

# ChatGPT を介した 小規模なフロー型データベース管理システム

松本航太郎<sup>†1</sup>  
東京電機大学

岩井将行<sup>†2</sup>  
東京電機大学

## 1. はじめに

近年 ChatGPT をはじめとした生成 AI が急速に発展しており、自然言語を用いたシステムインターフェースや TextToSQL タスクでの活躍が期待されている。TextToSQL とは、ユーザが自然言語で入力したクエリをもとに SQL 文を生成するタスクであり、この技術の発展により多くの人が容易にデータを活用することができるようになると考えられる。しかし生成 AI はハルシネーションと呼ばれる誤った情報の生成など、いくつかの課題を抱えている。それに付随して TextToSQL タスクにおいては意図しないテーブルの結合や文法の間違いなどの問題が発生してしまう。

そこで本研究では、SQL クエリを要するリレーショナルデータベースではなく NoSQL の一種である Google Cloud Firestore データベース (以下、Firestore という) に対して、ChatGPT を介したデータの追加・取得および削除が行えるシステムを提案する。Firestore はデータを「コレクション」と「ドキュメント」からなる階層構造で保管するドキュメント指向・フロー指向型データベースであり、本システムはユーザから受け取った自然言語の指示文をもとに Firestore の適切な位置へデータを挿入・取得および削除を実行し、その結果をユーザへ通知するというものである。この手法では SQL クエリを生成する必要がなく、データベース内の対象となる階層を選択することのみ重点を置いたため、誤った結果の生成が起りにくいと考えられる。

## 2. 関連研究

TextToSQL のタスクには以前から、形態素解析や深層学習など様々な手法が用いられてきた。加来らによる研究では [1]、リレーショナルデータベースのスキーマ構造に加えデータの内容まで考慮した手法の検討がなされている。また、ChatGPT を利用した手法として Wenjun らによる研究 [2] を挙げる。この研究では、著者らの以前の研究に基づ

く独自のデータベース (COM-DB) に対する SQL クエリを ChatGPT に生成させている。また、それらを用いた複数テーブルの結合実験やその結果についての議論もなされている。

## 3. システム構成

本システムの構成を図 1 に示す。今回の研究では、システムインターフェースとして slack を、ChatGPT のモデルは 2024 年 11 月現在最新である ChatGPT-4o を使用した。slack 上でユーザが送信した文章はまず ChatGPT によって、データの追加・取得・削除あるいは Firestore の操作に関係ない会話のいずれであるか判断される。Firestore 操作に関係のない会話であると判断された場合には、通常の ChatGPT として振る舞いユーザと対話することができる。それ以外の場合には、ChatGPT は追加すべきデータの内容や削除すべきデータの名前、Firestore 内のどの部分を参照するかなどを決定し出力する。出力された内容をもとに、Python プログラムを用いて実際のデータ操作を行う。そののち、操作の成否や内容を再度 ChatGPT が参照してユーザに返答する。

また、ChatGPT にはあらかじめ、役割、Firestore の現在の構造図、モデルケースをプロンプトとして設定しておく必要がある。本システムでは先述した操作の内容を判断する部分のプロンプト以外にも、操作の結果をもとに回答文を生成するプロンプト、削除処理の際に削除対象を決定するプロンプトの合計 3 種類を使用しているが、ここでは操作の内容を判断するプロンプトの一部を抜粋して図 2 に示す。

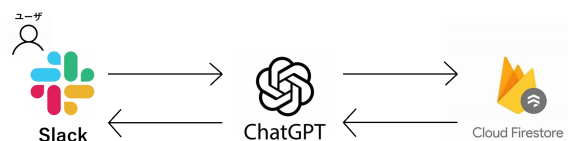


図 1 システム構成図

A small-scale flow-based database management system via ChatGPT

<sup>†1</sup> KOTARO MATSUMOTO, Tokyo Denki University

<sup>†2</sup> MASAYUKI IWAI, Tokyo Denki University

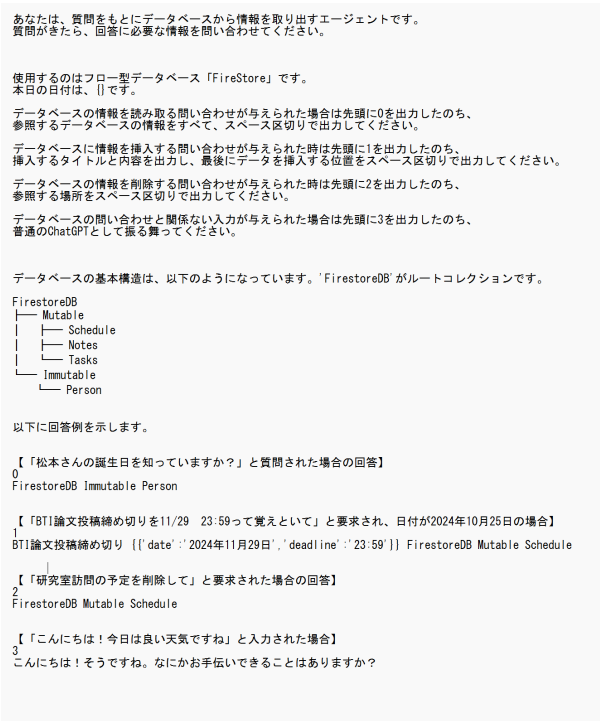


図2 本システムで使用しているプロンプト (抜粋)

4. 実用例案およびアンケートの実施

本研究ではユーザの想定通りのデータベース操作ができているか、またユーザのデータベース操作に対する心理的抵抗を低減できているかが肝要である。そこで、ユーザのスケジュールやタスク管理を目的としたデータベースと、架空の小売店を想定したデータベースを用意し、データベース操作経験者・未経験者合計 20 名を対象にアンケートを実施した。アンケートに際し、実際に任意の質問文 (追加・取得・削除操作のいずれか) を送信し、操作を体験させた。設問および回答のグラフを図 3 に示す。操作の正確性を示す「システムは質問に対して正しく回答してくれましたか」という項目に対する「思った通りの情報を得ることができた」の回答率は 70 %であった。また、経験者・未経験者ともにこういったシステムを使える状況であれば積極的に使っていきたいという結果が得られた。

5. 課題

ChatGPT を使用する際には、一度に送信するプロンプトおよび文章が 30,000 トークンを超過することができない。ここで ChatGPT におけるトークンは OpenAI 社が計算方法を提供しており、およそ英単語 1 つにつき 1 トークン、ひらがな 1 文字につき 1 トークン、漢字一文字につき 1 から 3 トークンが目安である。また、本システムでは、先述

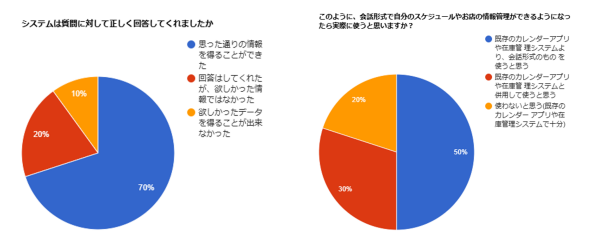


図3 アンケート結果

の通りデータの内容を ChatGPT が参照してユーザへの応答を生成している。そのため、Firestore データベースにおいては単一のドキュメントが非常に大きい場合や単一のコレクションに多くのドキュメントが存在する場合に 30,000 トークンを超過してしまう場合が考えられる。解決策として、API 呼び出しを複数回に分ける方法が挙げられるが、応答速度の遅延や運用コストの増大などが懸念される。

6. おわりに

本研究では従来盛んに研究されてきたリレーショナルデータベースではなく、NoSQL である Firestore データベースに対する ChatGPT を介したデータ操作の一例を挙げ、それらがユーザのデータベース操作に肯定的な影響をもたらすことを示した。今後は先述した課題の解決に加え、英語と日本語でプロンプト及び質問文を記述した際の比較実験等を行っていく。また、ChatGPT にとって操作しやすいデータベース構造や適切なプロンプトについては最適解が非常に見つけづらいため、運用実験を交えて検討していく。

参考文献

[1] 加来宗一郎, 西田京介, 富田準二: データ値を考慮した Text-to-SQL の検討, 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2020, pp. 4Rin109-4Rin109 (オンライン), 10.11517/pjsai.JSAI2020.04Rin109(2020).

[2] Lin, W., Babyn, P., yan, Y. and Zhang, W.: Context-based Ontology Modelling for Database: Enabling ChatGPT for Semantic Database Management (2023).