

〔技術報告〕

ChatGPT を用いた顧客対応支援チャットボットの開発

福本 菜南子*¹ 川面 諒太*² 草野 翼*² 兵動 栞*³ 島添 稔*⁴ 高橋 雅仁*⁵

Development of Customer Support Chatbot Using ChatGPT

Nanako FUKUMOTO*¹ Ryota KAWATSURA*² Tsubasa KUSANO*²Shiori HYODO*³ Jin SHIMAZOE*⁴ Masahito TAKAHASHI*⁵

Abstract

This study reports the “Development of Customer Support Chatbot Using ChatGPT,” a project under the “Regional Problem Solving PBL Using AI” at Kurume Institute of Technology in the first semester of 2023. It addresses the underutilization of “Useful Information” generated by around 60 sales representatives of a local company from their daily reports. The project leverages the sentence summarization capabilities of ChatGPT. We developed a chatbot that, which upon receiving a query from a sales representative, extracts and summarizes relevant “useful information” using ChatGPT and presents it in a consolidated form. Effectiveness of the chatbot was assessed by the sales representatives of the company, indicating its high potential as a sales support tool with further refinements.

Key Words : Chatbot, ChatGPT, ChatGPT API, Customer support, Daily business report, Summarization

1. はじめに

2020 年度に開始した久留米工業大学の「地域課題解決型 AI 教育プログラム」⁽¹⁾は、文部科学省が認定する MDASH (数理・データサイエンス・AI 教育プログラム) のリテラシー及び応用基礎の両レベルにおいて、先導的で独自の工夫・特色を有する教育プログラムとして、「MDASH+ (プラス)」に選定されている。特に、2 年次前期に実施している「地域課題解決型 PBL (Project Based Learning)」は、主に久留米・筑後地方の企業や自治体が抱えている地域課題に着目し、AI を用いた課題解決型学習を行っており、本学の AI 教育プログラムの大きな特徴となっている。本稿では、2023 年度前期に実施された 14 テーマからなる「地域課題解決型 PBL」の中の一つとして、久留米市に本社を置く株式会社丸信⁽²⁾のご協力を得て行った「ChatGPT を用いた顧客対応支援チャットボットの開発」について報告する。なお、本テーマの開発チームは、学生 4 名からなる学科混成チームであり、ファシリテーターとして、大学院生 1 名、教員 1 名が加わった。また、株式会社丸信の総務担当者 1 名、営業担当者 1 名の方にも PBL に参加していただき、課題の提供、課題解決のためのディスカッション、開発に必要なデータの提供等でご協力いただいた。

以下、2 章では背景と課題について述べる。3 章ではチャットボットの処理対象となる文章、すなわち、営業担当者が日々の活動のなかで作成し、「お役立ち情報」として共有されている文章の特徴を分析した結果を記す。4 章では「お役立ち情報」の有効活用を目的とした ChatGPT を用いた顧客対応支援チャットボットの開発内容を記す。5 章では開発したチャットボットの営業担当者による評価結果を記し、6 章ではまとめを行う。

*¹ 教育創造工学科

*² 情報ネットワーク工学科

*³ 機械システム工学科

*⁴ 大学院電子情報システム工学専攻

*⁵ 久留米工業大学名誉教授

令和 5 年 10 月 31 日受理

2. 背景と課題

2・1 営業職の業務

本テーマの開発に協力していただいた株式会社丸信は、久留米市に本社を置く 1968 年に設立された会社で、包装資材事業を柱に、さまざまなサービスやソリューションを提供している。また、この会社は、東京、千葉、名古屋、大阪、広島、福岡など全国各地に営業拠点をもち、60 名程度の営業担当者がスーパーや食品、酒造業、菓子業、鮮魚・水産、化粧品、製菓・健康食品など多岐の業種にわたる数万社を超える顧客企業に対して営業活動を行っている。各営業担当者は、日々の活動を営業日報として記録しているが、その中で、他の営業担当者にも役に立ちそうな情報は、「お役立ち情報」として、クラウド型顧客管理システムである Salesforce に登録し、情報共有を行っている。「お役立ち情報」の文例を図 1 に示す。

お客様からエコな素材で箱を作りたいと要望があり、改めて考えると一般的に流通している紙は基本エコを謳える。FSC 認証マーク、カーボンゼロマークなどマークを入れないと消費者には伝わらないが、実際はエコ。LIMEX を紹介すると興味がありましたが、パッケージに〇〇という素材ですみたいな説明をしないとエコということが消費者には伝わらないので、自己満足になってしまう。本当にエコを目指すのであれば消費者も理解しやすい説明文を入れたうでマークを入れるほうが訴求効果が高いなと感じました。

図 1 「お役立ち情報」の文例

2・2 課題および対策案

Salesforce には、「お役立ち情報」として、半年で数千件程度の情報が蓄積され、過去数年分を検索対象とすると数万件の膨大な量となる。多忙な営業担当者にとっては、それらから有用な情報を得るための作業に時間を割くことが大きな負担となっており、貴重な「お役立ち情報」が十分に活用されていないという課題があった。

そこで、我々のチームは、2020 年 11 月に OpenAI⁽³⁾によって公開され、人間のように自然な会話がができる AI チャットサービスである ChatGPT⁽⁴⁾がもつ文章を要約する能力に着目した。この ChatGPT を用いて、営業担当者が質問文を入力すると、「お役立ち情報」の中から質問の内容と関連度の高いものを複数件抽出し、それらを要約して提示するようなチャットボットを開発すれば、「お役立ち情報」の有効活用が進められ、業務効率の改善、営業成績の向上等の効果を得られるのではないかと考えた。

3. テキスト分析

3・1 KH Coder を用いたテキスト分析

チャットボットの開発に先立ち、「お役立ち情報」として登録された文章の特徴を把握するために、計量分析やテキストマイニングのためのフリーソフトウェアである KH Coder⁽⁵⁾を用いてテキスト分析⁽⁶⁾を行った。分析対象として、2022 年 12 月から 2023 年 5 月までの半年間に登録された 1,853 件の「お役立ち情報」を用いた。表 1 に、「お役立ち情報」として登録された情報の種目とそれらの件数を記す。なお、1 件の「お役立ち情報」に複数の種別への記載がなされることもある。

表 1 「お役立ち情報（半年間）」の内訳

種 目	登録件数
お役立ち活動・成功事例	262 件
ニーズ・ご不満・アイデア	237 件
VE (Value Engineering) 提案	246 件
気づき・提案	987 件
仕入れ先情報	217 件
競合情報	38 件
計	1,987 件

3・2 KH Coder を用いたテキスト分析の結果

お役立ち情報の上記の6つの各種目について、KH Coder を用いてテキスト分析を行った。以下に、種々のテキスト分析の結果の一部を示す。

(1) 単語頻度の分析

種目ごとに単語の出現回数を数え、テキストデータに記された内容のおよその傾向を把握した。図2に「気づき・提案」の種目について、出現頻度の高いものから順に上位33単語を並べた結果を示す。図2より、以下のようなことがわかる。

- ・営業活動と関連の高い“お客様”、“商品”、“提案”、“値上”、“紹介”といった単語がもっとも上位に位置している。
- ・提供する商品やサービスに関連する“シール”、“資材”、“ラベル”、“デザイン”といった単語も上位に位置している。
- ・業務に関連する“依頼”、“確認”、“対応”、“製造”、“販売”といった単語も上位に位置している。
- ・固有名詞については、企業名“丸信”のみが上位に位置している。

なお、出現頻度が高い単語について「お役立ち情報」の中から用例（KWIC : keyword in context）を抽出して、それらがどのような文脈で使用されているか、また、それらとどのような単語が頻繁に共起しているかを調べることにより、さらにテキストの内容への理解を深めることができるが、その詳細については、説明を省略する。

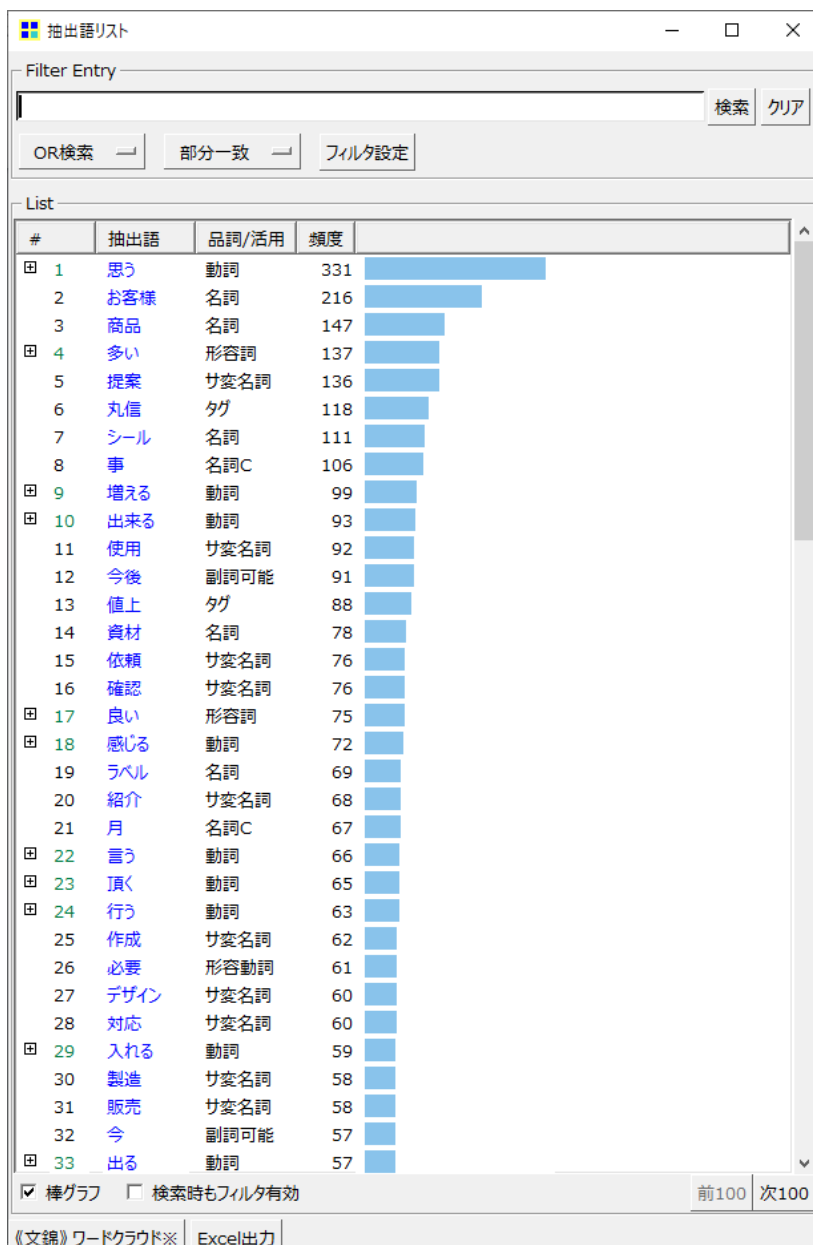


図2 種目「気づき・提案」における出現頻度上位33単語

(2) 共起ネットワークによる分析

主要な単語と単語の結びつきを2次元で表現する共起ネットワークを作成した。図3に「気づき・提案」の種目について作成した共起ネットワークを示す。この図において、丸のサイズが大きいほどその単語の出現頻度が高く、結びつきが大きい単語同士は近くに配置されている。また、結びつきの強い単語のグループは、サブグループとして色分けがされている。図3より、以下のようなことがわかる。

- ・もっとも大きなサブグループとして、「顧客に対する商品の提案」に関するサブグループが抽出された。
- ・さらに、「シールの作成」や「印刷、デザイン」、「発注や納品」、「価格や値上」など、より具体的な内容を示すサブグループが抽出され、「気づき・提案」の種目においてどのような話題が取り上げられているかを把握することができた。

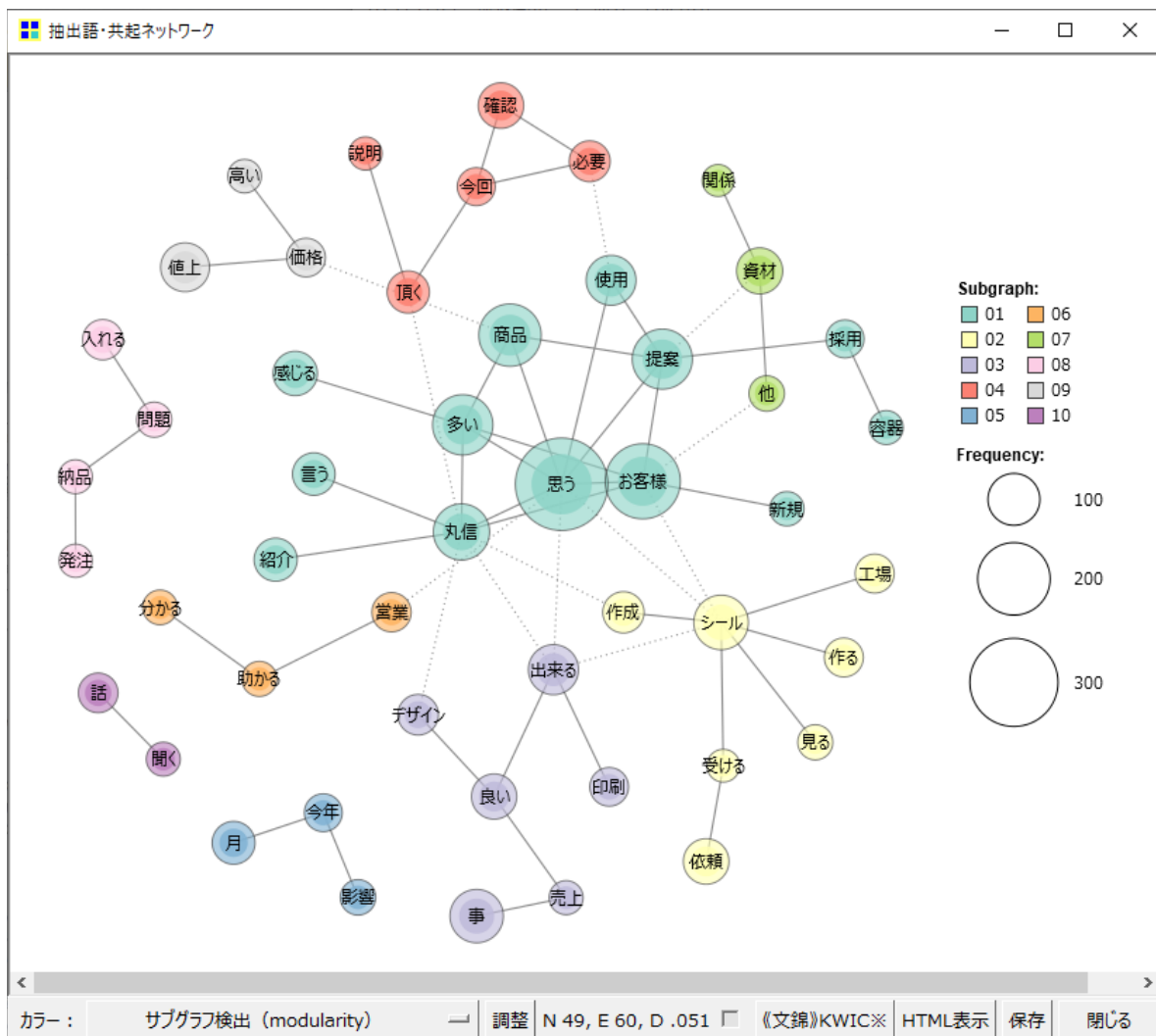


図3 共起ネットワーク

(3) 外部変数を用いた対応分析

「お役立ち情報」は、「取引先情報」と紐づけがなされており、「取引先情報」には、「営業担当部署」，“営業担当者 ID”，“所在地（都道府県）”，“業種・業態”，“得意先のランク”の情報が記されている。テキストの内容について、さらに深い洞察を得るために、これらの取引先情報に記された情報を外部変数として用いて、層別にテキストの分析を行うことを試みた。この分析手法は、対応分析（コレスポネンデンス分析）と呼ばれている。「気づき・提案」の種目について，“業種・業態”を外部変数として対応分析を行った結果を図4に示す。なお、図4において、赤字で書かれているものは、外部変数の値である。また、外部変数によらない普遍的な単語は原点付近に配置され、外部変数に依存している単語は原点から遠くに配置されている⁽⁷⁾。図4より、以下のようなことがわかる。

- ・ 図4の左上の原点からかなり離れた楕円で囲った部分を見ると、“鮮魚・水産（スーパー以外）”および“飲食業”と“売上”の結びつきが特に強いことがわかる。すなわち、業種・業態が“鮮魚・水産（スーパー以外）”および“飲食業”に区分された「お役立ち情報」では、“売上”という単語がよく使われがちであるということの意味している。
- ・ 図4の右下の原点からやや離れた楕円で囲った3か所を見ると、“製菓・健康食品”と“容器”、“化粧品”と“サンプル”、“製造・加工メーカー（食品除く）”と“デザイン”の結びつきが強いことがわかる。
- ・ 原点付近に位置する“お客様”、“営業”、“受注”、“食品”、“ケース”などの単語は、どの業種・業態においても同程度に使われていることがわかる。

なお、今回行った対応分析では、業種・業態の違いによる単語の使用の特徴が十分には把握できなかった。今後は、対応分析の対象となる単語をあらかじめ絞り込む前処理を行うなどの改善策の検討が必要と思われる。

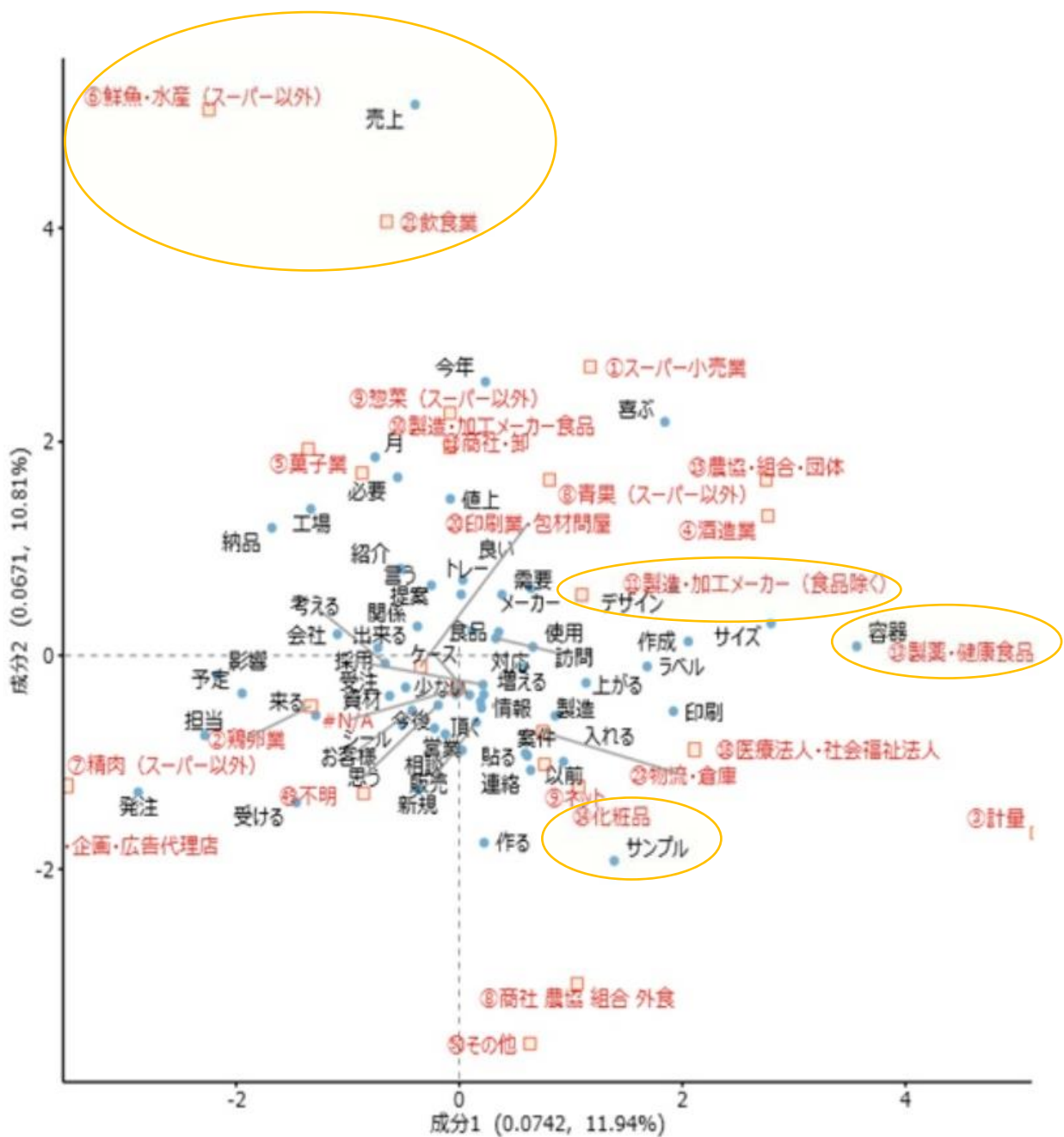


図4 “業種・業態”を外部変数として用いた対応分析の結果

4. チャットボットの開発

4.1 開発環境

以下の開発環境でチャットボットの開発を行った。

- Google Colaboratory: Google が提供するブラウザで Python が実行できる環境。

その他、以下のツール等を使用した。

- ngrok: ローカルで開発している Web アプリを外部公開用サーバとして用いるためのツール。
- Streamlit: Python のみで簡単に web アプリを構築できるフレームワーク。

なお、プログラムから ChatGPT を呼び出すために ChatGPT API を使用した（今回は、ChatGPT 3.5 を用いた）。また、関連する以下のライブラリ⁽⁸⁾⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾も使用した。

- FAISS: Meta (Facebook) 製ライブラリ、大規模なベクトルデータを高速に検索可能。
- LangChain: 大規模言語モデルを用いたサービス開発用ライブラリ。
- Embeddings: LangChain が提供する埋め込み操作のためのインターフェース。

4.2 チャットボットの基本仕様

質問文を入力すると、その内容と類似度が高い「お役立ち情報」を類似度の高いものから 10 件程度抽出し、それらから質問文に対する回答を要約して表示する。また、指示があれば、回答作成に使用した「お役立ち情報」の原文も表示する。

4.3 処理の流れ

開発したチャットボットの処理の流れを図 5 に示す。図 5 に示した処理の流れの概要は、以下の通りである。

1. csv 形式の「お役立ち情報」を読み込む。（LangChain の提供する csv ファイル読み込み用の関数 CSVLoader を用いると、空白セルの存在が原因で同じセルの内容が何度も読み込まれるなど、うまく読み込むことが出来なかったため、空白セルを無視して読み込むプログラムを作成した。）
2. すべての「お役立ち情報」をベクトル表現に変換する。（今回は、ライブラリ Embeddings において、OpenAI の埋め込みモデルを用いたため、1つの「お役立ち情報」が、1,536 次元の分散表現としてベクトル化された。）
3. チャットボットへの質問文をベクトル化し、2でベクトル化されたすべての「お役立ち情報」との類似度を計算し、質問文と類似度の高い「お役立ち情報」を抽出する。
4. ChatGPT へのプロンプト（入力文）として、質問文と類似度が高かった「お役立ち情報」のテキスト、およびそれらの要約を行うための ChatGPT への指示文を合わせたものを作成した上で、ChatGPT API を用いて ChatGPT を呼び出し、戻ってきた要約文を表示する。

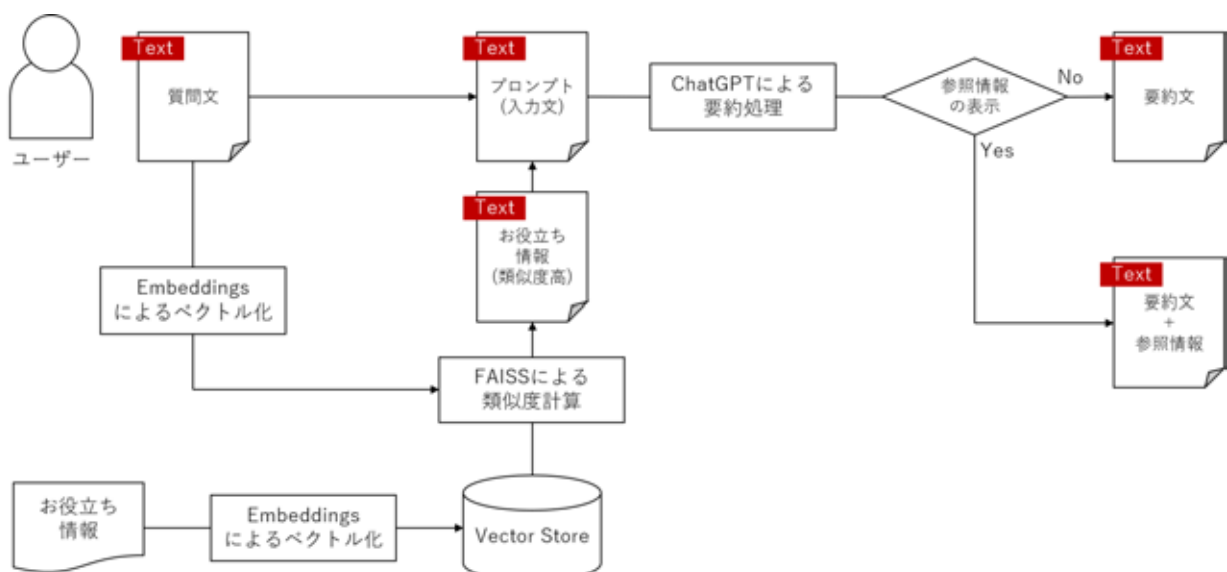


図 5 処理の流れ

4・4 チャットボットの実行例

開発したチャットボットの実行例の画面を図6に示す。図6の上部の「質問を入力してください」と書かれた入力欄に質問を入力し、「送信ボタン」を押すと、実行結果が表示される。図6において、赤枠で囲んだ部分が質問内容、青枠で囲んだ部分が質問に対する回答内容である。

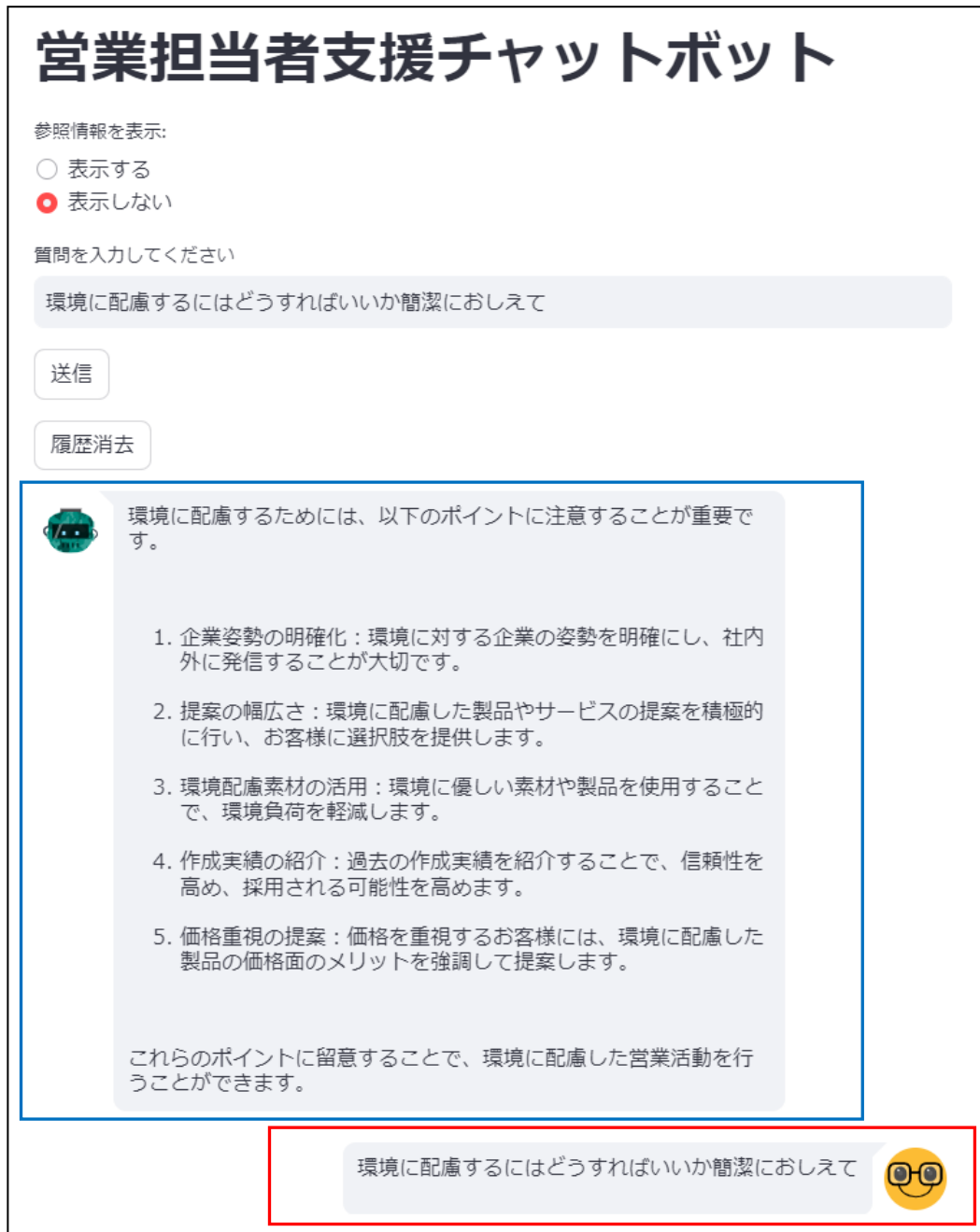


図6 チャットボットの実行例の画面

4・5 考察

(1) プロンプトの入力文字数の制限について

ChatGPTには、入出力のトークン数の制限があり、今回用いたChatGPTのモデル「gpt-3.5-turbo」では、入出力の最大トークン数が4,096トークンとなっている。ここで、トークンとは、言語モデルが処理する基本的なデータ単位のことであり、ChatGPTにおいては、トークン数は、英語の場合は、ほぼ単語数と一致しているが、日本語の場合は、単語数よりも多くなり、文字数に近い値となるようである⁽¹¹⁾。なお、トークン数は、OpenAIが提供しているTokenizerを用いて確認するこ

とができる。このようなトークン数の制限があるために、今回、開発したチャットボットでは、要約に用いる「お役立ち情報」の件数を、質問文との意味的な類似度が高いものから上位 10 件に絞っている。

(2) 文章のベクトル化について

「お役立ち情報」とユーザーの質問文をベクトル化するために、OpenAI の埋め込みモデル「text-embedding-ada-002」を使用した。その性能を上回ると報告されている「e5-large-v2」等の埋め込みモデルが存在するため、それらを使うことで精度が向上するかどうか、今後、検証する必要があると考える。

(3) ベクトル化された文章の類似度の計算について

FAISS を用いて、「お役立ち情報」と質問文との類似度計算を行ったが、今回、類似度として算出された数値は L2 ノルム（ユークリッド距離）であったため、文章の意味的な類似度を測るためには適していない。これをコサイン類似度に変更することで、質問文と関連する「お役立ち情報」の抽出精度が向上する可能性があると考えられる⁽¹²⁾。

(4) 会話履歴の使用について

ChatGPT API では会話履歴が保持されないため、会話の継続ができない。そこで、LangChain には Memory という会話履歴を記憶する機能が用意されている。たとえば、それまでの会話すべてを記憶しておく ConversationBufferMemory や、会話内容を要約して記憶しておく ConversationSummaryMemory 等が存在するが、前者はトークン数の制限に引っかかる可能性があり、後者は要約に用いるモデルにもよるが、それまでの会話を要約した際に、情報が抜け落ちてしまう可能性がある。この対策として、計算コストはかかるが、それまでの会話をすべてベクトル化し、ユーザーの質問文との類似度を計算して、類似度の高い会話のみをプロンプトに加えるといったことが考えられる。また、今回用いた ChatGPT のモデル「gpt-3.5-turbo」では、入出力の最大トークン数が 4,096 トークンであったため、これを最大トークン数が 16,384 トークンであるモデル「gpt-3.5-turbo-16k」に変更することも検討すべきと考える。

(5) プロンプトに記述する ChatGPT への指示内容について

ChatGPT API を用いて ChatGPT を呼び出す際のプロンプトの内容を図 7 に示す。このプロンプトでは、「あなたは営業担当者のアシスタントです。以下の文章を要約し、質問にうまく回答してください。」という指示を与えているため、ユーザーの質問文との類似度の高い「お役立ち情報」の上位 10 件のすべての内容を要約した結果が出力されるようになっている。抽出した 10 件の「お役立ち情報」のすべてがユーザーの求める回答であるとは限らないため、抽出した「お役立ち情報」を個別に要約して出力するような指示内容にプロンプトを改めることも考えられる。この場合、個別に出力された要約の中からユーザーが興味を持った要約を選択する機能を付加し、選択された要約に対する「お役立ち情報」の原文を表示できるようにすると利便性が高まると思われる。

```
def create_prompt(input_docs, question):  
    prompt = f"""あなたは営業担当者のアシスタントです。以下の文章を要約し、質問にうまく回答してください。  
    -----  
    {input_docs}  
    -----  
    質問：{question}"""  
    return prompt
```

図 7 プロンプトの内容 (input_docs: 抽出した「お役立ち情報」, question: ユーザーの質問文)

5. 評価結果

開発したチャットボットの評価を行うため、株式会社丸信の若手からベテランまでの 3 名の営業担当者の方々に、実際にチャットボットを使ってもらい、評価アンケートに回答していただいた。アンケートの質問は、以下の 4 問とした。

Q1. このチャットボットは使いやすかったか。

- Q2. 自分が求めている情報が提供されていたか.
- Q3. チャットボットから与えられた情報は正しかったか.
- Q4. 実際にこのチャットボットを活用しようと思ったか.

アンケートの結果を図8に示す. 図8に示したように, 「求めている情報が得られていない(1件)」. 「情報が正しくない(1件)」, 「活用しようと思わない(1件)」といった厳しい意見もあったが, 今後, さらに, ユーザインタフェースや回答出力アルゴリズムの改善を進めていけば, ある程度は, 本チャットボットを活用していただけるのではないかとこの感触を得た. また, 評価理由や改善提案等を自由記述形式で答えていただいたところ, 以下のような意見等を得た.

<肯定的な意見>

- ・単純に入力をして, 一応は関連の内容の結果が届いた.
- ・検索すると多くて10項目ポイントが出てくるのでその中で求めている情報が提供されていた.
- ・操作面はシンプルで使いやすいと思います.

<否定的な意見>

- ・成功事例についても質問しましたが, すぐ営業に生かせる情報は出てきませんでした.
- ・概ね該当している内容を拾おうとしているのは分かるが, 実際に知りたい内容とは異なる部分が結構あった.
- ・業種を記載して「成功事例」を紹介してと書いても, あまり良い成功事例がでてこない.
- ・「シールのよくあるクレーム」で質問すると4つほど事例がでましたが, 求める内容と少しずれていました.

<改善提案>

- ・質問の仕方にもコツがあるのかなと思いました. よくある質問事例やキーワードの選択などもあれば使いやすいかなと思います.
- ・もう少し気軽に入力できるとよい. (文章入力ではなく, 検索ワード入力など)
- ・セールスフォースから情報を引っ張ってきているのであれば, この情報を引用している得意先またはセールスフォースの管理Noが分かるとその後の確認の時に助かります.
- ・社内ルール(就業規則等)も質問できると良いと思いました.

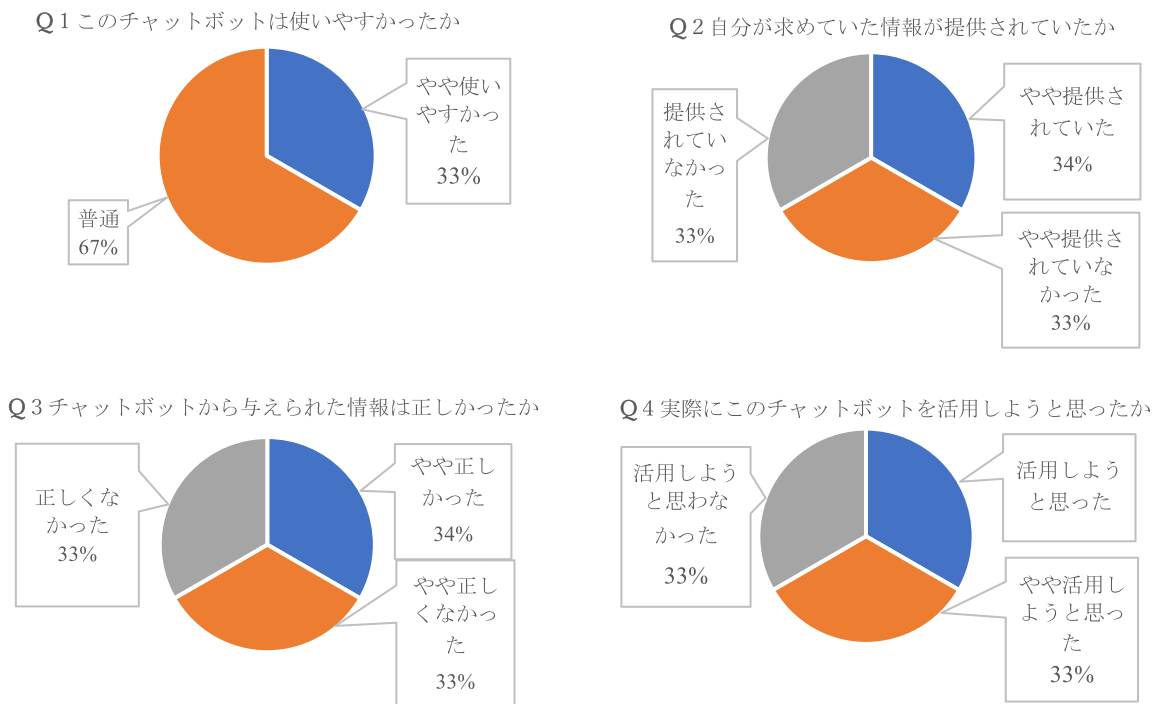


図8 評価アンケートの結果

6. おわりに

6.1 まとめ

本稿では、本学において2023年度前期に実施された14テーマからなる「地域課題解決型PBL」の中の一つである「ChatGPTを用いた顧客対応支援チャットボットの開発」について報告を行った。地元企業において、60名程度の営業担当者が、日々、作成している「お役立ち情報」が十分に活用されていないという課題に対して、我々のチームは、ChatGPTがもつ文章を要約する能力に着目し、営業担当者が質問文を入力すると、「お役立ち情報」の中から質問の内容と関連度の高いものを複数件抽出し、さらにそれらの情報を用いて質問に対する回答を要約して提示するチャットボットを開発することとした。

チャットボットの開発に先立ち、「お役立ち情報」として登録された文章の特徴を把握するため、KH Coderを用いてテキスト分析を行った。テキストの内容について、深い洞察を得るために、“業種・業態”を外部変数として、「お役立ち情報」の内容を層別に分析する対応分析を行ったところ、“業種・業態”の違いにより、使用される単語の傾向が異なることを把握できた。チャットボットの開発では、LangChainなどのライブラリを使用して、「お役立ち情報」および質問文をベクトル化することにより、質問文と類似度が高い「お役立ち情報」を抽出し、さらに、それらをChatGPTのプロンプトに埋め込むことにより、質問文に対する回答の要約を出力するシステムを完成させることができた。最後に、企業の営業担当者の方々に開発したチャットボットの評価を行っていただき、今後、さらに、改善を進めていけば、営業活動支援ツールとして活用していただける可能性が高いという感触を得た。なお、今回は、テキスト分析で得られた知見をチャットボットのシステム開発に取り入れることができなかったが、今後、テキストデータの前処理やシステムのカスタマイズなどに得られた知見を反映させたいと考えている。

6.2 今後の課題

今後の課題として、以下が挙げられる。

1. 営業担当者の意見を反映させ、ユーザーインターフェースの改善を行う。
2. ChatGPTのプロンプトの内容を見直し、回答内容の品質向上を図る。
3. 「お役立ち情報」の自動更新処理を付加する。
4. テキスト分析から得た知見をデータの前処理や、チャットボットのシステムの改善に反映させる。

謝 辞

本研究を進めるに当たり、課題の提供や課題解決のための議論、また「お役立ち情報」のデータの提供にご協力いただいた株式会社丸信の代表取締役社長平木洋二様、総務部上萩貴洋様、千葉営業所遠藤雄太様に謝意を表します。

文 献

- (1) 久留米工業大学 HP, “AI で変わる. 私のまちも, 私の未来も. [地域課題解決型 AI 教育プログラム]”, <https://www.kurume-it.ac.jp/ai/>, 2023.
- (2) 株式会社丸信 HP, <https://www.maru-sin.co.jp/>, 2023.
- (3) OpenAI HP, <https://openai.com/>, 2023.
- (4) ChatGPT HP, <https://chat.openai.com/>, 2023.
- (5) 樋口耕一, KH Coder HP, <https://kxcoder.net/>, 2021-2023.
- (6) 滋賀大学データサイエンス学部編, “大学生のためのデータサイエンス (III) 問題解決編”, pp. 71-104, 2020, 日本統計協会.
- (7) 齋藤朗宏, “コレスポンデンス分析の幾何学的意味と導出”, https://www.kitakyu-u.ac.jp/economy/uploads/2017_04.pdf, 2017.
- (8) 逆瀬川, “ChatGPT API の運用で必須のツール: LangChain の使い方まとめ (1) ”, <https://qiita.com/sakasegawa/items/d01dafdf0c77da133f24>, 2023.
- (9) 逆瀬川, “ChatGPT API の運用で必須のツール: LangChain の使い方まとめ (2) ”, <https://qiita.com/sakasegawa/items/9b6c79dc11bc3a1bc0ed>, 2023.
- (10) 逆瀬川, “ChatGPT API と Faiss を使って長い文章から質問応答する仕組みを作ってみる”, <https://qiita.com/sakasegawa/items/16714fa132e874cab069>, 2023.
- (11) 新 遙生, “ChatGPT の文字数制限は何文字なのか? 上限を回避し要約する方法を検証! ”, <https://yuryoweb.com/chatgpt-chara>, 2023.
- (12) @shimajiroxyz, “【langchain】FAISS の距離尺度をコサイン類似度にした場合は distance_strategy に MAX_INNER_PRODUCT を指定する”, <https://qiita.com/shimajiroxyz/items/705aca029ba1bc395df6>, 2023.