

平成 28 年度 卒業研究論文

題目 時空間に依存した
感情推定と感情分布の
地図自動生成に関する研究

指導教員 服部 峻

提出者 室蘭工業大学 情報電子工学系学科

氏 名 渡邊 覚

学籍番号 13024188

提出年月日 平成 29 年 2 月 13 日

目次

第1章	序論	1
第2章	関連研究	3
第3章	提案システム	4
3.1	概要	4
3.2	感情ツイート判定	5
3.3	感情推定	6
第4章	評価実験	9
4.1	感情有無判別に関する評価	9
4.2	正負判定に関する評価	10
4.3	感情推定精度に関する評価	10
4.4	感情分布地図のユーザ評価	11
4.5	時間による感情変化の評価実験	16
第5章	考察	22
第6章	むすび	24
	謝辞	26
	参考文献	27

目次

1.1	システムの実行例	2
3.1	システムの概要	5
3.2	パターンマッチによる感情有無判別	6
3.3	正負判定の流れ	7
3.4	ナイーブベイズ分類器による感情推定の例	8
4.1	Google Maps API と円グラフを用いた感情分布地図	13
4.2	Google Chart Tools の GeoChart を用いた感情分布地図	13
4.3	ArcMap のパイ (円グラフ) を用いた感情分布地図	14
4.4	ArcMap のスタック (積み上げ棒グラフ) を用いた感情分布地図	14
4.5	ArcMap のドット密度を用いた感情分布地図	15
4.6	1月29日0~6時の感情分布地図	16
4.7	1月29日6~12時の感情分布地図	17
4.8	1月29日12~18時の感情分布地図	17
4.9	1月29日18~24時の感情分布地図	18
4.10	1月29日のツイートの感情変化グラフ	19
4.11	1月29日のニュースの感情変化グラフ	20
4.12	2月1日から2月7日の感情変化グラフ	21

表目次

3.1	ナイーブベイズ分類器に関する事前実験の結果	8
4.1	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	9
4.2	緯度経度検索で取得したツイートの感情有無判別精度	10
4.3	正負判定精度	10
4.4	選抜ツイートに対する場所毎の感情推定の成否結果 正負判定なし	10
4.5	感情カテゴリ毎の感情推定精度 正負判定なし	11
4.6	選抜ツイートに対する場所毎の感情推定の成否結果 正負判定有り	11
4.7	感情カテゴリ毎の感情推定精度 正負判定有り	11
4.8	「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	15
4.9	「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	15
4.10	感情分布地図の分かりやすさの総合評価	16
4.11	時間毎の感情数	19
4.12	時間毎のニュース数	20
4.13	一日毎の感情数	21

第 1 章

序論

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．

そこで私は，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 1.1 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できる場所であり，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。

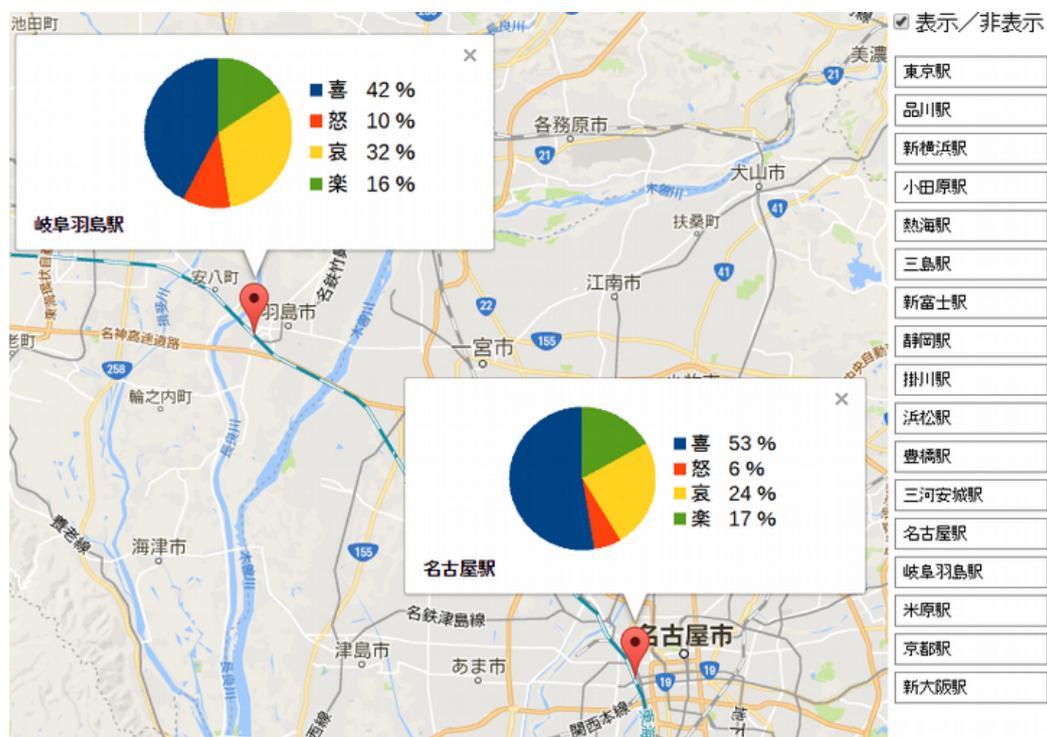


図 1.1 システムの実行例

第 2 章

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は本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手作業で行っており，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．文献 [3] は SNS を用いて災害時に情報を得ることには意義があると考え，ツイートからランドマークのよって地域を把握し地域間を比較することにより，どの地域の住民が災害に対しどのような感情を持っているのかを推定することが可能であることを示す論文である．デモで使用されているランドマークには病院や学校などが含まれており，既存の感情表現辞書以外にも方言を加味した感情表現やネットで使用されている表現も追加されている．地図には Google Earth が使用されており，アニメーション的に時間変化を見ることが可能になっている．これからの課題には本研究と同様に，SNS の使用が少ない地域をどうするか，地域毎の感情表現の違いに対応するにはどうするのかを課題としていた．本研究では日常でのツイートの使用を考えており，ランドマークについては 1 つの地域毎に細かく使用することは難しいと考えているが，有名な場所や話題になっている場所を入れることでキーワード検索でも位置情報が得られると考えている．地域毎やネットスラング毎に感情表現辞書を追加することにより感情推定精度の向上は見られると考えた．時間変化の地図も本論文では時間毎の地図を 1 枚ずつ変化させていくように考えていたが，地図も切り替え無しで変化を見ることが出来るのは取り入れたいと考えた．しかし文献 [3] の感情データが 1 つであったのに対して本研究での感情データは 4 つであるので感情を表す方法を考える必要がある．

第 3 章

提案システム

3.1 概要

図 3.1 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別されたツイートを「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 で感情があると判別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。

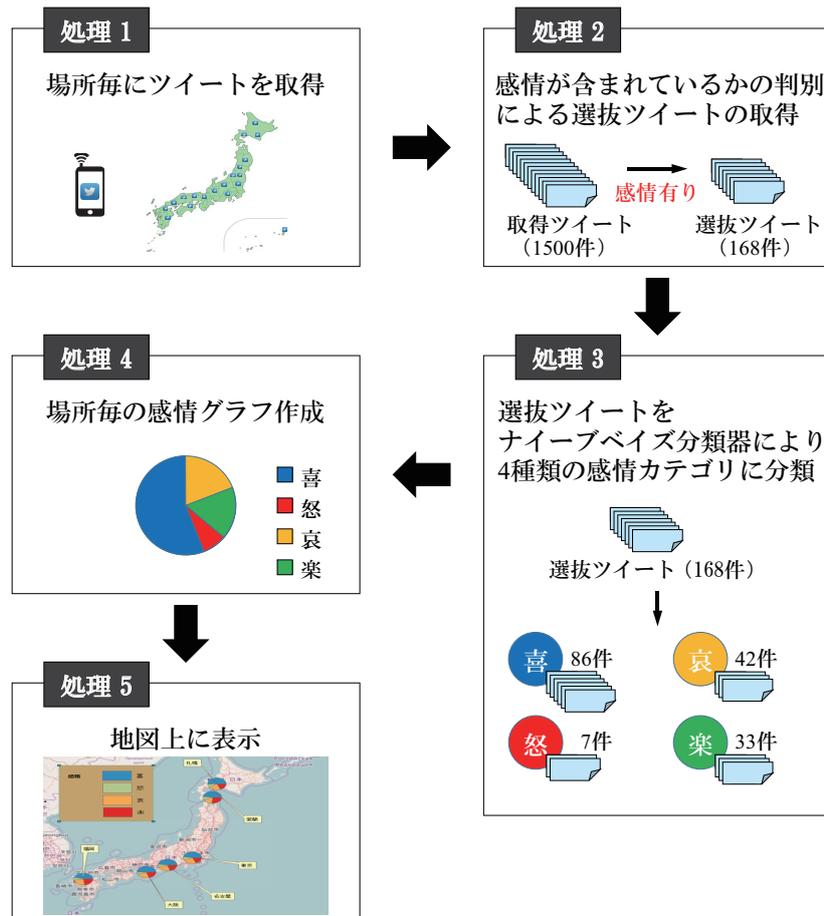


図 3.1 システムの概要

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 3.2 に示す。

(2) ナ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。

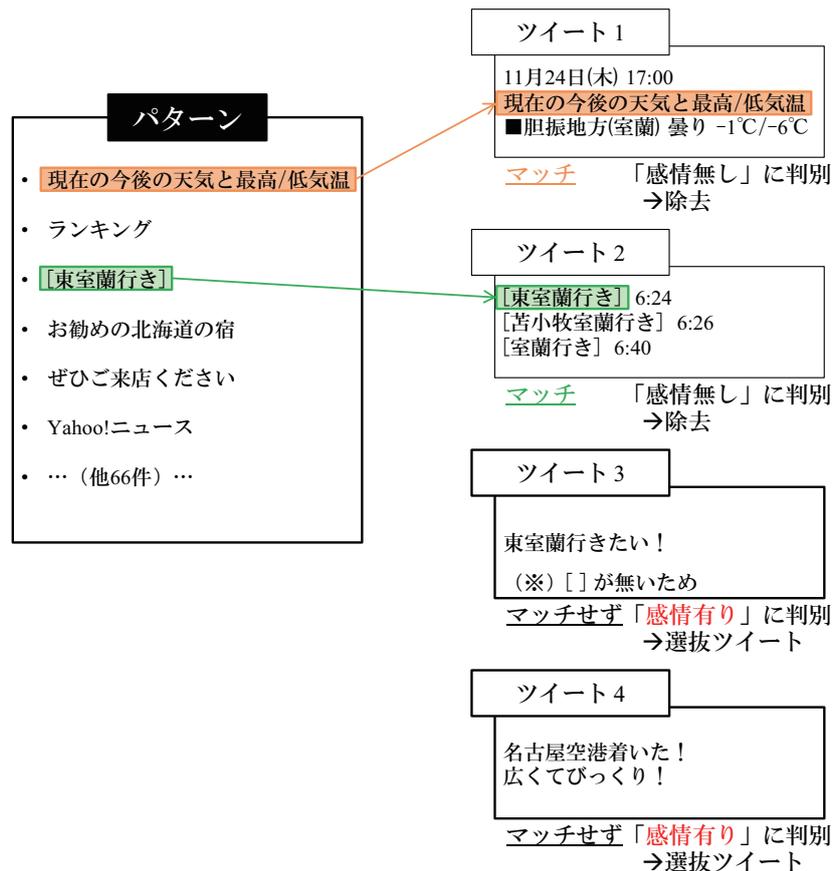


図 3.2 パターンマッチによる感情有無判別

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3.4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の際の感情カテゴリとして「喜」「怒」「哀」「楽」の4種類を用意した。また、日本語表現インフォ [4] 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)

前節で判別された選抜ツイートに対し、Rikyu [5] という API を用いて感情極性判定を行い、ポジティブ、ネガティブ、ニュートラルの 3 種類に分類する。この API はツイートに形態素解析をし、それぞれ分けられた単語毎に API で使用されている日本語評価極性辞書 [6, 7] を参照し、ネガティブかポジティブかの分類を行い、ポジティブだと +1 点、ネガティブだと -1 点の処理を行い、全ての単語で処理が終わった際の合計点を表示するシステムである。合計点がプラスの場合ポジティブ、マイナスの場合ネガティブ、0 点の場合ニュートラルに分類している。ポジティブに分類されたツイートは「喜」「楽」の 2 種類、ネガティブに分類されたツイートは「怒」「哀」の 2 種類、ニュートラルに分類されたツイートは「喜」「怒」「哀」「楽」の 4 種類で感情推定を行う。一連の流れを図 3.3 に示す。ネガティブ・ポジティブ判定を正負判定と定義する。

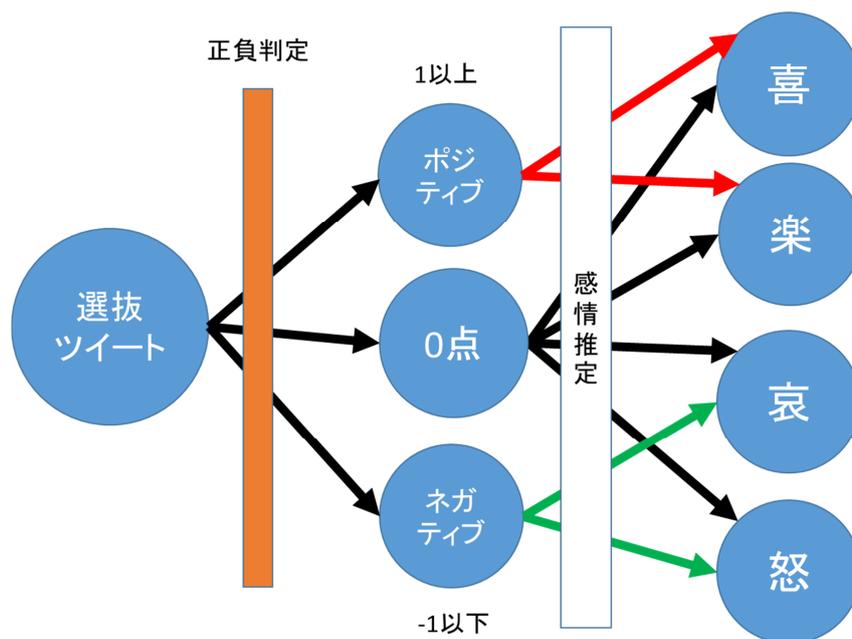


図 3.3 正負判定の流れ

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3.1に示されている。

表3.1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3.1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3.1 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%

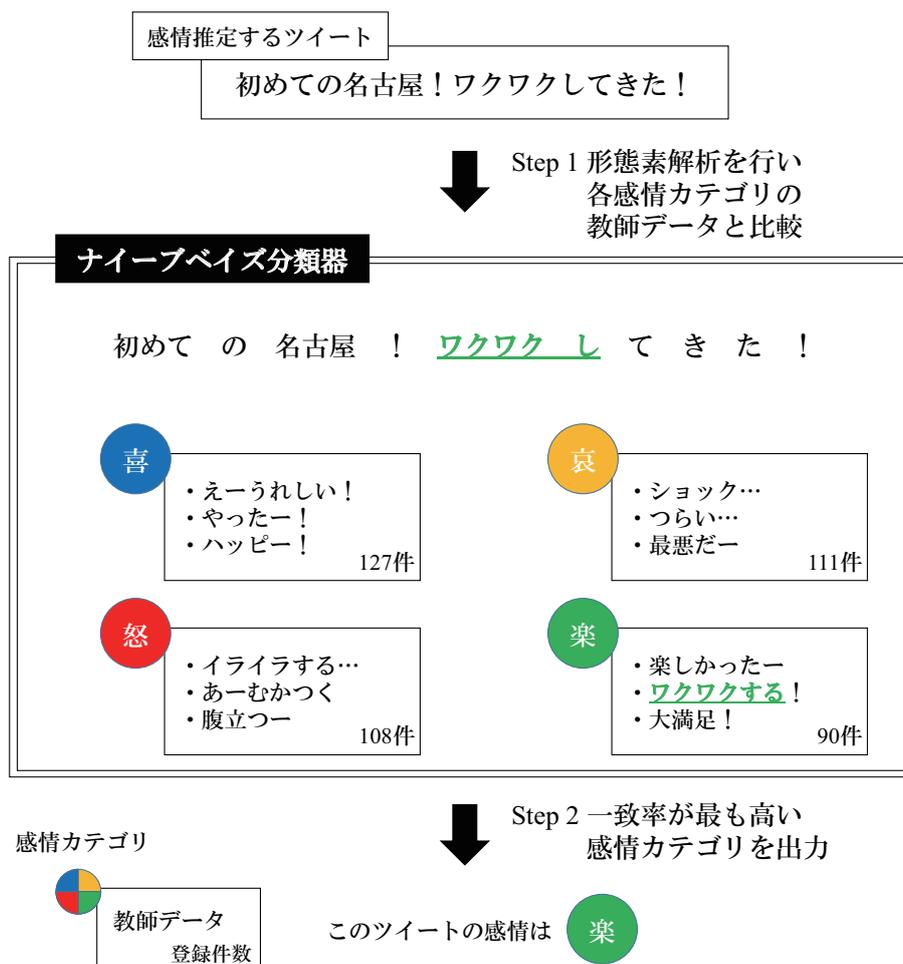


図3.4 ナイーブベイズ分類器による感情推定の例

第4章

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 [8] 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 4.1 と表 4.2 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 4.1 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 4.2 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 正負判定に関する評価

ネガティブ、ポジティブに分類されたツイートの精度を求める。キーワード検索、緯度経度検索の両方で検索し、ツイートを 1500 件取得した際の精度を評価する。使用した都市は「東京」である。ポジティブかネガティブと判定されたツイートを正負ツイートと定義する。

表 4.3 正負判定精度

手法	正負ツイート数	適合率	再現率	F 値
キーワード	90	0.667	0.850	0.747
緯度経度	65	0.708	0.810	0.756

4.3 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。

正負判定を使った場合と使わなかった場合の感情推定精度比較を行う。

表 4.4 選抜ツイートに対する場所毎の感情推定の成否結果 正負判定なし

	札幌	室蘭	東京	名古屋	大阪	福岡
選抜ツイート	385	205	330	435	466	434
感情推定・成功	216	96	155	229	231	206
感情推定・失敗	169	109	175	206	235	228

表 4.5 感情カテゴリ毎の感情推定精度 正負判定なし

	喜	怒	哀	楽	平均
札幌	55.0%	55.9%	59.5%	56.3%	56.1%
室蘭	49.5%	6.7%	52.3%	49.1%	46.8%
東京	49.7%	36.8%	36.7%	54.7%	47.0%
名古屋	55.5%	14.8%	49.0%	61.6%	52.6%
大阪	54.8%	15.4%	45.2%	50.5%	49.6%
福岡	48.2%	14.3%	47.6%	50.6%	47.5%
平均	52.4%	27.4%	47.8%	54.0%	50.2%

表 4.6 選抜ツイートに対する場所毎の感情推定の成否結果 正負判定有り

	札幌	室蘭	東京	名古屋	大阪	福岡
選抜ツイート	385	205	330	435	466	434
正負ツイート	183	80	164	207	216	210
感情推定・成功	220	98	166	235	247	211
感情推定・失敗	166	107	164	200	219	223

表 4.7 感情カテゴリ毎の感情推定精度 正負判定有り

	喜	怒	哀	楽	平均
札幌	55.2%	57.6%	58.1%	58.8%	57.4%
室蘭	56.3%	10.0%	53.3%	45.0%	47.8%
東京	57.7%	28.6%	41.1%	50.6%	50.3%
名古屋	60.8%	10.8%	51.8%	57.4%	54.0%
大阪	60.5%	23.3%	46.8%	52.3%	53.0%
福岡	50.7%	10.0%	48.5%	52.1%	48.6%
平均	56.9%	24.8%	50.2%	52.0%	52.2%

4.4 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 4.1 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 4.1 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、東京駅の方が哀しい感情が多く、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 4.2 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 4.2 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 4.2 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、広島ではカープ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 4.3 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 4.4 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 4.4 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地図である。

図 4.5 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。

表 4.8 に地図を見て感情がどこにあるのかの評価、表 4.9 に感情の種類を判別できるかの評価、表 4.10 に総合の評価を載せる。表 4.8、表 4.9、表 4.10 の結果から図 4.1 が一番ユーザ評価が高い感情分布地図であることが分かり、図 4.5 が一番分かりにくいという評価が得られた。

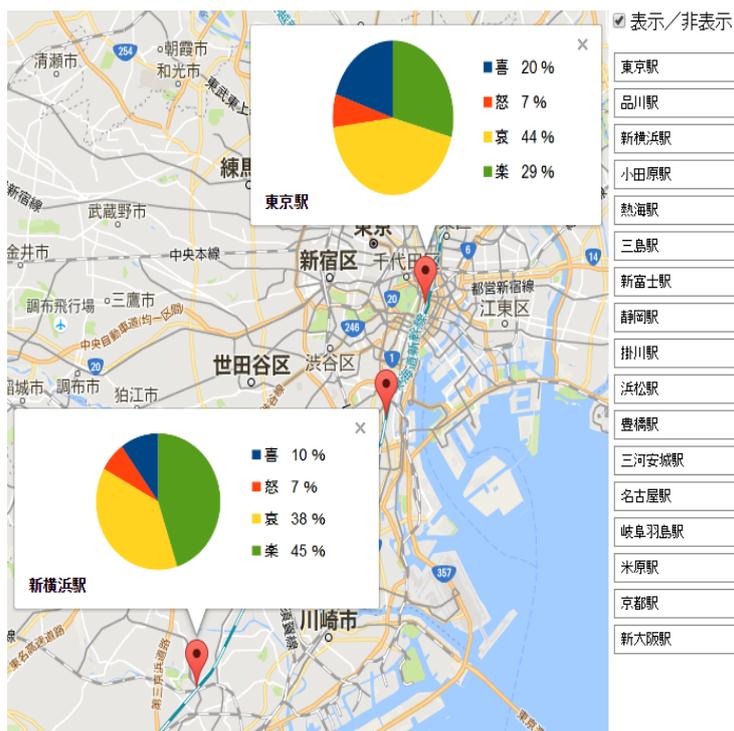


図 4.1 Google Maps API と円グラフを用いた感情分布地図

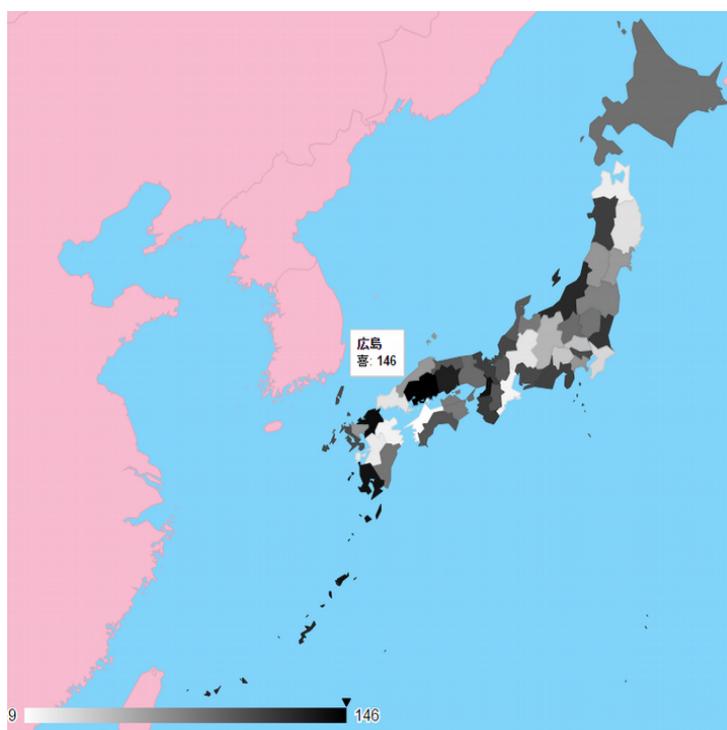


図 4.2 Google Chart Tools の GeoChart を用いた感情分布地図

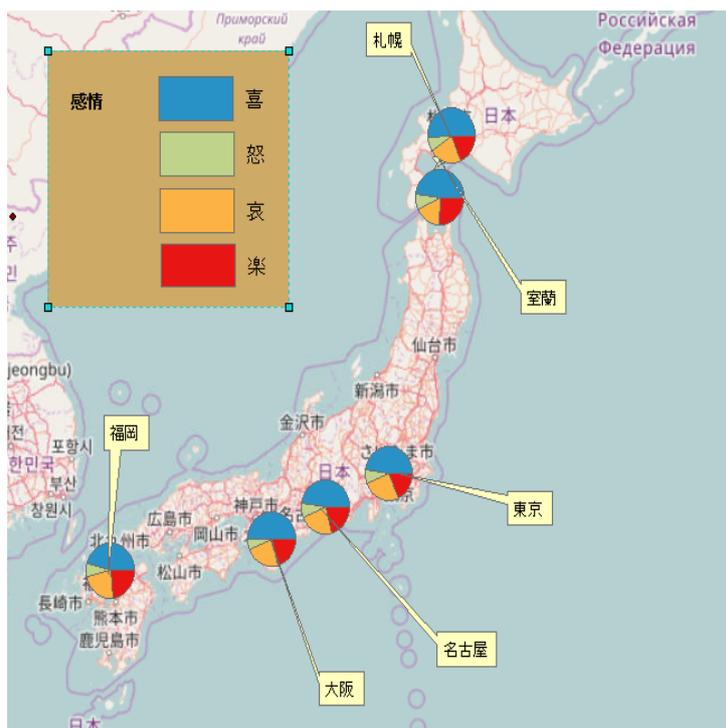


図 4.3 ArcMap のパイ（円グラフ）を用いた感情分布地図

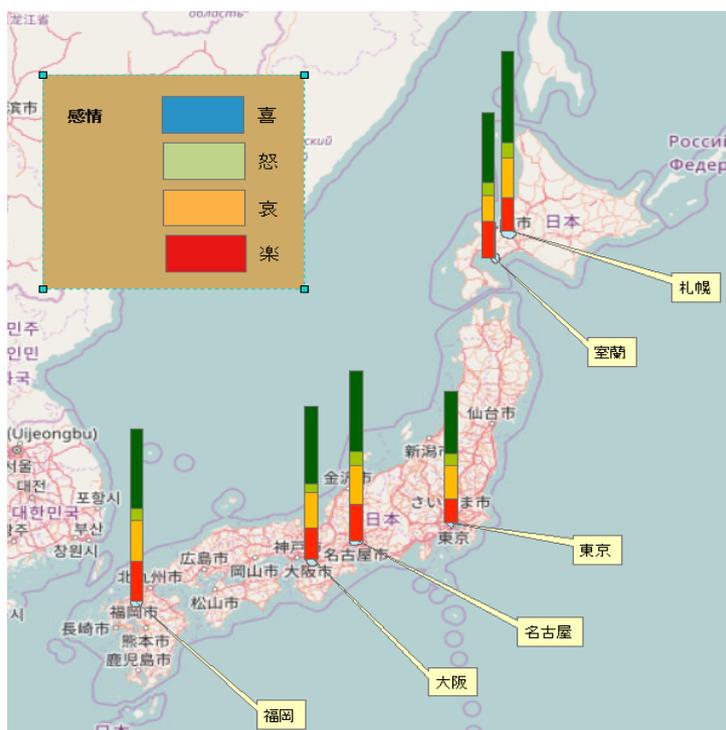


図 4.4 ArcMap のスタック（積み上げ棒グラフ）を用いた感情分布地図

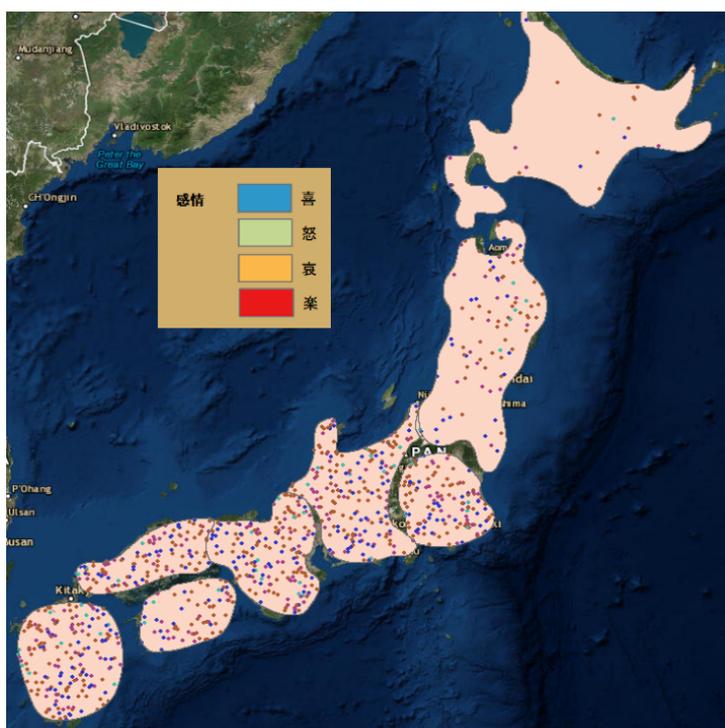


図 4.5 ArcMap のドット密度を用いた感情分布地図

表 4.8 「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 4.9 「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 4.10 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

4.5 時間による感情変化の評価実験

1月29日を実験日とし、緯度経度検索で日本経緯度原点から2000kmの範囲で1時間毎に時間を指定し検索を行い、それらを0～6時、6～12時、12～18時、18～24時の範囲でまとめていき、4つの地図を作製し比較を行う。図4.6から図4.9にそれぞれの時間毎の感情分布地図を表示する。それぞれの時間帯でどのようなニュースがあったのかをgooニュース[9]の注目のニュースから取得し、手作業でニュースの感情を判定した。ニュースの感情と感情分布地図に関係性は見えてくるのかを評価した。図4.10、表4.11にツイートの感情変化を表示し、図4.11、表4.12にニュースの感情変化を表示する。

さらに、一週間での感情変化を確認するために、2月1日から2月7日までのツイートを取得し、一日毎の感情数の変化を図4.12、一日毎の感情数を表4.13に表示した。

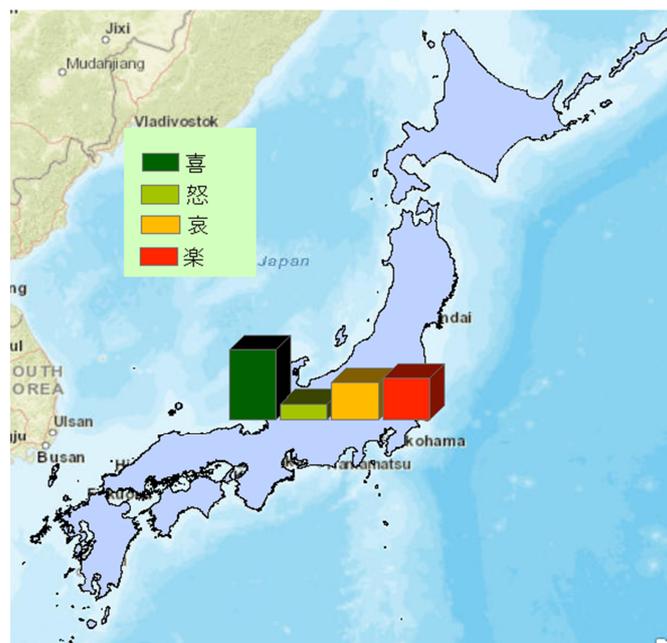


図 4.6 1月29日0～6時の感情分布地図

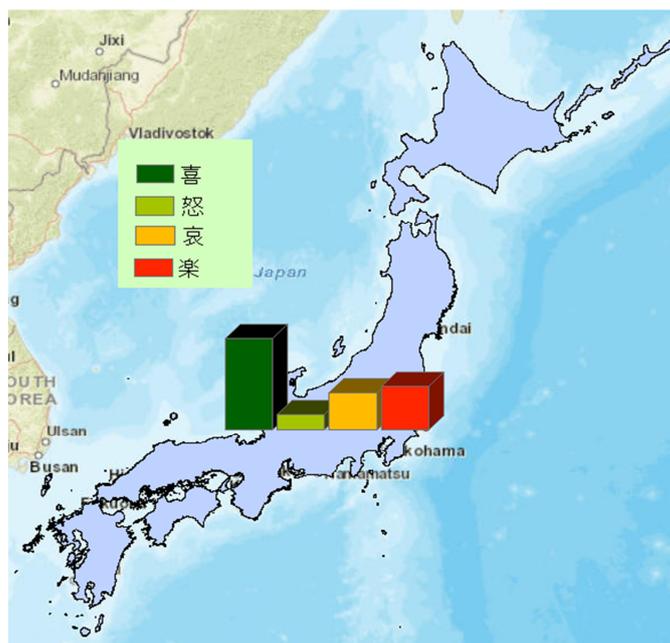


図 4.7 1月29日6~12時の感情分布地図

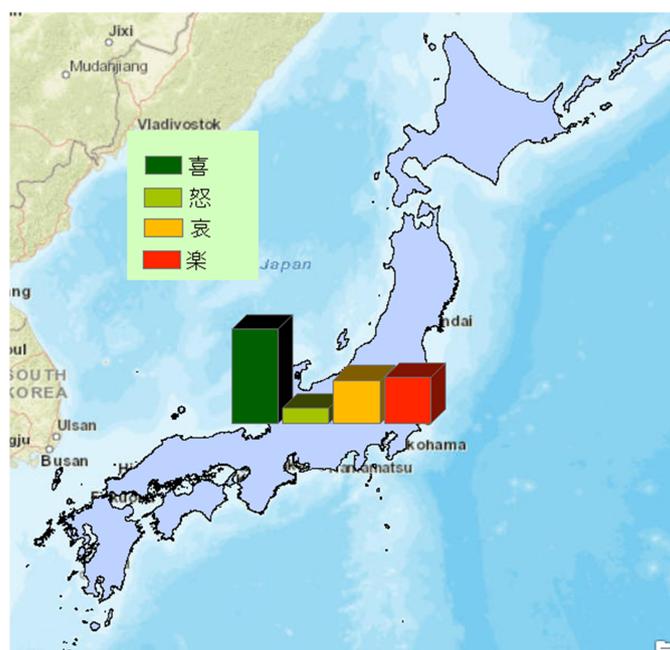


図 4.8 1月29日12~18時の感情分布地図

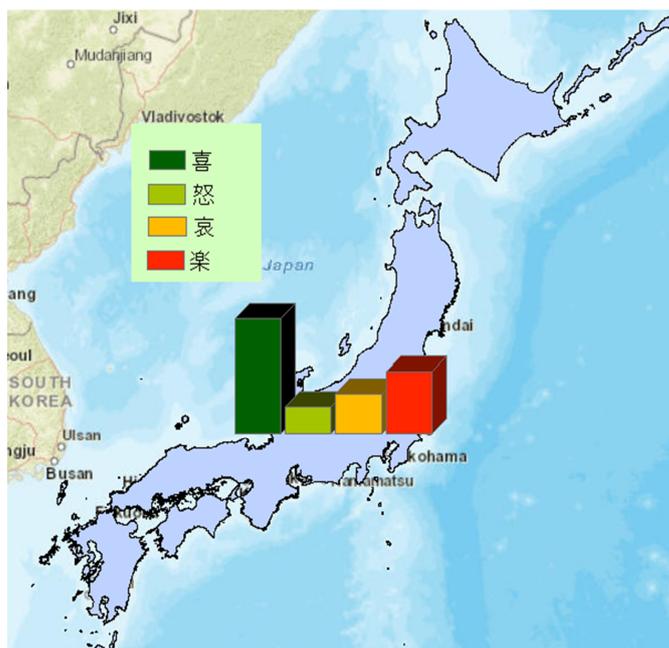


図 4.9 1月29日18~24時の感情分布地図

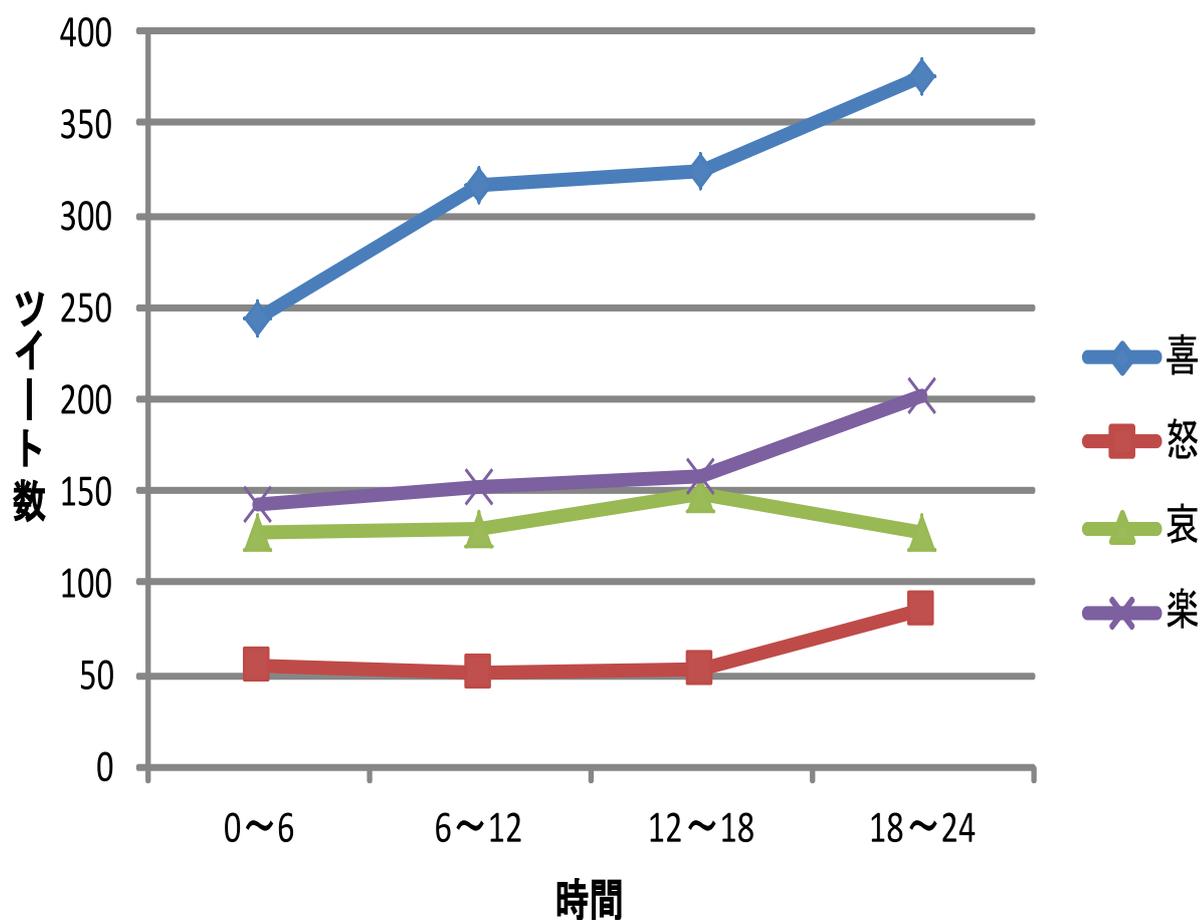


図 4.10 1月29日のツイートの感情変化グラフ

表 4.11 時間毎の感情数

	0~6時	6~12時	12~18時	18~24時
喜	243	317	324	376
怒	54	51	52	85
哀	127	129	149	127
楽	142	152	158	202
計	566	649	683	790

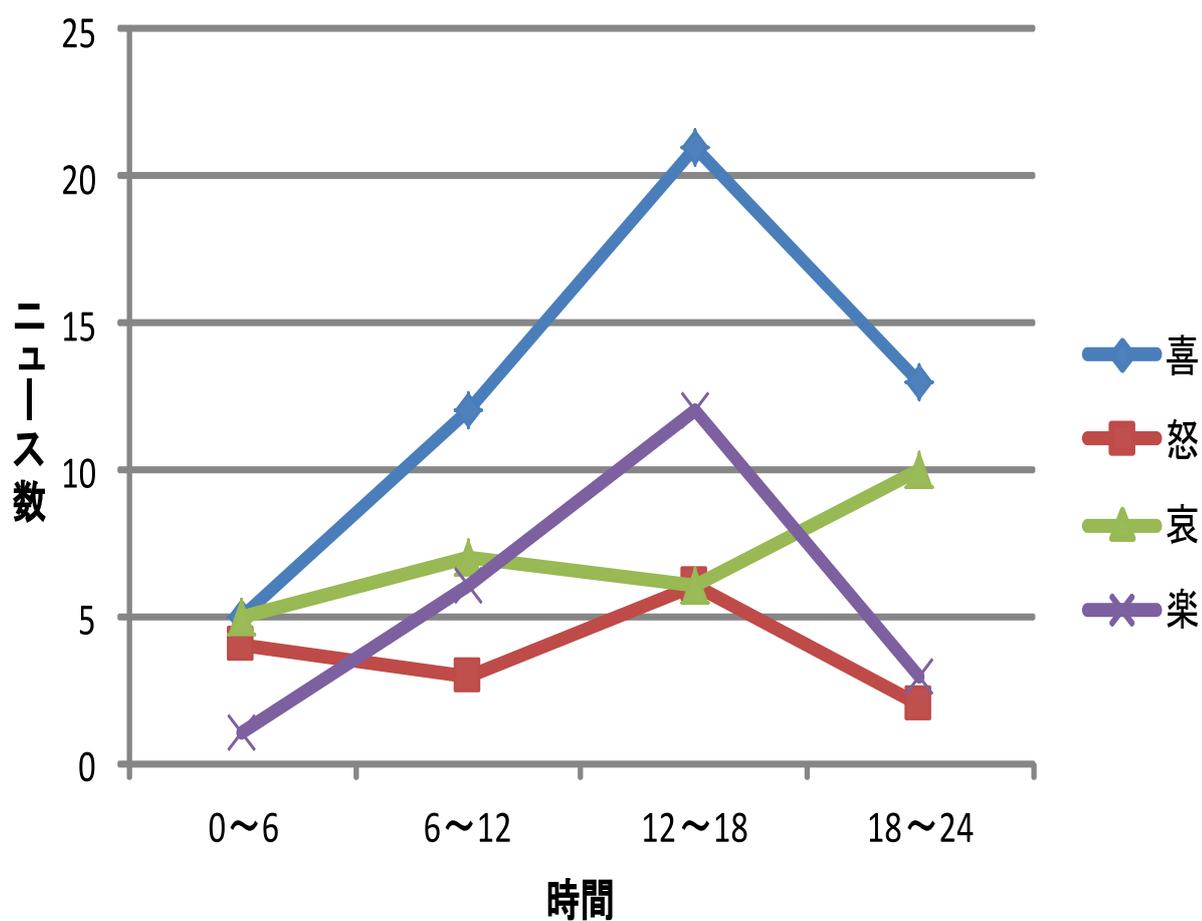


図 4.11 1月29日のニュースの感情変化グラフ

表 4.12 時間毎のニュース数

	0~6時	6~12時	12~18時	18~24時
喜	5	12	21	13
怒	4	3	6	2
哀	5	7	6	10
楽	1	6	12	3
計	15	28	45	28

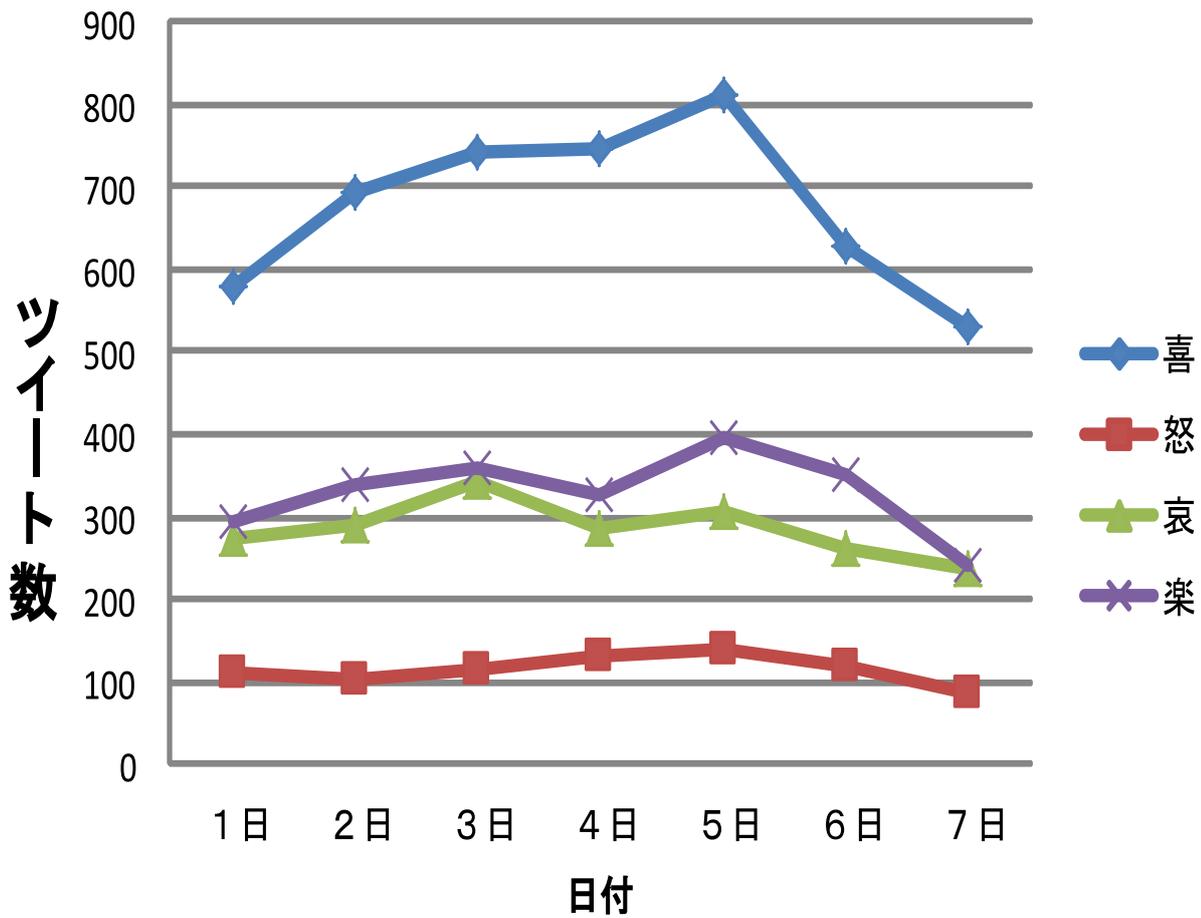


図 4.12 2月1日から2月7日の感情変化グラフ

表 4.13 一日毎の感情数

2月	1日(水)	2日(木)	3日(金)	4日(土)	5日(日)	6日(月)	7日(火)
喜	581	695	743	746	812	627	532
怒	111	103	116	130	141	119	85
哀	275	289	342	287	308	261	238
楽	295	341	359	326	398	350	243
計	1262	1428	1560	1489	1659	1357	1098

第5章

考察

本章では、前章の感情有無判別に関する評価実験，正負判定に関する評価実験，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，時間による感情変化の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。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。

キーワード検索を行う際にキーワードとして設定された地域の知名度が低い場合にツイートを最大 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，栄えている場所では多くの広告がツイートされており，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，ツイートが最大の 1500 件取得できていたが，最後の取得ツイートの時間が 2 日前の朝になっており，一日毎に取得しようとするると取得ツイートが少なくなってしまうことが分かる。

12 月に行った実験で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。コンサートのような突発的なイベントはグループ名以外は嬉しいや悲しいといった感情を直接書いているつぶやきが多く，本稿で使用した教師データでもある程度は対応できたが，雪かきといった雪関係のツ

イ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楽しい、嬉しいといった感情に割り振られた。

正負判定ではF値が約0.75となった。選抜ツイートからネガティブかポジティブの判定を受けた正負ツイートは約半分であった。本稿で使用したAPIでは単語毎に点数をつけていき計算するという方法であり、このやり方では「～ない」といった意味を反対にするような単語も前の単語に係らずそのまま計算されてしまい正しく判定が行われていないツイートも見られた。

感情推定の平均精度は約50%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い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ある原因ではあるが、「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。正負判定を使用した場合に精度が2%上昇した。正負ツイートに分類されたツイートは約半分ほどであった。感情有無判別で除去することが出来なかった宣伝ツイートがポジティブに、ニュースツイートがネガティブに分類されることが多く見られた。

時間による感情変化の評価では、ツイートとニュースの関係性は余り見られなかったがツイートの感情は「喜」が時間毎に上昇していき他の感情は夜になるまで余り変化は見られず、夜に「怒」「楽」が少し上昇し「哀」が少し減少したことが読み取れる。一週間の感情変化を見ると、日曜日が一番感情が多く、火曜日が一番少ないといった結果を読み取ることが出来た。2月3日は節分であり、他の日と比べて大きな変化は見られなかったが、「哀」の感情が一番多く取得できた日であった。取得ツイートに差が出る場合があり、早朝の時間帯に取得ツイートが減ってしまうことがあり、2月7日の3~4時の時間帯では取得ツイートが0になってしまった。現在はツイートを一時間毎で取得しているが、選抜ツイートの投稿時間を見ると最初に取得したツイートと最後に取得したツイートに10秒しか違いがなく、現在は約59分50秒の間につぶやかれているツイートを無視している状況になっている。

第6章

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、正負判定を行い、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、選抜ツイートの正負判定に関する評価、感情推定精度に関する評価、感情分布地図のユーザ評価、時間による感情変化の評価の5種類を行った。

感情有無判別の適合率は約 0.9 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。

正負判定の精度は F 値が約 0.75 となっており、正負ツイートの分類されるツイートが選抜ツイートの約半分となっているので、0 点となったツイートに差をつけてポジティブかネガティブに判定されるツイートを増やす必要がある。

また、感情推定の平均精度は約 50% 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しまい、実際に使用する場合に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必要がある。

時間による感情変化の評価では、特徴的な変化を見ることが出来なかったが、取得時間の細分化を行った場合の感情や、都道府県などの場所による変化を調べる必要がある。

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。

ある分野特有の言い回しや方言による感情表現などには現在対応していないので対応していきたいと考えている。

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。ツイート取得の際に得られることがある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ことが多い。その場合には都道府県毎に有名な場所をランドマークに設定し、ツイートの本文中にランドマークが入っている場合に都道府県の位置情報を得ることが

出来ると考えている。

イベントなど時間経過での感情推定に関しては、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。

インタフェースとしてはメインで表示させようと考えている地図は図 4.1 である。これはユーザ評価が高かったこともあるが、自分で操作する際に一番操作性が良かったからである。図 4.2, 図 4.3, 図 4.4 は広い範囲を見る際に便利な地図であるので、切り替えを行う事によってそれぞれの地図で「喜」「怒」「哀」「楽」の感情を都道府県などの広い範囲で見られることを考えている。図 4.5 は狭い範囲での運用を考えており、遊園地などの施設毎にドット密度で表示し、密度が濃いほど現在の関心が高い場所であり、狭い場所では地図の色も分かりやすくなるので感情の種類も分かりやすくなると考えている。現段階では遊園地の施設などの狭い範囲を緯度経度検索でツイートを収集することが出来ず、狭い範囲のツイートを求める場合にはキーワード検索から得られたツイートの書き方による判別ができないかを考えている。

本システムを使う場合の想定としては、旅行先での行先を調べる際の情報としての使用、用も無く出かける際に行先を決める目安として使用することを主な用途として考えている。ターゲットとしては 10~40 代の時間がある学生や車などの移動手段を持ち、気軽に出かけることが出来る人をメインの利用者として考えている。感情推定精度を上げることが出来た場合には、事件の早期発見などの使用にも使える可能性があると考えている。

本研究のまとめとして、感情と場所の関係性を明らかにするために、感情分布地図を自動生成するシステムの開発を行った。感情推定にはナイーブベイズ分類器を使用し、データ収集には Twitter を用いた。感情推定を行う前にパターンマッチとナイーブベイズ分類器での感情有無判別を行いツイートを選抜し、選抜ツイートに正負判定を行い、事前に使用する感情カテゴリを決め、ナイーブベイズ分類器での感情推定を行った。それらの感情データを用いて作成された地図は、ユーザ評価から、感情と場所の判別が出来、感情の比較を一目で行うことが出来るようになり、感情分布地図の自動生成に近づくことが出来た。

謝辞

本研究に際して、様々なご指導を頂きました服部峻助教を初めとして、服部研究室の皆様に感謝を致します。そして、本研究で用いたフリーの API を提供している四社に感謝致します。アンケートに参加いただいた 12 名の皆さまに感謝致します。

参考文献

- [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] 村上 明子, 伊川 洋平, “Twitter を用いた災害時の住民感情の分析,” 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'15), C7-4 (2015).
- [4] 日本語表現インフォ (小説の言葉集): ピンとくる描写が見つかる辞典, <http://hyogen.info/> (2016).
- [5] Rikyu by Yoshiteru Iwasaki, <http://yoshiteruiwasaki.github.io/rikyu/> (2017).
- [6] 東山 昌彦, 乾 健太郎, 松本 裕治, “述語の選択選好性に着目した名詞評価極性の獲得,” 言語処理学会第 14 回年次大会論文集, pp.584–587 (2008).
- [7] 小林 のぞみ, 乾 健太郎, 松本 裕治, 立石 健二, 福島 俊一, “意見抽出のための評価表現の収集,” 自然言語処理, Vol.12, No.2, pp.203–222 (2005).
- [8] Geocoding - 住所から緯度経度を検索, <http://www.geocoding.jp/> (2016).
- [9] goo ニュース, <http://news.goo.ne.jp/> (2017).