

ツイートセンチメント分析に基づき ユーザの多様な情報獲得と理解を促進する Visual Thinking 支援

浦脇圭司[†] 中島誠[†]

概要: 近年, Twitter を介した情報収集が盛んに行われているが, 従来の利用方法では, 好みや思想によって取得する情報に偏りが出てしまっていると言える。本論文では, ユーザが Twitter を介して多様な意見の関連性や全体像を理解し易くする仕組みを提案する。具体的には, Twitter 上のツイートを, 特定のターゲットに対して肯定的なものと否定的なものに分類するネガポジ分類を行い, その結果に従ってツイートを提示しつつ, これらをユーザ自身が並び替えて再整理することで理解を進められる Visual Thinking を支援するシステムを実現する。被験者実験では, システムを利用して特定のトピックに関する調査を行ってもらうことでシステムの有効性を検証した。その結果を基に考察と今後の展望を述べる。

キーワード : Twitter, ネガポジ分類, Visual Thinking

Visual Thinking Support to Facilitate Acquiring and Understanding of Diverse Information based on Tweet Sentiment Analysis

KEIJI URAWAKI[†] MAKOTO NAKASHIMA[†]

Abstract: In order to tackle confirmation bias and avoid echo chamber effect in using Twitter, we propose a novel system that makes it easier for users to understand all perspective by classifying the tweets as positive or negative opinion and supporting visual thinking using these classified tweets. We prepared a finetuned targeted sentiment analysis model for precisely classifying the tweets. An authoring tool for supporting visual thinking is also developed to allow the users to freely sort and reorganize the classified tweets. In an experiment with 10 university students, the efficacy and usability of the proposed system was revealed in understanding an overall picture of opinions for a specific tweet topic.

Keywords: Twitter, negative-positive classification, Visual Thinking

1. はじめに

近年, ソーシャル・ネットワーキング・サービス (SNS) を介した情報収集は多くの人にとって一般的なものとなっている。SNS の利用目的についての調査[1]によると, SNS ユーザのうち 57.4% の人が「知りたいことについて情報を探すこと」を目的に SNS を利用していることが分かっている。SNS の中でもとりわけ Twitter は, そのリアルタイム性の高さや投稿の手軽さから, 特定のトピックについての情報発信や議論が盛んに行われている。

Twitter における情報収集手段としては, 『他のユーザのフォロー』と『キーワード検索』の 2 つがある。前者では, フォローしたユーザが発信したツイートやリツイートしたツイートから, 情報を収集することができる。後者では, 任意のキーワードを入力し検索を行うと, そのキーワードを含むツイートが検索結果として表示され, その結果を基

に情報を収集することができる。しかしながら, 近年 SNSにおいて問題視されていることとして, 値値観の似た者同士で交流し共感し合うことにより, 特定の意見や思想が増幅されてしまう『エコーチェンバー現象[2]』や, 自分の願望や信念を裏付ける情報を重視・選択し, これに反証する情報を軽視・排除する『確証バイアス[3]』がある。これらの影響で, 前述した方法でユーザが収集した情報には, 好みや思想によって, 偏りが出てしまっている恐れがあり, システムの利用を通して任意のトピックについての議論の全体像を理解することは容易ではないと考えられる。

本論文では, ユーザが Twitter 上の多様な情報を容易に把握できるようにすることで, 任意のトピックに対して理解を深めてもらうことを目的とした Targeted sentiment analysis[4] (以下 TSA とする) に基づく Visual Thinking (以下 VT とする) 支援システム (以下 VTS システムとする) を提案する。キーワード検索によって得られたツイートを

[†] 大分大学
Oita University

ネガポジ分類とワードクラウドの2つの手法によって表示することで、ユーザにTwitter上の多様な意見を提示し、特定のトピックに関する広範な情報獲得を促すことで、その議論への理解を深めることを手助けするものである。

Twitter上のツイートに対して感情分析による分類を行う先行研究としては、Sentiment viz[5]やSocial Searcher[6]がある。これらのシステムでは、感情辞書を用いたツイートの感情分析を行っている。この手法では、文全体の印象としてネガティブなのかポジティブなのかを測ることはできるが、「Aは良いけど、Bは悪い」というような文章について、「Aに対する印象はポジティブである」というように、文章中の特定の単語に対する感情を推定することはできない。提案システムでは、上記のようなネガポジ分類を可能にする手法であるTSAを行うモデルを実装することで、既存のツイート分類システムと比べ、より高い精度でキーワードに対する感情分析の結果を提示する。

既存のツイート分類システムは、ツイートを分類後、その結果の表示のみを行っていた。提案するVTSシステムでは、ユーザがトピックに対する理解を更に深め、議論の全体像を把握するために、分類結果を表示後、ユーザ自身で考えをまとめることができるような機能を用意する。そのため、知識や情報を視覚的に整理するVisual Thinkingの考え方を取り入れる。具体的には、Visual Thinkingを支援するツールである IdeaMâché[7]やパーシャルコンテンツキュレーションシステム[8][9]を参考に、分類後画面に表示されたツイートコンテンツをウィンドウ上で自由に移動・配置する機能、コメント機能、ペイント機能を提案システムに実装する。

評価実験では、提案システムを利用してTwitter上のツイートを収集、整理してもらい、アンケートによる評価及び作成されたコンテンツの分析を行った。実験結果から、提案システムがトピックに対する意見の全体像の理解を目指す上で有用であることを確認できた。

以下、2章ではTwitter上のツイートを分類して可視化する研究及び、Visual Thinkingを支援する研究について述べる。3章ではシステムの概要、機能、構成について述べ、4章では実装方法について述べる。5章では、提案システムの有効性を評価するための被験者実験の実施とその結果について述べる。6章では、5章で行った被験者実験の結果を基に、考察を行う。7章では、まとめと今後の展望について述べる。

2. 関連研究

ツイートに対してネガポジ分類を行う先行研究は複数存在する。Sentiment viz[5]、Social Searcher[6]は、ユーザが指定した任意のキーワードを含むツイートに対してネガポジ分類を行い、その結果の可視化を行うWebアプリケーションである。これらのアプリケーションでは、感情辞書を用いてネガポジ分類を行っている。感情辞書を用いた感情分

析では、文章中から感情辞書に含まれる単語を抽出し、各単語に予め設定しておいた感情値の平均等を求めて、その文章の感情を推定する。しかしながら、この手法では、文章中の任意の単語に対する感情を推定することは難しい。例えば、ユーザが「大学」についての意見を収集するため、「大学」をキーワードとしてツイートを検索した結果、「大学は楽しいが、バイトは大変だ」という文章が得られたとする。この時、「大学」に対する感情はポジティブであるが、前述した感情分析では、後半の「バイトは大変だ」というネガティブな文章も含めた文章全体で感情推定を行うため、ポジティブという分析結果が必ずしも得られない可能性がある。そのため、キーワードに対する可能分析の結果をより確実に導き出すためには、他の手法が必要となる。TSAは、文章中の単語別に感情推定ができる手法であり、本論文の研究では、TSAを実行可能な分類モデルを実装することで、任意のキーワードに対する感情をより高い精度で推定することを目指す。

Visual Thinkingを支援するオーサリングツールの先行研究としては、IdeaMâché[7]がある。IdeaMâchéは、任意の数のウェブページから画像・テキスト・動画などの、複数のコンテンツを自由に集約することができるアプリケーションである。コンテンツは、閲覧しているウェブページからIdeaMâchéのウェブページにドラッグ&ドロップすることで配置できる。配置したコンテンツは、自由に配置を変更することができ、拡大・縮小、回転などの編集も可能である。さらに、テキスト入力や、ペイントツールのように線を描くこともできる。この機能により、配置したコンテンツ同士の相関や、全体の見ていく順番の流れを視覚的に表現すること可能である。これらの機能を利用し、集約したコンテンツを組織化することで、新たな1つのコンテンツを作成することができる。本論文の研究では、IdeaMâchéを参考にして、コンテンツの配置機能、テキスト入力機能、ペイント機能をシステムに取り入れることで、ユーザのVisual Thinkingを支援し、任意のトピックに対してより理解を深めてもらうことを目指す。

3. TSAに基づくVTSシステム

提案するVTSシステムは、ユーザに任意のトピックに対して理解を深めてもらうことを目的に、以下の2つの要求仕様を満たすとする。

- (1) Twitter上の多様な情報を容易に取得することが可能
- (2) 取得した情報をユーザ自身で整理することが可能

まず、(1)の要求仕様を満たすために、Twitter上のツイートに対してネガポジ分類を行うことにより、任意のキーワードに対してどのような意見が述べられているのかをユーザに提示する機能を実現する。また、(2)の要求仕様

を満たすために、(1)の結果として画面上に表示されたツイートを自由に移動・配置することで、視覚的に情報を整理できる機能を実現する。項目1に対応する方法と項目2に対応する方法を、それぞれ3.1, 3.2に示す。

3.1 ツイートの分類・表示

Twitter上の多様な情報の容易な取得を可能にするために、ツイートに対してネガポジ分類を行う。ただし、「Aは良かったが、Bは悪かった」のように、1つの文章中に極性情報とその対象のペアが複数含まれている文章にも対応するために、提案システムではTSAを行うことができるネガポジ分類モデルを実装する。

ツイートに対してネガポジ分類を行ったのち、分類結果の表示を行う。ネガポジ分類による表示と、ワードクラウドによる表示の2つの表示方法により、ユーザが特定のトピックに関する議論の全体像を把握することを可能にする。ネガポジ分類による表示では、任意のキーワードに対する感情がネガティブなツイートとポジティブなツイートを2列に分けて表示する。ワードクラウドによる表示では、ツイートに出現する単語を、出現頻度に応じた大きさで図示する。また、ワードクラウド内の任意の単語がクリックされると、その単語を含むツイートを表示する。図1にネガポジ分類による表示とワードクラウドによる表示のコンセプト図を示す。

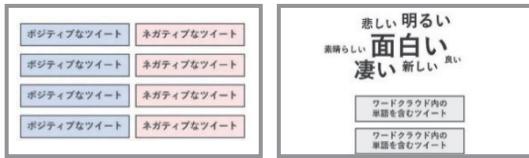


図1 ネガポジ分類(左)とワードクラウド(右)
コンセプト図

Figure 1 Conceptual diagrams of using positive-negative classification of tweets (left) and a word cloud (right).

3.2 オーサリング

ツイートの感情分析・可視化を行う先行研究[4][5]では、分類結果に基づくツイートの表示のみを行っていた。本論文で提案する仕組みでは、ツイートの分類結果の表示に加えて、Visual Thinkingを助ける機能を提供することで、トピックに関する議論の全体像を理解し易くする。具体的には、表示されたツイートをユーザ自身が視覚的に整理してまとめるができるように、表示されたツイートを自由に移動・配置することができる、オーサリング機能を提供する。図2にオーサリング機能のコンセプト図を示す。

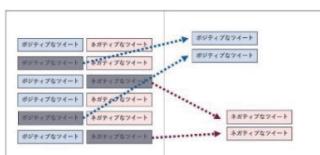


図2 オーサリング機能のコンセプト図

Figure 2 Conceptual diagram of the authoring tool.

3.3 システムの構成

提案システムは、将来的にスマートフォンとPCの両方に対応させることを見越して、Webアプリケーションとして開発する。図3にVTSシステムの構成図を示す。システムは大きく、Visual Thinking Module（以下VTモジュールとする）と、Tweet Sentiment Module（以下TSモジュールとする）からなる。

VTモジュールでは、任意のキーワードについての検索リクエストを送信することができ、キーワードを含むツイートがTwitterからTwitter APIを介して取得される。TSモジュールでネガポジ分類が行われた後、ツイート表示ウィンドウに分類結果が表示される。さらに、ツイート表示ウィンドウに表示されたツイートを、ドラッグ操作を用いてオーサリングウィンドウ上に自由に移動・配置することができ、これにより情報を整理することができる。

TSモジュールでは、ツイートの取得、ツイートのテキストに対する前処理、ツイートの選別、そしてツイートのネガポジ分類の4つの処理を行うモジュールで構成されている。ツイートの取得後、ツイートのテキストのノイズ除去と正規化を行う。続いて、キーワードに対して意見を述べているツイートのみを取り出すために、係り受け解析を用いたツイートの選別を行い、最後に各ツイートに対して深層学習モデルを用いたネガポジ分類を行う。

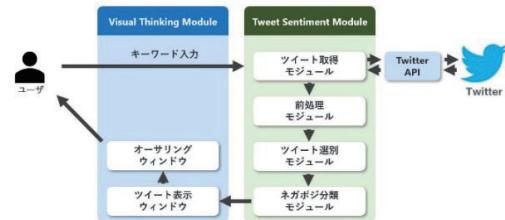


図3 提案システムの構成図

Figure 3 The architecture of VTS system.

4. システムの実装

この章では、システムの実装方法について述べる。

4.1 Tweet Sentiment Module の実装

この節では、ツイート取得、選別、分類を行うTweet Sentiment Moduleの実装方法について述べる。ユーザからツイート検索のリクエストが送信されると、入力されたキーワードを含むツイートをTwitter APIを介して取得する。次に、係り受け解析やネガポジ分類における精度を向上させるために、ツイートに含まれるノイズの除去と正規化を行う。続いて、取得したツイートの中から、「入力されたキーワードに対してどのような意見が述べられているのか」という情報を含むツイートのみを取り出すために、係り受け解析を用いたツイートの選別を行う。最後に、各ツイートに対して、感情分析用の深層学習モデルを用いたネガポジ分類を行う。4.1.1節から4.1.3節にかけて、各操作の詳

細について述べる。

4.1.1 ツイートの前処理

係り受け解析及びネガポジ分類における精度向上のために、取得したツイートデータに対して「ノイズの除去」と「テキストの正規化」の2つの前処理を行う。「ノイズの除去」の対象は、URL、ユーザ名、ハッシュタグ、絵文字、顔文字となっている。また、「テキストの正規化」の対象は、ピリオド及びカンマの句読点への統一、英字の半角及び小文字への統一、カナ文字の全角への統一、数字の0への統一となっている。

4.1.2 ツイートの選別

「入力されたキーワードに対して意見を述べているツイート」の選別を行うために、肯定的または否定的な表現を含む単語が、キーワードとの単語と係り受け関係にあるかどうかの判別を行った。選別対象となる文章のパターンは、以下の通りである。

- キーワードと形容詞または形容動詞が係り受け関係にある
例：面白い授業だ（キーワード：授業）
- キーワードと動詞が係り受け関係にあり、かつその動詞が形容詞または形容動詞が係り受け関係にある
例：日本人は真面目に働く（キーワード：日本人）
- キーワードと名詞が係り受け関係にあり、かつその名詞が形容詞または形容動詞が係り受け関係にある
例：サッカーは難しいスポーツだ
(キーワード：サッカー)

4.1.3 ネガポジ分類

係り受け解析によって選別されたツイートに対して、深層学習モデルを用いたネガポジ分類を行う。今回、分類モデルを作成するにあたって、BERT [10]を利用した。

BERT は、複数の自然言語処理タスクで SoTA を達成した汎用言語表現モデルであり、大規模なラベル無しデータを用いて言語表現を学習させる事前学習と、目的のタスクに合わせて言語表現を学習させるファインチューニングの2ステップで学習を行う。ただし、BERT の事前学習には多大な計算機資源が必要となるため、今回は公開されている事前学習済みモデル[11]を利用し、ファインチューニングのみを行った。

TSA を行うことができる分類モデルを作成するために、学習用のデータセットには chABSA データセット[12]を利用した。これは、上場企業の有価証券報告書をベースに作成されたデータセットであり、各文章に対して、極性の対象情報と極性情報がそれぞれ記載されている。このデータセットを基に、7465 件の学習用データセットを作成した。これを用いて、図 4 に示す学習例のように、入力として、文章と、その文章のうちネガポジ分類の対象となる文章中の単語のペアを与え、正解の極性ラベルが出力されるように学習を行った。学習の結果、テストデータにおいて

94.1%の accuracy を達成した。

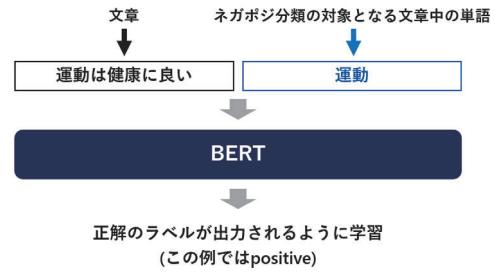


図 4 BERT のファインチューニング

Figure 4 Finetuning of BERT

4.2 Visual Thinking Module の実装

この節では、ツイートの分類結果の表示と、オーサリング機能による Visual Thinking の支援を行う Visual Thinking Module の実装方法について述べる。図 5 に示すように、ブラウザ画面では見かけ上ツイート表示ウィンドウとオーサリングウィンドウが横に並んで表示されているが、ツイート表示ウィンドウ側で表示されたツイートをオーサリングウィンドウ側へ移動させたり、コメント操作やペイント操作を利用可能にするために、内部構造は図 6 に示すように2層のレイヤ構造となっている。1層目はツイートの分類結果を表示するツイート表示レイヤとペイント操作を可能にするペイントレイヤ、2層目はツイートやコメントなどのオブジェクトの移動・配置を可能にするオブジェクト移動レイヤから構成される。

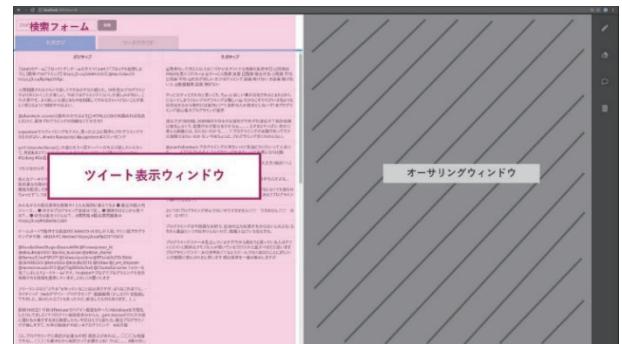


図 5 ツイート表示ウィンドウ(左)

オーサリングウィンドウ(右)

Figure 5 Tweet Display Window(left) and Authoring

Window(right).

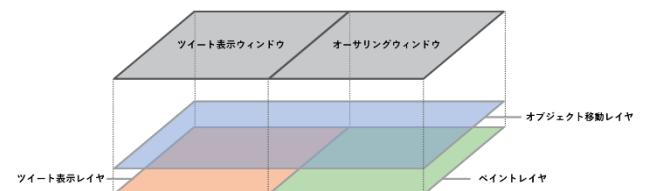


図 6 VT モジュールの内部構造

Figure 6 The architecture of VT module

4.2.1 ツイートの表示方法

4.1 節で述べた分類モデルによってツイートの分類を行ったのち、分類結果に基づき、ツイート表示ウィンドウ(内部構造ではツイート表示レイヤ)にツイートの表示を行う。ツイート表示ウィンドウ上部の検索フォームに検索したいキーワードを入力し検索ボタンを押すと、検索リクエストを送信し、取得されたツイートに対する分類処理が終了すると結果を表示する。ツイートの検索結果の表示方法としては、ネガポジ分類による表示と、ワードクラウドによる表示の2つの表示方法を用いる。

(1) ネガポジ分類による表示

ネガポジ分類による表示では、ネガポジ分類の結果に基づき、それぞれの極性のツイートを2列に並べて表示する。例として、「プログラミング」を検索キーワードとした場合の表示結果を図7に示す。左の列にはポジティブと判定したツイート、右の列にはネガティブと判定したツイートが表示されており、検索したキーワードに対して、ネガティブな意見とポジティブな意見がどれくらい投稿されているのか、どのような内容なのかを確認することができる。図7の例では、ポジティブ列には「プログラミングくらいしか楽しみがない」「プログラミングに興味が持てた」などプログラミングに対してポジティブな意見が、ネガティブ列には「プログラミング全く分かんない」「プログラミングにもまだ不慣れでして」などプログラミングに対してネガティブな意見が表示されていることを確認できる。



図7 「プログラミング」で検索を行った場合の
ネガポジ分類結果の表示例

Figure 7 Examples of positive and negative tweets about "programming."

(2) ワードクラウドによる表示

Twitter上に投稿されている意見の全体像を確認するもう1つの手法として、ワードクラウドによる表示方法を実装した。ワードクラウドとは、文章中の頻出単語を抽出し、可視化するテキストマイニングの手法の1つである。また、ワードクラウド内に表示される単語は、出現頻度が高いほど文字サイズが大きくなっている、文章群の全体像を直感的に、かつ素早く把握することができる。ワードクラウド

の描画には、JavaScriptライブラリであるd3-cloudライブラリを利用した。例として、「プログラミング」をキーワードとして検索を行った場合のワードクラウドの表示を図8に示す。

また、ワードクラウド内の各単語とそれを含むツイートを予め紐づけておくことで、頻出単語の確認だけでなく、ワードクラウド上に表示されたツイートをクリックするとそのワードを含むツイートを閲覧できる機能も実装した。

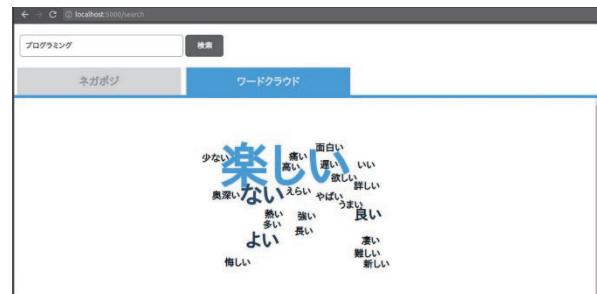


図8 「プログラミング」で検索を行った場合の
ワードクラウドによる表示例

Figure 8 An example of a word cloud for "Programming."

4.2.2 オーサリングウィンドウの実装

ユーザが独自にツイートを整理し、まとめることができるオーサリング機能の実装方法について述べる。

(1) オブジェクトの選択・移動・削除

ツイート表示ウィンドウに表示されているツイートにカーソルを合わせマウスクリックを行うと、ツイートがツイート表示レイヤからオブジェクト移動レイヤへ転送される。その状態からドラッグ操作を行うことで、ツイートを王ジエクト移動レイヤ上で自由に移動させることができ、これによって、オーサリングウィンドウ上の自由な場所に移動・配置することができる。

ツイートを削除する場合には、まず、オーサリングウィンドウの右側に配置されたモード切替タブを操作し、削除モードを選択する必要がある。モード切替タブでは、4つのモードに対応したボタンをクリックすることで、それぞれのモードに切り替えることができる。ボタンは上から、ペイントモード、消しゴムモード、コメントモード、削除モードに対応している。また、選択中のモードに対応するボタンは青色に強調して表示される。削除モードを選択後のモード切替タブの様子を示している。削除モードを選択後は、削除したいツイートをクリックすることで、オブジェクト移動レイヤからそのツイートが取り除かれ、オーサリングウィンドウから削除できる。

(2) ペイント機能

ペイント機能は、オーサリングウィンドウ内において、マウス操作によって線を引くことにより、配置されたコン

テント同士の関係や、作成したコンテンツ全体の見ていく順番などを示すことができる機能である。ペイント機能を利用して引いた線はペイントレイヤ上に描画され、その内容はオーサリングウィンドウへ反映される。ペイント機能を利用する場合には、モード切替タブのペイントモードに対応するボタンをクリックすることで、機能を利用することができます。また、誤って引いた線を消したい場合には、モード切替タブの消しゴムモードに対応するボタンをクリックすることで、消しゴム機能を利用することができます。

(3) コメント機能

コメント機能は、配置されたコンテンツに対し、注釈やラベルの追加を可能にする機能である。コメント機能を利用可能にした状態でブラウザ画面上の任意の場所をクリックすると、オブジェクト移動レイヤ上にコメントオブジェクトが配置され、その領域内にコメントを入力することができる。コメント機能を利用する場合には、モード切替タブのコメントモードに対応するボタンをクリックする。

5. 被験者実験

VTS システムを利用した Twitter 上のツイートの検索及び整理が、トピックに関する意見の全体像の理解に有効であるかを検証するために、特定のトピックに関するツイートを、VTS システムを用いて収集・整理してもらう実験を実施した。

5.1 タスク

被験者は、大分大学理工学部共創理工学科知能情報システム工学コース及び大分大学大学院工学研究科に所属する学生 10 人で、「新型コロナウィルスに対する、政府の対応の是非」というトピックについて、VTS システムを用いて調査を行ってもらった。

実験環境のウィンドウサイズは 27 インチ、解像度は 3840×2160px だった。

5.2 評価方法

提案システムの有用性及び操作性に関する評価を行うために、タスクの終了後、被験者に対してアンケートを実施した。アンケート項目は以下の通りで、それぞれの項目について、7 段階のリッカート尺度（7. 非常に同意できる、6. 同意できる、5. やや同意できる、4. どちらともいえない、3. やや同意できない、2. 同意できない、1. 全く同意できない）で回答してもらった。

- システムの有用性に関する項目

- Q1 ネガポジ分類の結果は正確だと思った
- Q2 ネガポジ分類による表示は有用だった
- Q3 ワードクラウドによる表示は有用だった
- Q4 オーサリングツールの機能は有用だった
- Q5 トピックに関する意見の全体像の理解に繋がった

- Q6 今後このシステムを使ってみたい
 - システムの操作性に関する項目
 - Q7 ツイートの検索・閲覧は行いやすかった
 - Q8 コンテンツの配置・移動操作は容易だった
 - Q9 ペイント操作は容易だった
 - Q10 コメント操作は容易だった
 - Q11 各モードの切替は容易だった
- アンケート回答後、自由な意見についても記述してもらった。

6. 実験結果と考察

実験結果と、被験者によって作成されたコンテンツの特徴を基に、提案システムの有用性及び操作性について考察を行った。

6.1 アンケート結果の項目

アンケート調査の結果を基に、提案システムの有用性と操作性の評価、及び今後の課題について考察する。図 9 にアンケートの結果を示す。評価値 1~3 を否定意見、評価値 5~7 を肯定意見とした二項検定の結果、Q1 を除くすべての項目で有意に肯定意見が多いという結果が得られた。

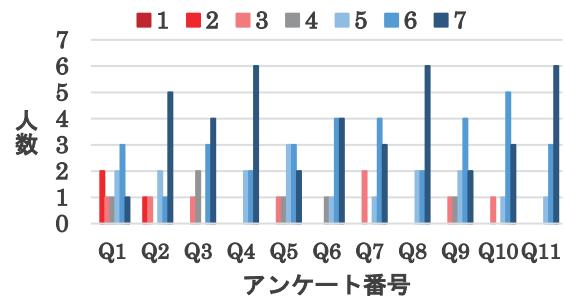


図 9 アンケート結果

Figure 9 Questionnaire Results.

「Q1 ネガポジ分類の結果は正確だと思った」では、否定意見よりも肯定意見の方が多いという結果が得られた。しかしながら、10 人中 3 人は「同意できない」または「やや同意できない」と回答し、自由記述においても「ポジティブと表示されているツイートの中にネガティブなツイートが含まれていることがあった」という意見が複数得られたことから、分類精度については改善の必要性があると考えられる。本研究で実装したネガポジ分類モデルでは、学習用データセットとして chABSA データセットを利用した。このデータセットは上場企業の有価証券報告書をベースに作成されているため、文章には硬い表現が多く用いられているが、一方で、Twitter 上のツイートは碎けた表現が用いられることも少なくなく、この性質の違いが分類精度の低下に繋がったと考えられる。今後は Twitter 上のツイートをベースにしたデータセットを作成し、学習データとして用いることで、分類精度の更なる向上を目指す。

「Q2 ネガポジ分類による表示は有用だった」「Q3 ワー

ドクラウドによる表示は有用だった」「Q4 オーサリングツールの機能は有用だった」「Q5 トピックに関する意見の全体像の理解に繋がった」では、いずれの項目についても有意に肯定意見を多く得ることができた。また、自由記述では「普段の検索では情報が偏るので、広く意見を見ることができるのが良かった」「実際のツイートを参照しながら情報を整理できるため、頭の中で整理がしやすかった」という回答が得られた。この結果から、提案システムは Twitter 上の多様な意見を収集・整理する上で有用であり、システムの利用を通して特定のトピックに対し理解を深めてもらうという当初の目的を達成することができていると考えられる。

同様に、「Q6 今後このシステムを利用したい」についても有意に肯定意見を多く得ることができた。加えて、自由記述においても「賛否を分けて意見を検索できるという機能は面白く、色んな言葉を検索してみたいと思った」「今後 Twitter を利用する際に、ネガポジに注意しながら見るきっかけになった」という回答が得られた。この結果から、提案システムは情報の収集・整理に有用だけでなく、「多様な意見を収集したい」といったユーザの情報探索意欲の向上にも繋がるという利点を確認することができた。

「Q7 ツイートの検索・閲覧を行いやすかった」「Q8 コンテンツの配置・移動操作は容易だった」「Q9 ペイント操作は容易だった」「Q10 コメント操作は容易だった」「Q11 各モードの切替は容易だった」では、いずれの項目についても有意に肯定意見を多く得ることができた。また、自由記述においても、「スムーズに操作を行うことができ、使いやすかった」という肯定意見を複数得られたことから、提案システムの操作性が高い水準にあることを確認できた。しかしながら、オブジェクトの移動・配置やペイント操作をウィンドウ上で行うというシステムの特性上、実験環境におけるモニタサイズやウィンドウサイズの大きさが、操作性の評価に影響している可能性も考えられる。

今回の実験では、27 インチモニタ上でウィンドウサイズを最大にしてシステムを動作させていたが、将来的にユーザーが日常生活の中で利用できるようなシステムを目指すには、モニタサイズやウィンドウサイズの大小に関わらずスムーズに操作を行えるような汎用性が必要となる。動作環境を変更した上で再度操作性に関する調査を行い、表示領域の広さが操作性に与える影響や改善点の有無について検証が必要である。

加えて、「検索したキーワードがツイートの文章中のどこにあるのか分かりづらいので、色を変えるなど強調して表示して欲しい」「ペイント操作時のペンの色や、コメント挿入時のコメントの枠の形は、複数の種類を使えるようにして欲しい」「ペイント操作時に、フリーハンドの描画以外に、直線や四角など図形の描画も行いたい」など、機能の追加や修正を望む意見も複数得られた。これらの機能の実

装は、操作性の向上に寄与すると考えられる。

6.2 作成されたコンテンツの分析

「新型コロナウィルスに対する、政府の対応の是非」というトピックについて、提案システムを利用して情報の収集・整理を行ってもらった結果、被験者全員がペイント機能やコメント機能を用いてツイートのクラスタリングを行っていた。クラスタリングの方法については大きく分けて 3 つのタイプを確認できた。

1 つ目は、トピックに対してポジティブな意見を述べているツイートとネガティブな意見を述べているツイートで分ける方法である。図 10 に作成されたコンテンツの例を示す。

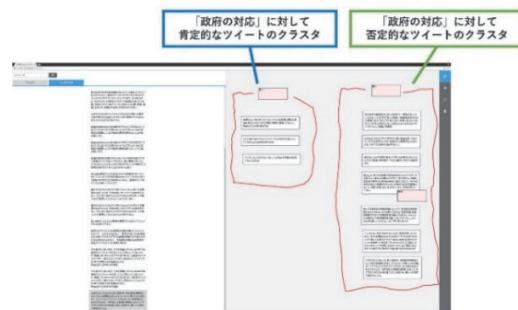


図 10 肯定意見と否定意見を分けた例

Figure 10 An example of clustering positive and negative opinions.

この例では、「政府の対応」という大まかなトピックに対して、肯定的なツイートを左、否定的なツイートを右に配置し、ペイント機能とコメント機能を用いてそれぞれの意見を視覚的にまとめている。ネガポジ分類によるツイートの表示はツイート表示ウィンドウでも行っているが、そこに表示されているツイートが必ずしもすべて質の高い情報であるとは限らない。この例のように、特に参考になるツイートを取り出した上で、改めてオーサリングウィンドウ上で整理することで、トピックに対する意見の対立構造の理解等に繋がると考えられる。

2 つ目は、「政府の対応」というトピックを「外国人の入国」「給付金」「テレワーク」などに細分化した上で、それぞれの話題に対して言及しているツイートごとに分ける方法である。図 11 に作成されたコンテンツの例を示す。

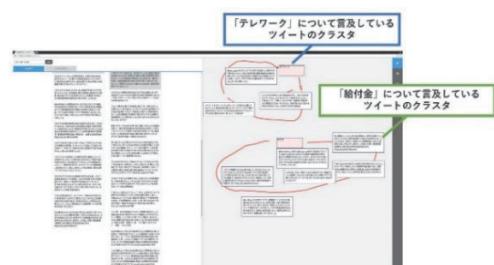


図 11 細分化されたトピックごとにまとめた例

Figure 11 An example of clustering according to topics.

この例では、画面上部に「テレワーク」について言及しているツイート、画面中部に「給付金」について言及しているツイートを配置し、ペイント機能とコメント機能を用いてそれぞれの意見を視覚的にまとめている。この例のようにトピックを細分化してクラスタリングすることで、それぞれの話題ごとにどのような意見、議論があるのかを確認することができ、表面的な理解ではなく、より詳細なトピックの構造の理解に繋がると考えられる。

3つ目は、上述した2つの手法を組み合わせた方法である。図12に例を示す。

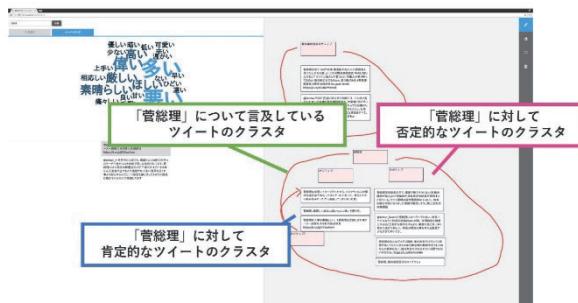


図12 2つの手法を組み合わせた例

Figure 12 An example of clustering combining aforementioned two ways.

この例では、画面下部に「菅総理」について言及しているツイートのクラスタを作成した上で、さらにその中で、左側に肯定的なツイート、右側に否定的なツイートを配置している。これにより、トピックの構造や意見の対立構造を同時に理解でき、トピックの全体像の理解を目指す上で大きな効果があると考えられる。

以上の結果から、提案システムを利用した被験者の多くが「肯定的意見」と「否定的意見」の相反するツイートを探索・整理できており、Twitterを利用する際に問題となる「エコーチェンバー現象」や「確証バイアス」を回避できるかという点において、提案システムは一定の効果があると考えられる。これについては、より長期間提案システムを利用してもらうことで、その有効性はより明確になると考えられる。今後は長期的な評価実験を実施し、提案システムが前述した問題の回避に繋がるかどうかについて再度検証する。また、今回の実験では、提案システムがTwitter上の意見をどの程度網羅できているのかについて定量的な評価は行っておらず、提案システムを介して得られた情報がユーザに多様な意見を提供する上で十分であるかどうかは明らかでない。今後は提案システムがカバーしている範囲について定量的な評価を行い、ツイートの取得方法や選別方法、分類方法が適当であるかについて検証する。

7. おわりに

本研究では、ツイートのネガポジ分類機能と Visual Thinking を支援するオーサリングツールの機能により、ユ

ーザが Twitter を介して多様な意見の関連性や全体像の理解を容易に行えるようにすることを目指した VTS システムを提案した。そして、被験者に実際にシステムを利用して特定のトピックに対する Twitter 上の意見を収集・整理してもらうことで、システムの有用性及び操作性の評価を行った。被験者に行ったアンケートから、提案システムが Twitter 上の多様な意見を収集・整理する上で有用であることを確認できた一方、ネガポジ分類の精度やツイート表示の UI、オーサリングウィンドウの機能については課題も見受けられた。

今後の展望として、ネガポジ分類の精度向上、ツイート表示の UI デザインの改善、オーサリングウィンドウにおける追加の機能の実装、及び動作環境の違いがシステムの操作性に与える影響の有無の検証を行うと共に、長期的な被験者実験や、提案システムが Twitter 上の意見をどの程度網羅できているかについての定量的な評価を行う必要がある。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 17K00274 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 総務省 “平成 30 年度通信利用動向調査”.
https://www.soumu.go.jp/johotsusintoeki/statistics/data/190531_1.pdf
- [2] デジタル大辞泉 “エコーチェンバー現象”.
<https://kotobank.jp/word/エコーチェンバー現象-1812458>
- [3] デジタル大辞泉 “確証バイアス”.
<https://kotobank.jp/word/確証バイアス-677195>
- [4] “sentiment viz”.
https://www.csc2.ncsu.edu/faculty/healey/tweet_viz/tweet_app/
- [5] “social searcher”. <https://www.social-searcher.com/>
- [6] Zhang M, Zhang Y, Vo D-T, Gated neural networks for targeted sentiment analysis, In Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2016), 2016.
- [7] IdeaMâché, <https://ideamache.ecologylab.net/>
- [8] 木下翔太, Visual Thinking を促進するためのパーシャルキュレーションのための拡張オーサリングツール, 大分大学工学研究科修士論文, 2019.
- [9] 加藤将也, 「PC 上における Visual Thinking を支援するパーシャルコンテンツキュレーション」大分大学工学研究科修士論文, 2020.
- [10] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova: “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding”, NAACL, pp.4171-4186, 2019.
- [11] Pretrained Japanese BERT models,
<https://github.com/cl-tohoku/bert-japanese>.
- [12] Kubo T. and Nakayama H.:Aspect Based Sentiment Analysis dataset in Japanese, <https://github.com/chakki-works/chABSA-dataset>, 2018.