

SNSにおけるインフルエンサ推定の個人化のための ユーザの反応と関心の分析手法に関する諸検討

荒澤孔明* 服部峻
(室蘭工業大学)[†]

1 はじめに

ユーザの言動に影響を与える人物（インフルエンサ）を正確に推定する事は「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また抑制をサポートするための重要な基礎技術となる。インフルエンサの推定にはよく社会ネットワークの分析が用いられており、例えば代表的な手法として、情報カスケードに基づく手法 [1] や PageRank に基づく手法 [2], リツイート数や返信に基づく手法 [3] などが存在する。

これらの研究では、社会に（多くの一般ユーザに）影響を与えている人物を推定しており、個々のユーザが影響を受けている人物を推定するタスクとは食い違う。個々が影響を受けている人物は、それぞれ異なるはずであり、ユーザに依存して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繋がる。そこで本稿では、他者に影響されているであろう事が窺える SNS 上の反応や関心を分析し、ユーザごとに影響を受けている人物を推定する手法を検討する。

2 インフルエンサ推定の概要

2.1 仮説

ある人物がターゲット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 ターゲットユーザがその人物に反応を示している事
この仮説に関して本稿では、ターゲット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事と具現化する。
- 2 ターゲットユーザがその人物に関心を示している事
この仮説に関して本稿では、ターゲット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事と具現化する。

2.2 インフルエンサの推定方式

本稿ではこの仮説に基づき、2つの側面からターゲットユーザの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。

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 $S_{rep}(t \rightarrow i)$	お気に入り登録相手 u_i	お気に入り登録スコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$
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	

Fig. 1 ターゲットユーザ u_t の反応に基づく推定

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。

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 (Fig. 1)。

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、返信を受けた事のある人物 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事のある人物 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 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出する。

* 18096001@mmm.muroran-it.ac.jp

[†] 室蘭市水元 27-1 室蘭工業大学大学院工学研究科

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。但し、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 $\epsilon = [0, 100]$ 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ことを表している。

以降3.2ではターゲットユーザ u_t からの返信スコア $S_{rep}(t \rightarrow i)$ 及びお気に入りスコア $S_{fav}(t \rightarrow i)$ を、また3.3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 返信スコア及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 $S_{rep}(t \rightarrow i)$ 、及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、返信を受けた事のある人物に対して付与される。この時、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、返信を行った事のある相手 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事のある人物に対して付与される。この時、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事のある相手 u_k の集合である。

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

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

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 $S_{fav}(t \rightarrow i)$ を用いて、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への反応スコア $S_{rxn}(t \rightarrow i)$ を算出する事で、人物 u_i をランキングする手法を6種類検討する。

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、返信を行った事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易くなる。

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

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事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易くなる。

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

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「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事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易くなる。

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

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事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易くなる。

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

但し、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 $S_{fav}(t \rightarrow i)$ とを统一的に大小比較するために用いている。本稿では、両者の平均 μ_{rep}^t, μ_{fav}^t 、並びに分散 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 $w_a = [0, 1]$ によって調節できる点である。

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

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、どちらを採択し易くするかを補正值 $z_t(w_o)$ によって調節できる点である。

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

但し、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 $w_o = [0, 1]$ によって制御される。パラメータ w_o は、補正なしを50%、負方向の補正限界値を0%、正方向の補正限界値を100%とした時、何パーセントの地点を補正值 $z_t(w_o)$ と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

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つのサブステップから論述する (Fig. 2)。

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中に、人物 u_t 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。但し、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 $\delta = [0, 100]$ 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。

以降4.2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。

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	
⋮	

Fig. 2 ターゲットユーザ u_t の関心に基づく推定

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 u_t の関心が含まれる文書と、人物 u_i の特徴が含まれる文書を考察する。

4.2.1 ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる文書

まず、ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる文書としては、以下の3種類を検討する。

- 自身が発信した SNS 投稿
- SNS アカウントのプロフィールコメント
- 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事で、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中に、好きな事や趣味だけでなく、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、単純な独り言などが多かたりする事もある。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考えられる。

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種類を検討する。

- SNS で利用しているハンドルネーム
- SNS アカウントのプロフィールコメント
- 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考えられる。

4.3 ターゲットユーザから他者への関心スコアの算出

次に本節では、ターゲットユーザ u_t から人物 u_i への関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出する事で、人物 u_i をランキングする手法を論述する。本節では、ターゲットユーザの u_t の関心が含まれる文書及び人物 u_i の特徴が含まれる文書について、4.2 で検討した任意の文書が採択されている事として説明する。この手法ではまず、TF-IDF 法によって、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全ての単語集合 \mathbf{W}_i のうち、単語 w が占める割合を示している。但し以下の式中の 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。

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

単語 w の逆文書頻度 $idf(w)$ は、特徴が含まれる文書全員分 \mathbf{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。但し以下の式中の $df(w)$ は、単語 w が含まれる文書数を表す。

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

次に、ターゲットユーザ u_t の関心が含まれる文書内の全ての単語集合 \mathbf{W}_t の中に、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。但し以下の式中の $c_t(w)$ 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。

$$S_{int}(t \rightarrow i) = \sum_{w \in \mathbf{W}_t} tfidf_i(w) \times c_t(w)$$

5 評価実験

本章では、これまで提案してきたユーザの反応に基づくインフルエンサの推定手法と、関心に基づく推定手法について、実データを用いて評価する。本実験には SNS として Twitter を用い、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。データの取得には TwitterAPI を用い、被験者、及びその返信相手とお気に入り相手の Twitter データとして、それぞれ Table 1 と Table 2 の通りに取得した。また各被験者からは事前に Twitter 内でインフルエンサであると思う人物を 10 名挙げてもらい、これを正解データとした。

本稿では、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 値を用いる。但し、任意の手法内で幾つかのパラメータを設定する必要がある場合は、被験者ごとに、全てのパラメータの組み合わせを用いた時の性能を評価し、議論においては手法の理論限界値について行う。

Table 1 被験者 7 名に関する取得データ

	平均文書数	標準偏差
ツイート	1763.429	546.530
お気に入り登録ツイート	1084.571	606.455
プロフィールコメント	1	0
	平均単語数	標準偏差
ツイート	4069.143	1536.651
お気に入り登録ツイート	3616.143	2108.413
プロフィールコメント	5.714	5.573

Table 2 返信とお気に入り相手に関する取得データ

	平均文書数	標準偏差
ツイート	1744.736	6571.104
ハンドルネーム	1	0
プロフィールコメント	1	0
	平均単語数	標準偏差
ツイート	6768.659	4538.493
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

Table 3 各手法の平均 F 値 ($N = 7$)

手法	平均 F 値	標準偏差
FAV	0.517	0.152
RaF	0.361	0.265
REP	0.377	0.257
RoF	0.512	0.137

Table 4 各手法の平均インフルエンサヒット数 ($N = 7$)

手法	平均 F 値	標準偏差
FAV	6.286	2.430
RaF	3.286	2.563
REP	3.857	2.795
RoF	8.000	2.380

5.1 反応に基づくインフルエンサの推定性能

本節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。反応に基づくインフルエンサは、ターゲットユーザからの返信スコア（返信確率）の高い相手がインフルエンサとして推定される手法（**REP**）と、ターゲットユーザからのお気に入りスコア（お気に入り登録確率）の高い相手がインフルエンサとして推定される手法（**FAV**）、またこれらを組み合わせ、ターゲットユーザからの返信スコアとお気に入りスコアの双方の高い相手がインフルエンサとして推定される手法（**RaF**）と、ターゲットユーザからの返信スコアとお気に入りスコアのどちらか一方でも高ければ、インフルエンサとして推定される手法（**RoF**）の 4 種類に大別される。まずは、これらの 4 種類の手法のインフルエンサの推定性能に関して議論する。

5.1.1 REP・FAV・RaF・RoF に関する実験

本実験の目的は、4 種類の手法（**REP**, **FAV**, **RaF**, **RoF**）のインフルエンサ推定性能を比較する事である。

Fig. 3 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時の F 値をプロットしたものである。また Table 3 は、各手法の平均 F 値に関する結果を示したものである。この結果から、傾向として、手法 **FAV** と手法 **RoF** の平均 F 値が、手法 **REP** と手法 **RaF** よりも優れている事が分かる。また標準偏差に着目しても、手法 **FAV** と手法 **RoF** の方が、手法 **REP** と手法 **RaF** と比較して、被験者に依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）事も分かる。

しかしながら、有意差を検定するために、4 種類の手法における平均 F 値には差が無いという帰無仮説を立て、一元配置分散分析を行ったところ、統計量 F に基づく p 値は 0.36 であり、帰無仮説は棄却されなかった。従って

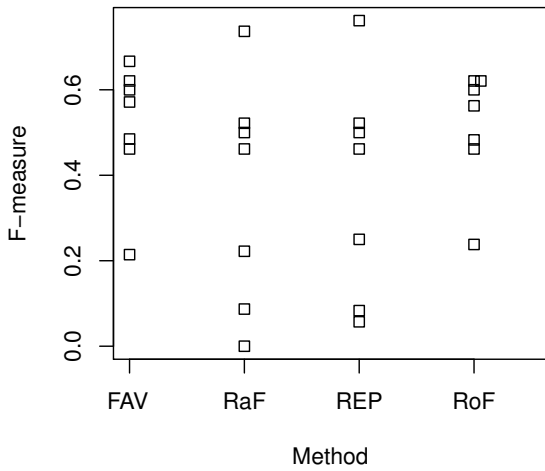


Fig. 3 各手法における F 値

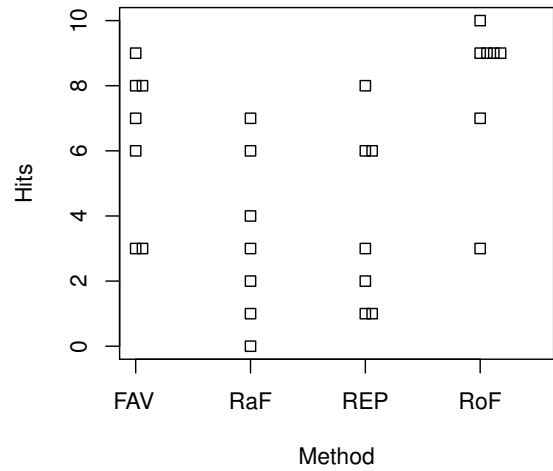


Fig. 4 各手法におけるインフルエンサヒット数

今回のデータからは、手法に依る平均 F 値に有意差があると断定する事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（適合率または再現率の分子）の多さで 4 種類の手法を比較した。Fig. 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時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 Table 4 は、各手法の平均インフルエンサヒット数に関する結果を示したものである。この結果からも傾向としてだけ見ると、F 値で評価した時と同様、手法 **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** よりも多い事が分かる。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** のヒット数の差は 4.714 (人) である事も分かる。

この結果に関しても同様の有意差検定を行った。Table 5 は、各手法における平均インフルエンサヒットには差が無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% を仮定した時、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、手法に依る平均インフルエンサヒット数には有意差がある事が認められた。

Table 5 平均インフルエンサヒット数における分散分析

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

** $p < 0.01$

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。Table 6 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無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。Table 6 の Diff (3 列目) は、比較する 2 つの手法間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。また表 6 の Lwr (4 列目) と Upr (5 列目) は、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% を仮定した時、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事が認められた。すなわちインフルエンサのヒット数を基準にすると、最も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 つのクラスに分類できた。

Table 6 平均インフルエンサヒット数における多重比較

手法 1	手法 2	Diff	Lwr	Upr	p 値
RaF	FAV	-3.000	-6.753	0.753	0.151
REP	FAV	-2.429	-6.181	1.324	0.305
RoF	FAV	1.714	-2.038	5.467	0.597
REP	RaF	0.571	-3.181	4.324	0.975
RoF	RaF	4.714	0.962	8.467	0.010 *
RoF	REP	4.143	0.390	7.896	0.027 *

* $p < 0.05$

Table 8 分析する文書の違いに依る関心に基づくインフルエンサに関する評価

	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 *

* $p < 0.05$

Table 7 手法 **RaF(w)** と手法 **RoF(w)** の改善効果

手法1	手法2	Diff	統計量 t	p 値
RaF	RaF(w)	-0.025	-1.397	0.106
RoF	RoF(w)	-0.060	-2.885	0.014 *

* $p < 0.05$

5.1.2 RaF(w)・RoF(w)に関する実験

続いて、返信スコア（返信確率）とお気に入りスコア（お気に入り登録確率）の重みを調整し組み合わせる、手法 **RaF(w)** と手法 **RoF(w)** に関する推定性能を評価する。本実験の目的は、手法 **RaF(w)** と手法 **RoF(w)** のインフルエンサの推定性能について、それぞれ手法 **RaF** と手法 **RoF** からの改善効果を明らかにする事である。Table 7 の 1 行目は、手法 **RaF** の平均 F 値は手法 **RaF(w)** の平均 F 値よりも低いという帰無仮説を立て、片側 t 検定を行った時の結果である。また 2 行目は同様の検定を手法 **RoF** と手法 **RoF(w)** の間で行った時の結果である。今回のデータからは、どちらの平均 F 値も改善はされているが、有意水準 5% を仮定した時に、その有意差が認められるのは手法 **RoF(w)** のみという結果になった。

5.2 関心に基づくインフルエンサの推定性能

本節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。関心に基づくインフルエンサは、ターゲットユーザの関心が含まれる文書の中に、ある人物の特徴語がどの程度出現するかに基づいて推定する。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については 4.2 でその候補を検討した。

5.2.1 関心・特徴が含まれる文書に関する実験

本実験の目的は、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、それぞれどの文書を用いるかの違いに依るインフルエンサの推定性能を比較する事である。この時、関心に基づいて推定されたインフルエンサの適合率を評価しようとする、Twitter 上の全ての人物 u_i （アカウント）に対して、ターゲット

ユーザ u_t からの関心スコア $S_{int}(t \rightarrow i)$ を算出し、ランキングする事が本来厳密であると考えられる。しかしながら本稿では、計算量を考慮して、反応に基づくインフルエンサを推定する手法の中で、最も効果があった手法 **RoF(w)** を参考に、ターゲットユーザの返信相手またはお気に入り登録相手に対して関心スコアを算出し、その中からインフルエンサを推定し評価する実験を設計した。

Table 8 の列は、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選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、Table 8 の行は、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用いる手法である。

Table 8 のセルは、その組み合わせの文書を用いて推定された関心に基づくインフルエンサ及び手法 **RoF(w)** で推定された反応に基づくインフルエンサの 2 つを結合して 1 つのインフルエンサとした場合の平均 F 値と、手法 **RoF(w)** 単独での平均 F 値との間で、片側 t 検定を行った時の p 値を示している。すなわち、 p 値が低ければ低いほど、その文書の組み合わせから関心に基づくインフルエンサを推定する事は、反応に基づくインフルエンサと結合した時に、反応のみで推定した場合の平均 F 値を改善する効果のある手法である事が言える。

この結果から分かる事として、まず行に着目すると、NCとCの行で、有意差が認められるセルが多く存在する。また列に着目すると、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値が低い時の文書の組み合わせであった。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、まず相手の特徴語として、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)、幾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事が明らかになった。

5.3 反応に基づくインフルエンサとの相互作用

最後に、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実験を行った(Table 9)。

Table 9の1行目は、各被験者に対して、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集合 I_r の評価である。また2行目は、各被験者に対して、適切な文書の組み合わせを採択して推定された関心に基づくインフルエンサ集合 I_i の評価である。3行目は、各被験者に対して、集合 I_r と集合 I_i の和集合 $I_r \cup I_i$ で表現されるインフルエンサの集合を評価した時の平均F値と平均ヒット数である。

さらに4行目と5行目はそれぞれ差集合 $I_r \setminus I_i$ と差集合 $I_i \setminus I_r$ の評価であり、今回のデータでは、反応のみに基づく手法だけでは推定できなかったインフルエンサを約1名、関心にも着目する事で補う事ができた。逆に関心のみに基づく手法だけでは推定できなかったインフルエンサを約5名、反応にも着目する事で補う事ができた。すなわち同じターゲットユーザでも、その関心と反応の2つの側面からインフルエンサを推定する事で、それぞれ異なったインフルエンサを推定でき、さらにそれらを組み合わせる事で推定性能を向上させる事が明らかになった。

Table 9 関心と反応に基づくインフルエンサの相互作用

	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

6 まとめ

本稿では、他者に影響されているであろう事が窺えるSNS上の反応や関心を分析し、ユーザごとに影響を受けている人物を推定する手法を検討した。

反応については、ユーザからの返信確率やお気に入り登録確率に着目し分析を行った。その結果、ユーザが影響を受けている相手は、必ずしもその両方の確率が高い人物とは限らず、どちらか一方でも高ければユーザ個人のインフルエンサになり得る事が明らかになった。また、単純に2つの確率の上位をインフルエンサとして推定する手法と比べて、ユーザに応じてどちらかの確率を一律に補正する事で、返信相手とお気に入り登録相手のどちら側から推定され易くするかという重みを加える手法の方が、有意に推定性能を改善する効果が認められた。

関心については、ユーザの関心が含まれる文書内の、相手の特徴語の出現回数に基づいてインフルエンサを推定するために、その分析文書の比較を行った。その結果、ユーザが影響を受けている相手を正確に推定するためには、ユーザの関心が含まれる文書として、ユーザのSNS投稿とお気に入り投稿を組み合わせた文書、一方相手の特徴語を抽出するための文書として、相手のSNSのプロフィールコメントを用いる事が優れている傾向にあった。

今後は、実用化に向け提案手法内のパラメータ設定の最適化やデータの取得期間や取得時期に依る推定インフルエンサの変化などについて、議論を深めていく。

参考文献

- [1] E. Baskshy, J. M. Hofman, W. A. Mason and D. J. Watts, "Everyone's an Influencer: Quantifying Influence on Twitter," Proceedings of the Fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, pp.65-74 (2011).
- [2] F. Erlandsson, P. Brodka, A. Borg and H. Johnson, "Finding Influential Users in Social Media Using Association Rule Learning," Entropy, Vol.18, No.5, #164 (2016).
- [3] M. Cha, H. Haddadi, F. Benevenuto and K. P. Gummadi, "Measuring User Influence in Twitter: The Million Follower Fallacy," Proceedings of International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, pp.10-18 (2010).