

ナイーブベイズ法を用いた Twitter による性格推定

岡本 拓馬

松本 和幸

吉田 稔

北 研二

徳島大学 工学部 知能情報工学科

1. はじめに

過去と現在, もっと言えばインターネットの普及の前後では人々の人格形成の過程は大きく違う. それはテレビやラジオから受動的に情報を与えられて来た世代とインターネット上で情報を能動的に取得でき発信までもできる世代との違いとも言える. そのような世代の移り変わりから人格, 性格の発現の場はアナログだけだった世界からデジタルの世界まで広がりを見せている. その発現の場は主に電子掲示板やブログ, SNS など多岐にわたる. 特に Twitter などのマイクロブログは個々人の性格や嗜好, 行動傾向などが顕著に現れ, またそれをリアルタイムに携帯端末やパソコンから投稿できるサービスである.

Twitter とは 140 文字以内の短文を作成しその時の心情や行動, 感想などを投稿できるサービスであり, 画像や位置情報, URL などを添付して投稿 (ツイートという) することができる. この短文投稿機能を元に利用者の性格を推定することができる. 例えばある性格を持つ人はこのような単語を使う傾向があるという事をつかめればこのツイート内容の人はこのような性格を推定するための手がかりとなる.

そこで, 本研究では Twitter を利用してエゴグラム分析を行ったアカウントを対象に投稿内容を収集し, ナイーブベイズ法によりカテゴライズすることを目的とする.

2. 関連研究

文書を利用した性格推定の研究として, 南川ら[1]は個人 Blog の文書に形態素解析をおこない, ナイーブベイズや Support Vector Machine を用いて分類し, エゴグラムに当てはめることで性格を推定する研究を行っている. 個人 Blog の文書を収集し Blog 執筆者のエゴグラムを作成, 分類するという研究である. 以上のことから各自我状態を持つツイートを元に教師あり学習を行い分類することで性格の推定が可能であると考えられる.

3. エゴグラムを用いた性格推定

エゴグラム[2]とは, エリック・バーンの交流分析の自我状態を用いて, 弟子のデュセイが考案した性格診断の手法である. 人の心の状態を5つに分類し, これらの状態をグラフ化したものをエゴグラムという.

表 1 : エゴグラム 5 つの状態

CP	厳しい心
NP	優しい心
A	論理的な心
FC	奔放な心
AC	協調的な心

エゴグラムテストはこれらの状態を 20~0 の点数化, グラフ化し, この時のグラフのパターンから性格や人との関わりを推定する. 本研究は SEG(自己成長エゴグラム)を元に 243

通り、各自我状態を a,b,c の三段階で取り扱っている。例えば、エゴグラムが aaaaa の性格の特徴は5カテゴリが全て a のために厳しく、優しく、論理的で奔放で協調的であるといえる。バランスのとれた人当たりのよい性格といえる。

4. Twitter を用いた文の取得

4.1 文の収集

ナイーブベイズ法の教師あり学習を行う上で必要となる元のデータを TwitterAPI を用いて取得する。エゴグラム診断サイト”エゴグラムによる性格診断”[3]にてエゴグラム診断を行ったことと結果を示したツイートを行ったアカウントを対象に最新ツイート 200 件を取得した。

4.2 特徴語の抽出

元データに対して形態素解析を行い、文章から各単語を抽出する。使用しない語句や品詞の指定は行っていない。この理由はどのような語が重要かが現時点では不明なためである。

5. ナイーブベイズ法による自動分類

5.1 テキスト分類

テキスト分類 (text categorization) とは、テキストの内容からあらかじめ定められたカテゴリに分類することをいう。

1. 各テキストを単語などに基づく多次元ベクトルで表す。
2. 学習データを利用して、文書を表すベクトルとカテゴリについて教師あり学習を行う。

学習データとはカテゴリをあらかじめ付与された文書の集合である。

3. カテゴリが付与されていない文書にもっとも類似したカテゴリを付与する。

5.2 ナイーブベイズ法による分類

文書ベクトルを $doc = (doc_1, \dots, doc_n)$ 、カテゴリのベクトルを cat とするとき、事後確率 $P(cat|doc)$ を最大化するカテゴリ cat を求めればよい。

$$\begin{aligned} cat_{\max} &= \arg \max_{cat} P(cat | doc) \\ &= \arg \max_{cat} \frac{P(cat)P(doc | cat)}{P(doc)} \\ &= \arg \max_{cat} P(cat)P(doc | cat) \end{aligned}$$

例えば、 cat にエゴグラムの自我状態それぞれの段階 a,b,c をあてはめ doc にツイートの集合を当てはめるとする。このとき、上記の式において、 doc は文書であるため単語の種類と組み合わせは膨大であるために $P(doc|cat)$ 計算するのは非常に難しい。そこで、カテゴリ cat が与えられた時の文書ベクトル $P(doc)$ の分布において、文書ベクトルの各要素が互いに独立であるとする。

6. 実験

6.1 実験設定

はじめに、実験に用いた KH Coder に付属の機能を利用したが、これは「Algorithm::NaiveBayes」という Perl モジュールを利用したものである。エゴグラム診断を行い結果を伴ってツイートしたアカウントを対象に各カテゴリ毎に 200 件のツイートを取得した。結果的に 243 カテゴリ中、224 カテゴリの取得できた。取得できなかった分

は出現頻度自体が低いため Twitter 上でも見当たらなかった。

表 2 : 取得したツイート(エゴグラム:aaaa)の一例

傍らにいて心痛む, とのこと.
ピンピンしとるやん
片腹痛いって なんて 片腹痛いって言うのかな?

6.2 実験結果

これら 224 カテゴリの文書を教師あり学習に用いて未分類データを自動分類した結果 54%の一致率となった。最も一致率が高い場合で 100%, 最も低い場合で 0%であった。結果は表 3 に示す。

表 3 : 分類結果

正解カテゴリ	分類結果	一致率
aaaaa	aaaaa	100%
bbbbb	ccaac	0%
bbbbb	cbabb	60%
ababa	bcbab	0%
aaaab	caabb	60%
aabaa	caaaa	60%
bcbcb	bcbcb	100%
abcac	abaab	60%
acaac	cccaa	40%
acaab	ccbab	60%

6.3 考察

誤分類が発生する原因として、顔文字や URL, その他形態素解析器で判別できないものがノイズとして多数含まれている場合に起

こりやすい。改善策としては教師データと未分類データのノイズを除去する方法が考えられる。一致率が 100%になった原因としては教師データに用いられていた少数単語と未分類データに含まれる単語が一致してしまったことがある。例えば、Twitter の機能としてリプライという機能がある。「@アカウント名」という形からなる会話機能だが、偶然にもこの部分が一致してしまうと分類に偏りが生じてしまうということである。今回用いたデータだと共通するアカウント名がツイート内に複数回出現したということがある。0%になった原因としては教師データとの傾向に一致しなかったことになるがこれはデータ量の増加とノイズの除去で改善されると考える。

7. まとめと今後の課題

本稿では、Twitter のツイートとナイーブベイズ法を用いた性格推定の手法について提案した。今後は問題点の改善をおこなう。

参考文献

- [1] 南川敦宣, 横山浩之: "テキストマイニングによる個人 Blog データからの性格推定手法", データマイニングと統計数理研究会第 12 回, pp.96-100, 2010,
- [2] ジョン. M. デュセイ, "エゴグラム", 創元社,
- [3] エゴグラムによる性格診断
"http://www.egogram-f.jp/seikaku/"