

Twitter から生成した感情モデルと社会経済的現象との相関 Correlation between socioeconomic phenomena and the mood model generated from Japanese Twitter

桃井 達明[†]
Tatsuaki Momoi

須鎗 弘樹[†]
Hiroki Suyari

1. はじめに

2002年にカーネマンがノーベル経済学賞を受賞したことにより、人の感情や心理とそれらに基づく行動を重視した行動経済学が日本でも一躍注目されるようになった。本研究では、大衆の感情を効率的に読み取るために、日本語 Twitter を用いて感情のモデル化を行い、その応用について述べる。

Twitter をもとに作成した感情モデルと社会的出来事との比較を行った結果、クリスマスの期間には「活気」と「抑鬱」の感情が高くなるなど、社会的出来事の影響が顕著に表れることがわかった。また、作成した感情モデルと経済に関連するツイートからツイート数、ポジティブネガティブ値の推移を求め、経済指標と上下の推移を比較した結果、最高 66.7% という高水準で一致した。

2. 研究背景

Twitter 上の感情表現を含む英文のツイートから作成した感情モデルが社会的な出来事と関連性があることが示されている [1]。ここではツイートの収集に Profile of Mood States(POMS) を利用している。POMS は「tension」「depression」「fatigue」「vigour」「anger」「confusion」の 6 つの尺度から気分や感情の状態を測定する心理検査で、6 つの尺度に分類された感情表現を用いた 65 問の質問が用意されている。POMS に記載されている 65 個の感情表現をもとに検索ワードを設定しツイートを収集する。収集したツイート数を元に感情モデルを作成する。感情モデルは POMS の 6 つの尺度に分類され、それぞれの尺度の日毎の推移が分かる。作成した感情モデルの社会的な出来事の時期の推移を調べた結果、大統領選挙の時期は「tension」「vigour」が増加し「fatigue」「anger」が減少、感謝祭の時期は「vigour」が急増しているなど、出来事の影響が反映されていることが示されている [1]。

同様にツイートから作成した感情モデルが DJIA の予測に有効であると発表されている [2]。独自に作成した Google-Profile of Mood States(GPOMS) という感情表現の指標を元にツイートを「calm」「alert」「sure」「vital」「kind」「happy」の 6 つの尺度に分類された感情モデルの作成と、ツイートの内容に対して Opinion Finder^{*2} を用いてポジティブネガティブの評価を行い、その推移を元にモデルを作成している。これらのモデルも先の論文と同様に社会的な出来事の影響が反映されている。また、ファジィニューラルネットワークに過去のダウ平均株価のデータと各モデルの推移を学習させ

15 日間のダウ平均株価の前日比の上下を予測した結果、ダウ平均株価のデータのみを用いた場合は 73.3% の精度で予測したのに対し、ダウ平均株価の値と「calm」の感情モデルを利用することで最も高い 86.7% の精度で予測し、ツイートを用いて作成した感情モデルは平均株価の予測に有効である事を示している。しかし、データの収集期間が約 9 ヶ月であるのに対して予測テスト期間が 15 日間と短く、長期間の予測テストを行った場合も同様の結果が得られるかは示されていない [2]。

日本ではテキストマイニングを用いた日本国際市場・株式市場・外国為替市場データの予測が行われている [3]。日本銀行が毎月公表している金融経済月報に含まれる単語の出現頻度や共起頻度を元に、重回帰分析を用いた経済市場の長期的な予測を行っている。金融経済月報が月毎に公表されるため、翌日の株価を予測するといった短期間な予測には向いていないが、月報は金融市場のトレーダーが多かれ少なかれ参考にしている情報であり、そのテキストデータを用いた予測が有効であると示している。

本研究では、和文のツイートから感情モデルの作成を行う。平均株価の予測は、感情モデルに加えて経済に関するツイートをを用い、それぞれに対して PN 値の評価を行い、ファジィニューラルネットワークなどの学習を用いず Twitter 上のデータと平均株価に関係があるのかを調べる。

3. 研究手法

感情を表す単語と経済に関する単語を検索ワードとしてツイートを収集し、感情表現を含んだツイートからは感情モデルを作成する。収集したツイートのツイート数の推移と、ツイートに対して行った PN 値の評価をから平均株価の予測を行い有効であるかを評価する。

3.1. 使用データ

Twitter からのデータ収集は Twitter Search API^{*3} を使用した。

同 API でツイートを収集する際に用いる検索ワードは、POMS を日本語に対応させた「日本語版 POMS」 [4] を参考に選んだ 21 個の感情を表す単語、経済関連のツイートを収集するために選んだ 5 個の単語の合計 26 個を設定した (表 1)。「日本語版 POMS」には 65 個の感情表現が記載されているが、Twitter 上に出現する頻度の低いものは除外した。経済に関する検索ワードも出現する頻度の高いものを設定した。感情を表す単語はそれぞれ POMS に基づいた「不安」「抑鬱」「怒り」「活気」「疲労」「混乱」の 6 つの感情尺度に分

[†]千葉大学大学院融合科学研究科

^{*2}<http://www.cs.pitt.edu/impqa/opinionfinder.html>

^{*3}<https://dev.twitter.com/>

類した。なお、データの収集期間は 2011 年 8 月 25 日から 2012 年 1 月 11 日で、合計 28,535,242 ツイートのツイート時間と内容を収集した。また、収集した日数は検索ワードによって異なる(表 1)。

Twitter からのデータとの比較対象として、経済指標として日経平均株価、TOPIX の二つを使用した。

表 1: 検索ワード

	検索ワード	収集日数	感情尺度
1	不安	140 日	不安
2	鬱	140 日	抑鬱
3	イライラ	140 日	怒り
4	楽し	140 日	活気
5	疲れ	140 日	疲労
6	どうし	140 日	混乱
7	経済	140 日	
8	日経平均	140 日	
9	売り	140 日	
10	買い	140 日	
11	為替	83 日	
12	いい気分	77 日	活気
13	悲しい	77 日	抑鬱
14	寂しい	77 日	抑鬱
15	がっかり	77 日	抑鬱
16	不機嫌	77 日	怒り
17	迷惑	77 日	怒り
18	裏切られ	77 日	怒り
19	ぐったり	77 日	疲労
20	へとへと	77 日	疲労
21	だるい	77 日	疲労
22	疲れた	77 日	疲労
23	はらはら	77 日	不安
24	そわそわ	77 日	不安
25	心配だ	77 日	不安
26	集中できない	77 日	混乱

3.2. ツイート数の正規化

収集したデータの中でいくつかの検索ワードは、特定の曜日のツイート数は他の曜日に比べて極端に多くなるなど曜日の影響を大きく受ける事が分かった。例えば「疲労」を検索ワードとして収集したツイートは図 1 のように一週間周期で火曜日にピークが表れた。

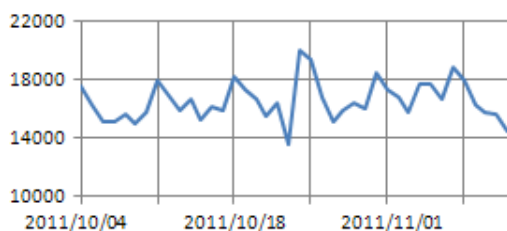


図 1: ツイートの偏りの例

曜日によるツイート数の偏りをなくするために各単語データに対して以下の処理を行った。

1. 曜日毎の平均ツイート数を計算する
2. 一日当たりのツイート数をその日の曜日の平均値で除算する

3.3. 感情モデルの作成

感情を表す単語のデータを POMS の 6 つの尺度に分類し感情モデルを作成する。

単語はそれぞれ POMS によって 6 尺度のいずれかに分類されているが、ツイート数や集計期間が異なる。8 月 25 日から 10 月 26 日までのデータは 1 つの尺度につき 1 つの単語しかないため、それらの単語の正規化されたツイート数を各尺度の値とした。以降のデータは 1 つの尺度に対して複数の単語が存在するため、以下の式を用いて感情モデルを作成した。

$$S = \sum_{k=1}^n t_k a_k \quad (1)$$

式 (1) の S は正規化された一日のツイート数、 n は各尺度に対応する単語の個数、 t_k は各単語の正規化されたツイート数、 a_k は各尺度内での各単語のツイート数の割合とする。

3.4. PN 値の計算

収集したツイートに対して、単語感情極性対応表^{*4}[5]をもとに PN 値(ポジティブネガティブ値)の計算を行う。単語感情極性対応表には約 55000 単語が記載されており、それぞれに +1 ~ -1 までの PN 値が対応している。

単語表に記載されている単語は全て基本形であるため、ツイートの内容から単語を探す場合、ツイートに対して形態素解析を行い、全て基本形にして比較する必要がある。

1 つのツイートの PN 値計算の手順は以下のように行った。

1. ツイートの PN 値の初期値を 0 とする
2. 日本語形態素解析 API^{*5}を使用してツイートの形態素解析を行う
3. 解析したツイートから、単語表に記載されている単語を検索する
4. 一致した全ての単語の PN 値の平均をそのツイートの PN 値とする

収集した全てのツイートに対して PN 値計算を行うと膨大な時間がかかるため、今回は 1 つの検索ワードに対して一時間当たり 15 ツイートの PN 値を計算し、その平均値を一時間当たりの PN 値とした。なお、平均値を計算する際、単語表に記載されている単語が一つも含まれなかったツイートは除外した。

3.5. 社会的な出来事との比較

感情モデル及び収集したツイートの PN 値が実際の社会的な出来事の影響を受けているかを検証する。

^{*4}http://www.lr.pi.titech.ac.jp/takamura/pndic_ja.html

^{*5}<http://developer.yahoo.co.jp/>

3.6. 平均株価の予測

感情モデルと経済に関する単語を含んだツイートのツイート数・PN 値の増減と、日経平均株価・TOPIX の増減がどの程度一致しているかを調べる。その際、使用するツイートデータは前日の株式取引終了時間から当日の取引開始時間までのものとし、当日の終値の増減と比較する。これより、一致率の高いもの及び低いツイートデータは株価の予測に有効であると考えられる。

4. 結果

4.1. 社会的な出来事との比較

感情モデルと PN 値の推移において、社会的な出来事の影響を顕著に受けていたクリスマスの期間を例として以下に示す(図 2, 図 3)。

感情モデルからは「活気」と「抑鬱」が上昇している、PN 値は前日から当日にかけて上昇していることが分かる。多くの人がクリスマスを楽しんでいるため「活気」や PN 値が上昇しているが、楽しめていない人も多数いる事が「抑鬱」の上昇に影響を及ぼしていると考えられる。

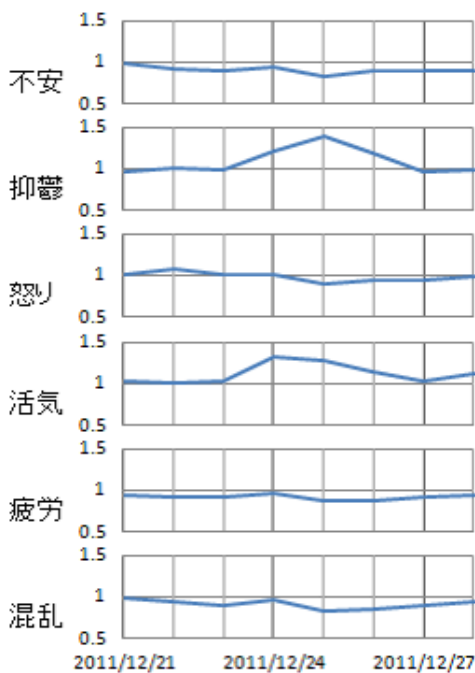


図 2: 感情モデルの推移 (クリスマス)

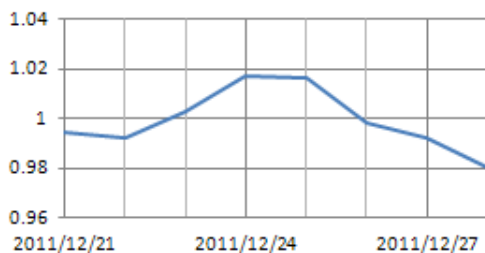


図 3: PN 値の推移 (クリスマス)

4.2. 経済指標の予測

以下にツイート数の増減、PN 値の増減と平均株価の増減の一致率を示す(表 2, 表 3)。一致率が高ければ、平均株価の増減はツイート数の増減と同じになる傾向があり、低ければ、平均株価の増減はツイート数が増減と逆の動きになる傾向があると言える。太字の一致率は表中での最高値と最低値を示す。

表 2: ツイート数予測

	日経平均	TOPIX
不安	0.367	0.378
抑鬱	0.500	0.467
怒り	0.522	0.511
活気	0.511	0.500
疲労	0.500	0.489
混乱	0.478	0.444
経済	0.533	0.500
日経平均	0.533	0.567
売り	0.533	0.544
買い	0.511	0.478
為替	0.577	0.558

表 3: PN 値予測

	日経平均	TOPIX
不安	0.386	0.398
抑鬱	0.568	0.557
怒り	0.489	0.477
活気	0.534	0.568
疲労	0.614	0.602
混乱	0.409	0.420
経済	0.545	0.534
日経平均	0.489	0.523
売り	0.534	0.545
買い	0.636	0.625
為替	0.608	0.667

4.3. 箱髷図と相関の推移

140 日間収集したデータで一致率が最も低かった「不安」尺度、最も高かった「買い」、83 日と短い期間のデータだが一致率が最も高かった「為替」の箱髷図を示す。(図 4~図 6)

箱髷図とは、最大値、第 3 四分点、中央値、第 1 四分点、最小値を表す図である。縦軸は一致率、横軸は集計日数を示す。データのうち連日になっている全てのパターンに対して集計を行った。

「不安」の図 4 では 15 日間で一致率が 0 だった期間があり、短期間の予測では高い一致率を期待できると考えられる。「買い」の図 5 ではほとんどのパターンで 0.5 の一致率を超えているため、どの期間で予測した場合でも安定して高い一致率を期待できると考えられる。「為替」の図 6 からは上記の二つと比べると一致率がばらけていることが分かる。

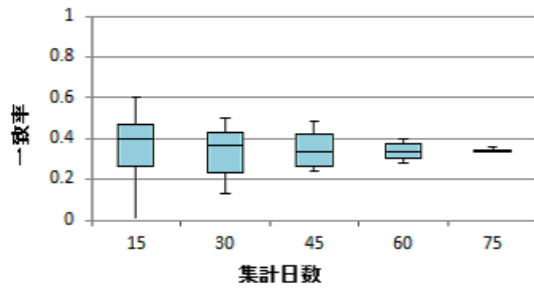


図 4: 「不安」尺度と日経平均 (ツイート数)

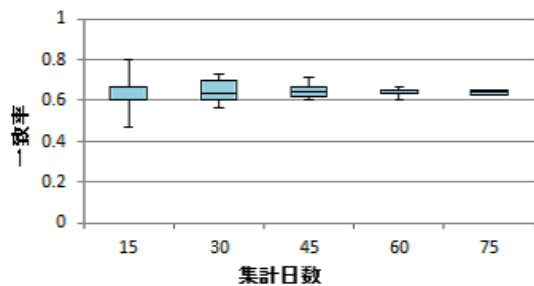


図 5: 「買い」と日経平均 (PN 値)

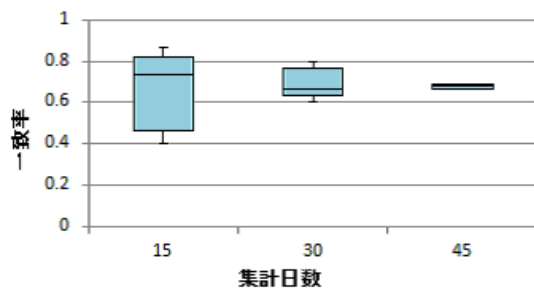


図 6: 「為替」と TOPIX (PN 値)

5. 考察

5.1. 関連研究との比較

平均株価の予測精度において関連研究では「calm」の感情モデルを用いて 15 日間で 86.7 % が最高であった。本研究において同じ期間での一致率は、「不安」尺度のツイート数を用いた 9 月 22 日から 10 月 14 日までの市場取引のあった 15 日間の 0 % となっており、予測に用いた場合の精度は 100 % と考えることができる。これより、同期間での予測では英文による先行研究 [2] より高い精度を示した。

また、[2] では「calm」が予測に有効であることを示し、今回はその反対の意味を持つと言える「不安」が高い負の相関を示したことより、「安心・不安」は予測に適した感情尺度だと考えられる。

5.2. 結果の考察

4 章より、作成した感情モデルが社会的な出来事の影響を受けていることから、Twitter 上に投稿された日本語のツイートから利用者の感情モデルを適切に作

成できたと考えられる。また、感情モデルの作成には「日本語版 POMS」に記載されている感情表現、及び尺度が有効であると考えられる。

平均株価の予測において、最も有効なツイートデータは「不安」尺度のツイート数を用いたものであった。アメリカでも恐怖指数が経済の指標として用いられていることから、「不安」の感情と経済には関係があると考えられる。一方、その他のデータの一貫率を見ると、全体的に PN 値を用いた方が一貫率が高い又は低いものが多いことが分かる。特に、経済に関連するツイートの一貫率は高いものが多く、経済に関してポジティブなツイートが増加すると平均株価も増加する傾向にあることが分かる。また、「不安」尺度の PN 値との一貫率 (0.386) の低さから、不安の対象がよりポジティブな物になると平均株価が減少すると解釈することができる。一方、「疲労」尺度の PN 値との一貫率 (0.614) は高くなっており、ポジティブな意味での疲労 (例: 達成感) が増加すると平均株価も増加する傾向にあると解釈することができる。

6. まとめ

本研究では、まず、日本語のツイートから POMS に基づいた感情モデルの作成を行った。作成した感情モデルは、クリスマスのような社会的な出来事の影響を受けていることが分かった。また、収集したツイートから PN 値の推移を求め、感情モデルと同様に社会的な出来事の影響を受けていることを示した。

次に、感情モデルと経済に関するツイートのツイート数・PN 値と平均株価の増減の一貫率を求めた。その結果、感情モデルでは「不安」尺度のツイート数を用いた予測が最低の一貫率で 36.7 % となり、不一致だった割合として考えると 63.3 % の一致ということになる。経済ツイートでは「為替」のツイートの PN 値を用いた予測が最高で 66.7 % であった。また、15 日間の予測精度は「不安」尺度のツイート数を用いた予測が最高で、100 % と英文による先行研究 [2] でファジィニューラルネットワークを利用した予測による 86.7 % を上回った。関連研究と同様「不安」尺度が高い予測精度を示したことより、平均株価の予測に適した感情は「不安」尺度であると考えられる。

参考文献

- [1] Johan Bollen, Alberto Pepe and Huina Mao, "Modeling public mood and emotion: Twitter sentiment and socio-economic phenomena.", arXiv:0911.1583v1 [cs.CY] (2009)
- [2] Johan Bollen, Huina Mao and Xiao-Jun Zeng, "Twitter mood predicts the stock market.", J.Comp.Sci., vol.2, no.1, pp.1-8 (2011)
- [3] 和泉潔, 後藤卓, 松井藤五郎: "テキスト情報による金融市場変動の要因分析", 人工知能学会論文誌, vol.25, no.3, pp 383-387 (2010)
- [4] 横山和仁 荒記俊一, 『日本版 POMS 手引』, 金子書房 (1994)
- [5] 高村大地, 乾孝司, 奥村学: "スピンモデルによる単語の感情極性抽出", 情報処理学会論文誌ジャーナル, vol.47, no.02, pp. 627-637 (2006)