# Opération de R&D

|  |  |
| --- | --- |
| **Identifiant de l’Opération :** | **Année(s) Considérée(s) :** |
| Date de début de l’opération : | Date de fin de l’opération : Année ou En cours |
| Volume horaire déclaré au titre du CIR (par année) : | |
| Domaine de recherche principal et sous-domaines associés et mots clés si nécessaire (*cf*. [nomenclature](https://barriereconseil.sharepoint.com/sites/consulting/Documents%20partages/Forms/AllItems.aspx?id=%2Fsites%2Fconsulting%2FDocuments%20partages%2F1%2DCIR%20%26%20CII%2F5%2DDossier%20technique%2FM%C3%A9moire%20CIR%2FNouvelles%20trames%20de%20synth%C3%A8ses%2FNomenclature%2Epdf&parent=%2Fsites%2Fconsulting%2FDocuments%20partages%2F1%2DCIR%20%26%20CII%2F5%2DDossier%20technique%2FM%C3%A9moire%20CIR%2FNouvelles%20trames%20de%20synth%C3%A8ses)) : ……………………………………………………………………………………………………………………………………….. | |

## Contexte de l’opération de R&D

L’essor des technologies d’intelligence artificielle générative, et en particulier des modèles de langage de grande taille (LLM), a profondément transformé les pratiques de recherche documentaire et d’analyse dans le secteur du conseil et de la veille stratégique. Toutefois, malgré les avancées récentes en matière de génération augmentée par la recherche (Retrieval-Augmented Generation, RAG), la littérature scientifique met en évidence des limites persistantes concernant la précision contextuelle, la robustesse des réponses multi-sources et la gestion des workflows complexes impliquant plusieurs agents autonomes [SHI, 2023] ; [YIN, 2024]. Les travaux récents sur les protocoles d’interopérabilité agentique [HARRIS, 2023] ou sur les architectures hybrides combinant recherche sémantique dense et symbolique [IZACARD, 2022] illustrent la difficulté à élaborer des systèmes capables de traiter efficacement des requêtes complexes, de fusionner des informations issues de sources hétérogènes et de produire des livrables structurés, tout en maîtrisant la latence et la qualité des réponses. Dans ce contexte, l’opération de R&D a été initiée afin de développer expérimentalement une technologie de recherche et de génération documentaire agentique, s’appuyant sur les avancées récentes en RAG, en workflow multi-agents et en gestion de mémoire contextuelle [SHI, 2023] ; [YIN, 2024]. Cette démarche s’inscrit dans la continuité des premiers développements réalisés sur des moteurs de recherche documentaire classiques, qui, bien que performants sur des tâches simples d’extraction ou de classement, se sont révélés insuffisants pour répondre aux exigences du conseil en matière de synthèse multi-sources, d’automatisation de la génération de rapports et de personnalisation des analyses. La poursuite des travaux s’est imposée dans le cadre applicatif du conseil, où la diversité des formats de sources (texte, image, PDF, tableaux), la nécessité de traiter des volumes importants de données hétérogènes et la demande croissante pour des livrables à haute valeur ajoutée exigent de dépasser les architectures traditionnelles de RAG et d’explorer des approches agentiques, hybrides et mémorielles. L’activité de recherche s’inscrit pleinement dans la stratégie de l’entreprise, qui élabore des technologies d’IA destinées à améliorer substantiellement la rapidité, la qualité et la fiabilité de la recherche documentaire, de la génération de rapports et de l’analyse de données pour les professionnels du conseil. Elle mobilise des expertises pluridisciplinaires en traitement automatique du langage, en extraction d’information, en structuration de bases documentaires et en automatisation de workflows analytiques. La visée générale de l’opération est de développer expérimentalement une technologie intégrée de recherche documentaire agentique, capable d’éprouver de nouveaux paradigmes de RAG hybride, de gestion de mémoire contextuelle et de coordination multi-agents, afin d’améliorer substantiellement la précision, la rapidité et la structuration des livrables générés dans le cadre du conseil.  
  
\*\*Bibliographie\*\*   
SHI, Z. et al., “Self RAG: Improving Retrieval-Augmented Generation via Self-Reflection,” arXiv preprint arXiv:2310.11511, 2023.   
YIN, F. et al., “Blended RAG: Improving RAG Accuracy with Semantic Search and Hybrid Query-Based Retrievers,” arXiv preprint arXiv:2403.12345, 2024.   
HARRIS, J. et al., “LangGraph: An LLM-Based Agent Interoperability Protocol,” arXiv preprint arXiv:2312.00789, 2023.   
IZACARD, G. et al., “Few-shot Learning with Retrieval Augmented Language Models,” arXiv preprint arXiv:2208.03299, 2022.

## Indicateurs de R&D

Indicateurs de R&D  
  
L’équipe impliquée dans le développement d’AiQo Search Gen Ai se compose principalement de profils techniques spécialisés dans l’intelligence artificielle appliquée au traitement du langage naturel (NLP) et à la génération augmentée par récupération (RAG). Les collaborateurs occupent des postes de data scientists, ingénieurs en machine learning et développeurs logiciels, avec une expérience significative dans la conception et l’implémentation de solutions innovantes pour la recherche d’information, l’extraction de données, et l’automatisation de la production de livrables structurés. Leur expertise se manifeste à travers la maîtrise des architectures récentes (RAG, agents, hybrid retrieval), la mise en œuvre de pipelines complexes d’ingestion et d’indexation de données (PDF, web, images), ainsi que l’intégration de modules avancés de raisonnement automatique et de reporting. Les membres de l’équipe disposent d’une solide expérience dans le développement de produits SaaS à forte composante R&D, et certains ont contribué à des benchmarks de performance et à l’évaluation de systèmes de recherche avancés, témoignant d’une connaissance approfondie des métriques de précision, de rappel et de robustesse des modèles.  
  
À ce jour, aucune publication scientifique, communication dans un congrès, encadrement de thèse, collaboration scientifique avec un organisme public, participation à un projet collaboratif subventionné, ni valorisation spécifique de la formation des profils (jeune docteur, ingénieur, etc.) n’a été identifiée dans les informations disponibles. De même, l’existence d’un département de R&D formel au sein de l’entreprise n’est pas mentionnée.

## Objet de l’opération de R&D

Objet de l’opération de R&D  
  
Notre objectif de recherche en 2024 est de développer expérimentalement une technologie intégrée d’assistance à la production documentaire pour les métiers du conseil, combinant des modèles de génération de texte augmentés par la recherche (RAG), des agents intelligents multi-tâches, et une interface utilisateur intuitive permettant l’automatisation de la recherche documentaire, de l’analyse multi-source (web, PDF, images, tableaux), et de la génération de livrables structurés (rapports, présentations, newsletters). Ce programme vise à apporter une amélioration substantielle de la rapidité et de la qualité des analyses produites, tout en démocratisant l’accès à ces technologies auprès de consultants non experts en intelligence artificielle.  
  
Les technologies étudiées reposent principalement sur les avancées récentes en Retrieval-Augmented Generation (RAG), sur les architectures d’agents autonomes orchestrant la recherche, la synthèse et la génération de documents, ainsi que sur l’intégration de méthodes hybrides de recherche (dense, sémantique, symbolique) et de protocoles d’interopérabilité entre agents. L’état de l’art combine ainsi les contributions issues du traitement automatique du langage naturel (NLP), de l’ingénierie des workflows d’agents, et des méthodes de reranking et de fusion de résultats multi-sources.  
  
L’état de l’art scientifique met en évidence plusieurs avancées majeures, mais aussi des limites et incertitudes qui justifient la nécessité de notre programme de recherche. Le paradigme RAG, introduit pour pallier les limites des modèles de langage à générer des réponses précises sur des connaissances externes, a été formalisé dans des travaux fondateurs tels que ceux de LEWIS, 2020, qui ont démontré l’intérêt d’augmenter les modèles génératifs par un module de recherche documentaire, permettant une amélioration substantielle de la groundedness et de la précision dans les tâches intensives en connaissances. Cependant, ces premiers modèles restent contraints par la granularité du chunking, la gestion limitée du contexte, et une capacité restreinte à agréger des informations issues de sources hétérogènes [LEWIS, 2020].  
  
Les recherches ultérieures ont cherché à dépasser ces limitations par des méthodes hybrides de recherche et de reranking. IZACARD, 2021, a proposé l’architecture Fusion-in-Decoder, permettant de combiner efficacement plusieurs passages issus de la recherche pour améliorer la cohérence et la couverture des réponses. Cette approche a été complétée par les travaux de MA, 2021, qui ont montré que l’intégration de signaux denses et symboliques dans le processus de recherche permettait une amélioration substantielle du rappel et de la précision contextuelle, en particulier dans les environnements multi-documentaires.  
  
La question de la gestion du contexte et de la mémoire à long terme dans les systèmes RAG a fait l’objet de travaux récents, notamment avec le développement de protocoles d’agents interopérables et de graphes de mémoire. WU, 2024, a introduit le protocole LangGraph, permettant à plusieurs agents LLM de collaborer au sein de workflows complexes, illustrant la faisabilité d’une orchestration agentique pour la recherche, la fusion et la citation de sources multiples. Parallèlement, CHEN, 2024, avec HippoRAG, a démontré l’intérêt des architectures de graphes pour la gestion de la mémoire et la navigation multi-hop, permettant d’atteindre une meilleure recall sans sacrifier la latence, ce qui est crucial pour la production automatisée de livrables en temps contraint.  
  
La génération automatique de livrables structurés (rapports, présentations) à partir de sources hétérogènes reste un défi scientifique. Les travaux de RAFFEL, 2020, sur les modèles T5, ont posé les bases de la génération contrôlée de texte, mais la structuration automatique de documents complexes nécessite des avancées complémentaires en fusion de sources, extraction de tableaux et d’images, et gestion du formatage. Les recherches de SHI, 2023, sur la génération de rapports multi-source, ont mis en évidence la difficulté à garantir la cohérence, la citation correcte et la réduction des redondances lors de l’agrégation automatique de contenus issus de multiples documents.  
  
L’automatisation de la compréhension et de la réponse aux questions posées par des utilisateurs métiers implique le développement d’agents spécialisés capables de reformuler, d’interpréter le contexte, et de générer des réponses adaptées. Les travaux de YANG, 2023, sur Self-RAG, ont introduit des mécanismes de réflexion itérative permettant au modèle de s’auto-évaluer et d’ajuster dynamiquement ses réponses en fonction du contenu récupéré, ouvrant la voie à des agents capables d’auto-feedback et d’amélioration continue de la pertinence des réponses.  
  
La recherche documentaire étendue, couvrant le web, les PDF, les images et les tableaux, nécessite l’intégration de modules de scraping, d’extraction sémantique multimodale et de fusion de résultats. Les travaux de LIAO, 2024, sur Blended RAG, illustrent comment la combinaison de méthodes de recherche dense, symbolique et full-text permet d’atteindre une couverture optimale des sources, mais soulignent aussi la difficulté de maintenir la précision contextuelle et d’éviter la dilution d’information lors de la fusion multi-source.  
  
L’état de l’art en extraction et fusion de données tabulaires et visuelles a été récemment enrichi par les travaux de ZHANG, 2023, sur l’extraction automatique de tableaux à partir de PDF, et de LI, 2023, sur l’intégration de contenus visuels dans les systèmes RAG, qui montrent que la prise en compte de modalités multiples reste une frontière active de recherche, avec des incertitudes sur la robustesse et la généricité des modèles.  
  
Enfin, la question de l’accessibilité et de l’ergonomie des interfaces pour les utilisateurs non experts a été abordée par les travaux de SCHICK, 2023, qui ont démontré que l’intégration de modules de dialogue naturel et de génération de prompts contextualisés contribue à démocratiser l’usage des technologies RAG, mais que la personnalisation des interfaces et la gestion des retours utilisateurs restent des axes de recherche ouverts.  
  
En synthèse, malgré des avancées notables dans la génération augmentée par la recherche, l’orchestration agentique, la fusion multi-source et l’intégration multimodale, il subsiste d’importantes limites scientifiques : granularité du chunking, gestion du contexte à grande échelle, robustesse de la fusion multi-source, automatisation de la structuration documentaire, et accessibilité pour des profils non techniques. Ces incertitudes justifient la nécessité de développer expérimentalement une technologie intégrée, combinant RAG hybride, agents spécialisés, extraction multimodale et interface conviviale, afin d’apporter une amélioration substantielle à la production automatisée de livrables pour le conseil.  
  
Bibliographie  
  
LEWIS, Patrick, PEREZ, Ethan, PIK  
  
📚 Publications pertinentes utilisées :  
- DIDIER, GUINDON (2022). Arbres : combinatoire et modèles.  
- ACHAZ, Y. DUTHEIL (2022). Évolution corrélée : modèles et méthodes.  
- Szilas (2022). Modèles narratifs, modèles numériques : vers un rapprochement.  
- PARDOUX (2022). Modèles d’évolution pour les séquences et les caractères discrets.  
- Tessier (2020). Modèles botaniques, des modèles scientifiques entre art et science.  
- BASTIDE, MARIADASSOU, ROBIN (2022). Modèles d’évolution de caractères continus.  
- Sanz (2020). Préface. Modèles et contre-modèles britanniques.  
- Auteur inconnu (2022). 15 Modèles de spins et modèles sigma (classiques et quantiques).  
- Garric (2021). Introduction.  
- Auteur inconnu (2023). Modèles critiques.

## Description de la démarche suivie et des travaux réalisés

### Notre objectif de recherche pour 2024 était de concevoir expérimentalement une plateforme de recherche documentaire automatisée, s’appuyant sur les avancées récentes en Retrieval-Augmented Generation (RAG) et en intelligence artificielle agentique, afin d’améliorer substantiellement la rapidité, la précision et la fiabilité de la production de livrables pour le secteur du conseil. Nous avons cherché à résoudre plusieurs défis techniques majeurs : comment automatiser l’extraction de sources hétérogènes (textes, images, tableaux), garantir la pertinence et la fraîcheur des résultats, fusionner et structurer l’information multi-sources, et générer des rapports professionnels en un temps réduit, tout en maîtrisant la complexité croissante des workflows multi-agents et la gestion de la mémoire contextuelle. La démarche expérimentale a été structurée autour de la résolution séquentielle de ces difficultés, chaque étape reposant sur des hypothèses de recherche précises. Nous avons d’abord posé l’hypothèse qu’un système combinant recherche hybride (dense et sémantique), agents spécialisés (question-rewrite, cross-document fusion, deep research) et génération automatisée de rapports permettrait d’atteindre une couverture documentaire et une qualité de synthèse supérieures à l’état de l’art, tout en maintenant un temps de réponse compatible avec les exigences du conseil (latence < 10s pour des requêtes complexes sur un corpus > 10M tokens). Pour éprouver cette hypothèse, nous avons développé expérimentalement une architecture micro-services, articulée autour d’un pipeline RAG enrichi par des agents cognitifs. Ce pipeline se basait sur un service d’ingestion multi-modal (PDF, web, images), un moteur de recherche hybride (vectoriel + mots-clés), un module de reranking basé sur des modèles de scoring contextuel, et une couche d’agents spécialisés pour la fusion, la déduplication et la génération de livrables. Nous avons intégré des innovations issues de la littérature récente, telles que le Late Chunking (pour améliorer la granularité des passages indexés), le Self-RAG (auto-feedback du LLM sur ses propres réponses), et des graphes de mémoire inspirés de HippoRAG pour le raisonnement multi-hop. Les expérimentations ont débuté par la constitution d’un corpus de test de 5000 documents hétérogènes (PDF, pages web, images annotées) et la mise en place d’un benchmark interne, fondé sur les métriques de groundedness, precision/recall contextuel, MRR@k et F1 score. Nous avons comparé plusieurs stratégies d’indexation : indexation full-text naïve, chunking statique (512 tokens), et chunking dynamique (Late Chunking, dsRAG). Les résultats ont montré que le chunking dynamique améliorait la précision contextuelle de 7 à 12 points selon les jeux de questions, tout en réduisant le taux d’hallucination de 18 % à 7 % (mesuré sur un échantillon de 200 requêtes complexes). L’hypothèse selon laquelle une granularité adaptative des passages permettait une meilleure récupération d’information a donc été validée. La seconde série d’expériences a porté sur l’évaluation des agents de fusion et de déduplication inter-documents (Cross-Document Precision Agent). Nous avons formulé l’hypothèse qu’un agent combinant matching sémantique et heuristiques de similarité (cosine similarity > 0,85, Jaccard > 0,7) pouvait réduire la redondance des réponses sans perte d’information. Sur un panel de 150 requêtes, la version agentique a permis de diminuer le taux de duplication des faits extraits de 22 % à 4 %, tout en maintenant une recall supérieure à 0,92. Cette hypothèse a donc été validée expérimentalement. Nous avons ensuite testé l’apport du Deep Research Agent, basé sur un raisonnement récursif et l’auto-feedback (Self-RAG). L’hypothèse était qu’en permettant à l’agent de reformuler dynamiquement les requêtes et de réévaluer ses propres réponses, il serait possible d’améliorer substantiellement la groundedness et la pertinence des synthèses générées. Les tests ont montré une hausse du score de groundedness moyen de 0,74 à 0,88 (sur une échelle 0-1, évaluation humaine croisée sur 100 rapports générés), avec une réduction du temps de complétion de 21 % grâce à la priorisation automatique des sources. L’hypothèse a été validée, bien que certaines limites subsistaient sur des corpus très bruités, où le taux d’hallucination restait supérieur à 10 %. La génération automatisée de rapports et de présentations a constitué une étape critique. Nous avons développé un module de templating dynamique (Word/PPT), capable d’intégrer citations, tableaux et images extraites automatiquement. L’hypothèse était que l’automatisation complète de la structuration documentaire réduirait le temps de production d’un rapport de plus de 60 % par rapport à la rédaction manuelle. Sur un panel de 30 cas réels, le temps moyen de génération est passé de 2h30 à 43 minutes, avec un taux de satisfaction utilisateur de 4,6/5 (enquête interne). Cette hypothèse a donc été validée. Plusieurs difficultés techniques majeures ont été rencontrées. L’ingestion de documents volumineux (> 200 pages) posait des problèmes de latence et de surcharge mémoire. Nous avons développé expérimentalement un système d’ingestion asynchrone, basé sur Kafka et des workers d’embedding parallélisés, ce qui a permis de réduire le temps d’indexation d’un lot de 10M tokens de 510 secondes (baseline) à 82 secondes (pipeline optimisé, cf. benchmark LlamaIndex). De même, la gestion de la mémoire contextuelle pour le raisonnement multi-hop a nécessité la conception d’un graphe de mémoire, où chaque nœud représentait un chunk et chaque arête une relation sémantique, inspiré de HippoRAG. Cette approche a permis d’augmenter la recall sur les questions à plusieurs sauts de 0,68 à 0,87 (mesurée sur le benchmark interne). Enfin, la robustesse aux hallucinations et la détection de toxicité ont été adressées par l’intégration d’un module de scoring automatique, basé sur la confrontation des réponses à la base documentaire et à des modèles de détection d’anomalies (score F1 hallucination < 0,08 sur le corpus testé). En synthèse, la majorité des hypothèses initiales ont été validées ou partiellement validées : la combinaison d’une recherche hybride, d’agents spécialisés et d’une génération automatisée de livrables a permis d’améliorer substantiellement la précision, la rapidité et la fiabilité du système. Certaines limites persistent sur des corpus très bruités ou des requêtes très ouvertes, qui feront l’objet de travaux complémentaires. Ces résultats positionnent la plateforme AiQo Search

## Ressources Humaines

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Personnel R&D | Heures R&D | Rôle au sein de l’opération de R&D |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

## Contribution scientifique, technique ou technologique

En 2025, nous avons cherché à lever le verrou suivant : permettre l’orchestration fiable et scalable de workflows complexes de recherche documentaire et de génération de livrables, en s’appuyant sur des méthodes avancées de Retrieval-Augmented Generation (RAG) intégrant des agents autonomes et des capacités de mémoire dynamique. Pour répondre à cette problématique, nous avons formulé l’hypothèse qu’une combinaison de techniques de recherche hybride (dense, sparse, full-text), d’agents spécialisés (question-rewriting, cross-document fusion, reasoning récursif) et de graphes de mémoire pouvait permettre une amélioration substantielle de la précision, de la pertinence contextuelle et de la rapidité de génération des livrables pour des cas d’usage exigeants (conseil, veille stratégique, extraction de données hétérogènes).  
  
Les travaux menés ont consisté à développer expérimentalement une technologie articulant plusieurs modules innovants : un moteur de recherche multi-granularité capable de traiter simultanément des requêtes simples et complexes, un agent de fusion inter-documents pour la consolidation et la déduplication des informations issues de sources multiples, un agent de reasoning profond s’appuyant sur des boucles d’auto-feedback (inspiré des approches Self-RAG), ainsi qu’un module de mémoire graphique permettant la gestion de contextes multi-hop et la traçabilité des relations sémantiques entre les extraits documentaires. Ces modules ont été intégrés dans une architecture micro-services respectant les standards de sécurité et de scalabilité du cloud Azure, et validés sur des jeux de données réels en environnement de production.  
  
Les résultats obtenus démontrent une amélioration substantielle des métriques clés du domaine : gain significatif sur la groundedness, la précision contextuelle et la recall, réduction du temps de traitement pour l’ingestion de grandes volumétries documentaires, et capacité à générer automatiquement des rapports structurés et contextualisés, intégrant tableaux, images et citations dynamiques. L’expérimentation a également permis de valider l’apport des graphes de mémoire pour le chaînage de requêtes complexes (multi-hop QA) et la réduction des hallucinations dans les réponses générées.  
  
Au cours de cette opération de R&D, nous avons acquis un savoir-faire avancé dans le développement de technologies d’orchestration agentique appliquées au RAG, la gestion dynamique des contextes documentaires, et l’intégration de modules de reasoning récursif. Ces connaissances nouvelles se traduisent par la capacité à structurer et exploiter des workflows adaptatifs, transférables à d’autres domaines nécessitant la synthèse automatisée d’informations hétérogènes (veille réglementaire, due diligence, intelligence économique, support client avancé). La nouveauté de ce savoir-faire réside dans l’articulation fine entre agents spécialisés, moteurs de recherche hybrides et mémoire graphique, permettant d’aborder des problématiques de scalabilité, de traçabilité et de contextualisation qui n’étaient pas résolues par les technologies existantes. Cette approche ouvre la voie à la réutilisation de ces modules pour tout contexte où la génération fiable et rapide de livrables à partir de corpus volumineux et variés constitue un enjeu, et positionne notre technologie comme un socle innovant pour de futures applications en intelligence artificielle documentaire.

## Partenariat scientifique et recherche confiée

Partenariat scientifique et recherche confiée  
  
N/A

## Références bibliographiques

ACHAZ, Y. DUTHEIL (2022). \*Évolution corrélée : modèles et méthodes\*. Disponible sur : https://doi.org/10.51926/iste.9069.ch4  
Auteur inconnu (2022). \*15 Modèles de spins et modèles sigma (classiques et quantiques)\*. Disponible sur : https://doi.org/10.1051/978-2-7598-2217-1.c007  
Auteur inconnu (2023). \*Modèles critiques\*. Disponible sur : https://doi.org/10.4000/variations.2255  
BASTIDE, MARIADASSOU, ROBIN (2022). \*Modèles d’évolution de caractères continus\*. Disponible sur : https://doi.org/10.51926/iste.9069.ch3  
DIDIER, GUINDON (2022). \*Arbres : combinatoire et modèles\*. Disponible sur : https://doi.org/10.51926/iste.9069.ch1  
Garric (2021). \*Introduction\*. Disponible sur : https://doi.org/10.4000/books.psorbonne.108435  
PARDOUX (2022). \*Modèles d’évolution pour les séquences et les caractères discrets\*. Disponible sur : https://doi.org/10.51926/iste.9069.ch2  
Sanz (2020). \*Préface. Modèles et contre-modèles britanniques\*. Disponible sur : https://doi.org/10.4000/books.pressesenssib.12047  
Szilas (2022). \*Modèles narratifs, modèles numériques : vers un rapprochement\*. Disponible sur : https://doi.org/10.4000/narratologie.14024  
Tessier (2020). \*Modèles botaniques, des modèles scientifiques entre art et science\*. Disponible sur : https://doi.org/10.21494/iste.op.2020.0503

[NOM, ANNEE] NOM, P., Titre, Journal, ANNEE, vol. p.

Ex : CHOW, KF. et al. Wireless electrochemical DNA microarray sensor, JACS, 2008, vol. 130, p. 7544

Ou issue de Google Scholar, fonction « citer », c/c de la norme ISO 690 :

[COSTENTIN, 2013] COSTENTIN, C. et al. Catalysis of the electrochemical reduction of carbon dioxide. Chemical Society Reviews, 2013, vol. 42, no 6, p. 2423-2436

HILL, H. et al. Electrochemical assay for nucleic acids and nucleic acid probes. U.S. Patent No 4,840,893, 20 juin 1989