

技術市場のニーズ解析システムの設計と構築

任晶 蜂須賀笙太 福田悟志 難波英嗣 庄司裕子
中央大学

概要：急速に進展するさまざまな技術に対し、社会的な期待や懸念が SNS を通じてリアルタイムで反映される中、本研究では、大規模言語モデル（LLM）を活用してこれらの技術に関する市場ニーズを分析する手法を提案する。ニュースメディアの YouTube チャンネルから特定技術に関するコメントを自動収集し、感情分析を実施するとともに、その結果に基づいて感情ごとの要因分析を行う枠組みを構築した。本研究では、この手法を自動運転技術に適用し、YouTube チャンネルごとに生成された感情分析結果と要因分析軸を地図上に可視化することで、市場ニーズの地域的分布を明らかにした。これにより、他の技術分野への適用可能性も含めた分析の有用性が示された。

キーワード：感情分析, 要因分析, 分析軸, 可視化

Design and Construction of Technology Market Needs Analysis System

JING REN, SHOTA HACHISUKA, SATOSHI FUKUDA, HIDETSUGU NANBA,
HIROKO SHOJI
Chuo University

Abstract: As social expectations and concerns are reflected in real time through SNS regarding various rapidly evolving technologies, this research proposes a method to analyze market needs regarding these technologies using large language models (LLM). We built a framework that automatically collects comments on specific technologies from news media's YouTube channels, performs sentiment analysis, and analyzes the factors associated with each emotion based on the results. In this study, we applied this method to autonomous driving technology and visualized the emotional analysis results and factor analysis axes generated for each YouTube channel on a map to clarify the regional distribution of market needs. This demonstrated the usefulness of the analysis, including its applicability to other technical fields.

Keywords: Sentiment Analysis, Factor Analysis, Analysis Axis, Visualization

1. はじめに

YouTube を情報源とした感情分析は、近年、多くの研究で活用されており、ユーザーの意見や感情の傾向を把握するために重要な手法となっている。しかし、その分析結果を視覚的に示す図表が提供される例は少なく、とりわけ地域ごとの感情分布に関する視覚的な解析は十分に行われていない。また、テキスト内容の要約に関する研究は数多く存在するものの、意見を階層的に整理し、分析軸ごとに体系的に提示するアプローチや、地域差を視覚的に示す研究は限られているのが現状である。

本稿では、これらの課題に対処するため、新たなアプローチを提案する。第一に、感情分析結果に基づいて感情ごとの要因分析軸を生成し、どのような要因が感情の変動に寄与しているかを明確化する。このプロセスでは、感情を単に肯定的・否定的に分類するのではなく、ポジティブ、ネガティブ、ニュートラルといった複数の感情カテゴリーをさらに細分化し、それぞれに影響を与える要因を特定する。さらに、感情分析の結果を階層的に分類することで、

感情に影響を与える複数の因子を視覚的に整理し、感情の背後にある潜在的な要因を深層的に明らかにすることを目指す。

次に、生成された感情分析結果および要因分析軸を地図上にマッピングし、特定技術に対する市場ニーズや消費者意識の地域的分布を視覚的に明示する。この可視化によって、地域ごとの特性や傾向を直感的に理解できるようにし、地域ごとに適応したマーケティング戦略を立案するための有益な情報を提供する。今回は、これらの手法を自動運転技術に適用し、YouTube から収集したコメントを分析することで、その有用性を検証した。

これらのアプローチにより、感情分析の結果を単なる数値やテキストとして提示するだけでなく、地域ごとの分布や影響因子を視覚的かつ体系的に理解することが可能となる。また、消費者の感情や市場ニーズを地域ごとに把握することは、企業にとって市場戦略の立案や製品開発、広告宣伝活動において極めて重要な意義を持つ。

本論文の主な貢献は以下の通りである。

1. 感情分析結果に基づき、感情ごとの要因分析軸を生

成する手法を提案する。

2. 生成した感情分析結果と要因分析軸を地図上にマッピングし、市場ニーズの地域的分布を明示的に可視化する。

2. 関連研究

Siledar et al. [1] は、意見要約評価に重要な 7 つの側面を網羅する SUMMEVAL-OP データセットを作成し、意見要約評価のための次元依存プロンプトである OP-PROMPTS と次元独立プロンプトである OP-I-PROMPT を提案した。彼らは、OP-I-PROMPT が意見要約評価の優れた代替手段であることを明らかにしている。

菅野ら [2] は、YouTube コメントを用いた動画の感情推定において、BERT がルールベースの手法より高いスコアを記録したことを示している。

Plutchik [3]が提案する 8 種類の感情を用い、梶原[4]は、4 段階の感情強度でラベル付けするための日本語感情データセット WRIME を作成している。

Kim ら [5] は、意見要約において、特定の側面（例えばホテルの場所や部屋）に基づいてカスタマイズされた要約を生成する手法を提案した。彼らのアプローチは、レビューコーパスを使用し、側面コントローラを用いて合成トレーニングデータセットを作成することにより、各レビュー文書の側面を異なる粒度で予測する多インスタンス学習モデルに基づいている。実験結果は、この手法が従来の最先端技術よりも優れており、要約の中で議論される側面の数を制御することで個別化された要約を生成できることを示している。

Elsahar ら [6] は、ユーザー生成レビューの集合に対する自己教師あり抽象的要約手法を提案した。この手法では、個々の文書をターゲット要約として設定し、同様の文書群に対する自己教師あり学習を行うことで、従来のアプローチよりも簡単にトレーニングを進めることができる。さらに、制御コードを使用して生成をより一貫性のある関連性の高い要約に導くことで、ハルシネーション問題にも対応している。

本研究では、プロンプトを活用した意見要約手法を用いて得られた意見を階層的に分類し、分析軸を生成することで、意見の内容を視覚的に整理することを目指す。また、感情分析を多言語に対応させるため、多言語対応可能な E5 モデル[7]を用いて文を埋め込み表現に変換し、その埋め込みを説明変数として機械学習を行った。その結果を分析軸と組み合わせ、地域ごとの分布を視覚的かつ体系的に示すことを目的としている。

3. 提案手法

本研究では、自動運転に対する市場ニーズを解析するた

めに、以下の手順を提案する。

- 3.1 YouTube メディアチャンネルから自動運転に関するニュースの収集
- 3.2 コメントの感情分析
- 3.3 円グラフによる感情分析結果の提示
- 3.4 要因分析軸の生成
- 3.5 分析結果を地図上にマッピング

3.1 ニュースメディアの YouTube チャンネルからの自動運転関連ニュースの収集

本研究では、YouTube 上の 650 件のメディアチャンネルを情報源として、自動運転に関するニュースのタイトル、ディスクリプション、およびコメントを収集する。これらのチャンネルはさまざまな言語で運営されているため、まず「self-driving」をクエリとして使用し、Google 翻訳 API を利用して 107 種類の言語に翻訳する。その後、各チャンネルにおいて「self-driving」に相当する言語でデータを収集する。

収集プロセスでは、まずチャンネル ID を使用して、対応するニュースのタイトル、ディスクリプション、および動画 ID を取得する。動画のコメントは一度の API 呼び出しではすべて収集できないため、YouTube Data API の「next token」パラメータを活用し、順次コメントを収集する。収集したデータは、チャンネルごと、また動画 ID ごとに保存され、各チャンネルディレクトリおよび動画 ID ディレクトリが作成される。さらに、各動画 ID ディレクトリ内には、ディスクリプションファイルとコメントファイルが保存される。

3.2 コメントの感情分析

ニュースメディアの YouTube チャンネルが様々な言語が含まんでいるため、それに対応できる感情分析が必要である。ChatGPT みたいな大規模言語が対応できるが、コストがかかるため、フリーで使用可能な感情分析手法が求められている。

本研究では、学習済みの E5 モデルを用いて感情分析を実施する。まず、E5 を使用してコメントをベクトル化し、その後機械学習により感情分析器を構築する。ここで出力結果は、Plutchik[3]が提案した 8 種類の感情を 4 段階の感情強度（0～3）で表現する。

本研究では、感情強度が 2 以上のコメントを、それぞれに相当する感情ファイルに振り分けることとする。具体的には、8 種類の感情に対応するファイルを作成し、各コメントをその感情に対応するファイルに格納する。

3.3 円グラフによる感情分析結果の提示

収集したコメントを 8 種類の感情ファイルに分類する際、各コメントに対応するチャンネル ID と動画 ID も同時に記

録される。また、分析の精度を向上させるために、全てのコメントを一律に使用するのではなく、タイトルまたはディスクリプション内に「self-driving」もしくはその相当語が含まれる動画に関連するコメントのみを抽出して使用する。このアプローチにより、より関連性の高いデータを選別し、感情分析の精度を向上させる。

その後、各チャンネルにおける感情分析結果を視覚化するために、Matplotlib を用いて円グラフを作成する。円グラフでは、8 種類の感情を色別に表示し、異なるチャンネルにおいても同じ感情は同一の色で表現されるようにする。円グラフのサイズは、各感情に対応するコメント数に基づいて自動的に調整され、視覚的にコメント数の違いが分かる。

3.4 要因分析軸の生成

要因分析軸は、各感情が発生する原因を体系的に整理するものである。ここでは、3.3 と同様に、全体的なコメントを使用するのではなく、タイトルおよびディスクリプションに「self-driving」やそれに相当する語が含まれるビデオに対するコメントのみを対象とする。このアプローチにより、より関連性の高いデータに基づいた分析が行える。今回の設定では、感情ごとのコメント数が 100 件を超えた場合に、分析軸を生成することとする。各チャンネルのコメントは感情ごとに分類され、その後、ChatGPT を用いて各感情に対する要因分析軸を作成する。もしトークン数が 12 万を超える場合には、Doi ら[8]が提案した Parallel prompting を用いて、12 万トークンごとに分析軸を生成する。具体的なプロンプトは図 1 に示す通りである。

【分析対象データ】
.....

【依頼】
コメントをまとめて自動運転技術への<emotion>に関する要因分析軸を構築してください。

(以下略)
.....

図 1 分析軸構築のためのプロンプトの例

3.5 分析結果を地図上にマッピング

本研究では、folium (<https://python-visualization.github.io/folium/latest/>)を使用して、チャンネルごとの感情分析結果を円グラフで表示し、さらにチャンネルごとのビデオおよび生成された 8 種類の感情分析の要因分析軸を地図上にマッピングする手法を採用する。地図上の位置情報には、メディアリストに含まれる各メディアチャンネルの緯度経度データを利用する。

チャンネルごとに生成された情報を地域別に表示する

ことが目的であり、円グラフは画像として保存した後にマッピングされ、ビデオおよび要因分析軸は HTML 形式でマッピングされる。

4. 実験

4.1 実験条件

実験データ

感情分類器の構築には、日本語の感情強度推定のためのデータセットである WRIME を用いる。本実験では梶原らの分割に従い、30,000 件の訓練用データ、2,500 件の検証用データ、2,500 件の評価用データを重複なく使用する。

実験手法

本研究では、多言語用のモデルを日本語コーパスで学習させ、日本語専用モデルで学習した分類器にどこまで迫ることができるかを調査する。提案手法として、以下の 2 つを採用する。

- E5+SVR (Support Vector Regression)
- E5+GBDT (勾配ブースティング木: Gradient Boosted Decision Trees)

また、日本語専用モデルの上限性能を把握するために、以下のモデルを用いる。

1. BERT
2. T5

評価尺度

感情分類器の評価には Quadratic Weighted Kappa(QWK)を用い、感情ごとに評価を行う。QWK はラベル間に順序があるような場合に用い、今回の強度ラベルを考慮した評価に適している。

以上の条件に基づき、多言語用モデルと日本語専用モデルの性能比較を行う。

4.2 実験結果

評価結果を表 1 に示す。

表 1 感情分類器の評価結果

	多言語(提案手法)		日本語(比較手法)	
	SVR	GBDT	T5	BERT
joy	0.5759	0.5466	0.7142	0.6871
sad	0.4273	0.4045	0.6180	0.5931
anticipation	0.4152	0.4210	0.6882	0.6650
surprise	0.2165	0.2853	0.5906	0.5732
anger	0.2757	0.3206	0.2934	0.3794
fear	0.2056	0.3198	0.5869	0.5480
disgust	0.3088	0.4072	0.5662	0.4704
trust	0.1797	0.2679	0.3031	0.2337
平均	0.3256	0.3716	0.5451	0.5175

提案手法の評価結果については、T5 および BERT と比較して全体的な性能では及ばないものの、特定の感情においては提案手法が日本語専用モデルを上回る結果が観察された。また、提案手法の中では E5+GBDT が E5+SVR よりも優れた性能を示した。

5. システム動作例

図2は、一連の処理を実行した後に得られたシステムからの結果である。円グラフでは、8種類の感情を色別に表示し、異なるチャンネルにおいても同じ感情は同一の色で表現される。円グラフのサイズは、各感情に対応するコメント数に基づいて自動的に調整される。

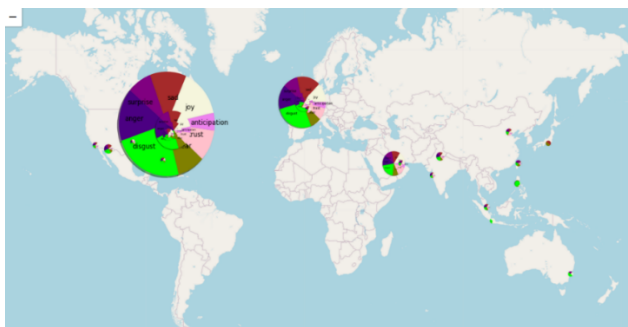


図 2 システムの動作例

円をクリックすると、動画(図3)と感情ごとの要因分析軸(図4)を示したポップアウトが表示される。

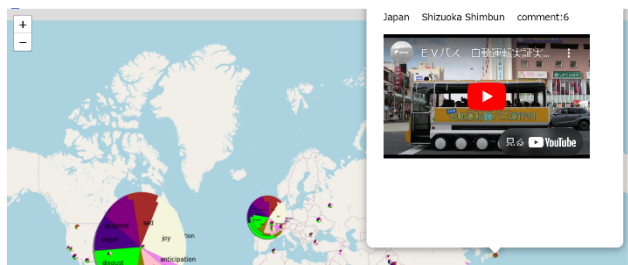


図 3 システムの動作例(ポップアップウィンドウ内での関連動画の表示)

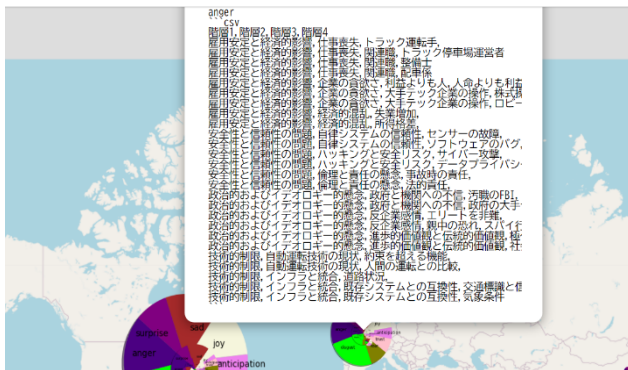


図4 システムの動作例(ポップアップウィンドウ内での要因分析軸の表示)

以上に示すのは、United Kingdom の BBC News を情報源として作成した「怒り」感情に関する要因分析軸である。なお、8 種類の感情それぞれに対応した要因分析軸のうち、恐れ(fear)と喜び(joy)は、付録にて詳細に記載している。

6. 結論

本稿では、ニュースメディアの YouTube チャンネルから自動収集した自動運転に関するコメントを対象に、プロンプトを活用した意見要約手法を用いて、得られた意見を階層的に分類し、分析軸を生成することで、意見の内容を視覚的に整理し、また、感情分析には E5 を使い、その結果を分析軸とともに地域的に分布させ、視覚的かつ体系的に示す手法を提案した。

参考文献

- [1] Tejpal Singh Siledar, Swaroop Nath, Sankara Muddu, Rupasa Rangaraju, Swaprava Nath, Pushpak Bhattacharyya, Suman Banerjee, Amey Patil, Sudhanshu Singh, Muthusamy Chelliah, and Nikesh Garera: One Prompt To Rule Them All: LLMs for Opinion Summary Evaluation, Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2024.
- [2] 菅野祐希, 坂野遼平: YouTube コメントを用いた動画の感情推定 ルールベース及び BERT の精度比較, 第 15 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 2023.
- [3] Robert Plutchik, A General Psychoevolutionary Theory of Emotion, Theories of Emotion, 3–33, 1980.
- [4] 梶原智之: WRIME: 主観と客観の感情強度を付与した日本語データセット, 自然言語処理, 28 巻 3 号, pp. 907-912, 2021.
- [5] Reinald Kim, Amplayo, Stefanos Angelidis, and Mirella Lapata, Aspect-Controllable Opinion Summarization, Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp. 6578-6593, 2021.
- [6] Hady Elsahar, Maximin Coavoux, Jos Rozen, and Matthias Gallé, Self-Supervised and Controlled Multi-Document Opinion Summarization, Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, pp. 1646-1662, 2021.
- [7] Liang Wang, Nan Yang, Xiaolong Huang, Binxing Jiao, Linjun Yang, Daxin Jiang, Rangan Majumder, and Furu Wei, Text Embeddings by Weakly-Supervised Contrastive Pre-training, arXiv:2212.03533 [cs.CL], 2022.
- [8] Tomoki Doi, Masaru Isonuma, and Hitomi Yanaka: Topic Modeling for Short Texts with Large Language Models, Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Student Research Workshop, pp. 21-33, 2024.

付録

fear

...

階層 1,階層 2,階層 3,階層 4

安全性の懸念,事故のリスク,センサーやソフトウェアの故障,
センサーやソフトウェアの故障

安全性の懸念,事故のリスク,ソフトウェアのバグ,ソフトウェアのバグ

安全性の懸念,事故のリスク,環境条件(天候),環境条件(天候)

安全性の懸念,事故のリスク,ハッキングやセキュリティ侵害,
ハッキングやセキュリティ侵害

安全性の懸念,法的責任と賠償問題,事故時の責任,事故時の責任

安全性の懸念,法的責任と賠償問題,保険の問題,保険の問題
職の喪失,トラック運転手の職喪失,,

職の喪失,関連産業,トラック停留所,トラック停留所

職の喪失,関連産業,メンテナンスショップ,メンテナンスショップ

信頼性と信頼,技術への信頼,,

信頼性と信頼,企業への信頼,テスラの信頼性,テスラの信頼性

信頼性と信頼,メディアの影響,メディアの偏見,メディアの偏見

倫理のおよび社会的影響,監視とプライバシー,視覚監視と
プライバシー,視覚監視とプライバシー

倫理のおよび社会的影響,不平等とマージナリゼーション,
不平等とマージナリゼーション,不平等とマージナリゼーション

倫理のおよび社会的影響,技術への依存,技術への依存,技術
への依存

...

joy

...

階層 1,階層 2,階層 3,階層 4

安全性, 事故回避, 自動ブレーキ, 人的ミスの削減

安全性, ドライバー疲労軽減, 長時間運転のサポート,

経済性, コスト削減, 運用コストの低減,

経済性, 効率性向上, 配送時間の短縮,

環境影響, エネルギー効率, 電気自動車の普及促進,

環境影響, 排出削減, 環境保護の推進,

技術革新, AI 能力, 機械学習による運転性能向上,

技術革新, センサー技術, 高精度センサーの導入,

利便性, 通勤の快適さ, ストレスの軽減,

利便性, 多用途性, 自動運転による柔軟な利用,

...