur la Figure 4.9. On peut remarquer que l'estimation globale de la

vitesse dans le MEE-RN est meilleure que dans le MEE.

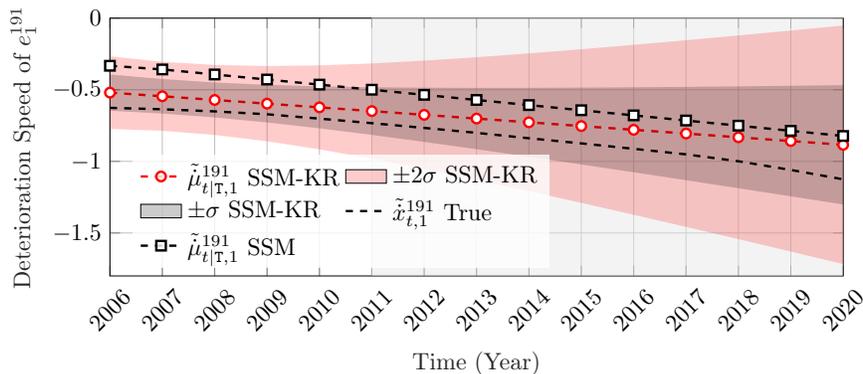
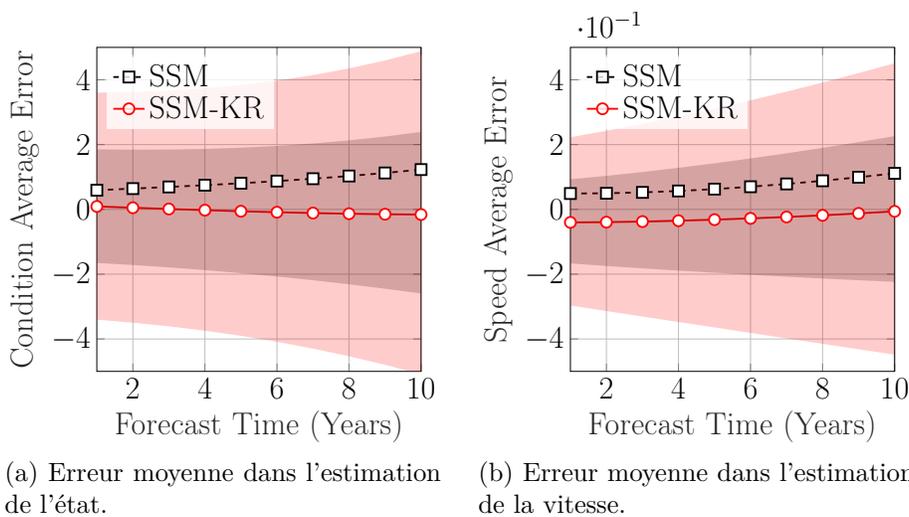


Figure 4.9 Vitesse de détérioration de l'élément structural synthétique e_1^{191} , avec le marqueur *cercle* représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur *carré* représentant les estimations du MEE, la ligne en pointillés représentant l'état réel et la zone ombrée représentant la période de prévision.

Afin d'examiner les améliorations à l'échelle du réseau, la Figure 4.10 illustre l'erreur moyenne par rapport au temps de prévision pour la condition et la vitesse sur la base du MEE-RN et du MEE. Sur la Figure 4.10a, on remarque que l'erreur moyenne dans l'estimation de



(a) Erreur moyenne dans l'estimation de l'état.

(b) Erreur moyenne dans l'estimation de la vitesse.

Figure 4.10 Estimation de l'erreur moyenne du MEE-RN représentée par la valeur attendue (*cercle marqueur*) et l'intervalle de confiance ($\pm 2\sigma$) pour la condition et la vitesse, comparée à l'estimation de l'erreur du MEE représentée par la valeur attendue (*marqueur carré*).

la condition MEE-RN est proche de zéro tout au long de la fenêtre de temps des analyses, tandis que l'erreur moyenne dans MEE diverge de zéro de manière monotone. Constatations

faites, on peut conclure que la prise en compte des informations concernant l'attribut structurel a réduit le biais global dans l'estimation de l'état de détérioration. D'autre part, sur la Figure 4.10b, les estimations de vitesse dans les deux modèles évoluent de manière monotone, l'estimations de vitesse du MEE divergeant de manière similaire à l'estimation de condition MEE.

4.4.2 Validation du modèle à l'aide de données réelles

Les analyses de validation avec des données réelles sont effectuées à l'aide des données d'inspections réelles présentées en §3.5.1. Les éléments structurels utilisés dans l'analyse sont de type *Poutres*. Un élément structurel est pris en compte dans les analyses de détérioration s'il a subi 3 inspections ou plus sans aucune intervention. Le nombre total d'éléments *poutres* pris en compte dans les analyses de détérioration est : $E = 16689$ éléments tirés de $B = 2133$ ponts. Le nombre d'inspecteurs impliqués dans cet ensemble de données est $I = 223$. L'ensemble de données d'inspections est divisé en un ensemble d'apprentissage comportant $E_{tr} = 13639$ éléments structurels de $B_{tr} = 1915$ ponts, un ensemble de validation comportant $E_v = 2034$ éléments structurels de $B_v = 142$ ponts et un ensemble de tests comportant $E_t = 1016$ éléments structurels de $B_t = 76$ ponts.

Les attributs structurels z_j considérés dans les analyses sont : z_j^1 le matériau de la structure, z_j^2 l'âge de la structure et z_j^3 l'emplacement de la structure représenté par la latitude. La sélection des attributs est basée sur les paramètres de bande passante du noyau dans ℓ , qui sont estimés en fonction des données d'inspections et en utilisant l'approche EVM [75, 76]. Si une bande passante estimée du noyau ℓ converge vers une valeur élevée par rapport à la plage de la covariable, alors l'inverse de ℓ fera que la covariable z sera presque indépendante de la réponse [76]. L'histogramme de chacun des attributs mentionnés ci-dessus est illustré à la Figure 4.11. Il est à noter que l'âge du pont est déterminé en déduisant la date du premier point d'inspection de la date de construction du pont. Les analyses RN multivariées impliquent différents types de fonctions du noyau. La sélection de la fonction du noyau se fait en fonction du type de données (c'est-à-dire catégorielles ou continues) et de l'EVM. Dans cette étude de cas, le matériau de la structure est supposé être une donnée catégorielle non ordonnée qui peut être modélisée à l'aide de la fonction noyau Aitchison et Aitken [77] (AAK). La longueur du noyau dans la fonction AAK est limitée par $0 \leq \ell \leq \frac{c-1}{c}$, où C est le nombre de catégories [78]. L'âge et la latitude de la structure sont analysés à l'aide de la fonction noyau *Matérn 12* (M12) [76]. Outre les attributs structurels, la condition de l'élément structurel au premier point d'inspection est également incluse comme covariable dans le RN multivarié. La fonction noyau utilisée pour la condition est *Matérn 52* (M52) [76]. Les équations pour chacune des fonctions susmentionnées du noyau sont disponibles dans

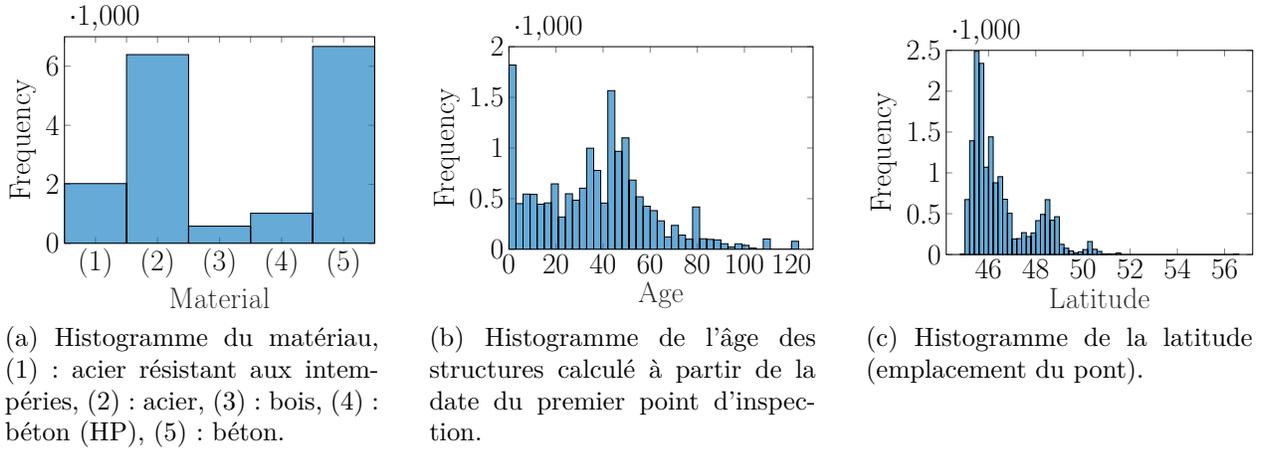
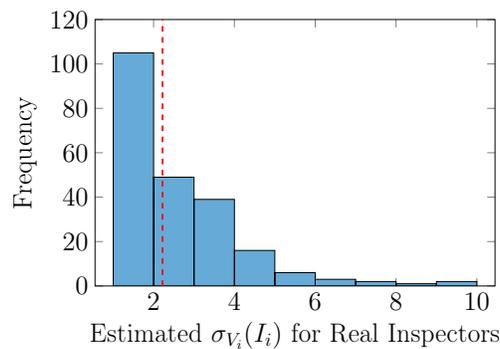


Figure 4.11 Fréquence des attributs structurels à partir de données réelles

l'Annexe F. Les paramètres estimés du modèle MEE-RN sont présentés dans le Tableau 4.2, tandis que les paramètres des inspecteurs sont présentés sur la Figure 4.12. Afin de démon-

Tableau 4.2 Résultats d'estimation des paramètres du MEE-RN pour des données réelles.

σ_w	σ_0^x	σ_V	$\sigma_0^{\ddot{x}}$	p_1	p_2	n
5.451×10^{-3}	1.025	2.220	0.0499	0.0096	0.1473	4
σ_{w_0}	ℓ^{AAK}	ℓ^{M12}	ℓ^{M12}	ℓ^{M52}		
0.1292	0.0166	12.6064	1.4309	7.2166		

Figure 4.12 Histogramme des paramètres estimés $\sigma_V(I_i)$ des inspecteurs réels (total : 223 inspecteurs), la ligne en pointillés faisant référence à l'estimation initiale pour tous $\sigma_V(I_i)$.

trer les performances du MEE-RN dans le cas réel, deux exemples sont considérés à partir de l'ensemble de test. Le premier exemple concerne l'élément structurel e_{10}^{244} du pont b_{244} .

Ce pont était âgé de $z_{244}^2 = 61$ ans au moment de la première inspection. Il est situé à une latitude $z_{244}^3 \approx 48$ et ses éléments de poutre sont en acier, $z_{244}^1 = \text{acier}$.

Les analyses de détérioration de l'élément structurel e_{10}^{244} de b_{244} sont présentées sur les Figures 4.13 et 4.14. La Figure 4.13 illustre une comparaison entre les estimations de condition du MEE-RN représenté par le marqueur *cercle* et du MEE représenté par le marqueur *carré*. On peut remarquer que les estimations du MEE-RN s'adaptent mieux à l'observation enregistrée que les estimations du MEE. De plus, la même comparaison est effectuée pour les

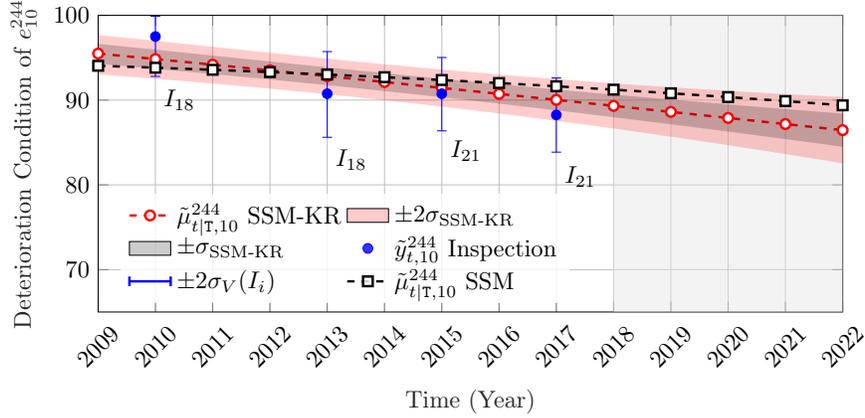


Figure 4.13 Estimation de détérioration de la condition pour l'élément structurel réel e_{10}^{244} avec le marqueur *cercle* représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur *carré* représentant les estimations du MEE et la zone ombrée représentant les période de prévision.

estimations de vitesse de détérioration de chaque modèle. Sur la Figure 4.14, l'estimation de vitesse au court du temps du MEE-RN montre une progression cohérente par rapport à l'estimation de vitesse du MEE.

Le deuxième exemple est tiré d'un pont b_{1599} situé à $z_{1599}^3 \approx 46$ âgé de $z_{1599}^2 = 65$ ans à l'époque de la première inspection. Le matériaux utilisé pour les poutres est du béton, $z_{1599}^1 = \text{béton}$. Les données d'inspections $\tilde{y}_{t,1}^{1599}$ présentent une variabilité plus élevée par rapport au premier exemple, comme le montre la Figure 4.15. De même, les estimations du MEE-RN montrent une meilleure adaptation aux données d'inspections par rapport aux estimations du MEE. Les estimations de vitesse de détérioration associées à e_1^{1599} sont présentées sur la Figure 4.16. Les estimations constantes de la vitesse dans le MEE-RN impliquent une estimation préalable cohérente, en comparaison avec les changements abrupts dans l'estimation de vitesse du MEE.

L'amélioration à l'échelle du réseau dans le cas réel est quantifiée dans le Tableau 4.3, où les log-vraisemblance associées aux ensembles de formation, de validation et de test sont rapportés. À partir du Tableau 4.3, le MEE-RN démontre une meilleure log-vraisemblance dans

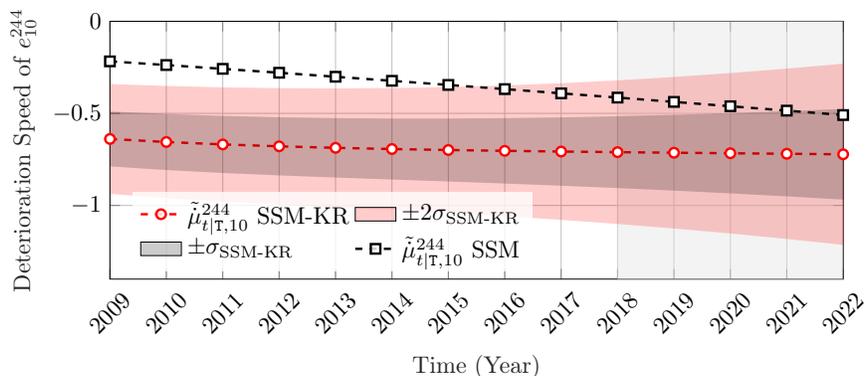


Figure 4.14 Vitesse de détérioration de l'élément structurel e_{10}^{244} avec le marqueur *cercle* représentant les estimations MEE-RN, le marqueur *carré* représentant les estimations MEE et la zone grisée représentant la période de prévision.

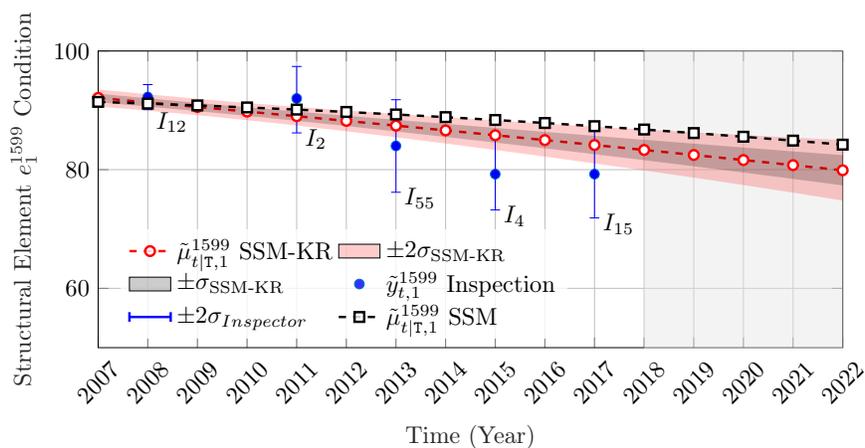


Figure 4.15 Estimation de la détérioration de la condition pour l'élément structurel réel e_1^{1599} avec le marqueur *cercle* représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur *carré* représentant les estimations du MEE et la zone ombrée représentant les période de prévision.

chaque ensemble de données par rapport au MEE.

Tableau 4.3 Comparaison entre le MEE-RN et le MEE sur la base de la log-vraisemblance dans les ensembles d'apprentissage, de validation et de test

Modèle	Apprentissage	Validation	Test
MEE	-121175	-17187	-8822
MEE-RN	-116223	-16822	-8482

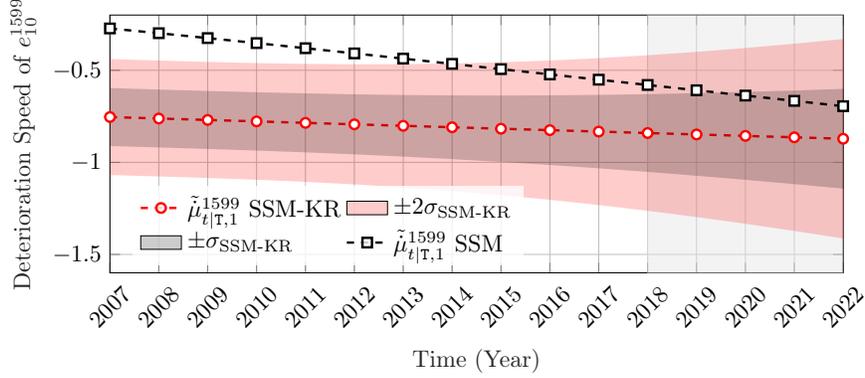


Figure 4.16 Vitesse de détérioration de l'élément structurel e_1^{1599} avec le marqueur *cercle* représentant les estimations du MEE-RN, le marqueur *carré* représentant les estimations du MEE et la zone grisée représentant la période de prévision.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, un cadre hybride basé sur des modèles espace d'états et de régression par noyau a été proposé pour modéliser le comportement de détérioration d'un réseau de ponts. Le MEE-RN s'appuie sur des données d'inspections visuelles et prend en compte les attributs structurels de chaque pont. Le rôle de la RN est de modéliser la dépendance entre la vitesse de détérioration et les attributs structurels du pont en question. Les performances du MEE-RN ont été vérifiées avec des données synthétiques et comparées à un MEE qui ne tient pas compte des attributs structurels. Les résultats ont montré que le biais global dans l'estimation de la condition est plus faible pour le MEE-RN que pour le MEE, comme le démontre l'erreur moyenne dans le temps de prévision. De plus, le MEE-RN ne montre aucun biais significatif en ce qui concerne la surestimation ou la sous-estimation de la vitesse initiale. Les analyses comprenaient également une validation avec une base de données d'inspections réelles. Deux cas de test ont été considérés pour démontrer les performances du modèle. Dans les deux cas, le MEE-RN a montré une meilleure adaptation aux données d'inspections par rapport au modèle MEE. De plus, l'estimation de la vitesse de détérioration du MEE-RN est plus cohérente tout au long de la fenêtre temporelle des analyses. Le MEE et le MEE-RN ont également été comparés par la log-vraisemblance dans les ensembles de formation, de validation et de test. Le MEE-RN a globalement une meilleure log-vraisemblance dans chaque sous-ensemble de données, ce qui souligne l'importance de la prise en compte des attributs structurels. Bien que le MEE-RN ait de meilleures performances, le modèle peut être exigeant en termes de calcul. En effet, lorsque le nombre d'attributs structurels augmente ($Q > 5$), le nombre de points de référence dans le modèle RN devient significativement grand. Cependant, il est

possible de palier à ce problème en utilisant des méthodes de réduction de dimensionnalité ou de régression paramétrique à la place de l'approche de régression non paramétrique. Dans l'ensemble, la prise en compte des attributs structurels améliore la capacité de prédiction du modèle de détérioration, en particulier lorsque peu de points d'inspection sont disponibles. Cela permet des analyses plus poussées telles que la quantification de l'effet des interventions qui est abordé dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 5 Quantification des effets des interventions sur les éléments structurels

5.1 Introduction

Les interventions font partie intégrante de la durée de vie de tout élément structurel. Dans le contexte de la maintenance de ponts à l'échelle du réseau, une intervention peut être classée en trois catégories : *maintenance préventive*, *réhabilitation* et *remplacement* [47, 48]. La quantification de l'effet des interventions repose généralement soit sur le jugement d'experts et les valeurs de référence, soit sur une estimation ad hoc à partir de données d'inspection visuelle [15, 49, 51, 53, 54]. Dans ce chapitre, l'effet des interventions est modélisé sous forme de variables aléatoires au sein du modèle de détérioration MEE-RN à l'échelle du réseau. La formulation proposée permet d'estimer l'effet local des interventions au niveau des éléments structurels ainsi que l'effet à l'échelle du réseau pour une population de structures. De plus, la formulation proposée permet d'estimer la durée de vie des interventions, tout en tenant compte de l'incertitude des inspecteurs dans les estimations susmentionnées. Cela permet de quantifier l'effet de différents types d'interventions à l'échelle du réseau, ce qui jette les bases d'une planification et d'une allocation améliorées des fonds de maintenance.

Ce chapitre est organisé comme suit : en §5.2, différents types d'interventions sont présentés avec des détails sur la base de données des interventions réelles et la simulation des interventions synthétiques. Le paragraphe §5.3 met en lumière la formulation mathématique du cadre proposé pour quantifier l'effet des interventions. Les analyses et résultats utilisant le cadre proposé avec des données réelles et synthétiques sont présentés en §5.4. Enfin, un résumé des conclusions tirés des différents résultats est présenté en §5.5. Les principales contributions de ce chapitre sont :

- Une méthode pour quantifier l'effet des interventions, et estimer la durée de vie des interventions.
- Une vérification et une validation du modèle proposé avec des ensembles de données respectivement synthétiques et réels.
- Une estimation de l'effet local des interventions au niveau des éléments structurels ainsi que de l'effet à l'échelle du réseau pour une population d'éléments structurels.

5.2 Base de données des interventions

Dans cette section, l'ensemble de données des interventions réelles est présenté en premier lieu. Une description des interventions synthétiques générées pour vérifier les performances du modèle s'en suit.

5.2.1 Interventions dans l'étude de cas réel

En plus de la base de données d'inspection décrite en §3.5.1, une base de données d'interventions à l'échelle du réseau est également disponible. Dans cette base de données, les interventions à l'échelle du réseau sont classées en 3 catégories [1]. Ces catégories sont, h_1 : maintenance préventive, h_2 : maintenance de routine et h_3 : réparations. Chacune des catégories susmentionnées englobe un ensemble d'actions. Par exemple, les actions d'intervention associées à la catégorie d'éléments structurels *poutre* sont : les activités de nettoyage dans h_1 , le remplacement des boulons / rivets dans h_2 , et les actions de réparation des poutres dans h_3 . Ces actions d'intervention sont déclenchées sur la base soit d'un certain état de détérioration atteint, soit d'une recommandation d'un inspecteur [1].

5.2.2 Simulation d'interventions et de données synthétiques

Un ensemble de données synthétiques est généré afin de vérifier la performance du cadre proposé, à condition que le véritable effet des interventions soit connu. Cet ensemble de données est, par conception, similaire aux données réelles, à la fois quantitativement et qualitativement comme décrit en §3.5.1 et §4.4.1. La simulation d'interventions synthétiques se fait en fonction de deux facteurs : la priorité de la structure et l'état de détérioration. Le facteur de priorité est assigné aléatoirement aux structures en utilisant une distribution uniforme $\Omega \sim \mathcal{U}(1, 3)$. Ce facteur émule la recommandation de l'inspecteur pour effectuer une intervention dans le cas réel. Le type d'intervention est déterminé à l'aide d'un système de prise de décision synthétique défini par des règles si-alors, détaillées dans l'Annexe D. Au total, quatre actions d'intervention synthétiques sont définies, h_0 : ne rien faire, h_1 : maintenance préventive, h_2 : réparations et h_3 : réparations majeures. A chaque fois qu'une des actions $h_{1:3}$ est appliquée, le moment de l'intervention synthétique τ est enregistré. La véritable amélioration, représentée par le changement à l'échelle du réseau de la condition δ , de la vitesse $\dot{\delta}$ et de l'accélération $\ddot{\delta}$, est définie pour chaque type d'intervention par une distribution normale avec les paramètres indiqués dans le Tableau 5.1.

Pour qu'un élément structurel soit inclus dans le cadre de quantification de l'intervention, il doit avoir subi au moins 3 observations, avec l'une des observations avant ou après l'interven-

Tableau 5.1 Types d'interventions synthétiques avec leur amélioration attendue correspondante représentée par une valeur attendue et un écart type.

Type	μ_δ	σ_δ	$\mu_{\dot{\delta}}$	$\sigma_{\dot{\delta}}$	$\mu_{\ddot{\delta}}$	$\sigma_{\ddot{\delta}}$
h_1	0	10^{-4}	0.2	0.05	0	10^{-4}
h_2	7.5	2	0.3	0.1	0	10^{-4}
h_3	18.75	4	0.4	0.15	0	10^{-4}

tion. Quant aux attributs structurels synthétiques, un seul et unique est considéré et défini par la relation,

$$z_j = 10 \times |\dot{x}_0^j| + 4 + w_0 : W_0 \sim \mathcal{N}(w_0; 0, 0.5^2). \quad (5.1)$$

Les autres caractéristiques et seuils nécessaires pour simuler des données d'inspection réalistes sont hérités des mesures définies en §3.5.1.

5.3 Quantification des effets des interventions sur les éléments structurels

L'analyse de l'effet des interventions coïncide avec les analyses de détérioration des éléments structurels. En effet, le type d'intervention h_r est déterminé en grande partie en fonction de l'état de détérioration de l'élément structurel. Dans cette section, la relation entre les interventions et les analyses de détérioration est décrite et suivie de la formulation du cadre proposé pour quantifier l'effet des interventions.

5.3.1 Intégration des interventions au sein du MEE-RN

Dans ce chapitre, les analyses de détérioration sont effectuées à l'aide du modèle de détérioration MEE-RN détaillé en §4.3. Afin de tenir compte de l'effet des interventions dans le MEE-RN, le vecteur d'état est agrandi pour inclure les composants suivants,

$$\mathbf{x}_{p,t}^j = [x_{p,t}^j \ \dot{x}_{p,t}^j \ \ddot{x}_{p,t}^j \ \delta_t \ \dot{\delta}_t \ \ddot{\delta}_t]^\top, \quad (5.2)$$

où $\mathbf{x}_{p,t}^j$ est le vecteur d'état au temps t : $\mathbf{X}_t \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\Sigma}_t)$, composé du vecteur $[x_{p,t}^j \ \dot{x}_{p,t}^j \ \ddot{x}_{p,t}^j]$ qui décrit les composantes de condition, de vitesse et d'accélération, et du vecteur $[\delta_t \ \dot{\delta}_t \ \ddot{\delta}_t]$ qui représente les changements de condition, de vitesse et d'accélération suite à une intervention h_r . L'effet d'une intervention sur un élément structurel est quantifié dans le MEE-RN en modifiant le modèle de transition, de sorte qu'il devienne dépendant du temps d'intervention

τ comme suit,

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{A}_t \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{w}_t, \quad \mathbf{w}_t : \begin{cases} \mathbf{W}^{\text{ki}} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_t^{\text{ki}}) \\ \mathbf{W}^r \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_t^r). \end{cases} \quad (5.3)$$

La matrice de transition \mathbf{A}_t est définie par,

$$\mathbf{A}_{t=\tau} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}^{\text{ki}} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}_{t \neq \tau} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}^{\text{ki}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix}, \quad (5.4)$$

avec \mathbf{I} représentant la matrice identité et \mathbf{A}^{ki} définie par,

$$\mathbf{A}^{\text{ki}} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{\Delta t^2}{2} \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (5.5)$$

La covariance complète pour les erreurs du modèle de transition est décrite par la matrice \mathbf{Q}_t définie comme,

$$\mathbf{Q}_{t=\tau} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^{\text{ki}} + \mathbf{Q}^r & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{Q}^r \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Q}_{t \neq \tau} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^{\text{ki}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix}, \quad (5.6)$$

avec \mathbf{Q}^r et \mathbf{Q}^{ki} définies comme,

$$\mathbf{Q}^r = \text{diag} \left(\left[\sigma_{w_r}^2 \quad \dot{\sigma}_{w_r}^2 \quad \ddot{\sigma}_{w_r}^2 \right] \right), \quad \mathbf{Q}^{\text{ki}} = \sigma_w^2 \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^5}{20} & \frac{\Delta t^4}{8} & \frac{\Delta t^3}{6} \\ \frac{\Delta t^4}{8} & \frac{\Delta t^3}{3} & \frac{\Delta t^2}{2} \\ \frac{\Delta t^3}{6} & \frac{\Delta t^2}{2} & \Delta t \end{bmatrix}. \quad (5.7)$$

L'écart-type σ_w caractérise le bruit de processus du modèle cinématique, tandis que $\boldsymbol{\sigma}_{w_r}$ est un vecteur contenant les écarts-types décrivant les erreurs d'intervention au niveau des éléments.

En raison de la grande variabilité et des données limitées de chaque série chronologique, on suppose que l'état de détérioration d'un élément structurel après une intervention reste le même qu'avant l'intervention ou s'améliore d'une quantité positive. Par conséquent, la vitesse de détérioration attendue au temps $t = \tau$ est bornée par $\dot{\mu}_\tau \in [\dot{\mu}_{\tau-1}, 0]$ et de même pour l'accélération, $\ddot{\mu}_\tau \in [\ddot{\mu}_{\tau-1}, 0]$. Afin de tenir compte des limites susmentionnées, les contraintes d'état suivantes sont appliquées dans le FK,

$$\begin{aligned} \dot{\mu}_{\tau-1} &\leq \dot{\mu}_\tau \leq 0, \\ \ddot{\mu}_{\tau-1} - \ddot{\sigma}_{\tau-1} &\leq \ddot{\mu}_\tau \leq \ddot{\sigma}_{\tau-1}. \end{aligned} \quad (5.8)$$

L'accélération peut être positive pour s'adapter aux cas où l'accélération est légèrement positive ou proche de zéro au pas de temps précédant l'intervention $t = \tau - 1$. Cela implique qu'à ce moment-là, la vitesse de détérioration diminue. Afin d'assurer la cohérence dans le modèle, les contraintes d'état sont également appliquées dans le LK après avoir changé les bornes comme,

$$\begin{aligned}\dot{\mu}_\tau &\leq \dot{\mu}_{\tau+1}, \\ \ddot{\mu}_\tau &\leq \ddot{\mu}_{\tau+1} + \ddot{\sigma}_{\tau+1}.\end{aligned}\tag{5.9}$$

Les contraintes d'état ne sont examinées qu'au passage du temps $t = \tau - 1$ au temps $t = \tau$ ou inversement ; si l'une des contraintes n'est pas respectée, la méthode de troncature FDP est appliquée.

5.3.2 Estimation de l'état et paramètres du modèle

Les états cachés δ_t , $\dot{\delta}_t$ et $\ddot{\delta}_t$ représentant les effets des interventions à l'échelle du réseau sont estimés sur la base d'une mise à jour séquentielle à partir des données d'inspection. Pour un type d'intervention donné $h_r \in \mathcal{R}$, la valeur attendue de chaque composant est initialement fixée à zéro $\mu_t^\delta = \mu_t^{\dot{\delta}} = 0$ à l'exception de la vitesse $\mu^{\dot{\delta}_t}$. En effet, l'affectation de $\mu^{\dot{\delta}_t} \approx 0$ peut provoquer le non respect des contraintes d'état définies dans l'Équation 5.8, aboutissant à tronquer le PDF de l'état à un stade précoce.

Après l'étape d'initialisation, le cadre de quantification d'intervention présenté en §5.3.1 est appliqué. À travers ce cadre, les états δ_t , $\dot{\delta}_t$ et $\ddot{\delta}_t$ sont mis à jour en fonction des données d'inspection avant et après une intervention h_r sur l'élément e_p^j . L'état mis à jour est ensuite utilisé dans les analyses de l'élément structurel e_{p+1}^j qui permet la mise à jour des états δ_t , $\dot{\delta}_t$ et $\ddot{\delta}_t$ avec un autre ensemble d'inspections avant et après l'intervention h_r . Les mises à jour séquentielles sont effectuées jusqu'au dernier élément structurel avec l'intervention h_r . Par conséquent, la qualité de l'estimation pour quantifier l'effet d'un type d'intervention dépend du nombre d'éléments structurels ayant subi le même type d'intervention. Suite à la mise à jour des données du dernier élément de structure, les états mis à jour δ_t , $\dot{\delta}_t$ et $\ddot{\delta}_t$ peuvent être utilisés pour modéliser les interventions au niveau des éléments dans le cadre du MEE-RN.

Les paramètres associés au cadre de quantification d'intervention sont définis dans l'ensemble $\boldsymbol{\theta}_r = \{\sigma_{w_r}, \dot{\sigma}_{w_r}, \ddot{\sigma}_{w_r}, \sigma_{h_r}, \dot{\sigma}_{h_r}, \ddot{\sigma}_{h_r}\}$, où $\sigma_{h_r}, \dot{\sigma}_{h_r}, \ddot{\sigma}_{h_r}$ sont les écarts-types associés aux connaissances préalables (i.e. au début du processus d'estimation séquentielle) pour les états δ_t , $\dot{\delta}_t$ et $\ddot{\delta}_t$. L'indice dans $\boldsymbol{\theta}_r$ est une référence à la catégorie d'intervention h_r , car chaque catégorie d'intervention a son propre ensemble de paramètres. L'estimation des paramètres mentionnés ci-dessus est effectuée à l'aide de l'*estimation de vraisemblance maximale* (EVM). La

log-vraisemblance à l'échelle du réseau est,

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{\theta}_r) = \sum_{j=1}^{B_r} \sum_{p=1}^{E_r^j} \sum_{t=1}^{T_p} \ln f(y_{t,p}^j | y_{1:t-1,p}^j, \boldsymbol{\theta}_r), \quad (5.10)$$

où B_r , E_r^j sont respectivement le nombre total de ponts et d'éléments structurels ayant subi une intervention h_r , et T_p est le nombre d'observations par série chronologique. Le problème d'estimation des paramètres est défini comme suit :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}_r^* &= \arg \max_{\boldsymbol{\theta}_r} \mathcal{L}(\boldsymbol{\theta}_r), \\ \text{conditionné par : } & \sigma_{w_r}, \dot{\sigma}_{w_r}, \ddot{\sigma}_{w_r} > 0, \\ & \sigma_{h_r}, \dot{\sigma}_{h_r}, \ddot{\sigma}_{h_r} > 0. \end{aligned} \quad (5.11)$$

La résolution du problème d'optimisation défini ci-dessus se fait en utilisant la méthode de *Newton-Raphson*, similaire à l'Annexe B.

5.4 Études de cas

Dans cette section, les performances du cadre proposé sont vérifiées à l'aide de données synthétiques et ensuite validées avec des données réelles.

5.4.1 Vérification du modèle à l'aide de données synthétiques

L'ensemble de données synthétiques est composé de $E = 17000$ éléments structurels avec un total de $E_r = 414$ éléments structurels ayant subi des interventions appartenant aux catégories $h_{1,3}$. Les observations dans l'ensemble de données synthétiques sont obtenues à partir d'inspecteurs présents au nombre de $I = 223$. Les éléments structurels n'ayant subi aucune intervention sont utilisés pour former le modèle de détérioration du MEE-RN. Par la suite, le modèle de détérioration pré-entraîné est utilisé pour modéliser les interventions comme décrit en §5.3.1. Les paramètres du modèle optimisé $\boldsymbol{\theta}_{1,3}$ pour chaque catégorie d'intervention sont indiqués dans le Tableau 5.2. L'estimation de l'état du changement de la condition δ et de

Tableau 5.2 Paramètres estimés du modèle pour les interventions synthétiques.

Intervention	σ_{w_r}	$\dot{\sigma}_{w_r}$	$\ddot{\sigma}_{w_r}$	σ_{h_r}	$\dot{\sigma}_{h_r}$	$\ddot{\sigma}_{h_r}$
h_1	1.42	0.03	0.01	0.26	0.79	0.09
h_2	3.10	0.79	0.05	6.77	0.63	0.03
h_3	3.82	0.75	0.04	9.82	0.78	0.002

la vitesse $\dot{\delta}$ à l'échelle du réseau sont illustrées sur la Figure 5.1. Sur cette figure, le change-

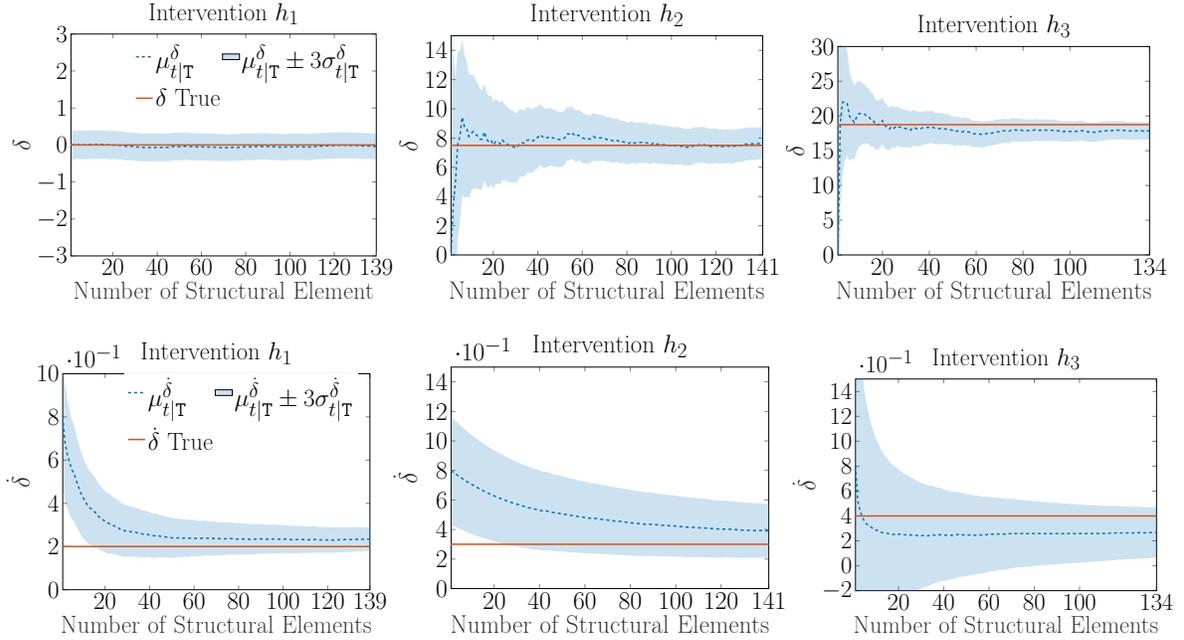


Figure 5.1 Estimation récursive du changement de la condition de détérioration δ et de la vitesse $\dot{\delta}$ à l'échelle du réseau, basée sur les données de $\mathbf{E}_1 = 139$ éléments structurels ayant subi une intervention h_1 , $\mathbf{E}_2 = 141$ éléments ayant subi une intervention h_2 et $\mathbf{E}_3 = 134$ éléments ayant subi une intervention h_3 .

ment attendu μ^δ de la condition converge vers le changement réel δ pour chaque catégorie d'intervention $h_{1:3}$. De plus, les estimations de l'état montrent que le cadre proposé fournit des estimations fiables avec seulement 20 éléments structurels ayant subi des interventions. D'autre part, les estimations du changement de vitesse de détérioration $\dot{\delta}$ à l'échelle du réseau ne sont pas aussi précises que les estimations du changement de condition δ . Les performances limitées quant à l'estimation de $\dot{\delta}$ sont grandement perceptibles dans le cas de la catégorie d'intervention h_3 . Les principales raisons pouvant expliquer cette capacité prédictive limitée sont : le fait que la vitesse de détérioration n'est pas directement observable et le fait qu'il y ait peu d'observations avant et / ou après l'intervention. Étant donné que les interventions de type h_3 sont principalement effectuées sur des structures ayant un état de santé moyen, ces interventions sont associées à une incertitude plus élevée dans les estimations de l'état de détérioration (voir §3.2). Néanmoins, si le nombre d'observations avant et / ou après l'intervention est suffisant, l'estimation de $\dot{\delta}$ converge vers la valeur vraie. Un exemple qui démontre l'effet du nombre d'observations sur $\mu^{\dot{\delta}}$ est montré sur la Figure 5.2. Dans cet exemple, la valeur attendue $\mu^{\dot{\delta}}$ pour l'intervention h_3 s'approche du changement réel à mesure que le nombre d'observations par série chronologique \mathbf{T}_p augmente. Bien que l'estimation de

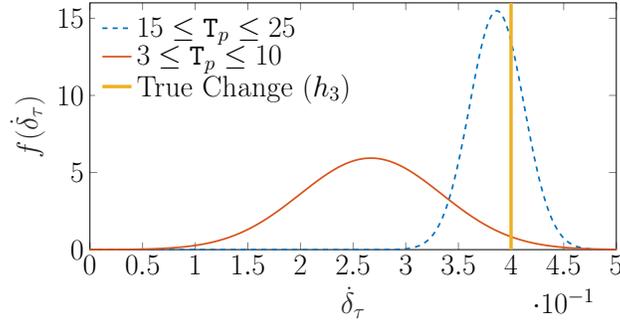


Figure 5.2 Effet du nombre d'observations T_p par série temporelle sur l'estimation de $\hat{\delta}_\tau$ sous la même intervention h_3 au temps $\tau \approx \frac{T_p}{2}$.

$\hat{\delta}$ soit limitée pour les interventions de type h_3 , l'état résultant $\hat{\delta}$ peut être considéré comme une bonne estimation initiale de l'effet des interventions au niveau des éléments structurels. Cette estimation initiale est ensuite mise à jour en fonction des données de chaque élément de structure à l'aide du LK. Ceci est démontré sur les Figures 5.3 à 5.5, avec des exemples de séries temporelles pour des éléments de structure synthétiques. La Figure 5.3 illustre un exemple de comportement de détérioration d'un élément ayant subi une intervention h_1 . Dans cet exemple, le véritable état de détérioration avant et après l'intervention se situe dans l'intervalle de confiance du modèle et ce malgré une seule observation avant l'intervention. Un

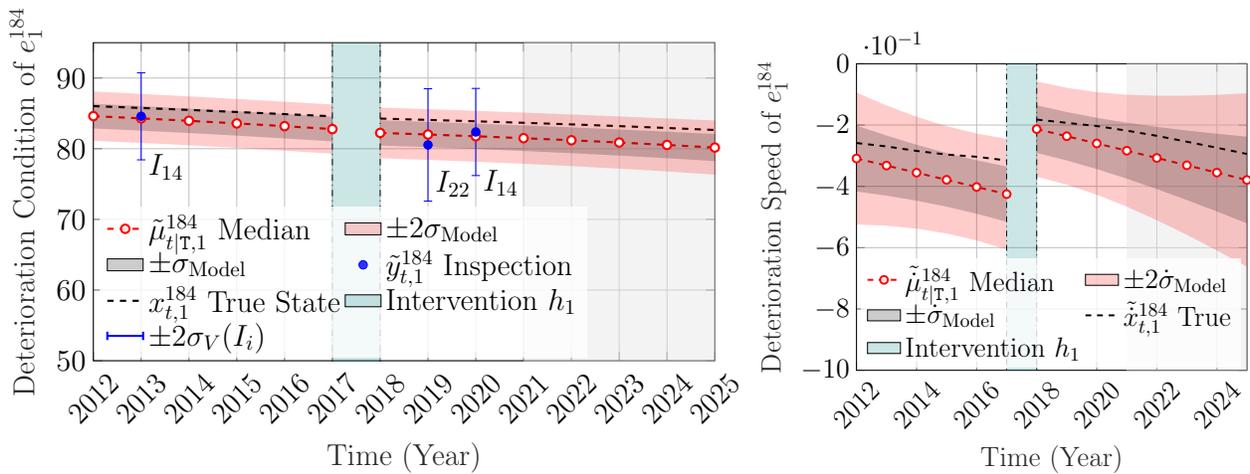


Figure 5.3 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{184} \in [25, 100]$ de l'élément structurel synthétique e_1^{184} ayant subi une intervention h_1 au temps $\tau = 2018$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitude due aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.

autre exemple représenté sur la Figure 5.4 illustre les performances du modèle dans le cas d'un élément de structure synthétique ayant subi une intervention de catégorie h_2 . Dans ce

cas, l'estimation de l'état de détérioration est cohérente avec la vitesse réelle et la condition réelle et ce malgré le fait qu'il n'y ait qu'une seule observation post-intervention.

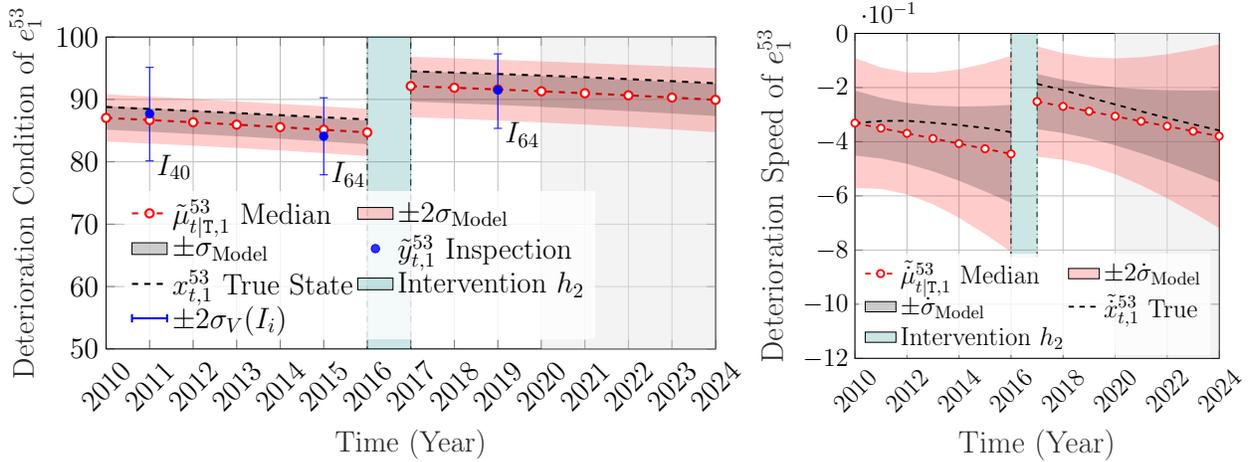


Figure 5.4 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{53} \in [25, 100]$ de l'élément structurel synthétique e_1^{53} ayant subi une intervention h_2 au temps $\tau = 2017$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitude due aux inspecteurs et la zone ombrée représentant la période de prévision.

Le dernier exemple d'analyse de séries temporelles est représenté sur la Figure 5.5, où les performances du modèle sont examinées pour un élément structurel ayant subi une intervention de catégorie h_3 . Cet exemple montre que bien que la capacité d'estimation de δ soit limitée pour cette catégorie d'intervention, le cadre proposé a rendu une performance acceptable dans l'estimation de l'état de détérioration tel que vérifié par l'état réel se situant dans l'intervalle de confiance de l'estimation du modèle. Afin d'examiner la capacité de modéliser les effets des interventions pour l'ensemble de la population d'éléments structurels synthétiques, les erreurs dans les estimations d'état post-intervention sont examinées. Le Tableau 5.3 recense l'erreur attendue $\mathbb{E}[\epsilon] = \mu_{\tau|T} - x_{\tau}$ pour la condition de détérioration, celle attendue $\mathbb{E}[\dot{\epsilon}] = \dot{\mu}_{\tau|T} - \dot{x}_{\tau}$ pour la vitesse de détérioration, les écarts-types σ_{ϵ} , $\dot{\sigma}_{\epsilon}$ et les asymétries γ et $\dot{\gamma}$ pour la condition et la vitesse, respectivement.

Les estimations d'erreur rapportées dans le Tableau 5.3 montrent que pour un échantillon de $E_x = 414$ d'éléments structurels synthétiques, la distribution des erreurs est approximativement symétrique (c'est-à-dire $-0,5 < \gamma < 0,5$), et le biais dans les estimations est insignifiant par rapport à la plage de valeurs que peuvent prendre la vitesse et la condition. De plus, on remarque que l'erreur estimée augmente avec les interventions majeures (i.e. h_3 vs h_1); ceci est attribué au fait que des interventions majeures sont appliquées aux structures ayant un état de santé moyen, que l'on associe aussi à une augmentation de l'incertitude des estima-

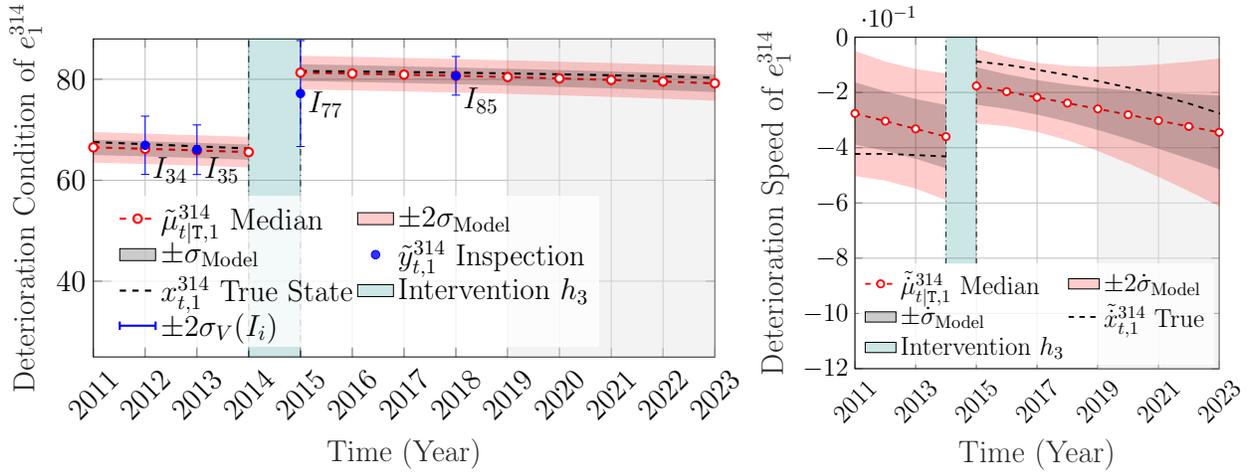


Figure 5.5 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{314} \in [25, 100]$ de l'élément structural synthétique e_1^{314} ayant subi une intervention h_3 au temps $\tau = 2015$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitude due aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.

Tableau 5.3 Erreur d'estimation de l'état suite à une intervention représentée par l'erreur attendue \pm écart-type ainsi que l'asymétrie γ pour un échantillon de 414 éléments structuraux synthétiques.

Intervention	$\mathbb{E}[\epsilon] \pm \sigma_\epsilon$	γ	$\mathbb{E}[\dot{\epsilon}] \pm \dot{\sigma}_\epsilon$	$\dot{\gamma}$
h_1	-0.22 ± 1.62	-0.09	0.04 ± 0.12	0.38
h_2	$+0.09 \pm 1.75$	-0.34	0.09 ± 0.13	0.01
h_3	-0.54 ± 2.29	0.05	0.10 ± 0.15	0.38

tions de l'état de détérioration.

Un avantage supplémentaire de la méthode proposée est qu'elle permet d'estimer la durée de vie t_h d'une intervention, qui représente le nombre d'années avant le retour à l'état d'origine précédant l'intervention h_r . Cela peut être fait en estimant la probabilité de franchir l'état d'origine, à partir de la fonction de distribution cumulative (FDC) évaluée chaque année après l'intervention en utilisant,

$$F(t_h|h_r) = \Pr(X_{\tau+t} \leq x_{\tau-1}|h_r), \quad \forall t \in \mathbb{Z}_0^+. \quad (5.12)$$

La fonction de densité de probabilité $f(t_h|h_r)$ peut être obtenue en différenciant la FDC dans l'Équation 5.12. Afin de démontrer l'estimation de la durée de vie t_h , considérons l'exemple de série temporelle représenté sur la Figure 5.4. L'estimation de la durée de vie de l'intervention h_2 peut se faire en calculant $F(t_h|h_2)$ et $f(t_h|h_2)$, ce qui donne la distribution de probabilité

représentée sur la Figure 5.6.

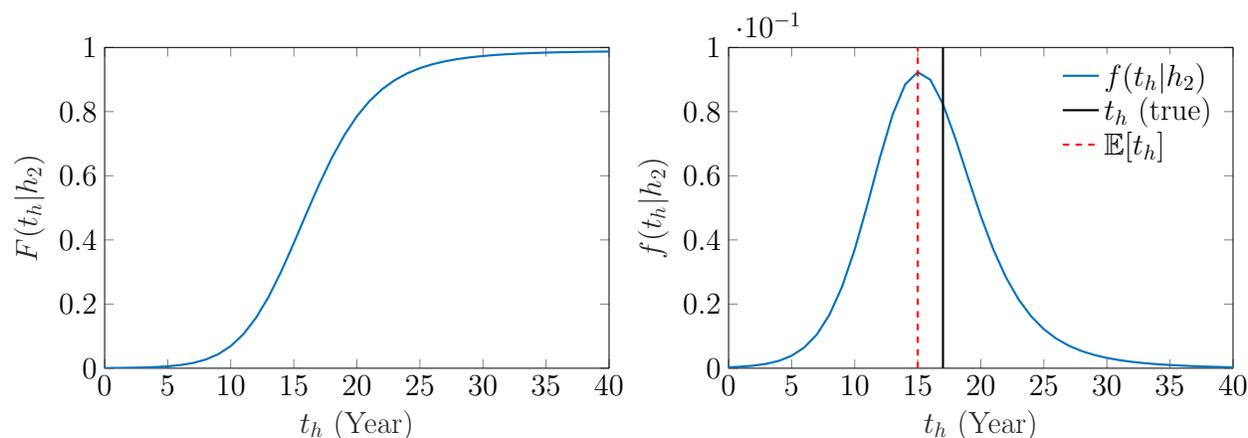


Figure 5.6 La distribution cumulative et la fonction de densité de probabilité pour le temps avant le retour à l'état de condition d'origine (avant l'intervention h_2) sur l'élément structurel synthétique e_1^{53} , avec $\mathbb{E}[t_h]$ représentant le temps de retour prévu, et $t_h(\text{true})$ représentant le temps de retour réel.

Sur la base de la FDP illustrée à la Figure 5.6, le nombre d'années avant de revenir à l'état d'origine est $\mathbb{E}[t_h] = 15$ ans, ce qui est proche du vrai retour $t_h(\text{true}) = 17$ ans. L'estimation de cas unique peut être généralisée pour inclure tous les éléments ayant subi le même type d'intervention h_2 , en calculant la probabilité attendue $\mathbb{E}[f(t_h|h_2)]$ à chaque année. Par conséquent, la FDP associée à l'intervention h_2 pour une population d'éléments structurels synthétiques peut être obtenue comme le montre la Figure 5.7. Cette FDP est vérifiée avec l'histogramme normalisé pour la durée de vie réelle des éléments structurels synthétiques.

Il est à noter que l'estimation de la durée de vie t_h de l'intervention h_r , dépend principalement de la capacité à effectuer des prévisions à long terme. Par conséquent, les facteurs qui affectent les prévisions à long terme (par exemple, 2 à 3 inspections par élément) auront également une incidence sur l'estimation de t_h .

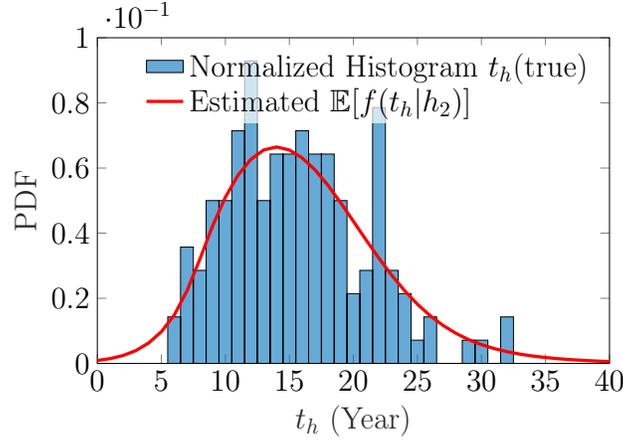


Figure 5.7 Comparaison entre la fonction de densité de probabilité estimée et l’histogramme normalisé pour le temps de retour réel à l’état d’origine avant l’intervention h_2 , basé sur une population d’éléments structurels synthétiques $E_2 = 141$.

5.4.2 Validation du modèle à l’aide de données réelles

Les analyses avec des données réelles impliquent deux types d’éléments structurels ; les *murs de front* et les *poutres* de différents ponts. Le premier ensemble de données contient les interventions et inspections des murs de front qui sont considérés comme des éléments de culée [1]. Cet ensemble de données comprend un total de $E = 16360$ éléments structurels extraits de $B = 8278$ ponts. Le sous-ensemble de ponts ayant subi des interventions est composé de $B_r = 193$ ponts et $E_r = 319$ éléments structurels de type mur de front. Les types d’interventions impliquées dans les analyses sur les murs de front sont tirés du manuel d’inspection des structures [1]. La première catégorie d’intervention h_2 est composée d’activités liées au renforcement et à la consolidation. La deuxième catégorie d’intervention h_3 comprend diverses activités de réparation, telles que la réparation d’éléments en béton et d’éléments de murs en maçonnerie. La quantification de l’effet des catégories d’intervention susmentionnées se fait à l’aide du cadre proposé. Les paramètres estimés du modèle pour chaque catégorie d’interventions sont présentés dans le Tableau 5.4. Les estimations récursives de l’amélioration de

Tableau 5.4 Paramètres estimés du modèle pour les interventions sur les éléments structurels de type mur de front.

Intervention	σ_{w_r}	$\dot{\sigma}_{w_r}$	$\ddot{\sigma}_{w_r}$	σ_{h_r}	$\dot{\sigma}_{h_r}$	$\ddot{\sigma}_{h_r}$
h_2	6.03	0.05	0.02	5.00	0.27	0.03
h_3	9.34	0.05	0.01	9.99	0.31	0.02

l’état attendue à l’échelle du réseau pour la condition δ et la vitesse $\dot{\delta}$ sont illustrées dans

la Figure 5.8. Sur cette Figure, l'amélioration de la condition à l'échelle du réseau résultant

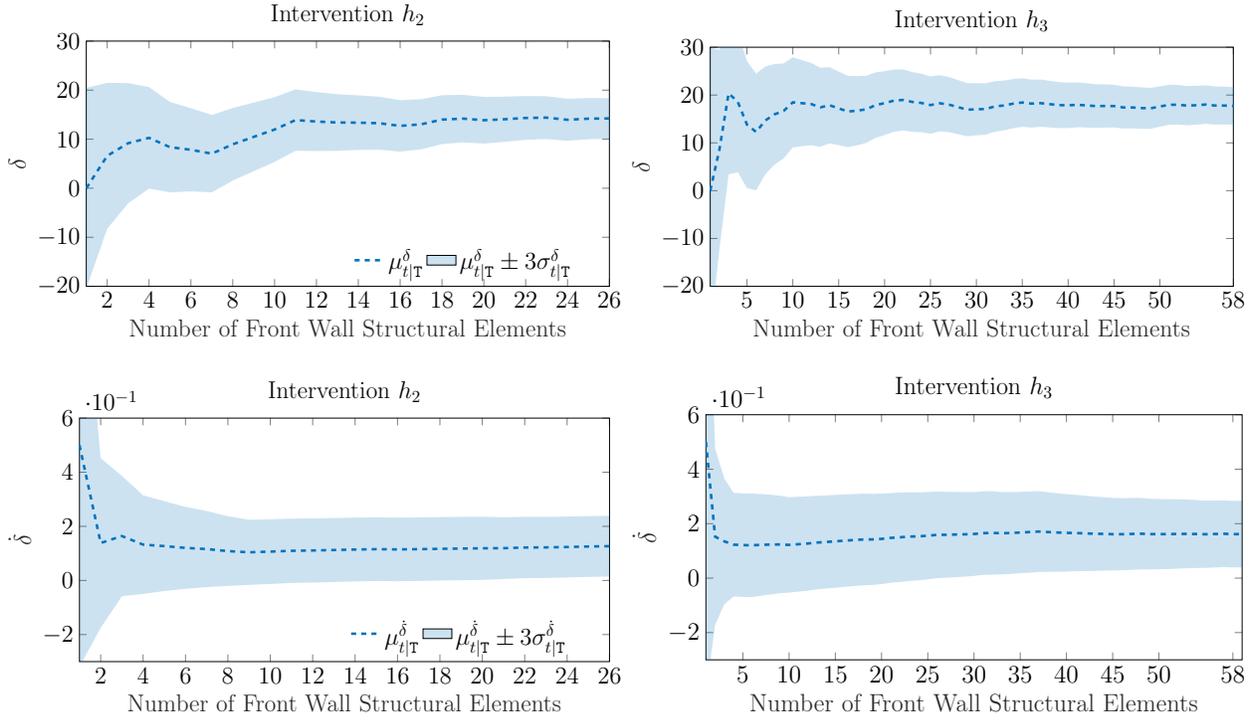


Figure 5.8 Estimation récursive à l'échelle du réseau du changement de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse des éléments structuraux de la paroi avant, en utilisant les données de $E_2 = 26$ éléments ayant subi une intervention h_2 , et $E_3 = 58$ éléments ayant subi une intervention h_3 .

de l'application de l'intervention h_2 est quantifiée par $\mu_2^\delta = 13.57$, with $\sigma_2^\delta = 1.38$. Ceci est à comparer à $\mu_3^\delta = 17.56$, avec $\sigma_3^\delta = 1.28$ obtenus à la suite de l'intervention h_3 . De même, l'amélioration de la vitesse de détérioration à la suite de l'intervention h_3 est $\mu_3^{\dot{\delta}} = 0.16$, avec $\sigma_3^{\dot{\delta}} = 0.05$, ce qui est plus satisfaisant que l'amélioration découlant de l'intervention h_2 , quantifiée par $\mu_2^{\dot{\delta}} = 0.13$, avec $\sigma_2^{\dot{\delta}} = 0.06$. De plus, on peut remarquer que l'incertitude de l'estimation à l'échelle du réseau pour δ et $\dot{\delta}$ diminue à mesure que le nombre d'éléments structuraux ayant subi des interventions augmente.

Des exemples d'analyses de séries temporelles pour des éléments structuraux ayant subi une intervention de chaque catégorie sont présentés sur les Figures 5.9 à 5.10. La Figure 5.9 montre un exemple d'élément structural de type mur de front ayant subi une intervention de type h_2 . Sur cette Figure, l'incertitude de l'estimation de l'état de détérioration avant l'intervention est plus faible car l'observation avait été réalisé par un inspecteur avec une incertitude faible. Le deuxième exemple de série chronologique, illustré à la Figure 5.10, concerne un élément de type mur de front en béton ayant subi des activités de réparation appartenant à la ca-

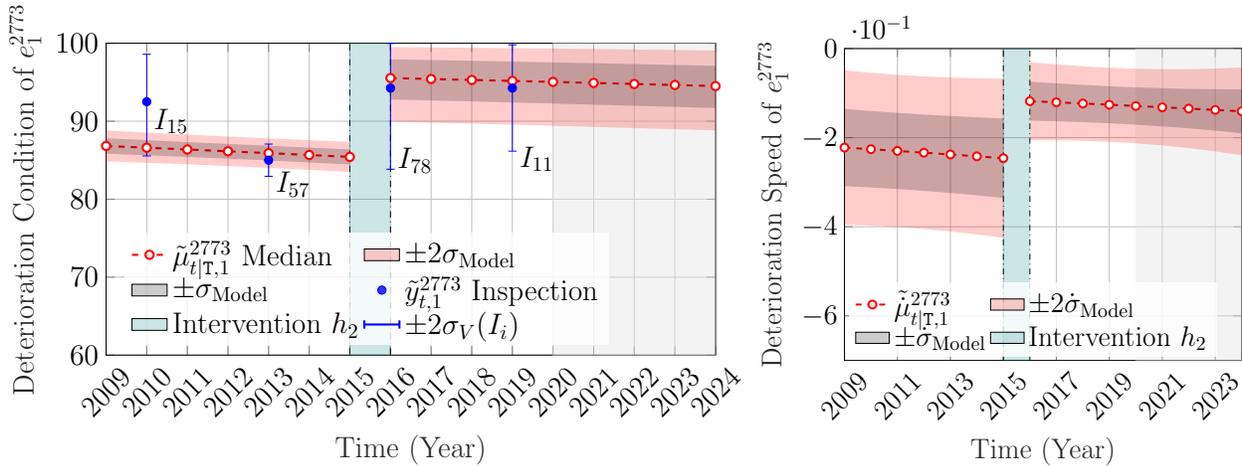


Figure 5.9 Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{2773} \in [25, 100]$ de l'élément structurel e_1^{2773} de type mur de front ayant subi une intervention h_2 au temps $\tau = 2016$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.

tégorie d'intervention h_3 . Sur la Figure 5.10 on remarque que l'estimation de la vitesse de

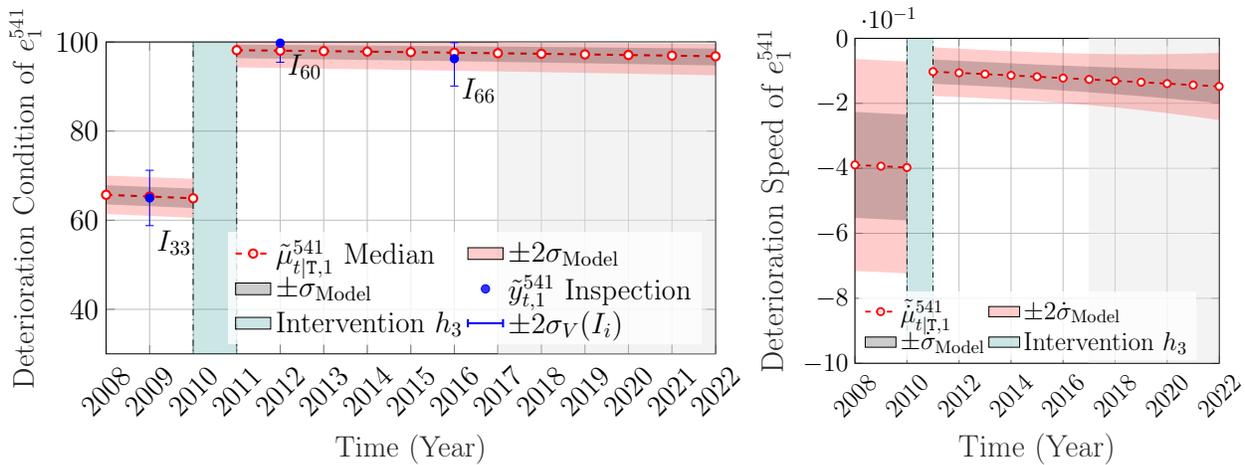


Figure 5.10 Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{541} \in [25, 100]$ de l'élément structurel e_1^{541} de type mur de front ayant subi une intervention h_3 au temps $\tau = 2011$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.

détérioration présente une incertitude élevée avant l'intervention par rapport à l'estimation post-intervention. Cela se justifie par le fait qu'une seule observation est disponible avant l'intervention tandis que deux observations sont disponibles après. De plus, si l'estimation de

l'état de détérioration de la vitesse est proche de zéro (borne supérieure), cette estimation est garantie non positive en utilisant la contrainte de monotonie $\dot{\mu}_{t,p}^j + 2\dot{\sigma}_{t,p}^j \leq 0$. Si cette contrainte n'est pas respectée, la FDP de la vitesse est tronqué en utilisant la méthode de troncature PDF décrite en §2.3.3.

Les durées de vie t_h des interventions h_2 et h_3 , pour les éléments de type *mur de front* sont rapportées par les FDC illustrées sur la Figure 5.11. Les FDC sont estimées à partir des données de $E_2 = 26$ éléments structurels pour les interventions h_2 , et $E_3 = 58$ éléments structurels pour les interventions h_3 . Sur la Figure 5.11, la FDC associée aux interventions h_3 a

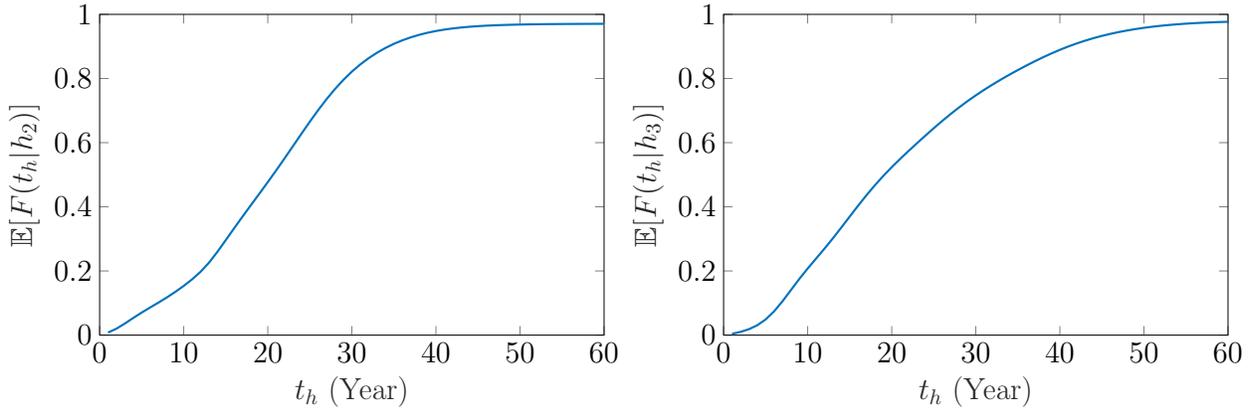


Figure 5.11 Fonctions de distribution cumulatives pour la durée de vie t_h de l'intervention h_2 (gauche), et intervention h_3 (droite), basées sur les données des éléments structurels de type *mur de front*.

une courbe plus plate par rapport à la FDC associée aux interventions h_2 . Cela implique que globalement, les interventions h_3 ont une durée de vie t_h supérieure à celle des interventions h_2 , ce qui coïncide avec les résultats globaux d'amélioration montrés dans la Figure 5.8.

La deuxième base de données comprend les inspections et les interventions des éléments de structure de type poutre. Cet ensemble de données comprend un total de $E = 24824$ éléments structurels provenant de $B = 2881$ ponts. Le nombre de ponts ayant subi des interventions au niveau des poutres est $B_r = 95$, avec $E_r = 485$ éléments de structure de type poutre. La seule catégorie d'intervention h_3 est examinée ici, avec des activités comprenant des travaux de réparation d'éléments de type poutre en béton et en acier [1]. Les paramètres estimés du modèle associés à h_3 sont indiqués dans le Tableau 5.5. L'estimation de l'état caché pour l'amélioration attendue de la condition et de la vitesse sont illustrées dans la Figure 5.12.

Sur cette Figure, on remarque que l'amélioration attendue de la condition à l'échelle du réseau est $\mu_3^\delta = 12.61$, avec $\sigma_3^\delta = 0.77$, tandis que l'amélioration de la vitesse est $\mu_3^\delta = 0.28$, avec $\sigma_3^\delta = 0.06$.

Tableau 5.5 Paramètres estimés du modèle pour les interventions sur les éléments de structure de type poutre.

Intervention	σ_{w_r}	$\dot{\sigma}_{w_r}$	$\ddot{\sigma}_{w_r}$	σ_{h_r}	$\dot{\sigma}_{h_r}$	$\ddot{\sigma}_{h_r}$
h_3	5.68	0.06	0.01	6.75	0.12	0.02

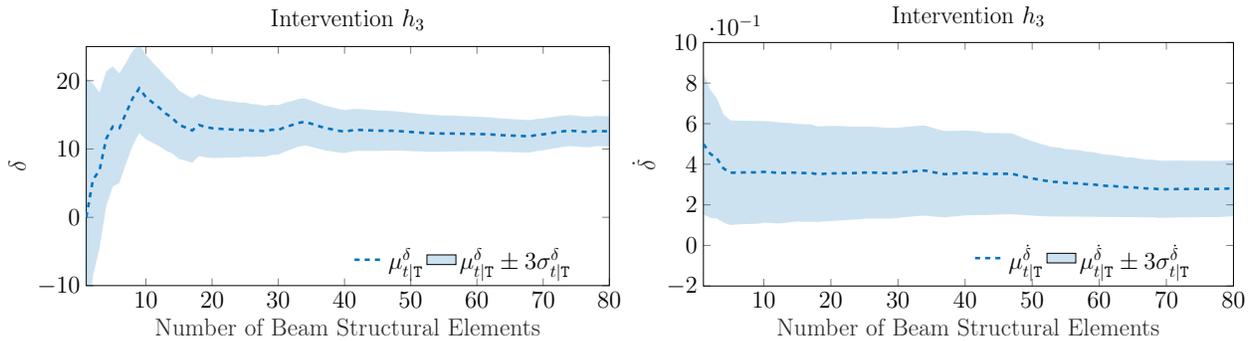


Figure 5.12 Estimation récursive du changement de la détérioration de la condition et de la vitesse à l'échelle du réseau basée sur $E_3 = 80$ éléments structurels de type poutre ayant subi une intervention h_3 .

Un exemple d'élément de structure de type poutre ayant subi des réparations de type h_3 est représenté sur la Figure 5.13. Dans cet exemple, les estimations de l'état de la condition et de la vitesse montrent des améliorations de l'état de santé de l'élément structurel e_1^{520} à la suite de l'intervention à l'année $\tau = 2011$. De plus, la durée de vie t_h associée aux interventions h_3 sur les éléments de type *poutre* est illustrée par la FDC représentée sur la Figure 5.14.

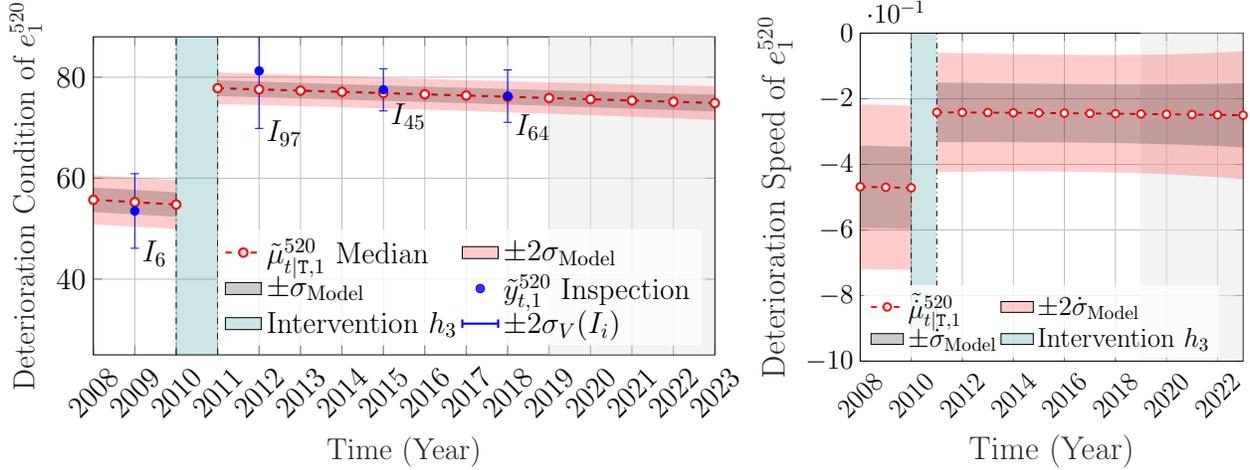


Figure 5.13 Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{520} \in [25, 100]$ de l'élément structurel e_1^{520} de type poutre ayant subi une intervention h_3 au temps $\tau = 2011$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspecteurs et la zone grisée représentant la période de prévision.

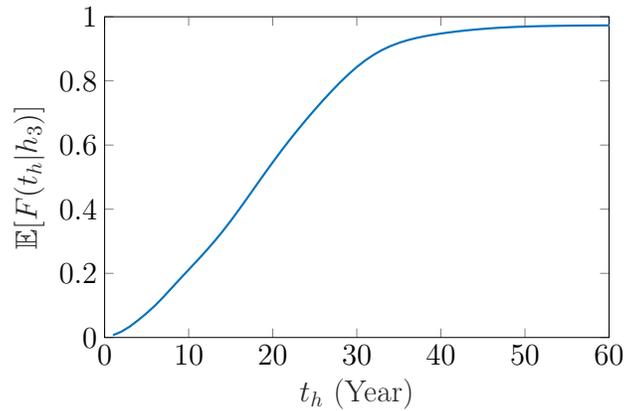


Figure 5.14 Fonction de distribution cumulative pour la durée de vie t_h de l'intervention h_3 , basée sur les données des éléments structurels $E_3 = 80$ poutre.

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, l'effet des interventions a été quantifié comme une variable aléatoire basée sur des inspections visuelles. Le cadre récursif de quantification proposé a été intégré dans le modèle de détérioration du MEE-RN. La performance de la méthode proposée a été vérifiée avec des données synthétiques qui émulent des données réelles avec des interventions. Les résultats de la vérification ont démontré la capacité prédictive du modèle pour chaque catégorie d'intervention, les véritables améliorations attendues se situant dans l'intervalle de

confiance des estimations. De plus, les erreurs d'estimation de l'état de détérioration suite à une intervention ont été rapportées pour un échantillon d'éléments structurels synthétiques. Les estimations d'erreurs ont montré que les réparations majeures engendrent des erreurs plus importantes après une intervention. Cela se justifie par le fait que les estimations de l'état de détérioration présentent une plus grande incertitude dans les structures avec un état de santé moyen. Cette limitation peut être atténuée si davantage d'observations deviennent disponibles. Le cadre proposé a également montré la capacité d'estimer la durée de vie des interventions, sur la base d'un seul élément structurel et d'une population d'éléments structurels. De plus, le cadre proposé a été validé avec des données réelles qui incluent deux types d'éléments structurels, à savoir des murs de front et des poutres. La validation impliquait l'estimation de l'amélioration attendue suivant différentes catégories d'intervention ainsi que des analyses de séries chronologiques pour les éléments structurels individuels, en plus d'estimer la durée de vie de chaque type d'intervention. Les analyses avec des données réelles ont montré une performance similaire par rapport aux données synthétiques. En résumé, le cadre proposé permet d'estimer l'effet des interventions en tant que variables aléatoires, localement et à l'échelle du réseau. Cela jette les bases de la réalisation d'analyses probabilistes de détérioration de la durée de vie, d'analyses de risques et de planification des interventions.

CHAPITRE 6 Analyses de détérioration à l'échelle du réseau

6.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, un cadre pour modéliser le comportement de détérioration au niveau de l'élément a été proposé en plus d'un modèle d'intervention qui tient compte de l'effet des interventions sur les éléments structurels. Ces modèles sont suffisants pour examiner les éléments d'un seul et unique pont. Cependant, pour une analyse à l'échelle du réseau, les décideurs veulent pouvoir identifier l'état de détérioration global des ponts et du réseau de manière collective [50, 57–60] afin de pouvoir examiner l'efficacité des interventions précédemment réalisées sur les ponts ainsi que l'évolution à long terme de l'état du réseau. Cela jette les bases de la résolution de problèmes tels que la priorisation des interventions sur les ponts sous contraintes budgétaires [50, 57]. Ce chapitre se concentre sur l'estimation des états de détérioration globaux des ponts et d'un réseau dans son ensemble. En §6.2, les données à l'échelle du réseau sont présentées. Ces données contiennent des informations sur les différents types de systèmes structurels, sur les coûts d'interventions ainsi que sur les données de trafic. Le cadre proposé pour estimer les états de détérioration des ponts individuels et de l'ensemble du réseau est présenté en §6.3. Viennent ensuite des analyses de détérioration sur une sélection de ponts, avec et sans interventions, ainsi que des analyses sur l'ensemble du réseau en §6.4. Enfin, §6.5 présente un résumé des analyses et des résultats obtenus tout au long ce chapitre. Les principales contributions de ce chapitre sont :

- Une méthode pour estimer les états de détérioration globaux et l'effet des interventions sur les ponts ainsi que sur l'ensemble du réseau.
- Une évaluation des effets des interventions effectuées sur le réseau.

6.2 Données à l'échelle du réseau

Dans cette section, des groupes d'éléments structurels et d'autres informations pertinentes pour évaluer l'état de détérioration global des ponts et de l'ensemble du réseau sont présentés.

6.2.1 Groupes d'éléments structurels

Dans cette étude, les éléments structurels sont divisés en deux groupes : les éléments structurels principaux \mathcal{G}_1 et les secondaires \mathcal{G}_2 . Le groupe principal contient les éléments structurels qui supportent ou transfèrent les charges verticales à d'autres éléments ou au sol [1]. Ce

groupe est représenté par $\mathcal{G}_1 = \{\mathcal{S}_{1,1}, \dots, \mathcal{S}_{1,G_1}\}$ et consiste en $G_1 = 45$ catégories d'éléments structurels, dont 40 catégories sont évaluées par des inspections visuelles. D'autre part, le groupe d'éléments structurels secondaires $\mathcal{G}_2 = \{\mathcal{S}_{2,1}, \dots, \mathcal{S}_{2,G_2}\}$ consiste en $G_2 = 44$ catégories d'éléments structurels, 29 d'entre elles étant évaluées à l'aide d'inspections visuelles. La Figure 6.1 montre deux histogrammes (un pour chaque groupe structurel) avec le nombre d'éléments structurels qui sont inspectés dans chaque catégorie. Les chiffres rapportés correspondent aux données d'inspections et d'interventions collectées de fin 2007 à fin 2019.

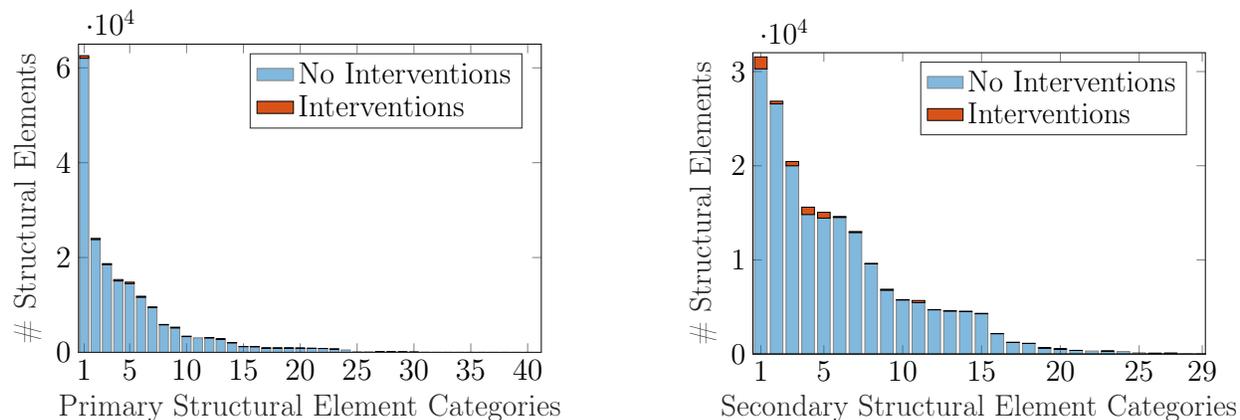


Figure 6.1 Catégories d'éléments structurels principaux \mathcal{G}_1 et secondaires \mathcal{G}_2 sans interventions (représentées par la couleur bleu clair) et avec interventions (représentées par la couleur rouge), les catégories étant triées dans un ordre décroissant basé sur le nombre d'éléments.

Les trois principales catégories de chaque groupe sont rapportées dans le Tableau 6.1, tandis que la liste complète des catégories est rapportée dans l'Annexe F. À partir de l'histogramme, on remarque qu'il existe une variabilité du nombre d'éléments structurels entre les différentes catégories, ce qui implique qu'une normalisation est nécessaire lors de l'évaluation de la détérioration agrégée d'un pont. Cela permet d'éviter de biaiser l'état de détérioration agrégé vers une ou plusieurs catégories structurelles.

Tableau 6.1 Catégories d'éléments structurels triés par ordre décroissant en fonction du nombre d'éléments dans chaque catégorie.

Principal \mathcal{G}_1	Secondaire \mathcal{G}_2
$\mathcal{S}_{1,1}$: Poutre	$\mathcal{S}_{2,1}$: Glissière (gauche ou droite)
$\mathcal{S}_{1,2}$: Côté extérieur	$\mathcal{S}_{2,2}$: Murs en aile / en retour
$\mathcal{S}_{1,3}$: Blocs d'assise	$\mathcal{S}_{2,3}$: Chasse-roue

6.2.2 Données au niveau du pont

Les données au niveau du pont contiennent des informations sur les attributs structurels associés à l'ensemble de ponts \mathcal{B} , composé de $B \approx 7000$ ponts. Les attributs structurels comprennent le débit journalier moyen annuel (DJMA), la débit journalier moyen annuel-camions (DJMAC) et la longueur du pont. Les données au niveau des ponts comprennent également des informations sur les coûts d'interventions annuels associés à chaque pont. Ces informations ne sont disponibles que pour un sous-ensemble de ponts $\mathcal{B}_c \subset \mathcal{B}$, avec $B_c = 2999$. La Figure 6.2 montre les coûts annuels agrégés relatifs associés aux interventions sur les ponts. Les coûts relatifs par rapport à l'année 2012, sont pris en compte afin d'éviter une divulgation inutile d'informations.

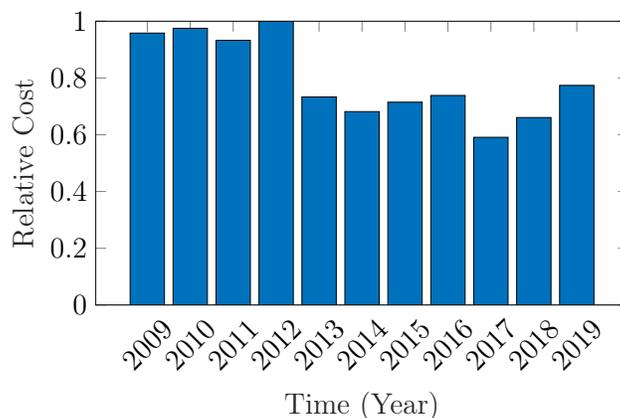


Figure 6.2 Coûts annuels agrégés relatifs des interventions pour l'ensemble $\mathcal{B}_c \subset \mathcal{B}$, avec $B_c = 2999$ ponts, représentant tous les ponts dont les coûts sont rapportés.

D'après la Figure 6.2, les coûts d'interventions varient dans le temps. Ces variations peuvent être recoupées avec des améliorations de l'état ainsi qu'avec le nombre d'interventions signalées. Il convient de noter que les coûts déclarés couvrent également les travaux de réparation d'éléments structurels qui n'ont pas été inspectés visuellement. Par conséquent, les conclusions tirées en ce qui concerne les coûts sont limitées par le caractère incomplet des données disponibles.

6.3 Analyses de détérioration à l'échelle du réseau

L'estimation de l'état de détérioration global d'un pont part des estimations de détérioration des composants structurels e_p^j qui composent un pont b_j . Ces analyses sont réalisées en utilisant à la fois le MEE présenté dans le chapitre 3 et le modèle de détérioration MEE-RN présenté dans le chapitre 4. Généralement, le MEE n'est utilisé que lorsque le nombre

d'éléments structurels ou le nombre de ponts partageant la même catégorie d'éléments est inférieur à 100. Si une catégorie structurelle \mathcal{S}^* existe dans plus de 100 ponts, les états de détérioration de l'élément $e \in \mathcal{S}^*$ sont estimés à l'aide du MEE-RN. Les sous-sections suivantes décrivent le processus d'estimation des états de détérioration pour chaque pont ainsi que pour le réseau. Les techniques utilisées pour traiter les données manquantes et les valeurs aberrantes sont également développées.

6.3.1 Estimation de l'état de détérioration d'un pont

Après avoir estimé les états de détérioration pour chaque élément structurel, les états de détérioration des catégories d'éléments \mathcal{S}_m^j sont estimés. Ceci sert à réduire les biais résultant du fait que l'on a plus d'éléments structurels dans une catégorie structurelle que dans les autres catégories. De plus, la contribution d'un élément structurel à l'estimation de l'état de détérioration d'une catégorie structurelle est supposée être associée à la quantité de l'élément structurel. Ainsi, l'état de détérioration $\sigma_{m,t}^j$ de la catégorie structurelle \mathcal{S}_m^j dans le pont b_j est exprimé par,

$$\sigma_{m,t}^j = \sum_{p=1}^{P_m^j} \left(\mathbf{x}_{p,t}^j \times \frac{d_p^j}{\sum_p d_p^j} \right), \quad (6.1)$$

où P_m^j est le nombre d'éléments structurels de la catégorie \mathcal{S}_m^j présents dans pont b_j , et d_p^j se réfère à la quantité associée à l'élément structurel e_p^j . La quantité est déterminée en fonction des dimensions de l'élément structurel ou du nombre d'unités qui composent un élément [1]. Par la suite, l'estimation de l'état de détérioration du pont \mathbf{s}_t^j se fait en utilisant une somme pondérée des catégories structurelles,

$$\mathbf{s}_t^j = \sum_{m=1}^{S_j} \left(\sigma_{m,t}^j \times \frac{1}{G^j} \right), \quad (6.2)$$

où G^j est le nombre de catégories d'éléments structurels dans le pont b_j . Puisqu'il y a deux groupes d'éléments structurels \mathcal{G}_1 & \mathcal{G}_2 dans chaque pont, l'état de détérioration de chaque pont sera représenté par $\mathbf{s}_{t,1}^j$ pour le groupe principal \mathcal{G}_1 , et $\mathbf{s}_{t,2}^j$ pour le groupe secondaire \mathcal{G}_2 . La Figure 6.3 illustre une répartition des composants structurels d'un pont $b_j \in \mathcal{B}$, ainsi que les états de détérioration correspondants associés à chaque composant selon le même code couleur. D'après la Figure 6.3, l'état de détérioration pour chaque pont b_j est représenté par $\tilde{\mathbf{s}}_{t,1}^j$ pour le groupe principal \mathcal{G}_1 , et $\tilde{\mathbf{s}}_{t,2}^j$ pour le groupe secondaire \mathcal{G}_2 . Les estimations de l'état de détérioration pour chaque groupe $\mathcal{G}_{1,2}$ sont obtenues en agrégeant les estimations d'état de détérioration $\tilde{\sigma}_{m,t}^j$ de chaque catégorie structurelle \mathcal{S}_m^j . De même, l'estimation de l'état de détérioration pour une catégorie structurelle \mathcal{S}_m^j est basée sur l'agrégation des états de

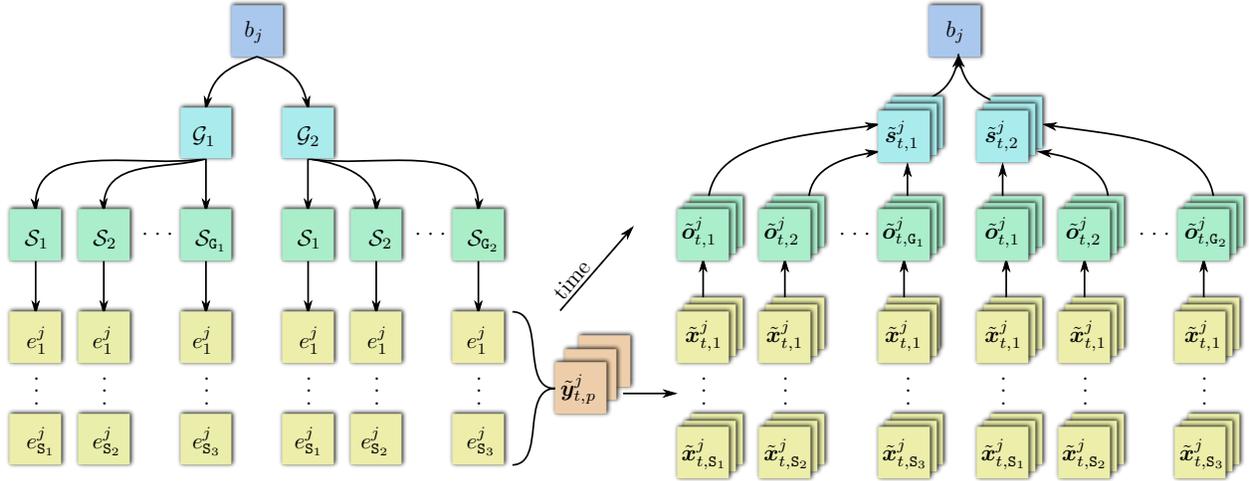


Figure 6.3 Hiérarchie des composants structurels dans le pont b_j avec leurs états de détérioration correspondants, chaque niveau de la hiérarchie étant identifiable à l'aide d'une couleur unique.

détérioration $\tilde{\mathbf{x}}_{t,p}^j$ des éléments structurels $e_p^j \in \mathcal{S}_m^j$.

6.3.2 Estimation de l'état de détérioration du réseau

Suite à l'estimation de l'état de détérioration de chaque pont, l'état de détérioration du réseau \mathbf{q}_t est quantifié à l'aide d'une somme pondérée des états de détérioration de chaque pont. Les coefficients de pondération peuvent être soit égaux pour tous les ponts (c'est-à-dire $\frac{1}{B}$), soit basés sur l'un des attributs z_j associés à chaque pont. Par exemple, la détermination des pondérations basées sur le DJMA ou le DJMAC met en évidence la résilience globale du trafic dans le réseau, de sorte que si l'état de santé général du réseau est élevé, la perturbation anticipée du trafic est faible en raison du peu de maintenance requise. De plus, l'estimation des poids en fonction de la longueur / taille du pont peut révéler des coûts et des perturbations potentielles dans la connectivité du réseau [50, 57]. La conclusion de l'analyse effectuée sur les ponts avance le fait qu'il n'y a pas de différences significatives entre les estimations globales de l'état du réseau lorsque l'on utilise des pondérations basées sur chacun des facteurs susmentionnés (voir Annexe E). Par conséquent, l'analyse de la détérioration à l'échelle du réseau dans ce projet considère des poids égaux pour tous les ponts,

$$\mathbf{q}_t = \sum_{j=1}^B \left(\mathbf{s}_{j,t} \times \frac{1}{B} \right). \quad (6.3)$$

Dans ce projet, l'état de détérioration global du réseau est représenté par $\tilde{\mathbf{q}}_{t,1}$ pour le groupe d'éléments structurels principaux \mathcal{G}_1 , et $\tilde{\mathbf{q}}_{t,2}$ pour le groupe d'éléments structurels secondaires \mathcal{G}_2 .

6.3.3 Méthode d'agrégation des états de détérioration

L'agrégation des états de détérioration dans les Équations 6.1 à 6.3 se fait en utilisant le mélange Gaussien. Le mélange Gaussien est une approche utilisée pour estimer la densité de probabilité (FDP) pour une somme pondérée de J variables aléatoires normalement distribuées [79], telles que,

$$p(\hat{\mathbf{x}}_t) = \sum_{j=1}^J \lambda^j \mathcal{N}(\mathbf{x}_t^j; \boldsymbol{\mu}_{t|t}^j, \boldsymbol{\Sigma}_{t|t}^j), \quad (6.4)$$

où J est le nombre total de composants et λ^j est le poids du mélange obéissant à la contrainte $\sum_{j=1}^J \lambda^j = 1$. Dans le cadre de l'analyse de la détérioration d'un système composé de plusieurs composants, l'état de détérioration global du système peut être approché par une seule FDP normale, à condition que les FDP des composants soient relativement similaires [80, 81]. Par conséquent, la valeur attendue $\hat{\boldsymbol{\mu}}_{t|t}$ et la covariance $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{t|t}$ du système sont,

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\mu}}_{t|T} &= \sum_{j=1}^J \lambda^j \boldsymbol{\mu}_{t|T}^j, \\ \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{t|T} &= \sum_{j=1}^J \lambda^j \boldsymbol{\Sigma}_{t|T}^j + \sum_{j=1}^J \lambda^j (\boldsymbol{\mu}_{t|T}^j - \hat{\boldsymbol{\mu}}_{t|T})(\boldsymbol{\mu}_{t|T}^j - \hat{\boldsymbol{\mu}}_{t|T})^\top. \end{aligned} \quad (6.5)$$

La covariance $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{t|t}$ est ici calculée en sommant deux termes. Le premier terme représente la contribution «internes des composants» à la variance totale, tandis que le deuxième terme représente la contribution «entre composants» à la variance totale [80].

6.3.4 Données manquantes et valeurs aberrantes

Effectuer une analyse de détérioration sur un vaste ensemble de données d'éléments et de structures nécessite de traiter les données manquantes et les valeurs aberrantes. Ceci est fait en utilisant différentes méthodes et critères qui sont discutés en détail dans cette sous-section.

Données d'attributs manquantes

Dans le cadre de cette étude, les données d'attributs manquantes peuvent être 1) des données de trafic manquantes ou 2) des quantités d'éléments manquants. Dans le cas des données de trafic, les informations manquantes sont imputées à l'aide de l'algorithme des k plus-proche

voisin (k -PV) [82], où les données de trafic manquantes sont estimées sur la base des données des $k = 5$ ponts les plus proches. D'autre part, si la quantité d'un élément d_p^j est manquante, la quantité moyenne d'éléments dans la même catégorie est considérée pour remplacer la valeur manquante.

Données d'interventions manquantes

Il y a trois cas pour les données d'interventions manquantes. Ces cas sont 1) le type d'intervention h_r est manquant, 2) l'estimation préalable de l'effet d'une intervention h_r sur la catégorie structurelle \mathcal{S} est indisponible, ou 3) l'intervention n'est pas signalée dans la base de données.

Dans le premier cas où l'année d'intervention τ est connue mais le type d'intervention h_r est manquant, le type d'intervention h_r est déterminé à l'aide de l'estimation de vraisemblance maximale (EVM), où la log-vraisemblance est décrite par,

$$\mathcal{L}_{h_r}(h_r) = \sum_{t=1}^{T_p} \ln f(y_{t,p}^j | y_{1:t-1,p}^j, h_r, \boldsymbol{\theta}), \quad (6.6)$$

où \mathcal{L}_{h_r} est l'estimation de la log-vraisemblance pour appliquer l'effet de l'intervention $\boldsymbol{\delta}_r$ associé au type d'intervention h_r .

Pour le deuxième cas, lorsque l'année d'intervention τ et le type d'intervention h_r sont connus mais que l'effet $\boldsymbol{\delta}_r$ de cette intervention n'est pas disponible, alors l'estimation moyenne du même type d'intervention h_r dans d'autres catégories structurelles \mathcal{S} est utilisé pour approximer les valeurs manquantes. L'Annexe G contient la liste complète de l'effet estimé des interventions à l'échelle du réseau pour différentes catégories structurelles.

Le troisième cas pour lequel les interventions sur les ponts ne sont pas signalées dans la base de données est courant pour les petits ponts, les ponts à faible trafic et pour des types spécifiques d'éléments structurels. La Figure 6.4 montre un exemple pour l'élément structurel e_1^{2905} , qui a une amélioration de la condition mais pour lequel aucune intervention n'est enregistrée. D'après la Figure 6.4 et selon les observations, la condition s'est améliorée entre les années $t = 2011$ et $t = 2014$. Cette amélioration est quantifiée par le même inspecteur I_{12} qui a évalué la condition de l'élément avant le saut à l'année $t = 2011$.

La présence de tels cas peut être gérée en utilisant l'une des deux options suivantes : la première option consiste à supposer qu'il n'y a pas eu d'intervention, ce qui peut finalement entraîner un biais vers une sous-estimation de la condition dans les estimations du modèle, comme le montre la Figure 6.4. La deuxième option est de supposer qu'une intervention a eu lieu au moment d'un saut positif dans la condition, avec un type d'intervention déterminé

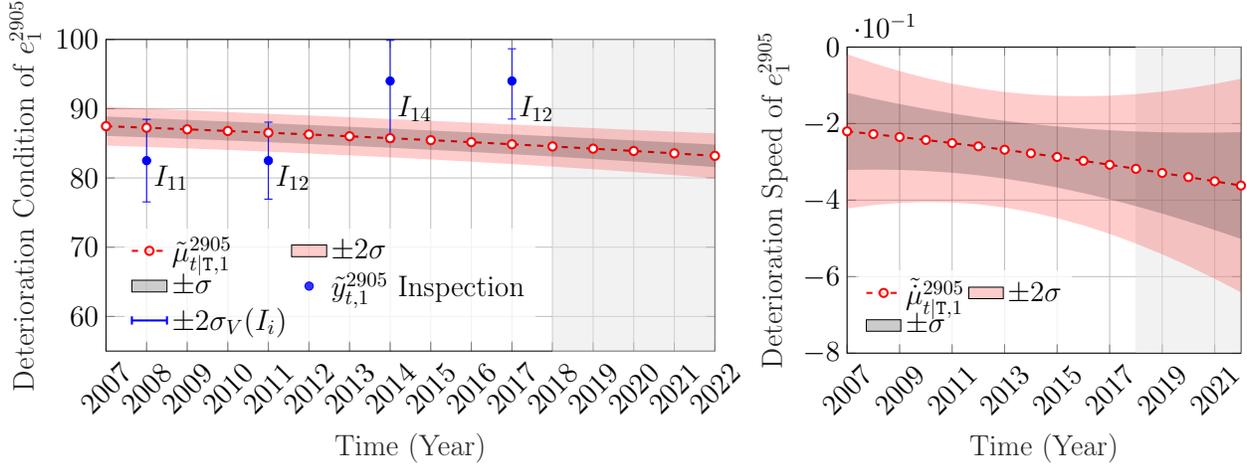


Figure 6.4 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{y}_{t,1}^{2905} \in [25, 100]$ de l'élément *mur de front*, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspections et la zone ombrée représentant la période de prévision.

à l'aide de l'Équation 6.6. Afin d'appliquer la deuxième option, il est nécessaire de détecter des modèles d'amélioration dans les données d'inspections des éléments structurels, ce qui est fait à l'aide du paramètre,

$$\Delta_p = \frac{\sum_t \Delta_{t,p}^+}{\sum_t |\Delta_{t,p}^\pm|}, \quad \Delta_{t,p}^\pm = y_{t+\Delta t,p} - y_{t,p}, \quad (6.7)$$

$$\Delta_{t,p}^+ = \begin{cases} \Delta_{t,p}^\pm, & \Delta_{t,p}^\pm > 0, \\ 0, & \Delta_{t,p}^\pm \leq 0, \end{cases}$$

où Δ_p est le rapport entre les changements positifs totaux Δ_p^+ de la condition et les changements Δ_p^\pm de la condition pour l'élément structurel e_p^j , Δt étant une référence d'intervalle de temps entre deux observations consécutives. Le rapport Δ_p est toujours positif et défini uniquement pour les éléments structurels ayant fait l'objet de trois observations ou plus, et d'au moins une observation montrant une amélioration de la condition. L'utilisation du paramètre défini dans l'Équation 6.7 donnerait $\Delta_1 = 1$ pour l'exemple de la Figure 6.4. Si une intervention est déclenchée pour ce cas, les changements de la condition et de la vitesse de l'élément structurel e_1^{2905} correspondent à ceux indiqués sur la Figure 6.5.

D'après la Figure 6.5, les estimations de condition du modèle semblent cohérentes avec les observations rapportées après le déclenchement automatique de l'intervention à l'année $\tau = 2012$. Dans ce projet, l'analyse à l'échelle du réseau est réalisée pour les deux cas, c'est-à-dire en utilisant uniquement les données d'interventions disponibles et en tenant compte

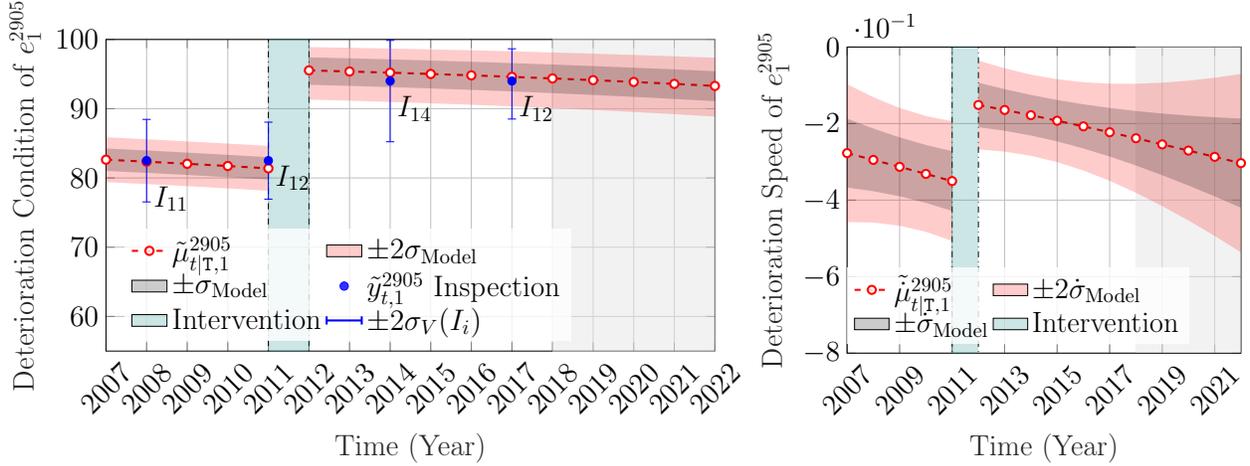


Figure 6.5 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les observations $\tilde{\mathbf{y}}_{t,1}^{2905} \in [25, 100]$ de l'élément *mur de front*, avec une intervention déclenchée automatiquement à $\tau = 2012$, les barres d'erreur représentant les estimations d'incertitudes dues aux inspecteurs et la zone ombrée représentant la période de prévision.

des interventions potentiellement non déclarées en déclenchant automatiquement les interventions.

Gestion des valeurs aberrantes

Une valeur aberrante est un point de données très différent des autres observations qui peut avoir un effet négatif sur les performances du modèle ou provoquer une instabilité numérique lors de l'étape de mise à jour (voir §2.3.3). Une valeur aberrante est principalement explicable par 1) une base de données des interventions incomplète, ou 2) une entrée erratique dans la base de données des inspections. Dans le contexte des inspections visuelles, une valeur aberrante est supposée exister dans la série chronologique si :

1. Il y a une différence significative entre des observations consécutives $\|y_{t+\Delta t,p} - y_{t,p}\| > 15$.
2. Il y a une amélioration significative de l'état dans un court laps de temps ($T < 8$ ans), avec observations, $\max(\mathbf{y}_{t,p}) - \min(\mathbf{y}_{t,p}) > 15$ et $\sum_{t=1}^T (y_{t+\Delta t,p} - y_{t,p}) > 0$.
3. Le nombre d'observations indiquant une amélioration significative $y_{t+\Delta t} - y_t > 5$ dans l'élément structurel est supérieur au nombre d'observations indiquant le contraire. Notez que Δt fait référence à l'intervalle de temps entre deux observations consécutives.

Si une valeur aberrante est détectée sur la base des conditions énumérées ci-dessus, il existe deux lignes d'actions possibles. Si la valeur aberrante s'est produite à un instant t qui correspond au temps τ d'autres interventions sur le même pont, alors la valeur aberrante est classée comme une intervention de type h_r déterminée selon l'Équation 6.6. Sinon, la valeur

aberrante est considérée comme une entrée erratique et est supprimée de la série chronologique. La suppression d'une valeur aberrante se fait en s'appuyant sur les écarts types $\sigma_V(I_i)$ associés à chaque inspection $y_{t,p}^j$. L'horodatage t_ϕ^j associé à la valeur aberrante est déterminé en fonction de la différence maximale entre chaque inspection $y_{t,p}^j$ et de la moyenne pondérée de toutes les inspections \hat{y} , tel que,

$$\begin{aligned} t_\phi^j &= \arg \max_t \|y_{t,p}^j - \hat{y}\|, \\ \hat{y} &= \sum_t^{T_p} y_{t,p}^j \frac{\phi_t}{\sum \phi_t}, \end{aligned} \quad (6.8)$$

où t_ϕ^j est l'horodatage qui correspond à l'observation aberrante $y_{t_\phi^j,p}^j$, et \hat{y} est une moyenne pondérée avec les poids $\phi_t = \frac{1}{\sigma_V(I_i)}$. Cette approche attribue des poids plus élevés à des observations plus informatives, ce qui rend les inspections avec un petit $\sigma_V(I_i)$ peu susceptibles d'être sélectionnées pour la suppression.

6.4 Études de cas

Dans cette section, la capacité à agréger les états de détérioration est démontrée pour les ponts individuels, des analyses sur l'ensemble du réseau de ponts sont ensuite effectuées. Il est à noter que pour tous les exemples présentés dans ce chapitre, les prévisions du modèle pour les états de détérioration futurs sont faites en supposant qu'aucune intervention n'est effectuée après l'année 2020.

6.4.1 Analyses de détérioration pour un pont sans intervention

La première étude de cas porte sur le pont b_{990} , qui est situé dans la région du Grand Montréal. La longueur du pont est : $z_5 = 480.5$ m. Ce pont permet des charges de trafic DJMA : $z_6 = 23700$, et DJMAC : $z_7 = 1185$. Les composants visuellement inspectés dans le pont sont : $\mathbf{G}_1 = 8$ catégories d'éléments du groupe d'éléments principaux \mathcal{G}_1 et $\mathbf{G}_2 = 14$ catégories d'éléments du groupe d'éléments secondaires \mathcal{G}_2 . La Figure 6.6 montre un histogramme pour le nombre d'éléments dans chaque catégorie structurelle. Les trois catégories principales contenant la plupart des éléments structurels dans chaque groupe structurel du pont b_{990} sont présentées dans le Tableau 6.2, tandis que la liste complète des composants est disponible en Annexe F.

Les catégories d'éléments primaires ont un total de $\mathbf{E}_{990}^1 = 143$ éléments, dont la plupart sont des éléments de type *poutre*. L'analyse de la détérioration d'une catégorie structurelle \mathcal{S}^j pour le pont b_j nécessite de modéliser la détérioration pour chaque élément $e_p^j \in \mathcal{S}^j$. Par

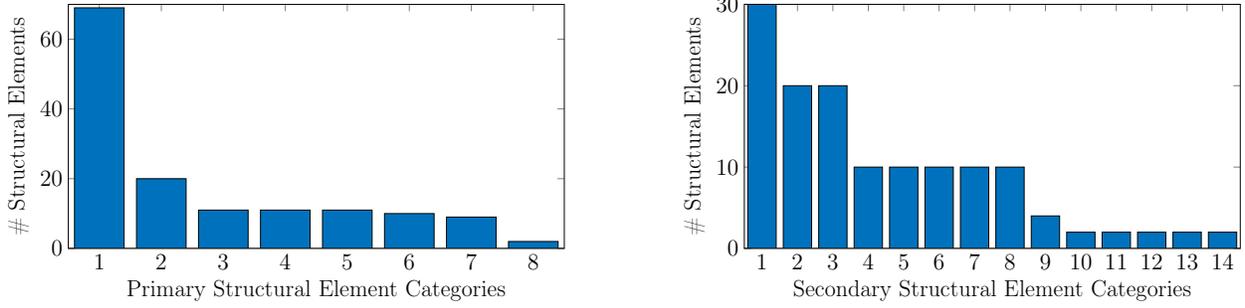


Figure 6.6 Catégories d'éléments structurels principaux et secondaires dans le pont b_{990} .

Tableau 6.2 Catégories d'éléments structurels triées par ordre décroissant en fonction du nombre d'éléments dans le pont b_{990} .

Principal \mathcal{G}_1	Secondaire \mathcal{G}_2
$\mathcal{S}_{1,1}$: Poutre	$\mathcal{S}_{2,1}$: Contreventements
$\mathcal{S}_{1,2}$: Côté extérieur	$\mathcal{S}_{2,2}$: Chasse-roue
$\mathcal{S}_{1,3}$: Blocs d'assise	$\mathcal{S}_{2,3}$: Glissière (gauche ou droite)

la suite, l'état de détérioration global $\sigma_{m,t}^j$ de la catégorie structurelle \mathcal{S}_m^j peut être obtenu en utilisant l'approche du mélange Gaussien décrite en §6.3.3, où les coefficients de pondération sont basés sur la quantité d'éléments d_p^j telle que, $\lambda_p^j = \frac{d_p^j}{\sum_p d_p^j}$. Un exemple qui illustre le comportement de détérioration d'une catégorie structurelle primaire est représenté sur la Figure 6.7. Dans cette figure, la condition de détérioration globale $\tilde{\sigma}_{m,t}^j$ et la vitesse $\tilde{\delta}_{m,t}^j$ sont estimées pour la catégorie $\mathcal{S}_{1,2}^{990}$ d'éléments structurels *côté extérieur*, avec $\tilde{y}_{op,t}^{990}$ représentant les observations agrégées en utilisant le mélange Gaussien pour tout $e_p^{990} \in \mathcal{S}_{1,2}^{990}$.

L'estimation globale de l'état de détérioration $\tilde{s}_{1,t}^j$ pour le groupe structurel principal \mathcal{G}_1^{990} est illustrée sur la Figure 6.8, qui résume les estimations de l'état de détérioration pour tous les éléments structurels principaux dans b_{990} . Ces estimations sont là encore obtenues en utilisant l'approche de réduction par mélange Gaussien, avec les coefficients de pondération $\lambda^j = \frac{1}{G_1}$. De plus, sur la Figure 6.8, $\tilde{y}_{gp,t}^{990}$ représente l'agrégation de toutes les observations effectuées sur les éléments structurels principaux.

Les analyses de détérioration pour une catégorie structurelle secondaire sont présentés à travers l'exemple de la Figure 6.9. Cet exemple illustre les estimations de la condition $\tilde{\sigma}_{m,t}^j$ et de la vitesse $\tilde{\delta}_{m,t}^j$ de détérioration pour la catégorie $\mathcal{S}_{2,2}^{990}$ d'éléments *chasse-roue*, avec $\tilde{y}_{os,t}^{990}$ représentant les observations agrégées dans la catégorie secondaire $\mathcal{S}_{2,2}^{990}$. Sur la Figure 6.9, l'écart entre les estimations du modèle et les observations agrégées s'explique par la différence de vitesse de détérioration initiale, qui est estimée grâce à la base des données de ce

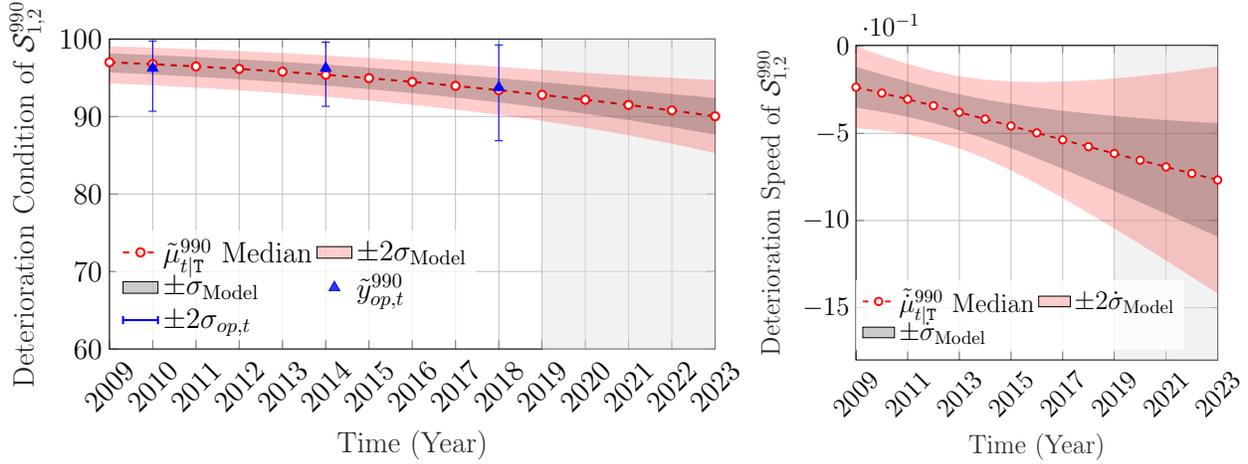


Figure 6.7 Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des éléments de types *côté extérieur* $e_{1:20}^{990}$, avec les observations agrégées $\tilde{y}_{op,t}^{990} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.

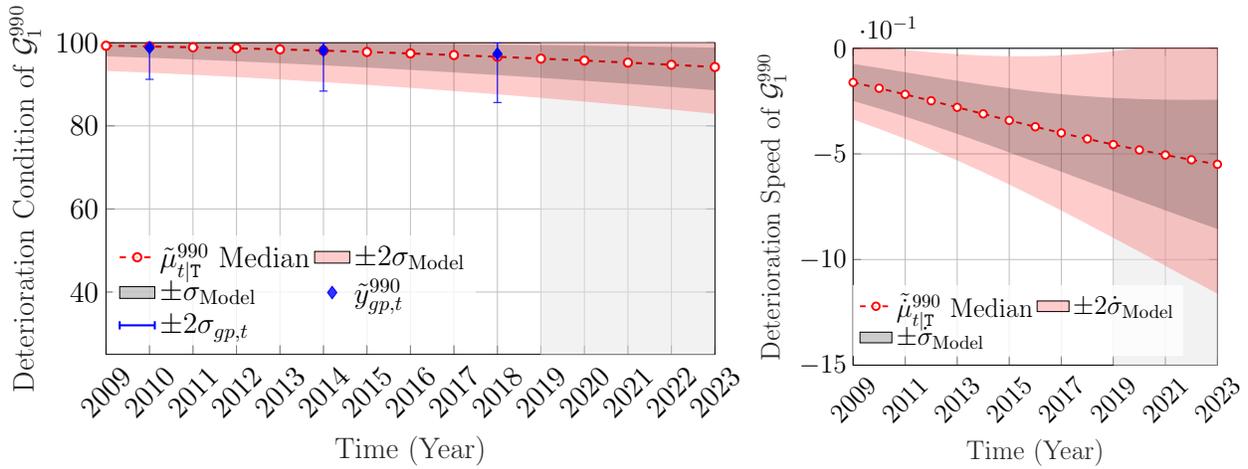


Figure 6.8 Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse groupe G_1^{990} , basée sur les estimations de l'état de détérioration des catégories principales $S_{1,1:8}^{990}$, avec les observations agrégées $\tilde{y}_{gp,t}^{990} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone ombrée représentant la période de prévision.

pont, ainsi que des ponts similaires qui ont des éléments de type *chasse-roue* (voir chapitre 4).

L'estimation de l'état de détérioration global $\tilde{s}_{t,2}^j$ pour le groupe structurel secondaire $G_2^{990} = \{S_{2,1}^{990}, \dots, S_{2,14}^{990}\}$ est représentée sur la Figure 6.10. Ces estimations sont obtenues sur la base des estimations de la condition $\tilde{\sigma}_{m,t}^j$ et de la vitesse $\tilde{\delta}_{m,t}^j$ de détérioration pour chaque ca-

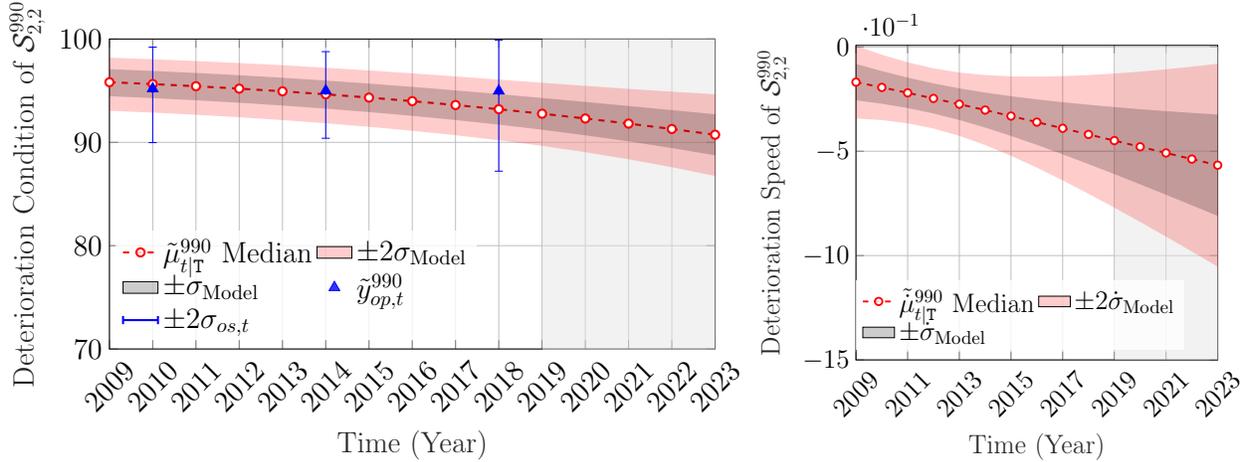


Figure 6.9 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des éléments *chasse-roue* $e_{1:20}^{990}$, avec les observations agrégées $\tilde{y}_{os,t}^{990} \in [25, 100]$, et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.

tégorie secondaire et chaque coefficient de pondération $\lambda^j = \frac{1}{G_2}$. Sur cette figure, $\tilde{y}_{gs,t}^{990}$ est l'observation agrégée pour le groupe structurel secondaire G_2^{990} .

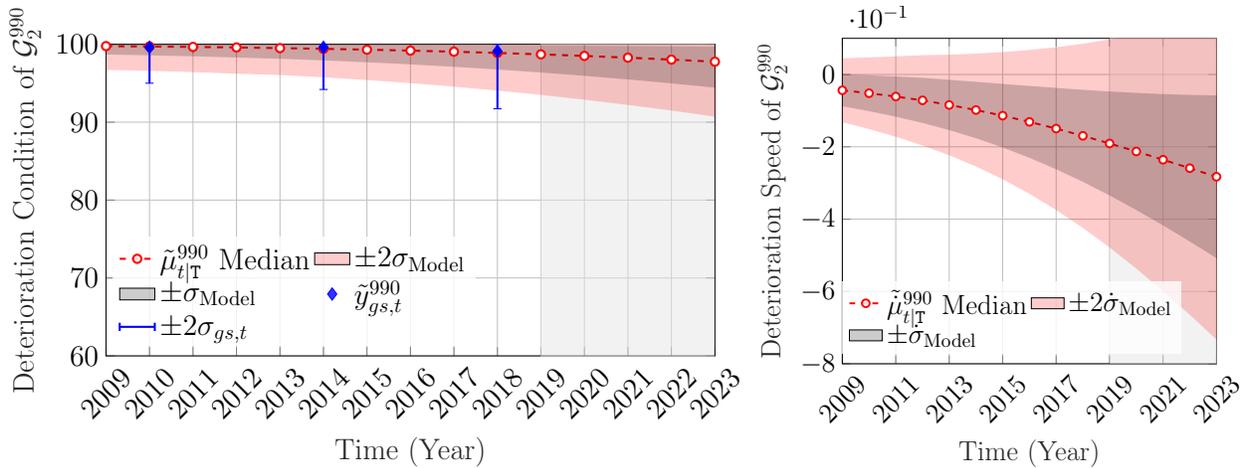


Figure 6.10 Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse du groupe G_2^{990} , basée sur les estimations de l'état de détérioration des catégories secondaires $S_{2,1:16}^{990}$, avec les observations agrégées $\tilde{y}_{gs,t}^{990} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone ombrée représentant la période de prévision.

Les résultats présentés dans cette section démontrent la capacité d'agréger les états de détérioration des éléments structurels afin d'obtenir l'état de détérioration global du pont, qui est

exprimé par les estimations de l'état de détérioration pour le groupe d'éléments principaux \mathcal{G}_1 et le groupe d'éléments secondaires \mathcal{G}_2 .

6.4.2 Analyses de détérioration d'un pont avec des interventions

Dans cette étude de cas, les analyses de détérioration sont effectuées pour les données d'inspections visuelles du pont b_{3348} , qui est situé dans la région du Grand Montréal. La longueur du pont est : $z_5 = 64.5$ m. Ce pont permet des charges de trafic DJMA : $z_6 = 53000$, et DJMAC : $z_7 = 3710$. La base de données des interventions indique que le pont a subi des travaux de réparation au cours de l'année $\tau = 2015$. Cependant, la base de données des coûts annuels montre que le pont a également subi d'autres interventions de type inconnu au cours de l'année $\tau = 2012$. Les composants structurels qui sont inspectés visuellement incluent $\mathbf{G}_1 = 8$ catégories d'éléments de \mathcal{G}_1^{3348} , avec $\mathbf{E}^1 = 74$ éléments et $\mathbf{G}_2 = 15$ catégories d'éléments de \mathcal{G}_2^{3348} , avec $\mathbf{E}^2 = 54$. Les histogrammes pour les composants de \mathcal{G}_1^{3348} et \mathcal{G}_2^{3348} sont représentés sur la Figure 6.11. Sur chaque graphique, les éléments sans interventions sont représentés par la couleur bleue, les éléments avec des interventions sont représentés par la couleur rouge et les éléments avec des interventions non catégorisées sont représentés par la couleur orange. Une intervention non catégorisée est considérée lorsque les critères de valeur aberrante sont remplis (voir §6.3.4) et la valeur aberrante apparaît à un instant t auquel les interventions sont rapportées dans la base de données du pont.

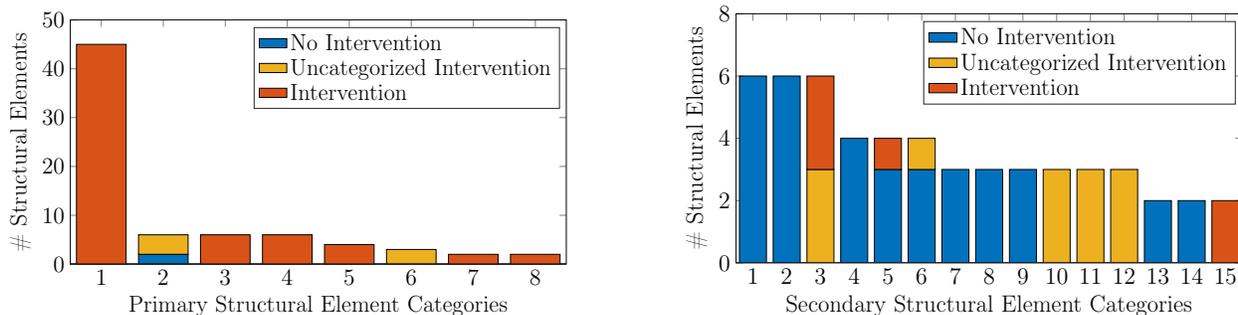


Figure 6.11 Catégories d'éléments structurels principaux et secondaires du pont b_{3348} , sans intervention (représentées par la couleur bleue), avec des interventions (représentées par la couleur rouge) et avec des interventions non catégorisées (en orange).

Les trois premières catégories de chaque groupe sont indiquées dans le Tableau 6.3, tandis que la liste complète des catégories est disponible en Annexe F.

L'analyse de la détérioration est effectuée à l'aide du modèle de détérioration MEE-RN sur tous les éléments structurels possédant des données d'inspections visuelles. Un exemple d'ana-

Tableau 6.3 Catégories d'éléments structurels triées par ordre décroissant en fonction du nombre d'éléments dans le pont b_{3348} .

Principale \mathcal{G}_1	Secondaire \mathcal{G}_2
$\mathcal{S}_{1,1}$: Poutre	$\mathcal{S}_{2,1}$: Diaphragmes
$\mathcal{S}_{1,2}$: Côté extérieur	$\mathcal{S}_{2,2}$: Glissière (gauche ou droite)
$\mathcal{S}_{1,3}$: Blocs d'assise	$\mathcal{S}_{2,3}$: Contreventements

lyse de détérioration sur une catégorie structurelle $\mathcal{S}_1^{3348} \in \mathcal{G}_1^{3348}$ est montré sur la Figure 6.12. Cet exemple concerne l'analyse de la détérioration de la catégorie d'éléments de type *plaque* $\mathcal{S}_{1,6}^{3348}$ basée sur les données d'inspections de trois *dalles de béton*. Les estimations d'état pour la condition $\tilde{\sigma}_{m,t}^j$ et la vitesse $\tilde{\delta}_{m,t}^j$ de détérioration sont présentées sur la Figure 6.12. À partir de cet exemple, les observations agrégées $\tilde{y}_{op,t}^{3348}$ et les estimations du modèle $\tilde{\sigma}_{6,t}^{3348}$ après intervention semblent être cohérentes les unes avec les autres en raison de la faible variabilité des données enregistrées.

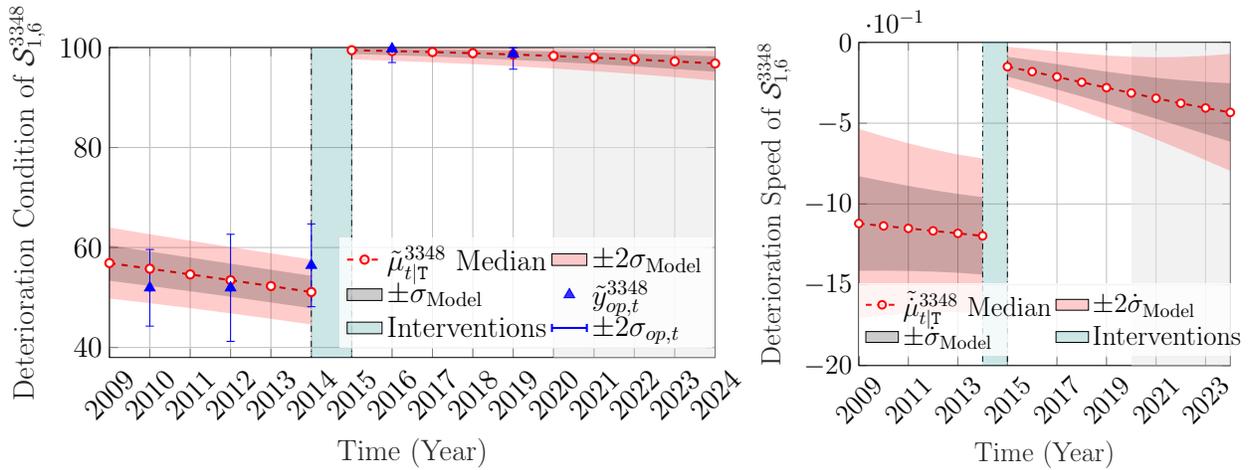


Figure 6.12 Analyse de l'état de détérioration pour l'état et la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des éléments *dalle de béton* $e_{1:3}^{3348}$, avec l'intervention au temps $\tau = 2015$, les observations $\tilde{y}_{op,t}^{3348} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.

Les estimations de l'état global pour le groupe structurel primaire \mathcal{G}_1^{3348} sont présentées sur la Figure 6.13. Sur la Figure 6.13, l'amélioration globale due aux interventions de l'année $\tau = 2015$ est perceptible pour l'estimation de la condition $\tilde{s}_{t,1}^j$ et de la vitesse $\tilde{s}_{t,1}^j$. De plus, l'incertitude de l'estimation de l'état avant intervention est significativement plus grande que l'incertitude post-intervention, ce qui implique une grande variabilité entre les états de détérioration des éléments avant les interventions.

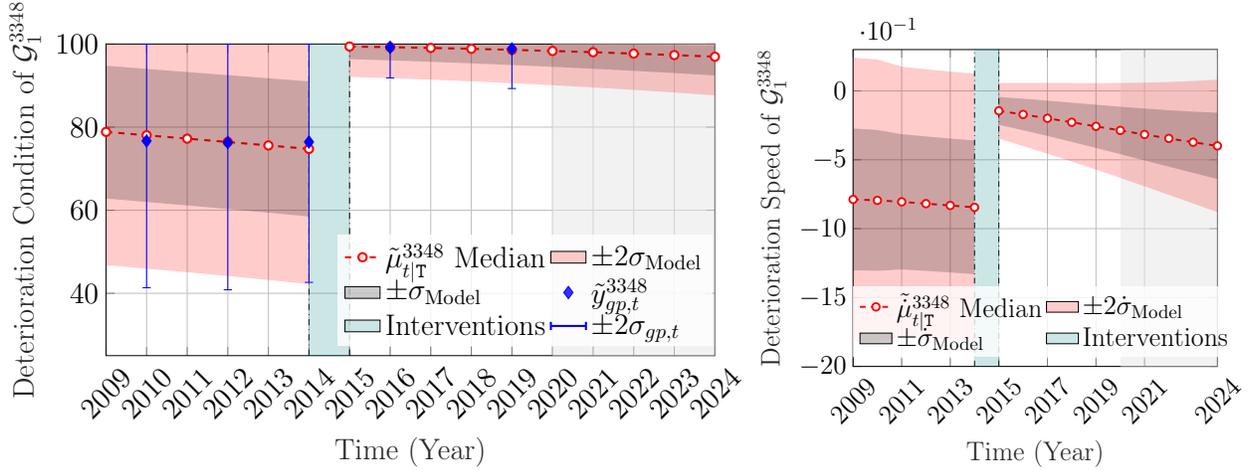


Figure 6.13 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des catégories principales $\mathcal{S}_{1,1:8}^{3348}$, avec l'intervention au temps $\tau = 2015$, les observations agrégées $\tilde{\mathbf{y}}_{gp,t}^{3348} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.

D'autre part, un exemple pour les estimations de l'état de détérioration de $\mathcal{S}_2^{3348} \in \mathcal{G}_2^{3348}$ est montré sur la Figure 6.14. Cet exemple prend en compte la catégorie $\mathcal{S}_{2,12}^{3348}$ d'éléments *surface de roulement* qui a subi une intervention non catégorisée au cours de l'année $\tau = 2015$. Le type d'intervention dans ce cas est déterminé sur la base du critère EVM décrit en §6.3.4. L'estimation globale de l'état de détérioration $\tilde{s}_{t,2}^j$ pour le groupe secondaire \mathcal{G}_2^{3348} est illustrée sur la Figure 6.15. Cette figure montre deux interventions majeures au cours des années $\tau_1 = 2012$ et $\tau_2 = 2015$. Le premier ensemble d'interventions concerne la catégorie $\mathcal{S}_{2,11}^{3348}$ d'éléments *trottoir*, tandis que le second ensemble d'interventions implique davantage de catégories d'éléments, ce qui a globalement entraîné une amélioration significative dans \mathcal{G}_2^{3348} . Néanmoins, l'incertitude pour \mathcal{G}_2^{3348} est sensiblement plus grande que pour le groupe primaire \mathcal{G}_1^{3348} comme on peut le voir sur la Figure 6.13. En effet, il y a dans \mathcal{G}_2^{3348} deux catégories d'éléments structurels qui n'ont pas été inspectées au cours de l'année $t = 2015$ ni après, en plus d'une catégorie d'éléments non inspectée avant l'année $t = 2015$, ce qui a conduit à $\tilde{\mathbf{y}}_{gs,t}^{3348}$ (distingué par la couleur violette) représentant l'agrégation pour un sous-ensemble d'observations dans \mathcal{G}_2^{3348} .

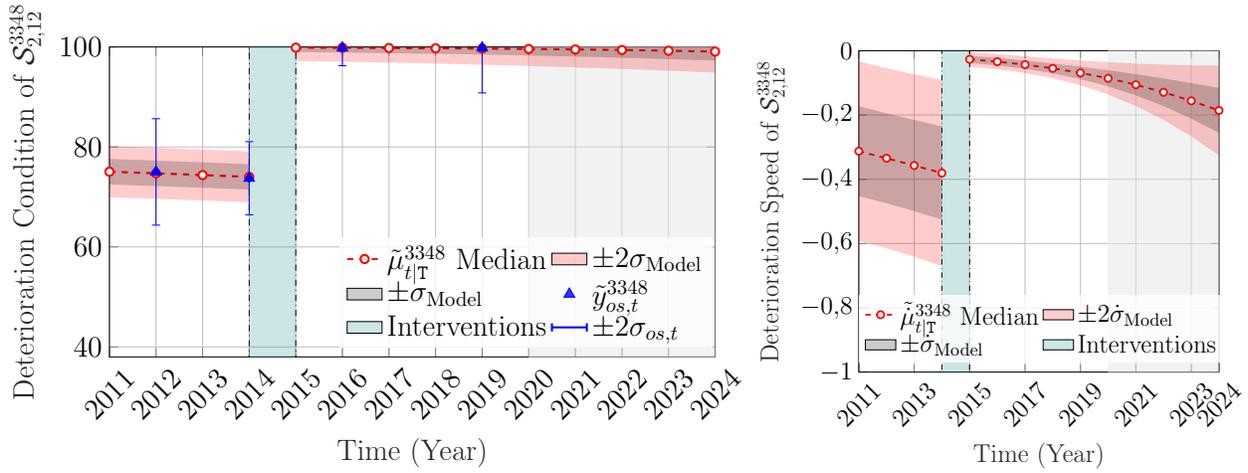


Figure 6.14 Analyse de l'état de détérioration pour la condition et la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des éléments *surface de roulement* $e_{1:3}^{3348}$, avec l'intervention au temps $\tau = 2015$, les observations agrégées $\tilde{y}_{os,t}^{3348} \in [25, 100]$ et leurs estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone grisée représentant la période de prévision.

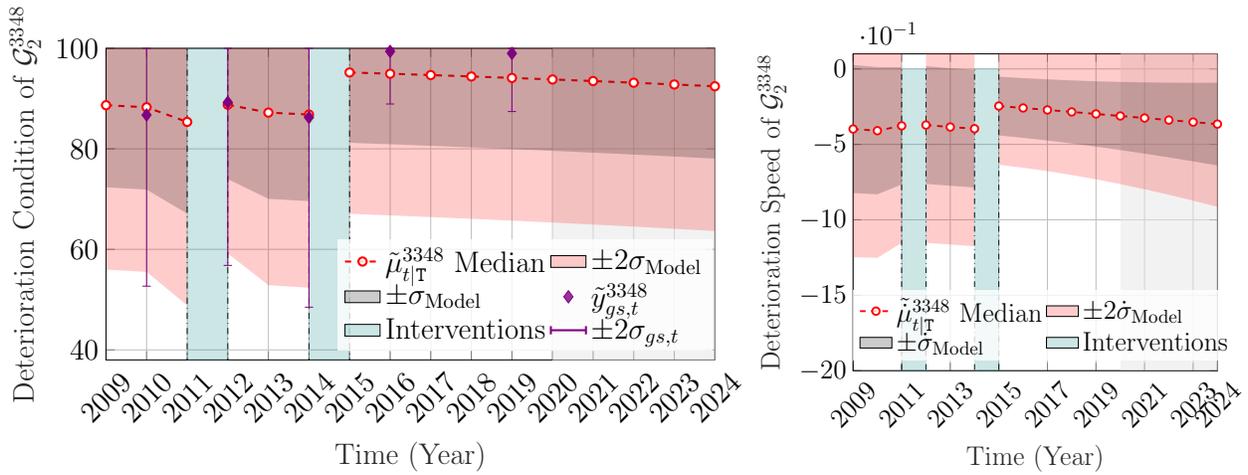


Figure 6.15 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse basée sur les estimations de l'état de détérioration des catégories secondaires $S_{2,1:15}^{3348}$, avec $\tilde{y}_{gs,t}^{3348} \in [25, 100]$ représentant l'agrégation pour un sous-ensemble d'observations et les estimations d'incertitude correspondantes représentées par les barres d'erreur, la zone ombrée représentant la période de prévision.

Les résultats de cette section démontrent la capacité d'agréger les états de détérioration des éléments ayant subi interventions afin d'obtenir les états de détérioration globaux du pont b_{3348} . On remarque dans ce cas que les états de détérioration globaux pour \mathcal{G}_1 et \mathcal{G}_2 ont une incertitude plus élevée par rapport au cas précédent présenté en §6.4.1. Ceci est attribué à l'incertitude associée à l'effet des interventions ainsi qu'au fait de ne pas avoir effectué d'inspections post-intervention pour certains éléments structurels.

6.4.3 État de détérioration du réseau

Après avoir estimé l'état de détérioration de chaque pont $b_j \in \mathcal{B}$, il devient possible d'estimer l'état de détérioration global du réseau $\tilde{\mathbf{q}}_{t,1}$ pour le groupe d'éléments structurels primaires et $\tilde{\mathbf{q}}_{t,2}$ pour le groupe d'éléments structurels secondaires. Les principaux objectifs de cette étude de cas sont :

1. Examiner les estimations globales de l'état de détérioration à l'échelle du réseau au fil du temps.
2. Quantifier l'effet des interventions effectuées sur le réseau tout au long de la fenêtre temporelle des inspections.

Pour cela, un ensemble de ponts \mathcal{B} est considéré dans l'analyse de détérioration. L'ensemble \mathcal{B} contient $B \approx 7000$ ponts qui représentent tous les ponts dans la base de données des inspections. La fenêtre de temps des inspections pour cet ensemble va de l'année $t = 2009$ à l'année $t = 2019$, au cours de laquelle plusieurs interventions ont été effectuées. Ces interventions sont détaillées en §6.4.4.

L'estimation de l'état de détérioration du réseau est effectuée sur la base de l'agrégation des estimations de l'état de détérioration pour tous les ponts en utilisant l'approche du mélange Gaussien définie dans l'Équation 6.5 avec des coefficients de pondération égaux $\lambda^j = \frac{1}{B}$. Une telle approche considère une contribution égale de tous les ponts aux états globaux du réseau $\tilde{\mathbf{q}}_{t,1}$ et $\tilde{\mathbf{q}}_{t,2}$. Les Figures 6.16 et 6.17 montrent l'état du réseau et les estimations de vitesse pour les éléments structurels principaux et secondaires.

D'après les Figures 6.16 et 6.17, environ 95 % des ponts ont une condition $\tilde{\mu}_{t|T} \in [74, 100]$ pour les éléments structurels primaires, et $\tilde{\mu}_{t|T} \in [71, 100]$ pour les éléments structurels secondaires. Dans l'ensemble, on remarque aussi que l'état de santé des éléments structurels secondaires est supérieur à celui des éléments structurels principaux. Ceci est dû au fait que la fréquence des interventions pour les éléments structurels secondaires est plus élevée par rapport à celle des interventions pour les éléments structurels primaires (voir Figure 6.20 en §6.4.4).

Les estimations de l'état du réseau présentées sur les Figures 6.16 et 6.17 ne correspondent

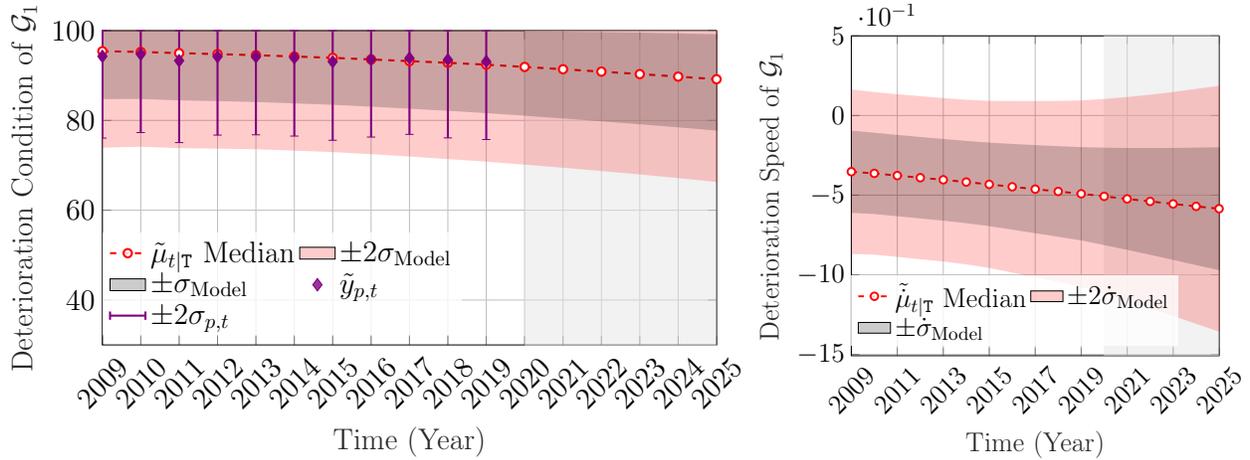


Figure 6.16 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse du réseau en fonction de l'état moyen des éléments structuraux principaux des $B \approx 7000$ ponts, la zone ombrée représentant la période de prévision.

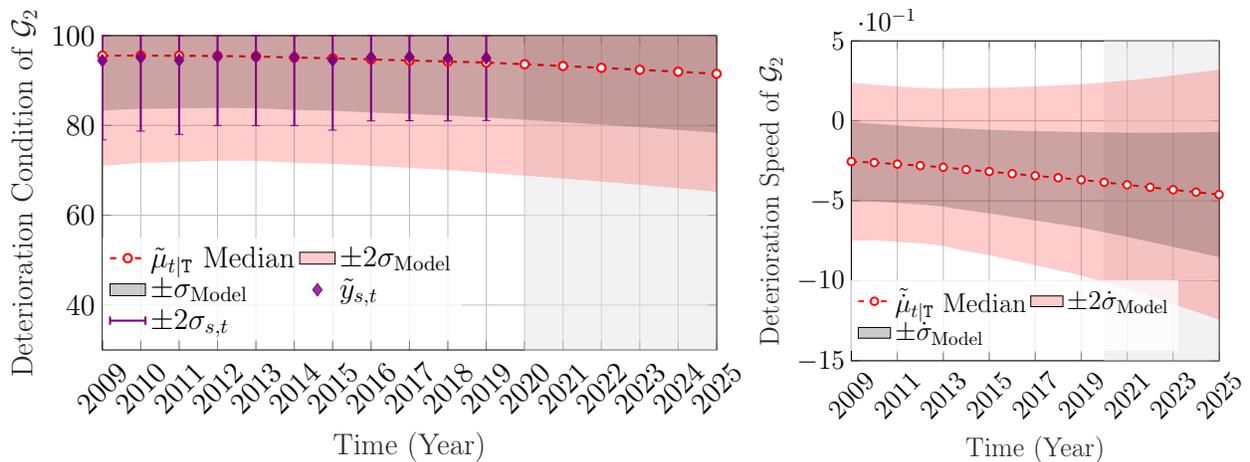


Figure 6.17 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse du réseau en fonction de l'état moyen des éléments structuraux secondaires des $B \approx 7000$ ponts, la zone grisée représentant la période de prévision.

pas entièrement aux données d'inspections, en particulier dans le cas du groupe secondaire \mathcal{G}_2 . En effet, la base de données est incomplète et certaines interventions n'ont pas été rapportées, comme discuté en §6.3.4. Afin d'évaluer l'effet des interventions non déclarées, le critère défini dans l'Équation 6.7 est appliqué pour identifier les éléments structuraux avec des modèles d'amélioration et déclencher automatiquement un événement d'intervention. Dans ce cas, une intervention est déclenchée automatiquement si plus de 90 % des changements parmi les observations indiquent une amélioration de la condition (c'est-à-dire $\Delta_p > 0,9$)

pour tout élément structurel e_p^j . Les estimations de l'état de détérioration du cadre modifié sont présentées sur les Figures 6.18 et 6.19.

Par rapport au cadre d'origine (Figures 6.16 et 6.17), le cadre modifié montre une meilleure correspondance globale avec la tendance des données d'inspections. Par conséquent, dans le cas où l'on s'appuie uniquement sur la base de données des interventions disponibles, l'état du réseau et les estimations de vitesse présentées sur les Figures 6.16 et 6.17 peuvent être interprétées comme des estimations de borne inférieure.

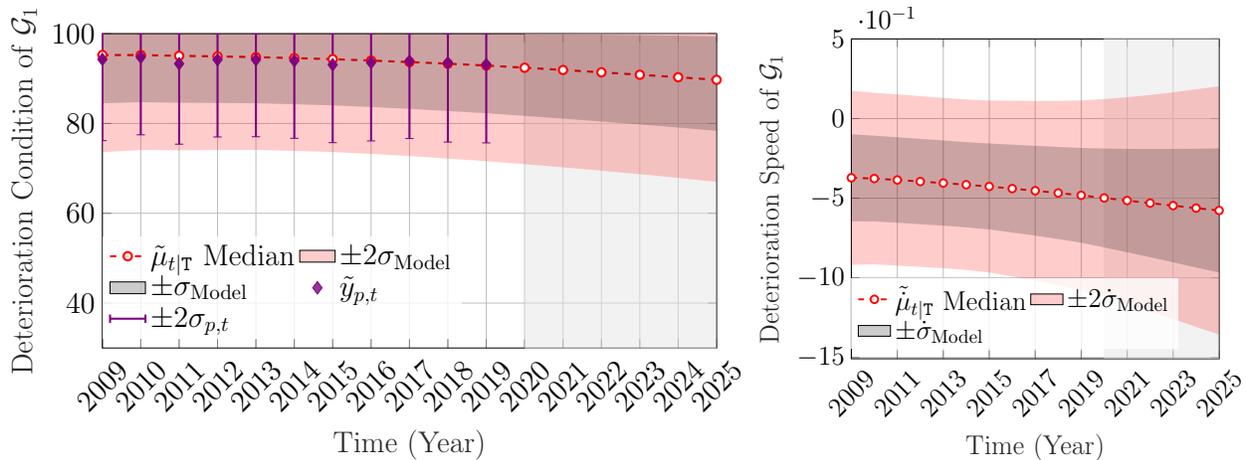


Figure 6.18 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse du réseau en fonction de l'état moyen des éléments structurels principaux des $B \approx 7000$ ponts avec des interventions déclenchées automatiquement, la zone ombrée représentant la période de prévision.

De plus, il faut tenir compte du fait que les estimations présentées dans cette section sont uniquement basées sur les éléments inspectés visuellement, alors qu'il est possible que certains éléments structurels n'aient pas été inspectés.

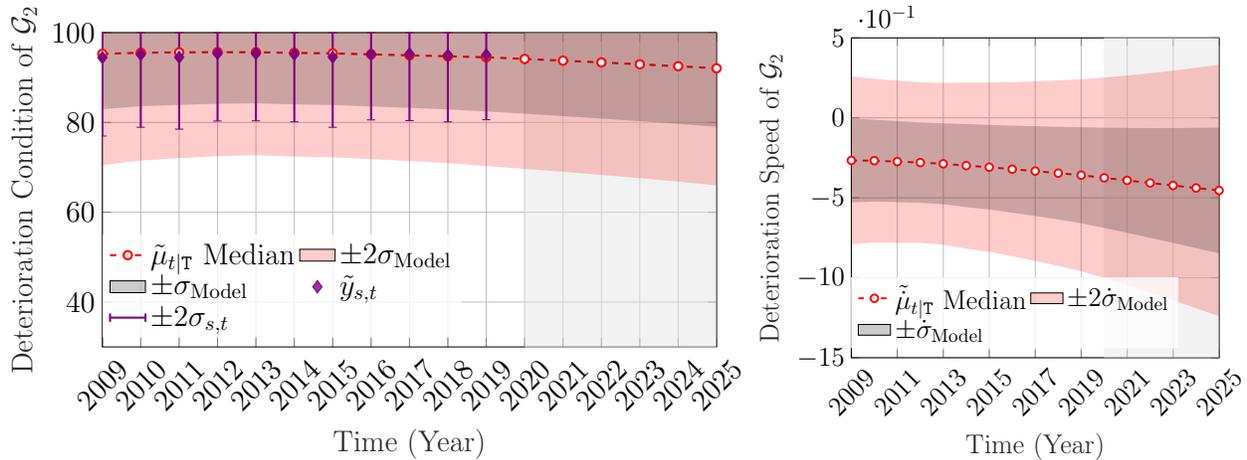


Figure 6.19 Analyse de l'état de détérioration de la condition et de la vitesse du réseau en fonction de l'état moyen des éléments structuraux secondaires des $B \approx 7000$ ponts avec des interventions déclenchées automatiquement, la zone ombrée représentant la période de prévision.

6.4.4 Effet des interventions et des investissements à l'échelle du réseau

Les effets des interventions sont quantifiés pour chaque catégorie structurelle \mathcal{S} dans le cadre de l'analyse de détérioration à l'échelle du réseau. La Figure 6.20 illustre le rapport cumulé du nombre total E_r d'éléments avec interventions sur le nombre total E d'éléments inspectés. À partir de la Figure 6.20, on constate que depuis 2009, environ 6 % du nombre total

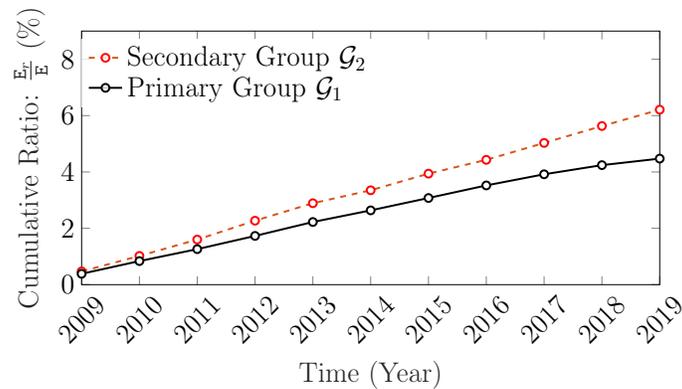


Figure 6.20 Rapport cumulatif du nombre total E_r d'éléments avec intervention(s) sur le nombre total E d'éléments inspectés visuellement, pour chaque groupe structurel \mathcal{G}_1 et \mathcal{G}_2 .

d'éléments secondaires inspectés ont subi des interventions, contre 4 % pour les éléments principaux. L'amélioration attendue de l'état de chaque catégorie structurelle à l'échelle du réseau

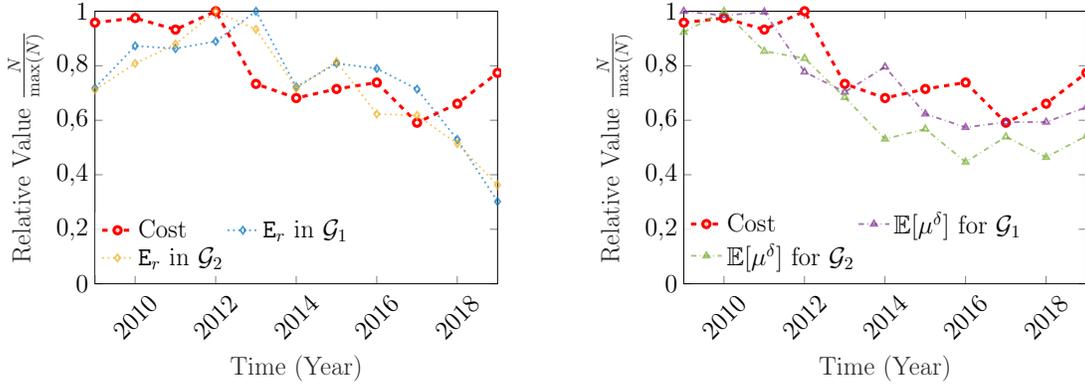
est rapportée dans l'Annexe G. Ces estimations sont basées sur le cadre présenté au chapitre 5 ainsi que pour les données d'interventions / inspections disponibles pour chaque catégorie structurelle \mathcal{S} . Sur la base des estimations présentés aux tableaux G.1-G.2 de l'Annexe G, les améliorations globales attendues agrégées de la condition pour les éléments structurels primaires \mathcal{G}_1 et les éléments structurels secondaires \mathcal{G}_2 sont reportées dans le Tableau 6.4.

Tableau 6.4 Améliorations agrégées attendues de la condition pour les éléments structurels principaux \mathcal{G}_1 et les éléments structurels secondaires \mathcal{G}_2 .

Groupe Structurel	$\hat{\mu}_1^\delta \pm \hat{\sigma}_1^\delta$	$\hat{\mu}_2^\delta \pm \hat{\sigma}_2^\delta$	$\hat{\mu}_3^\delta \pm \hat{\sigma}_3^\delta$
Principal \mathcal{G}_1	0.8±5.5	10.7±8.3	14.3 ± 9.4
Secondaire \mathcal{G}_2	17.5±3.8	9.5±6.5	17.9 ± 5.4

D'après le Tableau 6.4, les améliorations agrégées de la condition associée aux éléments structurels principaux \mathcal{G}_1 coïncident avec l'hypothèse initiale selon laquelle les interventions de type h_1 ont un effet mineur par rapport aux interventions de type h_2 et h_3 . Cependant, ce n'est pas le cas pour les éléments structurels secondaires \mathcal{G}_2 car les interventions h_1 montrent un effet significatif sur la condition. La raison de cet écart est que les interventions mineures pour les éléments structurels secondaires sont sous-déclarées dans la base de données (voir Tableau G.2), et donc l'effet estimé de h_1 est basé uniquement sur deux catégories structurelles pour lesquelles les interventions de type h_1 ont un effet significatif sur la condition. Un exemple pour une intervention h_1 rapportée pour les éléments secondaires \mathcal{G}_2 est le *resurfacement de l'enrobé* pour les éléments *surface de roulement* [1]. Il convient de noter que le Tableau 6.4 est fourni pour donner un aperçu de l'effet global des interventions, mais n'est pas nécessairement pleinement représentatif car de nombreux types d'interventions sont sous-déclarés (voir Annexe G et H). De plus, la durée de vie des interventions pour chaque catégorie d'élément est présentée aux tableaux G.3-G.4 de l'annexe G.

Afin d'évaluer la relation entre les interventions et les coûts, le sous-ensemble de ponts $\mathcal{B}_c \subset \mathcal{B}$ est considéré dans cette évaluation, $B_c = 2999$. La Figure 6.21 montre une comparaison entre les coûts, le nombre d'interventions et l'amélioration attendue de la condition à l'échelle du réseau suite à une intervention. Toutes les valeurs de cette figure sont agrégées pour chaque année, et les valeurs relatives sont prises en compte afin d'effectuer les comparaisons. À partir de la Figure 6.21, on remarque que les coûts les plus élevés sont associés aux années 2009 à 2012, qui correspondent également à l'amélioration attendue de la condition à l'échelle du réseau la plus élevée ainsi qu'à un nombre d'interventions effectuées parmi les plus élevés. Néanmoins, les coûts d'interventions peuvent varier selon les catégories structurelles et selon le type d'interventions effectuées, il n'est donc pas nécessaire que le nombre d'interventions soit parfaitement corrélé aux coûts.



(a) Coûts agrégés relatifs vs. nombre d'interventions agrégé relatif

(b) Coûts agrégés relatifs vs. l'amélioration relative de l'état attendue à l'échelle du réseau

Figure 6.21 Comparaison entre les coûts, le nombre E_r d'interventions et l'amélioration attendue $\mathbb{E}[\mu^\delta]$ des conditions à l'échelle du réseau pour les interventions effectuées sur les éléments structurels primaires et secondaires de $B = 2999$ ponts.

6.5 Conclusion

Dans ce chapitre, l'application du modèle de détérioration MEE / MEE-RN est étendue au-delà des éléments structurels pour inclure des estimations de l'état de détérioration des systèmes structurels, des ponts, ainsi que de l'ensemble du réseau de ponts. La hiérarchie des systèmes dans chaque pont b_j commence par deux groupes, principal \mathcal{G}_1^j et secondaire \mathcal{G}_2^j en haut, chaque groupe englobant plusieurs catégories structurelles \mathcal{S}^j , et chaque catégorie structurelle contenant plusieurs éléments structurels e^j . L'estimation de l'état de détérioration pour une catégorie structurelle \mathcal{S}^j est effectuée sur la base des estimations de l'état de détérioration des éléments structurels qu'elle contient, en utilisant un mélange Gaussien avec des coefficients de pondération déterminés en fonction de la quantité associée à chaque élément $e^j \in \mathcal{S}^j$. Après avoir estimé les états de détérioration $\tilde{\sigma}_t^j$ pour toutes les catégories d'un pont, les états de détérioration $\tilde{\mathbf{s}}_t^j$ pour le groupe structurel \mathcal{G} sont estimés en utilisant des coefficients de pondération égaux, basés sur le nombre de catégories dans le groupe. Ces analyses sont suivies de l'évaluation de l'état de détérioration $\tilde{\mathbf{q}}_t$ du réseau sur la base des $B \approx 7000$ ponts, en utilisant des coefficients de pondération égaux pour tous les ponts. D'après l'analyse, on constate qu'environ 95 % des ponts ont une condition $\tilde{\mu}_{t|T} \in [74, 100]$ pour \mathcal{G}_1 , et $\tilde{\mu}_{t|T} \in [71, 100]$ pour \mathcal{G}_2 , et dans l'ensemble, l'état de santé est maintenu à un niveau élevé. Enfin, les coûts associés aux interventions sont analysés pour un sous-ensemble de ponts. L'analyse impliquait une comparaison entre les coûts, l'amélioration de l'état de santé et le nombre d'interventions. Les résultats de la comparaison ont montré que les investissements

les plus élevés étaient associés aux améliorations attendues de l'état du réseau les plus élevées, mais pas nécessairement au plus grand nombre d'interventions au cours d'une année donnée. Un tel écart est justifiable car les coûts d'interventions peuvent varier selon les catégories structurelles et selon le type d'interventions effectuées.

CHAPITRE 7 Conclusion

7.1 Conclusions du projet

Les travaux de recherche présentés dans ce projet ont proposé de nouvelles méthodes qui améliorent l'interprétabilité et l'utilité des données d'inspections visuelles à l'échelle du réseau. Voici les conclusions tirées des analyses de ce projet.

Dans le contexte des inspections visuelles où les données sont souvent rares et les évaluations subjectives, l'incertitude due aux inspecteurs joue un rôle clé dans le processus de modélisation de la détérioration. Cela a été confirmé dans des études théoriques, alors que les études empiriques l'ont négligé. Afin de tenir compte de ces limites et d'autres limites identifiées dans la littérature, ce projet a proposé l'utilisation du MEE comme modèle de détérioration. Le MEE s'appuie sur un modèle cinématique pour quantifier l'état et la vitesse de détérioration des éléments structurels. La formulation du MEE tient compte de la nature subjective des inspections visuelles en estimant l'erreur d'observation associée à chaque inspecteur et en considérant l'incertitude d'inspection en fonction de l'état de détérioration. La performance du modèle proposé est vérifiée à l'aide de données synthétiques et validée à l'aide de données d'inspections réelles extraites du réseau de ponts au Québec. Les analyses ont montré que le modèle de détérioration MEE est sans biais pour la sous-estimation ou la surestimation de l'état des éléments structurels. Cependant, l'estimation de la vitesse de détérioration s'avère difficile en raison du nombre limité d'observations sur la condition et du fait que la vitesse de détérioration n'est pas directement observée. Afin d'améliorer la capacité d'estimation de la vitesse de dégradation, un cadre hybride MEE-RN a été proposé. Le MEE-RN combine le modèle MEE et une approche de régression par noyau (RN). Le rôle de la RN dans ce contexte est d'exploiter les similitudes entre les ponts afin d'améliorer les estimations de vitesse de détérioration. Des comparaisons entre MEE-RN et MEE à l'aide de données synthétiques ont montré que les estimations de la vitesse de détérioration du MEE-RN ont une meilleure cohérence tout au long de la fenêtre temporelle des analyses. De plus, des comparaisons utilisant des données réelles sont effectuées sur la base de la log-vraisemblance d'un ensemble de test indépendant. Les résultats ont montré que le MEE-RN a une meilleure log-vraisemblance globale que le MEE dans l'ensemble de test indépendant. L'utilisation du MEE-RN entraîne cependant une complexité de calcul supplémentaire qui est abordée dans la section des limitations.

Un autre aspect clé de la modélisation de la détérioration des éléments structurels est de quantifier et de modéliser l'effet des interventions. La quantification de l'effet des interven-

tions est généralement basée sur le jugement d'expert ou sur une estimation ad hoc à partir des données d'inspections visuelles. Dans ce projet, l'effet des interventions est modélisé à l'aide d'un cadre stochastique qui quantifie les changements au niveau des éléments structurels et à l'échelle du réseau. La capacité à quantifier l'effet des interventions est vérifiée à l'aide de données synthétiques. Les résultats ont montré que l'état réel, avant et après une intervention, se situe dans l'intervalle de confiance de l'estimation du modèle. De plus, l'estimation de l'effet d'une intervention à l'échelle du réseau converge vers l'effet réel, à condition qu'il existe un nombre suffisant d'éléments structurels ayant subi la même intervention. Finalement, les analyses de validation ont été effectuées à partir de données réelles et les résultats étaient similaires à ceux obtenus dans le cas synthétique.

Suite à l'analyse de détérioration des éléments structurels, les méthodes développées dans ce projet sont appliquées à l'échelle du réseau afin d'estimer les états de détérioration pour chaque pont ainsi que pour l'ensemble du réseau. L'analyse a impliqué deux groupes d'éléments structurels, le groupe principal qui comprend tous les éléments supportant ou transférant les charges verticales à d'autres éléments (par exemple, les poutres) et le groupe secondaire qui comprend les éléments impliqués dans l'aptitude au service du pont (par exemple, la chaussée). D'après l'analyse, environ 95 % des ponts ont une condition $\tilde{\mu}_{t|T} \in [74, 100]$ pour les éléments structurels primaires et $\tilde{\mu}_{t|T} \in [71, 100]$ pour les éléments structurels secondaires, et dans l'ensemble, l'état de santé des éléments structurels secondaires est supérieur à celui des éléments structurels primaires. De plus, il a été démontré que les interventions non déclarées affectent les estimations de l'état de détérioration du réseau qui sont détaillées dans le chapitre.

En conclusion, les méthodes proposées dans ce projet ont montré la capacité de quantifier efficacement les incertitudes dues aux inspecteurs ainsi qu'une estimation robuste de l'état et de la vitesse de détérioration basée sur un nombre limité d'observations par élément structurel. De plus, ces méthodes ont également montré de bonnes performances locales dans la quantification de l'effet des interventions pour chaque élément structurel mais aussi à l'échelle du réseau. Dans l'ensemble, les méthodes proposées améliorent la capacité d'interprétation des données d'inspections visuelles à l'échelle du réseau et fournissent les bases de la prise de décision et de la planification de la maintenance.

7.2 Limitations

Cette section examine les limites du modèle de détérioration proposé et d'autres méthodes proposées dans ce projet. La résolution de ces limitations peut encore améliorer l'évolutivité et la robustesse des approches proposées.

7.2.1 Contraintes d'état

Dans ce travail, les contraintes d'état sont utilisées afin de renforcer les connaissances sur la physique du problème lorsqu'aucune observation directe n'est disponible. Ainsi, les contraintes ne sont appliquées qu'aux états cachés de la vitesse de détérioration et de l'accélération. La méthode utilisée pour appliquer les contraintes d'état est la méthode de troncature FDP décrite en §2.3.3. Dans cette méthode, lorsqu'un état ne respecte pas les contraintes, la FDP de cet état est tronquée et approximée par une nouvelle FDP qui satisfait les contraintes fixées. Cette approximation peut entraîner des biais dans l'estimation de l'état contraint, en particulier dans les cas où la connaissance préalable de l'état est mal définie. Une solution potentielle pour surmonter cette limitation consiste à appliquer une transformation spatiale à la vitesse de détérioration, de sorte que le modèle cinématique utilisé dans la modélisation de la détérioration soit toujours monotone. Néanmoins, une telle solution implique également de compromettre la linéarité du système d'équations décrivant le modèle cinématique. Par conséquent, une étude plus approfondie est nécessaire pour évaluer la faisabilité d'une telle approche.

7.2.2 Régression par noyau et attributs structurels

L'approche de régression par noyau (RN) est utilisée dans le modèle de détérioration MEE-RN afin d'exploiter les informations sur les attributs structurels dans l'analyse de détérioration. Dans ce cadre, le nombre de covariables Q et le nombre de points de référence pour chaque covariable M peuvent affecter le coût de calcul associé au cadre d'estimation récursive présenté en §4.3.2. En effet, augmenter Q et/ou M entraînera une augmentation de la taille du vecteur d'état $\dot{\mathbf{x}}_z$ représenté par $\dot{\boldsymbol{\mu}}_{z|T} \in \mathbb{R}^{M^q \times 1}$ et $\dot{\boldsymbol{\Sigma}}_{z|T} \in \mathbb{R}^{M^q \times M^q}$, ce qui augmente par conséquent la demande de calcul pour le calcul des équations de la RN. Néanmoins, la résolution de la complexité de calcul dans les cas avec M^q est possible soit en utilisant des approches de réduction de dimensionnalité, telles que les analyses en composantes principales (ACP) [71], soit d'autres méthodes d'approximation de bas rang [72, 73] ou encore en utilisant des méthodes de régression paramétrique au lieu d'une approche non paramétrique.

7.2.3 Estimation de la vitesse de détérioration suite à une intervention

Dans le contexte de la modélisation de la détérioration, l'estimation de la vitesse de détérioration est difficile en raison de l'absence d'observations directes sur la vitesse et du nombre limité d'observations sur l'état de détérioration. Le défi de l'estimation augmente encore lorsqu'un événement, comme une intervention par exemple, inflige des changements incertains

à l'état de détérioration, ce qui augmente l'incertitude de l'estimation de l'état de la vitesse après une intervention. Puisque cette limitation est principalement attribuée au manque d'observations, l'utilisation de modèles de détérioration associés à des attributs structurels peut permettre de surmonter cette limitation et d'améliorer les estimations d'état de la vitesse post-intervention.

7.2.4 Estimation des erreurs d'observations pour les inspecteurs

Dans le cadre actuel, il existe peu d'hypothèses associées aux erreurs d'observations pouvant être considérées comme des limites dans le modèle de détérioration proposé. La première hypothèse est de négliger la présence du biais de l'inspecteur ($\mu_V(I_i) = 0$) et ce pour tous les inspecteurs. Cette hypothèse peut généralement affecter l'estimation de l'incertitude due aux inspecteurs $\sigma_V(I_i)$. La prise en compte de cette limitation en paramétrant la valeur attendue $\mu_V(I_i)$ entraîne la multiplication par un facteur deux du nombre de paramètres du modèle. La deuxième hypothèse est de considérer les paramètres des inspecteurs $\mu_V = 0$ et $\sigma_V(I_i)$ comme étant fixes dans le temps (stationnaire), en plus du fait que les paramètres $\sigma_V(I_i)$ soient estimés à l'aide d'une approche d'estimation ponctuelle, où l'incertitude associée à chaque paramètre est négligée. Une solution visant à tenir compte des problèmes ci-dessus est l'utilisation de filtres adaptatifs, où les états du système et les paramètres du modèle sont estimés ensemble en ligne [83, 84].

RÉFÉRENCES

- [1] *Manuel d'Inspection des Structures*, Ministère des Transports, de la Mobilité Durable et de l'Électrification des Transports, Jan 2014.
- [2] D. Canning et M. Fay, "The effect of transportation networks on economic growth," *Columbia University*, 1993.
- [3] S. Démurger, "Infrastructure development and economic growth : an explanation for regional disparities in china?" *Journal of Comparative economics*, vol. 29, n^o. 1, p. 95–117
- [4] M.-C. Scutaru, N. Țăranu, C.-C. Comisu et C. Chingălată, "Development of bridge structural health monitoring," *Buletinul Institutului Politehnic din Iasi. Sectia Constructii, Arhitectura*, vol. 63, n^o. 2, 2017.
- [5] D. Agdas, J. A. Rice, J. R. Martinez et I. R. Lasa, "Comparison of visual inspection and structural-health monitoring as bridge condition assessment methods," *Journal of Performance of Constructed Facilities*, vol. 30, n^o. 3, p. 04015049, 2015.
- [6] M. Moore, B. M. Phares, B. Graybeal, D. Rolander et G. Washer, "Reliability of visual inspection for highway bridges, volume i," Turner-Fairbank Highway Research Center, 6300 Georgetown Pike, Rapport technique, 2001.
- [7] J. W. Soetjipto, T. J. W. Adi et N. Anwar, *Bridge Deterioration Prediction Model Based On Hybrid Markov-System Dynamic*. EDP Sciences, 2017, vol. 138.
- [8] H. Mackenzie, "Canada's infrastructure gap," Canadian Centre for Policy Alternatives, Rapport technique, 2013.
- [9] D. Sutherland, S. Araujo, B. Égert et T. J. Kozluk, "Infrastructure investment : links to growth and the role of public policies," 2009.
- [10] M. Ryall, *Bridge management*. CRC Press, 2007.
- [11] Y. Hu, "Mobile location-based bridge inspection decision-support system," Mémoire de maîtrise, Concordia University, 2006.
- [12] J. Lee, K. Sanmugarasa, M. Blumenstein et Y.-C. Loo, "Improving the reliability of a bridge management system (bms) using an ann-based backward prediction model (bpm)," *Automation in Construction*, vol. 17, n^o. 6, p. 758–772
- [13] S. Madanat, "Optimal infrastructure management decisions under uncertainty," *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, vol. 1, n^o. 1, p. 77–88

- [14] J. Bennetts, G. Webb, P. Vardanega, S. Denton et N. Loudon, “Quantifying uncertainty in visual inspection data,” p. 2252–2259, 2018.
- [15] C. Ferreira, L. C. Neves, J. C. Matos et J. M. S. Soares, “A degradation and maintenance model : Application to portuguese context,” *Proceedings of Bridge Maintenance, Safety, Management and Life Extension*, p. 483–489, 2014.
- [16] G. Morcoux, “Performance prediction of bridge deck systems using markov chains,” *Journal of performance of Constructed Facilities*, vol. 20, n^o. 2, p. 146–155
- [17] G. Morcoux et Z. Lounis, “Probabilistic and mechanistic deterioration models for bridge management,” *Computing in Civil Engineering (2007)*, p. 364–373, 2007.
- [18] M. S. Hasan, S. Setunge, D. W. Law et Y.-C. Koay, “Forecasting deterioration of bridge components from visual inspection data,” *International Journal of Engineering and Technology*, vol. 7, n^o. 1, p. 40 1793–8236, 2015.
- [19] I. Zambon, A. Vidović, A. Strauss et J. Matos, “Condition prediction of existing concrete bridges as a combination of visual inspection and analytical models of deterioration,” *Applied Sciences*, vol. 9, n^o. 1, p. 148, 2019.
- [20] Y.-H. Huang, “Artificial neural network model of bridge deterioration,” *Journal of Performance of Constructed Facilities*, vol. 24, n^o. 6, p. 597–602
- [21] M. Hairer, “Ergodic properties of markov processes,” *Open quantum systems II*, 2006.
- [22] G. Fu et D. Devaraj, *Methodology of Homogeneous and Non-homogeneous Markov Chains for Modelling Bridge Element Deterioration*. Michigan Department of Transportation, 2008.
- [23] K. Murphy, *Machine Learning : A Probabilistic Perspective*. MIT Press, 2012.
- [24] J. Kalbfleisch et J. F. Lawless, “The analysis of panel data under a markov assumption,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 80, n^o. 392, p. 863–871
- [25] M. Kallen et J. Van Noortwijk, “Statistical inference for markov deterioration models of bridge conditions in the netherlands,” dans *Proceedings of the Third International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management*, n^o. 16-19, 2006.
- [26] C. H. Jackson, “Multi-state models for panel data : the msm package for r,” *Journal of statistical software*, 2011.
- [27] H. N. Van Erp et A. D. Orcesi, “The use of nested sampling for prediction of infrastructure degradation under uncertainty,” *Structure and Infrastructure Engineering*, p. 1–11

- [28] Y. Zhang, C.-W. Kim et K. F. Tee, “Maintenance management of offshore structures using markov process model with random transition probabilities,” *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 13, n^o. 8, p. 1068–1080, 08 2017.
- [29] L. R. Rabiner, “An introduction to hidden markov models,” *ieee assp magazine*, vol. 3, n^o. 1, p. 4–16, 1986.
- [30] P. L. Durango-Cohen, “A time series analysis framework for transportation infrastructure management,” *Transportation Research Part B : Methodological*, vol. 41, n^o. 5, p. 493–505
- [31] I. Zambon, A. Vidovic, A. Strauss, J. Matos et J. Amado, “Comparison of stochastic prediction models based on visual inspections of bridge decks,” *Journal of Civil Engineering and Management*, vol. 23, n^o. 5, p. 553–561, 2017.
- [32] S.-K. Ng et F. Moses, “Bridge deterioration modeling using semi-markov theory,” *A. A. Balkema Uitgevers B. V, Structural Safety and Reliability.*, vol. 1, p. 113–120, 1998.
- [33] G. Puž, J. Radić et I. Stipanovi Oslaković, “A new model for stochastic analysis of bridge durability,” *Građevinar*, vol. 62, n^o. 04., p. 287–297
- [34] E. K. Winn, “Artificial neural network models for the prediction of bridge deck condition ratings,” Mémoire de maîtrise, Michigan State University, 2011.
- [35] C. R. Farrar et K. . . Worden, *Structural health monitoring : a machine learning perspective*. John Wiley Sons, 2012.
- [36] R. Matkovskyy et T. Bouraoui, “Application of neural networks to short time series composite indexes : Evidence from the nonlinear autoregressive with exogenous inputs (narx) model,” *Journal of Quantitative Economics*, 2018.
- [37] W. Foster, F. Collopy et L. Ungar, “Neural network forecasting of short, noisy time series,” *Computers chemical engineering*, vol. 16, n^o. 4, p. 293–297
- [38] M. M. M. H. B. D. M. Association., *The DAMA guide to the data management body of knowledge*. Bradley Beach, N.J. : Technics Publications, 2010.
- [39] P. Del Moral, “Non-linear filtering : interacting particle resolution,” *Markov processes and related fields*, vol. 2, n^o. 4, p. 555–581, 1996.
- [40] R. E. Kalman, “Contributions to the theory of optimal control,” *Bol. Soc. Mat. Mexicana*, vol. 5, n^o. 2, p. 102–119, 1960.
- [41] S. J. Julier et J. K. Uhlmann, “Unscented filtering and nonlinear estimation,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 92, n^o. 3, p. 401–422

- [42] N. R. Pal, *Neural information processing [electronic resource] : 11th international conference, ICONIP 2004, Calcutta, India, November 22-25, 2004 : proceedings*. Springer Science Business Media, 2004, vol. 11
- [43] H. E. Rauch, C. Striebel et F. Tung, “Maximum likelihood estimates of linear dynamic systems,” *AIAA journal*, vol. 3, n^o. 8, p. 1445–1450
- [44] D. Simon, “Kalman filtering with state constraints : a survey of linear and nonlinear algorithms,” *IET Control Theory Applications*, vol. 4, n^o. 8, p. 1303–1318
- [45] D. Simon et D. L. Simon, “Constrained kalman filtering via density function truncation for turbofan engine health estimation,” *International Journal of Systems Science*, vol. 41, n^o. 2, p. 159–171 0020–7721, 2010.
- [46] D. Simon, *Optimal state estimation : Kalman, H infinity, and nonlinear approaches*. John Wiley Sons, 2006.
- [47] *Bridge Preservation Guide Maintaining a Resilient Infrastructure to Preserve Mobility*. U.S. Department of transportation Federal Highway Administration, 2018.
- [48] S.-I. Yang, D. M. Frangopol, Y. Kawakami et L. C. Neves, “The use of lifetime functions in the optimization of interventions on existing bridges considering maintenance and failure costs,” *Reliability Engineering System Safety*, vol. 91, n^o. 6, p. 698–705
- [49] D. Fernando, B. T. Adey et S. Walbridge, “A methodology for the prediction of structure level costs based on element condition states,” *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 9, n^o. 8, p. 735–748 1573–2479, 2013.
- [50] W. Zhang et N. Wang, “Bridge network maintenance prioritization under budget constraint,” *Structural safety*, vol. 67, p. 96–104 2017.
- [51] D. Fernando, B. T. Adey et N. Lethanh, “A model for the evaluation of intervention strategies for bridges affected by manifest and latent deterioration processes,” *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 11, n^o. 11, p. 1466–1483
- [52] M. Sánchez-Silva, D. M. Frangopol, J. Padgett et M. Soliman, “Maintenance and operation of infrastructure systems,” *Journal of Structural Engineering*, vol. 142, n^o. 9, p. F4016004 2016.
- [53] T. U. Saeed, Y. Qiao, S. Chen, K. Gkritza et S. Labi, “Methodology for probabilistic modeling of highway bridge infrastructure condition : Accounting for improvement effectiveness and incorporating random effects,” *Journal of Infrastructure Systems*, vol. 23, n^o. 4, p. 04017030
- [54] A. Petcherdchoo, L. A. Neves et D. M. Frangopol, “Optimizing lifetime condition and reliability of deteriorating structures with emphasis on bridges,” *Journal of structural engineering*, vol. 134, n^o. 4, p. 544–552

- [55] M. Liu et D. M. Frangopol, “Bridge annual maintenance prioritization under uncertainty by multiobjective combinatorial optimization,” *Computer[U+2010]Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 20, n^o. 5, p. 343–353
- [56] P. Bocchini et D. M. Frangopol, “A probabilistic computational framework for bridge network optimal maintenance scheduling,” *Reliability Engineering System Safety*, vol. 96, n^o. 2, p. 332–349 0951–8320, 2011.
- [57] S. B. Chase, Y. Adu-Gyamfi, A. Aktan et E. Minaie, “Synthesis of national and international methodologies used for bridge health indices,” Rapport technique, 2016.
- [58] I. Srikanth et M. Arockiasamy, “Deterioration models for prediction of remaining useful life of timber and concrete bridges—a review,” *Journal of traffic and transportation engineering (English edition) 2095-7564*, 2020.
- [59] Z. Allah Bukhsh, I. Stipanovic, G. Klanker, A. O’Connor et A. G. Doree, “Network level bridges maintenance planning using multi-attribute utility theory,” *Structure and infrastructure engineering*, vol. 15, n^o. 7, p. 872–885
- [60] F. Ghodoosi, A. Bagchi et T. Zayed, “System-level deterioration model for reinforced concrete bridge decks,” *Journal of Bridge Engineering*, vol. 20, n^o. 5, p. 04014081
- [61] B. T. Adey et R. Hajdin, “Methodology for determination of financial needs of gradually deteriorating bridges with only structure level data,” *Structure and Infrastructure Engineering*, vol. 7, n^o. 7-8, p. 645–660
- [62] A. Strauss, A. Vidovic, I. Zambon, F. Dengg, N. Tanasic et J. C. . . Matos, “Performance indicators for roadway bridges,” 2016.
- [63] S. Inkoom, J. O. Sobanjo, P. D. Thompson, R. Kerr et R. Twumasi-Boakye, “Bridge health index : Study of element condition states and importance weights,” *Transportation Research Record*, vol. 2612, n^o. 1, p. 67–75
- [64] Y. An, E. Chatzi, S. Sim, S. Laflamme, B. Blachowski et J. Ou, “Recent progress and future trends on damage identification methods for bridge structures,” *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 26, n^o. 10, p. 1545–2255, 2019.
- [65] A. R. DiDonato et A. H. Morris Jr, “Computation of the incomplete gamma function ratios and their inverse,” *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, vol. 12, n^o. 4, p. 377–393 1986.
- [66] Y. Bar-Shalom, X. R. Li et T. . . Kirubarajan, *Estimation with applications to tracking and navigation : theory algorithms and software*. John Wiley Sons, 2004.
- [67] A. Galántai, “The theory of newton’s method,” *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 124, n^o. 1-2, p. 25–44

- [68] J. Quiggin, *Generalized expected utility theory : The rank-dependent model*. Springer Science Business Media, 2012.
- [69] C. M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*. springer, 2006.
- [70] E. A. Nadaraya, “On estimating regression,” *Theory of Probability Its Applications*, vol. 9, n^o. 1, p. 141–142
- [71] I. T. Jolliffe, *Principal components in regression analysis*. Springer, 1986, p. 129–155.
- [72] E. Cosme, J. Verron, P. Brasseur, J. Blum et D. Auroux, “Smoothing problems in a bayesian framework and their linear gaussian solutions,” *Monthly Weather Review*, vol. 140, n^o. 2, p. 683–695 2012.
- [73] E. A. Pnevmatikakis, K. R. Rad, J. Huggins et L. Paninski, “Fast kalman filtering and forward–backward smoothing via a low-rank perturbative approach,” *Journal of Computational and Graphical Statistics*, vol. 23, n^o. 2, p. 316–339
- [74] D. Duvenaud, “Automatic model construction with gaussian processes,” 2014.
- [75] K. P. Murphy, *Machine learning : a probabilistic perspective*. MIT press, 2012.
- [76] C. K. Williams et C. E. Rasmussen, *Gaussian processes for machine learning*. MIT press Cambridge, MA, 2006, vol. 2, n^o. 3.
- [77] J. Aitchison et C. G. Aitken, “Multivariate binary discrimination by the kernel method,” *Biometrika*, vol. 63, n^o. 3, p. 413–420
- [78] D. Titterington, “A comparative study of kernel-based density estimates for categorical data,” *Technometrics*, vol. 22, n^o. 2, p. 259–268
- [79] D. A. Reynolds, “Gaussian mixture models.” *Encyclopedia of biometrics*, vol. 741, 2009.
- [80] A. R. Runnalls, “Kullback-leibler approach to gaussian mixture reduction,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 43, n^o. 3, p. 989–999
- [81] D. J. Salmond, *Mixture reduction algorithms for target tracking in clutter*. International Society for Optics and Photonics, 1990, vol. 1305.
- [82] T. Hastie, R. Tibshirani, G. Sherlock, M. Eisen, P. Brown et D. Botstein, “Imputing missing data for gene expression arrays,” 1999.
- [83] T. S. Jaakkola et M. I. Jordan, “Bayesian parameter estimation via variational methods,” *Statistics and Computing*, vol. 10, n^o. 1, p. 25–37
- [84] S. Sarkka et A. Nummenmaa, “Recursive noise adaptive kalman filtering by variational bayesian approximations,” *IEEE Transactions on Automatic control*, vol. 54, n^o. 3, p. 596–600

ANNEXE A CADRE D'ESTIMATION DES PARAMÈTRES POUR LE
MODÈLE DE DÉTÉRIORATION MEE

Algorithm 1 Cadre d'Estimation des Paramètres pour MEE

Require: : θ_0^s : Initial parameters vector

- 1: $L_1 \leftarrow -10^{10}$ (Initial *log-likelihood*)
- 2: $\epsilon \leftarrow 10^{-3}$ (Convergence tolerance)
- 3: $\rho_1 \leftarrow 10, \rho_2 \leftarrow 10$ (Stall limits)
- 4: $\zeta_1 \leftarrow 1, \zeta_2 \leftarrow 1$ (Initial stall)
- 5: $\nu_1 \leftarrow 300, \nu_2 \leftarrow 1$ (Iteration limit per parameter)
- 6: $\theta_1^s \leftarrow \text{NewtonRaphson}(\mathcal{L}(\theta^s), \theta_0^s, \nu_1)$
- 7: $\sigma_V(I_{1:I}) = \sigma_V, \sigma_V \in \theta_1^s$
- 8: $L_2 \leftarrow \mathcal{L}(\theta_1^s)$
- 9:
- 10: **for** $n := 1$ to 5 **do**
- 11: **while** $|L_{j+1} - L_j| \leq \epsilon$ or $\zeta_1 \geq \rho_1$ **do**
- 12: **while** $|L_{j+1} - L_j| \leq \epsilon$ or $\zeta_2 \geq \rho_2$ **do**
- 13: $L_j \leftarrow L_{j+1}$
- 14: **for** $i := 1$ to I **do**
- 15: $\sigma_V(I_i) \leftarrow \text{NewtonRaphson}(\mathcal{L}(\sigma_V(I_i)), \sigma_V(I_{i0}), \nu_2)$
- 16: $L_{j+1} \leftarrow \mathcal{L}(\sigma_V(I_{1:I}))$
- 17: **if** $|(L_{j+1} - L_j)/L_j| \leq 0.05$ **then**
- 18: $\zeta_2 = \zeta_2 + 1$
- 19: $\theta_{j+1}^m \leftarrow \text{NewtonRaphson}(\mathcal{L}(\theta^m), \theta_j^m, \nu_1)$
- 20: $L_j \leftarrow \mathcal{L}(\theta_{j+1}^m)$
- 21: $\zeta_1 = \zeta_1 + 1$
- 22: **return** θ_{j+1}^m and $\sigma_V(I_{1:I})$ (Resulting parameters)

ANNEXE B CADRE D'ESTIMATION DES PARAMÈTRES POUR LE MODÈLE DE DÉTÉRIORATION MEE-RN

Algorithm 2 Cadre d'Estimation des Paramètres pour MEE-RN

Require: θ_0^s : Initial SSM parameters
Require: $\theta_0, \hat{\mathbf{x}}_z$: Initial KR parameters and state respectively

- 1: $L_1 \leftarrow -10^{10}$ (Initial *log-likelihood*), $\epsilon \leftarrow 10^{-3}$ (Convergence tolerance)
- 2: $\rho_1 \leftarrow 10, \rho_2 \leftarrow 10$ (Stall limits)
- 3: $\zeta_1 \leftarrow 1, \zeta_2 \leftarrow 1$ (Initial stall),
- 4: $\nu_1 \leftarrow 300, \nu_2 \leftarrow 1$ (Iteration limit per parameter)
- 5: $\theta_1^s \leftarrow \text{NewtonRaphson}(\mathcal{L}(\theta^s), \theta_0^s, \nu_1)$
- 6: $\sigma_V(I_{1:I}) = \sigma_V, \sigma_V \in \theta_1^s$
- 7: $L_2 \leftarrow \mathcal{L}(\theta_1^s)$
- 8:
- 9: **for** $n := 1$ to 5 **do**
- 10: **while** $|L_{j+1} - L_j| \leq \epsilon$ or $\zeta_1 \geq \rho_1$ **do**
- 11: **while** $|L_{j+1} - L_j| \leq \epsilon$ or $\zeta_2 \geq \rho_2$ **do**
- 12: $L_j \leftarrow L_{j+1}$
- 13: **for** $i := 1$ to I **do**
- 14: **if** $j = 1$ **then**
- 15: $\sigma_V(I_i) \leftarrow \text{NewtonRaphson}(\mathcal{L}(\sigma_V(I_i)), \theta_j, \nu_2)$
- 16: **else** $\sigma_V(I_i) \leftarrow \text{NewtonRaphson}(\mathcal{L}(\sigma_V(I_i), \hat{\mathbf{x}}_z), \theta_j, \nu_2)$
- 17: $L_{j+1} \leftarrow \mathcal{L}(\sigma_V(I_{1:I}))$
- 18: **if** $|(L_{j+1} - L_j)/L_j| \leq 0.05$ **then**
- 19: $\zeta_2 = \zeta_2 + 1$
- 20: **if** $j = 1$ **then**
- 21: $\theta_{j+1}^m \leftarrow \text{NewtonRaphson}(\mathcal{L}(\theta_j^m), \theta_j, \nu_1)$
- 22: **else** $\theta_{j+1}^m \leftarrow \text{NewtonRaphson}(\mathcal{L}(\theta_j^m, \hat{\mathbf{x}}_z), \theta_j, \nu_1)$
- 23: $[\theta_{j+1}, \hat{\mathbf{x}}_z] \leftarrow \text{NewtonRaphson}(\mathcal{L}(\theta_j, \text{RecursiveEstimation}(\hat{\mathbf{x}}_z)), \theta_j, \nu_1)$
- 24: $L_j \leftarrow \mathcal{L}(\theta_{j+1})$
- 25: $\zeta_1 = \zeta_1 + 1, j = j + 1$

return θ_{j+1} and $\hat{\mathbf{x}}_z$ (Resulting parameters)

ANNEXE C FONCTIONS DU NOYAU :

- Fonction du noyau de Aitchison et Aitken :

$$k^{(\text{AAK})}(z_j, \mathbf{z}_c) = \begin{cases} 1 - \ell, & z_j = z_c, \\ \frac{\ell}{c-1}, & z_j \neq z_c. \end{cases}$$

- Fonction de base radiale du noyau :

$$k^{(\text{FBR})}(z_j, \mathbf{z}_c) = \exp\left(-\frac{(z_j - z_c)^2}{2\ell^2}\right).$$

- Fonction du noyau Matérn 12 :

$$k^{(\text{M12})}(z_j, \mathbf{z}_c) = \exp\left(-\frac{(z_j - z_c)}{\ell}\right).$$

- Fonction du noyau Matérn 52 :

$$k^{(\text{M52})}(z_j, \mathbf{z}_c) = \left(1 + \frac{\sqrt{5}(z_j - z_c)}{\ell} + \frac{5}{3} \frac{(z_j - z_c)^2}{\ell^2}\right) \exp\left(-\frac{\sqrt{5}(z_j - z_c)}{\ell}\right).$$

ANNEXE D PRISE DE DÉCISION POUR LES INTERVENTIONS SYNTHÉTIQUES

La prise de décision pour les interventions synthétiques se fait sur la base des règles si-alors définies dans le Tableau D.1. Ces règles ont deux entrées et une sortie, les entrées sont l'état de santé et l'indice de priorité du pont, tandis que la sortie est le type d'intervention. Afin de limiter le nombre de règles, la condition de détérioration et l'indice de priorité sont discrétisés en catégories comme le montre la Figure D.1. Un exemple qui démontre l'utilisation de ce système est présenté pour un élément structurel qui a un état de santé de 80 et un indice de priorité de 2.5, l'intervention appliquée est de type h_2 . La catégorie d'état de santé V.D. fait référence à un état très endommagé pour lequel une action de remplacement est nécessaire. Les actions de remplacement ne sont pas prises en compte dans cette étude, à condition que ce type d'interventions aboutisse au remplacement de l'élément structurel.

Tableau D.1 Tableau des interventions synthétiques h_r appliquées pour un état de santé et un indice de priorité donnés.

		État de santé		
		Endommagé	Bon	Excellent
Priorité	Haute	h_3	h_2	h_1
	Moyenne	h_3	h_2	h_0
	Basse	h_2	h_1	h_0

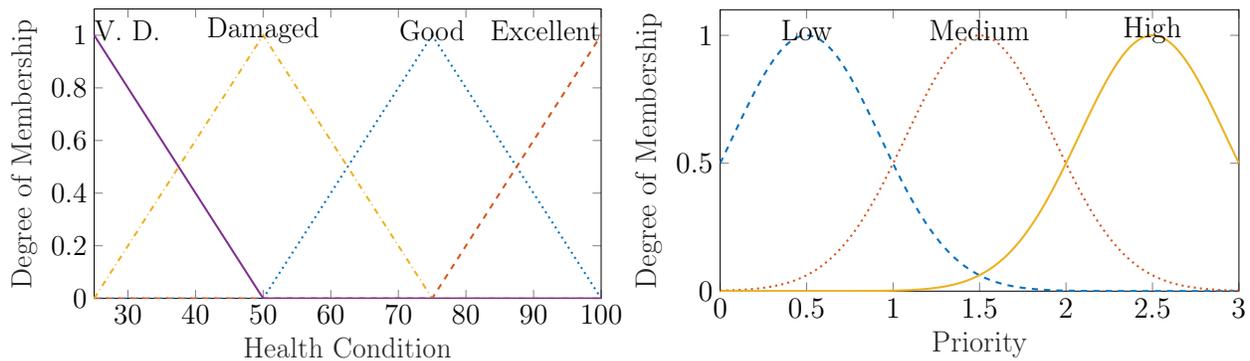


Figure D.1 Catégories pour l'état de santé et l'indice de priorité.

ANNEXE E ANALYSE DE LA DÉTÉRIORATION BASÉE SUR LES ATTRIBUTS DES PONTS À L'ÉCHELLE DU RÉSEAU

La Figure E.1 montre des nuages de points pour les attributs de ponts, générés à partir de $B \approx 7000$ ponts.

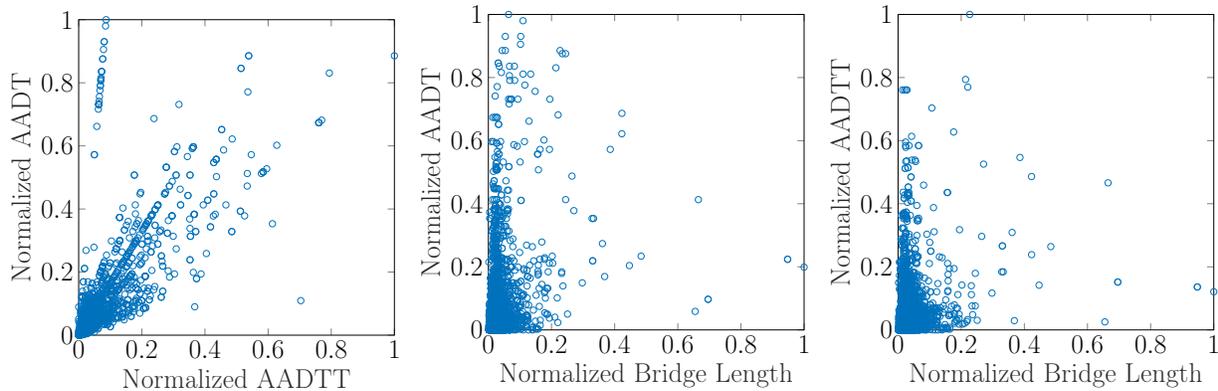


Figure E.1 Diagrammes de dispersion pour la moyenne annuelle normalisée du trafic quotidien par rapport à la moyenne annuelle normalisée du trafic routier quotidien et par rapport à la longueur normalisée associée à chaque pont du réseau.

A partir de la Figure E.1, on remarque une certaine corrélation entre le DJMAC et le DJMA, caractérisée par des pics similaires sur la diagonale, alors qu'il y a peu ou pas de corrélation entre la charge de trafic et la longueur du pont. Cette évaluation implique que les facteurs mentionnés ci-dessus sont différents les uns des autres et que par conséquent, chacun d'eux peut être utilisé pour tirer des conclusions différentes sur l'état général du réseau.

L'estimation des états de détérioration d'un réseau de ponts peut être effectuée en utilisant différentes méthodes, l'une d'entre elles consiste à prendre la moyenne globale des états de détérioration de tous les ponts du réseau. Cependant, cela suppose que la contribution de tous les ponts est égale sur l'ensemble du réseau, ce qui n'est généralement pas vrai étant donné les écarts importants dans le DJMA ainsi que dans les autres attributs à travers le réseau [57]. Par conséquent, une moyenne pondérée, qui repose sur les attributs disponibles, est prise en compte dans l'examen de l'état global et de la vitesse de détérioration sur la base des $B \approx 7000$ ponts. Les moyennes pondérées pour chaque paramètre sont estimées en utilisant l'approche du mélange Gaussien de l'Équation 6.5, et conformément à l'Équation 6.3. Les résultats de l'estimation sont présentés sur la Figure E.2, qui décrit l'état et la vitesse de détérioration attendus du réseau pour les années 2020 et 2025, dans le scénario selon lequel aucune intervention de maintenance n'est effectuée. Les lettres des acronymes sur chaque axe

sont, P : primaire, S : secondaire, A : DJMA, L : longueur du pont, M : nombre de ponts, T : DJMAC. Par exemple, dans le graphique de l'état du réseau, PL fait référence à l'état (P)ricipal du réseau basé sur une moyenne pondérée, les poids étant déterminés en fonction de la (L)ongueur du pont (i.e., $\lambda^j = \frac{z_5^j}{\sum z_5^j}$).

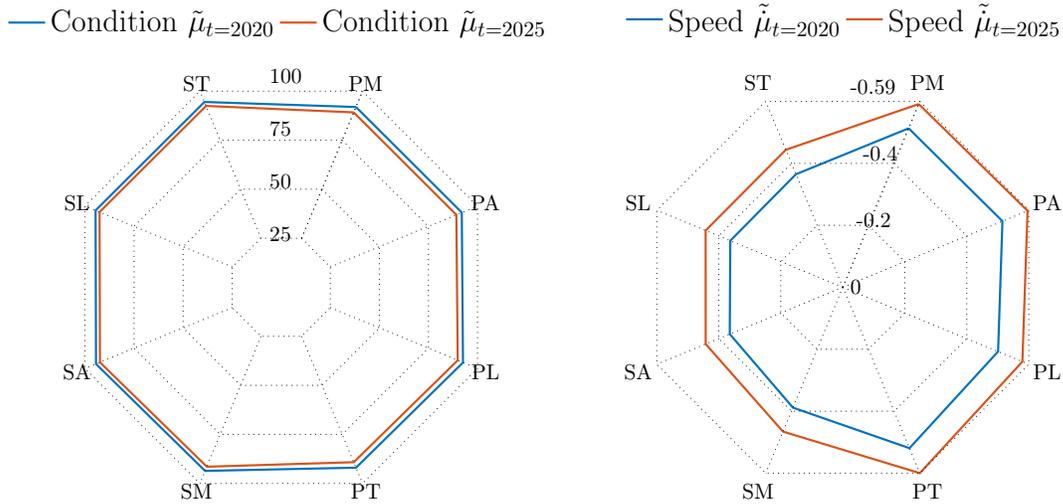


Figure E.2 Valeurs attendues pour l'état et la vitesse de détérioration du réseau sur la base d'une moyenne pondérée de $B \approx 7000$ ponts selon : le nombre de ponts, le DJMA, la longueur de pont et le DJMAC pour les groupes principal et secondaire.

Bien que les estimations de condition de la Figure E.2 ne montrent aucune différence apparente, les estimations de l'état du réseau pondérées par la longueur du pont ont les scores les plus élevés avec, PL : $\tilde{\mu}_{t=2020} = 92,6 \in [25, 100]$, et SL : $\tilde{\mu}_{t=2020} = 94,6 \in [25, 100]$, par rapport à la moyenne pondérée basée sur le nombre de ponts qui a le score le plus bas, PM : $\tilde{\mu}_{t=2020} = 91,91 \in [25, 100]$. En revanche, la vitesse de détérioration la plus élevée du réseau est associée aux estimations pondérées par le DJMAC (ie $\lambda^j = \frac{z_7^j}{\sum z_7^j}$) avec PT : $\tilde{\mu}_{t=2020} = -0,51$, pour le groupe principal, tandis que pour le groupe secondaire \mathcal{G}_2 , la vitesse de dégradation la plus élevée du réseau est associée aux estimations pondérées par le nombre de ponts, SM : $\tilde{\mu}_{t=2020} = -0,38$. De plus, on constate une différence de vitesse de dégradation du réseau entre les groupes primaire et secondaire. Cela s'explique par le fait que l'état de santé général de \mathcal{G}_2 est supérieur à l'état de santé général de \mathcal{G}_1 , ce qui est également reflété par le nombre d'interventions effectuées sur le groupe secondaire \mathcal{G}_2 par rapport au groupe primaire \mathcal{G}_1 (voir Figure 6.20).

ANNEXE F CATÉGORIES D'ÉLÉMENTS STRUCTURELS

Tableau F.1 Catégories d'éléments structurels inspectés dans le réseau.

Principal \mathcal{G}_1	Secondaire \mathcal{G}_2
$\mathcal{S}_{1,1}$: Poutre	$\mathcal{S}_{2,1}$: Glissière (gauche ou droite)
$\mathcal{S}_{1,2}$: Côté extérieur	$\mathcal{S}_{2,2}$: Murs en aile / en retour
$\mathcal{S}_{1,3}$: Assise	$\mathcal{S}_{2,3}$: Chasse-roue
$\mathcal{S}_{1,4}$: Platelage	$\mathcal{S}_{2,4}$: Glissière
$\mathcal{S}_{1,5}$: Mur de front	$\mathcal{S}_{2,5}$: Surface de roulement
$\mathcal{S}_{1,6}$: Appareils d'appui	$\mathcal{S}_{2,6}$: Diaphragmes
$\mathcal{S}_{1,7}$: Blocs d'assise	$\mathcal{S}_{2,7}$: Garde-grève
$\mathcal{S}_{1,8}$: Chevêtre	$\mathcal{S}_{2,8}$: Contreventements
$\mathcal{S}_{1,9}$: Colonnes / bancs	$\mathcal{S}_{2,9}$: Trottoir
$\mathcal{S}_{1,10}$: Fût	$\mathcal{S}_{2,10}$: Mur en aile*
$\mathcal{S}_{1,11}$: Dessous de la dalle/voûte*	$\mathcal{S}_{2,11}$: Autres éléments
$\mathcal{S}_{1,12}$: Murs naiss. voûte coins infér.*	$\mathcal{S}_{2,12}$: Épaulements
$\mathcal{S}_{1,13}$: Radier	$\mathcal{S}_{2,13}$: Élément en élastomère
$\mathcal{S}_{1,14}$: Mur*	$\mathcal{S}_{2,14}$: Acier structural - tablier
$\mathcal{S}_{1,15}$: Entretoises	$\mathcal{S}_{2,15}$: Mur de tête*
$\mathcal{S}_{1,16}$: Colonnes	$\mathcal{S}_{2,16}$: Butoirs
$\mathcal{S}_{1,17}$: Montants / poteaux	$\mathcal{S}_{2,17}$: Glissière médiane
$\mathcal{S}_{1,18}$: Corde supérieure	$\mathcal{S}_{2,18}$: Garde-fou
$\mathcal{S}_{1,19}$: Diagonales	$\mathcal{S}_{2,19}$: Acier structural - unités de fondation
$\mathcal{S}_{1,20}$: Corde inférieure	$\mathcal{S}_{2,20}$: Bande médiane
$\mathcal{S}_{1,21}$: Longerons	$\mathcal{S}_{2,21}$: Portique d'extrémité
$\mathcal{S}_{1,22}$: Assemblages	$\mathcal{S}_{2,22}$: Chasse-roue / trottoir*
$\mathcal{S}_{1,23}$: Diaphrag. extrém. int. poutres caissons	$\mathcal{S}_{2,23}$: Acier structural - poutres triangulées
$\mathcal{S}_{1,24}$: Voûte Dalle*	$\mathcal{S}_{2,24}$: Revêtement de mur*
$\mathcal{S}_{1,25}$: Corbeaux	$\mathcal{S}_{2,25}$: Plafond suspendu - Tuiles*
$\mathcal{S}_{1,26}$: Suspentes/montants	$\mathcal{S}_{2,26}$: Toiture
$\mathcal{S}_{1,27}$: Tympan	$\mathcal{S}_{2,27}$: Lambris
$\mathcal{S}_{1,28}$: Arc	$\mathcal{S}_{2,28}$: Paralumes*
$\mathcal{S}_{1,29}$: Tirants	$\mathcal{S}_{2,29}$: Cadre de support*
$\mathcal{S}_{1,30}$: Voûte	
$\mathcal{S}_{1,31}$: Tirant	
$\mathcal{S}_{1,32}$: Assise / Blocs d'assise*	
$\mathcal{S}_{1,33}$: Bras d'articulation	
$\mathcal{S}_{1,34}$: Haubans et accessoires	
$\mathcal{S}_{1,35}$: Sabots d'attache des torons	
$\mathcal{S}_{1,36}$: Câble porteur et accessoires	
$\mathcal{S}_{1,37}$: Membrure supérieure	
$\mathcal{S}_{1,38}$: Suspentes et accessoires	
$\mathcal{S}_{1,39}$: Chambre d'épanouiss. câbles	
$\mathcal{S}_{1,40}$: Stabilisateurs transversaux	

* La catégorie n'est pas incluse dans l'analyse de la détérioration car elle ne fait pas partie de l'ensemble de structures sélectionné.

Tableau F.2 Catégories d'éléments structurels inspectés visuellement dans le pont b_{990} .

Principal \mathcal{G}_1	Secondaire \mathcal{G}_2
$\mathcal{S}_{1,1}$: Poutre	$\mathcal{S}_{2,1}$: Contreventements
$\mathcal{S}_{1,2}$: Côté extérieur	$\mathcal{S}_{2,2}$: Chasse-roue
$\mathcal{S}_{1,3}$: Blocs d'assise	$\mathcal{S}_{2,3}$: Glissière (gauche ou droite)
$\mathcal{S}_{1,4}$: Assise	$\mathcal{S}_{2,4}$: Acier structural - tablier
$\mathcal{S}_{1,5}$: Appareils d'appui	$\mathcal{S}_{2,5}$: Diaphragmes
$\mathcal{S}_{1,6}$: Platelage	$\mathcal{S}_{2,6}$: Garde-fou
$\mathcal{S}_{1,7}$: Fût	$\mathcal{S}_{2,7}$: Surface de roulement
$\mathcal{S}_{1,8}$: Mur de front	$\mathcal{S}_{2,8}$: Trottoir
	$\mathcal{S}_{2,9}$: Murs en aile / en retour
	$\mathcal{S}_{2,10}$: Garde-grève
	$\mathcal{S}_{2,11}$: Glissière
	$\mathcal{S}_{2,12}$: Épaulements
	$\mathcal{S}_{2,13}$: Élément en élastomère
	$\mathcal{S}_{2,14}$: Autres éléments

Tableau F.3 Catégories d'éléments structurels inspectés visuellement dans le pont b_{3348} .

Principal \mathcal{G}_1	Secondaire \mathcal{G}_2
$\mathcal{S}_{1,1}$: Poutre	$\mathcal{S}_{2,1}$: Diaphragmes
$\mathcal{S}_{1,2}$: Côté extérieur	$\mathcal{S}_{2,2}$: Glissière (gauche ou droite)
$\mathcal{S}_{1,3}$: Blocs d'assise	$\mathcal{S}_{2,3}$: Contreventements
$\mathcal{S}_{1,4}$: Appareils d'appui	$\mathcal{S}_{2,4}$: Épaulements
$\mathcal{S}_{1,5}$: Assise	$\mathcal{S}_{2,5}$: Murs en aile / en retour
$\mathcal{S}_{1,6}$: Platelage	$\mathcal{S}_{2,6}$: Autres éléments
$\mathcal{S}_{1,7}$: Mur de front	$\mathcal{S}_{2,7}$: Chasse-roue
$\mathcal{S}_{1,8}$: Fût	$\mathcal{S}_{2,8}$: Garde-fou
	$\mathcal{S}_{2,9}$: Glissière médiane
	$\mathcal{S}_{2,10}$: Acier structural - tablier
	$\mathcal{S}_{2,11}$: Trottoir
	$\mathcal{S}_{2,12}$: Surface de roulement
	$\mathcal{S}_{2,13}$: Glissière
	$\mathcal{S}_{2,14}$: Élément en élastomère
	$\mathcal{S}_{2,15}$: Garde-grève

ANNEXE G EFFET DES INTERVENTIONS À L'ÉCHELLE DU RÉSEAU SUR LES CATÉGORIES STRUCTURELLES

Tableau G.1 Effet des interventions sur la condition moyenne pour les principales catégories d'éléments structurels.

Catégorie structurelle \mathcal{S}_1	$\mu_1^\delta \pm \sigma_1^\delta$	$\mu_2^\delta \pm \sigma_2^\delta$	$\mu_3^\delta \pm \sigma_3^\delta$
$\mathcal{S}_{1,1}$: Poutre	NA	NA	12.6 ± 0.8
$\mathcal{S}_{1,2}$: Côté extérieur	0.02 ± 1.2	NA	15.9 ± 1.2
$\mathcal{S}_{1,3}$: Assise	NA	NA	21.3 ± 1.8
$\mathcal{S}_{1,4}$: Platelage	1.9 ± 3.3	11.4 ± 2.2	20.6 ± 1.3
$\mathcal{S}_{1,5}$: Mur de front	NA	13.6 ± 1.4	17.6 ± 1.3
$\mathcal{S}_{1,6}$: Appareils d'appui	NA	NA	32.1 ± 1.6
$\mathcal{S}_{1,7}$: Blocs d'assise	NA	NA	27.5 ± 2.8
$\mathcal{S}_{1,8}$: Chevêtre	NA	NA	16.2 ± 2.1
$\mathcal{S}_{1,9}$: Colonnes / bancs	NA	NA	11.6 ± 0.8
$\mathcal{S}_{1,10}$: Fût	0.4 ± 1.1	7.1 ± 7.2	20.5 ± 2.1
$\mathcal{S}_{1,13}$: Radier	NA	NA	18.3 ± 2.8
$\mathcal{S}_{1,15}$: Entretoises	NA	NA	7.3 ± 7
$\mathcal{S}_{1,16}$: Colonnes	NA	NA	8.3 ± 0.8
$\mathcal{S}_{1,17}$: Montants / poteaux	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,18}$: Corde supérieure	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,19}$: Diagonales	NA	NA	2.3 ± 4.4
$\mathcal{S}_{1,20}$: Corde inférieure	NA	NA	7.9 ± 7.3
$\mathcal{S}_{1,21}$: Longérons	NA	NA	8.4 ± 7.1
$\mathcal{S}_{1,22}$: Assemblages	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,23}$: Diaphrag. extrém. int. poutres caissons	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,25}$: Corbeaux	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,26}$: Suspentes/montants	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,27}$: Tympan	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,28}$: Arc	NA	NA	13.6 ± 1.7
$\mathcal{S}_{1,29}$: Tirants	NA	NA	2.7 ± 2.4
$\mathcal{S}_{1,30}$: Voûte	NA	NA	2.8 ± 3.9
$\mathcal{S}_{1,31}$: Tirant	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,33}$: Bras d'articulation	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,34}$: Haubans et accessoires	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,35}$: Sabots d'attache des torons	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,36}$: Câble porteur et accessoires	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,37}$: Membrure supérieure	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,38}$: Suspentes et accessoires	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,39}$: Chambre d'épanouiss. câbles	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,40}$: Stabilisateurs transversaux	NA	NA	NA

NA : Les résultats ne sont pas disponibles en raison des limites de la base de données.

Tableau G.2 Effet des interventions sur la condition moyenne pour les catégories secondaires d'éléments structurels.

Catégorie structurelle \mathcal{S}_2	$\mu_1^\delta \pm \sigma_1^\delta$	$\mu_2^\delta \pm \sigma_2^\delta$	$\mu_3^\delta \pm \sigma_3^\delta$
$\mathcal{S}_{2,1}$: Glissière (gauche ou droite)	NA	NA	20.6 ± 1.4
$\mathcal{S}_{2,2}$: Murs en aile / en retour	NA	NA	18 ± 1.3
$\mathcal{S}_{2,3}$: Chasse-roue	NA	NA	18.3 ± 1.4
$\mathcal{S}_{2,4}$: Glissières	NA	9.3 ± 3	15.4 ± 0.8
$\mathcal{S}_{2,5}$: Surface de roulement	20.9 ± 2	NA	27.7 ± 1.2
$\mathcal{S}_{2,6}$: Diaphragmes	NA	NA	16.9 ± 3.1
$\mathcal{S}_{2,7}$: Garde-grève	NA	7.8 ± 7.3	21.8 ± 2.8
$\mathcal{S}_{2,8}$: Contreventements	NA	NA	13.4 ± 2.1
$\mathcal{S}_{2,9}$: Trottoir	NA	NA	11.6 ± 0.9
$\mathcal{S}_{2,11}$: Autres éléments	NA	NA	18.9 ± 2.6
$\mathcal{S}_{2,12}$: Épaulements	NA	11.2 ± 7.6	NA
$\mathcal{S}_{2,13}$: Élément en élastomère	14.2 ± 1.3	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,14}$: Acier structural - tablier	NA	NA	24.3 ± 1.6
$\mathcal{S}_{2,16}$: Butoirs	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,17}$: Glissière médiane	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,18}$: Garde-fou	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,19}$: Acier structural - unités de fondation	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,20}$: Bande médiane	NA	NA	14.7 ± 4.9
$\mathcal{S}_{2,21}$: Portique d'extrémité	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,23}$: Acier structural - poutres triangulées	NA	NA	15.7 ± 5.8
$\mathcal{S}_{2,26}$: Toiture	NA	NA	13.7 ± 6.8
$\mathcal{S}_{2,27}$: Lambris	NA	NA	NA

NA : Les résultats ne sont pas disponibles en raison des limites de la base de données.

Tableau G.3 Durée de vie (en années) avant l'atteinte de la condition pré-intervention pour les principales catégories d'éléments structurels ayant subi des interventions h_3 , avec la durée maximale de prévision fixée à 120 ans.

Catégorie structurelle \mathcal{S}_1	10 th percentile	50 th percentile	90 th percentile
$\mathcal{S}_{1,1}$: Poutre	6	18	33
$\mathcal{S}_{1,2}$: Côté extérieur	6	15	35
$\mathcal{S}_{1,3}$: Assise	6	24	70
$\mathcal{S}_{1,4}$: Platelage	5	12	26
$\mathcal{S}_{1,5}$: Mur de front	6	19	41
$\mathcal{S}_{1,6}$: Appareils d'appui	6	42	66
$\mathcal{S}_{1,7}$: Blocs d'assise	15	34	63
$\mathcal{S}_{1,8}$: Chevêtre	10	29	50
$\mathcal{S}_{1,9}$: Colonnes / bancs	6	16	33
$\mathcal{S}_{1,10}$: Fût	4	13	27
$\mathcal{S}_{1,13}$: Radier	22	30	40
$\mathcal{S}_{1,15}$: Entretoises	4	12	44
$\mathcal{S}_{1,16}$: Colonnes	10	14	18
$\mathcal{S}_{1,17}$: Montants / poteaux	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,18}$: Corde supérieure	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,19}$: Diagonales	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,20}$: Corde inférieure	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,21}$: Longerons	6	11	31
$\mathcal{S}_{1,22}$: Assemblages	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,23}$: Diaphrag. extrém. int. poutres caissons	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,25}$: Corbeaux	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,26}$: Suspentes/montants	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,27}$: Tympan	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,28}$: Arc	14	19	28
$\mathcal{S}_{1,29}$: Tirants	9	24	38
$\mathcal{S}_{1,30}$: Voûte	13	15	19
$\mathcal{S}_{1,31}$: Tirant	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,33}$: Bras d'articulation	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,34}$: Haubans et accessoires	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,35}$: Sabots d'attache des torons	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,36}$: Câble porteur et accessoires	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,37}$: Membrure supérieure	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,38}$: Suspentes et accessoires	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,39}$: Chambre d'épanouiss. câbles	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{1,40}$: Stabilisateurs transversaux	NA	NA	NA

NA : Les résultats ne sont pas disponibles en raison des limites de la base de données.

Tableau G.4 Durée de vie (en années) avant l'atteinte de la condition pré-intervention pour les catégories secondaires d'éléments structurels ayant subi des interventions h_3 , avec la durée maximale de prévision fixée à 120 ans.

Catégorie structurelle \mathcal{S}_2	10 th percentile	50 th percentile	90 th percentile
$\mathcal{S}_{2,1}$: Glissière (gauche ou droite)	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,2}$: Murs en aile / en retour	8	17	33
$\mathcal{S}_{2,3}$: Chasse-roue	6	16	39
$\mathcal{S}_{2,4}$: Glissières	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,5}$: Surface de roulement	6	16	42
$\mathcal{S}_{2,6}$: Diaphragmes	6	15	44
$\mathcal{S}_{2,7}$: Garde-grève	8	17	43
$\mathcal{S}_{2,8}$: Contreventements	12	20	41
$\mathcal{S}_{2,9}$: Trottoir	3	11	24
$\mathcal{S}_{2,11}$: Autres éléments	10	22	47
$\mathcal{S}_{2,12}$: Épaulements	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,13}$: Élément en élastomère	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,14}$: Acier structural - tablier	12	25	47
$\mathcal{S}_{2,16}$: Butoirs	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,17}$: Glissière médiane	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,18}$: Garde-fou	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,19}$: Acier structural - unités de fondation	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,20}$: Bande médiane	15	20	29
$\mathcal{S}_{2,21}$: Portique d'extrémité	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,23}$: Acier structural - poutres triangulées	10	29	41
$\mathcal{S}_{2,26}$: Toiture	NA	NA	NA
$\mathcal{S}_{2,27}$: Lambris	NA	NA	NA

NA : Les résultats ne sont pas disponibles en raison des limites de la base de données.

ANNEXE H CARACTÉRISTIQUES DES CATÉGORIES STRUCTURELLES À L'ÉCHELLE DU RÉSEAU

Tableau H.1 Nombre de structures B et d'éléments E avec données d'inspections visuelles, en plus du nombre total d'éléments avec interventions rapportées E_r , d'éléments avec données manquantes E_Φ et le nombre total d'observations aberrantes N_ϕ pour chaque catégorie structurelle principale \mathcal{S}_1 .

Catégorie structurelle \mathcal{S}_1	B	E	E_r	E_Φ	N_ϕ
$\mathcal{S}_{1,1}$: Poutre	5877	62018	548	1898	3234
$\mathcal{S}_{1,2}$: Côté extérieur	5374	23785	248	1485	1087
$\mathcal{S}_{1,3}$: Assise	6435	18498	213	566	853
$\mathcal{S}_{1,4}$: Platelage	7670	15060	295	609	1586
$\mathcal{S}_{1,5}$: Mur de front	7269	14489	319	528	887
$\mathcal{S}_{1,6}$: Appareils d'appui	3546	11618	221	1624	2173
$\mathcal{S}_{1,7}$: Blocs d'assise	2750	9488	48	326	167
$\mathcal{S}_{1,8}$: Chevêtre	1667	5812	77	372	418
$\mathcal{S}_{1,9}$: Colonnes / bancs	1575	5152	165	413	322
$\mathcal{S}_{1,10}$: Fût	1352	3332	86	181	220
$\mathcal{S}_{1,13}$: Radier	2282	2809	11	0	0
$\mathcal{S}_{1,15}$: Entretoises	276	1221	9	109	26
$\mathcal{S}_{1,16}$: Colonnes	438	1203	5	29	78
$\mathcal{S}_{1,17}$: Montants / poteaux	219	911	6	30	39
$\mathcal{S}_{1,18}$: Corde supérieure	222	908	2	24	41
$\mathcal{S}_{1,19}$: Diagonales	217	907	9	21	37
$\mathcal{S}_{1,20}$: Corde inférieure	213	883	20	48	35
$\mathcal{S}_{1,21}$: Longérons	253	854	9	55	17
$\mathcal{S}_{1,22}$: Assemblages	171	820	5	64	26
$\mathcal{S}_{1,23}$: Diaphrag. extrém. int. poutres caissons	80	694	1	24	14
$\mathcal{S}_{1,25}$: Corbeaux	54	128	0	0	6
$\mathcal{S}_{1,26}$: Suspentes/montants	22	119	0	10	3
$\mathcal{S}_{1,27}$: Tympan	37	99	4	4	17
$\mathcal{S}_{1,28}$: Arc	22	87	2	3	2
$\mathcal{S}_{1,29}$: Tirants	49	78	5	12	9
$\mathcal{S}_{1,30}$: Voûte	36	49	2	4	9
$\mathcal{S}_{1,31}$: Tirant	17	46	0	2	0
$\mathcal{S}_{1,33}$: Bras d'articulation	8	23	0	3	0
$\mathcal{S}_{1,34}$: Haubans et accessoires	4	22	0	0	0
$\mathcal{S}_{1,35}$: Sabots d'attache des torons	4	22	0	0	0
$\mathcal{S}_{1,36}$: Câble porteur et accessoires	4	20	0	5	0
$\mathcal{S}_{1,37}$: Membrure supérieure	1	16	0	0	0
$\mathcal{S}_{1,38}$: Suspentes et accessoires	4	16	0	3	0
$\mathcal{S}_{1,39}$: Chambre d'épanouiss. câbles	2	12	0	0	1
$\mathcal{S}_{1,40}$: Stabilisateurs transversaux	1	2	0	0	0

Tableau H.2 Nombre de structures B et d'éléments E avec données d'inspections visuelles, en plus du nombre total d'éléments avec interventions rapportées E_r , d'éléments avec données manquantes E_Φ et le nombre total d'observations aberrantes N_ϕ pour chaque catégorie structurelle secondaire \mathcal{S}_2 .

Catégorie structurelle \mathcal{S}_2	B	E	E_r	E_Φ	N_ϕ
$\mathcal{S}_{2,1}$: Glissière (gauche ou droite)	7755	30285	1269	2066	2212
$\mathcal{S}_{2,2}$: Murs en aile / en retour	6771	26564	285	959	2186
$\mathcal{S}_{2,3}$: Chasse-roue	6017	19997	455	1106	1932
$\mathcal{S}_{2,4}$: Glissière	7590	14817	782	816	1545
$\mathcal{S}_{2,5}$: Surface de roulement	7068	14441	610	1335	1421
$\mathcal{S}_{2,6}$: Diaphragmes	4189	14502	107	473	716
$\mathcal{S}_{2,7}$: Garde-grève	6458	12895	117	377	726
$\mathcal{S}_{2,8}$: Contreventements	2552	9571	61	247	417
$\mathcal{S}_{2,9}$: Trottoir	1603	6774	112	287	424
$\mathcal{S}_{2,11}$: Autres éléments	2569	5460	230	247	372
$\mathcal{S}_{2,12}$: Épaulements	2306	4701	25	249	168
$\mathcal{S}_{2,13}$: Élément en élastomère	2268	4562	42	288	277
$\mathcal{S}_{2,14}$: Acier structural - tablier	2952	4516	25	282	371
$\mathcal{S}_{2,16}$: Butoirs	839	2170	4	39	45
$\mathcal{S}_{2,17}$: Glissière médiane	256	1239	11	71	72
$\mathcal{S}_{2,18}$: Garde-fou	236	1130	11	29	27
$\mathcal{S}_{2,19}$: Acier structural - unités de fondation	261	653	2	58	75
$\mathcal{S}_{2,20}$: Bande médiane	196	538	6	26	59
$\mathcal{S}_{2,21}$: Portique d'extrémité	150	388	6	17	17
$\mathcal{S}_{2,23}$: Acier structural - poutres triangulées	162	314	8	53	14
$\mathcal{S}_{2,26}$: Toiture	59	87	4	2	5
$\mathcal{S}_{2,27}$: Lambris	55	83	11	3	4

Tableau H.3 Type de modèle et paramètres représentant l'erreur de processus et l'état initial de l'état de détérioration, de la vitesse et de l'accélération pour chaque catégorie structurelle principale \mathcal{S}_1 .

Catégorie structurelle	Modèle	σ_w	σ_0^x	σ_V	$\sigma_0^{\ddot{x}}$	p_1	p_2
$\mathcal{S}_{1,1}$	SSM-KR	0.0055	1.0254	2.2203	0.0499	0.0096	0.1473
$\mathcal{S}_{1,2}$	SSM-KR	0.0067	1.0010	3.0000	0.0500	0.0500	0.1500
$\mathcal{S}_{1,3}$	SSM-KR	0.0011	1.0002	2.3883	0.0500	0.0246	0.0579
$\mathcal{S}_{1,4}$	SSM-KR	0.0051	1.0034	3.0000	0.0500	0.0356	0.1498
$\mathcal{S}_{1,5}$	SSM-KR	0.0052	1.0158	2.8235	0.0500	0.0332	0.1500
$\mathcal{S}_{1,6}$	SSM-KR	0.0013	1.0004	2.6242	0.0258	0.0016	0.0678
$\mathcal{S}_{1,7}$	SSM-KR	0.0017	1.0071	1.7376	0.0500	0.0013	0.0015
$\mathcal{S}_{1,8}$	SSM-KR	0.0057	1.0001	3.0000	0.0500	0.0010	0.0857
$\mathcal{S}_{1,9}$	SSM-KR	0.0054	1.0003	3.0000	0.0500	0.0254	0.1499
$\mathcal{S}_{1,10}$	SSM-KR	0.0057	1.0068	2.8537	0.0500	0.0500	0.1500
$\mathcal{S}_{1,13}$	SSM-KR	0.0045	1.0002	2.5317	0.0500	0.0011	0.0125
$\mathcal{S}_{1,15}$	SSM-KR	0.0049	1.0014	2.7280	0.0500	0.0133	0.0638
$\mathcal{S}_{1,16}$	SSM-KR	0.0052	1.0001	3.0000	0.0500	0.0017	0.1367
$\mathcal{S}_{1,17}$	SSM-KR	0.0010	1.0027	2.3823	0.0004	0.0010	0.0236
$\mathcal{S}_{1,18}$	SSM-KR	0.0011	1.0154	1.7744	0.0032	0.0013	0.1374
$\mathcal{S}_{1,19}$	SSM-KR	0.0010	1.0001	1.9968	0.0002	0.0011	0.0842
$\mathcal{S}_{1,20}$	SSM-KR	0.0012	1.0000	2.8673	0.0006	0.0011	0.1286
$\mathcal{S}_{1,21}$	SSM-KR	0.0058	1.0063	2.8426	0.0001	0.0010	0.0023
$\mathcal{S}_{1,22}$	SSM-KR	0.0013	1.0025	3.4693	0.0222	0.0013	0.0826
$\mathcal{S}_{1,23}$	SSM-KR	0.0010	1.0030	2.6186	0.0500	0.0255	0.0005
$\mathcal{S}_{1,25}$	SSM-KR	0.0017	1.0000	1.0072	0.0006	0.0010	0.0000
$\mathcal{S}_{1,26}$	SSM-KR	0.0010	1.0000	1.9043	0.0001	0.0010	0.0001
$\mathcal{S}_{1,27}$	SSM-KR	0.0055	1.0001	3.0000	0.0039	0.0255	0.1496
$\mathcal{S}_{1,28}$	SSM-KR	0.0031	1.0000	1.9596	0.0300	0.0011	0.0008
$\mathcal{S}_{1,29}$	SSM-KR	0.0010	1.0000	3.0000	0.0003	0.0010	0.0001
$\mathcal{S}_{1,30}$	SSM-KR	0.0052	1.0000	3.0000	0.0500	0.0500	0.0731
$\mathcal{S}_{1,31}$	SSM-KR	0.0010	1.0000	1.7006	0.0499	0.0255	0.0759
$\mathcal{S}_{1,33}$	SSM	0.0041	1.0013	2.8625	0.0500	0.0065	0.1500
$\mathcal{S}_{1,34}$	SSM	0.0052	1.0037	3.0000	0.0497	0.0251	0.1500
$\mathcal{S}_{1,35}$	SSM	0.0052	1.0037	3.0000	0.0491	0.0251	0.1500
$\mathcal{S}_{1,36}$	SSM	0.0055	1.0063	4.0477	0.0450	0.0255	0.0745
$\mathcal{S}_{1,37}$	SSM	0.0053	1.0000	1.0000	0.0500	0.0254	0.1500
$\mathcal{S}_{1,38}$	SSM	0.0055	1.0063	4.0477	0.0500	0.0200	0.0755
$\mathcal{S}_{1,39}$	SSM	0.0053	1.0000	1.0000	0.0481	0.0254	0.1500
$\mathcal{S}_{1,40}$	SSM	0.0053	1.0004	1.0010	0.0500	0.0494	0.1499

Tableau H.4 Type de modèle et paramètres représentant l'erreur de processus et l'état initial de l'état de détérioration, de la vitesse et de l'accélération pour chaque catégorie structurelle secondaire \mathcal{S}_2 .

Catégorie structurelle	Modèle	σ_w	σ_0^x	σ_V	$\sigma_0^{\ddot{x}}$	p_1	p_2
$\mathcal{S}_{2,1}$	SSM-KR	0.0010	1.0042	3.0000	0.0015	0.0010	0.0001
$\mathcal{S}_{2,2}$	SSM-KR	0.0049	1.0005	3.0000	0.0500	0.0500	0.1500
$\mathcal{S}_{2,3}$	SSM-KR	0.0054	1.0302	3.0000	0.0500	0.0380	0.0729
$\mathcal{S}_{2,4}$	SSM-KR	0.0010	1.0042	3.0000	0.0020	0.0010	0.0001
$\mathcal{S}_{2,5}$	SSM-KR	0.0050	1.0017	3.0000	0.0252	0.0255	0.0712
$\mathcal{S}_{2,6}$	SSM-KR	0.0054	1.0004	2.3800	0.0500	0.0255	0.0793
$\mathcal{S}_{2,7}$	SSM-KR	0.0051	1.0038	2.7226	0.0500	0.0250	0.0733
$\mathcal{S}_{2,8}$	SSM-KR	0.0047	1.0002	2.0780	0.0500	0.0014	0.0064
$\mathcal{S}_{2,9}$	SSM-KR	0.0054	1.0054	2.7284	0.0500	0.0500	0.1500
$\mathcal{S}_{2,11}$	SSM-KR	0.0024	1.0002	1.7389	0.0195	0.0050	0.0004
$\mathcal{S}_{2,12}$	SSM-KR	0.0053	1.0000	2.5750	0.0246	0.0228	0.1500
$\mathcal{S}_{2,13}$	SSM-KR	0.0011	1.0001	2.4492	0.0499	0.0010	0.0048
$\mathcal{S}_{2,14}$	SSM-KR	0.0036	1.0065	2.8634	0.0500	0.0160	0.0591
$\mathcal{S}_{2,16}$	SSM-KR	0.0010	1.0013	1.5122	0.0500	0.0255	0.0010
$\mathcal{S}_{2,17}$	SSM-KR	0.0056	1.0191	3.0000	0.0500	0.0500	0.1500
$\mathcal{S}_{2,18}$	SSM-KR	0.0010	1.0013	2.0905	0.0010	0.0010	0.0001
$\mathcal{S}_{2,19}$	SSM-KR	0.0041	1.0006	3.0000	0.0420	0.0048	0.0625
$\mathcal{S}_{2,20}$	SSM-KR	0.0100	1.0002	3.0000	0.0500	0.0500	0.1500
$\mathcal{S}_{2,21}$	SSM-KR	0.0010	1.0002	2.1913	0.0001	0.0010	0.0001
$\mathcal{S}_{2,23}$	SSM-KR	0.0049	1.4101	3.0000	0.0236	0.0020	0.1494
$\mathcal{S}_{2,26}$	SSM-KR	0.0010	1.0000	1.4661	0.0243	0.0010	0.0026
$\mathcal{S}_{2,27}$	SSM	0.0014	1.0000	2.9293	0.0161	0.0105	0.0002