

# RAGを備えたチャットボットに自然言語処理の研究動向を聞いてみた：文書分析作業を効率化するAIアシスタント活用方法の検討

李 康穎      宋 疏影      ティアゴ・ラマル

株式会社Recursive

{kangying.li,shuying.song,tmramalho}@recursiveai.co.jp

## 概要

近年、大規模言語モデル(LLM)が急速に人気を集めており、これに基づくさまざまなサービス、プラットフォーム、アプリケーションが増えている。この流れの中で多くの研究者がLLMのドメイン特化、精度の向上、知識更新、計算効率化、モデルの軽量化に貢献してきたが、一般ユーザーや自然言語処理以外の分野の学生にとっては、LLMを用いて知識を蓄積し、作業や研究の効率を向上させる方法が求められている。本文では、これらの方法を今後の開発研究実践に統合することを目指し、文書分析作業の効率化に焦点を当て、実際の事例を通じて検索拡張生成を備えたAIアシスタントの活用を検討する。

## 1 はじめに

近年の自然言語処理応用領域では、検索拡張生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)技術が注目を浴びている。この技術は、検索コンポーネントと生成コンポーネントの融合を通じて、テキスト生成の新境地を切り開くものである。RAGの核心的な目指すところは、大規模言語モデルの既存知識の枠を超え、最新かつ関連性の高い情報をテキスト生成に取り込むことによって、出力される内容の精度と信頼性を向上させることにある。この技術は、時宜に合った情報の統合、ドメイン横断的な適応性、およびデータのセキュアな拡張性を実現する。特に、瞬時の意思決定を要する現代ビジネスにおける戦略策定において、その価値は計り知れない。アプリケーションのカスタマイズにおいては、適切な大規模言語モデル(LLM)の選定を皮切りに、対象ドメインや利用者のニーズに応じた専用アーキテクチャとセキュリティ構造の策定に取り組む。初期段階でデータ属性の分析を行い、医療、法律、教育など、特定分野に特化したモデルや、特有の言語スタイルを反映するニーズに対応する。次いで、アプリケーション要件を満たすためのRAGアーキテクチャを設計し、関連情報の検索と新規コンテンツの生成を一体化する。加えて、暗号化、アクセス管理、データ処理ポリシーを含むプライバシー保護対策を施し、ユーザーデータの取り扱いがプライバシー規範および法令遵守の枠組み内で行われることを保証する。これらの施策は、アプリケーションが提供するサービスの品質と信頼性を支える基盤として不可欠とみられる。

### 1.1 日本語に特化した大規模言語モデル

日本語は、その多様な表現形式、文脈の多層性、および文法構造の複雑さから、モデルに対し高度な文意解釈の能力を要求する。産業界及び学界において公開されている日本語特化LLMは、その優れ

た性能により、多岐にわたるアプリケーションにおける適用範囲の拡大を促している。

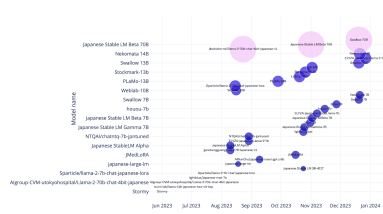


図1 2023年6月から年末にかけて公開された一部の日本語LLMs

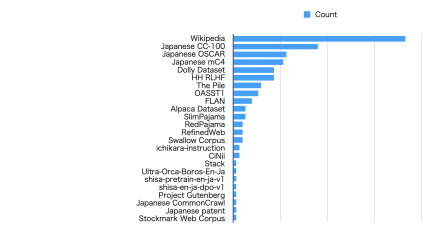


図2 現在公開されている日本語LLMモデルが使用している主なデータセット

図1は、2023年6月から同年末にかけて公開された日本語特化LLMの一部を示してあり、これは[1]掲載情報を基に整理されたものである。このバブルチャートは、各モデルのリリース日と規模を視覚的に表現しており、大きなバブルはより大規模なモデルを意味している。この期間におけるモデルの規模および数量の漸進的な拡大が明らかである。さらに、このチャートからは産業界、学界、および研究機関が一体となってLLMの開発を推進しており、新たな参入者が市場に登場し、日本語特化LLMの領域における技術進歩とイノベーションの促進に寄与していることが示される。図2は、現在公開されている日本語LLMモデル[1]が使用している訓練データの特徴を示している。特に日本語Wikipedia, JapaneseCC-100, JapaneseCommonCrawlなどのデータセットはインターネット上の多様なテキストデータを含んでおり、一般的な大規模モデルの訓練に頻りに利用されている。RefinedWebやStackなどは、一般的なウェブコンテンツから洗練されたデータセットである。ドメイン特化分野においては、多様なデータセットが訓練データとして活用されている。たとえば、学術分野ではCiNiiが日本の学術論文データベースとして、学術研究や学術用語に富んだコンテンツを提供している。文学分野においては、SlimPajamaが文学的な日本語の理解を支援するためのデータソースとして利用される可能性がある。ニュースとジャーナリズム分野では、Wikinews subset of llm-japanese-datasetが現代の出来事やジャーナリスティックな言語を含む

データセットとして用いられている。多言語・バイリンガル分野では、Ultra-Orca-Boros-En-Jaやshisa-pretrain-en-ja-v1, shisa-en-ja-dpo-v1などが特定の方言や地域言語変種、または英日バイリンガルデータを含んでいる。ソーシャルメディア関連では、Twitterや他のプラットフォームからのデータが大規模言語モデルのトレーニングに利用されることがある。他の特化分野では、日本語特許やStockmarkWebCorpusなどが特定分野に特化したデータセットとして使用され、特定ドメイン特化モデルの開発に寄与している。これらのデータセットは、モデルの調整において、特定ドメインのニーズに合わせたトレーニングを可能にする。さまざまなLLMsは、ビジネス、学術、医療、法律領域など、幅広い分野に対応する日本語文書のRAGアーキテクチャにおいて、強力なドメイン特化知識の基盤を提供している。これらのLLMsを活用することで、RAGモデルは特定分野の深い理解と精度の高い情報提供が可能となり、それぞれの分野において最適な応答や解決策を生成できるようになる。ビジネスからエンターテインメント、学術研究、医療法律に至るまで、特定分野のニーズに応じた高度な情報処理を実現するための重要な要素となっている。

## 1.2 検索拡張生成のパターン

検索拡張生成は大規模言語モデルに検索機能を組み合わせた技術であり、クエリに基づいて関連する情報をデータベースから取得し、それをモデルの応答生成プロセスに統合する。このアプローチにより、モデルはより正確で豊富な情報に基づいた回答を生成することができる。RAGモデルの設計において、異なるアプリケーションはそれぞれ特有の要件を持つ。データベースの種類(SQLやNoSQLなど)は、データの構造化やアクセス方法に影響し、アプリケーションの性能に直接的な影響を与える。ベクトルデータベースの検索アルゴリズムは、データの意味的類似性の評価方法を定義し、検索結果の精度を左右する。クエリの処理方法は、ユーザーの意図をどのように解釈し、適切な情報にマッピングするかによって依存し、検索結果の有用性を決定する。また、検索パイプラインの管理、文書のメタデータ設計、文書の分割方法は、検索結果の範囲と関連性に大きく影響する。これらの要素は、RAGモデルが提供する最終的な回答の品質に決定的な影響を及ぼす。適切なアーキテクチャとデータベースの設計は、ビジネス、エンターテインメント、学術、医療法律などの特定ドメインに対応するRAGシステムの効果的な構築に不可欠である。LlamaIndex[2]とLangChain[3]は、いずれも大規模言語モデルを活用したツールですが、それぞれ異なるアプローチと特徴を持っている。LlamaIndexは文書ベースのタスクに焦点を当て、データ整理やLLMとの連携を容易にするための様々なツールを提供する。一方、LangChainはモジュール式アーキテクチャを採用し、LLMを多様なデータソースやサービスと組み合わせる機能を持つ。LlamaIndexは文書検索、LLMの強化に特化しており、LangChainはテキスト生成、翻訳、質問応答など多様なアプリケーションをサポートする。これらのプラットフォーム

のコミュニティは多くのアイデアを提供しているが、実際の運用にはさらに多くの考慮が必要である。

## 1.3 体系的なRAGアプリケーション開発

体系的なアプリケーションを展開する際には、様々なリスクと課題が存在することが知られている。これには、高いユーザー負荷に耐えうるシステム設計、機密データの保護と不正アクセスの防御、操作ログの適切な保存と分析、言語モデルによるバイアスの管理、データ抽出の精度と計算ロジックの正確性の保証などが含まれる。さらに、ソフトウェアの展開は、多様な環境への適応を必要とする上に、未完成機能のリリース、誤ったコードの導入、過大なユーザーシナリオ、未対応のケース、旧バージョンのオンライン維持などの問題を引き起こす可能性がある。これらのリスクを避けるためには、適切な展開プロセスとチェックリストの設定、開発から本番環境への段階的な移行、自動化ツールの使用、ブルー/グリーンデプロイメントやKubernetesのようなオーケストレーションツールの利用が可能であり、各環境や要件に適した最適な方法を選択することが推奨される。本文は、複数の企業が実際に導入している製品を例にRAGを備えたAIアシスタントが、文書分析作業をどのように効率化し、情報収集プロセスに貢献しているかを検討する。言語処理学会年次大会が公開している論文proceeding掲載用ウェブサイト[4]から抽出した言語処理学会年次大会の三十年にわたる論文を背景ドキュメントコレクションとして使用し、株式会社RecursiveがリリースしたAIプラットフォーム「FindFlow」[5]を主なRAGを備えた分析ツールとして、三十年間の自然言語処理研究情報を分析する。文書分析作業の効率化だけでなく、歴史的な研究動向の理解を深め、将来の研究の方向性を示唆することが期待される。また、実際のビジネスシーンでの活用例、特にカスタマーサービスや研究分野での応用事例を考察し、RAG技術を用いたAIアシスタントが実際の運用において注意すべき点を検討する。

## 2 情報検索AIプラットフォーム FindFlow

本文は、特に学術論文の分析作業における効率化に焦点を当てて、株式会社RecursiveのAIプラットフォーム「FindFlow」[5]を例としてAIアシスタントの活用可能性を表す。FindFlowはもともと、企業内の文書処理と情報管理に焦点を当てて開発されたAIプラットフォームであり、大規模言語モデル技術を活用している。このプラットフォームは、GPT4やGeminiなどの通用LLMを用いて、マルチモーダル情報を効率的に検索し、提供する。利用者は、精度とコストの観点から最適なドメイン特化モデルも選択できる。セキュリティ面においても、カスタム開発の選択肢が提供されており、使用ログの確認やNGワードの設定が可能である元々は企業内の文書と情報の効率的な管理を目的としていたが、その機能は学術研究の分野でも応用できるFindFlowの特徴的な機能として、AIが提供する回答の根拠を画面上で確認できる点が挙げられる。これにより、研究者はAIの判断基準を理解しやすくなり、信頼性の向上が期待できる。さらに、このツールはpdfやdocxなどの様々なファイ

ル形式に対応しており、学術論文や研究資料を効率的に活用することが可能である。FindFlowの導入により、学術論文の検索と分析にかかる時間の短縮と研究の効率化が期待される。また、安心安全な環境下でのLLMの利用により研究プロセスのデジタルトランスフォーメーション(DX)の推進が可能となる。

### 3 実例で考える文書AIの活用方法

学術文献における文書AIアシスタントの活用方法を議論するため、以下のタスクを設計した：(1)特定年度における研究トレンドを分析する。(2)指定された年度における特定の話題に関する研究トレンドの特性を解析する。さらに、伝統的なRAGパターンをベースラインとし、AIが生成する回答の評価を行う。「解答可能性付き読解データセット」を使用し、特定文書に対するAIの回答の定量的分析を行い、AIが学術文献分析における役割及びその有効性と限界を明らかにすることが目的である。

#### 3.1 論文データの抽出

言語処理学会年次大会発表論文集から1995年から2023年にかけて合計5114件の論文を抽出し、年度別のデータ分布が図3に示される。年度の数値はY軸に沿って配置されており、X軸は論文数の目盛りを示す。ユーザーは異なる活用タイプに応じて資料を収集し、それをAIプラットフォームにアップロードして、チャットボットとの会話を通じて情報を抽出する。今回の議論では、システムの内部構造については比較せず、類似プラットフォームの活用方法のみに焦点を当てる。そのため、類似のプラットフォームも同様のプロセスを従い回答の例を得る

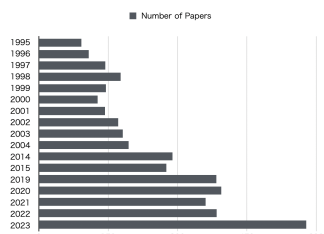


図3 実験データ数の年度別分布

#### 3.2 目標指向データ処理と分析

今回は、特に学術論文向けの複雑なメタデータ構造やデータベース設計を採用せず、ユーザーが自身で資料の整理・収集・処理を行うことが基礎となり、汎用RAGパイプラインを効果的に使うためのデータ前処理手法例を紹介する。(1)PDFパーサーと正規表現を使用し、論文の発行年、タイトル、著者所属、概要を抽出し、CSVファイルに保存。ファイル名も記録。(2)文書AIプラットフォームにCSVをアップロードし、タイトルからキーワードを抽出するプロンプトを利用して、全年度に渡るキーワード辞書を作成。(3)作成したキーワード辞書をローカル環境の論文データベースと照合し、年度別のキーワード出現頻度を統計。(4)キーワードリストと各ファイルの内容の関連性を分析し、それに基づいて各論文のファイル名とキーワードを記録したテキストファイルを作成。(5)上記で抽出・作成したファイルを文書AIプラットフォームに再度アップロードし、論文の全文をアップロードして、さらに詳細な質問応

答プロセスを行う。このプロセスは、多くの文書にまたがる情報の関連付けと冗長データの削除に焦点を当てており、効率的なデータ管理と分析の実現を目指す。一般的なChatGPTの文書分析機能を用いても論文情報の質疑応答の整理は可能であるが、異なる文書AIプラットフォームによる検索拡張生成の構造の違いなどにより、生成される回答も異なる。3.4章では、複数の異なるRAGパイプラインによって生成された結果を比較する。手元にある大量のテキストデータを簡単に分析することは、大規模言語モデルにどのような質問をすべきかを明確にし、特定のデータセットで特化されたLLMの利用を検討するのに役立つ。本文は、研究動向の分析を目的として、いくつかの事例とデータ可視化例を付録のA.1章に示す。本章で紹介されたプロセスによって得られるキーワード辞書と語頻表は、データセットをより統計的に見ることが出来る。統計で観察した結果は効果的なプロンプトの作成方法に関する洞察を提供するだけでなく、モデルの回答の品質を統計的視点から最初に判断するための基準が得られる。統計的に分析された語彙表における専門用語の傾向は、ドメインに特化したLLM選択の際の参考データとなる。

#### 3.3 クエリの生成と回答の取得

LLMを使用する上で、クエリの作成と展開を行うことにより、タスクの目的を効果的に磨き上げることができる。3.2章で前処理した情報に基づき、LlamaIndexのDatasetGeneratorを使用して質問リストを生成する。プロンプトの設定は、本章の冒頭で紹介されたタスクを参考にし、次のように定義する。「あなたは自然言語処理の学者であり、論文のタイトルと発表年を見て質問を作成する。質問は提供された文脈に限定し、日本語で記述する。特定年度の研究トレンド、指定年度の特定トピックに関する研究トレンドの特性、複数年にわたる論文のトピックトレンドを問う」生成された質問例を付録の表A-1に示す。3.2章で前処理した文書に基づき、生成された質問の一部に対してFindFlowプラットフォームが提供した回答例を付録の表A-2に示す。質問を通じて特定年度の研究トピック情報を得るだけでなく、特定のキーワードに関連する研究を検索し、具体的な論文についてさらに詳細な情報を掘り下げることが可能になる。

#### 3.4 Ragasによる回答生成パフォーマンス評価

RAG自体の回答生成パフォーマンスに焦点を絞って、RAGの実際の検索能力と情報抽出の性能を比較するため、公開データセットを使用してRAGシステムの回答品質を評価する方法がある。AIプラットフォームの特性を数値的に評価し、その結果をもとにプラットフォームの最適化や代替プラットフォームへの切り替えを行う補助的な役割を果たす。「Ragas」[6]はRAGパイプラインを評価するためのフレームワークであり、RAGアプリケーションの性能評価において重要な役割を果たし、大規模言語モデルが外部情報をどのように統合し活用するかを明確に把握するのに役立つ。Ragasは以下のような検索された情報の関連性、忠実度など生成された回答の正確性を評価する指標を含む：



**回答の関連性 (AnswerRelevancy):**モデルが提供する回答が、提示された質問とどの程度関連しているかを評価する

**忠実さ (Faithfulness):**提供された回答が、そのコンテキスト内の事実とどれだけ忠実であるかを測定する

これらの指標により,RAGシステムの全体的な性能と様々なシナリオにおける適用可能性を理解することが可能である。「解答可能性付き読解データセット」[7]には、56,651件の質問,解答,関連文書が含まれており、それらには手作業による読解可能性の判断が付与されている。これらの質問はクイズ大会で使用されたもので,関連するWikipedia記事が付加されている。このデータセットと対応するWikipediaの記事文脈を用いて,質問生成結果が評価されることになる。AIアシスタントFindFlowの他,llamaIndexのBasicRAGのベースラインに以下三つの技術を追加することで、Ragasが実際に生成される回答に対する評価の変化を表す:(1)SimilarityPostprocessor:類似性スコアの閾値以下のノードを削除するために使用される。これにより、特定の類似性レベル以下の結果をフィルタリングすることが可能となる

(2)SentenceEmbeddingOptimizer:パーセンタイルカットオフを0.5または0.7に設定し、特定の基準に基づいて文の埋め込みを最適化するために使用される

(3)LLM Top-2 Rerank:二段階パスでの検索を行う方法で、最初に埋め込みベースの検索を行い、その後LLMベースの検索で実際にクエリに関連するノードを動的に選択する

今回は、データベースの構造種類やLLM種類の調整は行わず、システムの性能評価が主な焦点ではないことを考慮し、データセットの初めの50質問と250件の関連文書のみを比較の対象とし,その結果を以下の図5に示す。

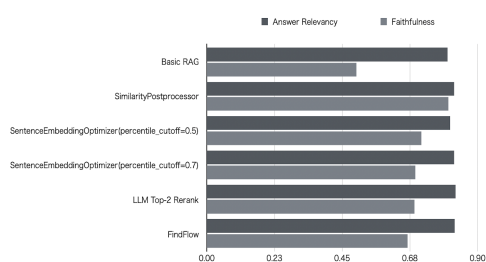


図4 生成結果比較例

注意すべき点は、データセットや評価体系の特徴や基準によって、比較結果に大きな差が生じる可能性があることである。例えば、適切な参考文書が見つからない場合、勝手に出力する誤った答えのAnswerRelevancyが「提供された参考文献には、質問についての情報は含まれていません」と回答するシステムよりも高くなる可能性がある。データセットの特性と評価指標を慎重に検討し、適切な評価体系を選ぶことが求められる。

## 4 考察

上述のいくつかの例からわかるように,研究分野においては、ドキュメントAIアシスタントは大量

の文献や研究データを解析し、新たな知見を導き出すために利用される。研究者は情報収集にかかる時間を削減し、より創造的な研究活動に集中できるようになる。また、異なる分野の研究データを統合分析することで、新しい研究分野の開拓も期待されている。さらに、AIアシスタントには以下のような商業分野での応用例もある。カスタマーサービスにおいては、AIアシスタントは顧客からの問い合わせに迅速かつ効率的に対応するために使用される。例えば、顧客からの多様な問い合わせに対し、関連する情報を素早く検索し、適切な回答を生成することができる。これにより、顧客満足度の向上とオペレーターの負担軽減が期待できる。また、過去の問い合わせデータから顧客の傾向やニーズを分析し、よりパーソナライズされたサービスを提供することも可能である。このように、AIアシスタントは多岐にわたる応用が可能であり、今後もその活用範囲は拡大していくことが予想される。LLMベースのAIアシスタントの潜在的な問題は、データの安全性とプライバシーのリスク、偏ったデータによる情報の不正確さ、および文脈理解の欠如による誤解である。これらの問題は、技術的な改善や厳格なデータ管理によって緩和することが可能であるが、ユーザーはこれらのリスクを認識し、適切な注意を払う必要がある。特に、研究データや個人の著作をAIアシスタントで使用する際には、注意が必要である。これらの情報は高度に専門的で機密性が高く、プラットフォームへのアップロードが知的財産権の侵害やデータの不適切な使用を引き起こす可能性がある。LLMプラットフォームはユーザーからの入力をトレーニングデータとして利用することがある。提供された研究データや著作が無断で再使用されたり、他のユーザーに公開されるリスクがある。また、これらのデータを使用することで、生成された内容が著作権や機密保持の規定に違反する可能性がある。これらの問題を避けるためには、プライバシーポリシーと使用条件の確認、データの匿名化、利用規約への遵守、セキュリティ対策の強化が重要である。これらの対策を通じて、研究データや著作をAIプラットフォームで安全に使用するためのリスクを最小限に抑えることができる。

## 5 おわりに

本文では、大規模言語モデルを基盤としたAIアシスタントを研究データ文書分析での活用、さらにデータの安全性やプライバシーといった課題に対する対策についても検討された。大規模言語モデルベースのAIアシスタントとプラットフォームは、今後も加速し、より一体化された応用が期待される。技術の進化に伴い、多岐にわたる分野での活用が拡大し,研究や業務の効率化が進むでしょう。将来,大規模言語モデルの応用方法には、まだ多くの可能性が残されており,さらなる探究と発見が期待される。これらの進歩には、データの安全性やプライバシーの問題への適切な対応が不可欠であり、サービスやプラットフォームの展開と共に、開発者と利用者のこれらの課題への注意深い取り組みも重要である。

## 謝辞

本論文の作成にあたり、アドバイスをくださったCEOのティアゴ・ラマル、ビジネスチームの飯野さん、内藤さん、千葉さんに感謝致します。また、この研究を遂行するにあたり、終始暖かく見守って下さったコーポレート責任者のクルトウルシュ・オクタイに感謝を申し上げます。最後に、FindFlowの開発メンバーのボッシュマン・ジェフリー、チュ・アイリス、トルヒヨ・サウル、リベラ・サイザ・ヴァダ・マリー、アオ・レベッカ、清水力さんに心から感謝の意を表します。

## 参考文献

1. Overview of Japanese LLMs. (オンライン)(引用日:2024年1月5日)  
<https://github.com/llm-jp/awesome-japanese-llm>, 2023年7月

2. LlamaIndex.(オンライン)(引用日: 2024年1月9日.)  
[https://github.com/jerryliu/llama\\_index](https://github.com/jerryliu/llama_index), 2022年11月

3. LangChain.(オンライン) (引用日: 2024年1月9日.)  
<https://www.langchain.com>

4. 言語処理学会. (オンライン) (引用日: 2024年1月9日.) <https://www.anlp.jp/guide/nenji.html>

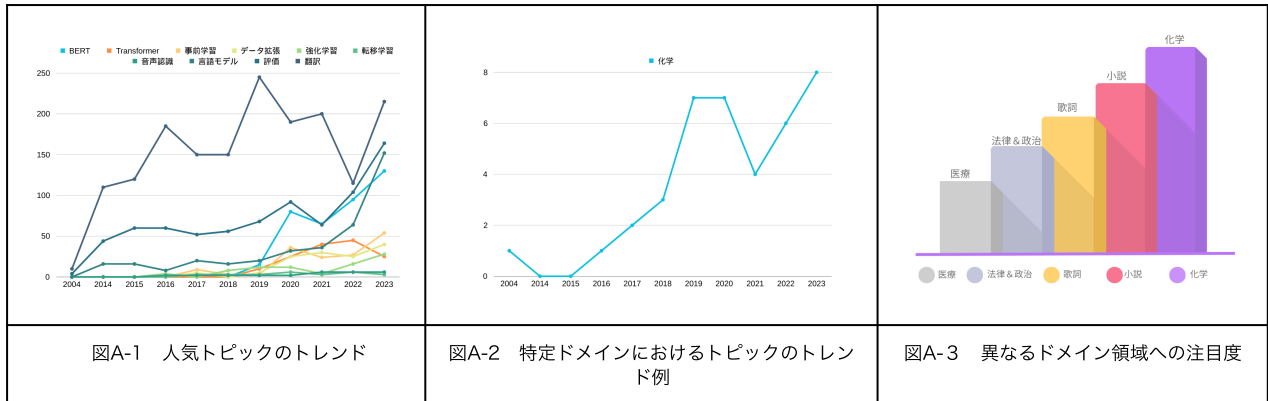
5. 情報検索AIプラットフォームFindFlow. (オンライン) (引用日: 2024年12月25日.) <https://findflow.ai/ja/>

6. Es, S., James,J., Espinosa-Anke, L., &Schockaert,S. (2023). Ragas: Automated evaluation of retrieval augmented generation. arXiv preprint arXiv:2309.15217.

7. 鈴木正敏, 松田耕史, 岡崎直観, 乾健太郎. 読解による解答可能性を付与した質問応答データセットの構築.言語処理学会第24回年次大会 (NLP2018),March 2018.

# A 付録

## A.1. データ分析と可視化：



図A-1は、2019年から2023年にかけて注目されたキーワードが2004年から2023年にわたりどのように出現頻度が変化しているかを示す。日本における自然言語処理研究領域では、機械翻訳が一貫して高い関心を集めており、特に2019年にはその関心が頂点に達していることが示される。さらに、「言語モデル」、「BERT」、「トランスフォーマー」などのトピックの言及回数は、過去5年間で徐々に増加している傾向が明らかになっている。図A-2は、2004年から2023年にかけての約20年間における「化学」というトピックの出現頻度を示している。このグラフからは、特定のドメインでの自然言語処理研究に対する人々の関心が徐々に高まっていることが明らかである。図A-3は、異なるドメイン領域における注目度の比較を示す。化学分野には「薬物タンパク質」や「超伝導材料」などのトピックが含まれ、法律&政治分野には「司法試験」、「政党支持率」、「市民意見収集」、「地方議会議事録」、「議員発言」などのトピックが統計されている。医療分野では、医学関連の領域や「新型コロナウイルス」などの特定疾患に関するテキストを対象とした研究が含まれる。

## A.2. 生成された質問&回答例：

3.3章は、大規模言語モデルを利用したクエリ作成の効率化と展開過程に焦点を当てた内容となっている。付録の表A-1では、3.2章で前処理された情報を基に、LlamalndexのDatasetGeneratorを使用して生成された質問リストの例が示されている。これらの質問は、「自然言語処理の学者が論文のタイトルと発表年を基に質問を作成する」というシナリオに基づき、提供された文脈に限定された形式で日本語で記述されている。質問の内容は、特定年度の研究トレンド、指定年度の特定トピックに関する研究の特徴、複数年にわたる論文のトピックトレンドなどに関するものが含まれている。

2020年から2024年までの間に発表された自然言語処理の論文の中で、料理レシピの名づけに関する研究はありますか？2016年に発表された論文のタイトルと研究トピックは何ですか？2017年から2021年までの間に、自然言語処理の研究トピックの中で最も注目されていた分野は何ですか？2023年における自然言語処理の研究トレンドはどのような特徴を持っていますか？この分野での研究トレンドは「翻訳」に関してどのように変化していますか？2022年に発表された論文の中で、研究キーワードとして「感情分析」が使用されているものはありますか？

表A-1 生成された質問例

付録の表A-2では、これらの質問に対するFindFlowプラットフォームが提供した回答例が掲載されている。これにより、特定年度の研究トピック情報の取得だけでなく、特定のキーワードに関連する研究を検索し、具体的な論文についてのより詳細な情報を掘り下げる方法が示されている。

<p><b>2022年の論文タイトルと研究トピックについて</b></p> <p>2022年に発表された論文のタイトルと研究トピックは以下のとおりです：</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. "BERTを用いた二つの辞書の対応付け" - この研究はBERTを使用して二つの辞書に対応付けの方法について述べています<sup>1</sup>。</li> <li>2. "HTML構造を補助情報として利用する日本語ブログ記事からの固有表現抽出" - この研究はHTML構造を補助情報として利用し、日本語ブログ記事から固有表現を抽出する方法について述べています<sup>1</sup>。</li> <li>3. "対話介入実験による対話の引き継ぎに有用な情報の調査" - この研究は対話介入実験を通じて、対話の引き継ぎに有用な情報を調査する方法について述べています<sup>1</sup>。</li> </ol> <p>これらは参考文献から抽出された一部の論文タイトルとその研究トピックです。他にも多くの論文が2022年に発表されています<sup>1</sup>。</p> <p>[1] BERTを用いた二つの辞書の対応付け [Internet]. [cited 09-JAN-2024]; p1. 2022-0</p>	<p>提供された参考文献に基づく、「翻訳」に関連する研究キーワードを使用した2022年の論文は以下の通りです：</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. "翻訳の品質評価に基づく動的な混成サンプリングによる"<sup>1</sup></li> <li>2. "対訳句追加によるNMTの翻訳"<sup>1</sup></li> <li>3. "ニューラル機械翻訳のための日中対訳コーパスの構築"<sup>1</sup></li> <li>4. "入力側単言語資源と転移学習の利用による講演字幕を対象とした英日ニューラル機械翻訳の改善"<sup>2</sup></li> <li>5. "多言語文符号化器の言語表現と意味表現の分離に基づく機械翻訳の品質推定"<sup>2</sup></li> <li>6. "曖昧性を含む翻訳に着目したマルチモーダル機械翻訳データセットの構築方法の検討"<sup>3</sup></li> </ol> <p>以上の論文では、「翻訳」が研究のキーワードとして使用されています。</p>
<p>質問例：2022年に発表された論文のタイトルと研究トピックは何ですか？</p>	<p>質問例：2022年に発表された論文の中で、研究キーワードとして「翻訳」が使用されている論文のタイトルを教えてください？</p>

表A-2 FindFlowによる回答例