

マイクロブログユーザの地域による嗜好の違いの分析

高橋 一希[†] 加藤 大受^{††,†††} 遠藤 雅樹^{††,††††} 江原 遥^{††} 廣田 雅春^{†††††}
横山 昌平^{††††††} 石川 博^{††}

[†] 首都大学東京 システムデザイン学部 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

^{††} 首都大学東京大学院 システムデザイン研究科 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

^{†††} ウイングアーク1st株式会社 〒150-0031 東京都渋谷区桜丘町 20-1 渋谷インフォスタワー

^{††††} 職業能力開発総合大学校 基盤ものづくり系 〒187-0035 東京都小平市小川西町 2-32-1

^{†††††} 大分工業高等専門学校 情報工学科 〒870-0152 大分県大分市大字牧 1666

^{††††††} 静岡大学 情報学部 〒432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1

E-mail: [†]takahashi-kazuki@ed.tmu.ac.jp, ^{†††}kato.d@wingarc.com, ^{††††}endou@uitem.ac.jp,

^{†††††}{ehara,ishikawa-hiroshi}@tmu.ac.jp, ^{††††††}m-hirota@oita-ct.ac.jp, ^{†††††††}tyokoyama@inf.shizuoka.ac.jp,

あらまし 近年、Twitterをはじめとするマイクロブログサービスの急速な普及に伴い、マイクロブログを用いてユーザの嗜好を抽出・推定しようとする研究が多く行われている。マイクロブログは、スマートフォンなどを利用することにより、その場で即時に投稿する事が可能であり、ユーザの嗜好を反映しやすいため、こうした研究に適している。この時、ある事柄に対するユーザの嗜好は日本全国で等しいとは限らず、ユーザの居住地や環境などで異なる事が想定されるため、地域差を考慮してユーザの嗜好を抽出する事が重要である。しかし、我々の知る限り、こうした研究は従来行われていない。そこで、本研究では、Twitter から収集した情報を用いて、Twitter ユーザの嗜好の地域差を分析する。各ユーザの一連のツイートからユーザの居住地を推定し、地域による嗜好の違いを推定する。

キーワード 感情分析, Twitter, 位置情報

1. はじめに

近年、Twitter^(注1)などのマイクロブログの普及によって、一般の人々の様々な投稿を、大量に取得することが容易になった。Twitter では、ユーザは、ツイートと呼ばれる短い文章を投稿する。一度に投稿可能な文字数の少なさや、携帯端末での利用が可能であることから、投稿が容易であることが特徴である。したがって、様々な事柄についての感想をその場で投稿することが多いと考えられる。そのため、Twitter から、ユーザの嗜好を抽出・推定する研究が盛んである[1],[2]。ユーザの嗜好を抽出・推定することは、観光を計画している人への情報提供や、商品のプロモーションを行う際に、有用であると考えられる。

ユーザの嗜好を推定する際に、ある事柄に対するユーザの嗜好は、居住地や年齢、性別などのユーザの属性によって異なることが予想される。例えば、うどんが有名な香川県に住む人々は、うどんに対する関心が他の地域よりも高いなど、特産品や郷土料理などに対する嗜好は、地域によって異なると考えられる。また、海に面している都道府県と内陸の都道府県では海に対する関心が異なるなど、気候や地形などの環境に対する嗜好も、地域によって異なると考えられる。住んでいる地域によって、ある事柄に対する人々の嗜好に違いがある場合、適切な観光情報の提供のためには、居住地を考慮した嗜好の分析を行う必要がある。

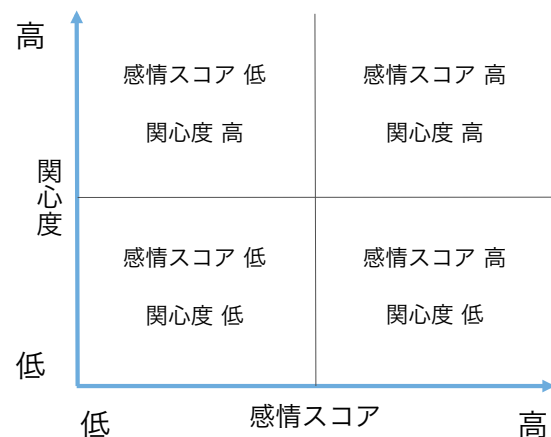


図1 感情スコアと関心度を用いた分析

そこで、本研究では、Twitter に投稿されたツイートから、ユーザの居住地ごとに、ユーザの嗜好を、ユーザの「感情スコア」と「関心度」の2つの観点から分析する手法を提案する。ここで、感情スコアは、ユーザのある事柄に対する感情がポジティブ(肯定的)であるか、ネガティブ(否定的)であるかを表す値である。また、関心度は、ユーザのある事柄に対する関心の程度を表す値である。

適切な観光情報の提供のために、ユーザの嗜好を感情スコアと関心度を用いて分析する理由を図1を用いて説明する。例えば、ある商品のプロモーションのために、ある商品に対する嗜

(注1): <https://twitter.com/>

好を分析することを考える。ある商品に対して、感情スコアが高く、関心度も高い地域では、人々のその商品への好感は高く、関心も高いと考えられる。したがって、その地域において、適切な商品提供が可能であると言える。一方、ある商品に対して、感情スコアが低く、関心度も低い地域では、人々のその商品への好感は低く、関心も低いと考えられる。したがって、その地域において、適切な商品提供は見込めず、他の地域での商品提供を考える必要がある。

重要なこととして、商品のプロモーションを考えた際、感情スコアと関心度のどちらが低いかで、対策が分かれることが考えられる。ある商品に対して、感情スコアが高く、関心度が低い地域では、人々のその商品への好感は高いが、関心は低いと考えられるため、その商品への関心を高くするためのアプローチが必要であると言える。具体的には、その商品についての広告や商品を増やすなどの方法が挙げられる。また、ある商品に対して、感情スコアが低く、関心度が高い地域では、人々のその商品への好感は低い、関心は高いと考えられるため、その商品への好感を高くするためのアプローチが必要であると言える。具体的には、その商品についての特徴や良さを詳細に説明するなどの方法が挙げられる。

以上では、簡単な例として、商品のプロモーションを挙げたが、本研究の分析手法は他の利用可能性もある。例えば、旅行者に対して、「雪」などの季節が関連する事柄について情報提供を行う場合、季節・地域ごとの嗜好の地域差を分析し、これを提供することが可能である。

本論文の構成は次のとおりである。2章では本研究の関連研究について述べる。3章では感情スコアと関心度を用いた嗜好の分析方法を述べる。4章では嗜好の分析結果とそれに対する考察を述べる。5章では季節を考慮した可視化の結果とそれに対する考察を述べる。6章では本論文のまとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

テキストの極性分析に関する研究として、以下の研究が挙げられる。山本ら [3] は、中村明の感情表現辞典 [4] で分類された「喜」、「好」、「安」、「哀」、「厭」、「怖」、「怒」、「恥」、「昂」、「驚」の10軸を参考に、ツイートの感情分析に適したTwitter感情軸の提案を行っている。若井ら [5] は、感情表現辞典とYahoo!映画^(注2)のレビューを用いて感情語辞書を構築することによって、Twitter特有の表現を考慮した感情を抽出する方法を提案し、映画の実況ツイートを時系列毎に分析している。池川ら [6] は、ツイートの感情極性を正しく推定するために、中村の感情表現辞典に含まれる感情語を参考に“positive”と“negative”を表す2次元ベクトルの感情極性値を割り当てた感情語辞書を作成し、顔文字の感情極性を推定している。これらの研究では、極性を分析する際に、ユーザの属性を考慮していない。しかし、居住地などのユーザの属性によって、感情極性には差異があることが予想される。そこで、本研究では、ユーザが住んでいる

地域ごとに、ある事柄に対する嗜好を分析する。

マイクロブログを用いた情報抽出に関する研究として、以下の研究が挙げられる。齋藤ら [7] は、ソーシャルブックマークサービスで使われるタグを用いて類語辞書を構築し、Twitterユーザの興味抽出とユーザ推薦を行っている。風間ら [8] は、Twitterにおける返信や非公式リツイート、本文中のURLを用いて情報伝播ネットワークを抽出する方法を提案し、抽出した情報伝播ネットワークを分析して、興味深い議論を発見するために有用と思われる特徴について述べている。池田ら [9] は、ツイートからプロフィール推定のためのキーワードリストを構築し、SVM (Support Vector Machine) を用いて、プロフィールごとのキーワードの出現傾向を学習することで、Twitterユーザのプロフィール推定を行っている。これらの研究は、Twitterを用いて情報抽出を試みているという点で本研究と類似しているが、ツイートに付与されている位置情報を考慮していないという点で、本研究とは異なる。

地理情報に注目して情報を抽出する研究として、以下の研究が挙げられる。Koteraら [10] は、デジタルマップサービスと検索サービスにおいて、ユーザに適切な地理情報とカテゴリの推薦を行うため、ユーザの地図操作やカテゴリ選択履歴に基づいて、ユーザの興味度モデルを提案している。奥ら [11] は、語句の地域限定性に着目することで、旅行先などの現地ならではの語句を自動的に抽出している。地域限定語句を抽出するための尺度として、IDF および地域関連重みとよばれる尺度の組み合わせにより定義された、地域限定性スコアを提案している。遠山ら [12] は、都道府県単位でTwitterの位置情報付きツイートを収集し、局所的単語と普遍的単語を識別することで、偏在性及び遍在性の可視化を行っている。本研究では、ツイートに付与された地理情報に基づいて、その地域に住む人々のさまざまな事柄に対する嗜好を分析する。

3. 提案手法

本章では、ある事柄に対するユーザの嗜好を、地域ごとに分析する手法について述べる。本研究では、ユーザの嗜好として、ある事柄に対するユーザの感情スコアと関心度をそれぞれ分析する。

3.1 ツイートの取得とユーザの居住地推定

本節では、分析に用いるツイートの取得方法と、ツイートに付与された位置情報を用いた、ユーザの居住地の推定手法について述べる。はじめに、分析に用いるツイートの取得方法について述べる。Twitterからのツイートの取得には、Twitter Streaming API^(注3)を用いた。その際に、ツイートに付与された位置情報に基づいて、日本国内で投稿されたツイートを取得するように設定した。日本国内でツイートを投稿したユーザについて、ユーザが最も多くツイートを投稿している都道府県を、そのユーザの居住地であるとみなし、ユーザの居住地をそれぞれ推定する。ユーザが住んでいる地域ごとに、ある事柄に対する、その地域に住むユーザ全体の感情スコアと関心度を求める。

(注2) : <http://movies.yahoo.co.jp/>

(注3) : <https://dev.twitter.com/streaming/overview>

3.2 単語極性辞書の作成

本節では、ツイートに含まれている単語から、ツイートごとにある事柄に対する感情スコアを分析するために用いる、単語極性辞書について述べる。本論文では、奥村らが作成した単語感情極性対応表^(注4)を用いることで、ある事柄に対する印象を分析するために用いる単語極性辞書を作成する。感情極性とは、その単語が一般的に良い印象を持つか、悪い印象を持つを表した二値属性である。例えば、「良い」、「美しい」などはポジティブな極性、「悪い」、「汚い」などはネガティブな極性を持っている。奥村らの単語感情極性対応表は、語彙ネットワークを利用して、これらの感情極性の値を自動的に計算されたもので、-1 から 1 までの範囲で実数値が付与されている。極性値が -1 に近いほどネガティブであり、1 に近いほどポジティブである。

本研究では、単語感情極性対応表から、ポジティブであるか、ネガティブであるかが明白であると考えられる形容詞を手で選択し、単語極性辞書を作成する。単語感情極性対応表から形容詞を選別するため、単語感情極性対応表にある語を形態素解析し、分割されず形容詞であると判断された語のみを抽出した。このとき、形態素解析器として、MeCab^(注5)を用いた。次に、抽出した形容詞について、感情極性が明白である形容詞を 10 人の実験協力者に協力してもらい、人手で選択する。実験協力者には、形態素解析によって抽出した形容詞 305 語のうち、ポジティブであるか、ネガティブであるかが明白であると考えられるものを選択してもらう。これらの実験協力者が選択した形容詞のうち、半数以上の実験協力者が選択した形容詞のみを用いて単語極性辞書を作成した。このとき、単語感情極性対応表において、正の値を持つ形容詞の感情スコアを表す値を 1 に、負の値を持つ形容詞の感情スコアを表す値を -1 に設定した。作成した単語極性辞書の中で、感情スコアを表す値が 1 である形容詞の数は 87、感情スコアを表す値が -1 である形容詞の数は 183 であった。

3.3 ある事柄に対する感情スコアの算出手法

本節では、ある地域に住むユーザ全体の、ある事柄に対する感情スコアの算出手法について述べる。作成した単語極性辞書を用いて、ある事柄について言及したツイートの感情スコア F_{tweet} を求める。ここで、ある事柄を示す単語を含むツイートを、その事柄について言及したツイートであるとする。ある事柄について言及したツイートの感情スコア F_{tweet} の算出は、式 (1) を用いて行う。

$$F_{tweet} = \sum_{word \in tweet} \frac{s_{word}}{n_{word}} \quad (1)$$

ここで、 s_{word} は、ツイートに含まれる単語のうち、作成した単語極性辞書に含まれる形容詞に付与されている値である。また、 n_{word} は、ツイートに含まれる単語のうち、作成した単語極性辞書に含まれる形容詞の数である。このとき、ツイートに含まれる単語を抽出するため、感情極性辞書を作成する際と同様に、MeCab を用いて形態素解析を行った。その際に、ツイ

トの本文には、通常の形態素解析器ではうまく抽出することができない単語が多く存在するため、MeCab の辞書に、新語に対応するために IPAdic を拡張した mecab-ipadic-neologd^(注6)を追加した。ツイートに含まれる単語をすべて基本形にした後、単語極性辞書に含まれている形容詞を抽出した。

次に、ある事柄について言及しているユーザについて、ある事柄に対する感情スコアをユーザごとに求める。ここで、ユーザのある事柄に対する感情スコアは、ユーザがある事柄について言及したツイートの感情スコア F_{tweet} の平均を、0 から 1 の値をとるように、正規化したものである。

次に、地域ごとに、ある事柄に対する感情スコアを求める。ここで、地域ごとのある事柄に対する感情スコアは、その地域に住んでいるとされるユーザの、ある事柄に対する感情スコアの平均である。本論文では、日本を北海道、東北、関東、中部、関西、中国、四国、九州・沖縄の 8 つの地域に分けた場合と、都道府県ごとに分けた場合の 2 つの場合について、地域ごとにある事柄に対する感情スコアを求める。地域ごとのある事柄に対する感情スコアは、0 から 1 の値をとり、値が 1 に近いほど、その地域に住むユーザ全体の、ある事柄に対する感情スコアが高いことを示す。

3.4 ある事柄に対する関心度の算出手法

本節では、ある地域のある事柄に対する関心度を算出する手法について述べる。ある事柄に対して関心のあるユーザは、その事柄を示す単語を含めてツイートを投稿すると考えられる。そこで本研究では、地域のある事柄に対する関心度を、ある事柄について言及しているユーザの、その地域に住んでいるユーザに対する割合であるとする。地域のある事柄に対する関心度は、0 から 1 の値をとり、値が 1 に近いほど、その事柄について言及しているユーザの割合が大きく、地域全体の関心が高いことを示す。

4. 可視化と考察

本章では、3 章で述べた手法を用いて、複数の事柄に対する感情スコアと関心度を地域ごとに算出し、可視化と考察を行う。

本研究では、分析に用いるデータとして、2015 年 5 月 1 日から 2016 年 1 月 31 日までの期間に、日本国内で投稿された、位置情報が付与されたツイートをを用いた。日本国内で投稿されたツイートは、21,514,316 件であった。また、この期間に日本国内において、位置情報が付与されたツイートを投稿したユーザは、505,248 人であった。それぞれに地域について、感情スコアと関心度を算出し、可視化を行う。地図上への可視化については、ウイングアーク 1 s t 株式会社の MotionBoard^(注7)を用いた。

「富士山」に対する、日本を 8 地方区分に分割した場合の、地域ごとの感情スコアと関心度を図 2 に示す。図 2 において、地域に塗られた色は、その地域の「富士山」に対する感情スコアを表しており、感情スコアが高いほど地域の色は赤に近づき、

(注4) : http://www.lr.pi.titech.ac.jp/~takamura/pubs/pn_ja.dic

(注5) : <http://mecab.sourceforge.net/>

(注6) : <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd>

(注7) : <http://www.wingarc.com/product/motionboard/>

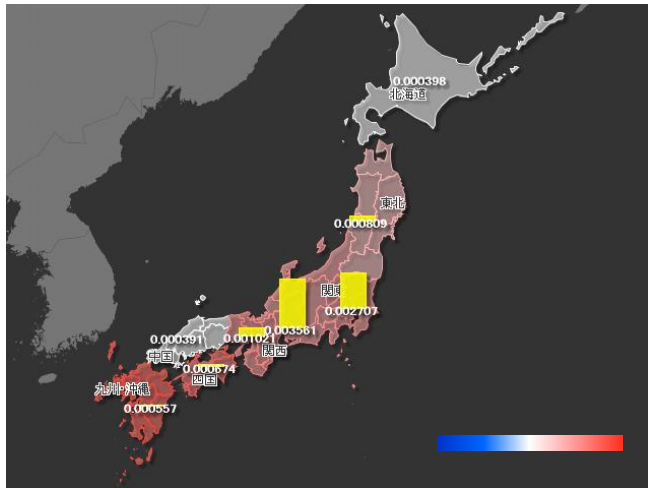


図2 「富士山」8 地方区分可視化結果

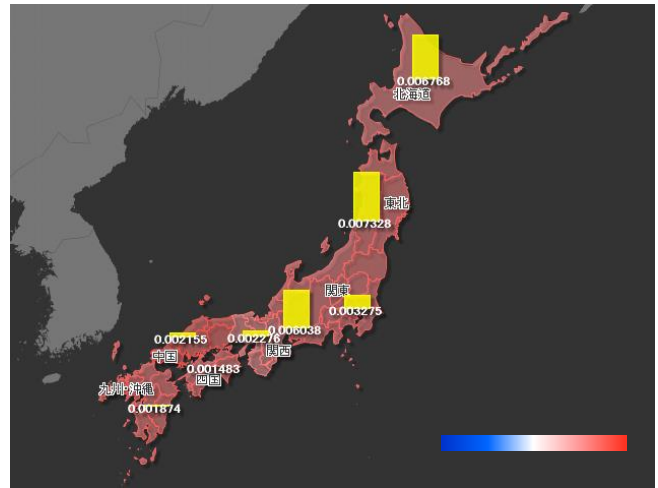


図4 「スキー」8 地方区分可視化結果

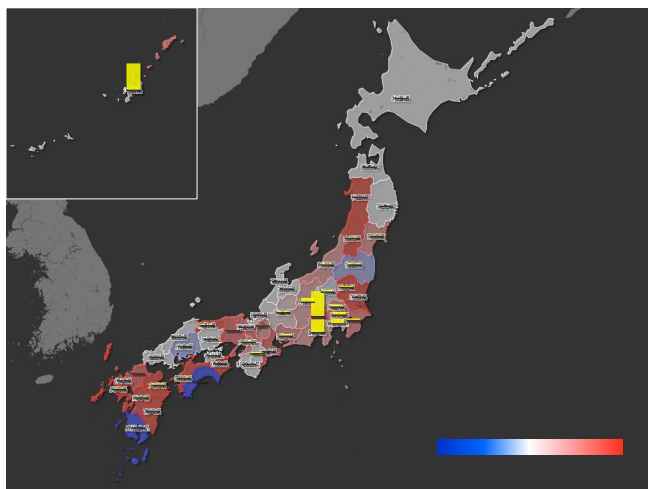


図3 「富士山」47 都道府県可視化結果

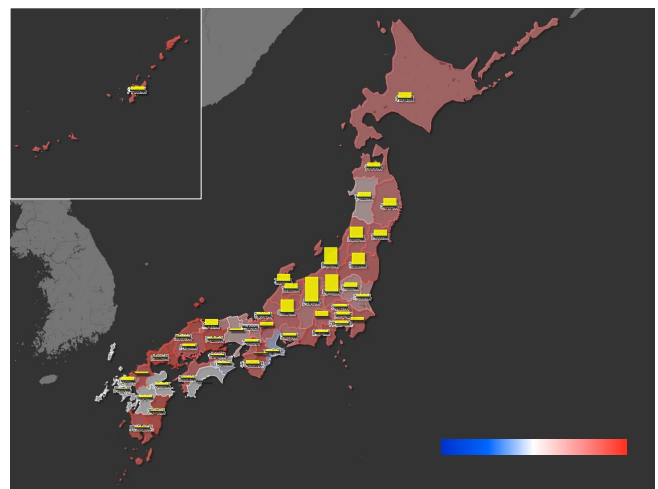


図5 「スキー」47 都道府県可視化結果

感情スコアが低いほど地域の色は青に近づく。また、地域の上に描写された黄色い棒の長さは、その地域の「富士山」に対する関心度を表しており、関心度が高いほど、棒の長さは長くなる。図2より、中部地方において、「富士山」に対する感情スコアが高く、関心度は最も高くなった。都道府県ごとの、「富士山」に対する感情スコアと関心度を図3に示す。図3より、山梨県と静岡県において、「富士山」に対する関心度が特に高くなった。「富士山」は山梨県と静岡県をまたいで存在する山であるため、これらの県において、特に関心度が高くなったと考えられる。

「スキー」に対する、日本を8 地方区分に分割した場合の、地域ごとの感情スコアと関心度を図4に、都道府県ごとの感情スコアと関心度を図5に示す。図4より、北海道、東北地方、中部地方において、「スキー」に対する関心度は高くなった。北海道、東北地方、中部地方は他の地域と比べて、雪が多く降るため、スキーをする機会が多く、関心度が高くなったと考えられる。また、図5より、長野県、新潟県、群馬県において、「スキー」に対する関心度は高くなった。長野県、新潟県、群馬県では、大きなスキー場があるため、関心度が高くなったと考えられる。これらのことから、「スキー」をすることが多い地域ほど、「スキー」に対する関心度は高くなることがわかった。

「台風」に対する、日本を8 地方区分に分割した場合の、地域ごとの感情スコアと関心度を図6に、都道府県ごとの感情スコアと関心度を図7に示す。図6、図7より、日本の西側の地域ほど、「台風」に対する関心度は高くなり、その中でも特に、沖縄県において、「台風」に対する関心度が高くなった。また、図6より、西に存在する地域ほど、「台風」に対する感情スコアが低くなった。これらのことから、「台風」が接近することが多い地域ほど、「台風」に対する関心度は高く、感情スコアは低くなることがわかった。

「うどん」に対する、日本を8 地方区分に分割した場合の、地域ごとの感情スコアと関心度を図8、都道府県ごとの感情スコアと関心度を図9に示す。図9より、香川県において、特に「うどん」に対する関心度が高くなった。これは、香川県のうどんの生産量や消費量が特に多いことから^{(注8)(注9)}、うどんに関するツイートを投稿しているユーザの人数が多いためであると考えられる。

(注8)：農林水産省 米麦加工食品生産動態等統計調査：

http://www.maff.go.jp/j/tokei/kouhyou/beibaku_kako/

(注9)：総務省統計局 家計調査報告（家計収支編）：

<http://www.stat.go.jp/data/kakei/sokuhou/nen/index.htm>

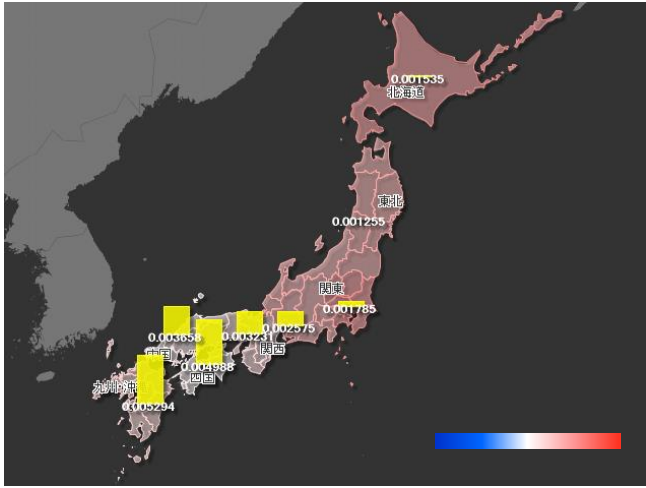


図 6 「台風」8 地方区分可視化結果

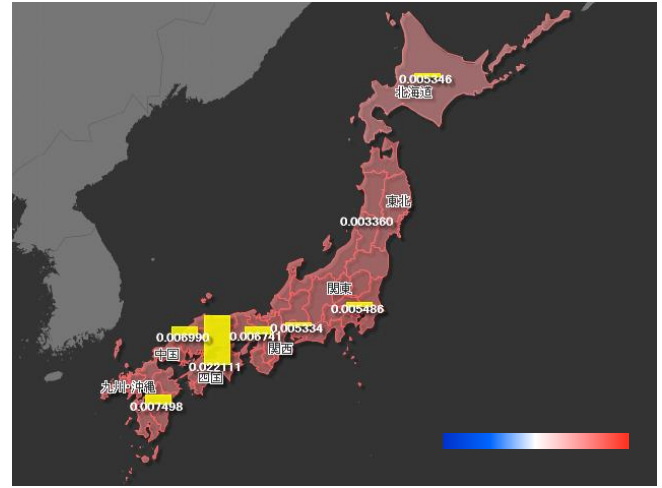


図 8 「うどん」8 地方区分可視化結果

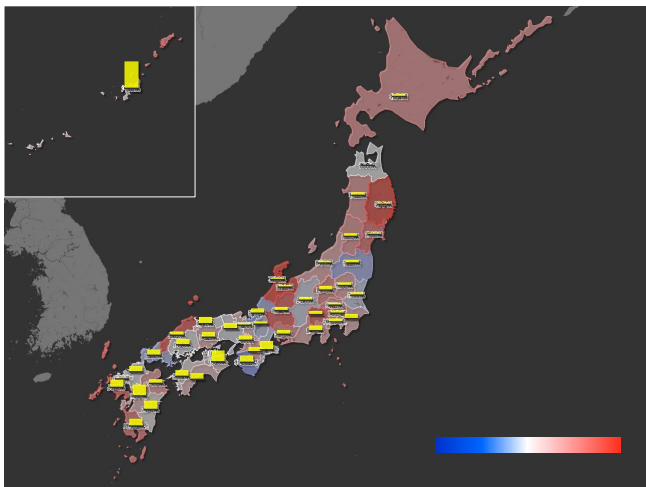


図 7 「台風」47 都道府県可視化結果

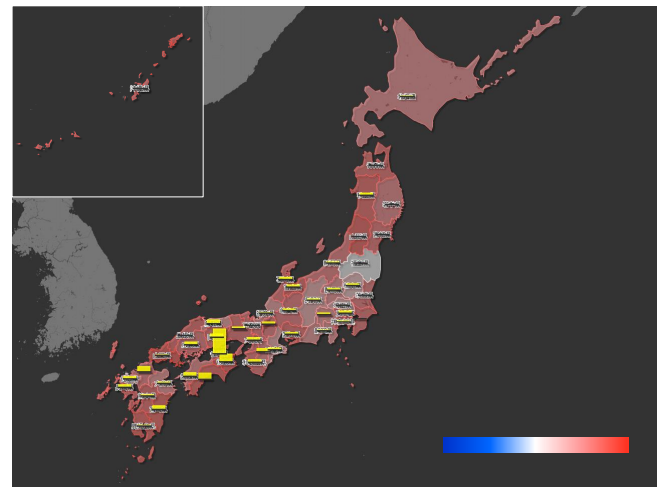


図 9 「うどん」47 都道府県可視化結果

以上の結果から、感情スコアや関心度に地域差がある事柄が存在することがわかった。特に、地域の関心度は、対象が地域に存在するかどうかや、対象が地域に対して影響を及ぼしているかどうかによって、変化することがわかった。また、本研究では、2015 年 5 月 1 日から 2016 年 1 月 31 日までに投稿された位置情報が付与されたツイートを用いて実験を行ったが、言及しているユーザの人数が少なく、感情スコアや関心度を算出することができない地域や事柄が多く存在した。これらの問題については、実験に用いるツイートの数を増加させることや、地域の分割の方法を変更することで、改善されることが考えられる。

5. 季節を考慮した可視化

本章では、3 章で述べた手法を用いて、季節を考慮した嗜好の可視化と考察を行う。分析に用いるデータは、4 章と同じく、2015 年 5 月 1 日から 2016 年 1 月 31 日までの期間に、日本国内で投稿された、位置情報が付与されたツイートである。本論文では、2015 年 5 月 1 日から 2015 年 7 月 31 日までを「夏」、2015 年 8 月 1 日から 2015 年 10 月 31 日までを「秋」、2015 年 11 月 1 日から 2016 年 1 月 31 日までを「冬」として、3ヶ月ご

とに分けて可視化を行った。日本を 8 地方区分に分割した場合の、「雪」に対する夏の地域ごとの感情スコアと関心度を図 10、秋の地域ごとの感情スコアと関心度を図 11、冬の地域ごとの感情スコアと関心度を図 12 にそれぞれ示す。

図 10、図 11、図 12 より、北海道を除く全ての地域において、夏は「雪」に対する感情スコアが高いが、冬は感情スコアが低くなった。また、北海道、東北地方、中部地方においては、感情スコアの変化が少なかった。北海道、東北地方、中部地方では、毎年多くの雪が降るため、雪に対する新鮮さがなく、夏でも感情スコアが高くならなかったと考えられる。また、全ての地域において、冬の関心度が夏の関心度よりも高くなった。これは、雪は夏には降らず、冬に降る地域が多いことから、冬になって「雪」に対する関心が高まったためだと考えられる。以上の結果より、特定の事柄については、季節によってユーザの嗜好が変化することがわかった。

6. おわりに

本論文では、Twitter に投稿されたツイートに付与された位置情報を用いて、ユーザの居住地を推定し、ある事柄に対するユーザの嗜好を、地域ごとに分析した。その結果、感情スコア

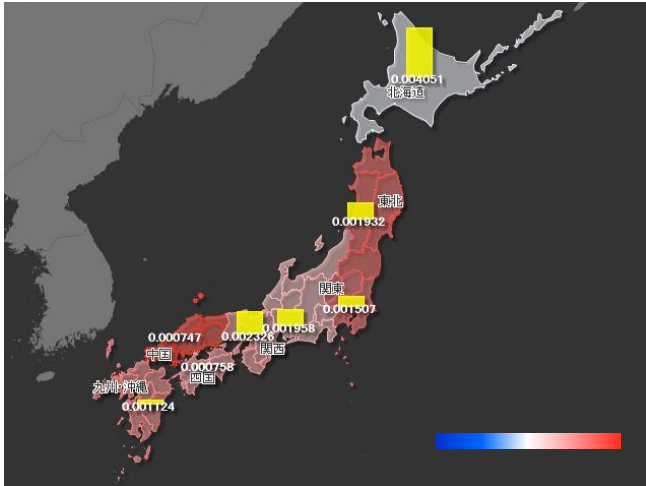


図 10 夏における「雪」可視化結果

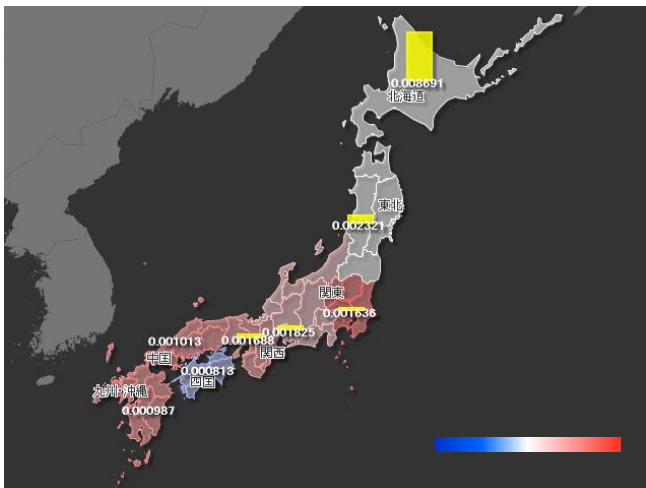


図 11 秋における「雪」可視化結果

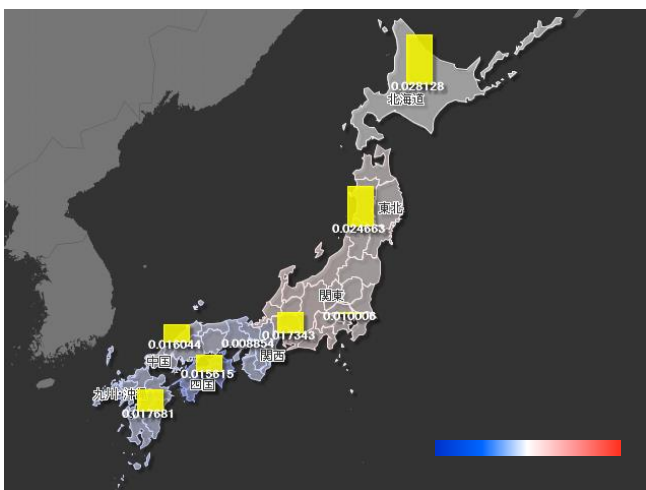


図 12 冬における「雪」可視化結果

や関心度に地域差がある事柄が存在することがわかった。また、季節によって感情スコアや関心度が変化する事柄があることを確認した。

今後の課題として、提案する分析手法の信頼性の評価が挙げられる。また、ある事柄に対する感情スコアの算出手法の改良が挙げられる。本論文では、ツイートごとに感情スコアを分析する際に、係り受けや顔文字などを考慮していない。これらを考慮することで、さらに正確な感情スコアの算出が可能になると考えられる。

謝 辞

本研究（の一部）は傾斜的研究費（全学分）学長裁量枠戦略的研究プロジェクト戦略的研究支援枠「ソーシャルビッグデータの分析・応用のための学術基盤の研究」による。

文 献

- [1] 加藤翔子, 伏見卓恭, 齊藤和巳. Twitter の favorite 機能を用いたユーザー嗜好分析. 第 4 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2012), 2012.
- [2] 久米雄介, 打矢隆弘, 内匠逸. 興味領域を考慮した twitter アカウント推薦. マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集, Vol. 2014, pp. 627–632, 2014.
- [3] 山本湧輝, 熊本忠彦, 灘本明代. ツイートの感情の関係に基づく twitter 感情軸の決定. 第 7 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2015), 2015.
- [4] 中村明. 感情表現辞典. 六興出版, 1979.
- [5] 若井祐樹, 山本湧輝, 熊本忠彦, 灘本明代. 映画の実況ツイートにおける時系列毎の感情抽出手法の提案. 第 6 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2014), 2014.
- [6] 池川知里, 新妻弘崇, 太田学. 顔文字の役割を利用したツイートの感情極性推定. 第 6 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2014), 2014.
- [7] 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. 研究報告デジタルドキュメント (DD), Vol. 2011, No. 2, pp. 1–8, 2011.
- [8] 風間一洋, 今田美幸, 柏木啓一郎. Twitter の情報伝播ネットワークの分析. 第 24 回人工知能学会全国大会, 2010.
- [9] 池田和史, 服部元, 松本一則, 小野智弘, 東野輝夫. マーケット分析のための twitter 投稿者プロフィール推定手法. 情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス & システム (CDS), Vol. 2, No. 1, pp. 82–93, 2012.
- [10] R Kotera, D Kitayama, K Oku, K Sumiya. Geographical recommendation method using user's interest model based on map operation and category selection. *Proc. 5th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (ICUIMC2011)*, 2011.
- [11] 奥健太, 西崎剛司, 服部文夫. 地域限定性スコアに基づく位置情報付きコンテンツからの地域限定語句の抽出. 情報処理学会論文誌. データベース, Vol. 5, No. 3, pp. 97–116, 2012.
- [12] 遠山由自, 廣田雅春, 石川博, 横山昌平. ソーシャルメディア上に投影された情報の偏在性及び遍在性の可視化. ARG 第 6 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会 (Wi2), 2015.