

FAQ 作成のためのヘルプデスク対応記録の利用

谷敷 優希[†] 伊藤 滉一朗[‡] 松原 茂樹^{‡§}[†]名古屋大学情報学部 [‡]名古屋大学大学院情報学研究科[§]名古屋大学情報連携推進本部

1 はじめに

ヘルプデスクサービスにチャットボットを導入することは、オペレータによる問合せ対応の負担の軽減に有効である。チャットボットの開発では、あらかじめ FAQ を準備して利用することが一般的である。しかし、想定される問合せを網羅する FAQ を人手で整備することは容易ではない。

本稿では、FAQ の作成におけるヘルプデスク対応記録の利用について述べる。対応記録の利用では、問合せの分類、選択、ラベル付けの工程が必要となる。本研究ではこのうち、問合せの分類を対象とする。IT ヘルプデスクの対応記録データを用いた実験により、分類可能性を検証した。

2 チャットボットにおける FAQ 作成

ヘルプデスクにおいてチャットボットサービスの利用が広まっている。導入により、いつでも問合せに対応できるようになる。また、頻出する問合せや単純な質問への回答が自動化されるため、業務効率化やオペレータの負担削減に繋がる。

ヘルプデスクでのチャットボット利用の構図を図 1 に示す。チャットボットの開発では一般に、

1. FAQ (よくある問合せと回答の対)
2. 対話エンジン (FAQ を用いてユーザの問合せに応答する機能)

を用意する必要がある。このうち、2. は既存のツールが使用されることが多く、1. の作成・更新作業が開発の中心となる。しかし、チャットボットのための FAQ は、サービス利用者による問合せを網羅し、体系的に整理されている必要がある。問合せの内容が多岐に渡る場合、サービス提供者がそれを人手で作成することは容易ではない。

上記の問題の解決に、FAQ の自動生成が有効で

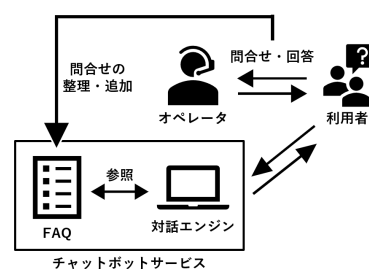


図1 ヘルプデスクでのチャットボット利用の構図

あり、そのために、ヘルプデスクの対応記録を利用することが考えられる [1]。ヘルプデスクでは、利用者の問合せへの対応を日々行っており、そのやりとりを対応記録として保存している。対応記録は、問合せとその回答の対で整理されているため、FAQ と親和性がある。

そこで本研究では、FAQ 作成におけるヘルプデスクの対応記録の利用について検討する。チャットボットのための FAQ では、質問と回答の対が体系的に整理されている必要があり、その作成のために、少なくとも以下を実現する必要がある。

1. 分類 (問合せをトピックごとに整理する)
2. 選択 (問合せの選択や統合) [1]
3. ラベル付け (各トピックの名称を付与) [2]

このうち本研究では、上記 1 の分類に取り組む。

3 問合せカテゴリ分類

FAQ 作成のため、ヘルプデスクへの問合せをトピック別に分類する必要がある。本研究では、入力された問合せをカテゴリ分類するモデルを作成する。分類モデルとして SVM モデルを用いる。

モデルで用いる、問合せデータの特徴量として、対応記録に共通して含まれる情報のうち、分類に有効であると考えられるものを使用する。

件名 件名に現れる各単語についての TF-IDF [3] を算出し、特徴ベクトルとする。

本文 TF-IDF を用いて文をベクトル化する。

月・日 特定の時期に頻出する問合せ考慮し、問合せのあった月・日を素性として利用する。

Use of Correspondence Records in Help Desk for Making FAQ

Yuki Yashiki[†], Koichiro Ito[†], Shigeki Matsubara[‡]

[†] Nagoya University

時間的距離や周期性のある変動を考慮するために三角関数を用いて、円周上の座標で表現する [4]。例えば月情報は、 m 月の間合せを以下の 2 次元ベクトルで表す。

$$\left[\sin\left(2\pi\frac{m}{12}\right), \cos\left(2\pi\frac{m}{12}\right) \right]$$

4 実験

本章では、間合せの分類可能性を検証するため、カテゴリ分類実験を行い、性能を評価した。

4.1 実験設定

4.1.1 使用データ

実験では、名古屋大学情報連携推進本部ヘルプデスクの間合せ対応記録を使用した。このデータは、2009 年 4 月から 2020 年 3 月までの間合せ 27,505 件で構成されている。2009 年度から 2019 年度までの間合せ 25,271 件を学習データ、2020 年度の間合せ 3,234 件をテストデータとした。

使用した対応記録では、各間合せに「ネットワーク」「e-ラーニングシステム」等のカテゴリが付与されており、実験では各間合せを、そのいずれかに分類する設定とした。

4.1.2 前処理

件名・本文はベクトルに変換する前にクリーニングを行った。Python ライブラリの neologdn¹による正規化処理に加え、URL とメール内の改行記号等の削除を行った後、MeCab²による形態素解析を行い、名詞・副詞・動詞・形容詞を抽出し、原形に変換した。

以上の処理の後、件名・本文の TF-IDF によるベクトル化、月・日の二次元ベクトル化を行い、モデルへの入力とした。複数の素性を同時に入力する際、変換した各ベクトルを連結して入力した。

4.2 実験結果

表 1 に各特徴量を用いた場合の性能を示す。Top- k は、予測カテゴリ上位 k 個に正解カテゴリが含まれている場合の正解率を表す。 $k > 1$ は、新規間合せのカテゴリ候補をオペレータに k 個提示するという、人手による分類支援を想定して設定した。

実験の結果、Top-1 で件名と本文を併用したときの性能が最大となった。件名のみを入力した場合と比べ、本文を用いることにより、より高い性能を得られることを確認した。また、Top-3 の正解率は 93% を超えており、高い精度で分類された。

一方、月・日の特徴量として追加したところ、

表 1 カテゴリ分類の性能

特徴量	Top-1	Top-3	Top-5	Top-8
件名	0.630	0.853	0.919	0.956
本文	0.710	0.911	0.957	0.983
件名 + 月	0.628	0.852	0.921	0.955
件名 + 日	0.628	0.852	0.920	0.956
件名 + 本文	0.767	0.935	0.969	0.986
件名 + 本文 + 月	0.767	0.933	0.968	0.985
件名 + 本文 + 日	0.765	0.933	0.968	0.985

精度は追加前とほぼ同程度、もしくは、わずかに劣るという結果となり、日付情報の利用による性能向上は見られなかった。

この原因として、年度によって間合せの多い時期が変動していることが挙げられる。各カテゴリについて年度・月別間合せ数の推移を分析したところ、例えばあるカテゴリでは、例年は 4 月に間合せが集中しているのに対し、テストデータの 2020 年度は 6 月に集中していることが確認された。

5 結論

本稿では、チャットボットにおける FAQ 作成のための対応記録の利用について述べた。IT ヘルプデスクの対応記録を用いた間合せカテゴリ分類を行い、高い精度で分類できることを確認した。今後の課題として、間合せの選択や統合、およびラベル付けが挙げられる。

謝辞 本研究の実施にあたり、有益なご示唆を頂いた、名古屋大学情報連携推進本部チャットボットプロジェクトのメンバー諸氏に感謝いたします。

参考文献

- [1] 壹岐太一, 田嶋隼平, 下沢将啓, 比屋根一雄: ヘルプデスクの対応記録からの QA リストの半自動抽出. 情処研報, 2018-ICS-192(12):1-8, 2018.
- [2] 倉田早織, 小川哲男, 加納敏行: 代表文生成技術と FAQ 作成の効率向上. 東芝レビュー, 57-61, 2011.
- [3] G. Salton, C. Buckley. Term Weighting Approaches in Automatic Text Retrieval. Technical Report 87-881, Department of Computer Science, Cornell University, 1987.
- [4] D. Barrow, N. Kourentzes. The Impact of Special Days in Call Arrivals Forecasting: A Neural Network Approach to Modelling Special Days. Article in European Journal of Operational Research, 264(3):967-977, 2016.

¹ <https://github.com/ikegami-yukino/neologdn>

² <https://taku910.github.io/mecab>