

SNSにおける反応と関心に基づく インフルエンサ推定の個人化

荒澤 孔明^{1,a)} 服部 峻¹

受付日 2019年9月6日, 採録日 2019年12月27日

概要: ユーザの言動に影響を与える人物（インフルエンサ）を精確に推定することは、消費行動の促進や学習への動機づけなど様々なタスクをサポートするための重要な基礎技術となる。そのなかでも、社会的に影響を与えている人物（著名人など）のような、ユーザに共通したインフルエンサだけでなく、身近な人物（友人など）のような、個々人に依存した異なるインフルエンサを推定する技術は、より高度にパーソナライズされた情報推薦システムへの発展にもつながる。そこで本論文では、他者に影響されているであろうことがうかがえる SNS (Twitter) 上の反応や関心を分析することで、ユーザごとに影響を受けている人物を推定する手法を複数提案し、それらの推定性能に関する比較実験を行う。

キーワード: ソーシャルコンピューティング, パーソナライゼーション, 情報拡散, 情報推薦システム

Personalization of Estimating Influencer Based on Reaction and Interest in SNS

KOMEI ARASAWA^{1,a)} SHUN HATTORI¹

Received: September 6, 2019, Accepted: December 27, 2019

Abstract: An Influencer is a person who has a large impact on users' behaviors. Precise Influencer discovery is an important technology for supporting our many tasks such as encouraging consumption behaviors and motivation for learning. In particular, to estimate not only a commonly-recognized Influencer such as a celebrity but also a personalized Influencer such as the familiar person of a user, can be expected to personalize a recommender system. This paper proposes various methods to estimate the specific Influencer for a user by analyzing the user's reactions and interests to other persons in social network (twitter) and conducts comparative experiments on the estimation performance of these methods.

Keywords: social computing, personalization, information diffusion, recommender system

1. はじめに

1.1 インフルエンサに基づく情報推薦

インフルエンサとは、周囲に影響を与える人物のことであり、そのような人物を精確に推定することは「消費行動の促進」, 「学習への動機づけ」, 「依存症の緩和治療」など様々な関心の誘発・抑制をサポートするための重要な基礎技術となる [1]. 近年では, SNS 上での口コミを利用して商

品の宣伝や企業のブランディングなどを行うバイラルマーケティング [2], [3] といった広告戦略にも注目が集まっており, この手法においても, 低コストで効率良く情報を拡散させるべく, インフルエンサの発見が欠かせない.

著者らの先行研究 [4] でもインフルエンサに基づく情報システムを提案している (図 1). 本システムでは, まずユーザプロフィールを分析しユーザのインフルエンサを推定する. 次にそのインフルエンサの SNS などから, ある商品話題にしているような投稿を抽出し, その投稿を付随情報としながらかつ関連商品を推薦する. たとえば, ファッションに関心があるユーザに対してあるファッションモデルがインフルエンサとして推定されたとする. そしてその

¹ 室蘭工業大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Muroran Institute of Technology, Muroran, Hokkaido 050-8585, Japan

^{a)} 18096001@mmm.muroran-it.ac.jp

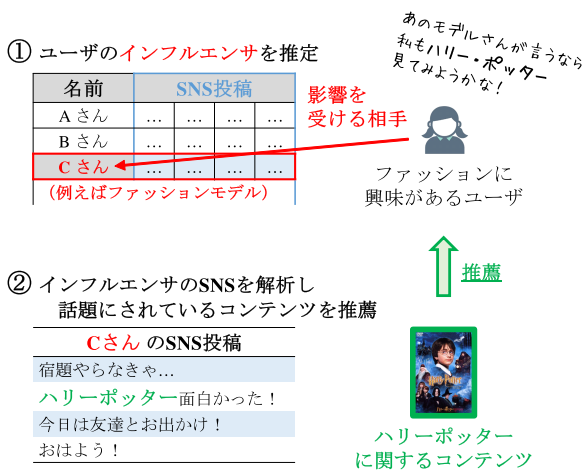


図 1 インフルエンサに基づく情報推薦システムの概要

Fig. 1 An overview of influencer-based recommender system.

ファッションモデルが発信した「ハリーポッター面白かった」などといった投稿を認識し、その投稿を提示しながら、ハリーポッターの関連コンテンツをユーザに推薦する。

このシステムでは、インフルエンサの発言力を利用することで、推薦コンテンツに対するユーザの受容性や説得性を高めるといったことのほか、ユーザへの推薦ドメインを多様化させるといった側面からも貢献が期待される。たとえば典型的なコンテンツベースの推薦手法では、ファッションに関心があるユーザに対して、ファッションの関連コンテンツが多く推薦される。一方で図 1 の例では、ファッションに関心があるというユーザのプロファイル分析を、インフルエンサ推定にも利用し、そこからファッションモデルというインフルエンサを見つけ出すことで、最終的にインフルエンサが話題にした「映画」を推薦している。すなわち著者らの提案システムは、インフルエンサ（の発言）を介入させることで、ユーザの元々の興味から離れたドメインまで良質な推薦が行えるということにも期待される。

1.2 インフルエンサの推定

本論文では、著者らの提案システムにおける要素技術の 1 つである「ユーザに対するインフルエンサの推定」に特化した議論を行う。そこでまず本節では、一般的な研究でのインフルエンサ推定と、本論文でのインフルエンサ推定の相違点を述べ、本論文でのタスクを明確化する。

1.2.1 一般的な研究でのインフルエンサ推定

古典的な研究においてインフルエンサは、大規模（広範囲）に影響を与えることができる希少な人物と定義されている。例として Merton [5] は直接 4 人以上に影響を与えた人物を、Watts ら [6] は影響力分布を算出し、その上位 10% に含まれる人物をインフルエンサと見なしている。そして今日まで、こうしたインフルエンサを発見しようとする研究はさかんに行われてきた。

たとえば Twitter において、リツイート数、フォロワー

数、返信数などに基づいてインフルエンサを推定する手法 [7], [8], [9] や、PageRank に基づきユーザの影響度を算出する手法 [10], [11] などが報告されている。また「友人がダウンロードしたアプリを今度は自分がダウンロードする」といったアプリの「ダウンロード実行順序」に着目し、周囲に影響を与えるユーザを推定する手法 [12] も研究されている。さらに情報拡散を対象とした研究では、独立カスケードモデル (ICM) と呼ばれる数理モデルを用いたネットワーク分析がよく行われている。たとえば、カスケード（情報の流れ）をたどることで拡散の起点となったユーザの影響度を考察 [13] したり、ソーシャルネットワーク上で最も広範囲に影響を伝播させることができるシードを特定 [14], [15] したり、他にも時間ごとにノードの影響度を推定 [16] したりといった研究が数多く存在する。

しかしながらこれらの研究に共通していえることは、多くの一般ユーザに影響を与える人物、つまり「社会的なインフルエンサ」を最終的に推定しているという点である。すなわち、ここで推定されるインフルエンサは、多くのユーザに共通した人物であるともいえる。

1.2.2 本論文でのインフルエンサ推定のタスク

一方、本論文では、従来研究とは異なったインフルエンサの考え方を持っており、それにより最終的に推定したい人物も明確に異なる。まず本論文では、インフルエンサを推定する際、ある人物から発信された情報がどこまで広範囲に伝播するか、またどれだけ多数の人物に直接影響を与えるかといった、その人物の社会的な影響力は不問としている。逆に特定のユーザにさえ影響を与えていれば、その人物が社会にまで影響を与えていなくても「そのユーザにとっての」インフルエンサであるという見方をしている。

つまり本論文では、従来のように、多くのユーザに影響を受けている人物を推定するタスクではなく、ユーザごとに影響を受けている人物を推定し、個々人にパーソナライズされた異なるインフルエンサを見つけ出すことを目標としている。以降このタスクをインフルエンサ推定の個人化と呼ぶ。したがって、推定しようとしている人物は、必ずしも社会的なインフルエンサとは限らず、あるユーザに影響を与えてさえいれば、友人などの身近な人物もそのユーザのインフルエンサと見なしている点が従来研究と異なる。

身近な人物の影響力については古来より言及されてきた。Reingen ら [17] は、弱いつながりの関係にある人物（たとえば TV などに出演する芸能人）よりも強いつながりの関係にある人物（たとえば実世界の友人）からの推薦の方が、ユーザの行動を促進させやすいことを示しており、また Bither ら [18] も、ユーザは強いつながりを持った人物の発言に対して、より高い信頼を持つことを指摘している。したがって著者らの提案システム（図 1）でも、社会的に影響があるインフルエンサだけでなく、ユーザの身近で影響を与えているインフルエンサの発言からも、そのユー

ザの関心を誘発させることができるはずである。こういったことから、ユーザに共通したインフルエンサだけでなく、ユーザごとのインフルエンサも正しく見つけ出す技術の重要性が強調される。

個々人のインフルエンサを推定するためには、ユーザ単位の分析も必要になる。そこで著者らは、個人単位で情報を発信・蓄積できるという点、また研究データとして取得しやすいという点から、SNS の分析を検討した。以降本論文では、他者に影響されているであろうことがうかがえる SNS 上の行動ログを分析することで、ユーザごとに影響を受けている人物を推定する手法を様々なバリエーションのもと提案し、それらの推定性能に関する比較実験を行う。

2. インフルエンサ推定の概要

本章では、ある人物が特定のユーザのインフルエンサになるための十分条件を議論し、それに基づいたインフルエンサの推定方式の概要を述べる。

2.1 仮説

心理学者の Cialdini [19] は、人間が他者から影響を受ける要因として「返報性」、「一貫性」、「社会的証明」、「好意」、「権威」、「希少性」の 6 種類をあげている。このうち「好意」という要因については「好きな相手の言動には同意しやすい」というように解説されており、情報推薦の研究分野においても、好意を抱く相手からの推薦には影響を受けやすいということが報告されている [20], [21]。

したがってユーザがある人物に何らかの「好意」を示しているということは、その人物がユーザのインフルエンサであることを保証できるということでもある。そこで本論文では、ある人物がユーザのインフルエンサであるためには、以下 2 つの十分条件のどちらかを満たしていなければならないという仮説を立てた。

1 ユーザがその人物に好意的な反応を示していること

この仮説に関して本論文では、ユーザがその人物の SNS 投稿に対して、日常的に返信やお気に入り登録を行っていることと具現化した。

2 ユーザがその人物に好意的な関心を示していること

この仮説に関して本論文では、ユーザの関心が含まれる文書内に、その人物を表す単語が頻出していることと具現化した。

ただしこの仮説における「返信数と相手への好意についての相関」や「お気に入り登録数と相手への好意についての相関」などに関しては、直感的な根拠に基づく。

2.2 インフルエンサの推定方式

本論文ではこの仮説に基づき、2 つの側面からユーザごとにインフルエンサを推定する手法を提案する。

1 つ目は、ターゲットユーザ u_t が人物 u_i の言動に対し

て、どの程度「反応」を示しているかを表す反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出する。その反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ に基づき、人物 u_i をランキングし、閾値を超える人物 u_i を反応に基づくインフルエンサとして認識する。以上の推定方式については 3 章で論述する。

2 つ目は、ターゲットユーザ u_t が人物 u_i に対して、どの程度「関心」を示しているかを表す関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出する。その関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ に基づき、人物 u_i をランキングし、閾値を超える人物 u_i を関心に基づくインフルエンサとして認識する。以上の推定方式については 4 章で論述する。

3. 反応に基づくインフルエンサの推定

3.1 推定方式の概要

本章では、ターゲットユーザ u_t の反応に基づくインフルエンサを推定するために、ターゲットユーザ u_t が人物 u_i の言動に対して、どの程度反応を示しているかを表す反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出し、ランキングする。これを 3 つのステップから論述する (図 2)。

まず 1 つ目のステップでは、ターゲットユーザ u_t からこれまで少なくとも 1 回以上、返信を受けたことのある人物 u_i に対して、ターゲットユーザ u_t からの返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ を算出する。また同様に、ターゲットユーザ u_t からこれまで少なくとも 1 回以上、お気に入り登録を受けたことのある人物 u_i に対して、ターゲットユーザ u_t からのお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ を算出する。

次に 2 つ目のステップでは、1 つ目のステップで算出した 2 つのスコアを用いて、ターゲットユーザ u_t から人物

Step 1 返信相手とお気に入り登録相手にスコアを付与

返信相手 u_i	返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$	お気に入り相手 u_i	お気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$
A さん	0.214	D さん	0.120
B さん	0.153	E さん	0.063
C さん	0.145	A さん	0.048

Step 2 上記のデータから反応スコアを算出

インフルエンサ候補 u_i	反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$
A さん	6種類の算出法を比較検討
B さん	
E さん	



Step 3 反応スコアが閾値以上の候補をインフルエンサと推定する

インフルエンサ	反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$
A さん	閾値以上
B さん	
E さん	

図 2 ターゲットユーザ u_t の反応に基づくインフルエンサ推定

Fig. 2 Estimating influencers based on the reactions of a target user u_t .

u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出する。

最後に 3 つ目のステップでは、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ に従って人物をランキングし、そのスコアが閾値 $s_t(\epsilon)$ を超える人物をターゲットユーザ u_t の反応に基づくインフルエンサと推定する。ただし、閾値 $s_t(\epsilon)$ はターゲットユーザ u_t に依存し、パラメータ $\epsilon \in [0, 100]$ によって制御される。これは、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出しランキングした後、その最小値を 0%，最大値を 100% として、何%の地点を閾値とするかを表している。

以降 3.2 節ではターゲットユーザ u_t からの返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ およびお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ を、また 3.3 節ではターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出する手法を議論する。

3.2 返信スコアおよびお気に入りスコアの算出

本節では、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ 、およびお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ について、それぞれの算出方式を論述する。

3.2.1 返信スコアの算出方式

返信スコアは、ターゲットユーザからこれまで少なくとも 1 回以上、返信を受けたことのある人物に対して付与される。このとき、ある人物 u_i の返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ には、ターゲットユーザ u_t がこれまで行った返信のうち、その相手が人物 u_i であった割合を付与する。以下に示す式中の $C_{rep}(t \rightarrow i)$ は、人物 u_i の投稿に対して、ターゲットユーザ u_t がこれまで行った返信の数であり、 U_{rep}^t は、ターゲットユーザ u_t がこれまで少なくとも 1 回以上、返信を行ったことのある相手 u_k の集合である。

$$S_{rep}(t \rightarrow i) = \frac{C_{rep}(t \rightarrow i)}{\sum_{u_k \in U_{rep}^t} C_{rep}(t \rightarrow k)}$$

$$U_{rep}^t = \{u_k \mid \forall k, C_{rep}(t \rightarrow k) \geq 1\}$$

3.2.2 お気に入りスコアの算出方式

お気に入りスコアは、ターゲットユーザからこれまで少なくとも 1 回以上、お気に入り登録を受けたことのある人物に対して付与される。このとき、ある人物 u_i のお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ には、ターゲットユーザ u_t がこれまで行ったお気に入り登録のうち、その相手が人物 u_i であった割合を付与する。以下に示す式中の $C_{fav}(t \rightarrow i)$ は、人物 u_i の投稿に対して、ターゲットユーザ u_t がこれまで行ったお気に入り登録の数であり、 U_{fav}^t は、ターゲットユーザ u_t がこれまで少なくとも 1 回以上、お気に入り登録を行ったことのある相手 u_k の集合である。

$$S_{fav}(t \rightarrow i) = \frac{C_{fav}(t \rightarrow i)}{\sum_{u_k \in U_{fav}^t} C_{fav}(t \rightarrow k)}$$

表 1 ターゲットユーザからの反応スコアの算出方式

Table 1 Calculation methods of Reaction Score for a target user.

手法名	概要
REP	返信スコアを採択する手法
FAV	お気に入りスコアを採択する手法
RaF	2 つのスコアの積を採択する手法
RoF	2 つのスコアの大きい方を採択する手法
RaF(w)	RaF に 2 つのスコアの重みを考慮した手法
RoF(w)	RoF に 2 つのスコアの重みを考慮した手法

$$U_{fav}^t = \{u_k \mid \forall k, C_{fav}(t \rightarrow k) \geq 1\}$$

3.3 ターゲットユーザから他者への反応スコアの算出

続いて本節では、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ とお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ の 2 つから、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出する手法として、表 1 に示した 6 種類を比較検討する。手法 **REP**、手法 **FAV**、手法 **RaF**、手法 **RoF** は、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出する際に 2 つのスコア (3.2) をどのように用いるかの違いによって分類されている。また手法 **RaF(w)** と手法 **RoF(w)** はそれぞれ手法 **RaF** と手法 **RoF** を拡張したものである。以降よりその詳細を述べる。

3.3.1 返信スコアを採択する手法

この手法は、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ として、ターゲットユーザ u_t からの返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ をそのまま付与しランキングするというものであり、手法 **REP** と定義する。この手法では、ターゲットユーザがこれまで少なくとも 1 回以上、返信を行ったことのある相手のみスコアが付与され、ターゲットユーザが返信を多く行う相手がインフルエンサとして推定されやすくなる。

$$S_{rxn}(t \rightarrow i) = \begin{cases} S_{rep}(t \rightarrow i) & (u_i \in U_{rep}^t) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

3.3.2 お気に入りスコアを採択する手法

この手法は、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ として、ターゲットユーザ u_t からのお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ をそのまま付与しランキングするというものであり、手法 **FAV** と定義する。この手法では、ターゲットユーザがこれまで少なくとも 1 回以上、お気に入り登録を行ったことのある相手のみスコアが付与され、ターゲットユーザがお気に入り登録を多く行う相手がインフルエンサとして推定されやすくなる。

$$S_{rxn}(t \rightarrow i) = \begin{cases} S_{fav}(t \rightarrow i) & (u_i \in U_{fav}^t) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

3.3.3 2つのスコアの積を採択する手法

この手法は、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ として、ターゲットユーザ u_t からの反応スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ とお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ の「積」を付与しランキングするというものであり、手法 **RaF** と定義する。この手法では、ターゲットユーザがこれまで少なくとも1回以上、返信とお気に入り登録の双方を行ったことのある相手のみスコアが付与され、ターゲットユーザが返信とお気に入り登録を、どちらも多く行う相手がインフルエンサとして推定されやすくなる。

$$S_{rxn}(t \rightarrow i) = \begin{cases} S_{rep}(t \rightarrow i) \times S_{fav}(t \rightarrow i) \\ (u_i \in U_{rep}^t \text{ and } u_i \in U_{fav}^t) \\ 0 \quad (\text{otherwise}) \end{cases}$$

3.3.4 2つのスコアの大きい方を採択する手法

この手法は、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ として、ターゲットユーザ u_t からの反応スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ の標準得点 $Z_{rep}(t \rightarrow i)$ とお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ の標準得点 $Z_{fav}(t \rightarrow i)$ の「大きい方」を付与しランキングするというものであり、手法 **RoF** と定義する。この手法では、ターゲットユーザがこれまで少なくとも1回以上、返信とお気に入り登録のどちらかを行ったことのある相手のみスコアが付与され、ターゲットユーザが返信とお気に入り登録を、どちらか一方でも多く行う相手がインフルエンサとして推定されやすくなる。

$$S_{rxn}(t \rightarrow i) = \begin{cases} \max\{Z_{rep}(t \rightarrow i), Z_{fav}(t \rightarrow i)\} \\ (u_i \in U_{rep}^t \text{ or } u_i \in U_{fav}^t) \\ 0 \quad (\text{otherwise}) \end{cases}$$

ただし、標準得点 $Z_{rep}(t \rightarrow i)$ と $Z_{fav}(t \rightarrow i)$ に関しては、返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ とお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ とを統一的に大小比較するために用いている。本論文では、両者の平均 μ_{rep}^t, μ_{fav}^t 、ならびに分散 v_{rep}^t, v_{fav}^t を統一するため、該当する人物 u_i の反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ の算出時、 Z 値に変換（平均0, 分散1）してから比較する。

$$Z_{rep}(t \rightarrow i) = \frac{S_{rep}(t \rightarrow i) - \mu_{rep}^t}{v_{rep}^t}$$

$$Z_{fav}(t \rightarrow i) = \frac{S_{fav}(t \rightarrow i) - \mu_{fav}^t}{v_{fav}^t}$$

3.3.5 RaF に2つのスコアの重みを考慮した手法

この手法は、手法 **RaF** に、ターゲットユーザが返信相手とお気に入り相手のどちらを重要人物として重み付けるかという概念を加えたものであり、手法 **RaF(w)** と定義する。手法 **RaF** との違いは、返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ とお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ を乗算する際、その比率をパラメータ $w_a \in [0, 1]$ によって調節できる点である。

$$S_{rxn}(t \rightarrow i) = \begin{cases} S_{rep}(t \rightarrow i)^{w_a} \times S_{fav}(t \rightarrow i)^{1-w_a} \\ (u_i \in U_{rep}^t \text{ and } u_i \in U_{fav}^t) \\ 0 \quad (\text{otherwise}) \end{cases}$$

3.3.6 RoF に2つのスコアの重みを考慮した手法

この手法は、手法 **RoF** に、ターゲットユーザが返信相手とお気に入り相手のどちらを重要人物として重み付けるかという概念を加えたものであり、手法 **RoF(w)** と定義する。手法 **RoF** との違いは、返信スコアの標準得点 $Z_{rep}(t \rightarrow i)$ とお気に入りスコアの標準得点 $Z_{fav}(t \rightarrow i)$ を比較する際、どちらを採択しやすくするかを補正值 $z_t(w_o)$ によって調節できる点である。

$$S_{rxn}(t \rightarrow i) = \begin{cases} \max\{Z_{rep}(t \rightarrow i), \\ Z_{fav}(t \rightarrow i) + z_t(w_o)\} \\ (u_i \in U_{rep}^t \text{ or } u_i \in U_{fav}^t) \\ 0 \quad (\text{otherwise}) \end{cases}$$

ただし、補正值 $z_t(w_o)$ はターゲットユーザ u_t に依存し、パラメータ $w_o \in [0, 1]$ によって制御される。パラメータ w_o は、補正なしを0.5、負方向の補正限界値を0.0、正方向の補正限界値を1.0としたとき、いくらに制御して補正值 $z_t(w_o)$ を決定するかを表している。

4. 関心に基づくインフルエンサの推定

4.1 推定方式の概要

続いて本章では、ターゲットユーザ u_t の関心に基づくインフルエンサを推定するために、ターゲットユーザ u_t が人物 u_i に対して、どの程度関心を示しているかを表す関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出し、ランキングする。これを4つのステップから論述する（図3）。

まず1つ目のステップでは、人物 u_i の特徴が含まれる任意の文書から人物 u_i の特徴語を抽出する。また2つ目のステップでは、ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる任意の文書から頻出語を抽出する。

これに基づき3つ目のステップでは、ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる文書のなかに、人物 u_i の特徴語がどの程度出現するかに基づき、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出する。

最後に4つ目のステップでは、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ に従って人物をランキングし、そのスコアが閾値 $s_t(\delta)$ を超える人物をターゲットユーザ u_t の関心に基づくインフルエンサと推定する。ただし、閾値 $s_t(\delta)$ はターゲットユーザ u_t に依存し、パラメータ $\delta \in [0, 100]$ によって制御される。これは、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出しランキングした後、その最小値を0%, 最大値を100%として、何%の地点を閾値とするかを表している。

Step 1 相手の特徴が含まれる文書から特徴語を抽出

美容系YouTuber Fさん		プロゴルファー Gさん	
単語	TFIDF特徴量	単語	TFIDF特徴量
メイク	5.325	ドライバー	3.230
保湿	2.264	パター	1.174
クリーム	0.256	全英オープン	0.159

Step 2 ターゲットユーザの関心が含まれる文書から頻出語を抽出

単語	出現回数
メイク	15
化粧	7
⋮	

Step 3 上記のデータから関心スコアを算出

インフルエンサ候補 u_i	関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$
Fさん	15 × 5.325
Gさん	0
⋮	



Step 4 関心スコアが閾値以上の候補をインフルエンサと推定する

インフルエンサ	関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$
Fさん	閾値以上
Gさん	
⋮	

図 3 ターゲットユーザ u_t の関心に基づくインフルエンサ推定

Fig. 3 Estimating influencers based on the interests of a target user u_t .

以降 4.2 節では、ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる文書、そして人物 u_i の特徴が含まれる文書を検討し、また 4.3 節では、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出する手法を議論する。

4.2 関心・特徴が含まれる文書に関する諸検討

本節では、ターゲットユーザの関心が含まれる文書と、相手の特徴が含まれる文書を検討する。

4.2.1 ターゲットユーザの関心が含まれる文書

まず、ターゲットユーザの関心が含まれる文書としては、以下の 3 種類が考えられた。

- 1 自身が発信した SNS 投稿
- 2 SNS アカウントのプロフィールコメント
- 3 お気に入り登録を行った SNS 投稿

ターゲットユーザ自身が発信した SNS 投稿や、SNS アカウントのプロフィールコメントには、そのターゲットユーザの関心や嗜好が表現されていると考えられる。同様にターゲットユーザがお気に入り登録を行った SNS 投稿にも、自身が好意を示した文書ということで、まさにターゲットユーザの関心や嗜好が含まれているであろう。

しかし一方で、利用者によってはプロフィール欄のなかに、好きなことや趣味だけでなく、職業や年齢などの属性情報を記述したり、また投稿に関しても、単純な独り言な

表 2 ターゲットユーザからの関心スコアの算出方式

Table 2 Calculation methods of Interest Score for a target user.

手法名	概要
FW	相手のフォロワー数を用いる手法
DC	ユーザごとに関心が含まれる文書を分析する手法
DC _F	DC に相手のフォロワー数を考慮した手法

どが多かったりすることもある。さらに、コンテンツそのものではなく「投稿者への好意」からお気に入り登録を行う利用者なども存在するため、これらのケースでは、ターゲットユーザの関心が分析しづらいという問題点もある。

4.2.2 人物 u_i の特徴が含まれる文書

次に、ある人物 u_i の特徴が含まれる文書としては、以下の 3 種類が考えられた。

- 1 SNS で利用しているハンドルネーム
- 2 SNS アカウントのプロフィールコメント
- 3 自身が発信した SNS 投稿

ある人物が SNS で利用しているハンドルネームは、まさにその人物を直接表現していると考えられる。同様にその人物の SNS アカウントのプロフィールコメントや、自身が発信した SNS 投稿にも、自身がどのような人物かを表す記述が含まれているであろう。

しかし一方で、SNS 上で利用しているハンドルネームは、必ずしも正しい名前とは限らず、普段呼ばれないようなニックネームや、自虐的な名前などで登録している利用者なども存在するため、このようなケースでは、その人物の特徴が分析しづらいという問題点もある。

4.3 ターゲットユーザから他者への関心スコアの算出

続いて本節では、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出する手法として、表 2 に示した 3 種類を比較検討する。手法 **FW** はこれまでの議論とリンクしておらず、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ をシンプルに算出することを試みた手法である。手法 **DC** はこれまでの議論とリンクした手法となっており、ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる文書のなかに、人物 u_i の特徴語がどの程度出現するかに基づき、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出する。最後に手法 **DC_F** は手法 **DC** をベースとして修正を加えたものである。以降よりその詳細を述べる。

4.3.1 相手のフォロワー数を用いる手法

この手法は、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ として、人物 u_i のフォロワー数 $N_{fw}(i)$ をそのまま付与しランキングするというものであり、手法 **FW** と定義する。ある人物のフォロワー数が高いということは、社会的にその人物への関心が高いということがいえ

る。この手法では、社会的に高い関心を得ている人物であるならば、ターゲットユーザ u_t も同様に関心を持っているであろうという考えのもと、フォロワー数が多い人物がインフルエンサとして推定されやすくなる。ただし、ターゲットユーザが一定関心を示している人物らにフィルタするため、ターゲットユーザ u_t がフォローしている人物の集合 U_{fw}^t に対してのみスコアを付与し、ランキングしている。

$$S_{int}(t \rightarrow i) = \begin{cases} N_{fw}(i) & (u_i \in U_{fw}^t) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

4.3.2 ユーザごとに関心が含まれる文書を分析する手法

この手法は関心に基づくインフルエンサの推定における、著者らのコアな提案 (図 3) が反映されており、ユーザごとにその関心が含まれる文書を分析することで、単純に相手のフォロワー数を用いる手法と比較して、よりユーザに依存して相手への関心を評価できるものとなっている。なお、手法 **DC** と定義する。また前提として、ターゲットユーザの関心や相手の特徴が含まれる文書については、4.2 節で検討したなかから、任意の文書が選ばれていることとする。

この手法ではまず、TFIDF 分析によって、人物 u_i (の文書) における単語 w の特徴量 $tfidf_i(w)$ を算出する。人物 u_i における単語 w の特徴量 $tfidf_i(w)$ は、人物 u_i の特徴が含まれる文書における単語 w の出現割合 $tf_i(w)$ と、単語 w の逆文書頻度 $idf(w)$ の積から算出される。

$$tfidf_i(w) = tf_i(w) \times idf(w)$$

人物 u_i の特徴が含まれる文書における単語 w の出現割合 $tf_i(w)$ は、人物 u_i の特徴が含まれる文書内のすべての単語集合 W_i のうち、単語 w が占める割合を示している。ただし以下の式中の N_{i,w_k} は、人物 u_i の特徴が含まれる文書における単語 w_k の出現回数を表す。

$$tf_i(w) = \frac{N_{i,w}}{\sum_{w_k \in W_i} N_{i,w_k}}$$

単語 w の逆文書頻度 $idf(w)$ は、すべての人物における文書集合 D のうち、単語 w を含む文書が占める割合の逆数を示している。ただし以下の式中の $df(w)$ は、単語 w が含まれる文書数を表す。

$$idf(w) = \log_2 \frac{|D|}{df(w)}$$

続いて、ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる文書内のすべての単語集合 W_t のなかに、人物 u_i における任意の特徴量を持った単語 w がどの程度含まれているかに基づいて、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出する。ただし以下の式中の $c_t(w)$ は、

ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる文書における単語 w の出現回数を表す。

$$S_{int}(t \rightarrow i) = \begin{cases} \sum_{w \in W_t} tfidf_i(w) \times c_t(w) & (u_i \in U_{fw}^t) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

4.3.3 DC に相手のフォロワー数を考慮した手法

この手法は、元々の手法 **FW** の考え方である、社会的に高い関心を得ている人物であるならば、ターゲットユーザ u_t も同様に関心を持っているであろうという考えを残しつつ、ユーザごとにその人物への関心を分析する手法であり、手法 **DC_F** と定義する。この手法では、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ として、手法 **DC** における算出式に、人物 u_i のフォロワー数 $N_{fw}(i)$ を乗算している。ただし以下の式中の $\alpha \in [0, 1]$ は、関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ におけるフォロワー数 $N_{fw}(i)$ の寄与率を示している。

$$S_{int}(t \rightarrow i) = \begin{cases} N_{fw}(i)^\alpha \times \sum_{w \in W_t} tfidf_i(w) \times c_t(w) & (u_i \in U_{fw}^t) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

5. 評価実験の概要

本章では、ユーザの反応に基づくインフルエンサの推定手法と関心に基づくインフルエンサの推定手法に関する実験概要を述べる。

5.1 取得データ

本論文では、Twitter データを用いてインフルエンサの推定手法を評価する。本実験には、被験者として日常的に Twitter を利用している 7 名に協力してもらった。

反応に基づくインフルエンサの推定では、個々の被験者の Twitter 内での返信データとお気に入り登録データを要する。一方関心に基づくインフルエンサ推定では、被験者の Twitter 内でのフォローデータと 4.2 節で議論した、被験者の関心を含む文書と相手 (フォローユーザ) の特徴を含む文書を要する。これらのデータに関して 2019 年 7 月 3 日から 4 日にかけて、Twitter API を用いて取得した。表 3 には被験者の返信相手、お気に入り登録相手、フォロー相手の平均人数を示した。また表 4 には被験者の返信やお気に入り登録に関する平均頻度を示した。さらに表 5 と表 6 はそれぞれ、被験者の関心が含まれる文書とフォローユーザの特徴が含まれる文書についての取得データ数である。

5.2 インフルエンサの正解データと評価尺度

本実験では各被験者から、事前に Twitter 内で影響を受

表 3 被験者のインフルエンサ候補の人数

Table 3 Mean number of influencer candidates for subject persons.

	平均人数	標準偏差
返信相手	31.429	18.446
お気に入り登録相手	273.714	171.736
フォロー相手	188.286	84.770

表 4 被験者の返信の比率とお気に入り登録の頻度

Table 4 Mean rate of reply and mean frequency of favorite-registration for subject persons.

	平均	標準偏差
返信数/すべての投稿数	0.409	0.216
お気に入り登録数/日	2.508	3.502

表 5 被験者 7 名に関する取得データ

Table 5 Statistics about extracted data for the 7 subject persons.

	平均文書数	標準偏差
ツイート	1,763.429	546.530
お気に入り登録ツイート	1,084.571	606.455
プロフィールコメント	1.000	0.000
	平均単語数	標準偏差
ツイート	4,069.143	1,536.651
お気に入り登録ツイート	3,616.143	2,108.413
プロフィールコメント	5.714	5.573

表 6 被験者のフォロー相手に関する取得データ

Table 6 Statistics about extracted data for persons followed by the 7 subject persons.

	平均文書数	標準偏差
ツイート	1,744.736	6,571.104
ハンドルネーム	1.000	0.000
プロフィールコメント	1.000	0.000
	平均単語数	標準偏差
ツイート	6,768.659	4,538.493
ハンドルネーム	1.480	1.290
プロフィールコメント	7.280	6.111

けている人物を 10 名あげてもらい、これを正解データとした。ただし本来インフルエンサは必ずしも 10 名存在するわけではない。しかしながら、影響を受けているかどうかを、被験者個人の主観で評価させてしまうと、それぞれ異なった定義でインフルエンサが選定されてしまう。そこで本実験では、被験者には影響を受けている相手のランキングのみを考えてもらい、インフルエンサの線引きは被験者にはさせず、すべての被験者において、そのトップ 10 をインフルエンサとすることで、被験者ごとのインフルエンサの定義のばらつきをなくし、正解データを標準化させている。

また本論文では、任意の手法におけるインフルエンサの

推定性能として、正解データとの再現率、適合率、またそれらの F 値を用いた。ただし、手法内でいくつかのパラメータ値を設定する必要がある場合は、被験者ごとにすべての値の組合せで性能評価を行い、そこで得られた最高 F 値を、その手法の理論限界値として本論文では議論している。

5.3 反応に基づくインフルエンサ推定における実験内容

反応に基づくインフルエンサに関しては 6 章でその推定性能を評価する。6.1 節では手法 REP, 手法 FAV, 手法 RaF, 手法 RoF の 4 種類についてインフルエンサの推定性能を比較実験する。6.2 節では手法 RaF(w) と手法 RoF(w) に関して、その推定性能の改善効果を評価する。

5.4 関心に基づくインフルエンサ推定における実験内容

関心に基づくインフルエンサに関しては 7 章でその推定性能を評価する。7.1 節では手法 FW, 手法 DC, 手法 DC_F についてインフルエンサの推定性能を比較実験する。7.2 節では手法 DC, 手法 DC_F のなかで用いられる、ターゲットユーザの関心が含まれる文書や相手の特徴が含まれる文書の違いによって、インフルエンサの推定性能がどのように変化するのかについて議論する。最後に 7.3 節では、反応に基づいて推定されたインフルエンサとの違いやその相互作用について議論する。

6. 反応に基づくインフルエンサの推定性能

本章では反応に基づくインフルエンサの推定性能に関する評価を行う。

6.1 REP・FAV・RaF・RoF に関する実験

まず本節では、4 種類の手法 (REP, FAV, RaF, RoF) におけるインフルエンサの推定性能を比較する。

図 4 は、各手法を用いて被験者 7 名のインフルエンサを推定したときの F 値をプロットしたものである。また図 5 と表 7 には、各手法の平均 F 値 (エラーバーは標準誤差) を示した。この結果から各手法の理論限界値 (F 値) の傾向として、手法 FAV と手法 RoF が、手法 REP と手法 RaF よりも優れていることが分かる。また表 7 の標準偏差や図 5 の標準誤差に着目しても、手法 FAV と手法 RoF の方が、手法 REP と手法 RaF と比較して、被験者によるインフルエンサの推定性能のばらつきが少ない (ロバスト性が高い) ことも分かる。

この結果に関して、有意差検定を行った。表 8 は、各手法における平均 F 値には差がないという帰無仮説を立て、一元配置分散分析を行った結果である。この結果から、有意水準 5% で検定したとき、統計量 F に基づく p 値が 0.05 より高いため、帰無仮説は棄却されず、手法による平均 F 値に有意差があると断定することまではできなかった。

そこで次に、インフルエンサのヒット数で 4 種類の手法

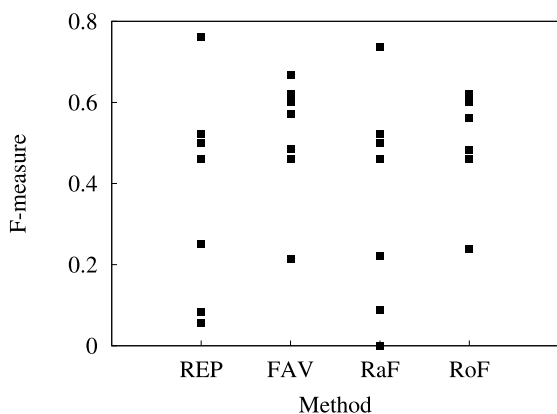
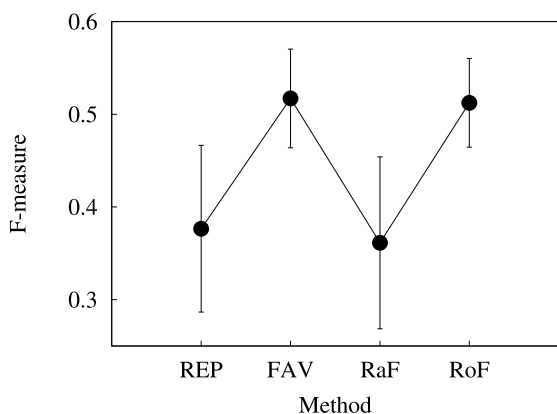


図 4 各手法の被験者ごとの F 値

Fig. 4 F-measure of the 4 methods for each subject person.

図 5 各手法の平均 F 値 ($N = 7$)Fig. 5 Mean F-measure of the 4 methods ($N = 7$).表 7 各手法の平均 F 値 ($N = 7$)Table 7 Mean F-measure of the 4 methods ($N = 7$).

手法	閾値	平均 F 値	標準偏差
REP	11.000	0.377	0.257
FAV	12.714	0.517	0.152
RaF	1.857	0.361	0.265
RoF	12.857	0.512	0.137

(閾値は 3.1 節の上位 $\epsilon\%$ を表す)

表 8 各手法の平均 F 値に対する分散分析

Table 8 Analysis of variance about the mean F-measure of the 4 methods.

	自由度	平方和	平均平方	統計量 F	p 値
手法間	3	0.150	0.050	1.120	0.360
手法内	24	1.068	0.045		

を比較した。図 6 は、各手法を用いて被験者 7 名のインフルエンサを推定したときのインフルエンサヒット数をプロットしたものである。また図 7 と表 9 には、各手法の平均インフルエンサヒット数（エラーバーは標準誤差）を示した。ただしここでは表 7 の F 値が得られたときのインフルエンサヒット数が評価されている。この結果からも傾向としてだけ見ると、F 値で評価したときと同様、手

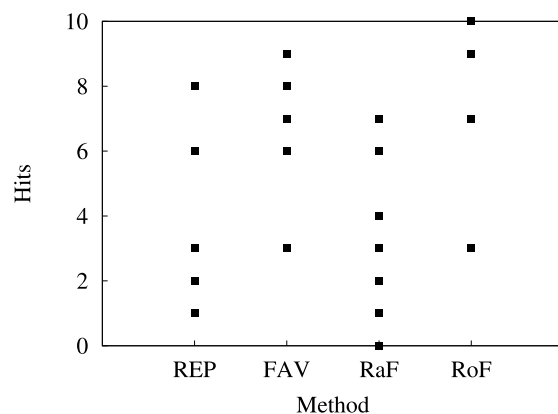
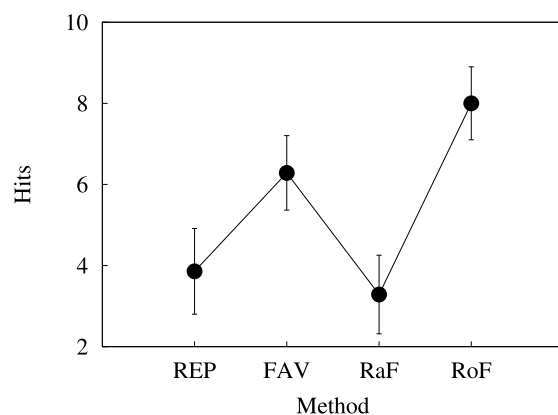


図 6 各手法の被験者ごとのインフルエンサヒット数

Fig. 6 The number of hits of the 4 methods for each subject person.

図 7 各手法の平均インフルエンサヒット数 ($N = 7$)Fig. 7 Mean number of influencer-hits of the 4 methods ($N = 7$).表 9 各手法の平均インフルエンサヒット数 ($N = 7$)Table 9 Mean number of influencer-hits of the 4 methods ($N = 7$).

手法	閾値	平均ヒット数	標準偏差
REP	11.000	3.857	2.795
FAV	12.714	6.286	2.430
RaF	1.857	3.286	2.563
RoF	12.857	8.000	2.380

(閾値は 3.1 節の上位 $\epsilon\%$ を表す)

法 FAV と手法 RoF の平均インフルエンサヒット数が、手法 REP と手法 RaF よりも多いことが分かる。インフルエンサを最も多くヒットさせた手法 RoF と最もヒットさせられなかった手法 RaF のインフルエンサヒット数の差は 4.714 (人) であることも分かる。

この結果に関しても同様に、有意差検定を行った。表 10 は、各手法における平均インフルエンサヒットには差がないという帰無仮説を立て、一元配置分散分析を行った結果である。この結果から、有意水準 1% で検定したとき、統計量 F に基づく p 値が 0.01 より低いため、帰無仮説は棄却され、手法による平均インフルエンサヒット数には有意

表 10 各手法の平均インフルエンサヒット数に対する分散分析
Table 10 Analysis of variance about the mean number of influencer-hits of the 4 methods.

	自由度	平方和	平均平方	統計量 F	p 値
手法間	3	100.7	33.57	5.174	0.007 **
手法内	24	155.7	6.49		

** $p < 0.01$

表 11 平均インフルエンサヒット数における多重比較
Table 11 Multiple comparison about the mean number of influencer-hits.

比較手法		Diff	Lwr	Upr	統計量 t	p 値
RaF	FAV	-3.000	-6.753	0.753	-2.203	0.151
REP	FAV	-2.429	-6.181	1.324	-1.784	0.305
RoF	FAV	1.714	-2.038	5.467	1.259	0.597
REP	RaF	0.571	-3.181	4.324	0.420	0.975
RoF	RaF	4.714	0.962	8.467	3.463	0.010 *
RoF	REP	4.143	0.390	7.896	3.043	0.027 *

* $p < 0.05$

差があることが認められた。

この結果を受け、続いてはどの手法間に有意差があるかを多重比較によって分析した。表 11 は各手法における平均インフルエンサヒット数には差がないという帰無仮説を立て、チューキー・クレーマー検定を行った結果である。表 11 の Diff (3 列目) は、比較する 2 つの手法における平均インフルエンサヒット数の差を表している。また Lwr (4 列目) と Upr (5 列目) はそれぞれ、その差の 95%信頼区間における、下側信頼限界と上側信頼限界を表している。

この結果から、有意水準 5% で検定したとき、手法 **RoF** と手法 **RaF** のペア、また手法 **RoF** と手法 **REP** のペアの 2 つのペアに関してのみ、平均インフルエンサヒット数に有意差があることが認められた。そして平均インフルエンサのヒット数では、最も良い (ヒット数が多い) 手法として手法 **RoF**、次に手法 **FAV**、最後に手法 **REP** と手法 **RaF** という、3 つにクラス分類されることも分析できた。

ここまでの結果を解釈すると、SNS において被験者から、返信とお気に入り登録の双方ともよく行われる相手をインフルエンサとして推定する手法 (**RaF**) は、直感的にインフルエンサの条件が適切に揃っているようにもうかがえるが、数値実験的には、条件を厳しくしすぎてしまっているためか、被験者のインフルエンサを十分にヒットさせることができなかった。また被験者からの返信相手のランキングやお気に入り登録相手のランキングについて、それぞれの上位をそのままインフルエンサとして推定する手法 (**REP**, **FAV**) は、直感的に単純すぎるようにもうかがえるが、手法 **FAV** に関してのみ比較的高い F 値が得られた。

最後に平均インフルエンサヒット数から見ると、統計的な有意差で手法 **RoF** が最も優れていた。返信相手のランキングとお気に入り登録相手のランキングの、どちらかの

表 12 手法 **RaF(w)** と手法 **RoF(w)** の改善効果
Table 12 Improvement effects of **RaF(w)** and **RoF(w)**.

比較手法		平均の差	自由度	統計量 t	p 値
RaF(w)	RaF	0.025	6	1.397	0.106
RoF(w)	RoF	0.060	6	2.885	0.014 *

* $p < 0.05$

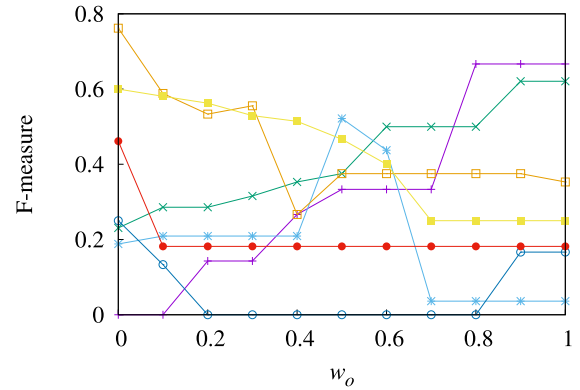


図 8 各被験者の F 値におけるパラメータ w_o の依存性 ($N = 7$)
Fig. 8 Effects of parameter w_o on F-measure for each subject person ($N = 7$).

上位に含まれている人物であるならば、被験者のインフルエンサであるという傾向は直感的にも一致し、定量的にも証明された。

6.2 **RaF(w)**・**RoF(w)** に関する実験

次に本節では、手法 **RaF(w)** と手法 **RoF(w)** に関して、2 つのスコアの重みを考慮することによる推定性能の改善効果について議論する。

表 12 の 1 行目は、手法 **RaF** の平均 F 値は手法 **RaF(w)** の平均 F 値よりも高いという帰無仮説を立て、片側 t 検定を行った結果である。また 2 行目は同様の検定を手法 **RoF** と手法 **RoF(w)** の間で行った結果である。この結果からは、どちらの平均 F 値も改善はされているが、有意水準 5% で検定したとき、2 つのスコアの重みを考慮することによって平均 F 値が有意に高い (改善された) ことが認められたのは手法 **RoF(w)** のみであった。

つまり 6.1 節の議論の段階では、被験者からの返信相手のランキングやお気に入り登録相手のランキングの、それぞれの上位を組み合わせるインフルエンサとする手法 (**RoF**) が最も優れていたが、その拡張として、返信相手とお気に入り登録相手のどちら側から、よりインフルエンサを採択されやすくするかを調整する重み w_o をパラメータとして取り入れることで、手法 **RoF(w)** は手法 **RoF** よりも統計的に有意に正確なインフルエンサを推定できることが明らかになった。

一方課題として残ったのは、パラメータの推定法である。図 8 は横軸にパラメータ w_o および縦軸に F 値をとり、各被験者のインフルエンサの推定性能について、パラメータ

w_o の依存性を示したものである。 $w_o = 0.0$ に近づくほど返信相手のランキングの上位から、一方 $w_o = 1.0$ に近づくほどお気に入り登録の相手のランキングの上位からインフルエンサを採択されやすく調整していることを意味する (3.3.6 項)。

この図からも分かるように、パラメータ w_o は被験者に共通した値ではなく、被験者ごとに最適値が決まっている。この最適化を目指し、今後より深い被験者の行動ログの分析を検討している。たとえばお気に入り登録を乱発するユーザとそうでないユーザとでは、お気に入り登録 1 回あたりの重要度が異なるはずである。この場合直感では、前者のユーザは、本当にその投稿に（相手に）影響されて、お気に入り登録を行ったかどうか曖昧であるため、お気に入り登録相手のランキングはそこまで重視すべきでない（ w_o は 1.0 に近づけるべきではない）とも推定できる。このように返信やお気に入り登録を行う回数だけでなく、その行動の特徴も被験者ごとに見極めることで、パラメータ w_o を推定する可能性について、今後は深く議論していく。

7. 関心に基づくインフルエンサの推定性能

本章では関心に基づくインフルエンサの推定性能に関する評価を行う。

7.1 FW・DC・DC_Fに関する実験

まず本節では、3 種類の手法（FW, DC, DC_F）におけるインフルエンサの推定性能を比較する。

表 13 には、各手法を用いて被験者 7 名のインフルエンサを推定したときの平均 F 値が示されている。ただし手法 DC と手法 DC_F に関しては、各手法内でターゲットユーザの関心が含まれる文書と相手の特徴が含まれる文書が必要になる（図 3）。これについて本節の実験では、被験者ごとに最も推定性能が高くなるような文書を予備実験で見つけ、その文書の分析から得られたインフルエンサに対して F 値を算出している。

この結果から各手法の理論限界値（F 値）の傾向として、手法 DC と手法 DC_F が、手法 FW よりも優れていることが分かる。手法 FW は、フォロー相手に候補を絞っているものの、相手のフォロワー数のランキングのみからインフルエンサを推定するという単純なものであり、十分な推定性能が得られていないという点は直感と一致している。

この結果に関して、有意差検定を行った。表 14 は、各手法における平均 F 値には差がないという帰無仮説を立て、一元配置分散分析を行った結果である。この結果から、有意水準 0.1% で検定したとき、統計量 F に基づく p 値が 0.001 より低いため、帰無仮説は棄却され、手法による平均 F 値には有意差があることが認められた。

この結果を受け、続いてはどの手法間に有意差があるかを多重比較によって分析した。表 15 は各手法における平

表 13 各手法の平均 F 値 ($N = 7$)

Table 13 Mean F-measure of the 3 methods ($N = 7$).

手法	閾値	平均 F 値	標準偏差
FW	14.286	0.166	0.056
DC	29.000	0.309	0.108
DC _F	18.143	0.372	0.087

(閾値は 4.1 節の上位 8% を表す)

表 14 各手法の平均 F 値に対する分散分析

Table 14 Analysis of variance about the mean F-measure of the 3 methods.

	自由度	平方和	平均平方	統計量 F	p 値
手法間	2	0.156	0.078	10.46	≈ 0 ***
手法内	16	0.134	0.007		

*** $p < 0.001$

表 15 平均 F 値における多重比較

Table 15 Multiple comparison about the mean F-measure.

比較手法	Diff	Lwr	Upr	統計量 t	p 値
DC _F DC	0.063	-0.055	0.181	1.365	0.379
FW DC	-0.143	-0.261	-0.025	-3.098	0.016 *
FW DC _F	-0.206	-0.324	-0.066	-4.464	≈ 0 ***

* $p < 0.05$

*** $p < 0.001$

均 F 値には差がないという帰無仮説を立て、チューキー・クレーマー検定を行った結果である。表 15 の Diff (3 列目) は、比較する 2 つの手法における平均 F 値の差を表している。また Lwr (4 列目) と Upr (5 列目) はそれぞれ、その差の 95% 信頼区間における、下側信頼限界と上側信頼限界を表している。

この結果から、手法 FW と手法 DC との平均 F 値には有意水準 5% で、また手法 FW と手法 DC_F との平均 F 値には有意水準 0.1% で有意差が認められた。そして優れた F 値が期待できる手法として手法 DC と手法 DC_F、逆に F 値が劣る手法として手法 FW という 2 つにクラス分類されることも分析できた。

7.2 関心・特徴が含まれる文書に関する実験

次に本節では、手法 DC と手法 DC_F において、ターゲットユーザの関心が含まれる文書や相手の特徴が含まれる文書として、どの文書を分析するかの違いによる、その推定性能の変化を比較実験する。具体的には、これらについて 4.2 節で検討した文書を候補とする。

まず表 16 と表 17 を説明する。各表のセルの値は異なる意味を持つが、行と列は同一の見方ができる。列は、ターゲットユーザの関心が含まれる文書としてどの文書を採択するかに基づいて分類されている。T が含まれる手法は、ターゲットユーザの関心が含まれる文書として、ターゲットユーザのツイートを用いる手法である。また C が含ま

表 16 分析する文書の違いによる関心に基づくインフルエンサ推定に関する評価 (F 値)

Table 16 Effects of analyzed documents on the performance (F-measure) of influencer estimation based on interests.

	T	TC	TF	TCF	C	CF	F	平均
N	0.239	0.239	0.229	0.229	0.124	0.213	0.214	0.212
NC	0.278	0.277	0.302	0.302	0.199	0.322	0.318	0.285
NT	0.296	0.300	0.317	0.317	0.239	0.324	0.324	0.302
NCT	0.286	0.288	0.316	0.316	0.232	0.324	0.323	0.298
C	0.272	0.272	0.307	0.307	0.196	0.323	0.318	0.285
CT	0.284	0.287	0.318	0.318	0.232	0.329	0.326	0.299
T	0.287	0.290	0.315	0.315	0.239	0.329	0.326	0.300
平均	0.278	0.279	0.301	0.301	0.209	0.309	0.307	

表 17 分析する文書の違いによる関心に基づくインフルエンサ推定に関する評価 (p 値)

Table 17 Effects of analyzed documents on the performance (p value) of influencer estimation based on interests.

	T	TC	TF	TCF	C	CF	F
N	0.139	0.139	0.139	0.139	0.927	0.136	0.136
NC	0.113	0.113	0.041 *	0.041 *	0.790	0.019 *	0.019 *
NT	0.090	0.093	0.058	0.058	0.820	0.049 *	0.049 *
NCT	0.119	0.120	0.058	0.058	0.808	0.049 *	0.049 *
C	0.040 *	0.040 *	0.013 *	0.013 *	0.802	0.014 *	0.014 *
CT	0.119	0.120	0.058	0.058	0.808	0.049 *	0.049 *
T	0.113	0.114	0.058	0.629	0.820	0.049 *	0.049 *

* $p < 0.05$

れる手法は、ターゲットユーザの関心が含まれる文書として、ターゲットユーザの SNS のプロフィールコメントを用いる手法である。最後に **F** が含まれる手法は、ターゲットユーザの関心が含まれる文書として、ターゲットユーザがお気に入り登録を行ったツイートを用いる手法である。

一方、行は、ある人物の特徴語を、どの文書から抽出するかに基づいて分類されている。**N** が含まれる手法は、人物の特徴語を抽出するための文書として、その人物の SNS のハンドルネームを用いる手法である。また **C** が含まれる手法は、人物の特徴語を抽出するための文書として、その人物の SNS のプロフィールコメントを用いる手法である。最後に、**T** が含まれる手法は、人物の特徴語を抽出するための文書として、その人物のツイートをを用いる手法である。

表 16 のセルの値は、その組合せの文書を手法 **DC_F** に適用し、被験者のインフルエンサを推定したときの F 値を示している。また表 17 のセルの値は、その組合せの文書を手法 **DC_F** に適用し推定された関心に基づくインフルエンサおよび手法 **RoF(w)** で推定された反応に基づくインフルエンサの 2 つを結合した 1 つのインフルエンサに対する平均 F 値と、手法 **RoF(w)** 単独での平均 F 値との間で、片側 t 検定を行ったときの p 値を示している。すなわち、 p 値が低ければ低いほど、その文書の組合せから関心に基づくインフルエンサを推定することは、反応に基づくインフルエンサと結合したときに、反応のみで推定する場合の

平均 F 値を改善する効果のある手法であることがいえる。

この結果から分かることとして、まず表 17 の行に着目すると、**NC** と **C** の行で、有意差が認められるセルが多く存在する。一方表 17 の列に着目すると、**CF**、**F** の列で、有意差が認められるセルが多く存在する。そして行が **C** で列が **TF** のペア、また行が **C** で列が **TCF** のペアの 2 つのペアが、最も p 値が低いときの文書の組合せであった。すなわち、反応のみでインフルエンサを推定する手法（手法 **RoF(w)**）の平均 F 値を改善できるように、関心に基づいてインフルエンサを推定するならば、まず相手の特徴語を、相手のプロフィールコメントから抽出し、そしてその相手の特徴語が、ターゲットユーザのツイートとお気に入りツイートの中で（そこにターゲットユーザのプロフィールコメントを加えても可）、いくら出現するかに基づいて関心スコアを算出する手法が優れていることが明らかになった。

7.3 反応に基づくインフルエンサとの相互作用

最後に本節では、反応と関心の 2 つに基づいて推定されるインフルエンサの相互作用について議論する。

図 9 には各被験者ごとに、3 種類のインフルエンサの集合に対するその F 値が示されている。また図 10 には、その F 値が得られたときのインフルエンサヒット数が示されている。1 種類目は、手法 **RoF(w)** を用いて推定された反応に基づくインフルエンサの集合 I_r である。2 種類は、手

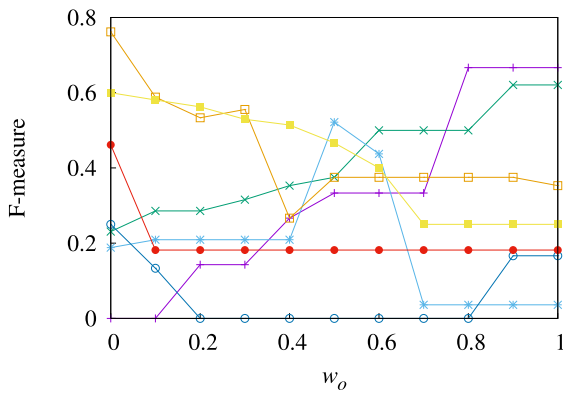


図 9 反応と関心に基づいて推定されたインフルエンサの F 値

Fig. 9 F-measure of influencer estimation based on reactions and interests.

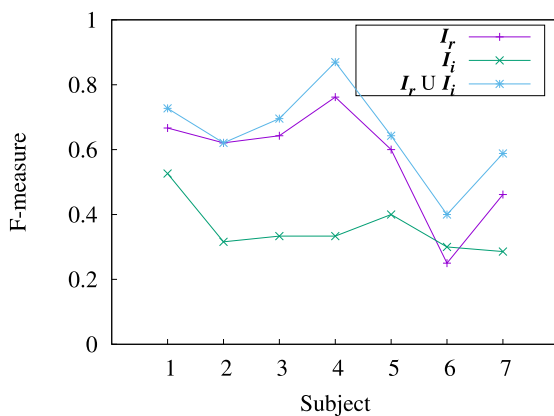


図 10 反応と関心に基づいて推定されたインフルエンサのヒット数

Fig. 10 The number of hits of influencer estimation based on reactions and interests.

表 18 反応と関心に基づくインフルエンサの相互作用

Table 18 Mutual effects between reaction-based and interest-based influencer estimations.

	平均 F 値	平均ヒット数
I_r	0.572	6.714
I_i	0.356	2.571
$I_r \cup I_i$	0.649	7.714
$I_r \setminus I_i$	—	5.143
$I_i \setminus I_r$	—	1.000

法 DC_F を用いて（被験者ごとに適切な文書の組合せを採択）推定された関心に基づくインフルエンサ集合 I_i である。3 種類目は、それらの和集合で表現されるインフルエンサの集合 $I_r \cup I_i$ である。加えて、表 18 にそれらの平均値をまとめた。

本実験のデータからは結果として、ユーザの反応のみに着目するだけでは推定できなかったインフルエンサ ($I_i \setminus I_r$) を約 1 名、関心にも着目することで補うことができた。逆にユーザの関心のみ着目するだけでは推定できなかったインフルエンサ ($I_r \setminus I_i$) を約 5 名、反応にも着目することで補うことができた。最終的にそれら 2 つのインフルエンサ

を組み合わせることで平均 F 値が向上した。

この理由を考察すると、まず本論文では、インフルエンサ推定の個人化をタスクとし、1.2.2 項でも述べたように、あるユーザのインフルエンサとして、芸能人のような社会的に影響を与える人物だけでなく、そのユーザの身近な人物も推定しようとしている。こういったなか、ユーザによっては、芸能人のことは自身の投稿内で露骨に好意をアピールする（関心を示す）のに対し、身近な人物に対してはなかなかできないといったことや、逆に身近な人物とは返信のやりとりを頻繁に行う（反応を示す）のに対し、芸能人とはなかなかできないといったことがあっても不思議ではない。

したがって、ある人物のタイプによっては、ユーザがその人物から影響を受けていることがうかがえる行動が、ユーザの反応のみに表れたり、関心のみに表れたりすることが起こりうる。こういったことから、インフルエンサ推定の個人化のためには、反応と関心の 2 つの側面からユーザを分析することが有用であることがうかがえる。

8. 本研究に関する定性的評価

8.1 推定されたインフルエンサの評価

本節では、SNS における他者への反応や関心に基づいて推定されたインフルエンサが、従来定義に基づくインフルエンサと比較し、どのような違いがあったかを考察する。まず以下に示す 4 タイプの人物を取得し、図 11、図 12、図 13 にプロットした。各グラフの横軸は人物 u_i が単位ツイートあたりに受け取ったお気に入り登録数 $rate_{fav}^i$ (の対数)、縦軸は人物 u_i が単位ツイートあたりに受け取った返信数 $rate_{rep}^i$ (の対数) を示している。

- **Social** 従来定義に近い社会的なインフルエンサ
- **Corr** 本論文での定義に基づく正解データ
- **Rxn** 反応に基づくインフルエンサ
- **Int** 関心に基づくインフルエンサ

まず、Social に該当する人物数は 70 名である。ここではまず、ある被験者がフォローしている人物群のなかから「単位ツイートあたりに受け取ったお気に入り登録数」の上位 5 名と「単位ツイートあたりに受け取った返信数」の上位 5 名、合計 10 名を抽出する。そして、これを被験者 7 名分抽出し、合計 70 名の人物を Social としてプロットした。このように、他者から受け取る反応（返信・お気に入り登録）の多さに基づき人物を選定する手法は [7], [8], [9] と類似したインフルエンサ推定のアプローチともいえる。そのため、Social には従来定義に近いインフルエンサ（著名人などの社会的なインフルエンサ）が多く含まれており、図中の右上に分布が集中する傾向にあった（図 11）。

次に、Corr に該当する人物数は 70 名である。ここでは、被験者 7 名が自身のインフルエンサとして選定した 10 名、すなわち正解データが示されている。5.2 節でも議論した

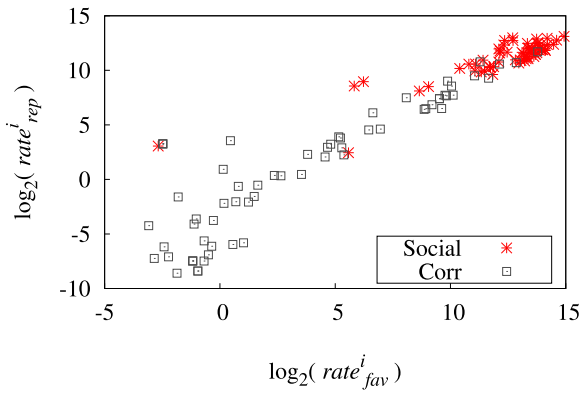


図 11 従来定義に近いインフルエンサ推定の網羅性

Fig. 11 Exhaustiveness of an influencer estimation based on a previous definition.

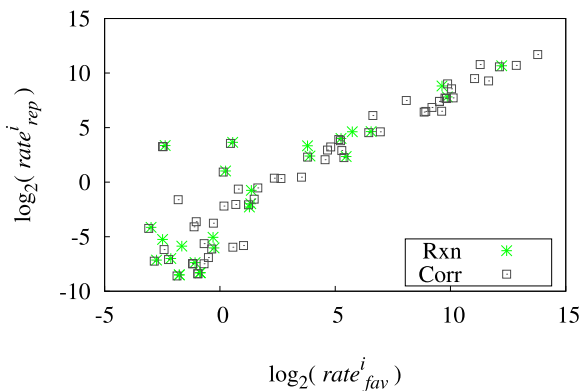


図 12 反応に基づくインフルエンサ推定の網羅性

Fig. 12 Exhaustiveness of the influencer estimation based on reactions.

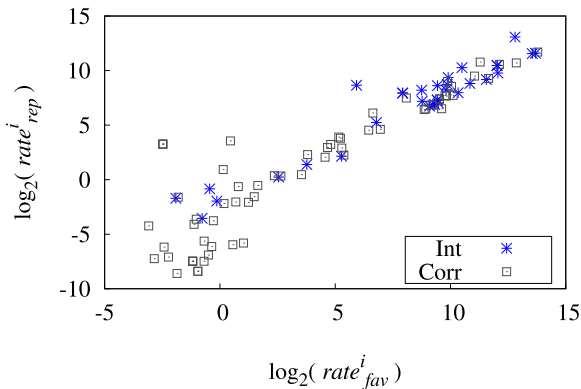


図 13 関心に基づくインフルエンサ推定の網羅性

Fig. 13 Exhaustiveness of the influencer estimation based on interests.

が、正解データを被験者ごとに生成する際、周囲への影響力が大きい人物ではなく、被験者自身が影響を受けている人物を選定してもらっている。つまりこの正解データには、必ずしも社会的なインフルエンサばかりではなく、その被験者の友人と思われる人物なども含まれているはずである。したがって図 11 から分かるように、Corr は図中の左下から右上まで一様に分布しており、従来定義に近い

インフルエンサ (Social) を推定しても、本論文での正解データを容易には網羅できないことが読み取れる。

そして、Rxn と Int に該当する人物数はそれぞれ 35 名である。Rxn に関しては、7 名の被験者に対して、手法 **RoF(w)** を適用し、反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ の上位 5 名を抽出することで、合計 35 名の人物をプロットした (図 12)。被験者が返信やお気に入り登録を行う相手群の傾向としては、友人などの身近な人物が多く含まれている印象であった。そのため、反応に基づいて推定されたインフルエンサ (Rxn) は、正解データのなかで個人的なインフルエンサに近い方の人物 (友人など) をカバーしている傾向が読み取れる (図 12)。

最後に、Int に関しても同様に、7 名の被験者に対して、手法 **DC_F** を適用し、関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ の上位 5 名を抽出することで、合計 35 名の人物をプロットした (図 13)。被験者の関心が含まれる文書から得られた頻出単語群の傾向としては、著名アカウント (ショップ・スマホゲーム) に関するような単語が多く含まれている印象であった。そのため、関心に基づいて推定されたインフルエンサ (Int) は、正解データのなかで社会的なインフルエンサ (Social) に近い方の人物 (著名人など) をカバーしている傾向が読み取れる (図 13)。

8.2 本手法が適用しうるユーザー層

本実験に協力してもらった被験者 7 名のうち、男性は 6 名、女性は 1 名であった。また被験者 7 名の平均年齢は 24.7 歳、標準偏差 1.25 であった。すなわち、被験者の大多数が 20 代の男性であり、被験者の属性には偏りが見られた。本手法のようにターゲットユーザが誰に反応を示したか、また誰に関心を示したかに基づいたインフルエンサの推定アプローチにおいて、そのターゲットユーザの属性によって変化させなければならないパラメータがあるという着想には、現状では至っていない。そのため著者らは、本実験における被験者の偏りについては、本手法でのインフルエンサ推定の性能に大きく影響するような要因ではないと推察している。他方、本手法でのインフルエンサ推定の性能に大きく影響するであろう、すなわち本手法の適用が難しいであろう被験者の特徴としては、たとえば以下の 2 つがあげられる。

1 つ目は、自身のこれまでの投稿数や反応数が極端に少ない被験者である。たとえばその被験者の総返信数が 1 回であった場合、その返信相手への返信スコアは 1.0 (1/1) になる。これでは、この返信スコアの信頼性が十分であるとはいえず、インフルエンサの推定性能における偽陰性率 (インフルエンサでないにもかかわらずインフルエンサと推定されてしまう誤認識率) が高まってしまう。2 つ目は、反応相手が特定の人物に定まっていない被験者である。たとえばその被験者の総返信数が 10 回であり、その 10 回す

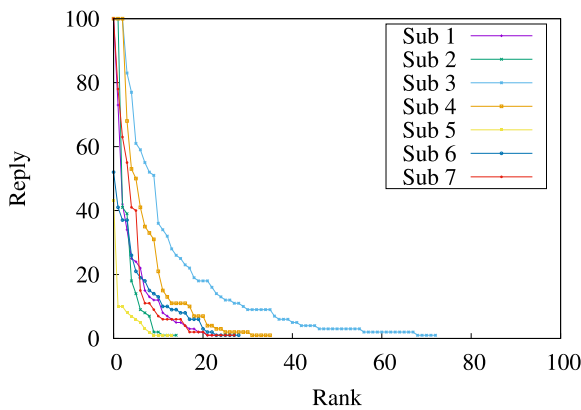


図 14 各被験者が返信した相手とその返信回数の関係

Fig. 14 Relationship between reply-to persons and the number of replies for each subject person.

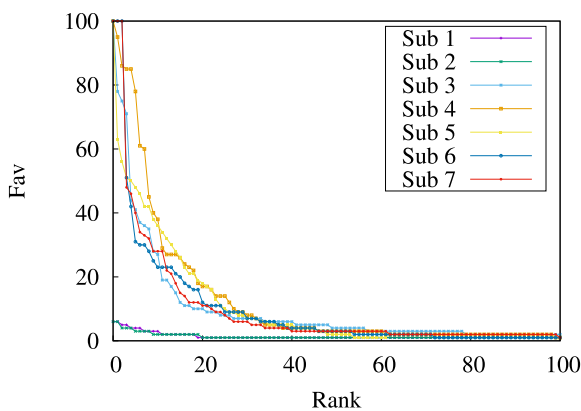


図 15 各被験者がお気に入り登録した相手とその登録回数の関係

Fig. 15 Relationship between favorite-registered persons and the number of registrations for each subject person.

べてが異なる人物への返信であった場合、誰をインフルエンサーとして意識しているかを特定することが、このデータからだけでは困難になる。

これらを防ぐための対策としては、たとえば、各種スコアに対する信頼区間を加味することや、仮に複数の反応相手への反応回数が横並びであった場合でも「 N 回以上反応していること」といった追加条件を考慮することなどが考えられた。しかしながら本手法の推定モデルにこれらを加味しなかったのは、最終的な目標である SNS を利用した推薦サービス (図 1) に向けて、実験対象を日常的に利用している被験者に限定していたためである。本実験での被験者が、上記の 2 つのケースに該当するようなユーザではないということについては、図 14 と図 15、また表 19 から読み取れる。

表 19 は、各利用者の Twitter 利用期間 (日)、総投稿数、総返信数、総お気に入り登録数を示している。総投稿数については、データ取得日からさかのぼり最大 2,000 件を超えない程度を目安に取得した。ただし被験者 5 は、過去のツイートが 2,000 件に満たなかったため、400 程度の投稿数のみの取得になっている。期間については、その 2,000

表 19 各被験者の Twitter 利用状況

Table 19 Status of usage of Twitter for each subject person.

Sub	期間 (日)	投稿数	返信数	お気に入り数
1	2,094	1,960	459	149
2	1,279	1,998	512	194
3	699	1,990	1,508	1,497
4	489	1,987	950	1,620
5	916	425	99	1,054
6	654	1,992	378	1,406
7	937	1,992	610	1,672

件の投稿のなかで最新の投稿日時から最古の投稿日時までの差を示している。そして、返信数およびお気に入り登録数については、その期間中のものをすべて取得しており、ケース 1 のような状況には至っていないことが読み取れる。

また図 14 には、被験者から各返信相手 (横軸) への返信回数 (縦軸) が降順に示されている。ただし、100 回を超える返信相手の返信数は、グラフの可読性を考慮し 100 としてプロットした。たとえば、被験者 3 (水色) に着目すると、この被験者は 73 名に対して、返信を行っていたことが分かる、また $(x, y) = (20, 18)$ を通っていることから、被験者から 18 回返信が行われていた人物は、その被験者にとって 20 番目に返信回数が多い相手であることを意味している。図 15 についても同様に、被験者から各お気に入り登録相手 (横軸) へのお気に入り登録回数 (縦軸) が降順に示されている。これらの図からは、被験者 1 と被験者 2 のみ、お気に入り登録の相手が特定の人物に定まっていなかった傾向が見られたが、その他ではすべて指数分布の傾向になっており、ケース 2 のような状況には至っていないことが読み取れる。

8.3 仮説の定性的検証

本節では、2.1 節で立てた「ターゲットユーザがある人物に反応または関心を示しているならば、その人物はインフルエンサーである」という仮説について定性的に検証する。

8.3.1 反応についての考察

反応データに関しては、ターゲットユーザからある人物への返信回数やお気に入り登録回数など明示的なものを用いている。そのため反応スコアの上位には、その被験者と親密な人物などが正しく含まれており「ターゲットユーザがその人物に好意的な反応を示している」という命題はある程度実装できていたと考察する。また、手法 $\text{RoF}(\mathbf{w})$ を用いてインフルエンサーを推定した際、最高 F 値を得たときの平均適合率が 0.575 であることから、この命題はインフルエンサーであるための十分条件であるという点についても相応に支持できる。

他方、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出時に用いる返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ やお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ が、人物 u_i のこれまでの総投

表 20 ユーザのツイート群から抽出した特徴語

Table 20 Examples of feature words extracted from a user's tweets.

アカウント 1 (一般大学生)		アカウント 2 (某喫茶店)	
TF-IDF	単語	TF-IDF	単語
0.104	デレステ	0.710	スネークセンター
0.046	ヒナ	0.247	ヘビ
0.034	幸子	0.110	松寿
0.033	もも	0.100	ホオズキ
0.027	スカチケ	0.099	コーンスネーク
0.027	未央	0.084	アメリ
0.024	フェデラー	0.082	ニジコ
0.021	錦織	0.081	ニジスケ
0.019	ダルビッシュ	0.070	蛇
0.019	キューバ	0.066	パンサー

稿数に依存してしまう点については議論の余地が残った。たとえば、人物 u_1 の総投稿数が 10 回で、ターゲットユーザ u_t からの反応が 5 回、一方人物 u_2 の総投稿数が 100 回で、ターゲットユーザ u_t からの反応が 10 回といったケースでは以下のような 2 つの多義性が生じてしまう。1 つは、単純な反応数では人物 u_1 (5 回) よりも人物 u_2 (10 回) の方が多いため、人物 u_2 の方がターゲットユーザ u_t にとって重要人物であるという解釈である。もう 1 つは、相手の単位投稿あたりの反応数では人物 u_1 (5/10 回) の方が人物 u_2 (10/100 回) よりも多くなるため、人物 u_1 の方がターゲットユーザ u_t にとって重要人物であるという解釈である。これについて著者らは (本論文では)、両者を把握しつつも、感化された投稿の蓄積 (絶対数) が少ないと、いくら単位投稿あたりの反応数が多くても、インフルエンサであるという意識や関心が薄れるのではないかと考えに基づき、前者を支持した。

8.3.2 関心についての考察

関心データについては、返信やお気に入りデータといった生データのように明示的に抽出することが困難であったため、関心スコアは特徴語という推定データによる算出になってしまった。したがって「ターゲットユーザがその人物に好意的な関心を示している」という命題を、完全に実装できていたとは断言できないのが率直なところである。よって、この命題はインフルエンサであるための十分条件であるという点についても議論の余地が残る。

関心スコアは、ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる文書のなかに、人物 u_i の特徴語がどの程度出現するかといったアプローチで算出しているが、特に人物 u_i の特徴語抽出に関する妥当性は是認しかねる点が見受けられた。たとえば著者らが分析すると、アカウント 1 (表 20 右) のツイート群から抽出された特徴語群には、そのアカウントの「プロフィール」に関する単語が多く含まれている印象であった。すなわち、ターゲットユーザの関心が含まれる

文書のなかに「スネークセンター」という単語が含まれている場合、ターゲットユーザはまさにこのアカウントに関心があるという解釈ができる。しかしながら、アカウント 2 (表 20 左) のツイート群から抽出された特徴語群には、そのアカウントの「プリファレンス」に関する単語が多く含まれている印象であった。そのため、ターゲットユーザの関心が含まれる文書のなかに「デレステ」という単語が含まれていても、ターゲットユーザがこのアカウントに関心があるという解釈は必ずしも正しいとは限らない。すなわち本論文で議論した、相手の特徴を含む適切な文書を検討するだけではなく、相手のタイプに応じた適切な特徴語抽出手法に関しても今後深く検討する必要があるという課題が明らかになった。

9. まとめ

インフルエンサとは、周囲に影響を与える人物のことであり、そのような人物を精確に推定することは消費行動の促進など様々なタスクをサポートするための重要な基礎技術となる。著者らの先行研究でも、ユーザのインフルエンサを推定し、そのインフルエンサが SNS などで話題にした商品を、その投稿を付随情報 (根拠) としながら広告する推薦システムが提案されてきた (図 1)。このシステムは、インフルエンサの発言力を利用することで、ユーザの元々の興味から離れたドメインのコンテンツまで良質に推薦できるといったことにも期待されている。そこで本論文では、提案システムにおけるコア技術の 1 つである「インフルエンサの推定」に特化した議論を行ってきた。

9.1 本論文の新規性

従来研究におけるインフルエンサ推定は、多くの一般ユーザ (社会) に影響を与える人物を推定するものが多かった。一方本論文では、多くの一般ユーザに共通したインフルエンサだけでなく、ユーザに個人化された異なるインフルエンサも推定することをタスクに置き、その重要性を提唱してきた。

発言力のある著名人 (社会的なインフルエンサ) とは異なり、一般ユーザの発言 (SNS などへの投稿) は、これまで単独ではあまり重要視されるものではなかった。しかしながら、ある個人がその一般ユーザから影響を受けていることを認識できれば、たとえ一般ユーザの発言であっても、その個人にとっては、関心を誘発させることが期待できる重要なデータとして新しい価値となり、提案システム (図 1) の一部としての活用にも期待される。

9.2 主要な結果

本論文ではまず、ある人物から影響を受けているであろうことがうかがえる SNS での「反応」や「関心」といった行動ログをユーザ個々に分析することで、ユーザごとに

異なるインフルエンサを推定する手法を提案した。次に、その手法の評価実験として、Twitter ユーザ7名に対して、各ユーザのインフルエンサを推定し、ユーザ自身に選定してもらった Twitter 内でのインフルエンサを正解データとして、その推定性能を F 値によって評価した。

9.2.1 反応に基づくインフルエンサ推定

ユーザの反応に基づくインフルエンサ推定では、ユーザからの返信相手のランキングや、お気に入り登録を行った投稿相手のランキングといった2つのデータから、ユーザが影響を受けている人物を推定する手法を複数のバリエーションで提案した。

主要な結果として、返信をよく行う相手のなかには、インフルエンサは少々しかおらず、逆にお気に入り登録をよく行う相手のなかには、インフルエンサが多数存在した。また返信とお気に入り登録をどちらもよく行う相手をインフルエンサとして推定する手法 **RaF** では、条件が厳密になりすぎ、高い F 値は得られなかった。

さらに返信相手のランキングとお気に入り登録相手のランキングに対して、単純にそれぞれの上位をインフルエンサとして推定する手法 **RoF** ではなく、ユーザごとに、返信相手とお気に入り登録相手のどちらを重要人物として意識しているかという重みをパラメータとして考慮することで、2つのランキングのうち、どちら側から採択されやすくするかを調整しながら推定する手法 **RoF(w)** の方が、有意に改善効果が認められた。

9.2.2 関心に基づくインフルエンサ推定

ユーザの関心に基づくインフルエンサ推定では、ユーザの関心が含まれる文書のなかに、相手の特徴語がどの程度含まれているかに基づき、影響を受けている人物をランキングする手法を提案した。

主要な結果として、相手への関心を表す単純な指標である、相手のフォロワー数を用いてランキングする手法 (**FW**) よりも、ユーザごとにその関心が含まれる文書进行分析する手法 (手法 **DC** と手法 **DC_F**) の方が、有意な差で、精確に個々人のインフルエンサを推定できた。

さらに手法 **DC** と手法 **DC_F** において、ユーザの関心が含まれる文書の種類や、相手の特徴が含まれる文書の種類、またそれらの組合せの違いによって、同一のランキング方式でも、インフルエンサの推定性能が変化することが分かった。特に、ユーザの関心が含まれる文書としては、ユーザがお気に入り登録を行ったツイートとユーザ自身が発信したツイートの2つを分析することで、また相手の特徴語としては、相手のプロフィールコメントから抽出することで、最も効果的にインフルエンサが推定された。

9.2.3 関心と反応に基づくインフルエンサの相互作用

最後に、反応に基づいて推定されたインフルエンサと関心に基づいて推定されたインフルエンサは必ずしも同一人物とは限らず、一方の側面から推定できなかった人物をも

う一方の側面から推定することで補っているケースが多く、の被験者で確認された。すなわち、インフルエンサ推定の個人化を行ううえでは、ユーザの SNS における相手への反応と関心といった2つの側面から分析することが有用であった。

9.3 今後の研究課題

今後の課題としては、第1に、各手法で設定しなければならない様々なパラメータをどのように決定していくかを深く議論する必要がある。これに関しては被験者数を増やすことで、たとえばパラメータ値の傾向は何パターンに分類されるのか、また各ユーザがどのパターンに該当するかを推定する手法などを検討していく。

第2に、ユーザがある人物から影響を受けていることがうかがえる SNS の行動ログをより深く分析することも検討している。本論文では、反応に基づくインフルエンサの推定において取得した明示的なデータとしては、単純に相手への返信回数やお気に入り登録回数などであった。しかしたとえば返信内容にまで着目することで、同じ返信回数の相手でも、たわいもないやりとりが多いのか、感化されていることを示す内容が多いのかの違いまで認識できる可能性がある。

また関心に基づくインフルエンサの推定においても取得した明示的なデータとして、単純にユーザのツイートやユーザがお気に入り登録を行ったツイート内の、単語とその出現回数などであった。これについても、たとえばツイート内の画像やハッシュタグなどにも着目することで、誰が映っているのか、何に興味があるのかなどをより高度に認識できる可能性がある。

第3に、ユーザのインフルエンサは時期などによっても変化することがあるため、データを取得する期間などの違いによって、推定されるインフルエンサがどのように変化するかを深く分析することで、より実用化を目指していく。

参考文献

- [1] Brown, D. and Hayes, N.: Influencer Marketing: Who Really Influences Your Customers?, Butterworth Heinemann (2008).
- [2] Domingos, P. and Richardson, M.: Mining the Network Value of Customers, *Proc. 7th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.57-66 (2001).
- [3] Richardson, M. and Domingos, P.: Mining Knowledge-Sharing Sites for Viral Marketing, *Proc. 8th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.61-70 (2002).
- [4] 荒澤孔明, 服部 峻: 潜在的関心を狙ったインフルエンサに基づく推薦技術, 情報処理北海道シンポジウム 2018, No.30 (2018).
- [5] Merton, R.K.: Social Theory and Social Structure Revised and Enlarged Edition, Free Press of Glencoe (1964).

- [6] Watts, D.J. and Dodds, P.S.: Influentials, Networks, and Public Opinion Formation, *Journal of Consumer Research*, Vol.34, pp.441-458 (2007).
- [7] Cha, M., Haddadi, H., Benevenuto, F. and Gummadi, K.P.: Measuring User Influence in Twitter: The Million Follower Fallacy, *Proc. International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, pp.10-18 (2010).
- [8] Kwak, H., Lee, C., Park, H. and Moon, S.: What is Twitter, a Social Network or a News Media?, *Proc. 19th International Conference on World Wide Web*, pp.591-600 (2010).
- [9] Wang, B., Wang, C., Bu, J., Chen, C., Zhang, W.V., Cai, D. and He, X.: Whom to Mention: Expand the Diffusion of Tweets by @ Recommendation on Micro-blogging Systems, *Proc. 22nd International Conference on World Wide Web*, pp.1331-1340 (2013).
- [10] Weng, J., Lim, E.P., Jiang, J. and He, Q.: Twittrrank: Finding Topic-Sensitive Influential Twitterers, *Proc. 3rd ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pp.261-270 (2010).
- [11] Ding, Z.Y., Jia, Y., Zhou, B., Han, Y., He, L., and Zhang, J.F.: Measuring the Spreadability of Users in Microblogs, *Journal of Zhejiang University SCIENCE C*, Vol.14, No.9, pp.701-710 (2013).
- [12] 片桐雅二, 柴藤 稔, 竹村治雄: スマートフォンアプリケーション実行ログからのインフルエンサ推定, 情報処理学会論文誌データベース, Vol.5, No.3, pp.75-85 (2012).
- [13] Bakshy, E., Hofman, J.M., Mason, W. and Watts, D.J.: Everyone's an Influencer: Quantifying Influence on Twitter, *Proc. 4th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pp.65-74 (2011).
- [14] Kempe, D., Kleinberg, J. and Tardos, É.: Maximizing the Spread of Influence through a Social Network, *Proc. 9th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.137-146 (2003).
- [15] Kimura, M., Saito, K. and Motoda, H.: Blocking Links to Minimize Contamination Spread in a Social Network, *ACM Trans. Knowledge Discovery from Data*, Vol.3, No.2, Article No.9 (2009).
- [16] 吉川友也, 斉藤和巳, 元田 浩, 大原剛三, 木村昌弘: 情報拡散モデルに基づくソーシャルネットワーク上でのノードの期待影響度曲線推定法, 電子情報通信学会論文誌 D, 情報・システム, Vol.94, No.11, pp.1899-1908 (2011).
- [17] Reingen, P.H. and Kernan, J.B.: Analysis of Referral Networks in Marketing: Methods and Illustration, *Journal of Marketing Research*, Vol.23, No.4, pp.370-378 (1986).
- [18] Bithier, S.W. and Wright, P.: Preferences Between Product Consultants: Choices vs. Preference Functions, *Journal of Consumer Research*, Vol.4, No.1, pp.39-47 (1977).
- [19] Cialdini, R.B.: *Influence: The Psychology of Persuasion*, Harper Business (2006).
- [20] Bonard, P. and Sasse, M.A.: Knowing me, Knowing you' - Using Profiles and Social Networking to Improve Recommender Systems, *BT Technology Journal*, Vol.24, No.3, pp.84-98 (2006).
- [21] Woerndl, W. and Groh, G.: Utilizing Physical and Social Context to Improve Recommender Systems, *Proc. 2007 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology - Workshops*, pp.123-128 (2007).



荒澤 孔明 (学生会員)

2016 年室蘭工業大学工学部情報電子工学系学科卒業。2018 年室蘭工業大学大学院工学研究科情報電子工学系専攻修士課程修了。同年同博士後期課程入学, 2019 年産業技術総合研究所技術研修員, 現在に至る。主に情報推薦の研究に従事。SAT テクノロジーショーケース 2020 学生奨励賞受賞。日本データベース学会学生会員。



服部 峻 (正会員)

2004 年京都大学工学部情報学科卒業。2006 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻修士課程修了。2007 年日本学術振興会特別研究員 DC2。2009 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻博士後期課程修了。2009 年埼玉大学地圏科学研究センター非常勤研究員。2009 年 10 月東京工科大学コンピュータサイエンス学部助手。2012 年より室蘭工業大学しくみ情報(解明)系領域助教, 現在に至る。京都大学博士(情報学)。主にユビキタス社会基盤としての情報アクセス技術の研究に従事。電子情報通信学会, 日本データベース学会, IEEE 学会各会員。

(担当編集委員 佃 洗撰)