

# Influence des incertitudes des données d'inspection CND sur la cartographie d'alarme de corrosion des armatures: modèle de prévision du risque de corrosion avec un réseau bayésien

Sam Ang Keo<sup>1,\*</sup>, Thomas De Larrard<sup>2</sup>, Frédéric Duprat<sup>2</sup>, Sandrine Geoffroy<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Cerema, Research team ENDSUM, 23 Amiral Chauvin Avenue, 49130 Les Ponts-de-Cé, France,

[sam-ang.keo@cerema.fr](mailto:sam-ang.keo@cerema.fr)

<sup>2</sup> LMDC, UPS-INSA Toulouse, 135 Avenue de Rangueil, 31077 Toulouse Cedex 4, France,

[delarrar@insa-toulouse.fr](mailto:delarrar@insa-toulouse.fr), [duprat@insa-toulouse.fr](mailto:duprat@insa-toulouse.fr), [geoffroy@insa-toulouse.fr](mailto:geoffroy@insa-toulouse.fr)

**RESUME:** L'article présente une méthodologie pour établir une cartographie d'alarme de corrosion liée aux niveaux de corrosion des armatures de la première couche dans des structures en béton armé (RC). Les données d'inspection par contrôle non destructif (CND) obtenues à partir de campagnes d'inspection sur différentes structures RC sont utilisées pour construire un modèle prédictif basé sur un réseau bayésien (RB). La méthodologie consiste en trois étapes principales : la construction de la base de données à partir des données d'inspection CND, l'apprentissage de la structure du RB et de ses paramètres à partir des données CND, et l'utilisation du RB pour avoir la cartographie des alarmes de corrosion. L'incertitude des mesures sur site est prise en compte dans ce modèle prédictif pour améliorer la précision des probabilités d'alarme de corrosion obtenues. Les paramètres de la structure RB physiquement optimale sont le potentiel de corrosion, le taux de corrosion, la résistivité électrique et l'alarme de corrosion. Les données d'inspection CND d'une face de pile d'un pont sont utilisées comme nouvelles informations pour mettre à jour le RB dans la dernière étape. La méthodologie permet d'estimer la probabilité d'alarme de corrosion lorsque les indicateurs ne sont pas disponibles simultanément (en raison des contraintes de mesures CND sur site). La cartographie obtenue à partir du modèle prédictif RB peut être utilisée comme un outil efficace pour la stratégie de maintenance en indiquant les zones les plus critiques de la structure inspectée vis-à-vis de la corrosion.

**Mots-clés :** Cartographie, Corrosion, Données CND, Réseau bayésien, Prévision du risque

## I. INTRODUCTION

Divers indicateurs de durabilité obtenus à partir de mesures sur site ont été utilisés dans les techniques de surveillance de la corrosion (Andrade and Alonso, 2004). Une méthodologie de détermination des niveaux de corrosion des armatures de la première couche a déjà été proposée en combinant deux types d'indicateurs issus de mesures sur site, dits observables rapides et

complémentaires (Gomez et al., 2018). Les observables complémentaires (résistivité électrique de l'enrobage de béton, taux de corrosion et résistance de polarisation) sont plus fiables et fournissent plus d'informations pour le diagnostic de corrosion que les observables rapides (capacité, épaisseur de l'enrobage de béton et potentiel de corrosion) mais prennent plus de temps pour réaliser les essais. Pour résoudre le problème de l'information incomplète (le nombre de points sur la face où les données des observables complémentaires et des observables rapides sont simultanément disponibles est limité), les réseaux bayésiens se sont révélés d'un grand intérêt.

L'objectif de l'article est de créer des cartographies 2D fiables des probabilités d'alarme de corrosion (qui sont liées aux niveaux de corrosion) des armatures de la première couche. Une méthodologie basée sur un réseau bayésien (RB) incorporant des données des observables rapides et complémentaires est proposée. Afin d'améliorer la précision des probabilités d'alarme de corrosion, le modèle prédictif proposé tient compte de l'incertitude des mesures sur site.

## II. MÉTHODOLOGIE

### A. Procédure globale de la méthodologie proposée

La méthodologie proposée pour créer une cartographie de l'alarme de corrosion des armatures dans les structures inspectées est illustrée par un organigramme dans la FIGURE 1.

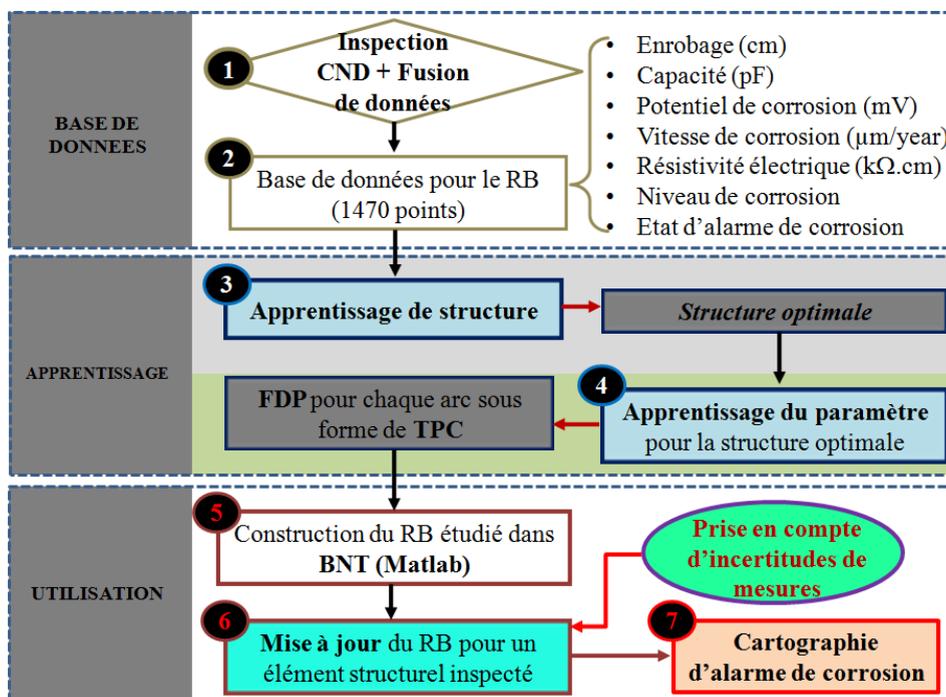


FIGURE 1. Organigramme de la procédure globale pour la méthodologie proposée

La méthodologie peut être divisée en trois principales étapes: la construction de la base de données à partir des données d'inspection CND disponibles, l'apprentissage des paramètres de la structure

de réseau bayésien étudiée et finalement l'actualisation du RB pour créer la cartographie des probabilités d'alarme de corrosion.

Au cours de la première étape, une base de données de 1470 points a été créée en appliquant des méthodes de fusion des données à toutes les données disponibles (obtenues à partir de campagnes d'inspection CND). La combinaison de ces observables a conduit à une base de données robuste pour la construction et l'apprentissage du RB. Précisons ici que le principal écueil de cette première étape de traitement des données réside dans une mise en œuvre complexe en plusieurs étapes, et la nécessité de disposer de tous les observables mentionnés. Il a donc été décidé de construire un second outil d'estimation du niveau de corrosion, lequel pourrait être utilisé même si une partie seulement de ces observables est disponible : c'est ce que permet le réseau Bayésien.

La deuxième étape de la méthodologie repose sur la construction du RB, expliquée en détail dans (Murphy, 2002). Cette étape se déroule en deux temps. En premier lieu il convient de déterminer quelle architecture de réseau est la plus pertinente (de savoir quels sont les observables à faire figurer dans le réseau et avec quelles relations de causalité avec les autres nœuds du réseau). Pour cela, l'algorithme Hill-Climbing programmé dans *R* permet de calculer un « score » d'un réseau, représentatif de sa pertinence statistique par rapport à une base de données, et de trouver l'architecture permettant d'obtenir le meilleur score. Cette architecture est proposée sur des bases purement statistiques, sans considération physiques. Un compromis a été établi pour que le réseau sur lequel les résultats de cette étude sont présentés soit physiquement cohérent, avec un score très proche de celui proposé par l'algorithme d'optimisation. Le second temps consiste à opérer l'apprentissage du réseau afin d'obtenir les densités de probabilité conditionnelle représentant les fonctions de probabilité conditionnelle (FPC) pour chaque variable du réseau. Ces FPCs peuvent être représentées sous forme de CPTs (Tables de Probabilités Conditionnelles : le processus d'apprentissage du réseau consiste précisément à identifier ces tables). *Netica* a été utilisé pour l'apprentissage du paramètre de la structure étudiée à partir de base des données d'inspection CND. *Netica* autorise les valeurs manquantes et permet de spécifier une pondération aux probabilités d'origine. Il peut effectuer un apprentissage par gradient descendant afin de gérer de grandes quantités de données manquantes ou de variables non observées, ainsi que par l'algorithme EM (Expectation and Maximization). L'outil peut discrétiser les variables continues et permet de contrôler la discrétisation. Les CPTs obtenues à partir de l'apprentissage des paramètres sont des éléments indispensables pour transposer le modèle RB de *Netica* à un autre outil dans la dernière étape de la méthodologie. L'utilité du modèle RB a été faite dans *BNT* (Bayes Net Toolbox) avec la mise à jour en utilisant les données CND disponibles pour chaque élément structurel inspecté afin d'obtenir les probabilités d'alarme de corrosion des armatures.

#### *B. Niveaux de corrosion et l'alarme de corrosion*

Le risque de corrosion des armatures en béton a été généralement classé en quatre niveaux (0 : négligeable, 1 : faible, 2 : modéré et 3 : élevé) en fonction de trois paramètres : le potentiel de corrosion ( $E$ ), la vitesse de corrosion ( $V$ ) liée au courant de corrosion, et la résistivité électrique ( $R$ ) de l'enrobage béton des armatures (Andrade and Alonso, 2004). Des niveaux de corrosion plus intermédiaires (0.5, 1.5 et 2.5) ont été définis en intégrant deux critères supplémentaires : les valeurs limites de la résistivité électrique du béton d'enrobage et la condition que le gradient du potentiel

de corrosion ( $\Delta E$ ) sur la face de l'élément structural inspecté doit être supérieure ou égale à 3 mV/cm. Les niveaux de corrosion sont indiqués dans le TABLEAU 1.

**TABLEAU 1. Critères pour différents niveaux de corrosion, y compris les niveaux intermédiaires**

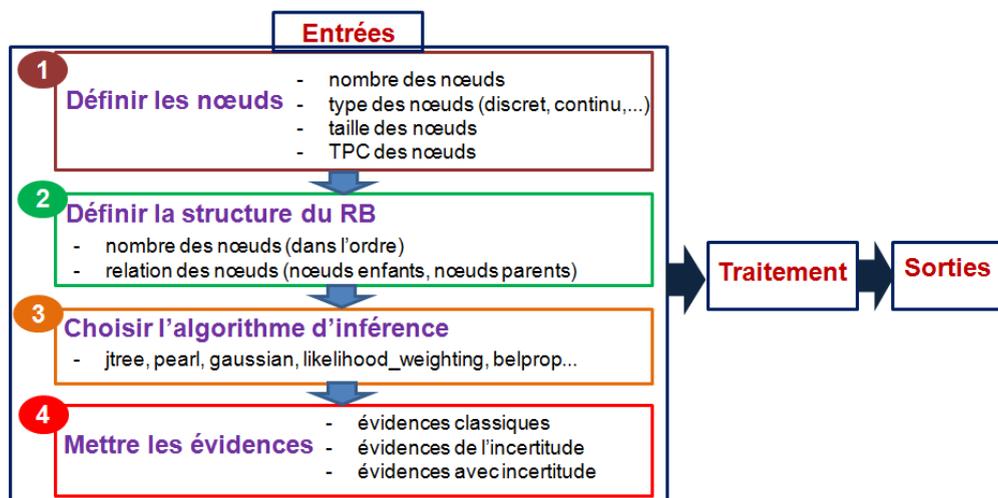
Niveau de corrosion	V	E	$\Delta E$	R
	( $\mu\text{m/an}$ )	(mV)	(mV/cm)	(k $\Omega\cdot\text{cm}$ )
0	$\leq 1.5$	ou $\geq -125$	-	ou $> 100$
0.5	$\leq 1.5$	$< -125$	ou $\geq 3$	ou $\leq 100$
1	1.5 - 4	$> -240$	-	-
1.5	1.5 - 4	[-240 to -275)	$\geq 3$	-
	3.5 - 4	$\leq -275$	-	$\leq 100$
2	$\geq 4$	$\leq -275$	-	-
2.5	$\geq 4$	$\leq -350$	$\geq 3$	-

Les critères d'alarme de corrosion ont également été définis en fonction des états de corrosion : « pas d'alarme » et « alarme ». L'état sans alarme (code binaire : 0) signifie qu'il n'y a pas de corrosion, tandis que l'état d'alarme (code binaire : 1) correspond soit à l'apparition de corrosion (niveau de corrosion supérieur à 1.5).

### C. Construction d'un réseau bayésien (RB) dans Matlab

Il s'agit de la construction des réseaux bayésiens (RB) avec la base de données construite précédemment, et de l'actualisation du RB en utilisant l'outil *BNT* dans Matlab, ainsi que de nouvelles données CND. L'utilité du RB dans *BNT* permet de travailler avec de nombreuses fonctions statistiques dans Matlab, surtout la boîte à outils de statistiques et d'apprentissage automatique (statistics and machine learning). Plus particulièrement, cela facilite également la création directe de cartographies de probabilités à partir des inférences avec les données d'inspection CND qui peuvent se présenter sous forme de matrice.

Cet outil soutient de nombreux algorithmes d'inférences exactes et approximatives pour les RBs ordinaires et dynamiques (DBN). Un réseau bayésien peut être construit dans *BNT* en suivant les étapes présentées dans FIGURE 2 avec l'actualisation du réseau dans la dernière étape.



**FIGURE 2. Construction du RB dans BNT**

Dans la deuxième étape (définition de la structure du réseau), la structure optimale physique du réseau ayant quatre nœuds est utilisée. Cette structure est obtenue par l'apprentissage de structure avec différentes architectures et par *des expériences ainsi que des connaissances d'experts du domaine sur des signes d'interaction entre les variables*. La structure optimale du RB utilisée dans le BNT est présentée dans la partie de résultats (FIGURE 3).

#### D. Prise en compte des incertitudes des mesures sur site dans le RB

Les incertitudes portées par des variables du réseau bayésien modélisé sont indispensables pour avoir un modèle de prédiction assez fiable. De nombreuses lois de distribution peuvent être utilisées pour décrire une variable aléatoire. Les lois usuelles pour des incertitudes en génie civil sont les lois normales, log-normale et bêta. La loi normale est utilisée dans notre étude. Dans des réseaux bayésiens, cette loi peut être utilisée pour déterminer la vraisemblance (Likelihood) d'un point de mesure par rapport à la loi de distribution d'échantillonnage, représentée par la relation ci-dessous :

$$f(y|\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y-\mu)^2} \quad (1)$$

Où  $y$  est une valeur scalaire observée à partir d'une distribution normale paramétrée par une moyenne  $\mu$  et la variance  $\sigma^2$ .

Dans notre cas, les probabilités des points inspectés d'être dans chaque intervalle, pour chaque paramètre du RB (par exemple,  $E$ , qui représente le potentiel de corrosion), peuvent être obtenues par l'intégration ci-dessous :

$$P(E_i|\mu_E = E_i, \sigma_E) = \int_{E_{initial}}^{E_{final}} f(y = E_i|\mu = E_i, \sigma = \sigma_E); E_i \in [E_{initial}, E_{final}] \quad (2)$$

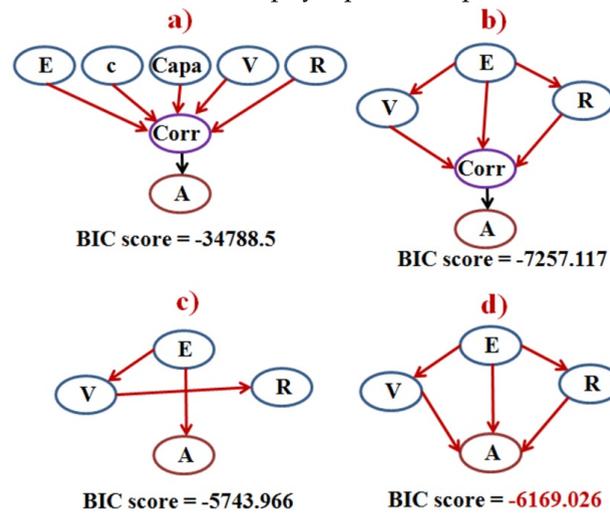
Il est à noter que la valeur de l'indicateur du point inspecté est considérée comme la moyenne ( $\mu$ ) dans la fonction de la loi normale utilisée. De plus, la valeur initiale et celle finale de chaque paramètre du réseau (par exemple:  $E_{initial}$  et  $E_{final}$ ) correspondent aux bords d'un intervalle de discrétisation (par exemple:  $E1$ ). La valeur de l'écart-type de chaque variable est déterminée à partir des incertitudes de mesures (répétabilité). Dans notre étude, cette valeur a été donnée par les ingénieurs qui ont réalisé les campagnes de mesures in situ pour avoir des données CND comme base de données de notre modèle prédictif (valeur estimée à 12.5%). Après avoir fait des intégrations, les probabilités représentant la répartition de la valeur du point inspecté dans tous les intervalles de discrétisation sont obtenues.

### III. RÉSULTATS

#### A. Les architectures de RB étudiées

Les variables (paramètres du RB) de l'étude ont été divisées en cinq intervalles représentatifs selon les critères de corrosion. Plusieurs structures RB avec leur score Bayesian Information Criterion

(BIC) (Leray, 2006; Scutari and Denis, 2015) obtenu dans le processus d'apprentissage de la structure sont illustrées dans la **FIGURE 3**. La structure physiquement optimale est illustrée à la **FIGURE 3**(d).



**FIGURE 3.** Réseau bayésien lors de l'apprentissage de la structure, (a) structure initiale, (b) Structure physiquement optimale à 5 variables, (c) Structure optimale à 4 variables proposées par le hill-climbing, (d) Structure physiquement optimale à 4 variables

L'étape d'optimisation de l'architecture du réseau a fait ressortir un résultat qui interpelle le physicien et/ou l'ingénieur : le réseau est plus pertinent d'un point de vue statistique s'il ne fait pas apparaître la capacité et l'enrobage, raison pour laquelle les résultats qui sont présentés dans la suite du rapport sont basés sur l'étude des potentiels et vitesses de corrosion, et sur la résistivité électrique. Cela ne signifie évidemment pas que l'enrobage par exemple n'a pas d'incidence sur le risque de corrosion. Mais, sur les ouvrages étudiés, l'enrobage est très peu variable sur les parements, au contraire des autres observables, de sorte que la variabilité de l'enrobage, étant très faible sur ces ouvrages, n'a pas d'effet statistique sur l'estimation du niveau de corrosion. Il faudrait pour corriger ce biais pouvoir mettre en œuvre une méthodologie analogue sur des ouvrages présentant une variabilité plus importante de l'enrobage.

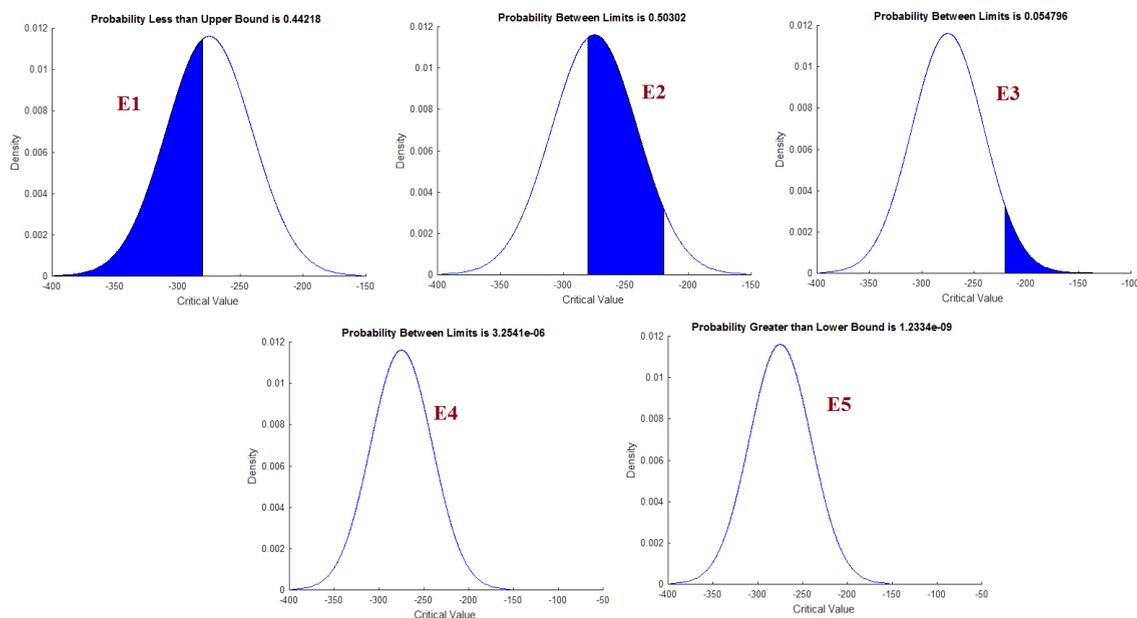
*B. Probabilité d'appartenance à un intervalle pour un point de mesure après la prise en compte des incertitudes des mesures*

Les variables (paramètres du RB) E, V et R représentent respectivement le potentiel de corrosion, la vitesse de corrosion et la résistivité électrique de l'enrobage. Ces variables continues dans la présente étude ont été divisées en cinq intervalles représentatifs : E ( $E_1, E_2, E_3, E_4, E_5$ ), V ( $V_1, V_2, V_3, V_4, V_5$ ) et R ( $R_1, R_2, R_3, R_4, R_5$ ). La discrétisation est menée à partir des valeurs seuils ayant permis de classer les points étudiés en fonction de leur niveau de corrosion estimé. Ces seuils sont présentés dans le TABLEAU 2.

**TABLEAU 2.** Intervalles représentatifs pour les variables en fonction des critères de corrosion

Classe	1	2	3	4	5
E (mV)	[-440, -280)	[-280, -220)	[-220, -120)	[-120, -70)	[-70, 85.5)
V ( $\mu\text{m/an}$ )	[0, 0.8)	[0.8, 1.45)	[1.45, 3)	[3, 4)	[4, 17.9)
R ( $\text{k}\Omega\cdot\text{cm}$ )	[2, 63.6)	[63.6, 104.2)	[104.2, 159.7)	[159.7, 217.3)	[217.3, 490)

La FIGURE 4 montre clairement la répartition d'un point ayant la valeur de potentiel de  $-275$  mV dans tous les cinq intervalles de discrétisation: E1, E2, E3, E4 et E5.

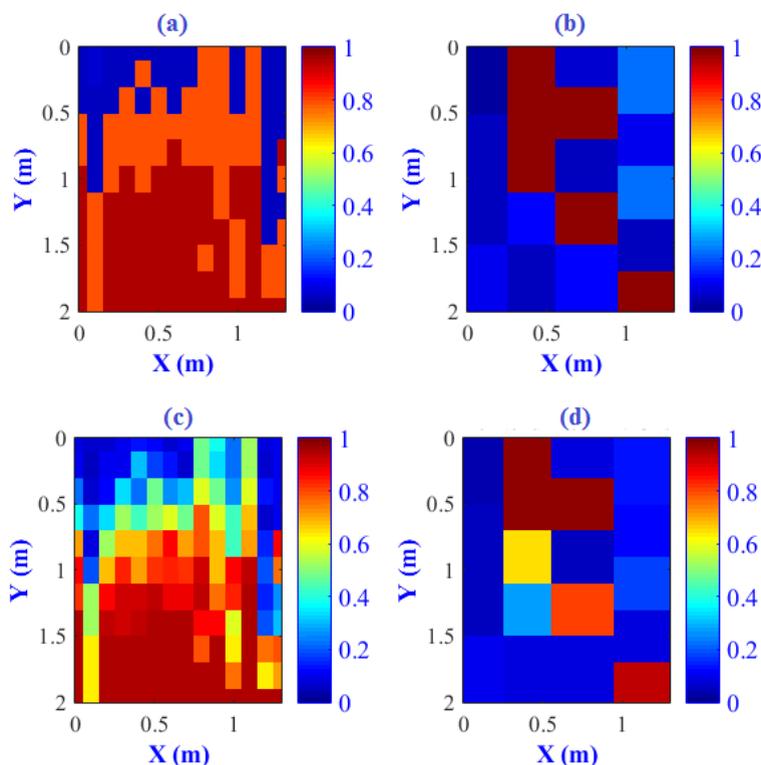


**FIGURE 4. Probabilités de la répartition d'un point ayant le potentiel de corrosion de  $-275$  mV après la prise en compte des incertitudes des mesures**

On constate donc que la probabilité d'appartenance à un intervalle pour un point de mesure varie de  $[0, 1, 0, 0, 0]$  (dans le cas où les incertitudes des mesures ne sont pas prises en compte) à  $[0.442, 0.503, 0.055, 0, 0]$  après la prise en compte des incertitudes de mesures dans l'exemple donné ici. Notons également que cette prise en compte permet de nuancer la discrétisation de l'information (puisque, sans prise en compte de l'incertitude, la probabilité d'appartenance à un intervalle ne dépend pas de la position de la mesure dans cet intervalle, au contraire de ce qui est observé lorsqu'on tient compte de l'incertitude de la mesure).

### C. Probabilités d'alarme de corrosion des armatures

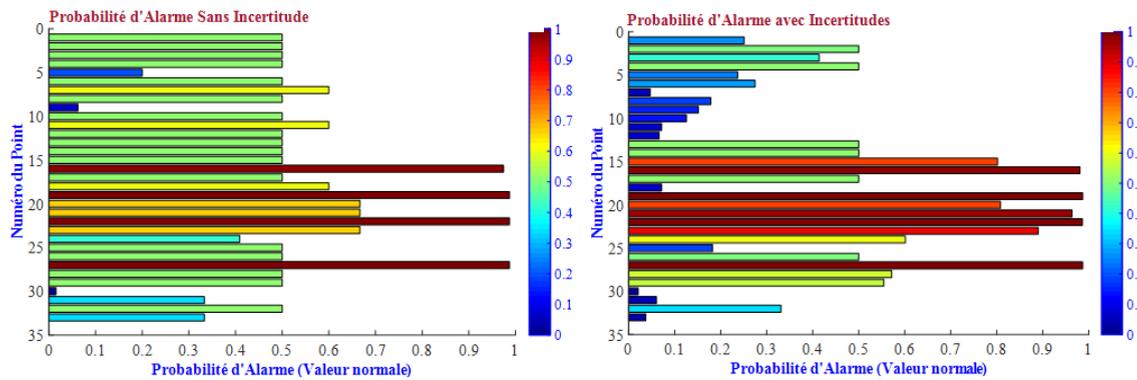
Les incertitudes portées par des variables du réseau bayésien modélisé sont indispensables pour avoir un modèle de prédiction assez fiable. La qualité de la prévision par tous les cas d'inférence dans le modèle RB proposé peut être améliorée en incluant des incertitudes des mesures dans le modèle. Le modèle RB peut prendre en compte l'évaluation de l'incertitude basée sur la répétabilité des mesures, ce qui peut permettre d'éliminer ou de réduire les erreurs causées par de différents facteurs lors des mesures sur site. Pour bien discuter des effets de la prise en compte des incertitudes de mesures sur des probabilités d'alarme de corrosion obtenues, les cartographies pour une face de la pile ( $1.3 \text{ m} \times 2 \text{ m}$ ) sont présentées dans la FIGURE 5.



**FIGURE 5.** Cartographies des probabilités d'alarme de corrosion pour une face de la pile d'un pont, (a) Observation de E sans incertitude de mesures, (b) Observation de V, R sans incertitude de mesures, (c) Observation de E avec incertitude de mesures, (d) Observation de V, R avec incertitude de mesures

Pour qualifier les avantages de la prise en compte des incertitudes de mesures sur les cartographies des probabilités obtenues à partir de notre modèle prédictif par RB, il convient de comparer les figures deux à deux dans les cartographies de la FIGURE 5 : de (a) vers (c) et de (b) vers (d). La première observation est que la prise en compte de l'incertitude de mesure permet une estimation plus nuancée de la probabilité d'alarme de corrosion (plus de valeurs sont accessibles qu'en négligeant l'incertitude de mesure). Une autre observation porte sur la diminution du nombre de points pour lesquels la probabilité d'alarme est de 50%. Pour ces points, la prise en compte de l'incertitude de mesure permet d'estimer une probabilité inférieure.

Observons également les « graphiques à barres » de la FIGURE 6 (pour un autre élément structurel inspecté), représentation des différentes valeurs de probabilités de corrosion sur les parements sans prise en compte de la position des points étudiés.



**FIGURE 6. Graphiques à barres des probabilités d'alarme de corrosion pour une jetée (dans le premier cas d'inférence)**

Les graphiques à barres montrent clairement l'effet de la prise en compte des incertitudes de mesures dans le RB sur la distribution des valeurs des probabilités d'alarme de corrosion. Cela peut être observé par le passage de graphique à gauche (le cas sans incertitudes de mesures) vers celui à droite (le cas de pris en compte des incertitudes de mesures). L'avantage principal repose sur la réduction du nombre des points ayant les valeurs de probabilités d'alarme de 0.5 dans chaque ouvrage inspecté. La valeur de probabilité d'alarme de corrosion de 0.5 correspond à un état indéterminé (entre alarme et non-alarme), ce qui ne nous permet pas de conclure quant à l'état de la corrosion au point inspecté. Cette indétermination résulte la plupart du temps de valeurs de potentiel et de vitesse de corrosion incompatibles l'une avec l'autre. La prise en compte de l'incertitude de mesure permet d'atténuer cet effet, notamment car l'actualisation dépend dans ce cas de la position de la mesure effectuée dans l'intervalle décrivant l'observable discrétisé.

#### IV. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Le présent article a proposé une méthodologie basée sur un réseau bayésien (RB) afin de créer des cartes d'alarme de corrosion des renforts de première couche pour les structures réelles inspectées. L'incertitude des mesures sur site a été prise en compte dans le modèle prédictif afin d'améliorer la précision de la probabilité d'alarme de corrosion.

Les données d'inspection CND sur une pile du pont sont utilisées comme de nouvelles informations pour une structure RB physiquement optimale, conduisant à l'obtention de probabilités postérieures d'alarme de corrosion à travers huit cas d'inférence. La prise en compte de l'incertitude des mesures fournit des estimations plus nuancées de la probabilité d'alarme de corrosion et diminue le nombre de points pour lesquels la probabilité d'une alarme de corrosion est de 50%.

Ainsi, la fiabilité du modèle permet de déduire des probabilités d'alarme de corrosion pour d'autres points (sur la structure inspectée) où les valeurs des indicateurs ne sont pas disponibles simultanément. La prise en compte de l'incertitude des mesures conduit à améliorer le jugement dans l'utilisation du modèle prédictif RB comme un outil efficace dans la stratégie de maintenance.

Comme perspective de ce travail, il faudrait pour corriger ce biais pouvoir mettre en œuvre une méthodologie analogue sur des ouvrages présentant une variabilité plus importante de l'enrobage.

## REMERCIEMENT

Les auteurs tiennent à remercier LERM pour les données d'inspection CND et l'information des campagnes expérimentales, et à tous les partenaires du projet *DIAMOND* (DIAGnostic corrosion et MONitoring pour la Durabilité des structures en béton armé et métalliques) pour le soutien financier.

## REFERENCES

- Andrade, C., Alonso, C., 2004. Test methods for on-site corrosion rate measurement of steel reinforcement in concrete by means of the polarization resistance method. *Mater. Struct.* 37, 623–643. <https://doi.org/10.1007/BF02483292>
- Gomez, C.C., De Larrard, T., Duprat, F., Geoffroy, S., 2018. Estimation du niveau de corrosion sur structures en béton armé par une méthodologie multicritère à partir d'essais non-destructifs. Presented at the 10ème journée de Fiabilité des Matériaux et des Structures, Bordeaux.
- Leray, P., 2006. Réseaux Bayésiens: Apprentissage et Modélisation des Systèmes complexes (HDR thesis (in French)). Université de Rouen, Rouen.
- Murphy, K.P., 2002. Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning (PhD thesis). University of California, Berkeley, California, USA.
- Scutari, M., Denis, J.-B., 2015. Bayesian Networks with Examples in R. Taylor & Francis Group.