

Twitterにて会話しやすいユーザを推薦する手法の評価

坪田啓司^{1,a)} 小林亜樹¹

概要 : Twitter に代表されるマイクロブログはコミュニケーション手段としても普及している。しかし、あらたな会話先として適当な会話をはじめやすいアカウントを探し出すことは難しい。そこで会話の始まりやすいアカウントを推薦する手法として、候補アカウントの会話行動を分析することで推薦する手法を提案しており、一定の効果を見出した。本稿では、新規に会話を開始する前提となる相互フォロー状況による判断を加えて手法を改良した上で、実際に会話行動が始まるか否かを観測し、これと評価値との相関を計算することで提案手法の有効性を評価する。結果より、妥当なパラメータの提示と本手法の有効性を示す。

1. はじめに

Twitter^{*1} を代表とするマイクロブログサービスが急速に普及している。マイクロブログでは、Twitter での 140 文字とされるような短文投稿の制約が気軽な投稿を促すと共に、時期を同じくして普及の進むスマートフォン [1] により、いつでもどこでもの利用を可能としたことと相まって、特に 10 代、20 代を中心とする若年層での情報発信の敷居を大きく下げた。短文かつリアルタイム性のあるテキストベースのメディアとしては従来よりチャットサービスが存在したが、マイクロブログの同期的な利用を強制しないサービスモデルの結果、会話を強制することはなく、日常的话题やその時点での行動、感情などの断片的な投稿が主流である。これは、従来のインターネット上における個人情報発信の主体であった、WWW 一般や blog での意見の主張、表明の色彩が濃かったことと比して特徴的といえる。

しかし、マイクロブログは一方向的な個人的感情などの垂れ流しとは言えない。それは、一定の宛先を明示するような機能、記法が提供されていることにより、サービス内の他者（他アカウント）との「会話」（他者とのやりとり）が機能するためである。マイクロブログの利用目的、形態は多様であるとはいうものの、この「会話」機能を楽しむ様子は、サービス内で多く目にすることができる。このとき、この「会話」の様子を見ると、必ずしもサービス外においても、友人知人の関係にあるとは思えない場合も多い。この場合、サービス外では見ず知らずの関係であったが、何らかの趣味的側面での一致性などによって「会話」を楽し

むようになったと考えられる。

では、このようなサービス内における「会話」を楽しむような「友人」はどのように発見されるのであろうか。発見の実際について体系的な調査を筆者らは知らない。しかし、発見を支援するような方式は種々報告されている。アカウント間のプロフィール文、投稿文、あるいは「友人」関係グラフを用いて、興味嗜好の類似性を抽出する方式 [2][3] が典型であり、古くは blog における友人推薦にも見られる [4]。スマートフォンからの投稿で見られるような位置情報を利用してこれを拡張する方式 [5][6] も研究されている。一方で、情報の多様化という観点から意外な情報を提供できるユーザを推薦する手法 [7] も報告されている。

しかし、マイクロブログにおいて「友人」を発見するためには、このような興味嗜好の類似度だけに頼ることはできない。その理由は、サービス利用目的の多様性にあると考えられる。例えば、サービス内における「友人」関係の基と考えられる「フレンド」数分布は、数人程度のごく少数から 100 人、あるいは 1000 人以上の多数まで幅広い [8]。その結果、興味嗜好に類似性が十分あったとしても、少数のサービス外の友人関係をそのまま持ち込み「会話」を楽しんでいるアカウントや、逆に、多数の情報源となる他アカウントの投稿を読むことを主としていて、「会話」をほとんどしていないようなアカウントも観察される。このため、「友人」となりうるアカウントの発見には、「会話」の始まりやすさを考慮する必要がある。

加えて、「会話」の始め方も問題である。「会話」のきっかけとなるはじめの一言を容易に案出しうるサービス利用者ばかりとは言えないだろうと考えられる。また、「会話」を始めようと挨拶などをして、無視されてしまうことを恐れる利用者もあるだろう。この場合、サービス利用上の制約（サービス仕様や利用クライアントソフトウェアの制

¹ 工学院大学
Kogakuin University

^{a)} c510078@ns.kogakuin.ac.jp

^{*1} <https://twitter.com/>

約)によって、当該の挨拶投稿が単に閲覧できなかったためかもしれないが、挨拶をした側からそれがわかるとは限らないため、やはり心理的な障害となり得る。

このため筆者らは、Twitter を実験プラットフォームとして、「会話」の始まりやすさを定式化し、候補アカウントの行動を観測して必要なパラメータを入手することで、「会話」を容易に始められそうなアカウントを推薦する手法について提案している [9]。本方式では、基礎的な有効性評価は行ったものの、ある程度の規模における有効性の検討は不十分であった。

そこで本稿では、同様に「会話」を容易に始められるようなアカウント集合を推薦することを目的に、ある程度の規模において有効に機能するために改良した手法の提案と、有効性の検証を行う。本研究では、「会話」、「会話」の始めやすさを定式化し、そのために第三者が収集しうるデータについて検討を行い、「会話」を受け身な状況であっても始まりやすいアカウントである度合いを定量化する推定式を導入する。これと、興味嗜好の類似性については単純なキーワード検索結果を組み合わせ、この推定式を用いて「会話」の始まりやすいアカウントを推薦する方式について提案する。その後、いくつかの興味嗜好分野を対象に実験を行い、提案手法の有効性を示す。

2. 提案手法

まず、Twitter における「会話」やこれを受け身な状況で始まるとはどういうことかを定義する。次に、定義した会話が始まりやすいアカウントの度合いを推定する式を導入する。本推定式は、Twitter における友人関係を示すフォロワー、被フォロワーが双方向状態にある相互フォロー関係となる可能性を基本として、相互フォローアカウントへの会話行動が偏りなく十分に行われているかを観測し、これらのパラメータを基に推定を行うものである。興味嗜好分野の絞り込みのためには単純なキーワード検索結果を組み合わせる。さらに、本推定式が実際に新規の会話行動を引き起こすかどうかとの相関が直近の新規フォロー開始状況にも依存することを利用して、推定式の適用アカウント集合を絞り込む。最後に、推定値の高い順に会話の始まりやすいアカウントとして推薦する。

2.1 会話

会話とは、Twitter 上にてアカウント同士が自らの発言を含んだメンションツイートを送受信するやりとりと定義する。メンションツイートとは、ツイートの文途中のどこかに「@アカウント名」を含んだもので、リプライツイートと異なりツイートを「@アカウント名」から開始する必要はない。メンションツイート内で記述したアカウントのタイムライン上にそのツイートを表示させることができる

ため、宛て先側で自分宛であることが明確にわかり、お互いに相手を指定したツイートの送受信を円滑に行うことができる。

一方、ツイートの中にはリツイートという種類も存在する。リツイートは、他アカウントによって投稿されたツイート、またはそれを付随したツイートをフォロワーのタイムライン上に表示させるものである。リツイートであっても「@アカウント名」を含んでいる（場合がほとんどである）ため、メンションツイートと分類される。しかし、リツイートでは単に既存のツイートそのままを投稿する場合も多く、これを会話と見なせるかは議論が分かれる。会話ツイートとすべきメンションツイートの範囲は、3.2 節で議論する。

このようなメンションツイートによる会話を始めるためには、きっかけとなるメンションツイートが必要である。会話を開始したい側が相手にツイートすることが一般的であると考えられるが、このとき、メンションツイートを投げかけても返事が得られないと失望するものである。このような返信のなさを一種のリスクと感じて会話を開始することを躊躇するユーザ層も考えられる。この場合、返信を得られやすいアカウントが事前にわかれば、比較的気軽に会話行動を開始できると考えられる。

そこで、このようなメンションツイートによる会話を返信してくれるか、または、相手側から最初のアクションを起こしてくれるようなアカウントを、会話を始めやすいアカウントと定義する。これはすなわち、自分宛のメンションツイートを送ってくれる可能性の高いアカウントを指すことになる。

2.2 方針

本提案では、キーワード検索で推興味嗜好分野に見合った推薦候補アカウント集合を取得し、それらの推薦候補アカウントの行動を観測した結果から会話の始まりやすさをそれぞれ得点付けし、高得点のアカウントを会話の始まりやすいアカウントとして推薦する。

推薦候補アカウント集合は、任意のキーワードにてツイートに対し検索を行い、その語を含むツイートを発言しているアカウントを k 件選出することによって得る。推薦候補アカウントの観測する行動としてメンションツイート情報を用いるため、そのメンションツイート情報を取得するために観測期間 d としてある一定の期間を設定する。

会話の始まりやすいアカウントの特徴として、Twitter ではお互いにフォローしあうことによりお互いのつぶやきがホームタイムライン上に表示されるのでツイートへの返事がしやすいことに着目する。したがって、フォローした際にフォローし返してくれるアカウントであったほうが会話が始まりやすい対象と考えられる。この相互フォローアカウント全体の中で会話行動を行っている割合が高く、な

おかつ会話行動を均等に行っているアカウントが会話しやすいアカウントであると言える。これより、これらの全てを満たすアカウントを推薦することが会話が始まりやすいアカウントを推薦することであると言える。

2.3節より、推薦候補アカウントを推薦するための評価値を導く具体的な手順について説明する。また、3.2節にて評価値を求めるが、この過程では新規相互フォロー速度について考慮しておらず、この新規相互フォロー速度がある程度ない場合には新規の人との交流を増やそうとしないと考えられる。そこで、3.3節にて新規相互フォロー速度の観点から3.2節で求めた評価値を取捨選択することで最終的な推薦対象アカウントを導く。

2.3 推定源となる情報の取得

本研究において、会話の始まりやすさを示す指標を導く際に必要となる情報は、キーワード検索により選出した推薦候補アカウント集合 C_n 内のアカウントそれぞれについて、一定期間 d における次の情報である。なお、期間 d を観測期間と称し、その始点を d_s 、終点を d_t とする。

- (i) 始点 d_s におけるフレンド、フォロワーアカウント集合
- (ii) 終点 d_t におけるフレンド、フォロワーアカウント集合
- (iii) 期間 d 中におけるアカウント α 宛てメンションツイート集合
- (iv) 期間 d 中におけるアカウント α によるメンションツイート集合

これらのうち、(i)、(ii)については期間 d の始点 d_s 、終点 d_t のそれぞれにおいて、Twitter API1.1におけるREST APIによって取得することができる。具体的には、各アカウントのフォロワー、フレンドのリストを得る。このとき、アカウント名ではなくTwitter上の識別子であるuserIDを記録することで、アカウント名のユーザによる変更による左右されない情報を得ることができる。

(iii)の情報は、始点 d_s における相互フォローアカウント集合を計算し、それらのツイートをStreaming APIを用いて取得することによって得られる。

(iv)については、事実上当該アカウントによる全投稿ツイートを収集した後に、メンションツイートであるかを判別する処理によって抽出する必要がある。そのための全ツイートは、適当な時期にREST APIによって取得することもできる。しかし、現在のAPI1.1では時間当たりなどのAPI発行件数制限が存在するため、本研究のように多数のアカウントの情報を収集するには不向きである。そこで、Streaming APIによって、期間 d に渡って対象アカウント集合 C_n によるツイートを収集し続ける。収集したツイートより、メンションツイートを抽出する。

2.4 推定手法

推薦するアカウントを評価する指標として、

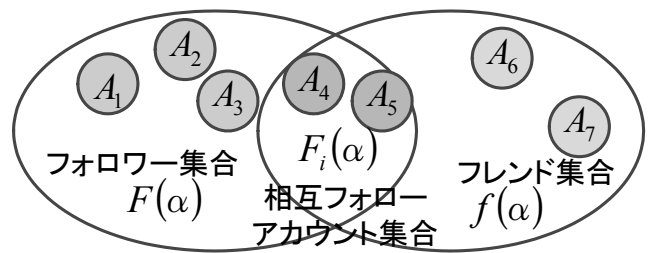


図1 相互フォロー関係

- (1) フォローバックする割合
- (2) 相互フォローアカウント全体に対してメンションツイートをを行った割合
- (3) 相互フォローアカウントそれぞれに対してのツイート数の偏りのなさ

の3つについて考える。これらの3つは2.2節にて会話が始まりやすいアカウントとして議論した要素を具体化したものである。

本推薦システムを利用するアカウントを X とし、 k 個の推薦対象アカウントの集合 C 内のアカウント α について考える。

(1)は推薦対象アカウント α のフォロワーの中で相互フォローしているアカウントの割合である。これは推薦対象アカウントが他アカウントからフォローされた際に、そのフォローしたアカウントをフォロー仕返す行為を示し、その行為をフォローバックと言う。この値が大きいくほど、実際にフォローした際に相互フォロー状態になりやすく、ホームタイムライン上にツイートが表示されることから会話が始まるきっかけとなりやすい。

推薦対象アカウント α が時点 d_t においてフォローしている、またはされているアカウントを A_i とする。時点 d_t における α のフレンド集合を $f(\alpha)$ 、フォロワー集合を $F(\alpha)$ とするとき、相互フォローアカウント集合は $\mathcal{F}(\alpha) = f(\alpha) \cap F(\alpha)$ である。よって、フォローバック率 $M(\alpha)$ は、

$$M(\alpha) = \frac{|\mathcal{F}(\alpha)|}{|F(\alpha)|} \quad (1)$$

である。

(2)は相互フォローアカウント全体に対してメンションツイートをを行った割合、つまり相互フォローアカウントのうちどれだけのアカウントに対してツイートをを行ったかの割合である。この値が大きいくほど、相互フォロー状態のアカウントに満遍なく会話をしていることを示しており、受動的なアカウントが相互フォロー状態になった際に会話は始まる可能性が高くなる。

相互フォローアカウント集合 $\mathcal{F}(\alpha)$ において、観測期間 d 内に推薦対象アカウント α が行ったメンションツイートのあて先アカウント集合 $T(\alpha)$ を用いて、相互フォローしているアカウントに対してツイートする割合 $R(\alpha)$ は、

$$R(\alpha) = \frac{|T(\alpha)|}{|\mathcal{F}(\alpha)|} \quad (2)$$

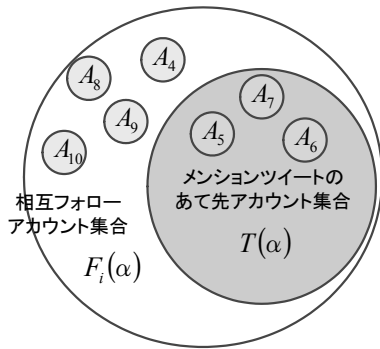


図 2 相互フォロー内ツイートしている割合

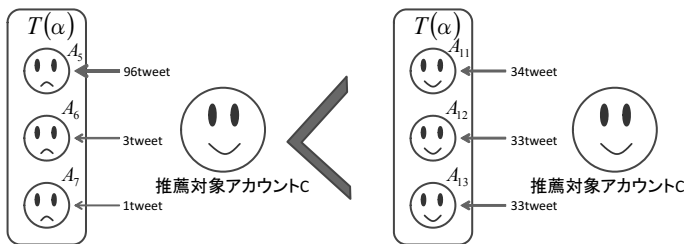


図 3 メンションツイート数の偏りのなさ

である。

(3) は、相互フォローアカウント集合 $\mathcal{F}(\alpha)$ 内において、偏りなくメンションツイートを発しているかの指標である。

推薦候補アカウント集合 C のひとつのアカウント α によるメンションツイートの偏りのなさを、 α によるメンションツイートのあて先エントロピーとして定義する。すなわち、 α の相互フォローアカウントのうち、あるアカウント $A_i \in \mathcal{F}(\alpha)$ への期間 d におけるメンションツイート数を $m(\alpha, A_i)$ とする。すると、この期間における α による相互フォローアカウント集合全体へのメンションツイート数の合計 $m_{\mathcal{F}}(\alpha)$ は、

$$m_{\mathcal{F}}(\alpha) = \sum_{A_i \in \mathcal{F}(\alpha)} m(\alpha, A_i) \quad (3)$$

である。

$\forall A_i, p_i = \frac{m(\alpha, A_i)}{m_{\mathcal{F}}(\alpha)}$ として、 A_i へのメンションツイート数の全体 $\mathcal{F}(\alpha)$ に対する割合を定義することができ、これを用いると、 α によるメンションツイートのあて先エントロピー $E(\alpha)$ を

$$E(\alpha) = - \sum_{A_i \in \mathcal{F}(\alpha)} p_i \log p_i \quad (4)$$

として定義できる。

この値が大きいほど、メンションツイートのあて先毎のばらつきが小さいことになり、すなわち、多くの相互フォローアカウントにたいしてまんべんなく会話行動をとっているとみなせることになる。

以上の式 (1), (2), (3) の全てが高い数値のアカウントを

推薦するため、乗算を用いて会話の始まりやすさの評価値 $S(\alpha)$ を求める。 $S(\alpha)$ は、

$$S(\alpha) = M(\alpha)R(\alpha)E(\alpha) \quad (5)$$

として計算する。

2.5 新規相互フォロー速度

2.3 節にて、相互フォローアカウントを対象に評価値 $S(\alpha)$ を求めることで会話が始まりやすいアカウントであるかを数値として表現した。しかし、(1) 式による $M(\alpha)$ は観測期間 d における新規に相互フォロー状態になったアカウントであるか否かを問わずに定義されている。推薦評価を行う直近の期間である d において、新規相互フォローを開始しない、またはごく少ない場合、新たな交友関係を広める意図が小さいと考えられ推薦するには不適切である。また、新規相互フォロー速度が低い場合、観測期間 d において $R(\alpha)$ や $E(\alpha)$ の計算に必要な行動が完結できておらず、推定値が本来の値を反映できない可能性も高い。

上記の二つの理由から、一定値以下の場合には推薦候補から除外する。

そこで、観測期間 d 前後での相互フォロー集合の差分を求め、新規相互フォローアカウント数 I を計算する。そして、 I/d の値、つまり相互フォロー速度が一定値以下のアカウントは推薦候補集合から除外する。この一定値は実験で明らかにする。

2.6 推薦対象アカウントの絞り込み

最終的に推薦するアカウントを絞り込むにあたり、推薦対象アカウントを取捨選択する閾値として新規相互フォロー速度 ΔF_d を求める。これを求めるにあたり必要な情報は、キーワード検索により選出した推薦候補アカウント集合の、

- (i) 時点 d_s でのフレンド、フォロワー情報
 - (ii) 時点 d_t でのフレンド、フォロワー情報
- である。

相互フォロー速度 ΔF_d を導く手順は、

- (I) d_s における相互フォロー集合 $\mathcal{F}(\alpha, d_s)$ を求める。
 - (II) d_t における相互フォロー集合 $\mathcal{F}(\alpha, d_t)$ を求める。
 - (III) $\mathcal{F}(\alpha, d_t)$ から $\mathcal{F}(\alpha, d_s)$ を引き新規相互フォロー数 I を求める。
 - (IV) 新規相互フォロー数 I を観測期間 d で除する。
- の 4 つの手順が必要である。

(I) の d_s における相互フォロー集合 $\mathcal{F}(\alpha, d_s)$ は、2.4 節で述べたように、

$$\mathcal{F}(\alpha, d_s) = f(\alpha) \cap F(\alpha) \quad (6)$$

である。

同様に (II) の d_t における相互フォロー集合 $\mathcal{F}(\alpha, d_t)$ は、

$$\mathcal{F}(\alpha, d_t) = f(\alpha) \cap F(\alpha) \quad (7)$$

である。

(III)にて、観測期間 d の間に新たに新規相互フォロー状態になった新規相互フォローアカウント集合 $\mathcal{F}_d(\gamma)$ は、

$$\mathcal{F}_d(\gamma) = \mathcal{F}(\alpha, d_t) - \mathcal{F}(\alpha, d_s) \quad (8)$$

である。

新規相互フォローアカウント集合 $\mathcal{F}(\gamma)$ からの新規相互フォローアカウント数 I を求める。

(iv)にて、 I を観測期間 d で除することで時間あたりに新規に相互フォローアカウントが増加した率、つまり相互フォロー速度 ΔF_d が求まる。したがって、相互フォロー速度 ΔF_d は、

$$\Delta F_d = \frac{I}{d} \quad (9)$$

この値が大きいほど、その推薦対象アカウントが短時間に新規相互フォロー状態となるアカウント数が多いことを示している。また、 ΔF_d の値が小さい場合、新規の人の交流を増やそうとしていない可能性及び評価推定値が本来の値を反映できない可能性の2点が考えられる。よって、この相互フォロー速度 ΔF_d が一定値以下のアカウントを推薦候補集合から除外する。

ただし、 ΔF_d のある一定値の目安を次章の評価実験にて求める。

2.7 会話の始まりやすいアカウントの推薦

ここでは実際に推薦するアカウント及び使い方を示す。推薦候補アカウントを、3.4で求めた ΔF_d が一定値以下のアカウント集合を取り除いた候補集合を推定評価値 $S(\alpha)$ の降順に並べ、上位アカウントを推薦する。

本方式は利用者が受動的な行動、つまり積極的に話しかけるような行動をしなくても会話が生じる状況を考慮している。よって、本方式による推薦システムの利用者は、推薦されたアカウントをフォローし、興味思考分野のツイートに适当地に投稿しておけばよい。そうすれば当該フォローアカウントよりメンションツイートを受ける可能性が高いと考えられる。

3. 評価実験

3.1 評価手順

相互フォローアカウントを対象に評価値 $S(\alpha)$ を求め、相互フォロー速度 ΔF_d を考慮することで評価値 $S(\alpha)$ の高いアカウントを会話の始まりやすいアカウントを推薦する手法について述べた。そこで、その提示したアカウントらが新しく相互フォローアカウントとなったアカウントに対し実際に会話行動をどのくらいの割合に対し行っているかという観点にて、その割合と相関をとることで本方式の有効性を検証する。

また、推薦候補アカウント集合から推薦アカウントを絞り込む際の閾値 ΔF_d の目安の数値もこの評価実験にて求

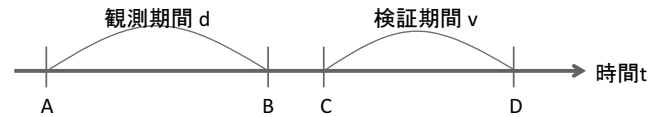


図4 観測期間と検証期間

める。

まず、本提案における会話の始まりやすさを検証する際に必要な情報として、キーワード検索により選出した推薦候補アカウント集合に対して時系列 A, B, C, D とするとき、

- (i) 観測始点 d_s
- (ii) 観測終点 d_t
- (iii) 検証始点 v_s
- (iv) 検証終点 v_t

以上の4つの時点を準備する。

ここにおける (i) 及び (ii) の d_s , d_t は2.3で用いた期間 d と等しく、時点 d_s から d_t までの期間が観測期間 d である。 v_s から v_t までの期間は検証期間 v と呼び、この期間における行動を観測することで検証する。

具体的な手順は、

- (I) v_s と v_t から新規相互フォローアカウント集合を求める。
 - (II) その新規相互フォローアカウントのうちメンションツイートの宛先となっているアカウント割合を求める。
 - (III) $S(\alpha)$ と II で求めた値の相関を計算する。
 - (IV) ΔF_d の閾値を変更して、残ったアカウント集合による (III) の評価を比較し、適当な閾値を求める。
- の4つである。

I は、検証始点 v_s から検証終点 v_t におけるフレンド、フォロワー情報から検証期間 v の間に新たに新規相互フォロー状態になったアカウントを求める。これは、(8)式と同様に求めることができ、検証期間 v における新規相互フォローアカウント集合 $\mathcal{F}_v(\gamma)$ は、

$$\mathcal{F}_v(\gamma) = \mathcal{F}(\alpha, v_t) - \mathcal{F}(\alpha, v_s) \quad (10)$$

である。

ここで、システムを利用するアカウント X が実際に推定評価値 $S_n(A)$ が高いアカウントと相互フォロー状態になったとき、実際に会話を行っていただければ本手法の有効性を示せる。そこで、推薦対象アカウントを対象に検証期間 v にて新規に相互フォローとなったアカウントに対しメンションツイートをしている割合 μ_γ を求める。

II は、検証期間 v における新規相互フォローアカウント集合 $\mathcal{F}_v(\gamma)$ の各アカウントに対して、行われたメンションツイートが存在するかを確認し、新規に相互フォロー状態

となったアカウントにメンションツイートを行っている割合を求める。このとき、各アカウントへ何回メンションツイートを行っているかを数える必要はなく、メンションツイートを行っているかのみで判断すれば良い。

新規相互フォローアカウント集合 $F_v(\gamma)$ において、検証期間 v 内に推薦対象アカウント α が行ったメンションツイートのあて先アカウント集合 $T(\gamma)$ を用いて、新規に相互フォロー状態となったアカウントに対してツイートする割合 μ_γ は、

$$\mu_\gamma = \frac{|T(\gamma)|}{|F_d(\gamma)|} \quad (11)$$

である。

III, このとき、評価値 $S(\alpha)$ の値が高いアカウントは μ_γ の値も高く、評価値 $S(\alpha)$ の値が低いユーザは μ_γ の値も低くなる。本提案手法の有効性を示す状態である。したがって、 $S(A)$ と μ_γ の相関係数 ν を計算し、これが一定の正の値をとっているとき、 $S(\alpha)$ が高いアカウントが実際に相互フォローとなったときに会話が始まりやすいと言える。ここで、新規相互フォローユーザ数が極端に少ないと μ_γ の値が大きくブレてしまうだけでなく、評価推定値が本来の値を反映できていない可能性があるため、相互フォロー速度 ΔF_d がある一定値以下のアカウントを評価対象から外す必要がある。したがって、相互フォロー速度 ΔF_d がある一定量以下のアカウントを取り除いた状態で相関係数 ν を計算し、 ν の値が最大とな ΔF_d を閾値とする。

3.2 実験条件

本実験では実験対象アカウントを「艦これ」「パズドラ」「甲子園」の3つのキーワードのうち、いずれかに該当するキーワードを含んだツイートを発言した330アカウントを対象候補にした。これらのキーワードは2013年8月の段階でアカウント間の交流が多くされるであろうものを推定し選んだ。

「艦これ」は「艦隊これくしょん」の略称で、艦隊コレクションは角川ゲームズ開発・運営、DMM.comより提供されている艦隊育成ブラウザゲームで2013年4月23日より正式サービスが開始され、わずか6ヶ月弱で100万ユーザが登録している。そのため2013年8月当時最もアカウント間の交流があるコンテンツであろうと考えキーワードの1つとした。

「パズドラ」は「パズル&ドラゴンズ」の略称で、GungHo Online Entertainmentが提供するiOS & Android用アプリである。2012年2月20日より正式サービスが開始され、2013年10月に2000万ダウンロードされる人気を誇っている。そのため2013年8月当時アカウント間の交流があるであろうと考えキーワードの1つとした。

「甲子園」とは、兵庫県にある阪神甲子園球場で春と夏に毎年開催されている高校野球全国大会で、2013年夏は8月8日から22日まで行われた。2013年8月当時に開催さ

れていたことから、アカウント間の交流があるコンテンツであると考えキーワードの1つとした。

観測期間 d または検証期間 v の途中で鍵をかけた、あるいは削除されたアカウントはStreaming APIでツイート情報を取得することができないため実験対象アカウントから除外した。鍵をかけたアカウントとは、その鍵をかけているアカウントをフォローしているアカウント以外にはツイートを閲覧できなくする機能である。また、観測期間 v にて新規相互フォローアカウント数が0のアカウントは、実際にそのアカウントをフォローした際にどのような行動をとるか予測できないため実験対象アカウントから除外した。これらの条件を満たす77アカウントを取り除いた253アカウントが評価対象アカウントである。

本実験では、実験対象アカウントのフォロー及びフォロー情報はREST APIにて(i), (ii), (iii), (iv)の4つの時点で、ツイート情報はStreaming APIにてリアルタイムに収集した。Streaming APIは複数のアカウントに対しリクエストを送った時点から切断されるまでリアルタイムにツイートした内容、フォローしているユーザ数やツイート総数などをJSON また XML で取得することができるものである。

実験で用いるツイート情報ではメンションツイート、すなわち、ツイートの一部に「@アカウント名」を含むツイートのみを使用している。メンションツイートには、

- (a) @userA :X の文章
- (b) RT @userA :A の文章
- (c) X の文章 RT @userA :A の文章
- (d) RT @userA :A の文章 :X の文章

の4パターンが考えられる。ここで、本推薦システムを利用するアカウントをX、ツイートの送信相手の代表としてuserAとした。「Xの文章」とは、Xが自ら打ち込んだ文章を、「Aの文章」とはuserAなどのX意外のアカウントが打ち込んだ文章を示している。

それぞれの意味として、(a)はシステムを利用するXがuserAに対してXが文章を書いている場合を、(b)はuserAが書いた文章をRT、つまりリツイートしている場合を示している。この場合、Xは発言したツイートにおいて、自ら文章を打ち込んでいない。(c)は(b)同様にXが書いた文章から始まっているがRTなどにより文中に他のID名や他のユーザが書いた文章が含まれている場合を、逆に(d)はRTなどにより他のID名や他のユーザの文章が最初に書かれており最後にXが書いた文章が存在する場合である。

(a)と(c)と(d)はuserAなどの特定のアカウントに対して、Xが自ら文章を書き込む形で発言をしているので会話を行っているように思えるが、(b)はXからuserAに対してX自身が書き込んだ文章が存在しないため、アクションを行っていないと考えられる。したがって、(a), (c), (d)

のツイートのみを本実験では取り扱うべきである。しかし、実際にツイートされたメンションツイートを見る限り (b), (c), (d) のツイートを見分けることは困難である。

そこで、本実験を行う前の予備実験のひとつとして、(a) だけのパターンと (a)~(d) 全てのパターンの2パターンで 3.1.2 節の手順で $S_n(A)$ を求め (a) だけのパターンと (a)~(d) 全てのパターンとで相関をとった。(a) は、メンションツイートのうちで「@アカウント名」から始まるものとし、それを含むすべてのメンションツイートを (a)~(d) のすべてのパターンとした。(a) だけのパターンと比較した理由として、(a) は最もシンプルな会話形態であり、(a) が使用するメンションツイート量の最小値であると考えたからである。逆に (a)~(d) は考える全てのパターン、つまりメンションツイート量の最大値である。

この相関が1に近い値をとれば (a) だけを扱っても (a)~(d) の全てを扱っても (a), (c), (d) のツイートを用いた状態とほぼ等しいと言える。予備相関係数を調べたところその値は 0.983 となったため (a) だけのツイートでも (a)~(d) 全てのツイートを実験に用いても結果がほぼ等しくなることがわかった。そのため、本評価実験では、(a)~(d) 全てのパターン、つまりツイート文章中に「@アカウント名」が含まれてる物全てを使用した。

本実験の、観測期間は、2013年8月21日から9月29日までの約850時間、検証期間を2013年9月29日から10月22日までの約380時間とした。実験時間が実際の時間より短い理由は、何らかの理由で情報を取得できない期間が存在したためである。

3.3 閾値の検討

2.5 節で述べたように、新規相互フォロー速度のごく低いアカウントは、推薦対象から除外することが妥当である。この除外閾値を検討するため、異なる閾値それぞれについて推薦候補アカウント集合からの除外を行い、除外後の集合における推薦評価値 $S(\alpha)$ と新規相互フォロワーに対してメンションツイートを発している割合との間の相関係数を求める。求めた相関値のうち最大となる閾値が妥当であると考えられるため、その値について検討する。

4. 結果

4.1 推薦評価値とその後の会話行動との相関

評価対象となった253アカウントの推定評価値 $S_n(\alpha)$ を横軸に、その後の検証期間において新規に相互フォロー状態となったアカウントに対してメンションツイートする割合 μ_γ を縦軸とした散布図を図4.1に示す。評価値 $S_n(\alpha)$ の高い右方にプロットされているアカウントから順に推薦することとなる。したがって、右方に存在するプロットが上方にあれば、推薦したアカウントが実際に会話行動を始めた割合が高かったことを意味し、本手法の効果が高いこ

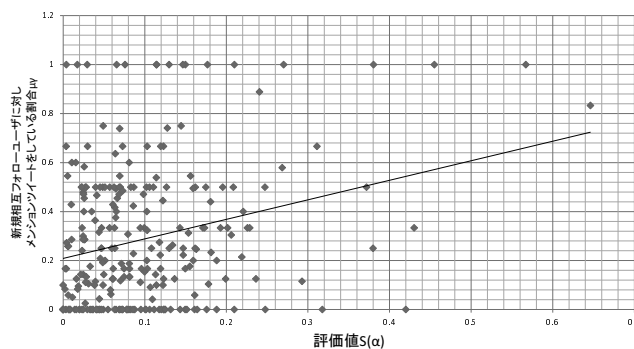


図5 253個のアカウントによる散布図

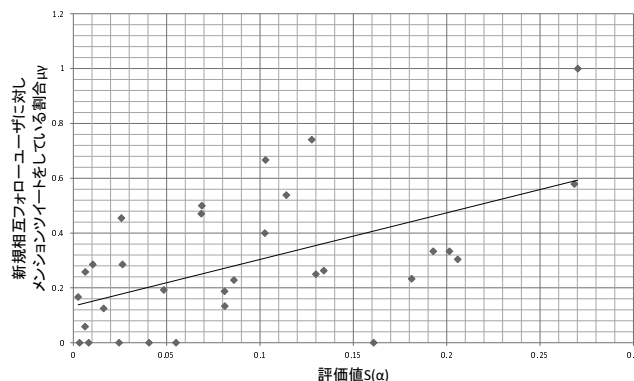


図6 31個のアカウントによる散布図

とを示す。

図4.1における相関係数は0.264であり、グラフ右方のプロットが上方に位置するものも多いが、下方に存在するものも散見される。推薦対象外となるため重要性は低いものの、左方かつ上方となるようなプロットも多く見られる点は問題である。

これは、提案手法で説明した観測期間中の新規相互フォロー速度による絞り込みを行っていないためである。新規相互フォロー速度が閾値未満のものを除外する処理を行うことで、直近期間においても積極的に相互フォロワーを増やそうとしている傾向のあるアカウントに絞り込むことができる。4.2節で述べるが、異なる閾値によって相関係数をしらべたところ、おおむね観測期間における新規相互フォロー数 $I = 8$ ないし 9 程度を閾値とすることで、効果の見込める相関係数を得られることがわかった。図4.1は、 $I = 9$ すなわち、 $\Delta F_d = 0.01$ を閾値として、これ未満のアカウントを除外した散布図である。除外されなかったのは31アカウントで、相関係数は、0.552であった。

この状態で評価値 $S(\alpha)$ の降順に推薦することで、会話の始まりやすいアカウントを推薦できると考えられ、本手法の効果を示すことができたといえる。

よって、本手法の有効性は示された。

4.2 閾値の決定

新規相互フォローアカウント数による閾値処理のため、閾値を実験期間における実数である I を変化させて相関係

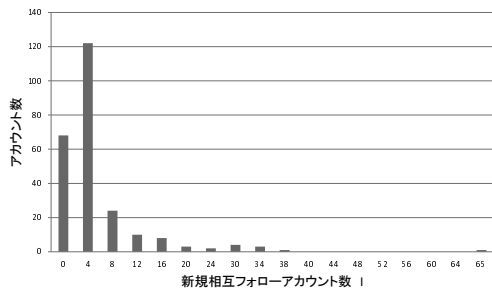


図 7 新規相互フォローアカウント数分布 (階級幅:=4)

数を計算した。その結果、 $I = 8$ ないし 9 にて相関係数は最大となった。したがって、

$$\Delta F_d = \frac{I}{d} = \frac{9}{850} = 0.01 \text{ (user/h)} \quad (12)$$

である。

評価対象の 253 アカウントの観測期間中における新規相互フォローアカウント数の分布を図 4.1 に示す。0[アカウント]の増加となったアカウント数は別枠とし、階級幅は 4[アカウント]である。この結果から、相関係数が最大となる $I = 9$ 前後は、多くのアカウントが新規相互フォローアカウント数としているピークを越えたあたりであることがわかる。

この理由については別に議論するべきであるが、たとえば、サービス外での友人知人に限ってフォローを追加するなどの比較的閉鎖的なフォロワー管理を行い、交流ツールとして用いているようなユーザが多いとすると符合する。また、サービス利用の直近期間において積極的に交流範囲を拡げようとする層が求めるべきユーザ像であると考えられるなら、やはりこのような新規相互フォローアカウント数分布のピークを越えたあたりに閾値を設定し、除外することは妥当であると考えられる。

4.3 考察

検証期間 v にて新規相互フォローアカウント数が 1 以上の 253 個の実験対象アカウントの $S_n(A)$ と μ_γ の分布を示した図 4.1 を見ると μ_γ が 1 や 0, 0.5 などに多く分布している。これは、新規に相互フォロー状態になったアカウント数が極端に少ないアカウントが多くあったためである。このようなアカウントは、評価値を求める各要素のような割合を計算するには精度が悪い。

本実験における検証期間では、新規相互フォローアカウント数が 0 のアカウントが 54 あった。その結果、評価対象アカウント数が減少している。これは、推薦対象アカウント全体の 16% にあたり無視できない量である。検証の精度を上げていけるものと見込まれる、より長期間に渡る検証期間を設けることは今後の課題である。

5. おわりに

Twitter を実験プラットフォームとして、会話ならびに会話の始まりやすさを定義し、会話の始まりやすいアカウ

ントの推薦手法について提案した。本手法では、目的となるキーワード検索結果のツイートの投稿元を推薦候補アカウント集合として、相互フォロー率、メンションツイート宛先率、メンションツイートエンтроピーによって評価値を計算する。その後、観測期間中の新規フォロー速度による推薦候補の絞り込みを行い、評価値の降順にアカウントを推薦する。会話行動の開始を別に設けた検証期間中の観測のみによって判断する実験により、妥当な絞り込み閾値を示すと共に、本手法の有効性について示した。実験規模、期間の拡大などは今後の課題である。

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 23240110 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 総務省 (編): 平成 25 年版 情報通信白書, 第 3 節 インターネットの利用動向, pp. 331-345, (2013).
- [2] 桑原 雄, 稲垣 陽一, 草野 奉章, 中島 伸介, 張 建偉: マイクロブログを対象としたユーザ特性分析に基づく類似ユーザの発見および推薦方式, 情処研報, 2009-DBS-149(18), pp. 1-3(2009).
- [3] 古川 忠延, 松澤 智史, 松尾 豊, 内山 幸樹, 武田 正之: Weblog におけるユーザのつながりと閲覧行動の分析, 電子情報通信学会論文誌. B, 通信 J88-B(7), 1258-1266, (2005).
- [4] William H. Hsu, Andrew L. King, Martin S. R. Paradesi, Tejaswi Pydimarri, and Tim Weninger: Collaborative and Structural Recommendation of Friends using Weblog-based Social Network Analysis, Computational Approaches to Analyzing Weblogs - Papers from the 2006 Spring Symposium, AAAI Press Technical Report SS-06-03, Stanford, pp. 24-31 (2006).
- [5] Xing Xi: Potential Friend Recommendation in Online Social Network, Proc. 2010 IEEE/ACM International Conference on Green Computing and Communications (GreenCom) & 2010 IEEE/ACM International Conference on Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom), pp. 831-835, IEEE/ACM (2010).
- [6] 加藤 大樹, 村田 嘉利, 齊藤 義仰: ロケーション・時間・プロフィール情報を用いた友達支援システムの提案, 情報処理学会研究報告モバイルコンピューティングとユビキタス通信 (MBL), Vol. 2013-MBL-67, コンシューマ・デバイス&システム (CDS), Vol. 2013-CDS-8, No. 13, pp. 1-8 (2013).
- [7] 後藤 清豪, 高田 秀志: ソーシャルメディア上での行動に基づく「意外な情報」の提供者になり得る人物の推薦手法, 情処研報 2010-DBS-151(41), pp. 1-8(2010).
- [8] 株式会社トライバルメディアハウス (著), 株式会社クロス・マーケティング (著): ソーシャルメディア白書 2012, 2-2 ソーシャルグラフ (人間関係) の規模, 翔泳社, pp. 90-92 (2012).
- [9] 田村 政人, 小林 亜樹: Twitter における会話しやすいアカウントの推薦手法, 全国大会講演論文集 2013(1), 605-607(2013).