

/// BENCHMARK

Robots conversationnels réglementaires

Melvin BRUNET
Amande EDO

TABLE DES MATIÈRES

• Introduction	3
• Les RAG et leur fonctionnement	4
• Présentation des agents conversationnels Nexialog	5
• Présentation des RAG réglementaires existants	7
• Conclusion	12

INTRODUCTION

Depuis son lancement en novembre 2022, ChatGPT, le remarquable agent conversationnel développé par OpenAI, a considérablement accru l'intérêt pour les Large Language Models (LLM) auprès du grand public et des entreprises.

Les LLM sont des modèles d'intelligence artificielle conçus pour comprendre, générer et interagir en langage naturel. Ces derniers sont formés sur de vastes quantités de textes provenant de diverses sources, leur permettant ainsi d'apprendre une grande variété de styles de langage, de structures grammaticales et de vocabulaire. Grâce à cet entraînement, les LLM peuvent accomplir des tâches telles que répondre à des questions, rédiger du texte, traduire des langues et bien plus. Cependant, ils rencontrent une contrainte majeure : leur précision diminue dans les domaines trop spécialisés. La cause principale provient de leur entraînement sur des données très diversifiées, qui ne leur permet pas de maîtriser les nuances spécifiques de chaque champ d'expertise.

Pour améliorer la pertinence des réponses des agents conversationnels basés sur ces LLM, une solution consiste à utiliser la technique Retrieval Augmented Generation (RAG). Cette approche combine la recherche d'informations et la génération de texte en se référant à un corpus de textes donné. Les réponses fournies par l'agent sont alors plus précises et fiables.

Dans cette optique, Nexialog a développé une série d'agents conversationnels spécifiques basés sur le modèle RAG. Ces derniers portent sur des sujets réglementaires divers tels que :

- les réglementations prudentielles du secteur bancaire (EBA, CRR, Bâle III) ;
- la réglementation DPO sur la protection des données ;
- la réglementation DORA sur la résilience opérationnelle numérique des institutions financières ;
- la réglementation ESMA sur les activités de marché ;
- la norme comptable IFRS 17 sur l'évaluation des passifs d'assurance ;
- la nouvelle réglementation européenne sur le reporting extra-financier CSRD et le règlement Taxonomie.

Cette étude réalise une revue des RAG réglementaires existants et dresse un comparatif avec les outils conversationnels développés par Nexialog.

Les modèles RAG et leur fonctionnement seront présentés dans une première partie. La seconde partie décrira les agents conversationnels développés par Nexialog. Enfin, les chatbots réglementaires existants seront abordés dans une troisième partie.

Les RAG et leur fonctionnement

Qu'est-ce qu'un RAG ?

Le modèle RAG (Retrieval-Augmented Generation) est une architecture qui combine les concepts de récupération et de génération pour produire des réponses plus précises et informatives [1]. Cette architecture est particulièrement pertinente dans le domaine des agents conversationnels spécialisés.

Fonctionnement du RAG

Dans un premier temps, le modèle de récupération fouille dans un vaste corpus de données afin d'identifier les informations pertinentes pour répondre à la question de l'utilisateur. Pour ce faire, il utilise des techniques telles que la recherche vectorielle, appuyée par un modèle d'embedding.

Un embedding correspond à une représentation numérique d'éléments tels que des mots, des phrases ou des documents et s'obtient à partir d'un modèle d'apprentissage automatique. Ces embeddings permettent au modèle de récupération d'encoder efficacement les données du corpus, facilitant ainsi la recherche et l'extraction d'informations pertinentes.

Une fois les informations utiles récupérées, le modèle génératif constitue la dernière pièce du puzzle. Ce modèle est un LLM qui fournit une réponse cohérente à la question posée, en s'appuyant sur les données sélectionnées par le modèle de récupération.

Spécificités du RAG

Le RAG est une approche qui enrichit la génération de texte en intégrant des informations issues de bases de données privées ou exclusives.

Il est ainsi possible d'affiner un modèle RAG en fonction des exigences spécifiques de son créateur et du corpus documentaire sur lequel il se base. Dans ce cadre, Nexialog Consulting a choisi de développer plusieurs RAG couvrant différents sujets de réglementation.

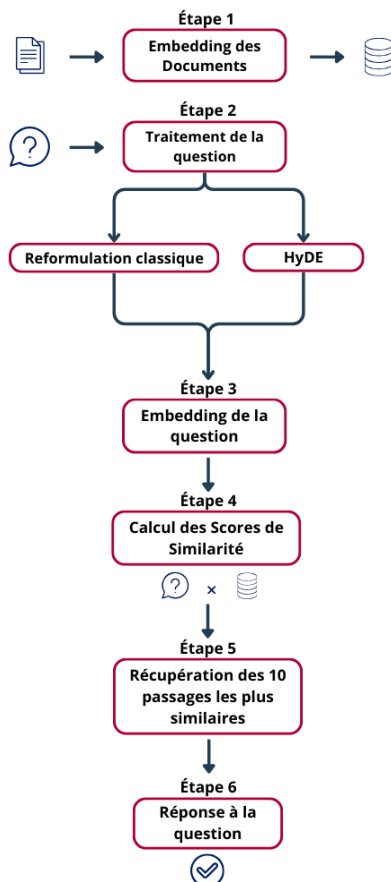
Présentation des agents conversationnels Nexialog

En réponse aux besoins d'assistance des clients et des consultants sur les sujets de réglementations, Nexialog Consulting a lancé en septembre 2023 une série d'agents conversationnels sur les réglementations des institutions financières [2].

Fonctionnement des chatbots Nexialog

Nexialog a développé ses chatbots en se basant sur le modèle RAG présenté dans la section précédente.

Leur fonctionnement se décompose en 6 étapes, comme illustré sur le schéma ci-dessous :



Étape 1 : un corpus de documents est introduit. Ce dernier servira de base de données de référence à l'outil pour la génération de réponse. Ainsi, les phrases et paragraphes des documents considérés sont représentés numériquement dans un espace vectoriel à l'aide d'un modèle d'embedding (multi-qa-mpnet-base-dot-v1). L'objectif étant de capturer la sémantique et la structure des données afin que des éléments similaires soient proches les uns des autres dans cet espace vectoriel.

Étape 2 : la question initiale formulée par l'utilisateur est ensuite traitée par le modèle génératif basé sur GPT 3.5 Turbo.

Ce traitement s'articule en deux étapes :

1. La traduction de la question en anglais si elle est soumise dans une autre langue.
2. La reformulation de la question qui peut être de deux types :

- Classique : Cette dernière consiste à traduire la question en anglais et à définir les acronymes contenus dans la question dans un but d'amélioration de la clarté de la question initiale.
- HyDE (Hypothetical Document Embedding) : La méthode HyDE est une technique d'intégration qui part de la question initiale pour élaborer une réponse hypothétique. Cette réponse est ensuite intégrée comme exemple pour affiner et servir de support à la réponse finale [3].

Il est à noter que la reformulation classique est toujours utilisée en premier lieu. Cependant, dans le cas où aucun passage similaire à la question n'a été trouvé suite à la reformulation classique, la reformulation HyDE est employée.

Étape 3 : une fois la question reformulée, elle est soumise au même modèle d'embedding que le corpus de documents, ce qui permet de la convertir en un vecteur dense afin de calculer le score de similarité.

Étape 4 : pour identifier les documents pertinents en vue de générer la réponse à la question, un score de similarité entre la question reformulée et les passages de données est calculé. Ce score repose sur la distance euclidienne entre le vecteur numérique représentant la question reformulée et les embeddings du corpus documentaire.

Étape 5 : en se basant sur le score de similarité, les dix passages les plus pertinents des documents sont extraits afin de construire la réponse de l'agent.

Étape 6 : la réponse finale est générée et soumise à l'utilisateur en prenant en compte les passages pertinents sélectionnés lors de l'étape 5.

Spécificités et fonctionnalités des chatbots conçus par Nexialog

Les outils conversationnels de Nexialog, utilisés tant par ses collaborateurs que par ses clients, facilitent principalement l'accès aux informations issues d'ensembles de textes réglementaires. Ils servent également à des fins de formation sur les sujets de conformité, notamment en lien avec la gestion des risques.

Auparavant hébergés sur la plateforme Hugging Face, ces chatbots sont désormais déployés sur Google Cloud Platform (GCP), un service de cloud computing permettant aux organisations d'accéder à leurs outils via une simple interface web.

La caractéristique principale de ces agents conversationnels réside dans leur capacité à citer clairement les sources consultées pour répondre aux questions de l'utilisateur. De plus, ils fournissent les liens directs vers les pages précises d'où les informations ont été extraites, assurant ainsi une parfaite traçabilité.

Enfin, la conception desdits chatbots a fait l'objet d'une phase de validation et d'amélioration, menée avec la participation de spécialistes de chaque périmètre réglementaire couvert.

Présentation des RAG réglementaires existants

Climate Q&A, Ekimetrics

Ekimetrics, un cabinet expert en data, a développé un agent conversationnel innovant nommé « Climate Q&A ». Conçu pour aborder des questions cruciales sur le climat et la biodiversité, cet agent se distingue par sa fiabilité et son efficacité [4].

Fonctionnement de Climate Q&A

L'agent conversationnel a été conçu sur le modèle RAG, combinant un mécanisme de récupération d'informations et une capacité de génération de texte. Climate Q&A opère fondamentalement selon une logique similaire à celle des chatbots développés par Nexialog, mais une de ses particularités réside dans le modèle d'embedding qu'il utilise. En effet, à partir de novembre 2023, l'équipe d'Ekimetrics a choisi d'adopter le modèle d'embedding "bge-base-en-v1.5", classé premier sur le Massive Text Embedding Benchmark (MTEB), en raison de ses performances en recherche sémantique.

De plus, le robot conversationnel est étroitement intégré avec Langchain, un framework open source dédié aux applications basées sur les LLM. Cela permet de renforcer le développement et l'évolutivité de l'agent, notamment en matière de reformulation des questions. Concernant le modèle génératif utilisé, Climate Q&A a opté pour un LLM provenant de l'API Azure OpenAI, bien que le modèle spécifique ne soit pas mentionné.

Enfin, pour garantir des réponses de qualité, le chatbot s'appuie uniquement sur des rapports émanant de deux organismes de référence : le GIEC (Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat) et l'IPBES (Plateforme intergouvernementale sur la biodiversité et les services écosystémiques).

Spécificités et fonctionnalités de Climate Q&A

Tout d'abord, comme Nexialog, Climate Q&A est déployé à partir d'un URL dédié, ce qui simplifie son accès et améliore sa scalabilité. Ensuite, l'agent conversationnel propose plusieurs fonctionnalités intéressantes permettant d'améliorer la qualité et la pertinence des réponses apportées :

- Un onglet de configuration de l'agent conversationnel est proposé. Il permet d'une part de choisir le rapport scientifique spécifique sur lequel l'agent doit se baser pour répondre. D'autre part, il offre la possibilité d'adapter le style de la réponse selon le public ciblé : enfant, grand public ou expert.

- À l’instar des chatbots Nexialog, les sources utilisées pour répondre à la question de l’utilisateur sont citées, avec les liens directs vers les pages précises d’où les informations ont été extraites. De plus, Ekimetrics ajoute au panneau des citations la section du document dans laquelle chaque source a été piochée, ce qui offre un aperçu plus clair de leur emplacement.
- Un système de récupération des figures pertinentes provenant des sources d’informations est intégré de manière expérimentale. Ces dernières sont ajoutées à la réponse de l’agent, et accompagnées d’une légende générée par GPT-4 with Vision (GPT-4V). De plus, la description de l’image est indexée dans le système de récupération. Cela permet d’enrichir la qualité des explications de l’agent conversationnel en ajoutant une dimension visuelle à ces dernières [5].

Avantages et inconvénients de Climate Q&A

Tout d’abord, la structure du site de Climate Q&A se distingue par sa clarté, avec des onglets spécifiques permettant à l’utilisateur de mieux comprendre l’outil. Les sections suivantes peuvent notamment être citées :

- Sources : liste des documents GIEC et IPBES utilisés par l’outil.
- Changelog : historique détaillé des modifications, ajouts de fonctionnalités et corrections d’erreurs de l’outil.
- Blog : un répertoire d’articles concernant les évolutions de l’outil. Ce dernier permet notamment à Ekimetrics d’élaborer sur certaines nouveautés de l’outil.

Au niveau des fonctionnalités, la mise à disposition des liens vers les sources utilisées est un atout crucial pour la vérification des informations, permettant aux utilisateurs de consulter directement les documents de référence. Par ailleurs, l’intégration de figures dans les réponses de l’agent, accompagnées d’explications, constitue une innovation prometteuse pour enrichir et clarifier les informations fournies.

Il est également à noter que la dernière fonctionnalité en date, donnant accès à plus de 250 millions d’articles scientifiques, est bien plus lente que le chatbot de base (environ une minute). Cela paraît cependant très acceptable au vu du nombre de documents consultés. En revanche, cette richesse d’informations implique des citations de rapports de réglementations bien moins fréquentes. Il est donc essentiel d’utiliser cet outil avec vigilance et à bon escient.

Évolution de la solution Climate Q&A

L’onglet changelog, mentionné dans la section précédente, permet d’observer les optimisations de l’outil apportées par les équipes d’Ekimetrics. Il peut être mentionné, en premier lieu, que le système de découpage du texte en blocs a été entièrement repensé pour être mieux structuré. Ce dernier vise notamment à obtenir des segments de 256 tokens (qui peuvent correspondre à des mots, des sous-mots ou encore des caractères de ponctuation).

Climate Q&A a également migré vers Pinecone serverless, une plateforme optimisée de stockage et de recherche de données vectorielles conçue pour les applications d'intelligence artificielle. Cette dernière permet d'améliorer la rapidité et la scalabilité des performances du chatbot avec une gestion plus efficace des requêtes.

SiaGPT, Sia Partners

Sia Partners, cabinet de conseil en management, a développé un agent conversationnel nommé « SiaGPT ». Fonctionnant à la fois comme un extracteur d'informations et un moteur de recherche avancé, SiaGPT peut traiter de vastes quantités de documents fournis par les utilisateurs, qu'ils soient à caractère réglementaire ou autre. Il possède également la faculté d'analyser et de comparer ces données, tout en fournissant un accès direct aux sources précises d'où les informations ont été tirées [7].

Fonctionnement de SiaGPT

SiaGPT intègre plusieurs technologies provenant de grandes organisations telles qu'OpenAI et Hugging Face. Comme les chatbots conçus par Nexialog, SiaGPT repose également sur un modèle RAG.

Cependant, ce qui distingue SiaGPT des chatbots de Nexialog réside dans les modèles génératifs et d'embedding utilisés. En effet, SiaGPT est agnostique en termes de LLM, laissant le choix à l'utilisateur entre plusieurs modèles tels que GPT-3.5/4, text-bison ou encore falcon-40b. De plus, dans le but de renforcer la capacité de SiaGPT à comprendre et à analyser efficacement une grande variété de documents, les équipes de Sia Partners ont développé leur propre modèle d'embedding.

Spécificités et fonctionnalités de SiaGPT

SiaGPT est déployé en tant que SaaS (Software-as-a-Service), ce qui signifie que le logiciel est installé sur un serveur distant plutôt que sur la machine de l'utilisateur.

La solution permet une utilisation collaborative, offrant la possibilité d'octroyer des droits d'accès spécifiques à différents utilisateurs en fonction de leur rôle au sein de chaque projet. La plateforme se distingue également par son interface composée de multiples onglets, dont un tableau de bord qui centralise les informations principales d'un projet, telles que les droits d'accès. Un onglet dédié à la gestion des documents est aussi présent, permettant aux utilisateurs de charger et d'accéder à leurs fichiers nécessaires au projet.

Comme mentionné précédemment, l'outil permet à l'utilisateur de choisir le modèle génératif lorsqu'il interroge l'agent conversationnel. Enfin, à la manière des chatbots développés par Nexialog, SiaGPT fournit les liens vers les pages spécifiques des différentes sources utilisées pour élaborer sa réponse.

Avantages et inconvénients de SiaGPT

L'accès à SiaGPT n'étant pas public, l'évaluation de ses avantages et inconvénients potentiels s'avère difficile. Pour tester la solution, une demande d'utilisation de la plateforme est requise. De plus, la solution étant commercialisée auprès des clients sous SaaS (Software-as-a-Service), le code source n'est pas non plus accessible.

GPTs, OpenAI

En novembre 2023, OpenAI annonçait les GPTs, des versions personnalisées de ChatGPT pouvant être créées pour des usages précis. Ces modèles peuvent être ajustés pour intégrer des connaissances spécifiques, suivre des instructions détaillées, et même posséder certaines capacités telles que la recherche sur Internet ou la génération d'images, rendant chaque GPT unique à son domaine d'application [8].

Fonctionnement des GPTs

Les GPTs permettent aux utilisateurs de configurer un modèle génératif, basé sur GPT-4, avec des instructions spécifiques guidant les réponses. Ces derniers peuvent également être enrichis de connaissances supplémentaires (articles, rapports, etc.) afin d'augmenter la pertinence de leurs réponses dans des domaines spécifiques. Il est ainsi possible de créer un agent conversationnel basé sur le modèle RAG, similaire aux chatbots examinés dans cette étude. Le modèle d'embedding utilisé pour traiter les sources d'informations externes n'est cependant pas spécifié.

Spécificités et fonctionnalités des GPTs

En plus des instructions textuelles ainsi que de l'incorporation de documents, les GPTs peuvent supporter certaines fonctionnalités au bon vouloir de leurs créateurs. Ils peuvent avoir accès à la navigation web, être capable de générer des images ou encore interpréter du code. Des exemples d'amorces de conversation peuvent également être spécifiés par l'utilisateur.

Enfin, des API externes peuvent être liées au chatbot afin de lui permettre de réaliser des actions spécifiques, étendant ses capacités au-delà de la simple génération de texte [9].

Avantages et inconvénients des GPTs

Le point fort des GPTs repose dans la facilité de leur création. En effet, aucune compétence de programmation n'est nécessaire et un chatbot affiné pour un domaine spécifique peut-être élaboré à l'aide de simples instructions textuelles. Il est également très aisé d'ajouter de nouveaux documents à un chatbot personnalisé, ou encore d'ajuster son fonctionnement (style de langage, forme des réponses, accès à la navigation web, etc.).

En revanche, cette simplicité de création implique nécessairement un potentiel de personnalisation amoindri. Il n'est par exemple pas possible de demander au GPTs de citer les documents qu'il utilise avec des liens hypertextes, ou encore d'adapter l'interface aux besoins spécifiques de l'agent que l'on souhaite créer.

Un problème de confidentialité peut aussi se poser contrairement à un robot conversationnel élaboré en interne.

Enfin, ces GPTs entraînent un coût puisqu'ils sont accessibles via l'abonnement ChatGPT Plus, à hauteur d'une vingtaine d'euros par mois pour chaque souscripteur.

Analyse comparative entre un GPT personnalisé et RegGPT

Au vu de la capacité de personnalisation des GPTs, un chatbot conçu pour répondre à des questions relatives à la réglementation sur le risque de crédit peut être construit. Ce dernier pourrait alors faire l'objet d'une comparaison avec RegGPT, agent conversationnel développé par Nexialog.

L'analyse des réponses des deux outils à une question simple sur la définition de la probabilité de défaut révèle des différences significatives : le GPT personnalisé se limite à citer le nom de la source, tandis que RegGPT va plus loin en citant directement le document et en fournissant un lien cliquable vers celui-ci, dans un encadré dédié. Étant vérifiable et traçable, la réponse donnée par le chatbot de Nexialog apparaît alors bien plus crédible.

Conclusion

Cette étude comparative examine une sélection d'agents conversationnels réglementaires basés sur la technologie RAG disponibles sur le marché. Elle met en évidence les différences notables, tant sur le plan technique que design, avec les solutions développées par les équipes de Nexialog. Plusieurs critères sont analysés, incluant le LLM utilisé ainsi que le modèle d'embedding adopté. Par ailleurs, les fonctionnalités intégrées sont également examinées, notamment la capacité des chatbots à citer les sources utilisées pour l'élaboration de leurs réponses.

Ce benchmark révèle globalement l'avance de Nexialog dans le domaine des robots conversationnels réglementaires. En effet, le faible volume de ces solutions souligne leur caractère novateur. Toutefois, l'analyse indique également certains axes d'amélioration à envisager pour les chatbots de Nexialog, notamment en ce qui concerne l'enrichissement de certaines fonctionnalités ou encore le modèle d'embedding utilisé.

Alors que la course à l'IA générative s'accélère, des technologies innovantes telles que le Self-Reflective Retrieval-Augmented Generation (Self-RAG) gagnent en importance. Cette approche améliore la précision et la pertinence des agents conversationnels en intégrant des capacités de récupération et de critique automatisée. En analysant leurs propres réponses, les chatbots Self-RAG peuvent adapter dynamiquement leur processus de génération de texte pour répondre avec une exactitude accrue aux questions des utilisateurs [10]. Parallèlement, des méthodes d'avant-garde telles que le Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF) et le Reinforcement Learning from AI Feedback (RLAIF) permettent d'améliorer l'alignement des robots conversationnels avec les préférences humaines, utilisant respectivement des retours humains et artificiels pour entraîner les modèles. RLHF est déjà reconnu pour son rôle dans l'optimisation des chatbots.

De son côté, RLAIF, utilisant des feedbacks générés par IA, offre une alternative qui minimise la dépendance à l'annotation humaine tout en préservant une performance comparable [11,12]. Ces innovations pourraient significativement améliorer la qualité des agents conversationnels en leur permettant de fournir des réponses plus précises et contextuellement adaptées, un aspect d'autant plus crucial dans le cadre réglementaire.

ANNEXES

	Chatbots Nexialog	Climate Q&A	SiaGPT	GPTs
Fonctionnement				
LLM	GPT-3.5 Turbo	GPT	GPT-3.5/4, text-bison ou falcon-40b	GPT
Modèle d'embedding	multi-qa-mpnet-base-dot-v1	bge-base-en-v1.5	Développé en interne	Inconnu
Reformulation HyDE	Oui	Inconnu	Inconnu	Inconnu
Fonctionnalités et spécificités				
Intégration de figures sources	Non	Oui	Non	Non
Citation des sources avec liens	Oui	Oui	Oui	Non
Utilisation collaborative	Non	Non	Oui	Non
Choix du public	Non	Oui	Non	Non
Accès à la solution				
Open source	Non	Non	Non	Non
Coût	Gratuit	Gratuit	Payant	Payant

Tableau récapitulatif des comparaisons

RÉFÉRENCES

- P. Lewis et al., « Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks ». arXiv, 12 avril 2021. doi : 10.48550/arXiv.2005.11401.
- Nexialog Consulting, « mainecoon.nexialog ». Consulté le : 16 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://mainecoon.nexialog.com/#>
- L. Gao, X. Ma, J. Lin, et J. Callan, « Precise Zero-Shot Dense Retrieval without Relevance Labels ». arXiv, 20 décembre 2022. doi : 10.48550/arXiv.2212.10496.
- Ekimetrics, « ClimateQ&A ». Consulté le : 16 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://climateqa.com/>
- Ekimetrics, « ClimateQ&A now features image interpretation ». Consulté le : 16 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://climateqa.com/blog/multimodality>
- Ekimetrics, « ClimateQ&A v1.4 now has access to 250 million research papers from OpenAlex.org ». Consulté le : 16 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://climateqa.com/blog/openalex>
- Sia Partners, « SiaGPT », heka.ai. Consulté le : 16 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.heka.ai/fr/nos-solutions/siagpt>
- OpenAI, « Introducing GPTs ». Consulté le : 16 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://openai.com/blog/introducing-gpts>
- OpenAI, « Actions in GPTs ». Consulté le : 16 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://platform.openai.com>
- A. Asai, Z. Wu, Y. Wang, A. Sil, et H. Hajishirzi, « Self-RAG: Learning to Retrieve, Generate, and Critique through Self-Reflection ». arXiv, 17 octobre 2023. doi : 10.48550/arXiv.2310.11511.
- L. Ouyang et al., « Training language models to follow instructions with human feedback ». arXiv, 4 mars 2022. doi : 10.48550/arXiv.2203.02155.
- H. Lee et al., « RLAIIF: Scaling Reinforcement Learning from Human Feedback with AI Feedback ». arXiv, 30 novembre 2023. doi : 10.48550/arXiv.2309.00267.

NEXIALOG CONSULTING

ACTUARIAT**GESTION DES RISQUES****DATA****FINANCE DURABLE**

Nexialog Consulting est un cabinet de conseil spécialisé en Stratégie, Actuariat, Gestion des risques et Data qui dessert aujourd'hui les plus grands acteurs de la banque et de l'assurance. Nous aidons nos clients à améliorer de manière significative et durable leurs performances et à atteindre leurs objectifs les plus importants.

Les besoins de nos clients et les réglementations européennes et mondiales étant en perpétuelle évolution, nous recherchons continuellement de nouvelles et meilleures façons de les servir. Pour ce faire, nous recrutons nos consultants dans les meilleures écoles d'ingénieur et de commerce et nous investissons des ressources de notre entreprise chaque année dans la recherche, l'apprentissage et le renforcement des compétences.

Quel que soit le défi à relever, nous nous attachons à fournir des résultats pratiques et durables et à donner à nos clients les moyens de se développer.


CONTACTS

Retrouvez toutes nos publications sur Nexialog R&D

www.nexialog.com**ALI BEHBAHANI**

Associé, Fondateur

 +33 (0) 1 44 73 86 78

 abehbahani@nexialog.com

ARESKI COUSIN

Directeur Scientifique

 +33 (0) 7 88 03 51 87

 acousin@nexialog.com

VIVIEN BRUNEL

Associé, Directeur

 +33 (0) 6 71 23 38 97

 vbrunel@nexialog.com

MARCEAU SCHAUB

Account Manager Data

 +33 (0) 1 89 71 37 21

 mschaub@nexialog.com