

SNS におけるユーザの行動のモチベーション要因の分析

Analysis of motivation factors of user's behavior in SNS

江島昇太*¹ 岡 瑞起*¹ 橋本康弘*¹ 加藤和彦*¹
 Shota Ejima Mizuki Oka Yasuhiro Hashimoto Kazuhiko Kato

*¹筑波大学大学院システム情報工学研究科

Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

SNS is a kind of social media, and people use it for various purpose such as information gathering tools or communication tools. So, what is the user motivation to use SNS? To analyze user motivations to use SNS, we define two features. The first one is “network feature”, which is calculated by the structure of the network constructed by the user relationships in SNS. The second one is “feedback feature”, which is calculated by the interaction of users such as the number of reactions from surrounding users. Which is more accountable for user behavior in SNS? Then, We build machine learning model by using these features to predict user behavior and compare the accuracy. As a result, we discover that “feedback feature” is more accountable for user behavior. That is, reactions by surrounding users are the main factor of user motivation in SNS.

1. はじめに

WEB の誕生によって、人々は様々な情報を簡単に入手することが可能になり、現在では人々にとって欠かせない生活基盤の一つとなりつつある。WEB の発展に伴い、ソーシャルメディアと呼ばれる新たな情報メディアが誕生し、その中でもソーシャル・ネットワーク・サービス (SNS) は、情報収集ツールとしてのみではなく、コミュニケーションの場としてなど、その利用目的は多岐にわたる。SNS では、利用者はサービスにユーザ登録を行い、共通の興味や趣味を持った他のユーザとサービス上で友人関係を結んだり、コンテンツを投稿し合うなどの相互交流を行う。SNS は、WEB 上というヴァーチャルな空間に広がった人間社会であると捉えることができる。SNS では、ユーザ同士は友人関係などの関係性を結ぶ。これにより、現実世界では目に見えない曖昧な概念である人間同士の関係性が、システム上明らかになる。また、どのユーザがいつサービスに対して投稿を行ったかといった、ユーザの行動履歴が残る。これらの情報がデータとして取得可能なことで、従来は定性的な議論になりがちであった、人間の関係性や行動に関する定量的な議論が可能になったということが、SNS を研究対象として扱う面白さであると言える。

本研究では、SNS を対象として、ユーザの行動のモチベーション要因に関する分析を行う。サービスを積極的に利用してくれるユーザは、どのようなユーザなのだろうか? という問題を、ユーザ同士の関係性 (関係構造) と、そのユーザの周りのユーザとのインタラクションという 2 つの観点から分析する。ここで、ある時点におけるユーザ同士の関係性によるネットワーク構造から計算される情報は、static な情報であるということが出来る。一方で、特定期間中におけるユーザとのインタラクションは、dynamic な情報であると言うことができる。本研究では、これらの 2 種類の情報が、ユーザの行動を説明する要因となるのかどうかを検証する。その際、どちらの情報が、より説明力があるのか、また、2 種類の情報を同時に用いることによって説明力が上がるのかどうか、という観点から分析を行う。

2. 関連研究

ソーシャルネットワークの関係構造 (static な情報) を利用した研究として、森らは、論文の共著関係というソーシャルネットワークにおける著者同士の関係構造から計算される情報利用し、論文の著者のパフォーマンスを予測した研究 [森 15] が挙げられる。また、ユーザ同士のインタラクション (dynamic な情報) を利用した研究として、根来らは、mixi*¹ におけるアクティブユーザを特定する際に、友人からの「イイネ!」と呼ばれる自身の行動に対する他のユーザからのフィードバックの情報を利用した研究 [根来 12] が挙げられる。

これらの研究では、static な情報と dynamic な情報を同時に取り扱うことはなかった。しかし、従来別々に扱われていたこれらの情報を同時に用いることによって、よりユーザの行動に対する説明力が上がる可能性があるため、本研究ではこれらの情報を同時に用いてユーザの行動をどの程度説明できるかを検証する。

3. 分析

本研究では、SNS のユーザに対して、static な情報と dynamic な情報という観点から、ネットワーク特徴量とフィードバック特徴量という 2 種類の特徴量を定義する。これらの特徴量を各ユーザに対して計算し、その特徴量を用いてそのユーザの未来の行動を予測できるかどうかを検証する。その予測精度によって、特徴量の尤もらしさを計る。すなわち、高い予測精度を出すことができれば、その要素はユーザの行動を説明し得るものであるということが出来る。

3.1 対象データ

本研究では、RoomClip*² という、部屋の家具やインテリアの様子の写真を投稿する SNS のデータを用いる。ユーザは、他のユーザをサービス内でフォローすることにより、そのユーザによる投稿を自身のタイムラインでまとめて見るようになる。また、自身の気に入った写真に対して「いいね」を付けたり、コメントを送ったりすることも出来る。表 1 に、

連絡先: 江島昇太, 筑波大学大学院システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻, 茨城県つくば市天王台 1-1-1, 029-853-4974, eji@webosci.cs.tsukuba.ac.jp

*¹ <https://mixi.jp/>

*² <http://roomclip.jp/>

RoomClip の基本的な情報を示す。サービス開始時の 2012 年 4 月から 2015 年 5 月までの 4 年分の全データを、RoomClip を運営する Tunnel 株式会社 より提供して頂いている。

表 1: RoomClip の基本的な情報。(2015 年 5 月時点)

登録ユーザ数	投稿写真数	総いいね数	総コメント数
407,336	752,071	30,823,839	3,556,550

3.2 ネットワーク特徴量

ネットワーク特徴量 (Net) は, static な情報であるユーザ同士の関係性のネットワーク構造から計算される特徴量である。具体的には, 以下の要素を各ユーザに対して計算し, その値をネットワーク特徴量の要素とする。

- 中心性 (次数中心性, 媒介中心性, 近接中心性): Cent
- クラスタ係数, PageRank, フォロー数とフォロワー数の比率, フォローしているユーザのアクティブ度: Other

3.3 フィードバック特徴量

フィードバック特徴量 (Feed) は, dynamic な情報であるユーザ同士のインタラクションによって得られる情報から計算される特徴量である。本研究では, ユーザの投稿に対する周りのユーザからの「いいね」と「コメント」という反応(フィードバック)に対して定義を行った。「いいね」や「コメント」は, 多くの SNS に共通の機能であること, また, ユーザ同士の相互交流という SNS の利用目的をよく反映した機能であると考えられるため, この機能に着目した。具体的には, 特定期間中にユーザが周りのユーザから自身の投稿に対してもらった「いいね」(Like)と「コメント」(Com)に関して,

- 反応の数
- 反応を行ったユーザの数
- 反応を行ったユーザのうち, 相互フォロー関係にあるユーザからのものの割合

をフィードバック特徴量の要素とした。

3.4 予測

各ユーザに対してある 1ヶ月間を対象に, ネットワーク特徴量, フィードバック特徴量を計算し, それらを用いてそのユーザの翌月の行動の有無を予測する。予測器としては, サポートベクターマシン (SVM) を利用する。すなわち, この問題は SVM による二値分類問題であると捉えることができる。予測結果の正解データに対する精度を, F 値によって評価する。このとき, 利用する特徴量の組み合わせを変えることによってその精度差を検証する。

4. 結果

本研究では, 2015 年 3 月の 1ヶ月間を対象に, この時点での RoomClip のユーザのフォロー関係をネットワークとして抽出し, 各ユーザに対してネットワーク特徴量, フィードバック特徴量を計算した。その後, それらのユーザに対して翌 1ヶ月間である 2015 年 4 月の投稿の有無を予測し, その精度を計った。表 2 に, 特徴量の種類と, そのときの F 値の表を示す。

ここで, Baseline とは, 2015 年 3 月の一ヶ月間のそのユーザの投稿枚数のみを用いて, 翌一ヶ月間のそのユーザの投稿の有無を予測したものである。すなわち, そのユーザ自身の行動

表 2: 特徴量の種類と F 値。

特徴量	F 値
Cent	.531
Net	.584
Other	.683
Baseline	.814
Like	.820
Com	.822
Feed	.839
Net + Feed	.842

履歴のみからそのユーザの次の行動を予測する, ということにあたる。このときの F 値を, 自身の行動履歴は用いずに計算されたネットワーク特徴量, フィードバック特徴量を用いた場合の F 値との比較対象のベースラインとする。

まず, 中心性を始めとするネットワーク特徴量 Net 全体と, その要素である Cent, Other のみを用いたいずれの場合でも Baseline よりも低い予測精度となった。このことから, ユーザ同士の関係性のネットワーク構造という static な情報は, ユーザの行動を説明する要因としてはあまり適切でなかったということが言える。

一方, フィードバック特徴量 Feed と, その要素である Like, Com のみを用いたいずれの場合でも, Baseline と同程度か, それ以上の精度を出すことができた。自身の行動履歴を用いず, 周りのユーザからの反応という dynamic な情報のみから, そのユーザの行動の有無を高い精度で予測することができたことから, これらの要素がユーザの行動のモチベーションを刺激している可能性が考えられる。

さらに, ネットワーク特徴量単体では低い精度であったのにも関わらず, これをフィードバック特徴量と同時に用いることによって最も高い精度を出すことができた。(表中の Net + Feed.) このことから, static な情報であるネットワーク構造と, dynamic なユーザ同士のインタラクションとの組み合わせがユーザの行動要因として重要である可能性が考えられる。

5. おわりに

本研究では, SNS におけるユーザの行動モチベーション要因を, static なネットワーク構造と, dynamic なユーザ同士のインタラクションという観点から, 特徴量を定義し分析を行った。本研究では, ネットワーク特徴量とフィードバック特徴量を同時に用いた場合で最も高い精度を出すことができたが, この 2 種類の特徴量の関係性をより明確にしていけることが今後の展望として挙げられる。また, 本研究で得られた結果が一般的な SNS に共通のものであるのかどうかを検証する必要もあると考えられる。

参考文献

- [森 15] 森純一郎, 原忠義, 榎剛史, 梶川裕矢, 坂田一郎: 大規模学術論文データの共著ネットワーク分析に基づく萌芽領域の中心研究者予測に関する研究. 人工知能学会全国大会 (2015)
- [根来 12] 根来龍之, 大寄昌子, 木村俊也: SNS におけるアクティブユーザーの特性. 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, Vol.2012, No.0, pp.9-12 (2012)