Amélioration de l'optimisation des ponts sur routes à faible débit : approches hybrides de l'IA, des systèmes experts aux invites de type LLM

R. Erfani, ing., Ph. D.
Ingénieur des ponts
Ministère des Transports et de la Mobilité durable
Montréal (Québec)
reza.erfani@transports.gouv.qc.ca

Exposé écrit préparé pour la séance sur les structures
Congrès-exposition 2026 de l'Association des transports du Canada (ATC)
Winnipeg (Manitoba)

Résumé

La conception préliminaire d'un pont doit respecter en même temps des contraintes hydrauliques, géotechniques, structurales, environnementales et économiques. Parallèlement, les contraintes budgétaires (en particulier pour les ponts sur routes à faible débit), l'évolution des marchés de la construction et les changements technologiques mettent en évidence le besoin de solutions plus efficaces qui peuvent être rapidement implantées tout au long du processus de planification et de conception des ponts. Le potentiel des systèmes de conception de ponts assistée par l'intelligence artificielle (IA) pour accroître l'efficacité tout en maintenant la responsabilité des ingénieurs y est examiné.

Après un bref survol des technologies d'IA actuelles, cet article présente un système expert déclaratif développé en SWI-Prolog qui lit les propriétés du sol et d'autres caractéristiques du site afin de générer et de comparer différentes configurations de pont dans la conception préliminaire. En exploitant le mécanisme de retour arrière (*backtracking*) intégré à Prolog, le programme explore systématiquement les combinaisons faisables en ce qui concerne le nombre de travées, les configurations de remblai et de mur de soutènement ainsi que les longueurs de poutres standards, tout en excluant automatiquement les solutions géométriquement ou structuralement irréalisables. L'arbre de solutions du système expert qui en résulte est présenté pour illustrer la logique de recherche par embranchement utilisée pour générer des configurations de pont valides et éliminer les solutions irréalisables. L'article intègre en outre le système expert à des grands modèles de langage (*large language model* [LLM]) et traite de leur développement hybride et de leur performance.

1. Introduction

Actuellement, de nombreuses juridictions font face à un grand nombre de ponts sur routes à faible débit approchant de la fin de leur durée de vie utile. De plus, les contraintes budgétaires ainsi que l'évolution des marchés et des technologies motivent le besoin de solutions plus efficaces qui peuvent être

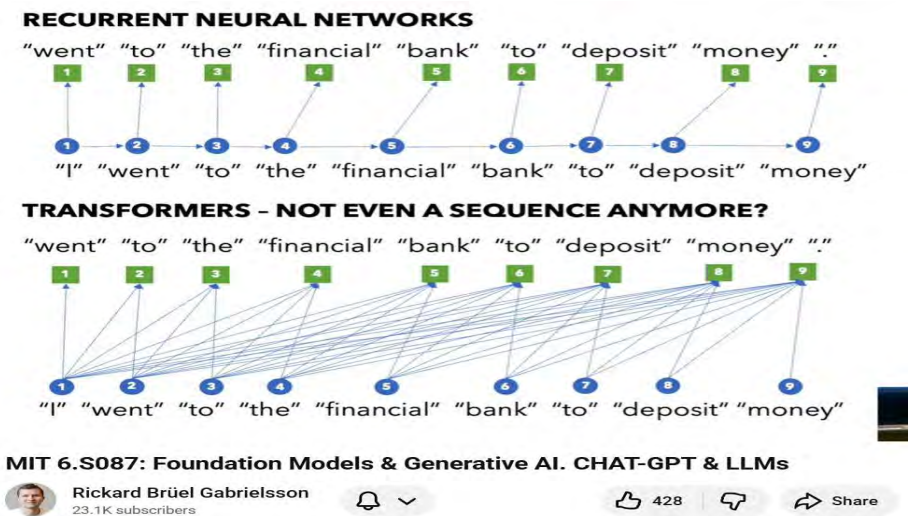
rapidement implantées à chaque étape du processus de conception. La conception préliminaire, la conception finale, la préparation des contrats et la construction sont à repenser afin de trouver des gains d'efficacité. Ce travail explore une place pour l'IA dans la conception préliminaire.

La conception préliminaire d'un pont qui enjambe un cours d'eau exige un raisonnement qui mobilise simultanément plusieurs domaines d'ingénierie interdépendants : les exigences hydrauliques établissent une largeur d'ouverture minimale et un niveau des hautes eaux de conception; la stratigraphie du sol détermine le type, la géométrie et la profondeur des unités de fondation et des remblais; l'empreinte de l'appui détermine la longueur du pont; et de nombreuses autres considérations environnementales et de construction contraignent le projet. Chaque étape de conception dépend des extrants de l'étape précédente. De nombreuses itérations peuvent être nécessaires, et les relations ne sont pas déterministes : plusieurs interprétations valides du profil de sol, des arrangements de travées et des types de murs existent simultanément. Les approches conventionnelles par tableur et logiciel d'analyse exigent que le concepteur fixe des hypothèses en ne travaillant que vers une seule solution. On dit que l'arbre des solutions possibles s'effondre alors en une seule branche pour l'espace de conception. Les ingénieurs utilisent des heuristiques de l'industrie pour sélectionner d'une à trois solutions de rechange à étudier manuellement. De nombreuses solutions réalisables et pistes d'innovation possibles peuvent être systématiquement manquées.

Cet article soutient que la programmation logique déclarative – plus précisément un système expert implémenté en SWI-Prolog – convient naturellement à ce problème, car son mécanisme de retour arrière intégré explore de manière exhaustive toutes les branches réalisables d'un espace de solutions. Aujourd'hui, avec des aides à la programmation comme Claude, un ingénieur des ponts expérimenté peut coder un système expert rapidement (en quelques mois plutôt qu'en plusieurs années) sans avoir besoin d'un programmeur.

Cet article présente une mise en contexte des technologies d'IA et de LLM afin de placer respectivement les systèmes experts et l'IA générative dans la boîte à outils de l'ingénieur. Un modeste système expert d'environ 600 lignes encode les contraintes multidisciplinaires d'un pont rural et génère une liste de solutions aux fins d'évaluation comparative. De plus, un système hybride intégrant des LLM est présenté à la fois comme une interface humaine et comme un agent génératif.

Figure 1. Architecture du modèle transformeur.



Source : MIT 6.S087, Rickard Brüel Gabrielsson, YouTube.

2. Contexte : IA, LLM et programmation logique

Cette section présente un survol concis des technologies d'IA mentionnées dans cet article afin d'en faciliter la compréhension par les ingénieurs qui pourraient les découvrir pour la première fois dans un contexte professionnel.

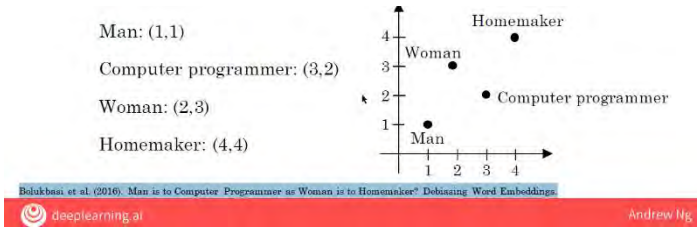
2.1. Apprentissage automatique et LLM

Voici une explication simplifiée de l'apprentissage automatique à l'intention des ingénieurs. À la base, l'apprentissage automatique est analogue à une analyse de régression multivariables : le modèle effectue des itérations sur un ensemble de données d'entraînement afin de trouver les constantes qui minimisent l'erreur de prédiction d'une fonction $y = f(x_1, \ldots, x_n)$. Le choix des constantes qui minimisent l'erreur est appelé *apprentissage*, ou *apprentissage supervisé*. Plutôt qu'un polynôme, la fonction serait la somme de nombreux fonctions sigmoïds, une version continue, régulière et non linéaire de la fonction échelon de Kronecker. En étendant progressivement cette idée à des régressions de régressions, on obtient l'architecture des réseaux de neurones de l'apprentissage profond (Ng, 2016). Dans des domaines spécialisés, l'apprentissage profond est utilisé comme une fonction multivariables capable de prédire des valeurs ou de regrouper des objets. Dans le cas des ponts sur routes à faible débit, l'ensemble de données existant comprend au mieux des dessins originaux numérisés et des données d'inspection. Aujourd'hui, avec l'évolution de l'industrie et les marchés changeants, nous ne cherchons pas à reconstruire les structures de la même manière. Ainsi, cette technologie d'IA n'est pas discutée davantage dans ce document.

Le modèle transformeur, à la base des LLM actuels, a été introduit en 2017. Il traite simultanément tous les jetons (mots ou parties de mots) à l'intérieur d'une fenêtre d'environ 500 mots, en comparant chaque jeton à tous les autres (figure 1). Ce traitement *pairwise* complet permet au modèle de capturer des relations à longue portée entre les parties d'une phrase ou d'un paragraphe. Cette approche s'est révélée beaucoup plus efficace que les méthodes précédentes, permettant une meilleure parallélisation de l'entraînement et, par conséquent, l'utilisation de plus grands ensembles de données. Ici, il n'existe

pas d'ensemble étiqueté de « bonnes réponses » à partir duquel apprendre – le modèle apprend plutôt des relations statistiques entre les mots directement à partir du texte lui-même. C'est ce qu'on appelle l'*apprentissage autosupervisé*, contrairement au modèle d'apprentissage profond du paragraphe précédent. Les LLM sont des modèles basés sur le modèle transformeur, entraînés de cette manière sur d'immenses corpus de texte – parfois des centaines de milliards de mots –, ce qui leur confère de larges capacités de génération de langage à usage général. Alors que l'apprentissage supervisé serait utilisé pour une tâche étroite et spécialement conçue (par exemple, classifier des radiographies par rapport à une vérité terrain étiquetée), un LLM est entraîné à prédire le mot suivant. À noter également que, lorsque l'on pose une question d'ingénierie à un LLM, celui-ci n'applique pas un algorithme d'ingénierie et n'effectue pas de calcul fondé sur des principes d'ingénierie. Il génère plutôt un texte qui ressemble statistiquement au contenu d'ingénierie observé durant son entraînement – une forme sophistiquée de complétion de motifs, et non un raisonnement ou un calcul propre au domaine.

Figure 2. Plongements lexicaux (*word embeddings*) en projection 2D.



Source : Andrew Ng, deeplearning.ai (Bolukbasi et al., 2016).

Les mots et concepts sont représentés à l'interne sous forme de vecteurs dans un espace à haute dimension. Cette approche de plongement vectoriel, illustrée à la figure 2, rapproche dans l'espace vectoriel les mots qui apparaissent souvent ensemble. Cela permet au modèle d'émuler une compréhension contextuelle semblable à celle des humains, biais compris. Par exemple, la relation vectorielle entre « homme » et « programmeur informatique » est géométriquement semblable à la relation entre « femme » et « femme au foyer », reflétant des tendances biaisées présentes dans les données d'entraînement.

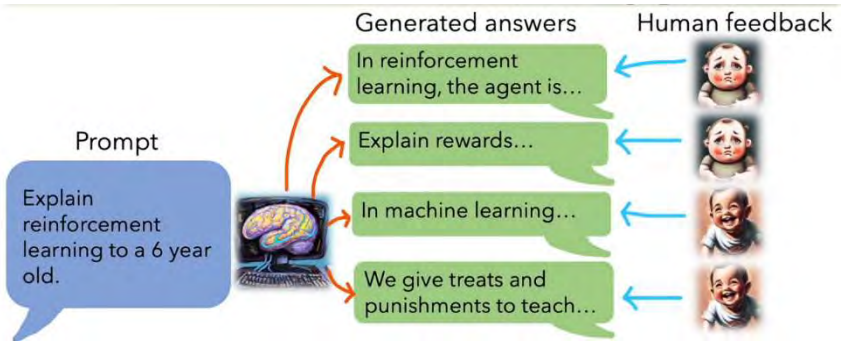
Par conséquent, une autre couche d'entraînement supervisé est ensuite appliquée afin d'orienter le modèle vers des réponses plus socialement acceptables. Dans cette couche d'apprentissage par renforcement à partir de la rétroaction humaine, le modèle génère plusieurs réponses candidates à une invite, des évaluateurs humains les notent, et le modèle est mis à jour pour favoriser les réponses les mieux notées (figure 3). Ce processus aligne les résultats du modèle sur les attentes de la société en matière de correction sociale et de sécurité.

Les LLM génèrent des réponses à partir d'une distribution de probabilités sur les mots suivants possibles, en fonction de l'invite fournie en entrée. La qualité et la pertinence des réponses sont donc très sensibles à la formulation de l'invite. Une invite bien structurée utilisant des motifs tels que l'attribution d'un rôle (« agis comme un ingénieur géotechnicien »), des exemples à peu d'occurrences (*few-shot*) ou des instructions explicites de raisonnement en chaîne (*chain-of-thought*) améliore considérablement la qualité des résultats.

2.2. Hallucination, raisonnement faible et responsabilité de l'ingénieur

Les LLM ne sont ni corrects (*soundness*) ni complets au sens logique. La correction renvoie à l'exactitude, tandis que la complétude garantit que toute solution valide peut être trouvée. En tant que « finisseurs » de phrases, les LLM peuvent produire des réponses assurées, fluides et entièrement incorrectes – un phénomène connu sous le nom d'*hallucination*. Cette limite est quantifiée par Han et al. (2024) pour les modèles de l'époque : LLaMA-13B (Meta AI, 13 milliards de paramètres) n'a obtenu que 34 % au test de raisonnement en logique formelle FOLIO, soit l'équivalent d'une supposition aléatoire.

Figure 3. Apprentissage par renforcement à partir de la rétroaction humaine.



Source : MIT 6.S087, Rickard Brüel Gabrielsson, YouTube.

Afin d'améliorer la performance des modèles, des modèles de plus grande taille ont été créés. Lorsqu'un LLM dépasse environ 100 milliards de paramètres, de nouvelles capacités apparaissent, absentes des modèles plus petits – un phénomène appelé *propriétés émergentes*. Ces nouvelles capacités peuvent reproduire de façon limitée des étapes de raisonnement présentes dans les données d'entraînement (par exemple, des recettes de cuisine et des énigmes de logique classiques). Des styles d'invites utilisant l'apprentissage à peu exemples (*few-shot learning*), la chaîne de pensée (*chain-of-thought*) et l'arbre de pensée (*tree-of-thought*) visent à déclencher ces propriétés afin d'explorer plusieurs chemins de raisonnement.

Les capacités d'un modèle LLM sont maintenant davantage augmentées grâce au cadre ReAct, qui équipe le LLM d'outils externes tels que des calculatrices, des interpréteurs Python et des démonstrateurs de théorèmes automatisés. Le modèle agit alors comme un agent employant divers outils au besoin, plutôt que comme un simple générateur de texte statique.

Au printemps 2025, les modèles les plus performants demeuraient toujours en deçà de la performance d'un expert humain pour les tâches d'ingénierie professionnelle (Sun et al., 2025). Dans le contexte de la configuration des ponts, bien que les résultats des LLM concernant le dimensionnement de la superstructure paraissaient raisonnables, la conception des culées, l'analyse des charges vives, le choix du système structural et le raisonnement sur les méthodes de construction étaient faibles et bien en deçà du travail attendu d'un ingénieur. De plus, les LLM produisent des réponses incohérentes.

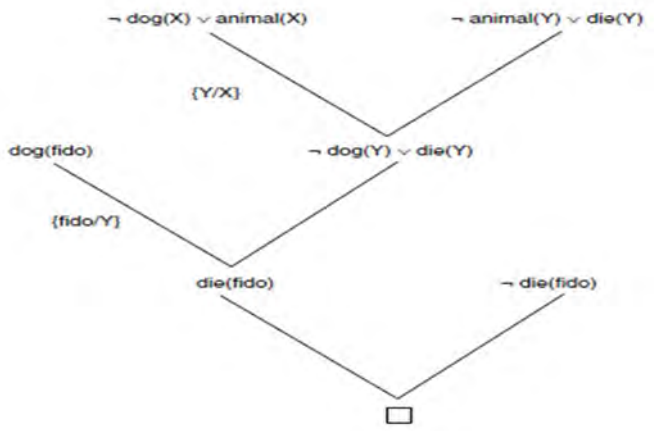
2.3. Programmation logique et système expert

La programmation logique, dont Prolog, développé dans les années 1970, est le représentant classique (Sterling et Shapiro, 1994), appartient à la tradition de l'IA classique (*good old-fashioned AI* [GOFAI]).

Contrairement à un modèle qui apprend des tendances statistiques à partir de données, le savoir est encodé manuellement par le programmeur sous forme de faits et de règles explicites. Les conclusions sont ensuite dérivées en substituant les faits dans l'arbre de décision et en identifiant et en testant le vrai ou le faux. En cas d'échec, une autre possibilité est vérifiée. C'est ce qu'on appelle le *retour arrière systématique* (*backtracking*) et l'*unification*, une procédure dérivée de la logique formelle du premier ordre. La figure 4 montre l'utilisation d'un arbre logique pour résoudre un syllogisme classique : Fido est un chien; tous les chiens sont des animaux; tous les animaux meurent; donc Fido mourra. Cette solution ne nécessite que quatre lignes de code Prolog, contre huit lignes ou plus en Python procédural, et produit une chaîne déductive prouvée correcte plutôt qu'une réponse statistiquement probable. On pourrait dire que Prolog obtiendrait un score de 100 % au test FOLIO si la question était correctement programmée en Prolog.

Pour les applications d'ingénierie exigeant des garanties de complétude et de correction, la programmation logique est l'outil de prédilection. Le système expert de configuration de ponts décrit dans cet article exploite précisément ces garanties.

Figure 4. Preuve par résolution pour le problème du chien qui meurt.



Source : Luger, 2009.

En revanche, les LLM excellent dans les tâches qui bénéficient de la reconnaissance du langage naturel : interpréter les rapports de forage, rédiger du texte structuré, résumés de documents et générer du code Prolog à partir d'invites de spécification. Par exemple, en soumettant à un LLM une section du *Manuel canadien d'ingénierie des fondations*, on peut produire en quelques secondes un code de calcul de la capacité portante du sol, démontrant que les LLM sont des accélérateurs utiles pour la construction de composantes de systèmes experts.

3. Arbre de solutions du système expert

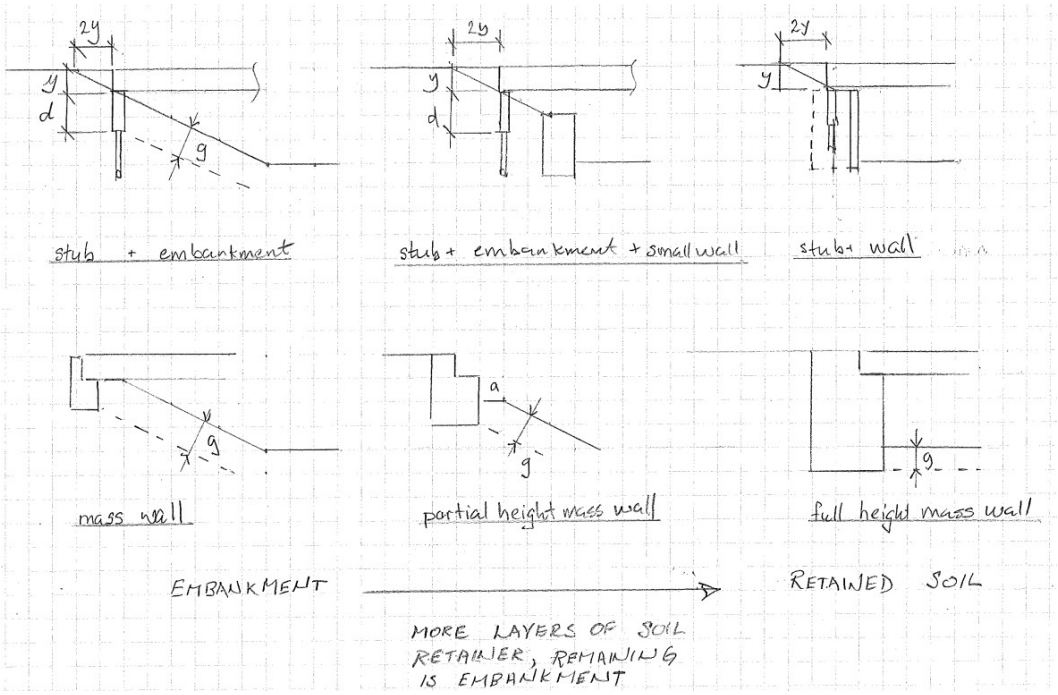
Les données requises au départ sont les relevés de forage, l'ouverture hydraulique, l'élévation d'approche et la profondeur de gel. Le système expert génère d'abord l'ensemble des géométries de remblai et des unités de fondation réalisables à partir des données (section 3.1), puis effectue un retour arrière sur le nombre de travées, les types de murs et les longueurs de poutres afin de construire l'arbre de solutions complet (section 3.2).

3.1. Génération du profil de sol et des types d'appuis

Les données de forage sont saisies sous forme de faits énumérant le type de sol, la densité et l'élévation supérieure de chaque strate. Un LLM s'est révélé utile pour lire des relevés de forage sur d'anciens dessins et pour fournir une entrée formatée pour Prolog. Le système expert convertit ces relevés en points d'échantillonnage également espacés à des intervalles de 1,5 m.

Un algorithme capable de générer différentes configurations des culées (fausse culée combinée ou non avec un mur en terre armée (*mechanically stabilized earth* [MSE]) ou un mur de soutènement massif en béton conventionnel, par exemple) était nécessaire. Il a fallu l'intervention d'une personne pour concevoir cet algorithme. Ce dernier parcourt la liste triée des strates à partir du lit de la rivière vers le haut et configure chaque couche de 1,5 m selon la nature du matériau : une retenue ou une pente à 2H : 1V pour le matériau granulaire, ou une coupe verticale pour le roc. Lorsque deux ou trois strates consécutives sont désignées comme retenues, un mur de soutènement plus grand est défini. La figure 5 montre comment différentes configurations sont obtenues : culée courte dans un remblai (aucune strate retenue), mur MSE à hauteur partielle avec culée courte (certaines strates retenues à partir du bas) et culée en porte-à-faux traditionnelle pleine hauteur (toutes les strates retenues). La génération de différentes combinaisons de pente et de sol confiné est le principal mécanisme par lequel le système expert explore de multiples géométries de remblai à partir d'une seule description de sol. Chaque configuration différente devient une branche dans l'arbre de recherche.

Figure 5. Générateur de configurations de remblai.



Les murs MSE, les murs en gabions, les mur-caissons en bois et les murs de soutènement en béton sont tous traités comme des murs poids et dimensionnés en conséquence. Différentes profondeurs de protection contre le gel peuvent être appliquées à chaque mur. La géométrie du mur de soutènement

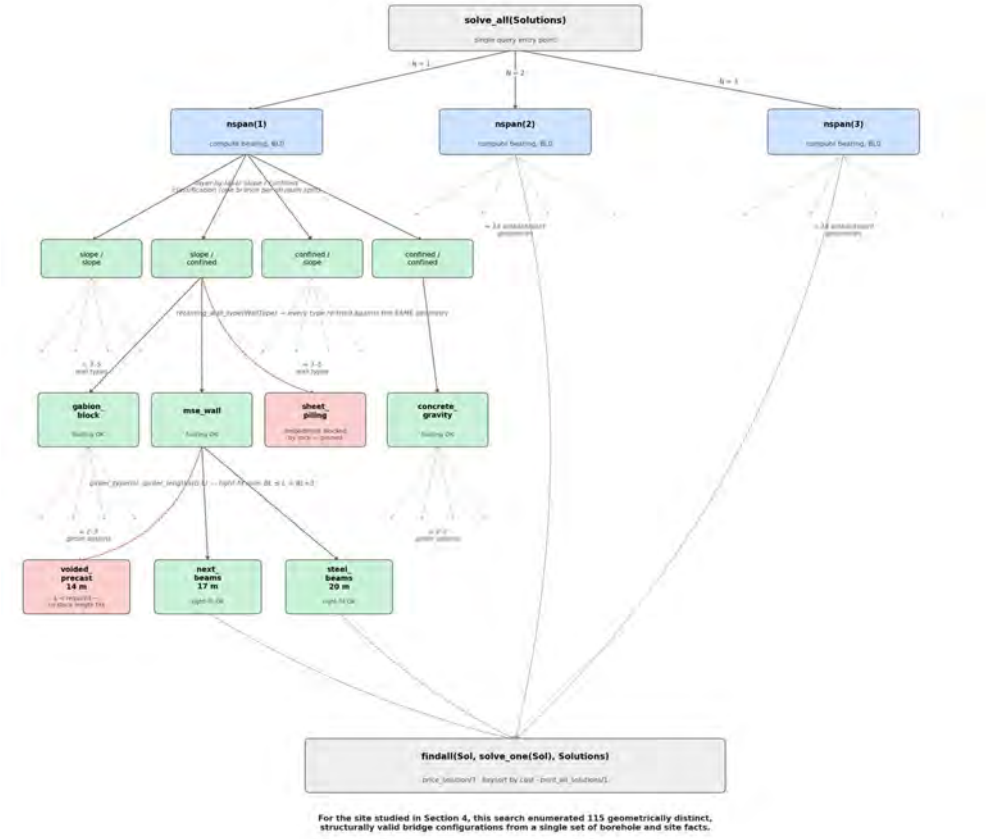
est conçue de façon rationnelle selon la méthode des contraintes admissibles (par souci de simplicité), ainsi que selon les limites de contrainte portante et de déflexion fondées sur le *Manuel canadien d'ingénierie des fondations* et la norme CSA S6:19. Des pieux sont choisis lorsque la conception du mur poids échoue aux limites de déflexion ou de portance.

3.2. Structure de l'arbre

L'arbre comporte quatre niveaux correspondant aux quatre grandes étapes décisionnelles de l'algorithme. À la racine, on effectue un retour arrière en considérant successivement les trois valeurs possibles pour les nombres des travées, soit 1, 2 et 3, ce qui crée trois branches principales. Dans chaque branche de nombre de travées, une configuration de remblai est trouvée, créant une sous-branche par combinaison. Puisqu'un site peut présenter plusieurs configurations de remblai-culée, les branches de solutions se multiplient, produisant la forme en éventail caractéristique, mais seulement quatre branches par travée sont montrées à la figure 6. De nombreux types de murs différents peuvent être envisagés pour retenir la hauteur de sol. Il s'agit du troisième niveau de l'arbre décisionnel. Chaque branche de configuration de culée produit une longueur de pont géométriquement unique. Au quatrième niveau, les longueurs de poutres standards disponibles sont testées pour chaque longueur de pont. Des longueurs standards sont considérées pour les poutres évidées ou les poutres NEXT, et des longueurs personnalisées sont considérées pour les poutres en acier. Lorsque la longueur de travée dépasse la longueur disponible, la solution échoue (feuilles rouges à la figure 6). La longueur totale de travée ne doit pas dépasser de plus de 3 m la longueur de pont requise – cela élimine les combinaisons insensées. Les configurations valides (feuilles vertes) sont recueillies dans la liste de solutions finale.

La représentation en arbre de solutions permet aux ingénieurs de comprendre et de vérifier la procédure et la complétude de l'algorithme. Elle aide également à déterminer quelles branches réussissent ou échouent systématiquement, et pourquoi. Ce niveau de traçabilité est absent des approches courantes par tableur, où les états intermédiaires sont écrasés à mesure que le concepteur applique des heuristiques et des raccourcis pour réduire la charge de travail.

Figure 6. Arbre de solutions du système expert.



3.3. Dérivation de la longueur du pont

La longueur du pont est dérivée directement de la géométrie conçue. Le système expert détermine soit une coordonnée *x* d'appui pour une culée traditionnelle, soit un élément de fausse culée. La longueur totale du pont est alors calculée par $L_{pont} = L_{hydraulique} + 2x_{appui}$. Ce couplage garantit qu'une solution avec un appui à talus produira un pont plus long qu'une solution avec un mur de soutènement MSE. Le choix des poutres s'ajuste automatiquement à cette différence.

3.4. Sélection des travées et modèle de coût

Le tableau 1 résume les prix unitaires utilisés par le système expert.

Chaque élément structural – poutres, murs de soutènement, pieux, remblais et protection contre l'affouillement – est établi individuellement et détaillé dans le rapport de solution final, permettant au concepteur de voir quelles composantes dominent le coût total. Dans ce travail, l'objectif était d'assembler les composantes du modèle afin d'en évaluer la faisabilité. Les prix unitaires jouent un rôle important dans la prise de décision et seront révisés lors des étapes futures.

3.5. Prolog et Python

Une question connexe soulevée pendant le développement était de savoir si ce système fonctionnerait aussi bien dans un langage à usage général comme Python plutôt qu'en Prolog. Fonctionnellement, oui : énumérer des configurations, en établir le prix et rapporter la solution la moins chère sont toutes des opérations que n'importe quel langage de programmation est capable d'exprimer. La différence pratique réside dans la fonctionnalité de recherche par retour arrière que Prolog offre nativement. En Python, le même comportement devrait être construit explicitement, reproduisant ainsi un mécanisme que Prolog fournit gratuitement.

4. Énumération des solutions et résultats

Les solutions peuvent être trouvées une à la fois, ou toutes les solutions peuvent être trouvées. Lors de la recherche de toutes les solutions, le système expert épuise tous les chemins de retour arrière et recueille chaque instance valide dans une liste structurée. La taille de l'espace de recherche est le produit du nombre de travées, des combinaisons de géométries de remblai, des types d'appuis permis et des longueurs de poutres compatibles.

Tableau 1. Prix unitaires pour l'estimation des coûts.

Composante	**Taux unitaire**	**Base**
Acier de construction (poutre)	10 $/kg	Fourniture, fabrication, érection
Béton de tablier armé	2 400 $/m³	Fourniture, mise en place, armature
Poutre préfabriquée à âme évidée	2 000 $/m par poutre	Fourniture, transport, érection
Poutre préfabriquée NEXT	5 000 $/m par poutre	Fourniture, transport, érection
Mur poids en béton / chevêtre	2 000 $/m³	Incl. environ 500 $/m³ d'armature
Mur en terre armée (MSE)	600 $/m³	Panneau de parement, géogrille, remblai granulaire
Mur en gabions	450 $/m³	Panier et remplissage de pierres
Mur-caisson de bois	2 000 $/m³	Acier et bois
Palplanche	1 100 $/m²	Fourniture et battage
Enrochement	150 $ / m²	Fourniture et mise en place
Pieu battu	600 $/m par pieu (x3 si ancré au roc)	Ancrage s'appliquant sous 5 m d'enfoncement
Pile intérieure (chevalet sur pieux tubulaires)	20 000 $/m de largeur de pont	

Le tableau 2 présente les résultats d'une étude paramétrique comparant la configuration la moins chère globalement pour l'appui à talus, le mur en terre armée (MSE), le mur en gabions, le mur-caisson de bois et la culée en béton à pleine hauteur, pour trois hauteurs d'appui (5, 7 ou 9 m), deux densités de sol (granulaire lâche ou dense) et trois profondeurs de roc sous le fond de la rivière (0, 4 et 8 m). Deux

hypothèses particulières ont été posées pour la protection contre l'affouillement : 1) les murs en gabions peuvent être prolongés jusqu'à la profondeur d'affouillement; 2) les murs MSE doivent être combinés à 4 m de palplanches. Les observations suivantes sont formulées :

1. La culée en porte-à-faux en béton pleine hauteur n'est jamais la configuration la moins chère parmi les cas examinés. Elle demeure toutefois compétitive pour de plus faibles hauteurs d'appui sur le roc ou un remblai dense.
2. Les fausses culées constituent la solution la moins chère sur un sol lâche. Elles évitent complètement la construction d'une fondation de mur.
3. Le mur en gabions avec une fausse culée est la solution la moins chère dans la plupart des cas. Les murs MSE sont presque du même prix, mais sont limités aux profondeurs de roc qui permettent l'installation de palplanches.

La configuration à moindre coût varie selon la profondeur du roc et la densité du sol. Cette sensibilité serait difficile à anticiper par des calculs manuels et des heuristiques, car elle exige une comparaison exhaustive de différentes configurations de pont à travers de nombreux sites différents, ce qui illustre la valeur pratique de la recherche exhaustive par retour arrière (*backtracking*). De plus, même un ingénieur très expérimenté n'a pas nécessairement une expérience de toutes les variables possibles.

Le système expert permet également de comparer rapidement des contraintes de conception révisées, telles que les méthodes d'atténuation de l'affouillement, les limites de tassement acceptables ou la sensibilité aux prix unitaires.

Tableau 2. Comparaison des solutions énumérées.

Hauteur (m)	Densité de sol	Profondeur du roc (m)	Coût de la solution la moins chère au total ($)	Type	Coût de la solution avec un appui à talus ($)	Coût de la solution avec un mur MSE ($)	Coût de la solution avec un mur pleine hauteur ($)
5	Lâche	0	614 757	Gabion	749 933	615 203	676 400
5	Lâche	4	710 919	Appui à talus	710 919	–	1 088 500
5	Lâche	8	730 119	Appui à talus	730 119	770 839	958 900
5	Dense	0	614 757	Gabion	749 933	615 203	676 400
5	Dense	4	656 997	Gabion	710 919	–	932 500
5	Dense	8	676 197	Gabion	730 119	720 438	932 500
7	Lâche	0	716 561	Gabion	938 909	719 603	948 400
7	Lâche	4	880 695	Appui à talus	880 695	–	1 310 500
7	Lâche	8	894 505	MSE	899 895	965 239	1 137 700
7	Dense	0	716 561	Gabion	938 909	719 603	948 400
7	Dense	4	793 641	Gabion	880 695	–	1 112 500
7	Dense	8	809 905	MSE	899 895	853 639	1 107 700
9	Lâche	0	743 172	Gabion	1 044 624	764 742	1 300 400

9	Lâche	4	1 073 424	Appui à talus	1 073 424	–	1 598 500
9	Lâche	8	1 086 640	MSE	1 102 224	–	1 360 900
9	Dense	0	743 172	Gabion	1 044 624	764 742	1 300 400
9	Dense	4	986 561	Gabion	1 073 424	–	1 262 500
9	Dense	8	984 658	MSE	1 102 224	1 067 392	1 262 500

Le tableau 3 et la figure 7 présentent la comparaison des options pour les données d'entrée suivantes :

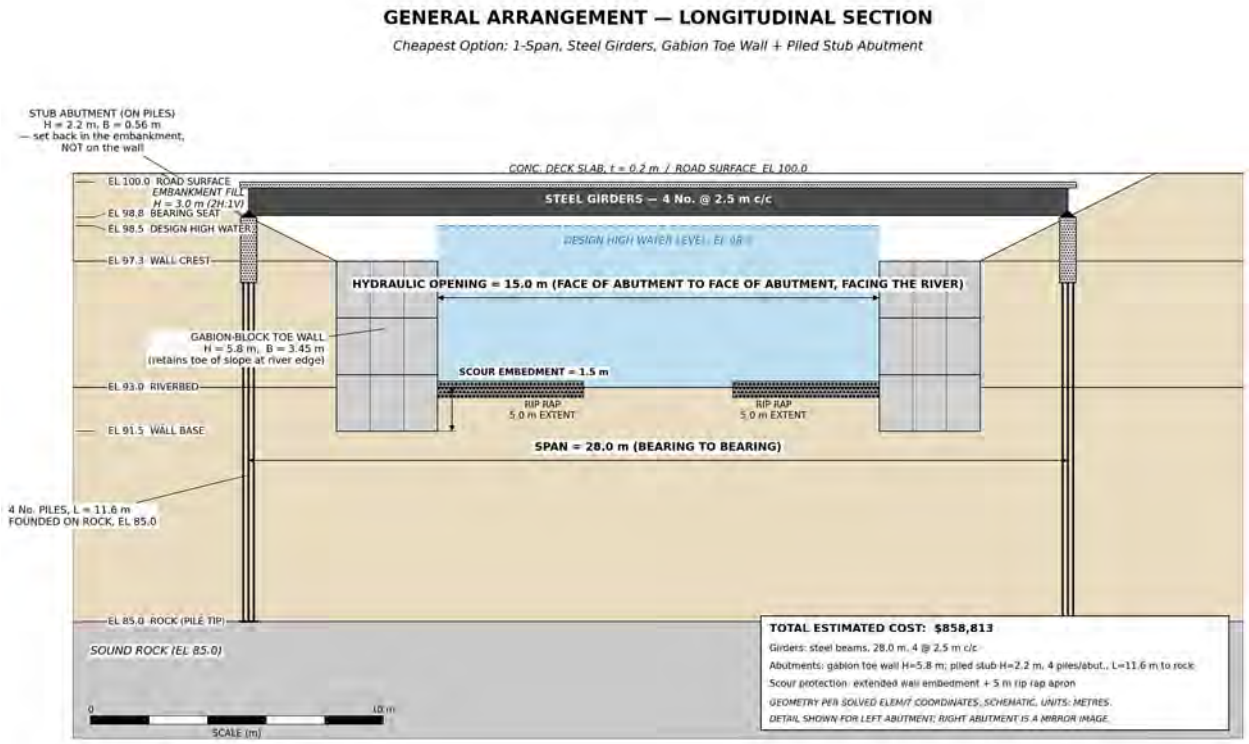
- Matériau granulaire moyennement dense à 93 m, et roc à 85 m;
- Surface de la chaussée à 100 m;
- Lit de la rivière à 93 m;
- Profondeur de gel de 2 m;
- Ouverture hydraulique de 15 m;
- Niveau des hautes eaux de conception de 98,5 m;
- Largeur de chaussée de 10 m.

Tableau 3. Problème standard – Quatre configurations de pont représentatives.

Paramètre	**Solution la moins chère**	**Solution avec un mur de gravité en béton pleine hauteur**	**Solution avec un fausse culée (1 travée)**	**Solution avec un fausse culée (2 travées)**
Nombre de travées	1	1	1	2
Type de poutre	En acier	NEXT	En acier	En acier
Longueur de travée (m)	28,0	17,0	39,0	20,0 + 20,0
Type d'appui	Fausse culée	Sur mur	Fausse culée	Fausse culée
Type de mur de soutènement	Bloc de gabion	Béton, gravité, cantilever	–	–
Nombre de piles	Aucune	Aucune	Aucune	1 × chevêtre sur pieux tubulaires
Dimension du mur (H × B) (m)	5,8 × 3,4	9,3 × 3,8	–	–
Dimension de la fausse culée (H × B) (m)	2,2 × 0,6	–	2,2 × 0,6	2,2 × 0,6
Rangées de pieux (*n* @ décalage, L)	4 @ 0,28 m, L = 11,6 m	8 @ 0,45 m; 6 @ 1,35 m; 4 @ 2,87 m, L = 6,0 m	4 @ 0,28 m, L = 11,6 m	4 @ 0,28 m, L = 11,6 m
Coût des poutres ($)	422 016	340 000	587 808	602 880
Coût du béton de tablier ($)	134 400	–	187 200	192 000

Coût du mur de soutènement ($)	180 090	697 500	–	–
Coût de fausse culée + pieux ($)	105 507	0 + 129 600	105 507	105 507
Coût du remblai ($)	1 800	–	4 380	4 380
Coût de l'enrochement ($)	15 000	15 000	15 000	15 000
Coût des piles ($)	–	–	–	200 000
Total ($)	**858 813**	**1 182 100**	**899 895**	**1 119 767**

Figure 7. Arrangement général – Coupe longitudinale de l'option la moins chère (une travée, poutres en acier, mur en gabions au pied de talus, culée courte sur pieux).



Claude Code exécute Prolog et utilise les résultats pour générer le tableau 3. La solution la moins chère proposée est un mur de soutènement en blocs de gabions, fondé à 1,5 m sous le lit de la rivière pour la protection contre l'affouillement, avec une fausse culée sur pieux. Ce choix découle du prix unitaire du mur en gabions de 2 600 $/m² (450 $/m³).

5. Module de configuration de pont et intégration des LLM

Le module de configuration de pont a été développé et intégré à un projet Claude sous la forme d'un agent. Historiquement, le développement de systèmes experts exigeait que des programmeurs

recueillent les connaissances d'experts du domaine par des entrevues et des ateliers, et des années de codage manuel s'ensuivaient. Dans le contexte de la conception des ponts, l'expertise de trois ou quatre disciplines d'ingénierie distinctes est généralement requise, et le domaine lui-même évolue continuellement. Les outils modernes permettent maintenant aux experts du domaine – avec une compréhension modeste de la programmation logique – de développer eux-mêmes des systèmes experts en quelques mois, aidés par des LLM générateurs de codes tels que Claude.

En tant que système hybride, le module fonctionnerait idéalement dans deux directions. Il aiderait à synthétiser les données de terrain – relevés de site, rapports géotechniques et descriptions de la géométrie de la traversée – et à les transformer en faits Prolog structurés servant d'entrées au système expert. Un ingénieur pourrait décrire un site en langage naturel et laisser le module extraire les paramètres pertinents (élévation du profil du terrain, niveau de crue de conception, capacité portante du sol) dans le format attendu par la base de connaissances Prolog. Dans le sens inverse, le module émulerait les processus du système expert afin de générer des résumés lisibles par l'humain, des tableaux comparatifs de coûts et des évaluations préliminaires des risques.

Cette intégration illustre une division délibérée du travail : le système expert assure une correction et une complétude prouvables sur l'espace de conception combinatoire, tandis que le module Claude apporte la fluidité en langage naturel et le raisonnement contextuel nécessaires pour rendre ces résultats accessibles et exploitables. Aucune des deux composantes ne remplace l'autre. Le système expert ne peut pas interpréter des descriptions de terrain ni facilement générer des sommaires variés; le modèle de langage ne peut pas garantir une énumération exhaustive ni la satisfaction formelle des contraintes.

6. Discussion et conclusion

Ici, la dérivation de la géométrie d'un pont ne se fait pas par des heuristiques d'ingénierie, mais par des étapes de conception rationnelles automatisées : un choix de configuration de culée est effectué, les murs de soutènement et les culées courtes sont conçus de façon rationnelle, bien que préliminaire, et la longueur du pont est déterminée directement à partir de la géométrie conçue de l'infrastructure. Chaque solution énumérée par le système expert est géométriquement cohérente, la sélection des travées de la superstructure étant déterminée par la géométrie calculée de l'appui et du soutènement. Le mécanisme de retour arrière sous-jacent à l'implémentation de Prolog produit une recherche véritablement exhaustive – et non un échantillon heuristique – garantissant qu'aucune configuration réalisable n'est omise par inadvertance. Cette garantie de complétude est l'avantage fondamental de l'approche par système expert par rapport aux méthodes par tableur et aux configurations générées par LLM, dont ni l'une ni l'autre ne peut fournir l'assurance formelle que l'espace des solutions a été entièrement exploré.

Une étude paramétrique portant sur différentes hauteurs de remblai, profondeurs du roc et densités de sol a donné les résultats suivants :

1. La culée en porte-à-faux en béton pleine hauteur n'est jamais la configuration au moindre coût dans les cas examinés. Elle demeure toutefois compétitive pour des hauteurs de culée plus courtes sur roc ou sur remblai dense.
2. Les fausse culées (*spill-through*) constituent la solution la plus économique sur un sol lâche. Elles permettent d'éviter entièrement la construction d'une fondation de mur.
3. Le mur en gabions à hauteur partielle avec culée courte (*stub abutment*) sur pieux est la solution la plus économique dans la plupart des cas. Les murs en terre armée (MSE) sont presque du

même prix, mais sont limités aux profondeurs de roc permettant l'installation de palplanches. Ces deux types de murs sont requis pour la protection contre l'affouillement.

6.1. Responsabilité de l'ingénieur

Le travail d'ingénierie comporte des responsabilités légales et éthiques que les outils d'IA ne partagent pas. Un ingénieur membre d'un ordre professionnel qui appose son sceau sur une conception demeure personnellement responsable de son exactitude, peu importe la façon dont cette conception a été générée. Les résultats des systèmes d'IA – qu'il s'agisse de systèmes experts basés sur des règles ou de LLM – doivent être traités comme des outils d'aide à la décision assujettis à une vérification indépendante, et non comme des substituts au jugement de l'ingénieur. L'architecture hybride proposée ici est conçue en tenant compte de cette exigence de responsabilité : le LLM synthétise les données de terrain et les transforme en entrées structurées; le LLM exécute le système expert qui énumère toutes les configurations valides avec une complétude garantie; et le LLM contribue au post-traitement et à la production de rapports. Cette division du travail harmonise les capacités de chaque composante avec les normes professionnelles qui régissent la pratique de l'ingénierie.

6.2. Limites et travaux futurs

Dans ce travail, l'objectif était d'assembler le modèle d'IA afin d'en évaluer la faisabilité pour la comparaison de solutions et les études paramétriques en phase préliminaire. Le modèle de coût actuel est donc préliminaire et a été utilisé pour le développement du modèle.

Les travaux futurs prévus comprendront une estimation affinée du coût des pieux, le chargement sismique, les ponts à culées intégrales ainsi qu'une intégration plus poussée avec le module de projet Claude pour l'interprétation automatisée des données de terrain et la génération de rapports.

Références

1. Ng, A. (2016). *Machine Learning*. Coursera, Stanford University.
2. Bolukbasi, T., Chang, K.-W., Zou, J. Y., Saligrama, V. et Kalai, A. T. (2016). *Man is to computer programmer as woman is to homemaker? Debiasing word embeddings*. NeurIPS Proceedings.
3. Sterling, L. et Shapiro, E. (1994). *The art of Prolog* (2e éd.). The MIT Press.
4. Luger, G. F. (2009). *Artificial intelligence: Structures and strategies for complex problem solving* (6e éd.). Pearson Education.
5. Han, S., Schoelkopf, H., Zhao, Y., Qi, Z., Riddell, M., Zhou, W., Coady, J., Peng, D., Qiao, Y., Benson, L., Sun, L., Wardle-Solano, A., Szabo, H., Zubova, E., Burtell, M., Fan, J., Liu, Y., Wong, B., Sailor, M.,… Radev, D. (2024). *FOLIO : Natural language reasoning with first-order logic*. arXiv.
6. Sun, Y., Zhou, P. et al. (2025). EngiBench: Reasoning benchmark for engineering-level tasks. arXiv.