

Twitter 利用目的の分類

A Classification of Twitter Users' Purposes

佐藤 雄介

Yusuke Sato

法政大学情報科学部コンピュータ科学科

E-mail: yuusuke.satou.6p@stu.hosei.ac.jp

Abstract

Spreading of micro-blog services such as Twitter has made it easy for users to share what they are doing and thinking of. Also, micro-blog users' purposes are getting more and more various. Although past research on micro-blog users counted up their purposes, it did not automatically classify their purposes. This paper addresses the classification of Twitter users' purposes and the development of an automatic classifier using appropriate parameters. The classifier collects information and tweets of selected users, and calculates values such as "follower/following ratio" and "number of shared URLs". Then the classifier weights these values, and determines the users' purposes. This method requires the classifier's learning. For example, if a user's "follower/following ratio" is high (which means that the user is watched more often than is watching other users' tweets), the purpose of the user is likely to be "to spread information" or "business or monetization". This paper also shows the results of an experiment on how correctly the classifier classified the purposes of users collected for the experiment.

1. はじめに

Twitter [1]等のマイクロブログサービスの登場により、ネットワークユーザのだれもが情報発信源となりうる社会になった。Twitter には多くの種類のアカウントが見受けられる。日常的な出来事を綴るブログのような使い方をしているアカウントに始まり、販売広告や番組宣伝などを行う商用アカウントや、自身の Web サイトの更新履歴を発信するもの、人間のようにつぶやくボットアカウント等がある。さらに、有害な URL を利用者に踏ませ、その利用者のアカウントを乗っ取るなどの不正行為を行うものまで存在する。これまでも、Twitter の利用目的の調査や研究は多く見受けられたものの、それらを特徴付け、自動分類を行うまでには至らなかった。

本研究ではまず、Twitter を対象とし、ユーザが同サービスをどのように使用しているのかを調査し、そこからわかる特性を把握する。さらにその結果に基づき、任意のユーザの過去のツイートやそのユーザが持つ情報から、利用目的を自動的に分類する分類器を作成する。

分類するにあたって、まず Twitter ユーザの利用目的としてメジャーなものにはないかを決定する。また、

同サービスのユーザについて収集したデータと、利用目的の間に成立する関係についての仮説を立てる。

例えば、本研究における「フォロワー・フォロワー値」は、あるアカウントのフォロワー人数(そのアカウントのつぶやきを見ているユーザ数)を、フォロー人数(アカウントが他ユーザのつぶやきを見ているそのユーザ数)で除算した結果の常用対数を取ったものである。この値が大きい場合、つぶやきを見ていることより見られている事のほうが多いことを示している。このようなユーザは、ある分野の情報を取りまとめ、それを発信する目的で使っている、と仮定できる。このように分類器には、どのような値を持つユーザが、どのような目的を持って Twitter を使っているかを表すパラメータを入力しておく。

作成した分類器に実験用に集めたアカウント ID を入力し、分類器が示したユーザの利用目的がどれほど正しいかを実験した。結果、大きく 3 つに分かれた利用目的に分類することに成功したが、規約違反等のアカウント分類には有効な結果が得られなかった。

2. 関連研究

Akshay [2] らは、Twitter ユーザの実態をマイクロブログという観点から調査し、ユーザが日々の行動をどのように共有し、ユーザ間の関係を築いているのかを示している。本研究では、マイクロブログツール以外の使い方にも着目し、その特性を調査した。

尾上ら [3] は、ドキュメントに二度以上出現する文字列は、その文書のキーワードであるという統計的な仮説を立て、実際にこの考えがテキスト分類に有用であったことを示している。本研究では、尾上らの仮説に基づく分類手法を参考にした。

3. Twitter ユーザの利用目的

本研究では利用目的をおおまかに個人利用、商用及び団体利用、その他の 3 種類のメインカテゴリに分ける。より細かい分類内容として、各メインカテゴリにそれぞれ 2 種類のサブカテゴリを以下の通り設けた。

- 個人利用：マイクロブログとしての利用、著名人やブロガーの情報発信源としての利用。
- 商用及び団体利用：一般企業の情報発信源としての利用、非営利としての利用。
- その他：ボットとしての利用、スパム等規約違反行為。

4. Twitter ユーザの特性調査

ユーザの特性を利用目的ごとに数値的に調査する。

4.1. 特性調査の対象アカウント

調査のために、予め著者の Twitter アカウントに表示されたフォロー推薦のなかから 33, 無作為に 54, スпам等の規約違反行為を行っていると思われるアカウントから 13 の計 100 個のアカウント ID を集めた。

4.2. 各利用目的における特性

ユーザを 6 カテゴリに分類するにあたり、ある値が同メインカテゴリ間では同様の傾向を示し、少なくともメインカテゴリ間では異なる場合が多いことを発見した。以降これらを特性値と称する。例えば、URL 共有に関しては、参照のための URL を付加することの多い商用・団体と、そうでない個人利用やボットとの違いがあるため特性値に挙げた。本研究では対象アカウントに対し、表 1 に挙げた 15 個の値を取得した。

表 1 特性値の一覧

特性値の名前	内容
フェイバリット回数	フェイバリットを行った回数
フォロワー数	フォロワーの人数を常用対数で取った値
フォロワー・フォロー値	フォロワーをフォロー人数で除算した結果を常用対数で取った値
ワンサイド値	フォロワー・フォロー値をフォロー人数で除算した値を常用対数で取った値
被リツイート・リツイート値	リツイートされた回数をした回数で除算した結果を常用対数で取った値
被フェイバリット回数	ツイートがフェイバリットされた回数
名詞・感動詞比	つぶやきの内容を形態素解析した結果において、名詞と感動詞の数の比
特定単語のつぶやき回数	「販売」、「税込」、「注文」などの単語をつぶやいた回数
URL 共有割合	URL を含むツイートをした回数をツイート回数で除算した値
URL のユニークドメイン	URL 共有に、何種類のドメインが含まれているか
ハッシュタグ付加回数	ハッシュタグを付加した回数
リプライ回数	リプライをした回数
診断メーカー利用回数	診断メーカー [4] を使った回数
認証済みアカウント	アカウントが Twitter によって認証されているかどうか
BOT	ユーザ名に BOT が含まれているかどうか

特殊ワードには、次のものを設定した。

販売, 限定, 税込, 税抜き, 注文, 応募, 抽選, 限定, 開始, 月, 日, 時

これらの単語は、商用・団体利用の、販促/企業の発信源として利用している 23 ユーザのつぶやき 200 回分を形態素解析し、名詞の使用頻度で上位に来ている、かつ 30 回以上使っているものを選択した。

4.3. 特性値取得プログラム

対象アカウントの特性値を取得するプログラムを作成した。

4.3.1. つぶやきの取得

Twitter 社は、Twitter に関する開発を支援するため、公式に Twitter API [5] を提供している。この API により、Twitter ユーザの情報やつぶやきを取得できる。本研究では、同 API を Java 言語向けにラップした、Twitter4J を用いた。

4.3.2. つぶやきの形態素解析

つぶやきを形態素解析し、特定単語の発言回数の取得などを行うために、lucene-gosen [6] を使用した。このライブラリは、Java 製で、かつ単語辞書を内包している。本研究で使用する辞書は、ipadic とした。

4.4. 発見された特性

4.1 節のユーザからそれぞれ 200 個のつぶやきとそのユーザのプロフィール情報を収集し、表 1 の特性値を調べた。

4.4.1. 個人利用

マイクロブログとして利用している 21 ユーザに共通しているのは、フォロワーとフォロワーの数がほぼ同数であるために、フォロワー・フォロー値は 0 や負の特性値を取ることに、日常的なつぶやきをしているために、リツイートやフェイバリットはされることよりするのほうが多いことである。また、診断メーカーの利用回数にも注目した。このサービスは、ユーザが名前を入力し、その名前の人が特定のお題にそって診断された結果を共有できるものである。ただし、この診断は根拠がなく、一種の遊びとして使われることを想定している。したがって、このサービスを使うユーザは、マイクロブログとしての利用の可能性が高い。

情報を発信する目的で利用しているクリエイターやブロガー、著名人などの 16 ユーザに共通していたのは、フォロワー数の多さであった。マイクロブログとして利用しているユーザのフォロワー数は、最大で約 1.5 万人 (平均=約 3,500 中央値=295) だったのに比べ、こちらは最大で約 82 万、平均は約 18.8 万、中央値は約 1.35 万だった。また、そのフォロワー数の多さから、被リツイート、被フェイバリット回数は多いものの、テレビ等で露出していることもあり、特定個人にリプライをすることは少ない。第三者が勝手にその人物を名乗ることを防ぐため、ある人物のアカウントが本当にそのユーザであることが Twitter が公式に認定するサービスを使っていることが多い。いずれも、画像やサイトを共有するなど、URL を含むつぶやきが見られるが、そのドメインの大半は多様であった。

4.4.2. 商用及び団体利用

商用及び団体利用のうち、営利を含めた情報発信を目的として利用している 23 ユーザは、個人利用の「著名人/ブロガーなど」の特徴と、フォロワー数、被リツイート、被フェイバリットの回数などにおいて共通点がある。個人利用と最も違うのは、基本的に情報の発信のみを目的として利用しているため、フォロー数は少なく、ワンサイド値が高く算出される点である。また、特定単語のつぶやき回数も多い。例えば、セブンイレブンのアカウントは、12月4日における最新 200 ツイートの中に、53 個の「税込」、46 個の「限定」があった。

4.4.3. その他の利用

その他の利用のなかで、ボットアカウントとして利用している 8 ユーザに共通しているのは、高いフォロワー・フォロワー値であった。この 8 ユーザの中では、最低でも 0.90、平均は 4.00 で中央値は 4.20 だった。また、人間がつぶやきを行っているわけではないことを強調するため、この手のボットアカウントは、基本的にユーザー名に「BOT」を入れている。

スパム等を行っていると呼ばれた 12 アカウントに共通していたのは、同じ単語を何度もつぶやいている点だった。例えば、アカウント@asuka_gree における、200 個のつぶやきを収集したところ、記号の「★」をつぶやいた回数は 377 回、名詞で最も多かった「あなた」は 246 回、URL 共有回数はちょうど 200 回と、毎回ほぼ同じツイートを繰り返していることがわかった。また、こういったアカウントは、第三者アカウントの乗っ取りや詐欺行為を目的としているため、興味を引く内容をつぶやいてから有害な URL を踏ませるなどして、違法にフォロワーを獲得していることが多い。フォローも同程度に行っていることから、フォロワー・フォロワー値は 0 に近くなる。

5. 分類器の作成

前述したユーザーの特性値取得プログラムに分類機能を加えることで、分類器を作成する。

5.1. 分類結果の算出方法

分類結果の算出手順は、以下の通りである。
まず、パラメータを表す $n \times m$ 行列 P を用意する。

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & \dots & p_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & \dots & p_{nm} \end{pmatrix}$$

パラメータとは、API によって取得された特性値と、利用目的のサブカテゴリの関係度を数値化したものである。つまり、どの特性値がどの利用方法にどれほど結びついているかを決定する。 P の各行は特性に、各列はサブカテゴリに対応し、 $n = 15, m = 6$ である。例えば p_{11} には、フェイバリット回数がマイクロブログの利用目的に関係している度合いが格納されている。

次に、特性値取得プログラムを利用し、指定ユーザーから取得した n 個の特性値からなる n 次元ベクトル s を生成する。

$$s = (s_1, \dots, s_n)$$

例えば s_1 には、指定ユーザーのフェイバリット回数が格納されている。

最後に、 s と P の積である m 次元ベクトル c を求め、最大の成分に対応するサブカテゴリを利用目的の分類結果とする。

$$c = sP = (c_1, \dots, c_m)$$

例えば c_1, \dots, c_m の中で c_k が最大であった場合、 k 番目のサブカテゴリを指定ユーザーの利用目的とする。

5.2. パラメータの決定

5.1 節で述べたパラメータの行列 P を決定する。例えば、被リツイート・リツイート値がどの利用目的に関係しているかを表すパラメータは、商用及び団体利用の販促/企業の発信源、非営利の利用にその高さが関係するため、その値を高く設定する。

これらの数値は、4.4 節で発見した各特性に基づき、カテゴリ間の違いや大小関係は考慮しつつも、曖昧な値を現時点では設定しておく。

表 2 パラメータの行列 P

特性値	個人利用		商用及び団体		その他	
	マイクロブログ	著名人等	営利目的	非営利	ボット	規約違反等
フェイバリット回数	2	1	6	4	3	5
フォロワー数	5	2	3	1	4	6
フォロワー・フォロワー値	6	3	2	1	4	5
ワンサイド値	6	4	1	2	3	5
被リツイート・リツイート値	5	1	3	2	4	6
被フェイバリット回数	4	1	2	5	3	6
名詞・感動詞比	5	3	2	1	4	6
特定単語のつぶやき回数	4	3	1	2	5	6
URL 共有割合	4	3	1	2	6	5
URL のユニークドメイン	6	5	1	2	3	4
ハッシュタグ付加回数	4	3	1	2	5	6
リプライ回数	1	2	4	3	6	5
診断メーカー利用回数	1	2	5	4	3	6
認証済みアカウント	4	2	1	3	5	6
BOT	0	0	0	0	1	0

このように、表 1 で挙げた特性値全てに、同じくパラメータを設定した。本研究で設定したパラメータの行列 P を表 2 に示す。表 2 においては、1 が最も関係性が大きく、6 が最も小さく設定されていることを示している。

5.3. パラメータの調整

5.2 節で設定した、それぞれの特性値に対するパラメータには、どれほど妥当なものであるか分からないという問題がある。この問題を解決するため、設定した重み付け数値をランダムに振れさせ、より適当な数値になるように調整する。具体的には、次のように行う。

1. はじめに集めた 100 アカウントの全てに対し、一度、事前に設定した曖昧なパラメータ数値による分類結果を出力させ、この時点での分類正解率を算出する。
2. ランダムに振れさせたパラメータ数値による分類結果と、その正解率を算出する。

この処理を繰り返し 1000 回行い、最大の正解率を出した時点で設定されていたパラメータを用いることにする。

5.4. 最終パラメータ

はじめに設定した曖昧な重み付け数値による分類では、サブカテゴリまで分類できたのが 41 個だった。これに対し、5.3 節の調整を行った結果、その個数は 52 個になった。

6. 実験

6.1. 実験方法

分類器にアカウント ID を入力し、分類器がどれほど正しく利用方法を分類できるかを見る。実験には、3 節の 6 つのサブカテゴリのそれぞれに対応するアカウントを 10 ずつ、計 60 アカウントを用意した。

6.2. 分類器の性能評価方法

分類器と人間の判断との類似性に、それが最も認められる順に、人間の判断とメイン、サブカテゴリとも一致する「最良」、メインカテゴリの分類はできているがサブカテゴリの分類ができていない「可」、メインカテゴリの分類もできていない「不可」、の 3 つのレベルで評価する。

6.3. 実験結果

最良の個数は合計で 31 個であった(表 3)。この数値は 5.4 節で述べたとおり、最終的に決定したパラメータによる分類で、100 個中最良のレベルまで分類できたものが 52 個になった結果とその割合がほぼ一致した。メインカテゴリでは、個人利用の分類に最も良い結果が出た、個人利用では、特性値のうち、フォロワー数、URL 共有割合が他の利用目的と大きく異なる値を示しており、この点で大きく正確性を高めた。

表 3 実験結果

	個人利用		商用及び団体		その他		合計
	マイクロブログ	著名人等	営利的	非営利	ボット	規約違反等	
最良	6	7	6	3	8	1	31
可	3	2	2	5	0	1	13
不可	1	1	2	2	2	8	16
計	10	10	10	10	10	10	60

7. 考察

6 つのサブカテゴリ内では、規約違反等のアカウントが最も正しく分類できていなかった。今回使用した特性値では、これら規約違反等を行っている判断できる材料が少なく、他の利用方法の可能性が高いと分類器が判断したと考えられる。今回 Twitter API では取得できなかったが、最近、短時間で大きくフォロワーの数が増えた、共有した URL が有害なものであるかどうか、どこかで同アカウントが規約違反等を行っているツイートをツイートされなどうかなどが判断できれば、この結果は良くなるものと考えられる。

8. おわりに

本研究では、特性値と利用目的の関係性を示すパラメータを用いて Twitter ユーザの分類を行った。今後 API で取得できる値が増えたり、新しい特性やユーザの利用傾向が発見されたりすることで、より多くの角度から得られる情報を基に、意外な Twitter の利用方法や、分類結果の正確性を向上できるものとする。

文献

[1] Twitter. [Online]. <http://twitter.com/>

[2] Java Akshay, Song Xiaodan, Finin Tim, and Tseng Belle, "Why we twitter: Understanding microblogging usage and communities.," *Joint 9th WEBKDD and 1st SNA-KDD Workshop 2007*, 2007.

[3] 尾上徹, 平田勝大, 岡部正幸, 梅村慕司, "文字列を特徴量とし反復度を用いたテキスト分類," *自然言語処理学会*, vol. 17, pp. 1-97, 2010.

[4] 診断メーカー. [Online]. <http://shindanmaker.com/c/list?mode=1>

[5] Twitter API. [Online]. <https://dev.twitter.com/>

[6] lucene-gosen. [Online]. <https://code.google.com/p/lucene-gosen/>