

発言集合間の感性類似性に基づく調査対象の効率的な検出手法

松本 和幸 徳島大学大学院社会産業理工学研究部



松本 和幸 (Assoc. Professor, Ph. D.)

徳島大学大学院社会産業理工学研究部 准教授

(Assoc. Professor, University of Tokushima)

情報処理学会 電子情報通信学会 言語処理学会 電気学会 人工知能学会
ヒューマンインタフェース学会 日本感性工学会 他

受賞: 国際会議 SCDS ベストペーパー賞 (2016 年), 国際会議 11th
NLPKE2016 ベストペーパー賞 (2016 年) ICNLP2019 ベストプレゼン
テーション賞 (2019 年) 他

著書: 情報デザインとコミュニケーション, 創元社 (2023 年), AI・機械学習
のためのデータ前処理[実践編], 科学情報出版 (2021 年), AI・機械学習の
ためのデータ前処理[入門編], 科学情報出版 (2022 年), Information
Systems -Intelligent Information Processing Systems, Natural
Language Processing, Affective Computing and Artificial Intelligence,
and an Attempt to Build a Conversational Nursing Robot, Intech Open,
2021, 他

研究専門分野: 感性情報処理 自然言語処理 感性ロボティクス

あらまし

本研究では、SNS のユーザ単位で収集した大規模な発言集合をもとに、感性を推定するモデルを構築する。このモデルを用いて、発言間の感性的な類似性を求める手法を提案する。具体的には、集合間の距離を求める手法のひとつである Earth Mover's Distance を、発言が表している感性の距離に適用できるように改良した Kansei Mover's Distance を用いて、発言集合間の感性が類似するユーザのクラスタを検出する。得られたクラスタから、効率的な調査対象絞り込みの可能性について考察する。提案手法の評価の結果、SNS 上に投稿されたテキストデータに対し、Kansei Mover's Distance を適用し、投稿内容の感性が類似するユーザ集合と、性格タイプおよび趣味別のユーザ集合と関係性および共通性についてある一定の傾向が認められた。

1. 研究の目的

SNS 上のユーザに対して広告を提示したり情報推薦したり、アンケート調査する際、購買履歴や Web

閲覧情報などからユーザの興味のある情報を推測して対象ユーザを絞り込む方法がある。ユーザを絞り込まない場合、偏りが生じてしまい、本来抽出したいユーザからの意見を得ることができないためである。

本研究では、様々な感性を持つユーザを幅広く調査対象とするために類似する感性を持つユーザを特定することを目的とする。この方法として、SNS 上のユーザのプロフィール情報などから把握できる属性や発言の傾向に基づく方法が考えられる。これには、①ユーザの趣味、②ユーザの性格タイプ、③ユーザの発言から得られた感性情報、などが考えられる。

我々は既に、ユーザの趣味について、ユーザプロフィールに記載されている趣味に関する情報から趣味のカテゴリを特定し、これを正解ラベルとし、ユーザの投稿テキストから趣味を推定する手法を提案している [1] が、複数の趣味を持つユーザや、時間経過に伴う趣味や興味の変化への対応が難しいことなどから、長期的な調査にはあまり有効でないと考えられる。これに対し、ユーザの性格タイプについては、その人が生来的に持つ特質と考えられるため、調査時期において多少の変化があるとしても、調査対象を絞り込む際の条件として有用であると考えられる。また、ユーザの性格タイプは、心理学などで用いられる性格分析のための質問調査により得ることができるが、本研究では Web 上で容易に性格診断が可能な MBTI*1 を用いた性格分析結果をそのユーザの性格タイプとして用いる。また、感性の類似については、ユーザが普段からどのような表現で物事を表現しているかを SNS 上の投稿テキストから判断する方法が考えられるが、一般に、投稿テキストが膨大であるため、得られた感性表現の情報を平均化することによって特徴が見えづらくなる問題がある。この問題を解決するため、本研究では投稿テキスト 1 件を発言の最小単位とし、各発言から推定された感性の分布を特徴量として捉え、特徴量間の距離を求める方法を用いる。この方法によってユーザの発言の感性パターンが類似するユーザ同士を類似ユーザとみなしてグループ化することができる。これによって、同じ趣味を持っているユーザでも、感性の分布傾向が異なるユーザを調査対象として抽出すれば、多様な意見を反映することが可能になる。

発言集合間の感性類似性に基づく調査対象の効率的な検出手法

松本 和幸 徳島大学大学院社会産業理工学研究部

2. 関連研究

機械的に算出した同様の趣味を持つユーザの推薦だけでは同じようなユーザとの交流のみが得られる。しかし、このような推薦方法では異なるタイプのユーザ間の新たなつながりを生み出さない。この問題を解決するため、人間の認識から得た類似度と機械的な類似度の間の差を意外度として意外度モデルを提案したものがあ[2]。この手法では趣味間の距離を人間が判断したものと、シソーラス辞書による概念距離を用いて機械的に判断したものをを用いている。また、この手法では投稿テキストなどからの言語情報を利用せず、プロフィールに記載された情報のみから趣味を特定している。

ソーシャルブックマークを用いてユーザの興味語を抽出し、情報推薦に利用する研究[3]もある。しかし、すべての SNS ユーザがソーシャルブックマークを有効活用しているとはいえず、ユーザ集合にバイアスがかかってしまう問題が存在する。

本研究では、どのようなユーザからでも収集できる情報として、投稿テキストから推定した感性情報を特徴として用いる。この方法の利点として、感性情報という曖昧かつ言語で表しづらいものを潜在的な（非明示的）特徴量として考慮する点が挙げられる。これにより、プロフィール情報から特定できる属性などの明示的な情報のみでは偏りが生じていた調査対象の絞り込みを改善し、効果的に調査を行うことが可能になる。

3. 研究の方法

本節では、本研究で提唱する Kansei Mover's Distance について述べる。

Kansei Mover's Distance (KMD) とは、Earth Mover's Distance (EMD) を感性の距離に適用できるように改良したアルゴリズムである。これを用いて発言集合間の感性が類似するユーザ集合を抽出する。事前に感情クラスの分類学習をさせたマルチクラス分類モデルを用いて得た感情の表現の割合に基づき感性的な距離を計算する。距離計算はユークリッド距離を用いて行う。KMD は、EMD を文章間の距離に拡張した Word Mover's Distance (WMD) と似た方法をとる。

WMD では文章中の単語の単語分散表現*2 を特徴量として、2 つの文章間の最小距離を求める。各単語には重みが設定されるが、一般に、単語の出現頻度を正規化した Normalized Bag Of Words (nBOW) による重みが用いられる。本研究では、ユーザ間の発言集合同士の距離を求めるため、WMD における単語に相当するのは1つの発言テキストである。発言テキストから感性特徴量を得る方法は複数考えることができる。1 つ目は単語の感性辞書を用いる方法、2 つ目は、文の分散表現から感情推定した結果を用いる方法である。我々は独自に、感性に特化した単語分散表現の抽出手法を提案している[4]。また、文の分散表現を事前学習済みの言語モデルである DistilBERT*3 を用いて抽出し、意味情報と感性情報の両方を予測するモデルを作成し、中間層の重みを用いて文から意味と感性を考量した特徴ベクトルを抽出する手法[5]も提案している。さらに、我々は独自の感情ラベル付きコーパスを構築してきた[6]。このコーパスと、一般公開されている感情コーパスを組み合わせたコーパスをもとに機械学習により感情分類モデルを学習し、発言テキストから感情の生起確率を推定すれば、感性の分布を調べることが可能である。本研究では、感情分類モデルとして、機械学習モデルのプラットフォームである HuggingFace で公開されている学習済み言語モデルを感情ラベル付きコーパスでファインチューニングしたものを用いる。ファインチューニング用の学習データとして用いる感情ラベル付きコーパスには8種類の感情（信頼、嫌悪、怖れ、怒り、驚き、期待、悲しみ、喜び）のラベルが付与されている。

今回は、学習済み言語モデルとして以下の5種類について比較を行う。

- 1). xlm-roberta-base
- 2). nlp-waseda/Roberta-base-japanese
- 3). rinna/japanese-roberta-base
- 4). hajime9652/xlnet-japanese
- 5). Twitter/twhin-bert-base

上記の5種類のモデルについて、交差検証法により精度検証を行った結果 (F1-score) を図1に示す。

発言集合間の感性類似性に基づく調査対象の効率的な検出手法

松本 和幸 徳島大学大学院社会産業理工学研究部

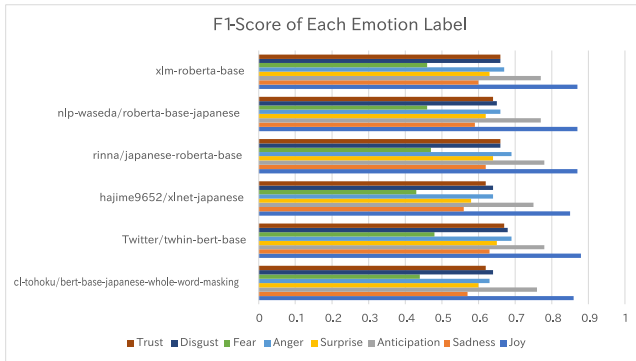


図1 各モデルの感情分類比較(F1-score)

この結果より、xlm-roberta-base が平均して最も高いスコアを達成したため、本研究では xlm-roberta-base をファインチューニングした感情分類モデルを採用する。

本研究では、感情分類モデルを用いることで、発言ごとの感性の分布を抽出し、発言集合に対して感性特徴を与える。感性の分布は感情ベクトル（8次元）で表されるが、ベクトル間の計算を効率化するため量子ビット化を行う。具体的には、確率値がある一定の値以上の感情に対応する次元の値のみ1とし、それ以外を0として扱う。8次元のビットベクトルのパターンは $2^8=256$ パターンに限定され、ベクトル間の距離計算が容易になる。このとき、ビットベクトルパターンに対する重みは nBOW に基づき計算する。

KMD を用いてユーザ間の距離を計算することで、ユーザのクラスタおよびネットワークを求める。また、得られたクラスタが調査対象の絞り込みに有用か否かを、クラスタごとの重要発言の抽出により確認する。

まず、実証実験のために、2019年～2021年の間に収集した性格タイプが明らかなユーザのうち、100件以上の投稿をしているユーザを対象とした。このうち、16種類の性格タイプごとに50ユーザを選定して用いる。ここで、投稿されたテキストが多くのノイズを含むものは、前処理段階で情報量が大幅に削減されてしまう。ここで、ノイズとは、発言の意味内容に無関係と考えられる記号やリンクアドレスなどのことを指す。今回、情報量が少なく、感性ベクトルの付与ができない発言が大多数となるようなユーザは KMD による距離計算ができないため実験対象から除くこととする。

この結果、112ユーザが選定された。

対象ユーザのすべてのペアに対して KMD によりユーザ間の感性的な距離を求め、距離行列を作成する。この距離行列を基に多次元尺度構成法を用いて、ユーザを低次元ベクトルに圧縮埋め込みし、これを教師無クラスタリングアルゴリズムの一種である OPTICS を用いてクラスタに分割する。OPTICS は自動でクラスタ数を設定するが、どのクラスタにも属さないデータはノイズデータとして判定される。

KMD は発言における感情分布を得た後、発言間の距離を求めるため、コストの高いアルゴリズムである。一方で、感情分布の平均を計算して感情分布を得るという方法も考えられるが、平均化によって特徴的な発言の感性分布の影響度が薄まってしまうことが懸念される。

図2に距離行列をヒートマップ表示したものを示す。縦軸および横軸はユーザを示している。最大距離を2.0に設定している。また、最小距離は完全一致した場合の0.0となる。

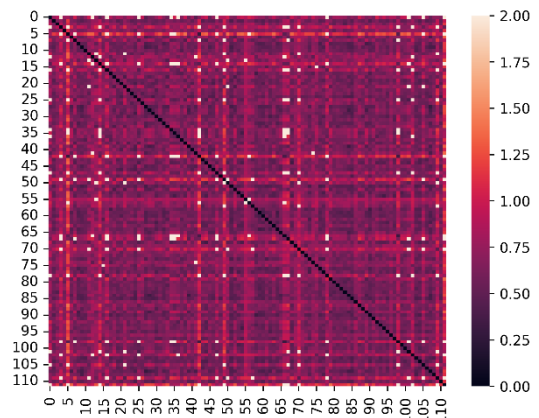


図2 KMD 距離行列のヒートマップ表示

感性ベクトルを平均化して距離行列を計算した場合の距離行列をヒートマップにより可視化したものを図3に示す。

発言集合間の感性類似性に基づく調査対象の効率的な検出手法

松本 和幸 徳島大学大学院社会産業理工学研究部

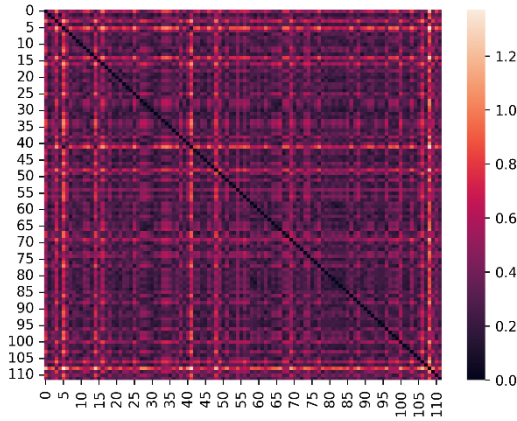


図3 感性ベクトルの平均化による距離行列のヒートマップ表示

この図を見ると、平均化することにより、KMD を使用するよりもユーザ間の距離が全体的に小さくなっていることが見て取れる。このことから平均化により特徴が捉えにくくなってしまっていることが推測できる。

つぎに、ユーザ間の KMD 距離に基づき、ネットワークを可視化したものを図4に示す。ユーザ名とユーザ名間のエッジの長さが距離を表しており、一定以上の長さのエッジを表示していない。この結果より、中央付近では密なネットワークになっているが、外部に位置するユーザは中央から遠くに位置し、クラスタリングにおいてノイズと判断されたユーザである。

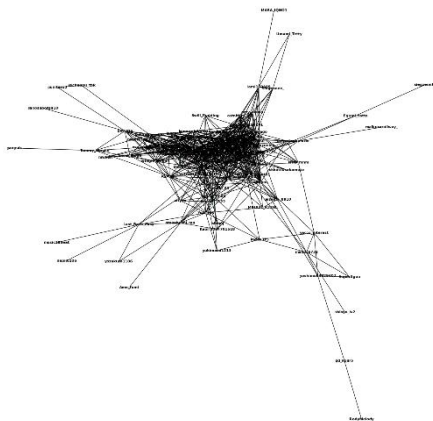


図4 KMDに基づくユーザ間ネットワークの可視化

ユーザを KMD 距離をもとに OPTICS によりクラス

タリングした結果、14 個のクラスタに分割された。ノイズとして判定されたユーザ数は 19 人であった。クラスタリングによって得られた各クラスタの傾向をみるため、クラスタ中の感性ベクトルの重心ベクトルを求めた。これは、各クラスタ中のユーザの KMD 計算に用いたすべての発言に付与された感性ベクトルの平均値に基づく。この結果について、可視化したものを図5に示す。ノイズクラスタは除いている。

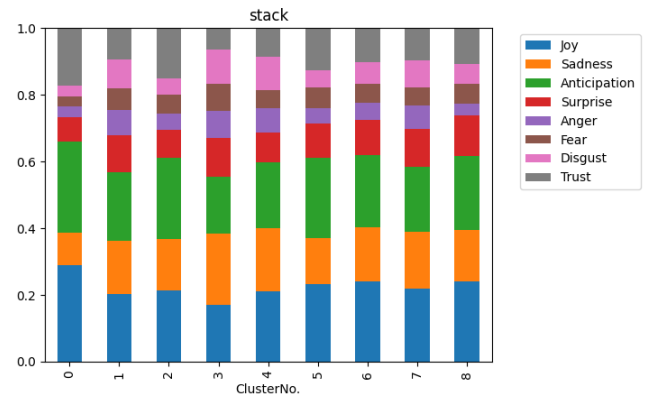


図5 重心ベクトルの可視化

さらに、本手法の有効性について確認するため、KMD を用いて同じ趣味カテゴリーのユーザがどの程度同じクラスタに割り当てられるかを観察してみる。もし、同じ趣味のユーザが同じクラスタに多く割り当てられれば、似たような感性を持つ同じ趣味のユーザの特定がしやすくなる。しかし、ユーザの趣味はプロフィール情報などからある程度特定が可能な属性であるため、調査対象を広範囲に調べる際には必ずしも重要な要素ではないと考えられる。使用するデータは、趣味カテゴリー分類の研究[1]において、ソーシャルメディア上から収集した投稿テキストのデータセットを用いる。Twitter 上に登録されたプロフィール情報をもとに1ユーザに1つの趣味カテゴリーが自動で割り当てられており、1ユーザにつき100投稿以上のデータを時系列順に取得している。このデータを使用し、性格タイプ16パターンのとくと同様の方法で KMD による距離計算およびクラスタリングを行った。

まず、OPTICS により自動的に決定されたクラスタ数は119となり、ノイズとして判定されたユーザ数は、1835人となった。ノイズとして判定されたユーザには

発言集合間の感性類似性に基づく調査対象の効率的な検出手法

松本 和幸 徳島大学大学院社会産業理工学研究部

各ユーザ間の感情分布に共通点がありません見られなかったということになる。一方で、同じクラスタ所属のユーザは何らかの共通点があるということになるため、趣味カテゴリの一致について確認することにより評価を行う。

クラスタの評価に用いられる指標として、一般に、エントロピー (entropy) と純度 (purity) がある。エントロピーは情報の乱雑さを表す指標であり、クラスタにおいてこの値が高ければ、クラスタ内のデータの種類などがばらついていることになる。また、純度は、あるクラスタに属するデータのカテゴリのうち最大のものを正解としたときの正解カテゴリの割合に基づく指標である。ここで、趣味カテゴリがどの程度ばらついているかをエントロピーで確認してみる。条件として、発言から感情分布を予測する際に使用する感情推定モデルを 2 種類 1) xlm-roberta-base, 2) Twitter/twhin-bert-base 用いて、多次元尺度構成法により変換するベクトルの次元数を 10、100 とした結果を比較する。表 1 に結果を示す。エントロピー平均値は次元数が大きいほど高い値となり、xlm-roberta-base(xlm-roberta)を用いた感情分布のほうがエントロピー平均値が低いという結果が得られた。このことより、今回用いた発言データにおいては趣味カテゴリと感情分布との間に一定の関連性があると推察される。一方で、次元数を高くするとノイズとなるユーザ数も増えてしまう問題がみられた。

表 1 エントロピー平均値の比較

感情推定モデル	ノイズ数	次元数	entropy
1) xlm-roberta	19	10	0.32642
	50	100	0.08630
2) twhin-bert	16	10	0.31930
	61	100	0.16335

クラスタ中の特徴的な単語を分析するため、単語の重要度スコアを TF-IDF により計算した。TF-IDF の重要度スコアの高い順にソートし、上位 50 語までをワードクラウドにより可視化した。このうち、「工作」カテゴリのユーザのみで構成されたクラスタ 0~4 に

注目し、図 6 に示す。



図 6 「工作」を趣味とするユーザが集中したクラスタにおける重要語のワードクラウド



図 7 「ゲーム」を趣味とするユーザが集中したクラスタにおける重要語のワードクラウド

図 6 より、同じ「工作」を趣味とするユーザを感性の違いでグループ分けできていると考える。たとえば「終わる」や「過酷」などのネガティブ寄りのキーワードが発言中に頻出する傾向にあるユーザ（論文などのキーワードも含む）、アニメに関連する発言をするユーザ、高専といった具体的な所属に関するキーワードを含むなど、特徴的なユーザのグループに分かれていることがわかる。形容詞などの感性語については大きな差異がみられなかったことから、感性の違いだけでグループ分割されているわけではないが、ある程度の傾向がみられる。

図 7 は、「ゲーム」カテゴリのユーザのみで構成された 7 つのクラスタにおけるユーザの発言の TF-IDF スコアによる重要語をワードクラウドで可視化したものである。プレイしているゲームの種類によってクラスタが分割されていることが推測できる。このことより、

発言集合間の感性類似性に基づく調査対象の効率的な検出手法

松本 和幸 徳島大学大学院社会産業理工学研究部

好みのゲームの種類がユーザの感性にもある程度影響を及ぼしている可能性がある。

以上の結果より、趣味別グループと感性の分布によるクラスタに共通点があると考えられるが、より大規模なデータセットを対象とすれば、まず趣味などの明示的な属性に基づきユーザをグループ分けしてから、さらに、それらのグループ内において感性分布によりクラスタリングできれば、ある対象群から多様な意見を抽出しやすくなると考える。

KMD の応用として、類似する感性を持つユーザの推薦が考えられる。このことより、レビューテキストを投稿するサイトなどで類似感性を持ったユーザ間の KMD を測定することで、感性の類似するユーザに対して、コンテンツを推薦することが可能である。これまで、コンテンツの類似度や、コンテンツ評価結果などから協調フィルタリング*4 とよばれる手法を用いて推薦するモデルが情報推薦システム分野で考案されてきた。感性を考慮することで性能が向上するという報告もあるが、その多くが、ユーザの気分にあったコンテンツを推薦するものであった。ユーザの気分は可変であり、その時の気分を自己申告させる仕組みでは自然な推薦は難しい。ユーザの SNS 上の投稿をリアルタイムで解析し、気分や感情を推定するという方法も考えられるが、嗜好に加え感性が類似するユーザの情報を用いるほうがより自然な推薦が可能になると考える。

4. 将来展望

本提案手法は、発言ごとに得られた感性の特徴量をもとに発言間の感性類似度を求め、KMD によりユーザ間の距離を求めた。さらに、得られた距離行列から多次元尺度構成法によりユーザ単位で特徴ベクトルに再変換し、クラスタリングを行うことにより、ユーザ集合を作成する方法である。発言テキストさえ入手できればクラスタを作成できる点で汎用性の高い手法であるが、発言テキスト数が増加すればするほど計算量が膨大になるという問題がある。また、長期間にわたる分析を行う際は、発言テキストの時系列情報も重要な要素となる。今回のように一律 200 件までのテキストをランダム抽出する手法では、各時点での感性分布

を考慮できないという問題が残されている。例として、うつ傾向があるユーザを調査したい場合を考える。あるユーザが精神的に不安になっている時期のデータを分析した場合と、精神的に安定している時期のデータを分析した場合とでは、異なる感性分布が得られると予想できる。このように時系列変化に伴う感情分布の変化を考慮しないと、調査対象を上手く絞り込めない可能性がある。今後は、ランダムに発言テキストを抽出するのではなく、ある一定期間における発言のみを対象とする、または、全期間から平均的な感性分布と、局所的な感性分布（特徴的な分布）の両方を利用する手法も検討したい。

また、今回の手法では、発言からの感性抽出には、感情分類モデルによる結果をそのまま用いた。本研究で用いた感情分類モデルは感情クラスごとに確率値を出力するが、その結果は感情が同時生起していることを意味しない。このことが感性類似性を適切に反映できない原因となる場合が考えられる。

また、発言の多くは何らかの対象に向けたものであるため、対象が何かを判別したうえで特徴量として得ることで、より高度な感性類似性計算を実現できると考える。今後は、アスペクト指向感情分析*5(aspect oriented sentiment analysis)の考え方を KMD に導入することで性能向上を目指したい。

おわりに

本研究では、発言集合間の距離を求めるために Earth Mover's Distance を感性の距離を扱えるように拡張した Kansei Mover's Distance (KMD)を提案した。発言集合として SNS ユーザが投稿した短文テキストの集合を用い、ユーザの性格および趣味などの個人属性の情報と、KMD 距離に基づくクラスタリング結果から、関係性を分析した。結果として、同一属性であっても感性の分布傾向が異なるようなとき、同じような感性を持つユーザを調査対象としたい場合などに本手法が有効であることが示唆された。今後は提案手法の定量的な評価を行うため、KMD を用いたコンテンツ推薦手法を実装し、評価を行いたい。

発言集合間の感性類似性に基づく調査対象の効率的な検出手法

松本 和幸 徳島大学大学院社会産業理工学研究部

用語解説

- *1 MBTI・・・国際規格に基づいた性格検査の手法。
- *2 単語分散表現・・・単語を低次元の実数値ベクトルで表現したもの。単語埋め込みともよばれる。
- *3 DistilBERT・・・BERT とよばれるアーキテクチャに基づく言語モデルを知識蒸留の手法を使ってパラメータ数を削減することで軽量化されたモデル。
- *4 協調フィルタリング・・・主に情報推薦において使用される方法である。ユーザの嗜好を、過去にどのようなアイテム（商品、コンテンツ）をどのように評価したかで表すことにより、あるユーザと嗜好の類似するユーザに、未評価のアイテムを推薦する。
- *5 アスペクト指向感情分析・・・従来の感情分析のように事物を単に「好き」「嫌い」や「嬉しい」「悲しい」などのラベルで表すのではなく、「何に対して」などの側面や着目点ごとに感情を分析する手法。

参考文献

- [1] Koji Bando, Kazuyuki Matsumoto, Minoru Yoshida and Kenji Kita : Twitter User's Hobby Estimation Based on Sequential Statements Using Deep Neural Networks, International Journal of Machine Learning and Computing, Vol.9, No.2, 108-114, 2019.
- [2] 小島竜也, 塚田晃司: 趣味概念から見る意外性・類似性を考慮した SNS ユーザ推薦システムの提案, 情報処理学会研究報告, 2016-GN-98(1), 2016年3月.
- [3] 齋藤準樹, 湯川高志: ソーシャルブックマークを基にした Twitter ユーザの興味語抽出・推薦手法の提案と評価, 情報処理学会研究報告, Vol.2011-IFAT-102 No.2, 2011年3月.
- [4] 松永 拓巳, 松本 和幸, 吉田 稔, 北 研二 :
- [5] 感情分類を用いた単語分散表現からの感性情報抽出, 第 20 回情報科学技術フォーラム (FIT2021)講演論文集, Vol. 2, 41-46, 2021年8月.
- [6] Kazuyuki Matsumoto, Takumi Matsunaga,

Minoru Yoshida and Kenji Kita: Emotional Similarity Word Embedding Model for Sentiment Analysis, *Computacion y Sistemas*, Vol.26, No.2, 875-886, 2022.

- [7] emotionCorpusJapaneseTokushimaA2Lab. <https://github.com/Kmatsu-tokudai/emotionCorpusJapaneseTokushimaA2Lab>

この研究は、令和元年度 S C A T 研究助成の対象として採用され、令和 2 ~ 4 年度に実施されたものです。