

活動時間帯と活動量を考慮した Twitterでのつながり構築支援手法と つながり構築支援システムの開発とその評価

井上 翔太^{1,a)} 櫛山 淳雄^{1,b)}

概要: 本論文では Twitter 上でのつながり構築支援を目的とし, その構築支援手法の提案とシステム構築を行った. Twitter 上でのつながり構築は主に人間関係や趣味などのつながりから推薦されてきたが, 人間関係や趣味でつながりが強い相手であっても, Twitter の利用頻度や投稿量が違いすぎるとコミュニケーションがうまく行えない場合がある. そこで本研究では, 活動時間帯, 活動量を用いたつながり構築を行えば, よりコミュニケーションをとりやすくなると考え, 活動時間帯, 活動量からつながり構築支援手法を提案し, システム構築, 実験を行った. 被験者にアンケートを行い, 活動時間帯, 活動量を用いた推薦は, 活動時間帯, 活動量を用いない推薦より, ユーザーのツイートが被験者が目にしやすいという結果が得られた. また, ツイートの中で, テレビ番組の話題など, リアルタイム性の高い話題に興味を持ったと言う回答も得られた. 結論として, Twitter というリアルタイム性の高いマイクロブログにおいて, 趣味や興味を取り入れず, ユーザーの活動形態を利用したユーザー推薦を行った結果, ユーザーの趣味や興味以外の日常的なツイートにおいても興味関心を抱くことがあることがわかった. またそれらは多くの人が共通して話題にするもので, 特にリアルタイム性の高いものであるため, 活動時間帯が同じことが重要であるという結論が得られた.

Connection Building Support Method and System Using Twitter in Consideration of Activity Time Zone and Amount of Activity

SHOTA INOUE^{1,a)} ATSUO HAZEYAMA^{1,b)}

Abstract: This study aims at supporting connection building on Twitter. To achieve the goal, we propose a method for connection building and its support system. Connection building on Twitter has been mainly supported from the viewpoint of hobbies and human relationships. Even if a caller and recipient have strong connection as a hobby and human relationships, communication may not be performed well if the amount and the activity time zone of posts on Twitter are too different. In this paper, we propose a connection building support method that considers the activity time zone and the amount of posts and its support system, and applied it. A questionnaire is provided to subjects. The result from analysis of responses to the questionnaire shows that recommendation with the activity time zone and amount of activity of users becomes more aware of users' tweets than that without activity time zone and amount of activity for the subjects. The subjects suggest they had interests in real time topics such as TV programs. We conclude user recommendation based on the activity time zone and amount of activity of users on Twitter gave users interests in tweets on daily life except for hobbies and/or human relationships.

1. はじめに

スマートフォンの普及によって Social Networking Service(以下 SNS) の使い方の大きな変化が起きている. 携帯端末を利用することによって, 場所を選ばずいつでも SNS を利用することができ, その更新頻度は上がっている. それに伴い, ユーザー間の交流も増え, より強固なつながりを構築することが可能になった. 一般的な SNS ではまず知人, 友人などつながり, その中でコミュニケーションをとることが多い. さらに SNS を利用する上で必要となるものが, 有益な人物とつながりを築くことである.

近年, Twitter[1] のような SNS に近い形のマイクロブログ

が急速に普及している. また, それに伴い, Twitter 上でのつながり構築支援に関する研究も盛んに行われている.

既存の研究ではユーザーの発言内容からユーザーの趣味や属性を抽出し, それらを用いてマッチングする手法が多くみられる. しかし実際に Twitter を利用したとき, その活動時間帯が異なっているために, 自分の見ているタイムラインにフォローしたユーザーが現れず, ユーザーのツイートを見る機会が少なくなってしまうたり, ツイートの投稿数に大きな差があるために, ユーザーのツイートが他のユーザーのツイートに埋もれてしまったり, 逆にフォローしたユーザーによって自分のタイムラインが埋められてしまったりする場合がある. そのため, ユーザー間で交流が行えなかったり, ストレスを感じてしまうことがある. その問題を解決するには似通った活動のユーザーを探すことが必要だと考えた.

本研究ではまず, 実際に Twitter 上でつぶやいているユー

¹ 東京学芸大学大学院
Tokyo Gakugei University

^{a)} m123302g@st.u-gakugei.ac.jp

^{b)} hazeyama@u-gakugei.ac.jp

ザのツイートを取得し、その中でお互いへのリプライが多いユーザー同士において活動時間帯、活動量の関係性があるかの検証を行った。次に検証結果を用いたつながり構築支援手法を提案し、システム開発を行った。システムを実際にユーザーに利用してもらいユーザーアンケートから本手法の有効性を検証した。

2. Twitter

Twitter(ツイッター)とは、個々のユーザーが140文字以内で“つぶやき(ツイート)”を投稿するサービスである。

ユーザーはツイートと呼ばれる140文字までの短い文章を自身のタイムライン上に時系列順に表示することができる。ユーザーは自分のツイートを閲覧することが可能で、さらに他のユーザーを“フォロー”することによって他のユーザーのツイートも、自分のツイートと同時に閲覧することが可能となる。この2つのツイートが表示される場所を“ホームタイムライン”と呼ぶ。このとき表示されるツイートは投稿された時系列で表示され、新しいツイートが投稿されるごとにホームタイムラインは更新されていく。

ツイートには“ひとりごと”としてのツイートと、特定のユーザーに向けてつぶやかれる“リプライ”がある。このような機能により、Twitterは単なる“ひとりごと”をつぶやく場ではなく、ユーザー同士の交流の場として多く活用されている。

ユーザーは自分の興味関心や目的に応じて、フォローするユーザーをプロフィールやツイート内容から絞り込む。しかしTwitter上には2億以上のアカウントが存在しているため、その中から興味あるユーザーを探し、フォローの可否を見定めることは非常に困難と言える。

そこでユーザーが自分の興味関心に見合ったユーザーを絞り込むために様々な情報を用いる。さらにユーザーは他ユーザーをフォローする際に“情報取得目的”と、“コミュニケーション目的”の2種類の目的に従ってユーザーをフォローする傾向が見られる。

フォローするユーザーを探す際に、ユーザーの興味関心に近いユーザーをプロフィールやユーザーのツイート取得などにより推定する方法や、フォロー・フォロワー関係などからユーザーの人間関係に、より近い位置にいるユーザーを推薦する方法がとられている。

3. 関連研究

ツイート内容などのユーザー情報を主に使ったTwitterでの人物推薦に関する研究についていくつか述べる。

Twitter 公式推薦システム

Twitterにはすでに“おすすめユーザー”という以下のよう2通りの方法で推薦する機能が備えられている。

- “芸能”、“音楽”などのジャンル別著名人、企業をカテゴリ分けし、主に登録間もない初心者向けに推薦する

方法。

- ユーザーのフォロー情報に基づいて推薦する方法。

カテゴリ分けでの推薦

白木原 [2] らはTwitterの発言で“流行語”を多く、早くつぶやいているユーザーを抽出し、分野(音楽や映画などのカテゴリ)に敏感な人なのかを判断した。利用者は気になるカテゴリに対応する流行語を多く発言するユーザーを見つめられるようになった。

メンションの有無

北村 [3] らはフォロー情報だけでなく、メンションの有無に着目し、フォロー推薦を行った。これはフォロー・フォロワー関係はあるが、実際のコミュニケーション(メンションによるツイートの送受信)の有無によって推薦対象を決定している。

お気に入りによる属性

渡部 [4] らはお気に入り登録(=ふあぼられ)で多く“ふあぼられた”ユーザーを取得し、そのユーザーの分野分けを行った。特定の分野において“ふあぼられ”が多いユーザーはその分野での評価を高く位置づけた。被推薦ユーザーは自分がどのような分野に興味があるかを選択すると、分野と紐付けられた評価の高いユーザーが推薦されるシステムを構築している。

4. 活動時間帯と活動量

Twitterは140文字という制限の中で“つぶやく”。スマートフォンの普及によっていつでも、どこからでもTwitterを利用できるようになった。それに伴い、投稿時間帯はユーザーによってばらつきが生まれる。

Twitterでつぶやかれたツイートは投稿された日時がつけられタイムラインに時系列順に並べられ表示される。そこでユーザーが気になるツイートがあったとしてもツイートが投稿されてから時間が経っていると、リプライを送りにくくなってしまふ。そのようなリアルタイム性がTwitterにはある。他人のツイートに対してリプライを送る場合、できるだけツイートと近い時間に送る必要があり、そのため、自分がTwitterを良く見ている時間帯に同じようにTwitterを利用しているユーザーをフォローしていることにより、より早く興味関心のあるツイートを見つめることができる。と考える。

また、Twitterでは複数のユーザーをフォローすることが考えられる。複数のユーザーのツイートが1つのタイムライン上に表示されるとき、例えば、1日に100件つぶやくユーザーA、1日に5件つぶやくユーザーBを同時にフォローすると、ホームタイムラインはユーザーAが埋めてしまい、ユーザーBのツイートは埋もれてしまう。これではユーザーBのツイートを見つめることは難しく、ユーザーBとつながりを築きにくい。つまり、ツイート数が多すぎるとそのユーザーのツイート自体は目につきやすくなるが、他のユーザーのツイートを埋もれさせてしまう。逆にツイート数が少ない

と他のユーザーのツイートに埋もれて目につきにくくなってしまふ。

従って、コミュニケーション目的でユーザーを探したい場合、他のユーザーと自分のツイートする時間帯と投稿量は近い必要があると考えた。

そこで活動時間帯、活動量の2点についてユーザーの類似度を考える。本研究において活動時間帯は各曜日を1時間ごとに24分割した、1時間あたりのツイート数の平均とし、活動量は1日あたりのツイート数の平均とした。活動時間帯、活動量を合わせて活動形態と呼ぶことにする。

また本研究における“活動”とは、ユーザーがTwitterでツイートを投稿している状態のことを言う。タイムラインを閲覧しているだけなどの状態は含まない。

さらに本研究ではコミュニケーションを目的としたユーザー推薦を扱う。フォローの目的に挙げた“情報取得を目的”としたユーザーの推薦は考えないこととする。

5. ユーザー間類似度に関する予備実験

ユーザーのツイートを収集し、リプライを多く送っているユーザー同士は活動時間帯、活動量に関係性があるかを検証するための予備実験を行う。

5.1 実験方法

ツイートの取得はTwitterAPIを利用し、1人のユーザーから最大3000件取得する。もとなるユーザー(親)のツイートを取得後、その中でリプライを送っているユーザー(子)をリストアップし、そのユーザーのツイートも同様に3000件取得した(※ツイート数が3000件に満たない場合は取得できる最大数を取得)。親ユーザーは11アカウント、子ユーザーは1433アカウントのデータを無作為に取得した。次に取得したツイートから各ユーザーの活動時間帯を計算する。その後、親ユーザーの各時間帯におけるツイート投稿数の平均と、子ユーザーの各時間帯におけるツイート投稿数の平均から類似度を算出する。

5.2 結果

活動時間帯による類似度

活動時間帯による類似度 R_c はコサイン類似度を用いて算出する。コサイン類似度は以下の式より求める。

$$R_c = \frac{\sum_{i=1}^{168} x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{168} x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{168} y_i^2}}$$

予備実験で x_i, y_i はそれぞれ親ユーザーの時間帯 i におけるツイート投稿数の平均、子ユーザーの時間帯 i におけるツイート投稿数の平均とする。

図1にコサイン類似度による類似度の平均値を示す。X軸には、類似度を算出する際に用いた対象ユーザー数を示す。対象データを親ユーザーから子ユーザーへリプライの多い順に一定割合で区切った時のパーセントを表示している。X

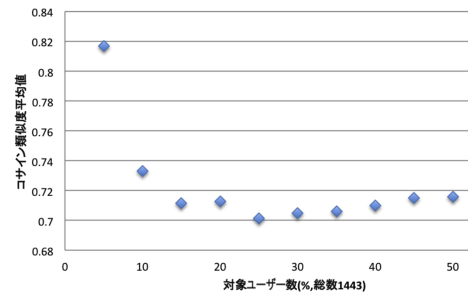


図1 活動時間帯による類似度

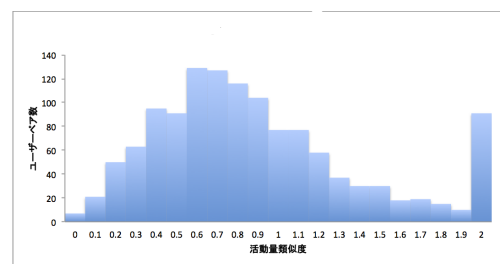


図2 活動量による類似度

が10の時は1433アカウント中、親ユーザーから子ユーザーへリプライの多い順に並べたときの上位10%、すなわち、143ユーザーで類似度の平均を計算していることを示す。Y軸は算出した類似度の平均値を示す。

活動量による類似度

活動量による類似度を調べるため、活動量による類似度 R_t を以下のように設定する。

$$R_t = \frac{U_B}{U_A}$$

U_A, U_B はそれぞれ親ユーザーのツイート投稿数の一週間あたりの平均、子ユーザーのツイート投稿数の一週間あたりの平均である。図2に親子ユーザーの活動量による類似度を示す。X軸は計算された活動量による類似度を小数点第2位で四捨五入した値を示す。Y軸にはX軸の値をとったユーザーペア数を示す。

5.3 予備実験結果からの考察

予備実験より、活動時間帯においては親から子へのリプライが多いほど、コサイン類似度で高い値が得られた。また、活動量ではリプライを送り合うユーザー同士には活動量に関係性があることがわかった。特に活動量による類似度が0.6から0.9の値をとるユーザーが多いことがわかった。

この結果から、リプライの多いユーザー同士(コミュニケーションをより取り合っているユーザー同士)には活動時間帯、活動量による関係性があると考えられる。活動時間帯においては自分と同じような活動時間帯をもつユーザーで、活動量においては自分と同じくらいの活動量か、少し少ないくらいの活動量を持つユーザーが、コミュニケーションをとりやすいユーザーになり得ると考えられる。

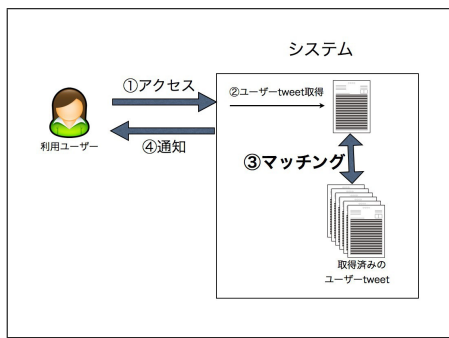


図3 システム構成

6. 提案手法

予備実験からリプライを送り合っているユーザー間において活動時間帯、活動量に関係性があることがわかった。本研究ではユーザーのツイート投稿時刻による“活動時間帯”と投稿件数による“活動量”によるユーザー推薦を行う。

既存手法と提案手法

関連研究に挙げた既存研究では、コミュニケーションを目的としてユーザー推薦を必要とする場合、趣味や興味が同じであったとしても、タイムライン上でユーザーの発言を見つけないことができなかつたり、フォローしたユーザーのツイートが多すぎて不快に思うなどコミュニケーションをとりにくい状況に陥ることが考えられる。そこで本研究では、活動時間帯、活動量の観点からコミュニケーションをとりやすいユーザーを推薦することを目的とし、既存手法では考慮されていない、活動時間帯と活動量を用いたユーザー推薦手法を提案する。

類似度のしきい値

本研究では“活動時間帯による類似度”と、“活動量による類似度”の2点において一定範囲の値をとったユーザーを推薦する。

推薦は“活動時間帯による類似度”、“活動量による類似度”において設定したしきい値を満たしたユーザー同士に行う。しきい値を以下に設定する。

$$1 \geq R_c \geq T_C \text{ かつ } T_{R_1} \geq R_t \geq T_{R_2}$$

T_C は活動時間帯による類似度から設定するしきい値の下限、 T_{R_1} 、 T_{R_2} は活動量による類似度から設定するしきい値の上限、下限である。 R_c はコサイン類似度であるため、数値は1より大きい値をとらないため、下限のしきい値のみ設定した。 R_t は比であるため、とりうる値は0から無限大になるため、下限、上限のしきい値を設定した。

7. つながり構築支援システム

予備実験で述べた類似度の式を用いて活動時間帯と活動量を考慮したつながり構築支援システムを開発した。システム構成を図3に示す。

本システムでの、ユーザー、システムの動作は以下の通り

である。

[STEP 1] ユーザーはシステムにアクセスし、自分のTwitterIDを入力する。

[STEP 2] システムはユーザーが入力したIDのツイートをTwitterから取得する。

[STEP 3] システムは取得したユーザーツイートとデータベース上にあるマッチング用ユーザーツイートとの類似度計算を行う。

[STEP 4] しきい値を満たすユーザーペアが見つかった場合、Twitter上のシステムアカウントからリプライ機能を用いて通知する。

本システムではデータベース上にあるユーザーツイートの量が多いほど多くのユーザーとのマッチングを行うことができ、より類似度の高いユーザーを推薦することができるため、常時Twitter上でユーザーのツイートを収集する。

8. しきい値検証のための実験

予備実験の結果から設定したしきい値の妥当性を確認するための実験について述べる。

8.1 実験概要

実験目的

活動時間帯と活動量を用いたユーザー推薦のために設定した類似度に対するしきい値の妥当性確認のための実験を行う。

実験方法

前節で述べたシステムを用いてユーザーの推薦を行う。被験者にシステムによって推薦されたユーザーをフォローしてもらい、日常通りTwitterを利用してもらう。

実験データ

実験に用いた推薦もとなるデータは予備実験で取得したデータと同じものを用いた。(親アカウント11と子アカウント1433の合計1444アカウント)

被験者はTwitterユーザー4名とした。実験期間は2013年9月17日から2013年9月24日の7日間とした。今回、類似度のしきい値は以下の通りとした。

$$T_C=0.8, T_{R_1}=0.9, T_{R_2}=0.6$$

しきい値の妥当性を検証するために、1ユーザーに対して3人のユーザーを推薦した。3ユーザーはそれぞれ次の条件を満たすユーザーである。

- 活動時間帯、活動量ともにしきい値を満たすユーザー。
- 活動時間帯はしきい値を満たすが、活動量はしきい値を満たさないユーザー。
- 活動時間帯はしきい値を満たさないが、活動量はしきい値を満たすユーザー。

推薦時に複数のユーザーが候補に挙がった場合は、活動時間帯、活動量ともにしきい値を満たすユーザーの場合は最も活動時間帯の類似度が高いユーザーを、活動時間帯はしきい値を満たすが、活動量はしきい値を満たさないユーザーの場

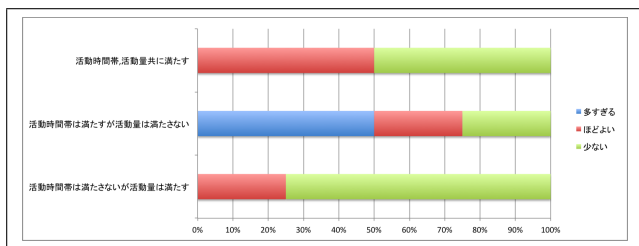


図 4 質問 1 アンケート結果 (しきい値検証のための実験)

合は最も活動量の値が高いユーザーを、活動時間帯はしきい値を満たさないが、活動量はしきい値を満たすユーザーの場合は最も活動時間帯による類似度が低いユーザーを推薦した。

評価方法

評価はアンケートにて行う。実験後、アンケートに回答してもらった。アンケート項目は以下の 4 項目を設定した。

- 質問 1: 推薦ユーザーのツイートがタイムラインに現れる頻度は適切であったか。(多すぎる/ほどよい/少ない)
- 質問 2: リプライを送りたくなかったか。リプライを送りたくなるような共通の話題があったか。(Yes/No)
- 質問 3: 質問 2 で Yes の時、実際にリプライを送られたか、また送ったか。(Yes/No)
- 質問 4: 今後も推薦されたユーザーをフォローし続けたいか。(Yes/No)

また、すべての設問に自由記述欄を設け、気づき、感想などを記入できるようにした。

8.2 実験結果と考察

質問 1 のアンケート結果を図 4 に示す。

活動時間帯、活動量のしきい値設定によって、被験者が推薦ユーザーをタイムライン上で見る頻度に差が見られた。しきい値を満たすユーザーがタイムラインに現れる頻度が“ほどよい”と答えたユーザーが、しきい値を満たさないユーザーを推薦したときの“ほどよい”を上回っているため、しきい値設定は妥当であったと考える。

また、推薦されたユーザーのツイートの中に、興味のある話題があったと言うアンケート結果も得られた。

アンケート結果を考慮し、次に行う実験では以下の点を改善して実験を行う。

- 自分のフォローしていないユーザーへのリプライを考慮して推薦を行う。
しきい値をともに満たすユーザーを推薦したとき、タイムラインに現れる頻度が“少ない”と答えたユーザーが半数いた。その原因として、自分がフォローしていないユーザーへのリプライはタイムラインに表示されなためであると考えられることから、それに対する対策を行う。
- 今回の実験では、活動時間帯は 1 時間ごとの投稿数の平均だが、活動時間帯の粒度を変更する。

実験の活動時間帯を計算する際の粒度の妥当性を確認するため、粒度を変えた活動時間帯での推薦を行い比較する。

- 複数人の候補が出たときの推薦方法の再検討を行う。
今回の実験では、推薦者が複数出た場合は活動時間帯を優先していたが、活動時間帯、活動量の両方から計算する推薦式を設定する。
- 活動時間帯、活動量を計算する期間の設定を行う。
今回の実験では取得したすべてのツイートから活動時間帯、活動量を算出していたが、より最近の活動形態を反映させるため、活動時間帯、活動量を算出する対象のツイートの期間を設定する。

9. 活動時間帯と活動量算出方法に関する検証のための実験

活動時間帯と活動量算出方法に関する検証のための実験について述べる。

9.1 実験概要

実験目的

活動時間帯と活動量を用いたユーザー推薦によって推薦されたユーザーをタイムライン上に表示することによって、ユーザー間のコミュニケーションが行われるかどうかを検証する。また、1 回目の実験から得られた改善点を解決した推薦を行い、コミュニケーションの行われ方の変化を検証する。

実験方法

システムに前節の考察で述べた改善点を実装し、それを用いてユーザーの推薦を行う。システムによって推薦されたユーザーをフォローしてもらい、日常通り Twitter を利用してもらう。

実験データ

実験に用いた推薦もとなるデータは予備実験取得データ数とは別の、新規に取得したものをを用いる。

この実験データでは、データ取得後、ユーザーの活動形態を算出する際、ツイートを取得した日付から 2 週間さかのぼり、2 週間での活動時間帯、活動量を算出する。これによって最近投稿を行っていないユーザーを省くことができ、より最近の活動形態を反映できる。

推薦もとなるデータの取得期間は 2013 年 12 月 5 日から 2013 年 12 月 26 日で、合計 10722 ユーザーのデータを取得した。実験対象は Twitter ユーザー 8 名である。実験期間は 2013 年 12 月 28 日から 2014 年 1 月 8 日の 12 日間である。また、推薦のしきい値は前回の実験から変更していない。

さらに、複数の候補の中から推薦するユーザーを選ぶ方法として以下の式から値を計算し、 U_s の数値が最も低いユーザーを推薦した。

$$U_s = (1 - R_C) + |0.8 - R_t|$$

R_C は最大で 1 となるため、ユーザー間の活動時間帯の類

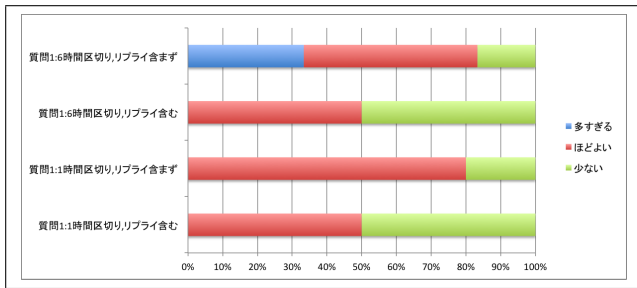


図5 質問1 アンケート結果 (活動時間帯と活動量算出方法に関する検証のための実験)

似度が高いほど、 $1-R_C$ が0に近づく。 R_t は予備実験より0.8の値をとるとき、最もユーザー間でコミュニケーションが行われているため、 R_t が0.8に近づくほど $|0.8-R_t|$ が0に近くなるよう設定した。

また今回の実験においても推薦の妥当性を比較検証するため、最大で1人あたり4ユーザーを推薦する。4ユーザーはそれぞれ以下の条件を満たす。

- 活動時間帯は1時間区切りで算出、他ユーザーへのリプライを含めた投稿数で類似度を計算し、活動時間帯、活動量ともにしきい値を満たすユーザー。
- 活動時間帯は1時間区切りで算出、他ユーザーへのリプライを含めない投稿数で類似度を計算し、活動時間帯、活動量ともにしきい値を満たすユーザー。
- 活動時間帯は6時間区切りで算出、他ユーザーへのリプライを含めた投稿数で類似度を計算し、活動時間帯、活動量ともにしきい値を満たすユーザー。
- 活動時間帯は6時間区切りで算出、他ユーザーへのリプライを含めない投稿数で類似度を計算し、活動時間帯、活動量ともにしきい値を満たすユーザー。

今回は、8人のユーザーに対して23ユーザー(一部しきい値を満たすユーザーがいなかったため)を推薦した。

評価方法

評価はアンケートにて行う。アンケート項目はしきい値検証のための実験と同じ項目を用いた。

9.2 実験結果と考察

質問1のアンケート結果を図5に示す。

本実験では活動時間帯を算出する際、4種類のユーザーを推薦した。

タイムラインに現れる頻度について

6時間、1時間区切りともに、他ユーザーへのリプライを含む活動時間帯で推薦されたユーザーの方が、リプライを含まない活動時間帯で推薦されたユーザーより、ユーザーのツイートがタイムラインに現れる頻度が“少ない”と感じていた。この原因として、自分がフォローしていないユーザーへのリプライがタイムラインに表示されないためだと考えられるが、これはリプライを含まない活動時間帯による推薦を行うことにより改善できると考える。

“ほどよい”と答えたユーザーは、リプライの有無に関して差が見られなかった。この原因として、実験期間が年末から年明けと、祝日が多く、Twitterを利用する時間帯、頻度などが普段と変わっていた可能性が考えられる。

リプライを送りたくなる話題に関して

テレビ番組などに関する話題に興味を持ったという結果も得られた。これは正月特番など多くの人が同じ時間に見ていたもので共通の話題を得られた結果と考えられる。

しかし実際にリプライを送るに至ったユーザーは少ない。これは相互にフォローしていない、つまり、相手からは全く知らない人からリプライを受け取ることになるため、そこで遠慮してしまうことが原因と考える。

以上より、実験期間に祝日が多かったため、ユーザーの活動形態が通常と変化していたことにより、活動時間帯による効果の差を得ることができなかった可能性がある。

しかし、テレビ番組の特番など、趣味や興味にあまり関係なく、多くの人が共通して話題にすることを、リアルタイムでタイムライン上で追うことができたことが確認できた。そのことから、同じ時間帯で活動しているユーザーを推薦することはTwitter上では一定の効果があると考えられる。

10. まとめ

本研究では活動時間帯と活動量を考慮したTwitterでのユーザー推薦システムの開発と実験を行った。Twitterというリアルタイム性の高いマイクロブログにおいて、趣味や興味を取り入れず、ユーザーの活動形態を利用したユーザー推薦を行った結果、ユーザーの趣味や興味以外の日常的なツイートにおいても興味関心を抱くことがあることがわかった。またそれらは多くの人が共通して話題にするもので、特にリアルタイム性の高いものであるため、同じ時間にTwitterを利用していること、つまり、活動時間帯が同じことが重要であるという結果が得られた。またこれらの話題はその時々で内容が変化するものであるため、既存の推薦手法である、ユーザーの趣味などでは検出しにくいと考えられる。

今後は、実験を継続し、共通の話題になりえるものの発見、活動時間帯の変化による結果の変化などを追っていきたい。

参考文献

- [1] Twitter公式: <https://twitter.com> (2014年1月1日閲覧)
- [2] 白木原渉, 大石哲也, 越村三幸, 藤田博, 長谷川隆三: Twitterの流行語発言者の抽出に基づくフォロワー推薦システムの開発, 情報処理学会 第72回全国大会 5S-4 (2010)
- [3] 北村太一, 小川裕樹, 諏訪博彦, 太田敏澄: コミュニケーションに着目したTwitterフォロワーユーザー推薦, 人工知能学会第26回全国大会 3E1-R-6-5 (2012)
- [4] 渡部将太, 宮森恒: Twitter User Recommender Twitterのお気に入り機能を用いたおすすめユーザー推薦システム, DEIM Forum 2012 B3-4 (2012)