

時空間に依存した感情推定と感情分布の地図自動生成

渡邊 寛[†] 荒澤 孔明[†] 榮田 基希[†] 服部 峻^{††}

^{†,††}室蘭工業大学 ウェブ知能時空間研究室 〒050-8585 北海道室蘭市水元町 27-1

E-mail: [†]{13024188,16043005,16043009}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

あらまし 仕事に疲れた人が富士山に登って元気になるなど、ある特定の場所がその場所を訪れた人間の感情に影響を与えることがある。このような場所と感情の関係を明らかにするためには、場所や時間に依存して変化する感情の可視化が必要になる。そこで本稿では、感情表現が含まれるツイートを取得し、ナイーブベイズ分類器に基づくテキスト分類を用い、時空間に依存した感情推定を行うことによって、場所や時間に依存して変化する感情のブラウジングを可能にする感情分布の地図自動生成システムを提案する。

キーワード 感情分布, 感情推定, ナーブベイズ分類器, 時空間分析, SNS 分析, 地図生成, グラフ生成

Spatio-Temporal Emotion Estimation for Automatic Map Generation of Emotion Distributions

Satoru WATANABE[†], Komei ARASAWA[†], Motoki EIDA[†], and Shun HATTORI^{††}

^{†,††} Web Intelligence Time-Space (WITS) Laboratory, Muroran Institute of Technology
27-1 Mizumoto-cho, Muroran, Hokkaido, 050-8585, Japan

E-mail: [†]{13024188,16043005,16043009}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

Abstract A certain place gives an effect on its visitor's emotion. For instance, a person who is tired of work climbs Mt. Fuji and become cheerful. To analyze such relationships between places and emotions, we need to visualize emotions varying dependent on places and time periods. Therefore, this paper proposes a novel system that automatically generates a map with emotion distributions to enable users to browse emotions varying dependent on places and time periods, by spatio-temporal emotion estimation using emotion-containing Tweets and text classification based on the Naive Bayes classifier.

Key words Emotion Distribution, Emotion Estimation, Naive Bayes Classifier, Spatio-Temporal Analysis, SNS Analysis, Automatic Map Generation, Automatic Graph Generation

1. ま え が き

テレビで仕事のミスがあった時に富士山に登って元気になったなどの場所の影響、高校生の修学旅行のように同じ地域でも違う場所に旅行に行った場合の場所毎の影響、普段は普通の場所であるがイベントがあった場合の時間が与える影響など、感情と時空間には何らかの関係性があり、感情が影響を受けていることを明らかにするためには場所や時間に依って変化する感情分布の可視化が必要である。そのためには特定の場所での時間毎の感情データが必要になる。感情データを取得するための手法の例としては、アンケートを実施する、実際にその場所に行ってみてどのように感じたか他の人に聞いてみる等が挙げられるが、このような手法では多くの手間が掛かってしまう。

そこで我々は、個々人の活動や、それに伴って感情に関する

文章が投稿されることも多い SNS を情報源として、感情データを自動取得することを検討した。加えて、目的である感情データを取得するためには、頻繁に文章の投稿が行われていなければならない、投稿された文章に場所の情報が付していなければならないという 2 つの条件が必要になるため、現在多く存在している SNS の中から Twitter に着目した。Twitter で取得したツイートから感情が含まれているものを判別して選抜し、ナイーブベイズ分類器による感情推定を行って感情を喜怒哀楽に分け、場所毎に感情分布のグラフを作成することによって、感情の可視化を実現させるシステムを提案する。

祭りのような人が自由に入出入りするイベントなどでは、評価をする場合にアンケートを取るといったことも難しく、評価を調査することが難しいが、提案システムを利用した場合、祭り周辺の緯度経度からツイートを取得することによって、リアル

タイムの感情の分布を見ることができる。ツイートを取得する際に場所だけでなく時間を指定することにより、イベント毎の評価を見ることが出来る。他には、事件などが起こった際に事件発生場所の近くにいる人の中には Twitter で状況を報告する行動に出る人もいるので、普段は悲しみや怒りなどのネガティブな感情が見られないような感情分布を示している場所で明らかにおかしい感情の変化が見られた際には事件が起こっているのではないかと疑うことができ、事件の早期発見に貢献できるというような使い方も考えられる。

図1は、提案システムによって自動生成される感情分布地図の一例である。右側のサイドバーに表示されている地名が感情分布を見ることが出来る場所であり、地名をクリックすることによって図に示されているように感情分布のグラフが出て来るといった仕様になっている。地図の表示範囲に収まっていない地名をクリックした場合は、その場所が表示される位置に自動で移動してグラフを表示することができる。

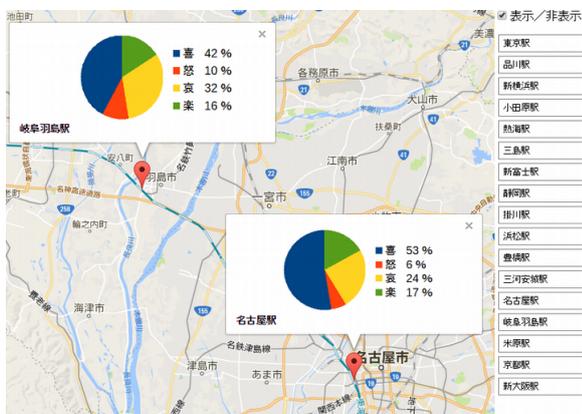


図1 システムの実行例

2. 関連研究

感情推定に関する研究は多く存在し、音声や表情などの実際に接触した場合に使用するという考えでの研究もある。ここでは本稿でも使用している感情推定に関する研究を紹介する。文献[1]ではツイートのリプライを利用し、人間の人間推測能力に着目した提案である。考察でも述べられているが一度人間の推定が入っているので機械では判断が難しい部分を解決してくれており、複数の感情が含まれている場合に効果的である。文献[2]は Web ニュース記事を対象とした喜怒哀楽抽出システムである。喜怒哀楽を抽出している点是我々の研究と同様であるが、感情推定の手法として単語と感情の対応関係を明示的に示す正解データを人手で作るのは難しいということで、学習データを必要としない点、感情辞書を手動で作成する場合は作成者の主観が入りやすいということで感情辞書を自動構築するシステムが含まれている。本研究では感情語の割り振りを第1著者一人で行っており、出来るだけ客観的に割り振ってはいるが主観が入っている可能性があり、時代によって感情語が増えてしまうことを考えると感情語は自動抽出にするのが望ましい。

3. 提案手法

3.1 概要

図2には本システムの概要が示されている。まず処理1として、Twitter API を利用して、対象の場所（及び時間）に関するツイートを取得する。取得ツイート数は、Twitter API の取得ツイート数の上限である 1500 個とした。Twitter API ではツイートを取得する際の検索方法として、指定されたキーワードを含むツイートのみを取得する「キーワード検索」と、指定した緯度経度付近で投稿されたツイートのみを取得する「緯度経度検索」が存在する。但し、例えば「室蘭」という地名を用いてキーワード検索を行った場合、目的の感情ツイート以外にも、「室蘭の天気は 20℃」というような気温情報しかないツイートが取得されたり、また緯度経度検索を行った場合、顔文字や挨拶のみといった感情が含まれていないと推測されるツイートが取得されたり、Twitter API から取得されたツイートをそのまま使用すると問題点も多く生じる。

そこで、Twitter API を用いてツイートを取得した後に、処理2として以下の2種類の手法によって各ツイートに感情が含まれているか否かを判断する。ここで、処理2によって感情が含まれていると判断されたツイートを「選抜ツイート」と呼ぶ。

- (1) パターンマッチによるツイートの感情有無判別
- (2) ナイーブベイズによるツイートの感情有無判別

さらに処理3では、ナイーブベイズ分類器に基づくテキスト分類を用いた感情推定によって、処理2で感情があると判断された選抜ツイートを「喜」「怒」「哀」「楽」の4種類の感情カテゴリに分類する。最後に処理4, 5により、処理3で分類された感情カテゴリのデータに基づいて、場所毎の感情分布のグラフを作成し、地図上に表示する。

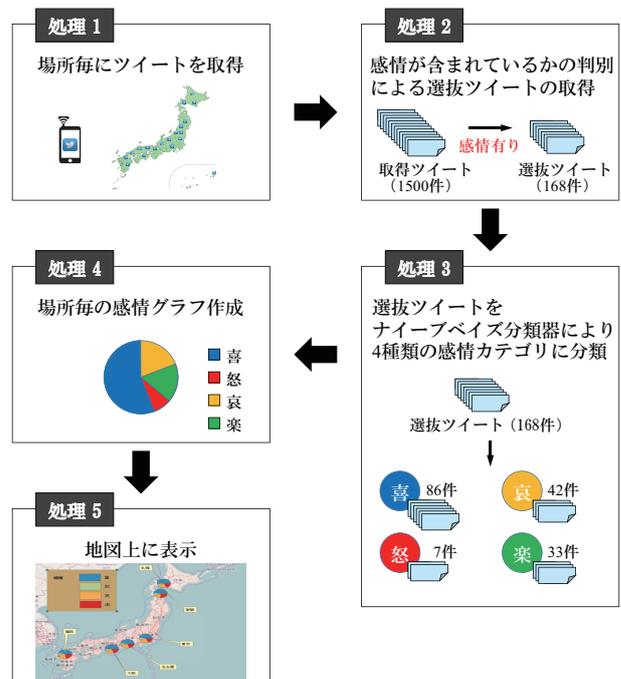


図2 システムの概要

3.2 感情ツイート判定

本節では、Twitter API により取得されたツイートに感情が含まれているか否かを判別する 2 種類の手法を提案していく。

(1) パターンマッチによるツイートの感情有無判別

本手法では、著者により感情が含まれていないと推測されたツイート群に特徴的なフレーズをパターン（本稿では 72 件）として予め登録しておき、それらのフレーズが含まれるツイートを感情無しと判別して除去する。この時、除去されなかったツイートを感情があるものと判別して「選抜ツイート」とする。ここで処理例を図 3 に示す。

(2) ナイーブベイズ分類器によるツイートの感情有無判別

ナイーブベイズ分類器は、人間の手によって分類された教師データを用い、入力テキストを与えられたカテゴリに自動分類するタスクである。本手法では、カテゴリとして「感情有り」「感情無し」の 2 種類を用意した。また著者により感情が含まれていないと推測されたツイートを教師データとし、それらのツイートに基づき分類している。この時、「感情有り」カテゴリに分類されたツイートを「選抜ツイート」とする。

例えば、「室蘭」という場所に関する取得ツイートの中から感情が含まれないと著者が推測して、「感情無し」の教師データとしたツイートには以下のようなものがある。

- 「4時発表 室蘭市の今日の天気 曇 最高3℃ 最低-2℃」
- 「第52回室蘭市歳末たすけあい市民演芸大会」

3.3 感情推定

本節では、選抜ツイートに含まれる感情を推定するために、前節(2)と同様にナイーブベイズ分類器に基づくテキスト分類を用いる。前節ではテキストを「感情有り」「感情無し」の 2 種類に分類していたが、ここでは図 4 のように、前節で判別された選抜ツイートに対し、その感情は何であるかまでを推定しなければならない。そこで、ナイーブベイズ分類器を用いて感情推定する際の感情カテゴリとして「喜」「怒」「哀」「楽」の 4 種類

類を用意した。また、日本語表現インフォ [3] から引用した文と実際のツイートを「喜」「怒」「哀」「楽」の 4 種類の感情カテゴリに著者の手作業で分類し、それらのツイートを教師データとしている。著者によって、感情カテゴリ「喜」と「哀」に分類されたツイートには以下のようなものがある。

- 「午前 10 時です！もうすぐ昼飯だ (*´▽`*)」(喜)
- 「赤点が増えていく…」(哀)

さらに、ナイーブベイズ分類器で感情の有無を判別、または 4 種類の感情カテゴリに分類する時、どの品詞を基準として分類するかを指定することが可能である。従って、どの品詞の組み合わせを用いて分類すれば認識精度が最も良くなるかを明らかにするために以下の事前実験を行った。まず、著者が感情を分類した時「喜」に分類されるツイートを 10 個、「怒」に分類されるツイートを 10 個、「哀」に分類されるツイートを 10 個、「楽」に分類されるツイートを 10 個、合計 40 個用意する。また、品詞についていくつかの組み合わせも用意する。ここで、この組み合わせを変化させ、「喜」「怒」「哀」「楽」に 10 個ずつ分類される 40 個のテキストを、ナイーブベイズ分類器を用いて分類させた。その結果が表 1 に示されている。

表 1 は各感情カテゴリに 10 個ずつ分類されるツイートのうち何個正しく分類できていたかという事が示されている。表 1 より形容詞、連体詞、副詞の 3 つを用いて分類するように指定することで、感情推定の精度が高くなることが明らかとなり、感情の有無を判別する際も、選抜ツイートを 4 つの感情カテゴリに分類する際も、この品詞の組み合わせを用いることとした。

表 1 ナイーブベイズ分類器に関する事前実験の結果

品詞	喜	怒	哀	楽	精度
形・連・副	10	1	10	10	77.5%
動・形・連・副	9	4	6	10	72.5%
形	9	0	10	10	72.5%
形・連	9	0	10	10	72.5%
名・動・形・連	10	2	6	10	70.0%

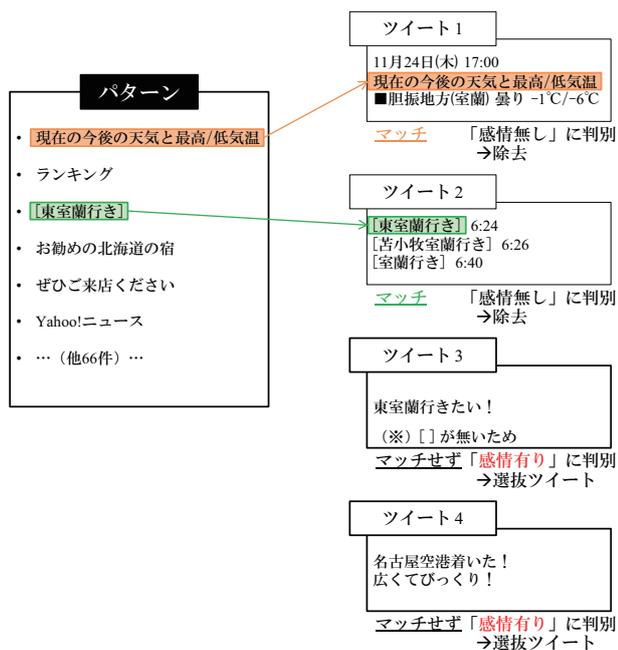


図 3 パターンマッチによる感情有無判別

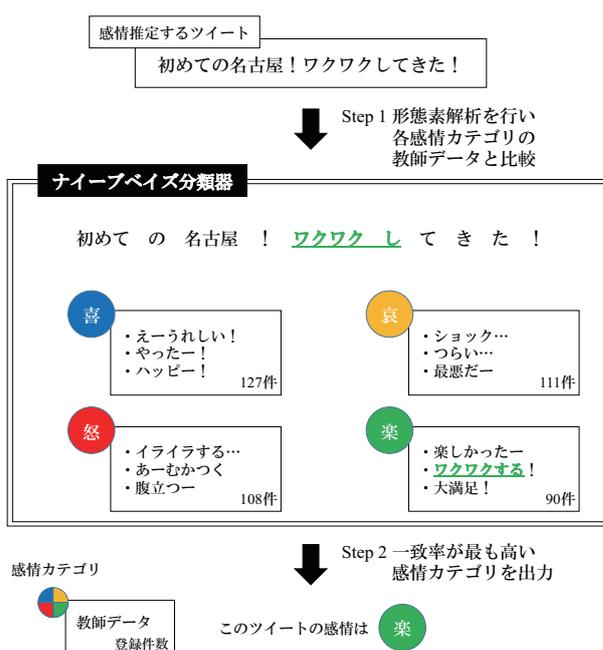


図 4 ナイーブベイズ分類器による感情推定の例

4. 評価実験

本章の評価実験では、感情分布地図を自動生成する対象の場所として、「札幌」「室蘭」「東京」「名古屋」「大阪」「福岡」の6箇所を使用した。ツイートの検索に必要な緯度経度はGeocoding [4]というサイトから取得しており、実験で使用した場所の名前を入力して検索結果に表示された緯度経度を利用している。

4.1 感情有無判別に関する評価

取得ツイートの感情の有無を判別する手法は前章でパターンマッチによる手法 (P) とナイーブベイズ分類器による手法 (NB) の2種類を提案した。表2と表3では、これらの手法を組み合わせ、どの判別手法の組み合わせが最適であるかを調べている。評価実験の結果から、3種類の評価尺度の中で適合率が後続の処理である感情推定精度に最も影響を与えるため、感情を持つツイートを一番精度良く選抜できたのはパターンマッチ (P) からナイーブベイズ分類器 (NB) での除去であり、この組み合わせによる手法を以降の評価実験に使用する。

表2 キーワード検索で取得したツイートの感情有無判別精度

手法	選抜ツイート数	適合率	再現率	F 値
P	1410	0.602	0.983	0.747
NB	242	0.921	0.246	0.388
P → NB	240	0.933	0.223	0.360
NB → P	196	0.893	0.187	0.309

表3 緯度経度検索で取得したツイートの感情有無判別精度

手法	選抜ツイート数	適合率	再現率	F 値
P	1137	0.793	0.984	0.878
NB	194	0.876	0.207	0.335
P → NB	207	0.928	0.235	0.375
NB → P	209	0.928	0.235	0.375

4.2 感情推定精度に関する評価

キーワード検索と緯度経度による検索の2種類をそれぞれ個別に実験を行い、実験結果から得られたデータからキーワード検索と緯度経度での検索の両方を同時に使った結果として表示する。本稿では、キーワード検索と緯度経度での検索で重複するツイートが出た場合には個別のツイートとして判定している。

表4 選抜ツイートに対する場所毎の感情推定の成否結果

	札幌	室蘭	東京	名古屋	大阪	福岡
選抜ツイート	444	358	325	416	376	425
感情推定・成功	170	154	140	162	175	219
感情推定・失敗	274	204	185	254	201	206

表5 選抜ツイートに対する感情カテゴリ毎の感情推定精度

	喜	怒	哀	楽	平均
札幌	37.2%	36.8%	45.9%	32.9%	38.3%
室蘭	47.4%	16.1%	43.8%	43.3%	43.0%
東京	47.7%	14.3%	43.4%	44.1%	43.1%
名古屋	43.7%	2.7%	44.2%	37.2%	38.9%
大阪	51.9%	13.0%	43.0%	47.4%	46.5%
福岡	62.9%	20.0%	36.4%	53.5%	43.2%

4.3 感情分布地図のユーザ評価

本節では、5種類の感情分布地図を見せ、どの場所にどのような感情があるか、どのような感情があるのかが一目で分かるか、総合評価の3項目について5段階 (5が「いいね (最も分かりやすい)」, 1が「分からない」である) でアンケート評価を行った。被験者は12名である。感情分布地図は、Google Maps API, Google Chart Tools, ArcMap を利用して作成した。

図5は、右にあるサイドバーをクリックすることによってグラフが表示され、グラフの右上にある×印をクリックすることによって消える。サイドバーの上にある表示・非表示のチェックマークはマーカを表示させるための機能である。画面に見えない場所のサイドバーをクリックすることによって画面に収まる位置まで移動して表示する。このタイプでは身近な場所の感情を見ることに適している。図5の例では、「東京駅」と「新横浜駅」の感情分布を円グラフで比較しており、東京駅の方が楽しい感情が多く、楽しい感情が少ないといったことが分かり、東京駅に出掛けるのは止めておこうと参考にすることができる。

図6は、クリックなどには対応しておらず、マウスを各都道府県の上に持って来ることによって1つの感情の数値を教えてくれるといった機能がある。図6の例では喜びの感情を表示させている。このタイプでは取得できたツイートの数にも影響を受けるので、イベントなどがある場合での感情の比較が分かりやすい地図である。本実験で使用したデータではキーワード検索で取得したツイートを使用しており、図6の例では146件の喜びのツイートがあった広島が1位、最少の9件であった愛媛が最下位であった。両県で取得ツイート数に差があったが、ニュースを詳しく調べた結果、愛媛ではパトロールの注意喚起や猛毒タコが見付かったというニュースが目につき、一方、広島ではカーブに新入団した選手のことや、原爆ドームが世界遺産認定20周年記念でライトアップというような記事があり、ニュースを見てツイートをする人もいたので良いニュースがあったか否かでも差が生まれている。

図7では、地域毎の感情を円グラフで表現している地図である。このタイプは取得ツイート数による影響があまり無く、100件のツイートでも1500件のツイートでも作成される円グラフの大きさは変わらないので、感情の比率が一目で分かるようになっている。しかし、取得ツイート数が少な過ぎると、感情が0件のカテゴリが出る場合があるため、取得ツイート数は多い方が望ましい。このタイプでは各感情を含むツイート数は分からないが、取得ツイート数が膨大なときに使うと良い。感情分布を棒グラフで表した図8のような地図の場合、選抜ツイート数が多くなると棒グラフもどんどん伸びていき、地図に収まらないようになってしまい、グラフ全体を見るために地図を小さくするといった手間が掛かってしまう。

図8は、棒グラフの長さにより感情を見分ける地図である。長さで感情の多さが比較でき、ツイートの数も長さで分かるので、どの場所に関してツイートが多く投稿されているかを確認しつつ感情を見ることができるといえる地図である。

図9では、どの程度感情があるのかをドット密度で表示する地図である。図の例では地方と北海道で分けた場合の地図を表

示している。喜怒哀楽で色が分けられており、ドットが多いほど感情が多いことになる。このタイプではどの感情が一番多いかを見分けることには向いていないが、単純に場所毎の感情量が知りたい場合に使える。主に狭い範囲での場所の方が効果的で、公園、店、遊園地の施設などのツイートが取得できた場合、どの場所が一番ツイートされているかが分かり、狭い範囲だと色の認識も簡単になるので感情の種類も読み取りやすくなる。

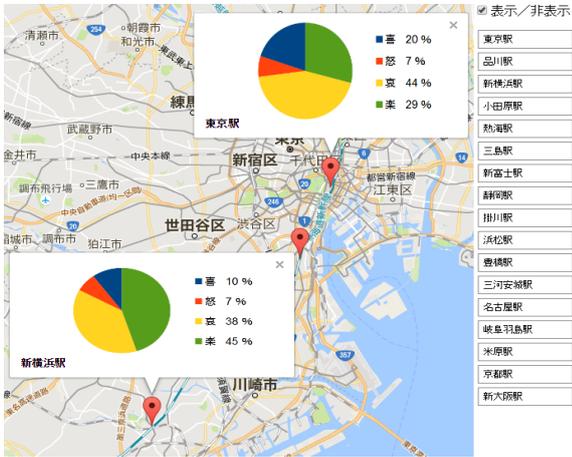


図5 Google Maps API と円グラフを用いた感情分布地図

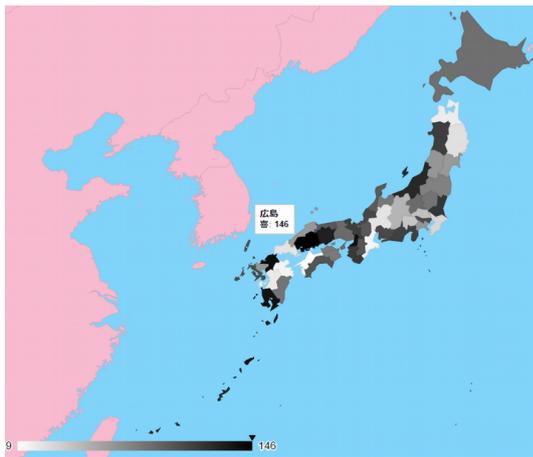


図6 Google Chart Tools の GeoChart を用いた感情分布地図

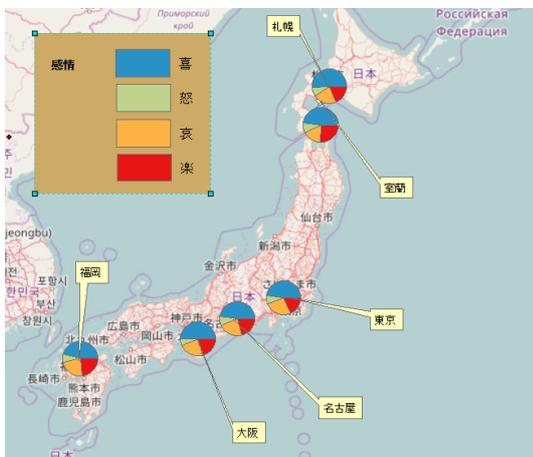


図7 ArcMap のパイ (円グラフ) を用いた感情分布地図

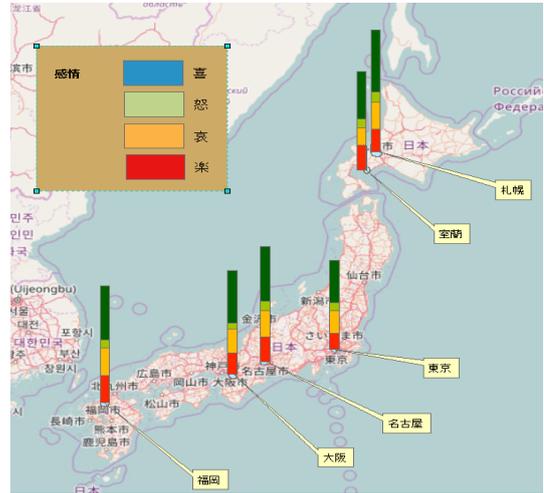


図8 ArcMap のスタック (積み上げ棒グラフ) を用いた感情分布地図

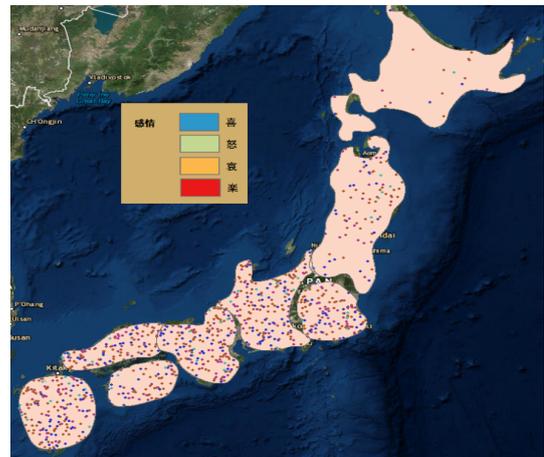


図9 ArcMap のドット密度を用いた感情分布地図

表6 「地図を見て感情がどこにあるか」の分かりやすさのユーザ評価

	5	4	3	2	1	平均評価
図5	3	5	2	1	1	3.67
図6	0	5	2	5	0	3.00
図7	1	5	2	3	1	3.17
図8	3	3	4	1	1	3.50
図9	1	3	1	3	4	2.50

表7 「どのような感情があるのか」の分かりやすさのユーザ評価

	5	4	3	2	1	平均評価
図5	3	7	2	0	0	4.08
図6	1	1	2	5	3	2.33
図7	4	3	5	0	0	3.92
図8	1	3	5	3	0	3.17
図9	1	0	0	3	8	1.58

表8 感情分布地図の分かりやすさの総合評価

	5	4	3	2	1	平均評価
図5	3	4	3	2	0	3.67
図6	0	1	4	7	0	2.50
図7	2	5	4	1	0	3.67
図8	1	3	5	3	0	3.17
図9	0	2	2	2	6	2.00

5. 考 察

本章では、前章の感情有無判別に関する評価実験、感情推定精度に関する評価実験、感情分布地図のユーザ評価の各々の結果に基づいて、提案システムの有効性について考察していく。

感情有無判別精度で再現率が低いのは、ナイーブベイズ分類器の精度が低かったことが主な原因である。クリスマスが近くなっていたことや、雪が降るといった季節の言葉や行動が教師データに入っておらず、既存の教師データだけでは対応できていなかった。実験のツイートを取得する時に、時間差が出来てしまい取得ツイートに違いが出てしまった。

当初、評価実験で北海道の大学を対象にして感情を調査しようとしたが、大学の名前でキーワード検索を行うと「北海道大学」など有名な大学ではツイートを十分に取得できたが、他の大学ではツイートを最大 1000 件取得しようとしても 100 件以下の取得数であり、感情の有無を判別した場合に選抜ツイートが 1 件しか残っていないといったことが起きてしまった。緯度経度での検索でも範囲が狭くなると取得ツイート数が減っていくといったことが確認されており、現在のシステムのままでは大学のように狭い範囲での実験ができなくなる。

店の広告に利用されている「是非当店をご利用ください」といった言葉をパターンに組み込んでいて、緯度経度での検索で東京が他と比べて 100 件ほど多くパターンマッチでツイートが排除されており、一方、室蘭が他と比べ 300 件ほど少ないという結果から、緯度経度での検索では栄えている場所ほどパターンマッチによる除去ツイートが多くなっているのが分かる。また、室蘭のように人が少ない地域ではツイートを取得する際に、キーワード検索では 796 件取得でき、緯度経度での検索では 1500 件取得できていたが、緯度経度検索での最後の取得ツイートの時間が 2 日前の朝になっており、実際に実験日に投稿されているツイートは 311 件しか無かった。

本稿での実験日は札幌で大雪が降った日であり、それによりコンサートが中止になったなどのコンサート関係や雪関係の話題のツイートが多くなってしまった。雪に関わる教師データを入れていないことによって、雪かきといった雪関係のツイートに関しては対応できずに、「雪かきをする」や「吹雪がすごい」といったツイートがポジティブな感情に割り振られ、感情推定精度が落ちてしまった。これは「すごい」などの言葉はポジティブな感情で使うことが多く、感情推定ではポジティブな感情に割り振られてしまったためである。逆にコンサートのような突発的なイベントに関しては、嬉しいや悲しいといった感情を直接的に書いているツイートが多く、本稿で使用した教師データでも対応することができた。

感情推定の平均精度は約 40%という低い精度になってしまった。緯度経度の検索では新しくクリスマス用のテンプレートが使用されていたことや、ニュースなどのツイートは感情無しと判定しているが新しいニュースのツイートを除去できなかったことが原因である。キーワード検索でもニュースが多くなる原因ではあるが、「札幌」では「新札幌」のように似た地名の名前でも取得できてしまっていたので問題があった。

6. む す び

場所と感情の関係を明らかにするため場所や時間に依存して変化する感情の可視化が必要であり、感情表現が含まれるツイートを取得し、ナイーブベイズ分類器に基づくテキスト分類を用いて、時空間依存の感情推定を行った。また、取得ツイートの感情有無判別に関する評価、選抜ツイートの感情推定精度に関する評価、感情分布地図のユーザ評価の 3 種類を行った。

感情有無判別の適合率は 90%と高い値が出ているが、再現率は低く、F 値も低くなってしまった。また、感情推定の平均精度は約 40%となっており、現在のままでは半分以上の感情が間違えて割り振られており、実際に使用する場合にはほとんど情報が信用できなくなってしまう。感情分布地図のユーザ評価では、実際に見てもらった結果では感情が分かるといった評価を受けたが、まだ被験者数が 12 名と少ないため、今後、被験者数や属性数を増やし、より正確なユーザ評価を行う計画である。

今後、感情有無判別の精度を改善する方法としては、ナイーブベイズ分類器の教師データを増やし、季節によって変化するクリスマス関係などのツイートや、ここ数年で流行し出したハロウィン関係などの新しいタイプのツイートにも対応できるようにする。また、感情推定にも段階を付け、感情ツイートの中でも喜怒哀楽以外の感情を取り除くフィルタを作成したり、感情が 2 種類以上含まれているツイートに関しては、感情をポジティブ・ネガティブの 2 分類で推定した上で、含まれている感情の中から最も強い感情で推定するという手法も検討する。

キーワード検索で得られたツイートは全部その場所で投稿されたという仮定で実験を行ったが、実際にどの場所で投稿されたかを判別できるようにする。ツイートの中には現在地が表示され、都市が分かるものもあり、その位置情報を参照しようと考えてはいるが、多くの取得ツイートの位置情報は null となっていて分からない。そのような多くのツイートに対しても現在位置を調べるため、リプライを活用したり、投稿したユーザの他のツイートも調べてみたりする方法を検討している。

イベントなど時間経過での感情推定に関しては、1 時間毎のツイートを取得して感情推定精度や感情の有無の違いが出るかを試す。また、対象の場所における普段の感情を知る必要があるため、過去の一定期間の取得ツイートから推定された感情を場所毎にまとめて平均化された感情分布を得ることを検討している。さらに、ArcMap では時間変化を地図上に載せることが出来るので、時間経過での感情分布地図も作成する計画である。

文 献

- [1] 堀宮 ありさ, 坂野 遼平, 佐藤 晴彦, 小山 聡, 栗原 正仁, 沼澤 政信, “Twitter における発話者へのリプライを用いたユーザ感情推定手法,” 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'12), F2-1 (2012).
- [2] 熊本 忠彦, 田中 克己, “Web ニュース記事を対象とする喜怒哀楽抽出システム,” 情報処理学会 インタラクシオン 2005, Vol.2005, No.4 (A-103), pp.25-26 (2005).
- [3] 日本語表現インフォ (小説の言葉集): ペンとくる描写が見つかる辞典, <http://hyogen.info/> (2016).
- [4] Geocoding - 住所から緯度経度を検索, <http://www.geocoding.jp/> (2016).