

# Modélisation de la connaissance par IA-application au contrôle et diagnostic des constructions

Cédric Baudrit<sup>1</sup>, Franck Taillandier<sup>2</sup>, Mehdi Sbartai<sup>3</sup>

<sup>1</sup>INRAE-I2M, USC 1368, F-33405, Univ. Bordeaux, Talence, France

<sup>2</sup>INRAE, Aix Marseille University, RECOVER, Aix -en-Provence, France.

<sup>3</sup>I2M, UMR 5295, F-33405, Univ. Bordeaux, Talence, France

**RESUME** La capitalisation et l'analyse des informations récentes et passées sont aujourd'hui des prérequis à toute gestion et évaluation efficace des risques dans le contrôle et le diagnostic des ouvrages d'art. L'objectif de cet article est de présenter un outil flexible et utilisable capable d'intégrer et de stocker des flux de connaissances hétérogènes interconnectées liées aux infrastructures de génie civil. La méthode mise en place pour élaborer le modèle est itérative et incrémentale ; elle est capable d'aider en pratique les experts et les ingénieurs utilisateurs à structurer et à stocker les éléments de connaissance. Elle fournit un squelette générique pour (1) représenter tout type d'infrastructure dans son environnement en utilisant un vocabulaire commun et contrôlé et (2) stocker une base de données orientée graphes contenant des connaissances factuelles relatives à l'état de l'ouvrage. Le moteur de raisonnement et de simulation, implémenté au sein de l'outil, est basé sur un couplage de règles, de modèles physiques et de modèles d'apprentissage. Il permet (1) d'estimer l'état des ouvrages en tenant compte de l'incertitude, (2) d'identifier les mécanismes possibles, les phénomènes, les comportements humains, etc. qui ont conduit ou qui peuvent conduire à une défaillance.

**Mots-clefs** Ingénierie des connaissances, graphes conceptuels, ingénierie forensique, réseaux Bayésiens, Incertitudes.

## I. INTRODUCTION

Avec une disponibilité croissante des données et des connaissances, la capitalisation et l'analyse des informations récentes et passées sont aujourd'hui des prérequis à toute gestion et évaluation efficace des risques dans le contrôle et le diagnostic des ouvrages d'art. Pour mieux comprendre le comportement des infrastructures (évolution, défaillance, dommage, ...), il est nécessaire d'acquérir, de structurer, de modéliser et de partager des flux de connaissances interdisciplinaires et transdisciplinaires dans un cadre commun et unifié (Bokade et al., 2021). Cette démarche est rendue difficile par le fait que les connaissances et données manipulées sont issues de sources multiples, entachées d'incertitudes et exprimées sous différentes formes et formats. Malgré le développement de systèmes d'aide à la décision permettant de mieux comprendre et gérer la complexité des ouvrages d'art, ils sont encore aujourd'hui confrontés à des défaillances qui peuvent conduire à des situations dramatiques à l'image des barrages (Silva Rotta et al., 2020) ou

des ponts (Garg et al., 2022). Blockley (1980) a identifié 3 principaux types de causes de défaillances structurelles : les états limites (surcharge, corrosion, érosion...), les aléas (inondations, séisme ...) et les erreurs humaines (erreur de conception, mauvaise communication,...). Les ouvrages d'art sont des systèmes complexes composés d'entités hétérogènes dont les interactions dans des environnements incertains (risques naturels, comportements des parties prenantes, activités de construction, etc.) déterminent et modifient les fonctionnalités et propriétés de l'ouvrage. Aborder cette complexité par le biais de domaines interdisciplinaires (intelligence artificielle, ingénierie civil, ingénierie forensique) pourrait améliorer notre compréhension du système d'une manière holistique, et fournir des alternatives de prise de décision plus robustes et efficaces dans la gestion des risques (Choi and Pak, 2006). Il est donc essentiel de proposer des approches conceptuelles capables d'assembler le puzzle de connaissances concernant le système étudié afin d'aider et de guider les contrôles et les diagnostics. Les recherches pour atteindre ces objectifs s'appuient de plus en plus sur le développement de modèles mathématiques et informatiques permettant d'intégrer des composantes phénoménologiques, sémantiques, contextuelles etc. Elles s'appuient notamment sur le développement de réseaux dans lesquels les nœuds représentent les composants et les liens représentent leurs interactions ; ils sont ainsi devenus des outils incontournables pour l'étude des systèmes complexes (Silva Rotta et al., 2020).

Dans ce sens, le cadre des graphes conceptuels (CGs) fournit un formalisme de représentation des connaissances et de raisonnement à base de graphes (Chein and Mugnier, 2009). Il permet de gérer la terminologie, des faits, des règles et des calculs complexes d'un domaine d'application. Leur capacité à formaliser les connaissances procédurales et déclaratives ont été largement éprouvées dans les domaines de l'agroalimentaire (Buche et al., 2019), du médical (Doubouya et al., 2015) de l'industrie (Kamsu-Foguem and Noyes, 2013), etc. Le raisonnement dans les graphes conceptuels consiste principalement à appliquer de manière itérative un ensemble de règles basées sur la logique du premier ordre. L'utilisateur peut alors contrôler l'évolution d'un système en fonction d'observations, de mesures et proposer des actions correctives, compensatoires en fonction des défaillances observées. Des modèles d'apprentissage guidés par les données de type réseaux Bayésiens et/ou des modèles physiques de type équation de diffusion peuvent être couplés aux graphes conceptuels à l'aide de scripts permettant ainsi de prendre en compte (1) des interactions mal connues entre mesures et indicateurs et (2) des comportements physiques, mécaniques, etc. complexes.

Parmi les choix de modèles d'apprentissages possibles, celui des réseaux Bayésiens (Nielsen and Jensen, 2007) présente l'avantage de décrire des systèmes complexes entachés d'incertitude, d'être lisible et interprétable par des non avertis et ont la capacité d'intégrer des connaissances expertes dans leurs processus d'apprentissage. Ils permettent de transformer en modèle interprétable de la connaissance contenue dans des données parfois imprécises tout en intégrant une représentation du savoir incertain plus flexible que les systèmes à base de règles. Ils sont capables de porter un jugement ou d'apporter une estimation même lorsque les données ne sont pas toutes observées. Cette approche a été étudiée et utilisée dans des domaines qui vont du biomédical à la pétro-physique (Wiegerinck et al., 2013).

L'objectif de cet article est de présenter un outil flexible et utilisable capable d'intégrer et de stocker des flux de connaissances interconnectées liées aux infrastructures de génie civil. Le développement de l'outil est basé sur le formalisme des graphes conceptuels couplé à des modèles mécanistiques, des connaissances expertes, des modèles d'apprentissage automatique, etc. Il sert de support pour aider en pratique les experts et les ingénieurs à structurer et à saisir des connaissances génériques et factuelles tout en utilisant un vocabulaire commun et contrôlé. Il permet d'évaluer l'état d'une infrastructure en tenant compte des incertitudes et d'identifier des causes qui peuvent conduire ou qui ont conduit à des défaillances. Le formalisme des graphes conceptuels permet d'élaborer l'outil de façon itérative et incrémentale ; il peut être enrichi et mis à jour chaque fois que de nouvelles informations sont disponibles sans endommager l'ensemble de la structure du modèle et de la base de données graphique.

## II. MATÉRIELS ET MÉTHODE

### A. Graphes conceptuels

Les graphes conceptuels sont des graphes bipartites qui s'appuient sur un support terminologique composé d'une hiérarchie de concepts et de relations.

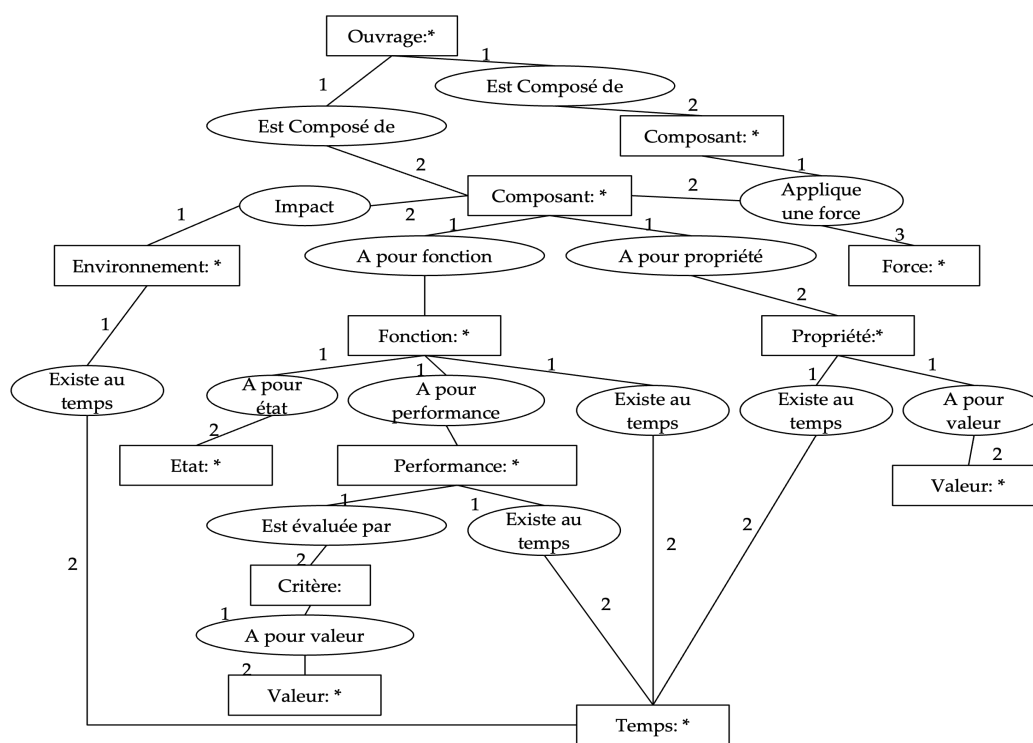


Figure 1: Extrait du graphe squelette

Le support terminologique représente les connaissances ontologiques de base du domaine. Pour éviter toute ambiguïté, classe, concept, entité, type ou catégorie sont considérés comme des termes synonymes dans cet article. La classe représente un ensemble de choses ayant une signification commune dans un domaine. Il en va de même pour les termes instance, objet, élément, individu,

etc. appartenant à une classe ; l'instance désigne une occurrence d'une classe. La connaissance générique peut être représentée par un graphe de base à l'aide des nœuds concept et des nœuds relation issue du support terminologique qui fournit le squelette pour représenter et décrire tout type d'ouvrage. Par exemple, la Figure 1 présente un extrait du squelette qui montre qu'un ouvrage O est composé de composants C qui évoluent dans un environnement E et qui ont des propriétés P et des fonctions F à remplir à un temps t. Les fonctions F ont une performance Perf (i.e capacité à remplir une fonction) qui sont évaluées à partir de critères. A chaque relation est associée une signature qui est une liste ordonnée de types de concepts numérotés de 1 à n où n correspond au nombre d'arguments de la relation.

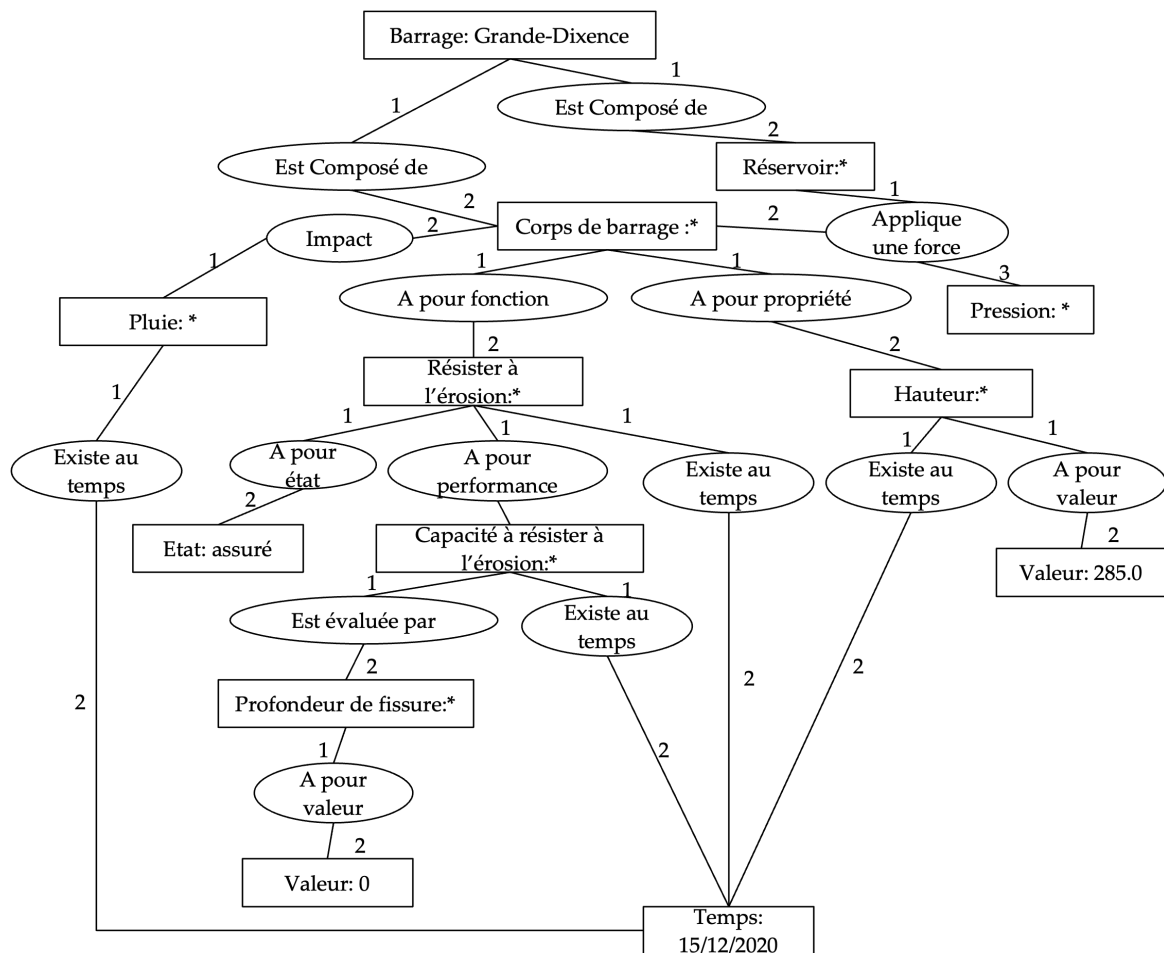
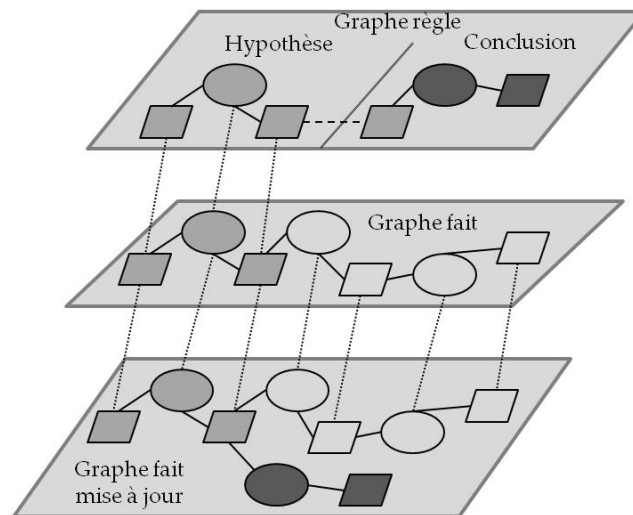


Figure 2 Extrait du graphe factuel décrivant le barrage Grande-Dixence en Suisse

Par exemple dans la Figure 1, la relation « Applique une force » a 3 arguments (1) Composant, (2) Composant et (3) Force. Les nœuds concepts étiquetés par un couple [C:c] signifie que C est un type de concept et que c est une instance, un individu du concept C. Par exemple dans la figure 2, [Barrage : Grande-Dixence] signifie que Grande-Dixence est un individu de type Barrage. Le marqueur générique, dénoté par le symbole \* se réfère à un individu non spécifié dans la base de connaissance. Par exemple [Réservoir : \*] signifie qu'il existe un individu de type Réservoir dans

la base de connaissances. Le squelette permet d'instancier un ensemble de graphes qui représentent des faits exprimant des connaissances factuelles. La figure 2 représente et décrit une partie de la composition et de l'état du barrage Grande-Dixence en Suisse le 15/12/2020. Par exemple, le barrage Grande-Dixence est composé d'un corps de barrage d'une hauteur de 285m et qui doit résister à l'érosion dont la performance est estimée à l'aide de la profondeur de fissure qui vaut 0 le 15/12/2020.

Différents types de raisonnement peuvent être définis graphiquement dans le cadre des graphes conceptuels en définissant des règles d'inférence. Les règles expriment des connaissances de la forme "si hypothèse alors conclusion" où l'hypothèse et la conclusion peuvent être exprimées sous forme de graphes partageant des nœuds communs. Intuitivement, lorsque le graphe d'hypothèse est trouvé dans un graphe de fait, alors le graphe de conclusion peut être ajouté à ce fait.



**Figure 3: Illustration de l'application d'une règle sur un graphe factuel**

Par exemple, la figure 3 illustre le résultat de l'utilisation d'une règle sur un graphe de fait. Les deux nœuds reliés par une arête en pointillé se réfèrent à la même entité. Les règles peuvent être enrichies et couplées à des modèles physiques, mécaniques, d'apprentissage automatique du type réseaux Bayésiens (voir section B) (Mohtasham Moein et al., 2023), etc. permettant d'intégrer des phénomènes physico-chimiques, des interactions entre des observables et des indicateurs, caractéristiques au cours du temps liés à l'environnement. A l'image des règles, la base de données graphes (base de faits) peut être interrogée en exprimant les questions sous forme de graphes ; le graphe requête est intuitivement présent dans les graphes réponses. Les mécanismes d'interrogations et de raisonnements peuvent être couplés.

### *B. Modèle d'apprentissage de type Réseaux Bayésiens*

Le choix du formalisme des BNs s'appuie sur le fait qu'ils permettent de transformer en modèle interprétable de la connaissance contenue dans des données parfois imprécises tout en intégrant une représentation du savoir incertain plus flexible que les systèmes à base de règles. Un réseau

bayésien est un graphe acyclique dirigé dont les nœuds représentent les variables aléatoires et dont les arcs codent les dépendances conditionnelles entre les variables.

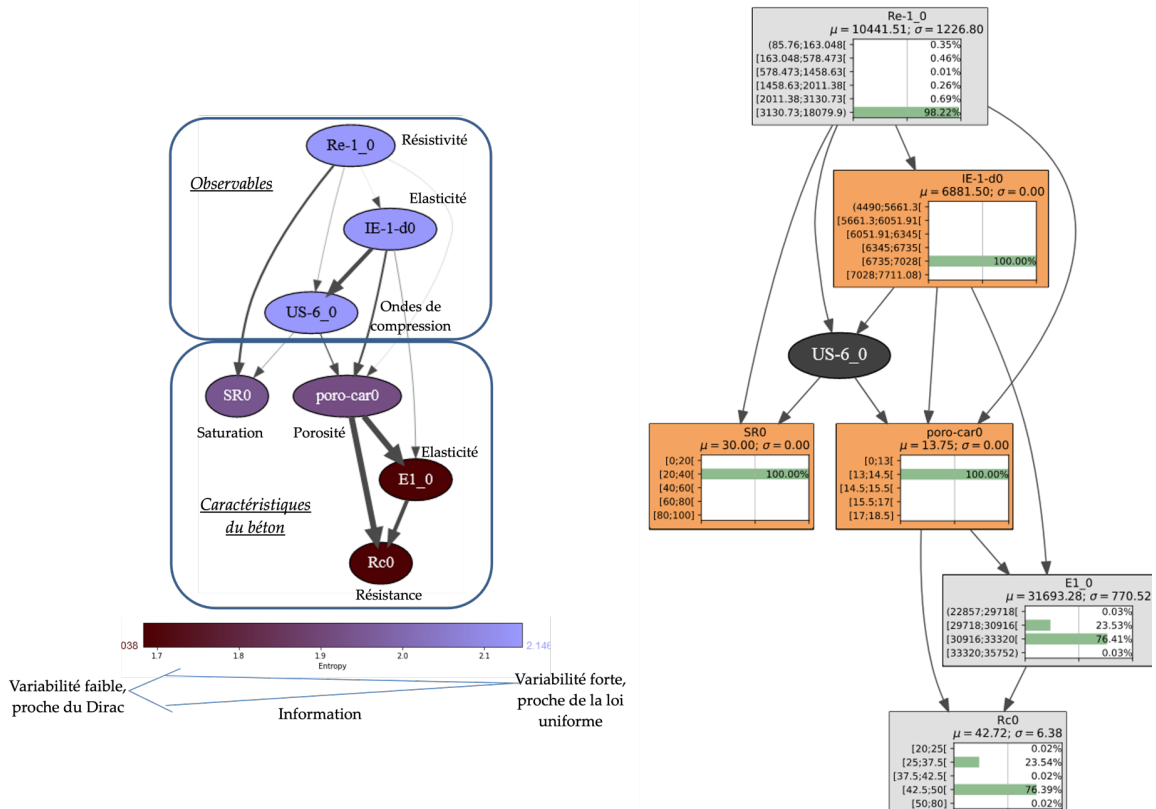


Figure 4 : exemple de réseau Bayésien capable de prédire des caractéristiques du béton en fonction de mesures

Le graphe est appelé la structure du réseau et les nœuds contenant l'information probabiliste sont appelés les paramètres du réseau. La structure définit une représentation graphique d'une distribution de probabilité multivariée qui capture des propriétés d'indépendance conditionnelle entre les variables. Elle fournit une interface intuitive à travers laquelle un individu peut modéliser des ensembles de variables en interactions et fournit une représentation qualitative des connaissances. La distribution peut être écrite comme le produit de la distribution de probabilité de chaque nœud et de ses parents. Si l'ensemble des nœuds parents d'un nœud  $X_i$  est désigné par  $Pa(X_i)$ , la probabilité jointe peut se réécrire :

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Pa(X_i)) \quad (1)$$

où  $P(X_i | Pa(X_i))$  représente la probabilité conditionnelle associée à la variable  $X_i$  sachant  $Pa(X_i)$ .

Différentes techniques d'apprentissage permettent d'identifier soit la structure du graphe (i.e la topologie), soit les paramètres du réseau (i.e les distributions de probabilités conditionnelles) ou une combinaison des deux à partir de données substantielles et/ou incomplètes combinées à une élicitation par des experts (Heckerman, 2008). L'utilisation de ces réseaux consiste en une "requête" exprimée sous forme de probabilités conditionnelles. La tâche la plus courante consiste

à estimer les probabilités marginales  $P(X_Q | X_E)$  où  $X_Q$  est un ensemble de variables de requête et  $X_E$  un ensemble de variables observées. L'inférence consiste alors à calculer la probabilité de chaque état d'une variable  $X_Q$  lorsque nous connaissons l'état pris par les autres variables  $X_E$  (Salmerón et al., 2018). La figure 4 (gauche) montre un exemple de structure d'un réseau Bayésien qui permet de décrire des caractéristiques du béton en fonction de mesures physiques. L'orientation des arcs guide la manière d'interpréter la structure et précise comment circule l'information. La structure du réseau indique que la mesure de résistivité et la mesure de compression permettent d'avoir une information sur la saturation. Le degré de saturation est indépendante des autres caractéristiques sachant les observables. Il existe à priori une relation qui donne une information sur la vitesse d'onde de compression en fonction des mesures de résistivité et d'élasticité. La connaissance sur la résistivité électrique et la porosité du béton est suffisante pour avoir une information sur la résistance du béton. La figure 4 (droite) montre un résultat d'inférence qui estime que la résistance à la compression du béton a une probabilité de 76% d'être entre 42 et 50 MPa sachant que la porosité est observée entre 13% 14.5%, la saturation entre 20% et 40% et la mesure d'élasticité entre 7635Hz et 7028 Hz.

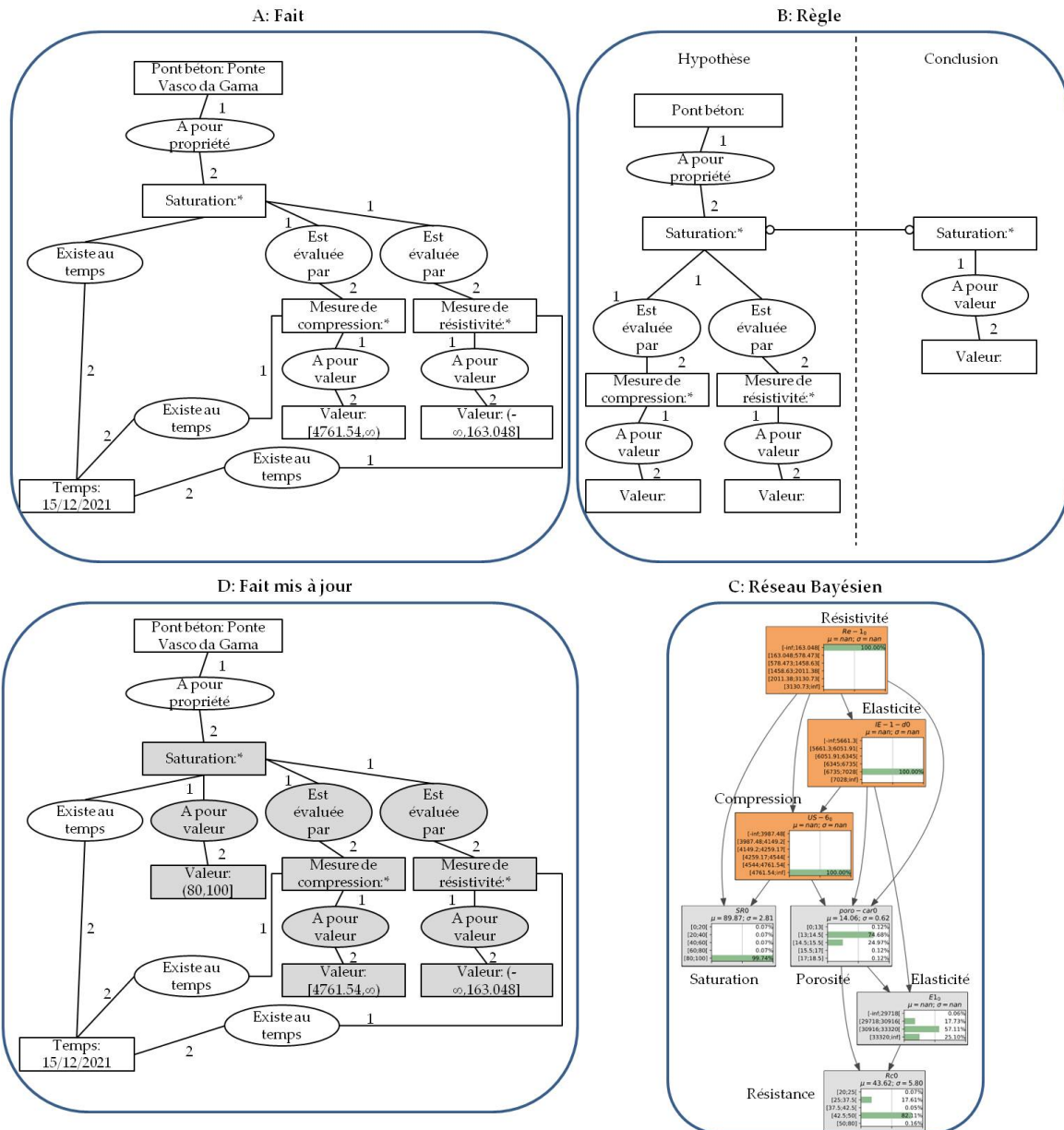


Figure 5: Exemple d’une connaissance factuelle A) mise à jour D) à l’aide d’une règle B) et d’un réseau Bayésien C) appris à partir de données

C. Couplage

La Figure 5 illustre une mise à jour d’une connaissance factuelle (A) sur un pont en Béton (e.g. Ponte Vasco de Gama à Lisbonne) en appliquant la règle (B) couplée au réseau Bayésien (C) pour estimer la saturation et ainsi enrichir la connaissance (A). La règle suggère que la saturation sera évaluée grâce à une mesure ultrasonore d’onde de compression et de résistivité électrique. Le réseau Bayésien (C) permet de quantifier la saturation avec une incertitude et estime que pour une valeur faible de résistivité <164 Ohm/m et une valeur forte de mesure de vitesse d’onde de compression > 4761 (m/s), il y a une forte probabilité que la saturation soit entre 80 et 100%. La



classe de valeurs (80,100] est alors enregistrée pour la saturation en eau dans la basse de connaissance (D).

### III. SCÉNARIOS D'UTILISATION SUR DES CAS D'APPLICATION

La démarche de modélisation et l'outil développé peuvent être utilisés : (1) pour stocker une base de données d'ouvrage en exploitation ou ayant subi une défaillance ; (2-3) pour analyser l'état d'une structure et estimer ou prévoir les risques associés et (4) pour identifier les causes ou raisons probables des défaillances lorsqu'elles se produisent. Dans la première utilisation, l'utilisateur pourra mettre en œuvre une base de données et avoir à un instant  $t$  une photographie de l'état des ouvrages d'art et de leurs environnements. Dans la deuxième et troisième utilisation, l'utilisateur pourra, grâce à l'outil, évaluer l'état des infrastructures et prédire différents scénarios de défaillance possibles. Enfin, l'utilisateur pourra mettre en évidence ou identifier les causes possibles de certaines défaillances passées, afin d'en tirer des leçons. Une base de données graphe et des outils d'aide au diagnostic, au contrôle et à la compréhension des défaillances a été initié dans le domaine des barrages (Baudrit et al., 2022) et des ponts (Okina and Ahouet, 2021).

#### A. Base de données et requête

Il est possible de décrire à l'aide des graphes conceptuels tout type d'ouvrage. Prenons l'exemple de l'effondrement du pont Hintze Ribeiro sur le fleuve Douro au Portugal en 2001 (Sousa and Bastos, 2013). Des problèmes liés à la structure sont les causes majeures de la catastrophe. L'érosion des colonnes pendant 116 ans et l'affouillement semblent être les principaux mécanismes responsables de l'effondrement. L'affouillement a été aggravé par (1) l'extraction d'une quantité excessive de sable pendant 20 ans et (2) la modification du lit de la rivière par la construction de barrages en amont et en aval. En ajoutant par exemple Pile et Tablier (resp. Pluie et Affouillement) comme sous concept de Composant (resp. Environnement externe) dans l'ontologie de base (support terminologique), il est possible de formaliser et représenter la défaillance du pont Hintze Ribeiro (voir le graphe factuel partiel en figure 6).

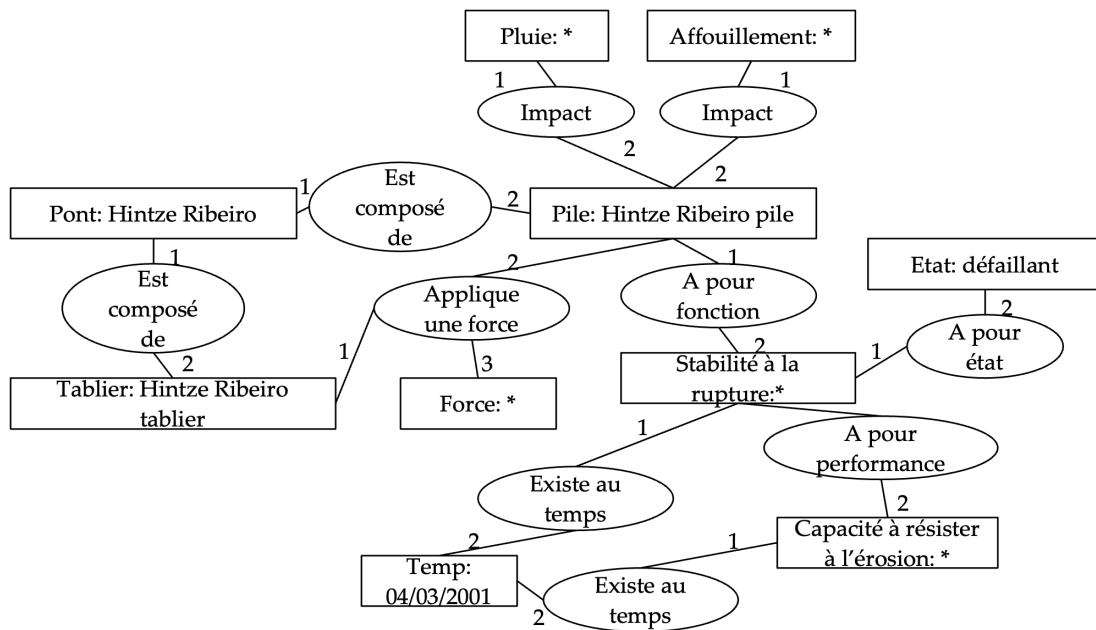


Figure 6: Représentation partielle de la défaillance du pont Hintze Ribeiro en mars 2001

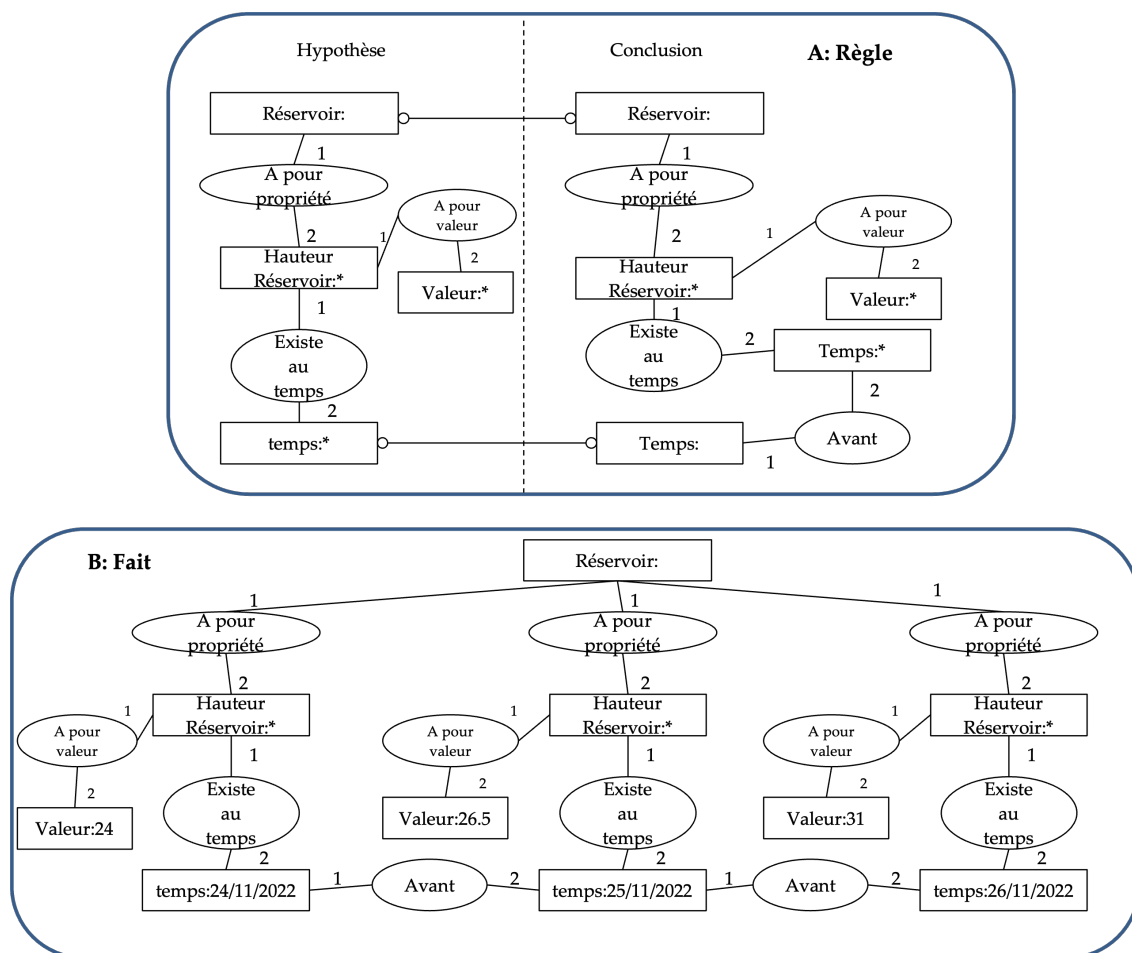


Figure 7: Graphe de prédiction (B) de la hauteur d'eau dans le réservoir en appliquant la règle (A)

### B. Diagnostic et prédiction

L'environnement et les processus d'altération représentent les facteurs de risque qui affectent les performances des composants d'un ouvrage en dégradant son état. Prenons le cas d'un barrage en remblai confronté à de l'érosion et de la pluie avec un déversoir qui peut être ou non obstrué. Supposons qu'il soit soumis à de fortes pluies avec un déversoir qui n'a pas la capacité à évacuer le trop plein menant à un débordement et à une érosion du barrage. En appliquant la règle (A) illustrée dans la figure 7 associée à un script calculant la hauteur d'eau en fonction d'un coefficient de ruissellement et une capacité d'évacuation, il est possible de simuler la montée des eaux dans le réservoir et d'obtenir un graphe de prédiction (voir figure 7.B) qui viendra alimenter la base de données.

Scenario	Jour 1	Jour 2	Jour 3	Jour 4	Jour 5	Jour 6	Jour 7	Jour 8	Jour 9
Pluie ( $m \times day^{-1}$ )	0,05	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	
Obstruction {0,1}	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Hauteur d'eau dans le réservoir (m)	24	26,5	30	31	31	31	31	31	28
Largeur de crête (m)	10	10	10	10	7	4	1	0	0
Hauteur du corps de barrage (m)	30	30	30	30	30	30	30	30	27
Fonction du déversoir	assurée	assurée	assurée	assurée	assurée	assurée	assurée	assurée	assurée
Fonction du réservoir	assurée	assurée	assurée	défaillante	défaillante	défaillante	défaillante	défaillante	défaillante

**Tableau 1: Résultats de simulation en utilisant des règles d'inférence selon un scénario où les précipitations augmentent dès le premier jour dépassant la capacité du déversoir.**

Le tableau 1 résume une partie des états simulés des caractéristiques du barrage après utilisation des règles d'inférence et des modèles. La simulation nous montre que le déversoir ne parvient pas à évacuer l'eau du le réservoir. Le niveau d'eau (31 m) dans le réservoir dépasse la hauteur du corps du barrage (30 m) le quatrième jour, ce qui entraîne un débordement. Le fonctionnement du déversoir est assuré mais il est incapable d'évacuer suffisamment d'eau, ce qui indique que le déversoir a été mal conçu. Ce débordement implique une érosion de la crête entraînant une diminution de 3 m du corps du barrage le neuvième jour.

### C. Application à l'ingénierie forensique

L'objectif de cette section est de mettre en évidence la capacité de l'approche à traiter l'ingénierie forensique permettant de définir les responsabilités et de tirer des leçons des défaillances passées. L'outil a pour vocation de permettre aux concepteurs et aux constructeurs ou aux gestionnaires de développer des alternatives plus sûres et d'améliorer leurs pratiques. Dans le domaine biomédical, Mujtaba et al., 2018 ont proposé un modèle conceptuel à base de graphes pour classer les rapports d'autopsie médico-légaux.

Supposons qu'un expert souhaite identifier des situations de défaillance similaires à une défaillance survenue sur un ouvrage ; toute information sur des cas similaires pourrait informer les experts sur les raisons possibles qui ont mené à la défaillance. Dans ce but, l'utilisation de

graphes de requêtes permet aux utilisateurs de trouver des cas similaires dans la base de données de graphes factuels disponibles. Par exemple, considérons qu'un expert est confronté à un système de barrage en remblai qui a subi une brèche. L'expert souhaite identifier les situations dans lesquelles des défaillances similaires se sont produites auparavant. L'expert peut formuler sa requête sous la forme d'un graphe qui est projeté dans la base de données graphes et l'outil propose un ensemble de graphes dont le barrage de Baia Mare en Roumanie (Soldán et al., 2001) fait par exemple partie. L'expert apprend dans ce cas qu'il y a eu de fortes précipitations de pluie et de neige. L'exploitation de l'ensemble du graphe permettra aux experts de connaître les différents états des fonctions des composants dans le temps qui ont conduit à la défaillance. Cette utilisation de l'outil est similaire à une recherche documentaire, dans laquelle l'outil automatise la recherche. L'utilisateur peut ainsi bénéficier d'exemples concrets antérieurs, lui permettant d'enrichir l'analyse. A noter que cela peut être aussi utilisé pour l'enseignement et la formation en proposant des cas documentés et bien formalisés permettant à des apprenants de comprendre les mécanismes de défaillance en jeu.

#### IV. CONCLUSION

Cet article illustre le processus de mise en œuvre d'outils IA basées sur des modèles de connaissances appliquées dans le domaine des ouvrages. Il permet aux utilisateurs, y compris les scientifiques, les ingénieurs et les experts, de facilement (1) intégrer les informations interconnectées liées aux ouvrages, (2) effectuer des inférences pour prédire, comprendre et apprendre et (3) déduire de nouvelles connaissances. Une base de données de faits substantiels, documentés par des centaines ou des milliers de cas, permettra aux utilisateurs de dépasser les limites des pratiques actuelles liées à la capacité d'expertise et à la mémoire. Le modèle IA développé associé au formalisme de graphes conceptuels est suffisamment générique et polyvalent pour traiter différents types d'ouvrage. Un avantage du modèle est qu'il peut être mis à jour ou enrichi dans un processus itératif sans endommager l'ensemble du modèle et prendre en compte l'ensemble des incertitudes. Plusieurs solutions peuvent être explorées pour améliorer la base de connaissances : benchmark avec des experts, enquêtes, etc.

#### REFERENCES

- Baudrit, C., Taillandier, F., Curt, C., Hoang, Q.A., Sbartai, Z.-M., Breyse, D., 2022. Graph based knowledge models for capitalizing, predicting and learning: A proof of concept applied to the dam systems. *Adv. Eng. Inform.* 52, 101551. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2022.101551>
- Blockley, D.I., 1980. *The Nature of Structural Design and Safety*. Prentice Hall Europe, Chichester u.a.
- Bokade, R., Navato, A., Ouyang, R., Jin, X., Chou, C.-A., Ostadabbas, S., Mueller, A.V., 2021. A cross-disciplinary comparison of multimodal data fusion approaches and applications: Accelerating learning through trans-disciplinary information sharing. *Expert Syst. Appl.* 165, 113885. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113885>
- Buche, P., Cuq, B., Fortin, J., Sipieter, C., 2019. Expertise-based decision support for managing food quality in agri-food companies. *Comput. Electron. Agric.* 163, 104843. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.05.052>

- Chein, M., Mugnier, M.-L., 2009. Graph-based Knowledge Representation: Computational Foundations of Conceptual Graphs, Advanced Information and Knowledge Processing. Springer-Verlag, London. <https://doi.org/10.1007/978-1-84800-286-9>
- Choi, B.C.K., Pak, A.W.P., 2006. Multidisciplinarity, interdisciplinarity and transdisciplinarity in health research, services, education and policy: 1. Definitions, objectives, and evidence of effectiveness. *Clin. Investig. Med. Med. Clin. Exp.* 29, 351–364.
- Doumbouya, M.B., Kamsu-Foguem, B., Kenfack, H., Foguem, C., 2015. Combining conceptual graphs and argumentation for aiding in the teleexpertise. *Comput. Biol. Med.* 63, 157–168. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2015.05.012>
- Garg, R.K., Chandra, S., Kumar, A., 2022. Analysis of bridge failures in India from 1977 to 2017. *Struct. Infrastruct. Eng.* 18, 295–312. <https://doi.org/10.1080/15732479.2020.1832539>
- Heckerman, D., 2008. A Tutorial on Learning with Bayesian Networks, in: Holmes, D.E., Jain, L.C. (Eds.), *Innovations in Bayesian Networks: Theory and Applications*, Studies in Computational Intelligence. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 33–82. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-85066-3\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-540-85066-3_3)
- Kamsu-Foguem, B., Noyes, D., 2013. Graph-based reasoning in collaborative knowledge management for industrial maintenance. *Comput. Ind.* 64, 998–1013. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2013.06.013>
- Mohtasham Moein, M., Saradar, A., Rahmati, K., Ghasemzadeh Mousavinejad, S.H., Bristow, J., Aramali, V., Karakouzian, M., 2023. Predictive models for concrete properties using machine learning and deep learning approaches: A review. *J. Build. Eng.* 63, 105444. <https://doi.org/10.1016/j.job.2022.105444>
- Mujtaba, G., Shuib, L., Raj, R.G., Rajandram, R., Shaikh, K., Al-Garadi, M.A., 2018. Classification of forensic autopsy reports through conceptual graph-based document representation model. *J. Biomed. Inform.* 82, 88–105. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2018.04.013>
- Nielsen, T.D., JENSEN, F.V., 2007. *Bayesian Networks and Decision Graphs*, 2nd edition. ed. Springer, New York.
- Okina, S.N., Ahouet, L., 2021. Modélisation des processus d’altération des ponts : application au contexte local du Congo. *Sci. Appliquées Ing.* 2, 32–41.
- Salmerón, A., Rumí, R., Langseth, H., Nielsen, T.D., Madsen, A.L., 2018. A Review of Inference Algorithms for Hybrid Bayesian Networks. *J. Artif. Intell. Res.* 62, 799–828. <https://doi.org/10.1613/jair.1.11228>
- Silva Rotta, L.H., Alcântara, E., Park, E., Negri, R.G., Lin, Y.N., Bernardo, N., Mendes, T.S.G., Souza Filho, C.R., 2020. The 2019 Brumadinho tailings dam collapse: Possible cause and impacts of the worst human and environmental disaster in Brazil. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation* 90, 102119. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102119>
- Soldán, P., Pavonic, M., Boucek, J., Kokes, J., 2001. Baia Mare accident--brief ecotoxicological report of Czech experts. *Ecotoxicol. Environ. Saf.* 49, 255–261. <https://doi.org/10.1006/eesa.2001.2070>
- Sousa, J.J., Bastos, L., 2013. Multi-temporal SAR interferometry reveals acceleration of bridge sinking before collapse. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.* 13, 659–667. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-659-2013>
- Wiegerinck, W., Burgers, W., Kappen, B., 2013. Bayesian Networks, Introduction and Practical Applications, in: Bianchini, M., Maggini, M., Jain, L.C. (Eds.), *Handbook on Neural Information Processing*, Intelligent Systems Reference Library. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 401–431. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-36657-4\\_12](https://doi.org/10.1007/978-3-642-36657-4_12)