

Un outil conversationnel basé sur un graphe de connaissances, des LLM et un modèle BERT pour les programmes d’alternance en France

Baba Mbaye¹ Diana Nurbakova² Duaa Baig^{1, 2}

(1) Effet B, 1 Rue Dr Fleury Papillon, 69100 Villeurbanne, France

(2) INSA Lyon, CNRS, Université Claude Bernard Lyon 1, LIRIS, UMR5205, 20 Avenue Albert Einstein, 69621 Villeurbanne, France

baba@effetb.com, diana.nurbakova@insa-lyon.fr, duaa.baig@insa-lyon.fr

RÉSUMÉ

Le suivi efficace de l’acquisition des compétences dans les programmes de l’alternance, présente des défis importants pour la technologie éducative. Cet article présente un nouvel agent conversationnel intégré dans un livret de formation numérique qui relève ces défis grâce à une architecture multimodale. Notre système intègre (1) un graphe de connaissances spécifique à un domaine, lié à des référentiels de compétences, (2) des grands modèles de langage (LLM) et (3) un composant génératif basé sur BERT. Cette approche hybride permet à la fois une représentation structurée des trajectoires d’apprentissage et des capacités d’interaction en langage naturel, ce qui permet un suivi nuancé des progrès et des interventions personnalisées. L’évaluation empirique démontre que le système fournit un retour d’information contextuellement pertinent qui s’adapte aux modèles d’apprentissage individuels, ce qui permet une acquisition plus efficace des compétences.

ABSTRACT

A Conversational Tool Based on Knowledge Graph, LLMs and BERT Model for Work-Study Programs in France

Effective skill acquisition monitoring in vocational training programs, particularly apprenticeships, presents significant challenges for educational technology. This paper introduces a novel conversational agent embedded within a digital training booklet that addresses these challenges through a multimodal architecture. Our system integrates (1) a domain-specific knowledge graph linked to competency frameworks, (2) state-of-the-art large language models (LLMs) and (3) a BERT-based generative component. This hybrid approach enables both structured representation of learning trajectories and natural language interaction capabilities, allowing for nuanced progress monitoring and personalized interventions. Empirical evaluation demonstrates that the system provides contextually relevant feedback that adapts to individual learning patterns, resulting in more efficient skill acquisition.

MOTS-CLÉS : Outil conversationnel, Graphe de connaissances, LLMs, BERT, programmes d’alternance.

KEYWORDS: Conversational tool, Knowledge graph, LLMs, BERT, Work-Study Programs.

ARTICLE : **Accepté à IA-ÉDU@CORIA-TALN 2025.**

1 Introduction

Les programmes en alternance combinent l'apprentissage académique et l'expérience professionnelle. Ils offrent de nombreux avantages, comme l'acquisition de compétences concrètes liées au domaine d'études, l'amélioration de l'employabilité des étudiants, et la possibilité d'appliquer des concepts théoriques dans des situations réelles ([University of Notre Dame, Australia et al., 2019](#)). Cependant, ces programmes rencontrent également plusieurs défis : la gestion du temps, la taille des promotions ([University of Notre Dame, Australia et al., 2019](#)), les difficultés de placement en entreprise ([Stanley & Xu, 2019](#)), ou encore l'équilibre entre le travail et les études ([Uclaray et al., 2023](#)).

Chaque programme de formation couvre un ensemble de compétences et de savoirs propres au métier visé. Traditionnellement, un livret de suivi est utilisé pour suivre les compétences acquises par les apprenants. Ce livret est consulté par les apprentis eux-mêmes, les tuteurs en entreprise, les formateurs de l'établissement scolaire et les responsables pédagogiques. Avec la transition numérique, ces livrets sont désormais disponibles sous forme digitale, permettant d'évaluer les progrès des apprenants et de valider les compétences. Cependant, ces versions numériques restent souvent statiques et nécessitent une saisie manuelle régulière. Pour simplifier les interactions avec le livret et limiter ces interventions manuelles, l'intégration d'un outil conversationnel intelligent peut être une solution pertinente ([Pérez et al., 2020](#); [Wollny et al., 2021](#)).

Les chatbots sont de plus en plus utilisés dans le domaine de l'éducation pour enrichir l'expérience d'apprentissage et apporter un soutien personnalisé. Ils peuvent servir d'assistants pédagogiques, aider à évaluer les étudiants et fournir un retour d'information en temps réel ([Pérez et al., 2020](#); [Georgescu, 2018](#); [Chamorro-Atalaya et al., 2023](#)). De plus, ils permettent un accompagnement individualisé en s'adaptant aux besoins spécifiques de chaque apprenant ([Wollny et al., 2021](#); [Alfehaid & Hammami, 2023](#); [Ramandanis & Xinogalos, 2023](#)). Pourtant, ces outils conversationnels n'ont pas encore été intégrés aux livrets numériques dans le cadre des programmes en alternance.

Pour combler ce manque, nous proposons un agent intelligent basé sur trois éléments principaux :

1. Un graphe de connaissances (GC) pour modéliser les compétences des apprentis et les programmes en alternance.
2. Un modèle de langage de grande taille (Large Language Model - LLM) pour analyser les requêtes des utilisateurs et les traduire en requêtes Cypher afin d'extraire les informations du graphe de connaissances.
3. Un modèle BERT ajusté (fine-tuned) ([Devlin et al., 2019](#)) pour générer des réponses précises et adaptées.

Notre approche se concentre sur trois scénarios :

- Sc1, Suivi des compétences acquises ;
- Sc2, Recommandation des compétences à développer ;
- Sc3, Suivi personnalisé et retour d'information.

Le reste du papier est organisé de la façon suivante. Nous présentons le contexte du travail dans la Section 2. Les Sections 3 et 4 décrivent notre outil conversationnel. Nous présentons nos expérimentations dans la Section 5, suivi de la discussion sur les défis et perspectives du travail (Section 6). Enfin, nous concluons le papier avec le résumé des contributions et les travaux futurs (Section 7).

2 Organisation et Environnement Éducatif des Formations en Alternance

Depuis les années 1990, la formation en alternance connaît une croissance importante ([Le Thuaut, 2005](#)). En 2022, on comptait environ 837 000 apprentis ([Ministère du Travail, 2024](#)). Cette augmentation est en grande partie due à la réforme de 2018, qui a renforcé les incitations financières et simplifié les démarches administratives ([Assemblée-Nationale, 2018](#)).

2.1 Un cadre réglementaire structurant

L'organisation des formations professionnelles est encadrée par *France Compétences* – un organisme public chargé de réguler la qualité et le financement des formations. Cette institution gère également le Répertoire National des Certifications Professionnelles (RNCP), un registre officiel qui recense toutes les qualifications reconnues par l'État. Chaque certification inscrite au RNCP est classée selon un référentiel national en 8 niveaux, correspondant aux différents degrés de qualification (du niveau CAP au doctorat). Ces certifications sont détaillées en blocs de compétences, qui définissent les savoir-faire et les critères d'évaluation attendus.

Un exemple concret est le diplôme d'ingénieur en informatique délivré par l'INSA Lyon, répertorié sous le code [RNCP35971](#). Ce diplôme est structuré en 5 blocs de compétences, parmi lesquels on trouve, par exemple, le bloc RNCP35971BC01, intitulé : "*Concevoir, développer et maintenir des logiciels de qualité*". Chaque bloc précise les compétences à maîtriser, comme la conception d'architectures logicielles complexes ou l'utilisation d'outils de modélisation.

Pour assurer le suivi des apprentissages, des carnets de suivi numériques sont utilisés. Parmi les plateformes les plus courantes, on peut citer [Campus skill](#), [GowizApp](#), [Kwark](#), [Sheldon skills](#) et [STUDEA](#). Ces outils permettent de documenter l'acquisition des compétences en temps réel.

2.2 Objectifs pédagogiques de notre outil numérique de suivi

L'intégration de notre solution numérique dans les parcours d'alternance répond à plusieurs objectifs pédagogiques :

1. Suivi automatisé des compétences : Ces outils permettent de suivre en temps réel l'évolution des compétences des apprentis, évitant ainsi les lourdeurs administratives liées au suivi manuel. Par exemple, un tuteur peut interroger le système pour savoir : "*Quelles compétences Jean a-t-il validées dans le module de développement logiciel ?*" et obtenir un résumé précis des progrès réalisés.
2. Recommandations personnalisées : Grâce à l'analyse des parcours d'apprentissage, ces systèmes suggèrent des compétences à prioriser en fonction des besoins de chaque apprenti. Par exemple, une question comme : "*Quelles compétences Marie devrait-elle travailler ensuite ?*" permettra au système de proposer un itinéraire de formation adapté.
3. Analyse comparative des performances : Ces outils offrent aussi la possibilité de comparer les performances d'un apprenti avec celles de ses pairs ou avec les attentes du programme. Par exemple, un tuteur peut demander : "*Comment Thomas progresse-t-il par rapport aux attentes ?*" et obtenir une analyse contextualisée.

2.3 Un outil au service de plusieurs publics

Ce type de système bénéficie à l'ensemble des acteurs impliqués dans les parcours d'alternance :

1. *Les apprentis* : Ils peuvent consulter en permanence l'état d'avancement de leurs compétences, identifier leurs points forts et les domaines à améliorer. Grâce aux recommandations personnalisées, ils peuvent aussi adapter leur apprentissage tout en restant en phase avec les objectifs de leur formation.
2. *Les tuteurs et formateurs* : Ces outils simplifient le suivi des apprentis en automatisant la collecte des données et en facilitant l'identification rapide des éventuelles difficultés. Cela permet aux encadrants de se concentrer sur des missions à plus forte valeur ajoutée, comme l'accompagnement personnalisé ou le coaching ciblé.
3. *Les établissements de formation* : À une échelle plus large, les données agrégées permettent aux institutions d'ajuster leurs programmes en fonction des évolutions du marché du travail. Cette approche favorise l'adaptation continue des cursus pour répondre aux nouvelles compétences demandées par les entreprises.

En combinant formation théorique et expérience professionnelle, les programmes en alternance jouent un rôle clé dans l'insertion et la montée en compétences des apprenants. L'usage d'outils numériques de suivi transforme ces parcours en rendant le suivi plus efficace, en personnalisant les recommandations et en facilitant l'évaluation des compétences. Cette approche innovante allège la charge administrative tout en renforçant la qualité de l'accompagnement pédagogique, au bénéfice de tous les acteurs de l'alternance.

3 Architecture Technique du Système Conversationnel

Cette section décrit les trois principaux composants de notre outil conversationnel : un graphe de connaissances (GC) modélisant le livret de formation numérique, des modèles de langage étendus (LLMs) pour l'analyse des requêtes utilisateurs, et un modèle BERT ajusté pour la génération de réponses.

3.1 Livret de Formation Numérique et Graphe de Connaissances

Le livret de formation numérique est un système dématérialisé de suivi des progrès des apprentis. Il automatise la collecte et l'organisation des données liées à la formation. Nous modélisons ce livret sous la forme d'un graphe de connaissances (GC) (Hogan *et al.*, 2022; Qu *et al.*, 2024) construit à partir de deux sources de données principales :

1. Données de suivi des progrès des apprentis issues de notre système de livret numérique.
2. Données de la plateforme France Compétences sur les compétences, qualifications et unités de formation.

Notre GC est composé d'entités/nœuds interconnectés représentant différents aspects du processus d'apprentissage :

- *Compétences* (5 020 nœuds) : Chaque compétence validée au sein du programme de formation est représentée comme un nœud, contenant des attributs tels que l'identifiant de la compétence, le niveau de compétence (aligné sur le cadre RNCP) et les critères d'évaluation.

- RNCP (188 nœuds) : Nœuds représentant les certifications reconnues par le Répertoire National des Certifications Professionnelles (RNCP).
- Catégories de Formation (170 nœuds) : Classifications générales regroupant des programmes connexes, comme "Informatique et Développement Logiciel."
- Cours de Formation (508 nœuds) : Programmes de formation spécifiques liés aux qualifications du RNCP.
- Apprentis (2 691 nœuds) : Chaque apprenti est un nœud avec des attributs suivant leurs progrès, les compétences validées et les dates d'acquisition.
- Formateurs/Tuteurs (2 010 nœuds) : Les formateurs des établissements éducatifs et des entreprises sont modélisés sous forme de nœuds liés aux apprentis.
- Écoles (46 nœuds) : Institutions offrant des programmes de formation liés aux compétences validées.
- Unités de Formation en Apprentissage (UFA) (413 nœuds) : Divisions spécialisées des écoles dédiées aux apprentissages.

Le KG capture les relations entre ces entités à travers des arêtes, notamment :

- HAS_SKILL (50 738 arêtes) : Relie les apprentis aux compétences acquises ;
- ATTENDS (2 903 arêtes) : Relie les apprentis aux cours de formation suivis ;
- HAS_RNCP (226 arêtes) : Relie les écoles aux certifications RNCP correspondantes.

Nous avons implémenté le GC en utilisant Neo4J, ce qui nous permet de suivre les parcours d'acquisition des compétences et de surveiller la progression des apprentis. Par exemple, lorsqu'un utilisateur demande : *"Quelles compétences l'apprenti Jean devrait-il prioriser ensuite ?"*, le système suit les chemins de relation pour identifier les compétences non validées pertinentes pour le programme de Jean.

3.2 LLMs pour l'Interprétation des Requêtes et la Reconnaissance d'Intentions

Nous exploitons des modèles de langage étendus (LLMs) comme GPT-4 pour l'interprétation des requêtes et la reconnaissance d'intentions (Wan *et al.*, 2024; Kumar, 2024). Bien que les LLMs excellent dans la compréhension du langage naturel, ils peuvent produire des affirmations factuellement incorrectes (Wang *et al.*, 2024). Pour pallier ce problème, notre système intègre le raisonnement des LLMs avec le GC en utilisant un cadre *Planification-Récupération-Raisonnement* inspiré de Luo *et al.* (Luo *et al.*, 2023).

Le traitement des requêtes utilisateur se fait en plusieurs étapes. D'abord, lors de la phase de planification, le modèle de langage large (LLM) identifie l'intention de l'utilisateur et génère des chemins de relation qui serviront de base pour la récupération des informations. Ensuite, durant la phase de récupération, les données pertinentes sont extraites du GC en suivant ces chemins de relation définis précédemment. Une fois les informations nécessaires récupérées, un modèle BERT ajusté intervient lors de la phase de raisonnement pour générer des réponses contextuelles et adaptées à la requête. Enfin, dans la phase de génération de réponse, le LLM produit une réponse finale en langage naturel, fluide et compréhensible pour l'utilisateur, tout en restant fidèle aux données extraites du GC.

Dans notre étude, nous avons évalué sept modèles de langage étendu (LLMs), à savoir GPT-4 (Achiam *et al.*, 2023), LLaMA-2 7B (Touvron *et al.*, 2023), GPT-J-6B (Wang, 2021), Falcon 7B (Almazrouei *et al.*, 2023), BLOOM (Workshop *et al.*, 2022) et Mistral 7B (Jiang, 2024), en fonction de plusieurs critères tels que la disponibilité, la précision et le score F1. Cette évaluation s'est basée

sur trois ensembles de données distincts : le premier, Sc1 : Open SQuAD (<https://tinyurl.com/2yup27s8>), qui comprend 27 713 requêtes ; le deuxième, Sc2 (<https://tinyurl.com/muw7vm96>) : Ensemble de Données sur les Carrières ; et le troisième, Sc3 (<https://tinyurl.com/bdh23acu>) : Ensemble de Données ASSISTments 2012-2013. Ces évaluations nous ont permis de comparer les performances des modèles dans des contextes variés et de choisir celui qui répondait le mieux à nos besoins en termes de précision et d'efficacité.

TABLE 1 – LLM comparaison

Modèle	GPT-4	LLaMA-2 7B	GPT-J-6B	Falcon 7B	BLOOM	Mistral 7B
Disponibilité	Payant	Gratuit	Gratuit	Gratuit	Gratuit	Gratuit
Précision (%)	84	82	81	78	73	72
Score F1 (%)	81	80	77	77	71	71

GPT-4 a obtenu la meilleure précision (84%) et le meilleur score F1 (81%), ce qui en fait le choix optimal pour notre implémentation. Sa capacité à structurer des réponses basées sur des données interconnectées s’aligne parfaitement avec notre GC.

3.3 Modèle de Raffinement basé sur BERT

Nous utilisons un modèle BERT (Devlin *et al.*, 2019) ajusté pour la génération de réponses et la reconnaissance d'intentions. Bien que les LLMs excellent dans la compréhension des requêtes, BERT garantit des réponses concises, précises et ancrées dans le GC.

Le modèle BERT est ajusté à l’aide de trois principales sources de données. La première source provient des données anonymisées du Livret de Formation Numérique qui sont issues de notre GC. La deuxième source est la documentation sur la Formation Professionnelle fournie par France Compétences, qui contient des informations essentielles sur les compétences et les parcours de formation. Enfin, la troisième source, EdNet, est une base de données éducatives à grande échelle qui inclut des interactions entre les étudiants et les plateformes d'apprentissage (Choi *et al.*, 2020).

Ce processus d’ajustement vise à améliorer les performances de BERT dans deux domaines clés, en affinant ses capacités de compréhension et de génération de réponses.

D’une part, il optimise la génération de réponses, permettant au modèle de produire des réponses plus précises, contextualisées et adaptées aux besoins des utilisateurs. Grâce à un entraînement sur les données du GC, BERT devient plus apte à identifier les informations pertinentes et à formuler des réponses cohérentes, en tenant compte du contexte et des nuances du langage. Cette optimisation contribue à une meilleure expérience utilisateur en réduisant les ambiguïtés et en améliorant la fluidité des échanges.

D’autre part, le processus améliore significativement la reconnaissance des intentions en permettant au modèle de classifier les requêtes avec une grande précision. Plus précisément, BERT est capable d’identifier et de catégoriser les intentions des utilisateurs dans les scénarios Sc1 à Sc3 avec une précision de 92 %) sur notre ensemble de test 1. Cette amélioration est cruciale pour affiner la compréhension du langage naturel et assurer une meilleure adéquation entre la demande de l'utilisateur et la réponse fournie.

Grâce à cet affinage, BERT devient plus performant et mieux adapté aux spécificités du domaine de la formation professionnelle. Il offre ainsi des interactions plus fluides, une meilleure compréhension des requêtes et une capacité accrue à répondre avec pertinence, contribuant à une optimisation globale de son utilisation dans ce contexte particulier.

4 Méthodologie

Notre approche repose sur l'intégration de trois composants complémentaires : notre GC pour la représentation structurée des données, GPT-4 pour la compréhension du langage naturel, et un modèle BERT affiné pour la génération des réponses. Cela permet une surveillance intelligente et un accompagnement personnalisé des apprentis, tout en garantissant la précision des informations et la pertinence contextuelle. Notre outil suit une architecture modulaire en pipeline (voir Figure 1), séparant l'analyse de la requête, la récupération d'informations et la génération des réponses. Cette conception modulaire assure une flexibilité accrue et permet une adaptation rapide aux évolutions technologiques. Grâce à cette approche, nous pouvons facilement intégrer de nouvelles fonctionnalités et affiner les modèles en fonction des besoins spécifiques des utilisateurs. De plus, l'architecture en pipeline favorise une meilleure gestion des ressources, optimisant ainsi les performances du système. Cela se traduit par une plus grande réactivité et une amélioration continue de la qualité des réponses fournies. Enfin, cette structure facilite l'évolutivité du système, permettant son déploiement à grande échelle sans compromettre son efficacité et sa précision.

1. **Analyse de la requête (GPT-4)** : lorsqu'un utilisateur soumet une requête, GPT-4 s'occupe d'extraire les entités clés (comme les noms des apprentis, les références de compétences), de déterminer l'intention et d'identifier les paramètres contextuels. Grâce aux capacités de compréhension contextuelle de GPT-4, nous obtenons un taux de précision de 84% dans l'interprétation des intentions des utilisateurs. Cette étape permet de comprendre clairement ce que l'utilisateur recherche, ce qui permet de fournir une réponse plus précise et pertinente.
2. **Raisonnement sur le GC** : la requête traitée est ensuite transformée en une requête Cypher pour récupérer des données structurées à partir du Graph de Connaissances. Cela permet de tirer parti de la structure du graphe pour effectuer des raisonnements complexes, tels que l'analyse des dépendances entre compétences, l'identification des lacunes, la proposition de recommandations personnalisées et des raisonnements basés sur les cohortes. Ce processus garantit que les réponses sont basées sur des données fiables et adaptées à chaque apprenti.
3. **Génération de la réponse (BERT)** : le modèle BERT, préalablement affiné, prend les données structurées extraites du GC et les transforme en une réponse en langage naturel. Ce processus permet de fournir des réponses cohérentes, faciles à comprendre et adaptées au contexte de l'utilisateur. Ainsi, l'outil offre des réponses qui sont à la fois précises et compréhensibles, tout en restant factuellement correctes.
4. **Intégration des retours** : les interactions des utilisateurs sont constamment surveillées pour améliorer la performance du système. Cette intégration des retours permet à l'outil de s'adapter et de se perfectionner au fur et à mesure des échanges, garantissant ainsi une amélioration continue de la qualité des réponses. De plus, un système d'apprentissage automatique permet d'ajuster dynamiquement les modèles en fonction des tendances émergentes et des besoins spécifiques des utilisateurs.
5. **Sécurité et éthique** : un volet essentiel de notre approche repose sur la sécurité et l'éthique dans l'utilisation des données. Nous mettons en place des protocoles stricts de protection des

données personnelles et assurons une conformité avec les réglementations en vigueur. Cela permet de garantir un usage responsable et transparent de l'intelligence artificielle, tout en préservant la confidentialité et l'intégrité des informations traitées.

Ainsi, notre approche modulaire et évolutive permet d'allier performance, adaptabilité et rigueur dans l'accompagnement des apprenants, tout en offrant des solutions adaptées aux défis de l'apprentissage et de la formation continue.

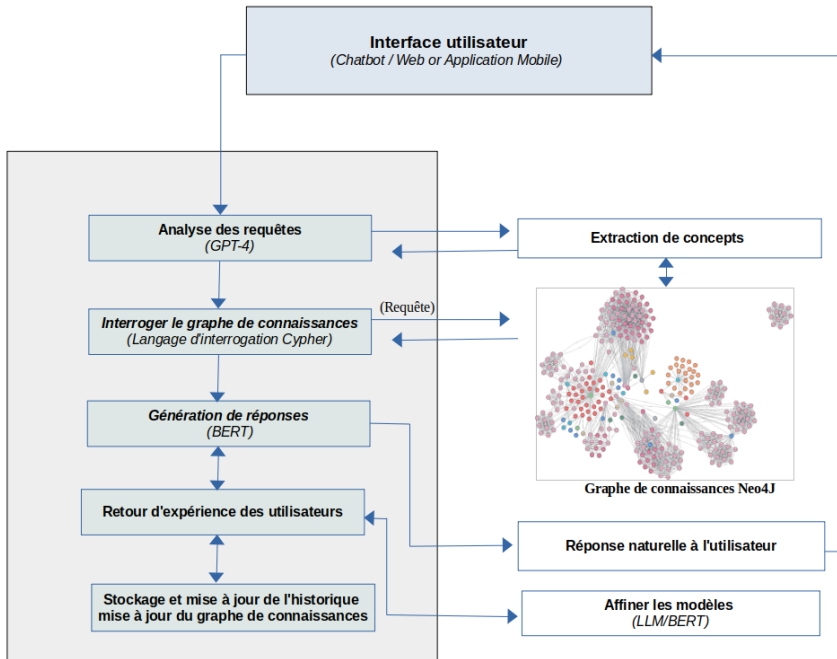


FIGURE 1 – Architecture système

5 Expérimentations et résultats

L'objectif de cette expérience était d'évaluer la performance technique d'un outil de conversation. Pour cela, un jeu de données de test composé de 1 500 requêtes a été élaboré, couvrant trois scénarios différents : surveillance des compétences, recommandation de compétences et suivi personnalisé. Les requêtes ont été collectées à partir de trois sources : Open SQuAD (<https://tinyurl.com/2yup27s8>), le Career Dataset (<https://tinyurl.com/muw7vm96>) et l'ASSISTments Data Set (<https://tinyurl.com/bdh23acu>). Quatre configurations ont été comparées pour déterminer l'approche optimale de performance :

1. LLM uniquement : Utilisation de GPT-4 pour comprendre les requêtes et générer des réponses.
2. BERT uniquement : Utilisation de BERT pour comprendre les requêtes et générer des réponses.
3. LLM+BERT : Utilisation de GPT-4 pour comprendre les requêtes et de BERT pour générer les réponses.

4. LLM+BERT+GC : Approche intégrée, combinant GPT-4, BERT et raisonnement basé sur notre GC.

Le tableau 2 ci-dessous montre que les performances des systèmes ont été évaluées en termes de précision et de score F1. L'approche LLM+BERT+GC s'est révélée bien plus performante que les autres configurations sur tous les indicateurs. En particulier, elle a atteint une précision de 93 % dans le scénario de surveillance des compétences.

TABLE 2 – Résultats comparatifs

Method	LLM-only	BERT-only	LLM+BERT	LLM+BERT+GC
Précision (%)	84	83	88	93
Score F1 (%)	81	80	85	92

L'approche intégrée a montré une grande efficacité dans les situations nécessitant un raisonnement complexe, telles que le recouplement des dépendances entre les compétences, les données de progression individuelles et les performances des groupes.

6 Défis et perspectives

Notre solution a permis de mettre en lumière plusieurs considérations clés pour l'intégration d'outils conversationnels basés sur l'IA dans la formation professionnelle. Parmi les défis principaux, on retrouve les problèmes de qualité et de cohérence des données, qui impactent fortement la fiabilité des réponses. Il est également nécessaire d'effectuer un ajustement continu des modèles d'IA afin de suivre l'évolution des programmes de formation. Un autre obstacle majeur réside dans les limitations d'interprétabilité des modèles de langage, ce qui nécessite des mécanismes pour expliquer les recommandations faites aux utilisateurs. L'adoption de ces outils par les utilisateurs pourrait être freinée par la résistance à l'IA ou une maîtrise limitée des outils numériques. De plus, la question de l'atténuation des biais reste primordiale pour garantir des évaluations de compétences justes et équitables.

Malgré ces défis, l'intégration d'outils basés sur l'IA offre des opportunités significatives. Grâce à l'utilisation des modèles de LLM et des GC, notre solution permet de proposer des recommandations personnalisées pour le développement des compétences ainsi qu'un feedback adapté. De plus, elle offre aux formateurs la possibilité d'ajuster leurs stratégies en temps réel en se basant sur des informations précises. Le système automatise le suivi des progrès et la génération de retours, ce qui permet une mise en œuvre à grande échelle et réduit la charge administrative. L'intégration avec des carnets de formation numériques permet de suivre les compétences en temps réel et de suggérer des parcours d'apprentissage optimaux, tout en facilitant la communication entre les différentes parties prenantes. Cette approche hybride de l'IA a un potentiel d'extension au-delà de la formation professionnelle, en s'appliquant également à l'enseignement supérieur, à la formation en entreprise et aux programmes de certification.

7 Travaux futurs et conclusion

L'intégration des graphes de connaissances, des Modèles de LLMs et de la génération de réponses basée sur BERT représente une avancée significative dans le soutien aux programmes d'alternance en France. Cette approche combine efficacement des connaissances structurées avec des capacités de traitement du langage naturel, ce qui permet d'obtenir une précision impressionnante de 93%, bien supérieure à celle des composants individuels.

Cependant, malgré ces résultats prometteurs, plusieurs défis demeurent. Tout d'abord, il y a la normalisation des données, un enjeu essentiel pour assurer la cohérence et l'interopérabilité des différentes sources de données. Ensuite, la question de l'adoption par les utilisateurs se pose, car il est crucial d'encourager les étudiants, formateurs et administrateurs à adopter cette technologie, malgré leur familiarité potentiellement limitée avec les outils basés sur l'intelligence artificielle. Enfin, la compréhensibilité du modèle reste un défi important, car il est nécessaire de garantir la transparence des décisions et recommandations produites par le système.

Les opportunités offertes par cette approche sont nombreuses, notamment en matière de parcours d'apprentissage personnalisés. Cela permettrait d'adapter les formations en fonction des besoins et des progrès de chaque apprenant. De plus, cette technologie pourrait grandement améliorer l'efficacité administrative, en facilitant le suivi et l'évaluation des compétences tout au long du programme de formation.

Pour les travaux futurs, nous prévoyons de mener une étude qualitative dans les centres de formation professionnelle afin de recueillir les retours des parties prenantes, d'évaluer leur satisfaction et de mesurer l'impact du système sur les résultats d'apprentissage. Nous souhaitons également intégrer des techniques d'IA explicable (XAI), afin de rendre le système plus transparent en offrant des visualisations du progrès des compétences et des justifications des recommandations proposées. Par ailleurs, nous prévoyons d'étendre les fonctionnalités de notre outil en y intégrant la reconnaissance vocale et en mettant en place un apprentissage par renforcement, permettant d'ajuster dynamiquement les parcours d'apprentissage en fonction des performances des apprenants.

À mesure que les programmes d'alternance gagnent en popularité à l'échelle mondiale, les outils alimentés par l'intelligence artificielle, permettant de personnaliser et de suivre les parcours d'apprentissage, deviendront de plus en plus précieux. Notre travail contribue au domaine de l'IA appliquée à l'éducation, en proposant une mise en œuvre concrète répondant aux défis spécifiques de la formation professionnelle, avec des applications potentielles dans l'enseignement supérieur, la formation en entreprise et les programmes de certification.

Références

ACHIAM J., ADLER S., AGARWAL S., AHMAD L., AKKAYA I., ALEMAN F. L., ALMEIDA D., ALTENSCHMIDT J., ALTMAN S., ANADKAT S. *et al.* (2023). Gpt-4 technical report. *arXiv preprint arXiv :2303.08774*.

ALFEHAID A. & HAMMAMI M. A. (2023). Artificial Intelligence in Education : Literature Review on The Role of Conversational Agents in Improving Learning Experience. *International Journal of Membrane Science and Technology*, **10**(3), 3121–3129. DOI : [10.15379/ijmst.v10i3.3045](https://doi.org/10.15379/ijmst.v10i3.3045).

ALMAZROUEI E., ALOBEIDLI H., ALSHAMSI A., CAPPELLI A., COJOCARU R., DEBBAH M., GOFFINET É., HESSLOW D., LAUNAY J., MALARTIC Q. *et al.* (2023). The falcon series of open language models. *arXiv preprint arXiv :2311.16867*.

ASSEMBLÉE-NATIONALE (2018). Etude d'impact sur le texte, n° 904.

CHAMORRO-ATALAYA O., HUARCAYA-GODOY M., DURÁN-HERRERA V., NIEVES-BARRETO C., SUAREZ-BAZALAR R., CRUZ-TELADA Y., ALARCÓN-ANCO R., HUAYHUA-MAMANI H., VARGAS-DIAZ A. & BALAREZO-MARES D. (2023). Application of the Chatbot in University Education : A Systematic Review on the Acceptance and Impact on Learning. *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research*, **22**(9), 156–178. DOI : [10.26803/ijlter.22.9.9](https://doi.org/10.26803/ijlter.22.9.9).

CHOI Y., LEE Y., SHIN D., CHO J., PARK S., LEE S., BAEK J., BAE C., KIM B. & HEO J. (2020). EdNet : A Large-Scale Hierarchical Dataset in Education. In I. I. BITTENCOURT, M. CUKUROVA, K. MULDER, R. LUCKIN & E. MILLÁN, Éd., *Artificial Intelligence in Education*, volume 12164, p. 69–73. Cham : Springer International Publishing. DOI : [10.1007/978-3-030-52240-7_13](https://doi.org/10.1007/978-3-030-52240-7_13).

DEVLIN J., CHANG M.-W., LEE K. & TOUTANOVA K. (2019). BERT : Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North*, p. 4171–4186, Minneapolis, Minnesota : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/N19-1423](https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423).

GEORGESCU A. A. (2018). CHATBOTS FOR EDUCATION - TRENDS, BENEFITS AND CHALLENGES. p. 195–200, Bucharest, RO. DOI : [10.12753/2066-026X-18-097](https://doi.org/10.12753/2066-026X-18-097).

HOGAN A., BLOMQVIST E., COCHEZ M., D'AMATO C., MELO G. D., GUTIERREZ C., KIRANE S., GAYO J. E. L., NAVIGLI R., NEUMAIER S., NGOMO A.-C. N., POLLERES A., RASHID S. M., RULA A., SCHMELZEISEN L., SEQUEDA J., STAAB S. & ZIMMERMANN A. (2022). Knowledge Graphs. *ACM Computing Surveys*, **54**(4), 1–37. DOI : [10.1145/3447772](https://doi.org/10.1145/3447772).

JIANG F. (2024). Identifying and mitigating vulnerabilities in llm-integrated applications. Mémoire de master, University of Washington.

KUMAR P. (2024). Large language models (LLMs) : survey, technical frameworks, and future challenges. *Artificial Intelligence Review*, **57**(10), 260. DOI : [10.1007/s10462-024-10888-y](https://doi.org/10.1007/s10462-024-10888-y).

LE THUAUT M. (2005). Le boom des formations en alternance.

LUO L., LI Y.-F., HAFARI G. & PAN S. (2023). Reasoning on graphs : Faithful and interpretable large language model reasoning. *arXiv preprint arXiv :2310.01061*.

MINISTÈRE DU TRAVAIL, DE LA SANTÉ D. S. E. D. F. (2024). Les chiffres de l'apprentissage en 2022.

PÉREZ J. Q., DARADOUMIS T. & PUIG J. M. M. (2020). Rediscovering the use of chatbots in education : A systematic literature review. *Computer Applications in Engineering Education*, **28**(6), 1549–1565. DOI : [10.1002/cae.22326](https://doi.org/10.1002/cae.22326).

QU K., LI K. C., WONG B. T. M., WU M. M. F. & LIU M. (2024). A Survey of Knowledge Graph Approaches and Applications in Education. *Electronics*, **13**(13), 2537. DOI : [10.3390/electronics13132537](https://doi.org/10.3390/electronics13132537).

RAMANDANIS D. & XINOGALOS S. (2023). Investigating the Support Provided by Chatbots to Educational Institutions and Their Students : A Systematic Literature Review. *Multimodal Technologies and Interaction*, **7**(11), 103. DOI : [10.3390/mti7110103](https://doi.org/10.3390/mti7110103).

STANLEY T. & XU J. (2019). Work-Integrated Learning in accountancy at Australian universities – forms, future role and challenges. *Accounting Education*, **28**(1), 1–24. DOI : [10.1080/09639284.2018.1454333](https://doi.org/10.1080/09639284.2018.1454333).

TOUVRON H., MARTIN L., STONE K., ALBERT P., ALMAHAIRI A., BABAEI Y., BASHLYKOV N., BATRA S., BHARGAVA P., BHOSALE S. *et al.* (2023). Llama 2 : Open foundation and fine-tuned chat models. *arXiv preprint arXiv :2307.09288*.

UCLARAY A., MAGDASOC T. M., NOORA A. J. & SALES M. V. T. (2023). Social Work Students' Challenges in Flexible Learning and Implications for Social Work Education : A Study in Bicol, Philippines. *Asean Social Work Journal*, **11**(1), 13–27. DOI : [10.58671/aswj.v11i1.36](https://doi.org/10.58671/aswj.v11i1.36).

UNIVERSITY OF NOTRE DAME, AUSTRALIA, DOOLAN M., PIGGOTT B., UNIVERSITY OF NOTRE DAME, AUSTRALIA, CHAPMAN S., UNIVERSITY OF NOTRE DAME, AUSTRALIA, RY-CROFT P. & UNIVERSITY OF NOTRE DAME, AUSTRALIA (2019). The Benefits and Challenges of Embedding Work Integrated Learning : A Case Study in a University Education Degree Program. *Australian Journal of Teacher Education*, **44**(6), 91–108. DOI : [10.14221/ajte.2018v44n6.6](https://doi.org/10.14221/ajte.2018v44n6.6).

WAN Z., WANG X., LIU C., ALAM S., ZHENG Y., LIU J., QU Z., YAN S., ZHU Y., ZHANG Q., CHOWDHURY M. & ZHANG M. (2024). Efficient Large Language Models : A Survey. *arXiv :2312.03863*, DOI : [10.48550/arXiv.2312.03863](https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.03863).

WANG B. (2021). Mesh-Transformer-JAX : Model-Parallel Implementation of Transformer Language Model with JAX. <https://github.com/kingoflolz/mesh-transformer-jax>.

WANG Y., WANG M., MANZOOR M. A., LIU F., GEORGIEV G. N., DAS R. J. & NAKOV P. (2024). Factuality of Large Language Models : A Survey. In *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, p. 19519–19529, Miami, Florida, USA : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/2024.emnlp-main.1088](https://doi.org/10.18653/v1/2024.emnlp-main.1088).

WOLLNY S., SCHNEIDER J., DI MITRI D., WEIDLICH J., RITTBARGER M. & DRACHSLER H. (2021). Are we there yet?-a systematic literature review on chatbots in education. *Frontiers in artificial intelligence*, **4**, 654924.

WORKSHOP B., SCAO T. L., FAN A., AKIKI C., PAVLICK E., ILIĆ S., HESSLOW D., CASTAGNÉ R., LUCCIONI A. S., YVON F. *et al.* (2022). Bloom : A 176b-parameter open-access multilingual language model. *arXiv preprint arXiv :2211.05100*.