

弱教師あり学習を用いた育児 Q&A サイトにおける 不満表現抽出モデルの構築

由見 知輝^{†1}, 大場 春佳², 生田目 崇²

キーワード : 不満表現抽出, 弱教師あり学習, Snorkel, BERT

1. はじめに

不満は、日常生活におけるストレスや悩みから生じる普遍的な感情の一つである。このような感情は、日常会話にとどまらず、SNS や Q&A サイトといったオンライン上のユーザー投稿にも多く含まれている。これらの投稿は、ユーザーの率直な意見や経験を反映しており、商品やサービス、さらには制度設計の改善につながる有用な情報源となり得る。一方で、SNS やユーザー投稿を対象とした感情分析や意見抽出の研究では、投稿に含まれる感情が必ずしも明示的に表現されるとは限らず、ネガティブ感情や不満は間接的・文脈依存的に表出されることが指摘されている[1]。そのため、どの投稿が不満を含むものであるかを自動的に判別することは容易ではない。

こうした不満表現の自動抽出は自然言語処理における分類問題として位置づけられるが、十分な量のアノテーション済み教師データを用意することが困難であるという課題がある。そこで本研究では、弱教師あり学習に着目し、ルールベースやヒューリスティックに基づく複数の手がかりを統合することで、効率的に不満表現を抽出する手法を検討する。具体的には、弱教師あり学習フレームワークである Python ライブラリの Snorkel を用いて疑似ラベルを生成し、事前学習済みの言語モデルを用いた不満表現抽出モデルを構築する。これにより、少量の教師データしか得られない状況においても、不満表現の抽出を可能とする手法の有効性を検証することを目的とする。

2. 使用するデータ

本研究では育児に関するサイトに投稿された質問データを用いて分析を行う。このサイトは主に妊娠前から小学校入学前までの子供を持つ母親をターゲットとした妊活や出産、育児に関する情報サイトである。

- 分析対象期間 : 2022 年 1 月 1 日～2022 年 12 月 31 日
- データ件数 : 1,821,028 件
- 使用カラム : 投稿 ID, ユーザー ID, カテゴリ ID, 投稿内容, 投稿日時

3. 分析手法

本研究では、教師データの不足に対応するため、弱教師あり学習を用いる。弱教師あり学習とは、人手で付与された正解ラベルの代わりに、不完全ではあるが複数の情報源から得られる部分的な手がかりを用いて学習を行う手法である。本研究では弱教師あり学習の Python ライブラリである Snorkel [2]を用いる。Snorkel では、ルールベースやヒューリスティックに基づいて定義されたラベリング関数を用い、各データに対して不満表現の有無を示す疑似ラベルを付与する。これらのラベリング関数は必ずしも高精度である必要はなく、複数の関数を組み合わせることで、全体として信頼性の高いラベル推定を行う点に特徴がある。Snorkel では、個々のラベリング関数の出力をそのまま正解とみなすのではなく、それぞれの精度や一貫性を考慮した生成モデルによって統合する。この枠組みにより、ノイズを含むラベリング関数が存在する場合でも、単一のルールに依存することなく、より安定した疑似ラベルの推定が可能となる。本研究では、複数の観点から設計したラベリング関数を組み合わせることで、不満表現を多面的に捉えることを意図した。

本研究では、不満表現を示唆する語句や絵文字の出現、ならびに投稿の文脈的・行動的特徴に基づき、複数のラベリング関数を設計した。具体的には、ネガティブな感情表現や否定的な要求表現、育児 Q&A サイト特有の人物関係に関する語の共起、および仕事や家庭内負担に関する語句を含む投稿を不満と判定する。また、怒りや悲しみを表す絵文字の使用、夜間の投稿、および比較的長文の投稿についても、不満である可能性が高いと判断した。一方、ポジティブな感情表現や肯定的な絵文字、一般的な質問の文章によくある表現を含む投稿については、不満ではないと判定し、それぞれのラベリング関数を設計した。

また、本研究では Snorkel の生成モデルにおける事前確率として、不満表現の出現割合を 0.1 に設定した。これは、事前に手作業でラベリングを行ったデータにおいて、不満と判定された投稿がおおよそ全体の 1 割であったことに基づくものであり、クラス分布に関する事前知識を反映させる

^{†1} 中央大学大学院理工学研究科 ビジネスデータサイエンス専攻

^{†2} 中央大学理工学部 ビジネスデータサイエンス学科

ことで、より現実的な疑似ラベル生成を行うことを目的としている。

以上のラベリング関数により、各投稿は条件を満たした場合に、不満または不満ではないという疑似ラベルが付与される。生成された疑似ラベルを用いて、言語モデルによる不満表現抽出モデルの学習を行った。本研究では、事前学習済みの BERT [3] を分類モデルとして用い、投稿テキストを入力として、不満表現の有無を直接予測する二値分類を行った。また、弱教師あり学習の有効性を検証するため、Snorkel によって疑似ラベルを付与したデータを用いて学習したモデルと、手作業によって付与された少量の教師データのみを用いて学習したモデルについて、同一の評価データに基づいて性能の比較を行った。

4. 分析結果

4.1 疑似ラベルの生成

Snorkel により設計した複数のラベリング関数を、全データからランダムサンプリングした 10,000 件の投稿データに適用し、不満および不満ではないという疑似ラベルを生成した。Snorkel の生成モデルにより、各投稿について不満である事後確率が推定される。推定された事後確率の分布を図 1 に示す。分布より、事後確率が 0.7 以上の投稿を不満表現、0.7 未満の投稿をそれ以外として二値分類を行った。

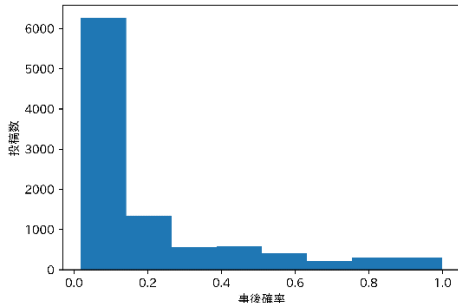


図 1 事後確率の分布

4.2 分類性能の比較

次に、手作業で付与した少量の教師データを正解データとして用い、学習データの作成方法による分類性能の比較を行った。具体的には、手作業ラベルのみを用いて学習したモデルと、Snorkel により生成した疑似ラベルを用いて学習したモデルについて、同一の評価データに基づいて性能評価を行った。表 1 に各手法の分類性能(Precision, Recall, F1-score)を示す。手作業ラベルのみを用いたモデルは、F1 スコアおよび適合率において疑似ラベルを用いたモデルを上回る結果となった。疑似ラベルを用いたモデルは、手作業ラベルのみを用いたモデルと比較して F1 スコアでは劣るものの、再現率において大きな低下は見られず、一定の分類性能を示した。

この結果から、Snorkel により生成した疑似ラベルは一定

の情報を含んでいるものの、ラベリング関数に基づくラベルノイズの影響により分類性能がやや低下した可能性が示唆される。一方で、人手による大規模なアノテーションを必要とせず、限られた教師データと同程度の性能を達成している点は、実運用を想定した場合に有用であり、弱教師あり学習の有効性を示す結果であると考えられる。

表 1 分類性能の比較

学習データ	Precision	Recall	F1-score
手作業ラベルのみ	0.579	0.423	0.489
疑似ラベル	0.457	0.404	0.429

5. 考察とまとめ

本研究では、育児 Q&A サイトに投稿されたテキストを対象に、弱教師あり学習を用いた不満表現抽出モデルの構築を行った。Snorkel によって複数のラベリング関数を統合し、疑似ラベルを生成した上で、BERT を用いた分類モデルによる不満表現の判定を行った。その結果、手作業による少量の教師データのみを用いた場合と比較して、疑似ラベルを用いたモデルは一定の分類性能を示し、大規模なアノテーションを行うことなく学習可能であることが確認された。一方で、分類性能は手作業ラベルのみを用いたモデルを上回るには至らず、疑似ラベルに含まれるノイズの影響が示唆された。

今後の課題として、ラベリング関数の設計をより精緻化し、不満表現をより高精度に捉えることが挙げられる。特に、文脈を考慮した表現の組み合わせや、育児特有の間接的・婉曲的な不満表現を捉えるラベリング関数を導入することで、疑似ラベルの品質向上が期待される。また、疑似ラベルと手作業ラベルを併用した学習や、ラベルの信頼度を考慮した重み付け学習を行うことで、分類性能のさらなる向上も今後の課題である。

謝辞

本研究のために貴重なデータをご提供いただきました企業様に厚く御礼申し上げます。

参考文献

- [1] Liu, B. *Sentiment Analysis and Opinion Mining*, Morgan & Claypool Publishers, (2012).
- [2] Ratner, A., Bach, S. H., Ehrenberg, H., Fries, J., Wu, S., & Ré, C. “Snorkel: Rapid Training Data Creation with Weak Supervision”, *Proceedings of the VLDB Endowment (PVLDB)*, 11(3), 269–282, (2017)
- [3] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K., “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding”. *Proceedings of NAACL-HLT*, 4171–4186 (2019)