

SNSにおける類似行動性を用いたユーザの性格推定

山田 康輔

名古屋大学 工学部

yamada.kosuke@c.mbox.nagoya-u.ac.jp

笹野 遼平 武田 浩一

名古屋大学 情報学研究科

{sasano,takedasu}@i.nagoya-u.ac.jp

1 はじめに

本研究では、SNS ユーザを対象とした性格推定に取り組む。性格推定に関する従来の研究は、ユーザの投稿内容 [1] やフォロワー数 [2] のようなテキスト情報や統計情報を利用したものが中心であった。しかし、SNS ユーザは、投稿だけではなく、いいねやシェアのような行動も多く行っている。この情報はユーザの嗜好や共感を表し、性格推定において、重要な手がかりになると考えられる。

図1は、Twitter¹において、外向型と内向型の性格であるユーザがそれぞれいいねをした割合の高いツイートの例である。対人関係に積極的な外向型のユーザは、ハロウィンを交流イベントとして楽しむ傾向があり、対人関係に控えめな内向型のユーザは、ハロウィンイラスト等で楽しむ傾向があった。このように同一の性格特性を持つユーザは、いいねをするツイートが類似する傾向にあると考えられる。そこで、本研究では、同一の性格特性を持つユーザによるいいねやシェアの類似性を利用した性格推定に取り組む。

いいねやシェアの情報を利用した研究として、Kosinski ら [3] や Chen ら [4] の研究がある。Kosinski らはユーザがいいねをした投稿内容に対し、トピックモデルを用いて素性を生成し、性格推定を行っている。また、Chen らはシェアをした投稿内容に基づいて、協調フィルタリングによるツイートの推薦を行っている。それぞれ本研究と似た手がかりを用いているが、Kosinski らとはいいねをしているユーザの性格情報を直接手がかりとして利用している点、Chen らとは取り組む問題自体が異なっている。

2 本研究で使用するデータ

本研究では、Twitter ユーザを対象に性格推定を行う。また、性格推定の対象とする性格分類として、



図1: Twitterにおいて、外向型(左)と内向型(右)のユーザがいいねをする割合の高いツイートの例。いいねをした性格タイプを持つ全ユーザ数に対する外向型ユーザ数の比率は左が67/83 (0.807)、右が3/58 (0.052)であった。

表1: MBTIによる検査結果の性格タイプ。4指標16タイプで、各指標を2つの型に分ける構成。

1. エネルギーの方向	E (外向型) - I (内向型)
2. 物事の見方	N (直感型) - S (感覚型)
3. 意思決定の仕方	T (論理型) - F (道理想型)
4. プロセス中の振る舞い	J (計画型) - P (探索型)

Myers-Briggs Type Indicator (MBTI)[5]による検査結果の性格タイプを使用する。

2.1 Myers-Briggs Type Indicator

MBTIにおける性格タイプは4指標16タイプで構成されている。性格タイプの指標は、人との関わり方が積極的なE(外向型)と控えめなI(内向型)、物事の見方が未来志向なN(直感型)と現在志向なS(現実型)、意思決定において論理を重視するT(論理型)と感情を重視するF(道理想型)、プロセスを計画的に行うJ(計画型)と探索的に進むP(探索型)という表1のような構成となっている。

MBTIの検査は質問形式のテストを使用するのが一般的であり、それをサービスとして提供しているWebサイトがいくつか存在している。その1つとして、16Personalities²という性格検査サイトがある。16Personalitiesによる性格タイプはエンターテイナー(ESFP)や建築家(INTJ)のように役割で表現される。

¹<https://twitter.com/>

²<https://www.16personalities.com/>



図 2: 16Personalities を用いた MBTI の検査結果の投稿例

さらに、このサイトでは検査結果の性格タイプを図 2 のように Twitter へ投稿することが出来るようになっている。この図 2 のツイートには #16Personalities のハッシュタグと性格タイプを表す役職が含まれている。この投稿をしたユーザは主人公で、それは E (外向型) - N (直感型) - F (感情型) - J (計画型) にあたる。本研究では、このような投稿をしたユーザを対象とし、そこに含まれる役職をユーザの性格タイプとして使用する。

2.2 Twitter からのデータ収集

まず、Twitter API³の Premium search APIs を使用して、#16Personalities のハッシュタグを含むツイートを収集した。2017 年と 2018 年の 2 年間で、16Personalities の検査結果をツイートしている 72,847 ユーザ⁴を収集することができた。

続いて、性格推定に利用するため、Twitter API を使用して、ユーザの投稿したツイート、いいね、リツイートを集めた。投稿したツイートは、検査結果のツイートより前のツイートを最大 3,200 個、いいねとリツイートは 2018 年 12 月時点で最新履歴の最大 3,200 個を収集した。

3 提案手法

本研究では、性格タイプを持つユーザを 16 タイプに分類するのではなく、性格タイプの 4 指標のそれぞれを 2 つの型に分類する二値分類の問題として扱う。分類器には、教師あり学習の代表的なアルゴリズムであるサポートベクトルマシン (SVM) を使用する。また、性格推定の手がかりとして、以下のように大きく 2 つの素性集合を設定する。そして、それぞれの手が

表 2: 統計素性に用いる情報

紹介文の長さ	アカウント作成からの日数
フォロー数	フォロワー数
いいね数	ツイート数
1 日あたりのいいね数	1 日あたりのツイート数
フォロー数/フォロワー数	いいね数/ツイート数

かりに基づく分類器を生成し、それらを組み合わせて、最終的な性格推定システムを構築する。

素性集合 1 ユーザの紹介文・投稿したツイート、および、フォロー数などのユーザの統計情報。本稿では、前者から生成される素性をテキスト素性と呼び、後者から生成される素性を統計素性と呼ぶ。

素性集合 2 いいねとリツイートの履歴から得られる情報。本稿では、これらの情報から生成される素性を行動素性と呼ぶ。

これら 2 つの素性集合において、それぞれモデルを構築する。その 2 つのモデルを線形補間により結合させて性格推定を行うシステムを提案する⁵。

3.1 テキスト/統計素性のみに基づくモデル

素性集合 1 のテキスト素性と統計素性の生成手順について説明する。

テキスト素性は、ユーザの紹介文と投稿したツイートを利用する。それらのテキストを IPA 辞書を用いた MeCab⁶を使用して形態素解析を行い、それぞれ出現頻度が上位 1 万個の単語を用いた。これを Bag-of-Words で 10,000 次元の素性を 2 つ生成する。

統計素性は、表 2 にある情報を利用する。紹介文の長さ以外は対数をとった値に変換した。それぞれの情報を人数を基準とした分布による分割を行い、その対応する次元の値を 1 とし、その他を 0 とした全部で 76 次元の素性を生成する。

3.2 行動素性のみに基づくモデル

素性集合 2 の行動素性の生成手順について説明する。以下では、いいねによる情報から、性格タイプの EI 指標に関する素性を生成する流れを例として説明する。

まず、50 人以上の性格タイプを持つユーザがいいねをしたツイートを収集する。その収集したツイート

³<https://developer.twitter.com/>

⁴検査結果を複数回投稿しているユーザは最も古い検査結果を利用している。

⁵このような設計にした理由は、将来的に行動素性の自動推定を想定しており、この素性を他の素性と分離したいからである。

⁶<http://taku910.github.io/mecab/>

毎に E (外向型) のユーザと I (内向型) のユーザのどちらが いいね をする割合が高いかを決定する。たとえば、あるツイートが 100 人の性格タイプを持つユーザに いいね をされているとする。そのうち 40 人が E (外向型)、60 人が I (内向型) のユーザとする。この時、ツイート内の人数比率で決定するのではなく、収集したツイートの全体のいいね数に対する E (外向型) のユーザのいいね数の比率を基準として決定する。EI 指標での基準は 0.189 であり、このツイートは E (外向型) のユーザの割合が 0.40 である。したがって、基準より割合が高いので、これを E (外向型) が いいね をする割合の高いツイートとする。

続いて、これを性格タイプを持つユーザごとに集計する。たとえば、あるユーザが 100 個のいいねをしており、そのうち E (外向型) と I (内向型) のユーザが いいね をした割合の高いものがそれぞれ 75 個と 25 個である場合は、EI 指標における E (外向型) の割合は、0.75 となる。この値から 10 分割した 10 次元の素性を生成する。この例では、区間 $x(0.7 \leq x < 0.8)$ に対応する次元の値を 1 として、その他は 0 とする。

この手順を性格タイプの 4 指標で行い、それを組み合わせて 40 次元の素性を生成する。リツイートも いいね と同様の手順で 40 次元の素性、いいね と リツイートの両方を組み合わせた 80 次元の素性も生成した。

3.3 テキスト/統計素性と行動素性のモデルの結合

テキスト/統計素性のみに基づいて生成したモデルと行動素性のみに基づいて生成したモデルを結合させたシステムを提案する。

3.1, 3.2 で生成したモデルを式 (1) に基づいてモデルの結合を行う。式 (1) における $S_{\text{テキスト/統計}}$ と $S_{\text{行動}}$ は、それぞれのモデルで出力した SVM による二値分類での決定関数の値である。その値をパラメータ α による線形補間にて出力された $Score$ を 2 つのモデルを結合させたシステムの決定関数の値とする。求めた α は 0 から 1 まで 0.1 ずつのグリッドサーチを行い、最適化した。

$$Score = \alpha * S_{\text{テキスト/統計}} + (1 - \alpha) * S_{\text{行動}} \quad (1)$$

4 実験

提案手法で示したテキスト/統計素性のみに基づくモデル、行動素性のみに基づくモデル、2 つモデルを

表 3: 性格タイプごとに利用するユーザ数

性格	分類対象ユーザ	行動素性用ユーザ
E/I	3,040/10,577	12,361/46,869
N/S	9,070/4,547	40,184/19,046
T/F	4,395/9,222	19,422/39,808
J/P	4,777/8,840	18,341/40,889
合計	13,617	59,230

表 4: 行動素性のみに基づくモデルによる実験結果

性格	いいね	リツイート	両方
EI	.6258	.6209	.6364
NS	.6331	.6185	.6390
TF	.6280	.6292	.6415
JP	.5522	.5483	.5593
平均	.6098	.6042	.6191

結合させたシステムを用いて、SVM による二値分類の実験を行った。評価尺度に ROC 曲線の下面積 (AUC) を用いた。性格タイプを持つユーザの中で、ツイートを 1,600 以上収集できたユーザを二値分類の対象とし、残ったユーザは行動素性を生成するユーザとした。表 3 にそれぞれのユーザ数を示す。

二値分類の対象とするユーザのデータを訓練データ/開発データ/テストデータとして、8 : 1 : 1 に分割し、10 分割交差検定を行った。開発データは、SVM の C パラメータと、式 (1) で利用するパラメータ α のグリッドサーチに用いた。

4.1 行動素性のみを用いた実験

まず、行動素性のみに基づくモデルで性格推定の実験を行った。いいね、リツイート、その両方を組み合わせた素性による実験結果を表 4 に示す。

表 4 から、全ての AUC の値が 0.5 を超えており、行動素性のみに基づくモデルでも性格推定の手がかりとなることが確認できた。いいねとリツイートに基づくモデルを比較した場合は大きな違いは見られなかったが、いいねとリツイートを組み合わせたモデルでは精度が向上していることが確認できた。

4.2 テキスト/統計素性を加えた実験

次に、テキスト/統計素性のみのモデルでツイート数を 0, 6, 12, 25, 50, 100, 200, 400, 800, 1,600 と変化させ、実験を行った⁷。最終的に、テキスト/統計素性のみに基づくモデルと行動素性に基づくモデルを結合させたシステムによる実験を行った。テキスト/統計

⁷テキスト数 0 のモデルは、紹介文と統計情報のみから素性を生成したモデルである。

表 5: テキスト/統計素性のみに基づくモデルとそのモデルに行動素性のみに基づくモデルを結合させたシステムによるツイート数の増加させたときの実験結果 (括弧内はモデルの結合に利用したパラメータ α の平均値)

ツイート数		0	6	12	25	50	100	200	400	800	1600
テキスト/統計素性	EI	.6423	.6572	.6648	.6784	.6921	.7069	.7170	.7319	.7370	.7430
	NS	.6039	.6207	.6326	.6422	.6543	.6653	.6768	.6867	.6945	.7020
	TF	.5863	.6194	.6287	.6474	.6600	.6708	.6814	.6865	.6966	.7058
	JP	.5450	.5602	.5620	.5727	.5770	.5927	.6075	.6139	.6189	.6219
	平均	.5944	.6144	.6220	.6352	.6459	.6589	.6707	.6798	.6868	.6932
テキスト/統計素性 +行動素性	EI	.6671 (.56)	.6770 (.56)	.6813 (.61)	.6907 (.68)	.6991 (.77)	.7114 (.80)	.7181 (.86)	.7321 (.92)	.7368 (.96)	.7434 (.97)
	NS	.6467 (.41)	.6540 (.49)	.6599 (.53)	.6642 (.56)	.6690 (.63)	.6765 (.66)	.6847 (.72)	.6920 (.72)	.6975 (.76)	.7036 (.81)
	TF	.6469 (.33)	.6537 (.44)	.6555 (.53)	.6637 (.61)	.6701 (.66)	.6767 (.70)	.6840 (.72)	.6884 (.74)	.6969 (.81)	.7049 (.86)
	JP	.5660 (.39)	.5731 (.36)	.5753 (.46)	.5823 (.61)	.5858 (.64)	.5940 (.69)	.6078 (.73)	.6157 (.74)	.6194 (.79)	.6218 (.77)
	平均	.6317 (.42)	.6395 (.46)	.6430 (.53)	.6502 (.62)	.6560 (.68)	.6647 (.71)	.6737 (.76)	.6821 (.78)	.6877 (.83)	.6934 (.85)

素性のみによる実験結果を表 5 の上部に、2 つのモデルを結合させたシステムによる実験結果を表 5 の下部に示す。モデルの結合の際に用いたパラメータ α の平均値も表 5 に示す。テキスト/統計素性は 20,076 次元の素性、行動素性はいいねとリツイートを組み合わせた 80 次元の素性を用いて実験を行った。

表 5 の上部の結果から、テキスト数を増加させると一貫して推定精度の向上が確認できる。また、表 5 の上部と比較して、下部の結果から、2 つのモデルを結合させたシステムでは、テキスト数が少ないものを中心に精度の向上が確認できる。また、結合させたシステムの結果から、ツイート数 0 の平均値は 0.6317 で、これはテキスト/統計素性のみに基づくモデルのツイート数 12 と 25 の間にあたり、このことから行動素性がツイート数 20 程度と同じくらいの情報量を持つといえる。つまり、自らの投稿は少ないが、いいねやリツイートをよく行うユーザーを中心に性格推定の向上が図れると考えられる。そして、 α の値の 0.5 以下が NS, TF, JP で見られ、テキスト/統計素性より行動素性が手がかりとなっている例があることも確認できる。

5 まとめと今後の展望

同一の性格の型を持つユーザーとの類似行動性を利用することで、性格推定の精度が向上することを示した。特に、投稿は少ないが、いいねやシェアのような行動を積極的にするユーザーに対しての推定精度の向上に貢献できることを示した。

本研究では、既に性格タイプを持つユーザーがいいねやシェアをした投稿しか利用していないが、性格タイプのないユーザーがいいねやシェアをした投稿にも応用

範囲を広げたいと考えている。そのために、ある投稿に対して、いいねやシェアをする割合の高いユーザーの性格を自動的に推定するシステムの構築を考えている。本研究内でツイートごとに、ユーザーがいいねやシェアをする割合の高い性格タイプがあるため、それを学習することができれば、ツイートごとにユーザーがいいねやシェアをする割合の高い性格タイプが推定可能であると考えている。このシステムを構築することで、より多くのユーザーに対して、この手法の適用が可能となる。テキストの投稿よりいいねやシェアをよく行うユーザーを中心に性格推定の精度向上へ貢献できることを期待している。

参考文献

- [1] Koichi Kamijo, Tetsuya Nasukawa, and Hideya Kitamura. Personality estimation from japanese text. In *Proceedings of the Workshop on Computational Modeling of People's Opinions, Personality, and Emotions in Social Media (PEOPLES)*, pp. 101–109. The COLING 2016 Organizing Committee, 2016.
- [2] Matej Gjurković and Jan Šnajder. Reddit: A gold mine for personality prediction. In *Proceedings of the Second Workshop on Computational Modeling of People's Opinions, Personality, and Emotions in Social Media*, pp. 87–97. Association for Computational Linguistics, 2018.
- [3] Michal Kosinski, David Stillwell, and Thore Graepel. Private traits and attributes are predictable from digital records of human behavior. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 110, No. 15, pp. 5802–5805, 2013.
- [4] Kailong Chen, Tianqi Chen, Guoqing Zheng, Ou Jin, Enpeng Yao, and Yong Yu. Collaborative personalized tweet recommendation. In *Proceedings of the 35th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp. 661–670. ACM, 2012.
- [5] Isabel Briggs Myers, Mary H McCaulley, and Allen L Hammer. *Introduction to Type: A description of the theory and applications of the Myers-Briggs type indicator*. Consulting Psychologists Press, 1990.