

ユーザの専門度を考慮した意見形成モデルの提案

小野 水緒¹ 伏見 卓恭¹

概要：本研究では信憑性のある意見形成を行うための専門度付き Voter Model の提案する。従来の Voter Model では周囲の人の評判によって意見形成確率が決定されたため、根拠が弱い問題があると考える。提案手法では大域採用付き Voter Model に、専門度、または親密度を要素として付加する。専門度、親密度については、各ユーザの投稿履歴等から LDA によりトピック抽出や、Zスコアによる偏り具合、フォローユーザ間の属性値の一致等によって定量化をする。本研究では美容総合サイト@cosme にてユーザ、口コミデータの収集を行った。評価実験では提案手法が信憑性のある手法として従来手法に対する有意性や、他手法との類似性を比較した。前者は各手法の影響度ランキングを@cosme の投稿評価機能 Like の獲得比率の比較、後者は中心性ランキングとの類似性を比較した。その結果、専門度に関しては有意性、非類似性の確認が出来たが、親密度に関しては有意性、非類似性は認められなかった。

Proposing an Opinion Formation Model Considering Expertise of Users

ONO MIO¹ TAKAYASU FUSHIMI¹

1. はじめに

近年、SNS(Social Networking Service) や口コミサイト等のソーシャルメディアの発達は著しく、これらは情報探索媒体としても機能している。例えば、商品の購入時や支持する政党等、自身の意見、志向を決定する際、SNS で他のユーザの意見を参考にする。さらにこのユーザの投稿によって他のユーザに影響を与える。このような現象をモデル化したものに意見形成モデル [1], [2], [3] がある。

従来の意見形成モデルでは隣接するノードであるフォロワーの意見は一様に考慮され、影響力のあるノードを決めるのは各フォロワーのフォロワー数によって算出されていた。図 1 は、携帯電話のキャリアを決める時にフォロワーが所有している携帯電話キャリアから参考にする意見形成モデルの例である。図 1 の例では、このユーザのフォロワーは So 社の契約率が高いことから、So 社を選択する確率が高いことがわかる。しかし、一般のユーザと専門的な知識を有するユーザの意見は同等の重さに扱われてしまうため、意見形成の確率の根拠が弱い。結果としてユーザのニーズ等は無視されてしまう可能性がある。

そこで本研究では、従来の意見形成モデルの内容に専門

性を加えることで意見採用の確率に根拠を与える。例えば、図 2 は図 1 のフォロワーに専門性を加えた図である。大きいユーザほど専門度が高いことを表す。ユーザ C はスマートフォンに詳しく、他ユーザよりも専門度が大きいため意見が考慮されやすく、このユーザは、ユーザ C の意見を採用し、Do 社のスマートフォンを選択する可能性が高くなった。

算出された専門度を加味した影響度を投稿内容と共にランキング化を行い、ユーザに提示することで根拠を強化できると考える。

2. 関連研究

ウェブ上の情報は従来のメディアとは違い、情報発信者側による情報のチェックはされないため、手軽だが、それらは信頼性が定かではない玉石混淆の状態にある。また、情報の取捨選択の指標も含め多くが利用者の判断に任されている問題がある。

加藤と田中ら [7] は、情報の信頼性に関する概念として、信頼 trust と、情報分野における情報の正確さの信頼性 credibility、さらに信頼性の評価技術について整理している。Luhmann [8] によると信頼は社会の複雑性を縮減するためのメカニズムであり、社会システムを信頼すること

¹ 東京工科大学 コンピュータサイエンス学部

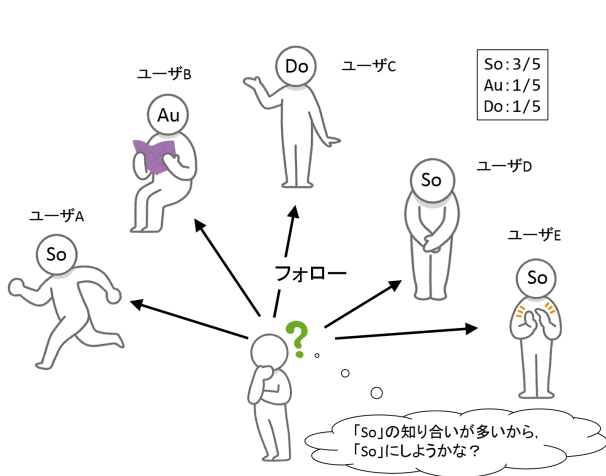


図 1 既存 Voter Model

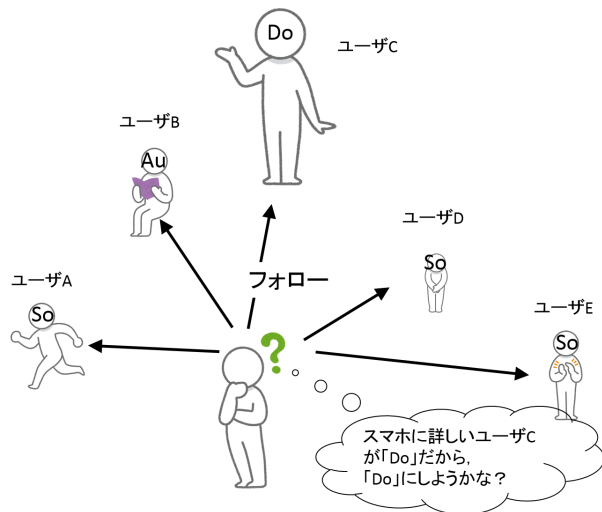


図 2 提案 Voter Model

で、個人の行動の可能性を広げることができる。これを加藤らは、信頼は意図を持つ主体を対象とし、相手の能力、相手の意図への期待により構成されるとし、また信頼対象の目的や状況に応じて何を信頼するか、その信頼の範囲が限定されることから、相手の能力やそこに至るまでの背景、状況の関係を考慮する必要があると示唆している。情報の正確さ credibility は計算機の出力を人間が信頼性を判断する様式として、一般的な想定や評判、デザインのような表面的な面、経験に基づいた信頼性に分類している。一方、ウェブページの信頼性についてはページの文章自体やその著者とデジタル署名といったコンテキストとしての信頼性について、後述する pagerank のような評判に基づいた信頼性があるとしている。

ウェブ情報の信憑性に関する研究として山本ら文献 [9] がある。この文献 [9] では信ぴょう性指向のウェブ情報の検索閲覧実現のため、検索ランキングモデル閲覧情報の信ぴょう性判断するための情報抽出に関する提案をしている。山本らは社会心理学では情報の信憑性とはある視点から推定される情報の正しさである。また、同じ情報でも視点の違いによって信憑性の高低は異なり、信憑性の高い情報が実際では誤りである可能性があるとして解釈している。情報の信憑性に大きく影響を与える要素として信用性 trustworthiness と専門性 expertise に集約されるとしている。Trustworthiness は情報受信者によって認知される情報発信者の道徳性、優良性に関する要素である。Expertise は加藤らの経験に基づいた信頼にあたり、情報発信者の記述能力や知識量、経験、技量を意味する。このため、人間の信頼性判断様式の一要素である expertise は credibility に影響を与えるとわかる。また今回扱う専門度はこの expertise に含まれる。

上述したように、サイバー空間上での意思決定において、コンテンツや発信ユーザの信ぴょう性を考慮することは重

要であり、われわれユーザは暗黙の内にこれらを考慮している。本研究では、ユーザの信頼性の指標として親密度と専門度を考慮に入れた意見形成モデル（投票者モデル）である Voter Model を提案する。類似の研究として、Signed ネットワークに対する Voter Model がある [4]。Li らは、ユーザ間の友好関係をポジティブなリンク、敵対関係をネガティブなリンクで表現した Signed ネットワークにおいて、影響度の高いノードあるいはノード群を選択する手法について提案した。すなわち、リンクでつながるノードを一様に考えるのではなく、ポジティブかネガティブを加味したモデルである。本研究の提案モデルは、専門度と親密度の高いノードの意見をより参考にする点で Li らのモデルと類似の仕組みを有している。一方で、ポジティブかネガティブの離散的な二値でリンクを区別するのではなく、専門度と親密度という連続値によりリンクを区別している点で異なる。

Voter Model と類似のモデルである PageRank アルゴリズムに関しても、ノードのトピックに着目した Topic-Sensitive PageRank モデルがある [5]。従来の PageRank では、リンク構造からのみ計算したスコアベクトルによりノードをランキングしていた。Haveliwala の手法では、16 種のトピックごとにスコアベクトルを計算しておき、与えられたクエリのトピックと 16 種のトピックの類似度に基づき、スコアベクトルを重み付き結合して最終的なスコアを計算する。本研究の提案モデルは、ユーザの活動履歴からトピックやカテゴリに対する偏り（専門度）を算出し、専門度の値が高いユーザからの影響を強く受けるという仕組みを導入したモデルである。ノードのトピックを考慮する点で類似しているが、パーソナライズベクトルとして実現するのではなく、リンク重み（確率行列）として実現している点で異なる。

その他にも、各意見の価値として不均一な重みを設定し、

価値の高い意見がより拡散するようなモデルが提案されている [6]. このように、近傍ノードの意見を参考に自身の意見を形成する Voter Model に対する様々なモデルが提案されている.

3. Voter Model

最も基本的な Voter Model は、Even-Dar らの文献 [1] にあるように、ノード集合 V と自己リンクを含む無向リンク集合 E からなる自己リンク付き無向ネットワーク $G = (V, E)$ を対象としている. あるノード $u \in V$ の隣接ノード集合を $\Gamma(u) = \{v \in V; (u, v) \in E\}$ で表す. 全てのノードが自己リンクを持っているため、 $u \in \Gamma(u)$ である. 文献 [1] に従って、意見の種類数 $K = 2$ で説明する. 各ノードは、初期値として意見 1 と意見 2 のいずれかの状態を持つ. 各離散時刻 $t = 1, 2, \dots$ において、隣接ノードの意見をランダムに選ぶことを繰り返す. すなわち、ノード v は $\Gamma(v)$ からランダムに親ノード u を選び、 u が時刻 $t-1$ で持っていた意見を採用する.

形式的には、 $f_t : V \rightarrow \{1, 2\}$ を時刻 t での意見分布とし、 $f_t(v)$ は時刻 t でノード v が持つ意見を表す. ここで、 $f_0 : V \rightarrow \{1, 2\}$ は初期の意見分布であり、 $f_t : V \rightarrow \{1, 2\}$ は以下のように定義される: 任意のノード $v \in V$ において、

$$\begin{cases} f_t(v) = 1, & \text{with prob. } \frac{n_{t-1}(1,v)}{n_{t-1}(1,v) + n_{t-1}(2,v)}, \\ f_t(v) = 2, & \text{with prob. } \frac{n_{t-1}(2,v)}{n_{t-1}(1,v) + n_{t-1}(2,v)}, \end{cases}$$

ここで $n_t(k, v)$ は、時刻 t で意見 k を有するノード v の隣接ノード数を意味する. すなわち、隣接ノードが有する意見から単数決で自身の意見を決定するモデルである.

本研究では、この Voter Model を一般化し、自己リンク付きの有向ネットワークに適用できるようにした大域採用付き Voter Model [3] を対象とする. 有向ネットワークにおいて、ノード $u \in V$ の子ノード集合を $C(u) = \{v \in V | (u, v) \in E\}$, 親ノード集合を $P(u) = \{v \in V | (v, u) \in E\}$ とする.

いま、ノード $u \in V$ の期待影響度を推定することを考える. ここで、ノード u の期待影響度は、ノード u が初期値として有していた意見 $f_0(u)$ に影響を受ける期待ノード数と定義する. この定義では、初期 $t = 0$ でノード u がどの意見を有していたかは関係ない. 時刻 t でのノード u の期待影響度を $x_t(u)$ と表記する. 時刻 $t = 0$ では、自身のみが自身の有する意見を採用しているため、 $x_0(u) = 1$ とする. 時刻 $t = 1$ において、ノード u が時刻 $t = 0$ で有していた意見を採用する可能性があるのは、ノード u を親ノードとするノード、すなわち、ノード u の子ノード集合 $C(u)$ である. 各子ノード $v \in C(u)$ は、ノード u を含む親ノードの時刻 $t = 0$ の意見のいずれかを選択するため、 $x_1(u)$ は以下のように計算できる:

$$x_1(u) = \sum_{v \in C(u)} \frac{1}{|P(v)|} x_0(v). \quad (1)$$

式 (1) の $1/|P(v)|$ は、一様な確率で 1 つの親ノードを選択することを表している. 言い換えれば、ノード v の影響度のうち $|P(v)|^{-1}$ をノード u が占めていることを表す. 同様に、時刻 t におけるノード u の期待値は以下のように計算できる:

$$x_t(u) = \sum_{v \in C(u)} \frac{1}{|P(v)|} x_{t-1}(v). \quad (2)$$

時刻 t における各ノードの期待影響度を縦に並べたベクトルを \mathbf{x}_t , 隣接行列 \mathbf{A} と各ノードの親ノード数 (入次数) を対角要素に並べた行列 \mathbf{D} から計算される列確率行列 $\mathbf{Q} = \mathbf{A}\mathbf{D}^{-1}$ を用いて、式 (2) を以下のように行列表記できる:

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{Q}\mathbf{x}_{t-1}. \quad (3)$$

ここで、行列 \mathbf{Q} の u 行 v 列目の要素を $q(u, v)$ とすると、 $\sum_{u \in V} q(u, v) = \sum_{u \in P(v)} q(u, v) = \sum_{u \in P(v)} |P(v)|^{-1} = 1$ を満たす. 上述の行列表記よりべき乗法に従って、初期ベクトル \mathbf{x}_0 に行列 \mathbf{Q} を繰り返し掛けることで、時刻 t での期待影響度ベクトル \mathbf{x}_t を計算できる.

大域採用付き Voter Model では、PageRank と同様にパーソナライズベクトル \mathbf{z} を導入する:

$$\mathbf{x}_t = (1 - \alpha)\mathbf{Q}\mathbf{x}_{t-1} + \alpha\mathbf{z}. \quad (4)$$

このモデルにおいて各ノード $v \in V$ の意見は、確率 $(1 - \alpha)$ で親ノード $P(v)$ のいずれかの意見を採用し、確率 α で \mathbf{z} に従いネットワーク全体の意見分布を採用する.

4. 提案 Voter Model

従来の Voter Model は、上述したように親ノードの意見を均一な確率で採用するモデルであるため、影響度計算においても親ノード数の逆数 $q(u, v) = |P(v)|^{-1}$ としていた. 本研究では、口コミサイトなどにおける意思決定では、アイテムに関する専門的な知識を豊富に持つユーザや自身との親密な関係のユーザの意見を優先的に考慮する直観をモデルに導入する.

4.1 専門度付き Voter Model

従来の Voter Model では均等な確率で 1 つの親ノードを選択していたが、提案する専門度付き Voter Model では、ノード u の専門度 $exp(u)$ が与えられたとき、以下のように採用確率 q を計算する:

$$q(u, v) = \frac{exp(u)}{\sum_{u' \in P(v)} exp(u')}. \quad (5)$$

したがって、時刻 t でのノード u の期待影響度は以下のようになる:

$$x_t(u) = \sum_{v \in C(u)} \frac{\exp(u)}{\sum_{u' \in P(v)} \exp(u')} x_{t-1}(v). \quad (6)$$

式 (6) から、専門度 $\exp(u)$ の値が大きい親ノードの意見を選択しやすいモデルになっていることがわかる。各ノードの専門度を $\exp(u) = 1$ とすれば、式 (2) に帰着されるため、提案モデルは既存モデルの自然な拡張になっている。専門度の値は、投稿した口コミやツイートなどに対して LDA (Latent Dirichlet Allocation) によりトピック分布を計算する、あるいは、Z スコアなどにより偏り具合を定量化する。

4.2 親密度付き Voter Model

親密度付き Voter Model では、ノード u と v の間の親密度 $fri(u, v)$ が与えられたとき、以下のように採用確率 q を計算する：

$$q(u, v) = \frac{fri(u, v)}{\sum_{u' \in P(v)} fri(u', v)}. \quad (7)$$

したがって、時刻 t でのノード u の期待影響度は以下のようになる：

$$x_t(u) = \sum_{v \in C(u)} \frac{fri(u, v)}{\sum_{u' \in P(v)} fri(u', v)} x_{t-1}(v). \quad (8)$$

式 (8) から、親密度 $fri(u, v)$ の値が大きい親ノードの意見を選択しやすいモデルになっていることがわかる。各ノードペアの親密度を $fri(u, v) = 1$ とすれば、式 (2) に帰着されるため、提案モデルは既存モデルの自然な拡張になっている。親密度の値は、ユーザの持つ属性値の一致度などにより定量化する。

5. 評価実験

提案モデルにより算出した影響度に対して実データを用いて定量的に評価する。以下に、使用したデータと実験設定について説明する。

5.1 データセット

実ネットワークデータとして、化粧品の口コミサイト “@cosme”^{*1} から取得したユーザ間のフォロー関係ネットワークを用いる。サイトに登録しているユーザ X が他のユーザ Y をフォローすると、ユーザ X からユーザ Y に対してフォローリンクが張られ、ユーザ X にはユーザ Y が投稿した口コミを簡単に閲覧できるようになる。本研究で対象とするモデルは、親ノードの意見を参考に自身の意見を決定するモデルであるため、口コミなどの情報の流れに沿ってリンクを張ることとする。すなわち、ユーザ Y からユーザ X に向かって有向リンクを張り、ネットワークを構築する。ノード数は 40,966、有向リンク数は 330,413 であ

^{*1} <http://www.cosme.net/>

る。入次数と出次数の相関係数は 0.53 である。以下このネットワークを Cosme ネットワークと呼ぶ。Cosme ネットワークの各ノード (ユーザ) は、年齢と肌質を登録している。肌質は乾燥肌、普通肌、混合肌、敏感肌、脂性肌、アトピーの 6 種から 1 つを選び設定する。

5.2 実験設定

本実験における専門度と親密度の計算法について述べる。ノード u が購入したアイテム集合 $I(u)$ の各アイテム $i \in I(u)$ に対して、ブランド、ジャンル、メーカーなどのカテゴリが付与されており、それを $cate_i$ と表記する。ノード u がある一定のカテゴリのアイテムに関する口コミを多く投稿していれば、他のカテゴリに比べてそのカテゴリに関する知識があると言える。したがって、ノード u のカテゴリ c に対する専門度を、偏りの統計的有意性の程度を表す Z スコアを用いて計算する。ノード u のカテゴリ c のアイテムに対する口コミ数を $r(u, c)$ 、ノード u の総口コミ数を $r(u, \cdot) = \sum_c r(u, c)$ 、全ノードのカテゴリ c のアイテムに対する総口コミ数を $r(\cdot, c) = \sum_{u \in V} r(u, c)$ 、サイト全体の総口コミ数を $R = \sum_c \sum_{u \in V} r(u, c)$ とする。そして、周辺確率分布を $a(u) = r(u, \cdot)/R$ 、 $b(c) = r(\cdot, c)/R$ とすると、ノード u が周辺分布に従いランダムにアイテムを選択した時の口コミ数の期待値は $e(u, c) = a(u)b(c)$ と計算できる。したがって、以下のように Z スコアを計算できる：

$$z(u, c) = \frac{r(u, c) - R \cdot e(u, c)}{\sqrt{R \cdot e(u, c) \cdot (1 - e(u, c))}}. \quad (9)$$

この値は、ノード u が統計的有意に偏ってカテゴリ c のアイテムを選択しているかを表す値である。本実験では、各ノードに対して Z スコアの最大値により専門度を設定する：

$$\exp(u) = \max_c \{z(u, c), 1\}. \quad (10)$$

ユーザ間の親密度は、以下のように求めた：

$$fri(u, v) = \frac{1}{2} \delta(\text{skin}_u, \text{skin}_v) + \frac{1}{2} \exp(-\lambda |age_u - age_v|). \quad (11)$$

ここで、 $\delta(a, b)$ はクロネッカーのデルタであり、 $a = b$ で 1、それ以外で 0 となる。すなわち、ノード u と v の肌質 skin が一致する場合に 1 を返す。また、 $\lambda = 1.0$ とした。この親密度は、ノードの年齢 age が近く、肌質が一致する場合に高い値を示す。

6. 実験結果と考察

提案モデルにより算出した影響度について、外部指標による定量評価と既存のランキング手法との比較評価を行う。

6.1 外部指標による評価

@cosme のサイトでは、参考にしたい有益な口コミに対して ‘Like’ をする機能がある。他のユーザから多くの ‘Like’

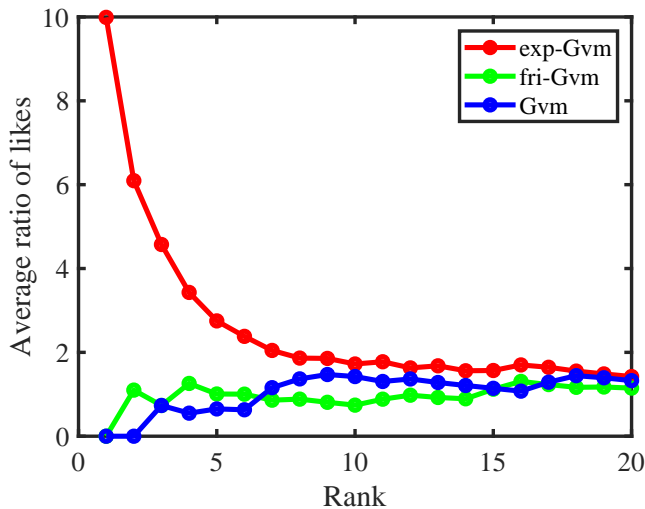


図3 ランキング上位のノードの平均獲得 Like 比率

を獲得しているユーザは、他のユーザの意見形成に対して大きな影響力を持っていると言える。本実験では、提案モデルにより算出した影響度ランキングにおいて、このようなユーザが上位にランクインしているかで評価する。

図3に、提案手法により算出した影響度のランキング上位 $rank$ 位までのノードの獲得 Like 比率の平均値をプロットした。比率は、獲得 Like 数/投稿口コミ数で算出した。横軸はランキングにおける順位 $rank$ 、縦軸は $rank$ 位までのノード集合に対する平均を表す。図3を見ると、赤い折れ線グラフで示した専門度付き Voter Model による影響度ランキング上位のノードが、既存 Voter Model の上位ノードと比較して高い獲得 Like 比率を示していることが分かる。すなわち、提案モデルの方が有益な口コミを投稿する影響度の高いユーザを上位ノードとしてランキングできることを意味する。一方で、親密度付き Voter Model では、既存モデルと同程度の結果しか得られなかった。

6.2 影響度ランキング比較

ここでは、提案 Voter Model により算出した影響度のランキングと、既存指標である各種中心性のランキングとを比較する。比較に用いる中心性指標は以下の通りである。

- out-Dgc : 出次数中心性 (各ノードの子ノード数 $|C(u)|$ を用いる)
- in-Dgc : 入次数中心性 (各ノードの親ノード数 $|P(u)|$ を用いる)
- Prk : PageRank
- Gvm : 大域採用付き Voter Model
- Hub : HITS アルゴリズムにおけるハブ度
- Aut : HITS アルゴリズムにおけるオーソリティ度
- Clc : 調和平均に基づく近接中心性
- Bwc : 媒介中心性

各種中心性ランキングとの類似度を以下の指標を用いて表す：

$$Fval(rank) = \frac{2|PROP(rank) \cap CENT(rank)|}{|PROP(rank)| + |CENT(rank)|} \quad (12)$$

ここで、 $PROP(rank)$ と $CENT(rank)$ は、提案モデルと各種中心性ランキングにおける上位 $rank$ 位までのノード集合を意味する。この値が大きいほど、上位 $rank$ 位までのノード集合が似ていることを表す。

図4には専門度付き Voter Model について、図5には親密度付き Voter Model についてそれぞれ影響度ランキングの比較を示した。図4を見ると各種中心性とも類似度は小さいことが分かる。図5は Gvm との類似度が高く、実際にランキング1位が同一ユーザ、2位以降も多少順位が前後するもののランキング上位者のほとんどが同じユーザで構成されていた。また図4に対して各種中心性との類似度には大きさに広がりがある。この2つの図では類似度の高い順は同じであり、最も類似度が高い Gvm、次点が out-Dgc、ほぼ同率の Hub と Clc、Bwc を挟み、最も類似度の低い Prk、in-Dgc、Aut である。Gvm は大域採用付き Voter Model のため、Voter Model 原型となっており、ランキングに大きく影響を与える要素はリンクの入次数である。このため同じ元々が Voter Model である exp-Gvm や fri-Gvm との類似度が高いと考えられる。だが、同じ Voter Model を元にして exp-Gvm と fri-Gvm で Gvm との類似度に差を開いた。

これは親密度が高いユーザとのフォロー関係が多いことで、各フォロー間での親密度は1に近づいたとすると、各親密度は同じような値をとる。これにより元の値に近い比率をとったため、その結果 Gvm との類似性が高くなったのではないだろうか。本実験において親密度はフォロー関係にあるユーザの年齢の近さ、肌質によって決まり、一致するユーザらは高い値を示す。さらに @cosme の利用者ユーザの7割は20~30代の女性であり、化粧品の志向は年齢、肌質に左右されやすいため、親密度が比較的高くなることが予想される。この一方で、exp-Gvm は同じフォロー関係であっても、ユーザ毎の専門度に違いが表れたため類似性が低い結果となったのではないかと予想する

7. おわりに

本研究では大域採用付き Voter Model に専門度、親密度を付加することで信憑性のある Voter Model の提案を行った。評価実験は口コミ評価の外部指標 Like による評価、提案手法と各種中心性の影響度ランキングの類似性の比較を行った。今回、評価実験では専門度付き Voter Model に関しては影響度ランキング上位ユーザが高い Like を獲得したことや、各種中心性との類似性が低かったことからある程度有意性があると考えられる。一方で親密度付き Voter Model ではフォロー関係の親密度の高さにより従来手法との差別化を図ることが出来なかったと予想される。信ぴょう性を考える上で親密度は相手に対する期待、信頼に相当する。

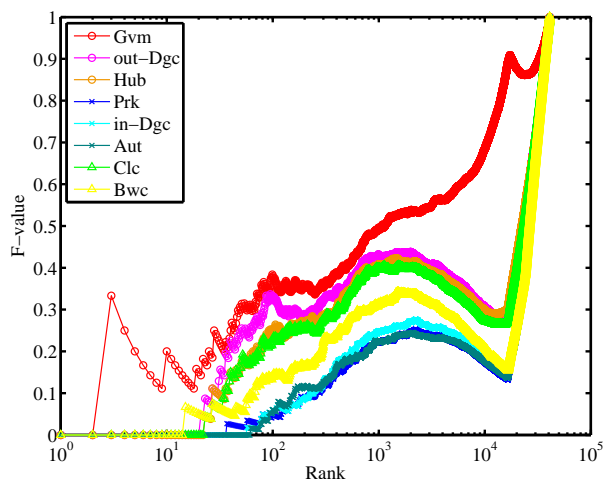


図 4 専門度付き Voter Model

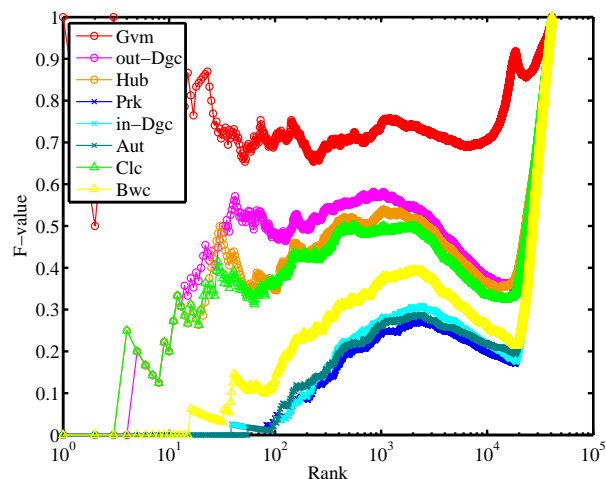


図 5 親密度付き Voter Model

このため、今後の課題として、親密度の要素設定等に対して再検討が必要になると考える。他にも課題として、今回データ収集の場を@cosmeで行ったが他サイトでの有効性の確認することで、提案による確率の信ぴょう性をより確かなものすることが挙げられる。

謝辞 本研究は、JSPS 科研費 (No.16H02904) の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Even-Dar, E. and Shapira, A.: A Note on Maximizing the Spread of Influence in Social Networks, *Internet and Network Economics* (Deng, X. and Graham, F., eds.), Lecture Notes in Computer Science, Vol. 4858, Springer Berlin / Heidelberg, pp. 281–286 (2007).
- [2] Yang, T., Jin, R., Chi, Y. and Zhu, S.: Combining Link and Content for Community Detection: A Discriminative Approach, *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD '09, New York, NY, USA, ACM, pp. 927–936 (2009).
- [3] Fushimi, T., Saito, K., Kimura, M., Motoda, H. and Ohara, K.: Finding relation between PageRank and voter model, *Proceedings of the 11th international conference on Knowledge management and acquisition for smart systems and services*, PKAW'10, Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag, pp. 208–222 (2010).
- [4] Li, Y., Chen, W., Wang, Y. and Zhang, Z.-L.: Voter Model on Signed Social Networks, *Internet Mathematics*, Vol. 11, No. 2, pp. 93–133 (2015).
- [5] Haveliwala, T. H.: Topic-Sensitive PageRank: A Context-Sensitive Ranking Algorithm for Web Search, *IEEE Trans. on Knowl. and Data Eng.*, Vol. 15, No. 4, pp. 784–796 (2003).
- [6] Kimura, M., Saito, K., Ohara, K. and Motoda, H.: Learning to predict opinion share and detect anti-majority opinionists in social networks, Vol. 41, pp. 5–37 (2013).
- [7] 加藤義清, 黒橋禎夫, 江本 浩: 情報コンテンツの信頼性とその評価技術, 人工知能学会研究会資料, Vol. 602, pp.1–10, (2006).
- [8] Niklas, L.: 信頼—社会的な複雑性の縮減メカニズム. 大庭健, 正村俊之 (訳) 勁草書房, (1990) (Ferdinand Enke Verlag, 2nd edition, 1973).

- [9] 山本祐輔, 田中克己: データ対間のサポート関係分析に基づく Web 情報の信憑性評価, 情報処理学会論文誌データベース, Vol 3, No.2, pp.61–79, (2010).