

Reply ネットワークに着目した Twitter 投稿活動の変動予測

柘植 大¹ 神門 典子² 佐藤 哲司³

概要：Twitter に代表される SNS の普及に伴い、多くのユーザが容易に他者と関わる環境が実現されてきた。Twitter の月間 Active ユーザ (MAU) 数は毎年増え続けており、2015 年末時点で約 3 億人程度とされている。しかし、Twitter, Inc. による MAU の定義は「一ヶ月中に一度でもログインしたユーザ」であり、ログインしても投稿していない擬似 (Pseudo) アクティブユーザ (PAU) の有無は考慮されていない。実際、2014 年末時点の Twitter, Inc. の MAU の 8.5% のユーザが実際には投稿を行っていない。また MAU の増加とともに、この PAU も増加していることがわかっている。本研究では、この疑似 (Pseudo) Active ユーザ (PAU) の存在に着目し、継続的に投稿を続けているアクティブユーザ (AU) との違いを、他者との関わり、すなわち Reply 関係にあるユーザ数から明らかにすることを試みる。特に、新規ユーザの Reply ユーザ数の経時的増加に着目し、その増加傾向からユーザの将来の投稿活動を予測の可能性について議論したので報告する。これにより、ユーザの投稿活動の変化を早期に予測し、継続的な投稿活動の支援を可能とするのが本研究の目的である。

Tweeting Activity Prediction based on the Growth of Reply Network

HIROSHI TSUGE¹ NORIKO KANDO² TETSUJI SATOH³

1. はじめに

近年、Twitter ^{*1} に代表される SNS (Social Networking Service) が注目を集めている。2015 年 12 月 31 日時点での Twitter 月間アクティブユーザ (MAU) 数は約 3 億人と報告されており、今後も増加傾向にあるといえる。しかし、実際には活動していない非アクティブユーザ ^{*2} も増加傾向にあり、アクティブユーザは全ユーザ中わずか 13% 程度といわれている。また、Twitter, Inc. による MAU の定義は「一ヶ月中に一度でもログインしたユーザ」であり、ユーザの投稿の有無は考慮されていない。ある調査 ^{*3} においては、2014 年末時点の Twitter Inc. の MAU 中の 8.5%、約 2500 万人のユーザが投稿活動を行っていないことがわ

かっている。さらに近年ではユーザの離脱率の上昇 ^{*4} も報告されており、2012 年に利用を開始した新規ユーザの内、2014 年 2 月時点で活動しているユーザは 10.7% とのことである。

投稿活動の停滞や離脱といった現象について、著者らは他ユーザ間とのコミュニケーションが強く影響していると考えている。ここでいうコミュニケーションとは Twitter 上での Reply を指す。通常の Tweet のみの投稿活動と、Reply といった他者とのコミュニケーション要素を含んだ投稿活動では、ユーザの長期的な投稿活動に差異が生まれると考えられる。また単純な Reply 量だけではなく、どれだけ多くのユーザとコミュニケーションを行なっているかといった、ユーザを取り巻く Reply ネットワークも活動に大きく影響することが予想される。

以上を検証するために、本研究ではまず、ユーザの初期の投稿活動における Reply ユーザの増加傾向に応じてユーザを 3 つのグループに分類する。そして各グループに属す

¹ 筑波大学図書館情報メディア研究科 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

² 国立情報学研究所 情報社会相関研究系

³ 筑波大学図書館情報メディア研究系 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

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

^{*2} アカウントは存在するが、活動を行っていないユーザ。

^{*3} <http://uk.businessinsider.com/twitter-user-growth-is-worse-than-you-think-2015-2>

^{*4} アカウントを作成した直後あるいは短期間の利用の後に、投稿をしなくなる現象を本論文では離脱と称する。離脱したユーザでも、閲覧は継続していることも考えられるので、実際には完全に利用を停止したユーザとは言えない。

るユーザの投稿活動を長期的に追うことで、Reply ユーザの有無の投稿活動に与える影響を考察した。加えて、ユーザの Reply ネットワークの特徴を以下の2点から定量化する。

- Reply ネットワークの密度
- Reply ネットワークの成長率

上記2項目をもとに、単純な Reply ユーザ数の増減だけでなく、Reply ネットワークの影響力や拡大といった特徴量と投稿活動の変化の関係性を検証する。

本論文の構成を以下に示す。まず2章では、関連研究についてまとめる。3章では、Reply ユーザの増加傾向におけるユーザの分類手法と、Reply ネットワークの密度を定量的に表す同期率の算出方法についてまとめる。4章では、実験に用いたデータセットについて述べるとともに、ユーザの分類結果およびグループごとの検証結果について詳説する。5章で考察、6章で結論と今後の課題を述べる。

2. 関連研究

Twitter 上の特定ユーザの他ユーザに対する影響力に関する研究は既に数多く行われている。Hannonら [1] はユーザプロフィールをもとにした content based の推薦手法を提案している。この手法ではユーザの Tweet, Follower, Following, Follower の Tweet, Following の Tweet といったプロフィールをもとにした特徴量を利用して、ユーザの特性を調査し、その結果をユーザ推薦に用いている。Chalra [2] は、Twitter ユーザの影響力を3つの尺度（回数、Retweetされた数、Mention^{*5}された数）で評価し、それぞれの評価尺度において抽出されるユーザの特徴についてまとめている。Mention に着目した研究としては、Wang [3] らの研究がある。Wang [3] らは Twitter の Mention 機能に着目した推薦手法を提案している。Wang らは Mention 機能をユーザ推薦手法に取り入れ、この手法において推薦ユーザの Tweet 拡散能力を Social tie model や User influence model といった独自のモデルによって特徴量としている。Tweet の拡散率や拡散する範囲といったものを細かく定義し、それにより「Tweet の拡散相手」として最も最適であるユーザの推薦を実現している。Shaomeiら [4] は「Who Says What to Whom」という観点で、「誰が誰の Tweet を見ているのか」、「誰がどんな Tweet を見ているのか」を調査している。この研究において「誰」の部分は Celebrities, Media, Organizations, Blogs の4グループとし、それぞれのグループが注視しているグループとその内容についてまとめている。Eytanら [5][6] は Twitter 上を流れる情報のカスケード^{*6}を追跡することによって、Twitter ユーザの

特性および相対的な影響力について考察している。この研究の結論として、巨大なカスケードは以前にも同様な巨大なカスケードを発生させたユーザによって生成される傾向が高いが、一方でそのようなユーザから未来のカスケードを予測することは難しいことがわかっている。

Java らの研究 [7] では、Twitter のネットワーク特性を分析し、人々の Twitter の利用目的について考察している。この研究によって、人々は日常の情報発信・情報収集やコミュニケーションのために Twitter を利用し、またそのコミュニティには複数のタイプがあることが明らかになっている。山口らの研究 [8] ではユーザの投稿パターンや投稿数の変化といったものに着目し、Twitter の利用開始時期によって投稿パターンが異なることが述べられている。また、投稿活動遷移に着目し、利用継続時間の長短で抽出した2つのユーザグループに対して分析を行っている。Kwakら [9] は Twitter ユーザのランキング方法について、ページランクや Retweet による方法を提案・比較している。ここでは、Retweet Trees という手法を提案し、Twitter ネットワークにおいて Retweet がどれだけ拡散するのかについても論じている。Wengら [10] は PageRank をトピックモデル用いて改良し、より正確なユーザネットワーク分析を可能としている。ここでは PageRank の遷移確率行列を LDA で抽出されたトピック毎に生成することでトピック志向型の PageRank を提案している。

3. 提案手法

3.1 Reply ユーザの増加率によるユーザ分類

図 1a は新規ユーザ 100 名^{*7}の初期投稿活動（3ヶ月間）における Reply ユーザ数の増加を表す。多くのユーザにおいて Reply ユーザ数が 10 人に満たないことが確認できる。また Reply ユーザ数の増加率に着目すると、多くのユーザの場合において Reply ユーザの増加は活動開始から2週間程度で収束している（それ以降は増加していない）ことがわかる。一方では、累計数の多い少ないに限らず、継続的に Reply ユーザを増やし続けているユーザも一部ではあるが確認できる。本研究では、Reply ユーザ数ではなくその増加量に着目している。正確には、Reply ユーザ数の増加の収束速度によってユーザの活動を分類を行う。これは過去に獲得した Reply ネットワークの大きさよりも、将来的にどれだけ多くのユーザとの Reply が期待できるかを考察したいからである。

そこでユーザネットワークの成長を、Reply ユーザの増加率と同義とし、Reply ユーザの増加をシグモイド関数で近似する。シグモイド関数は次式で表される。

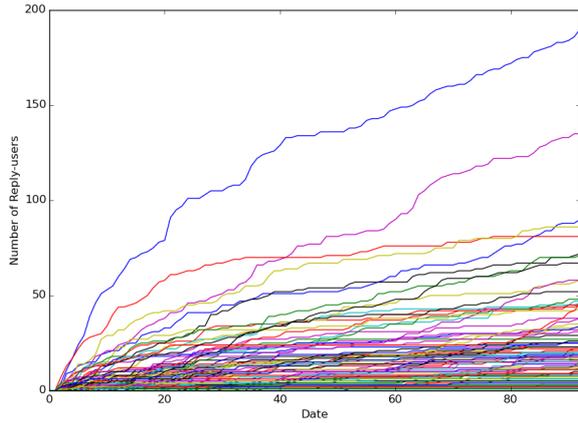
$$f(x; a) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (1)$$

ザ C のように RT や Mention 等によって情報が拡散する流れをカスケードと呼ぶ。

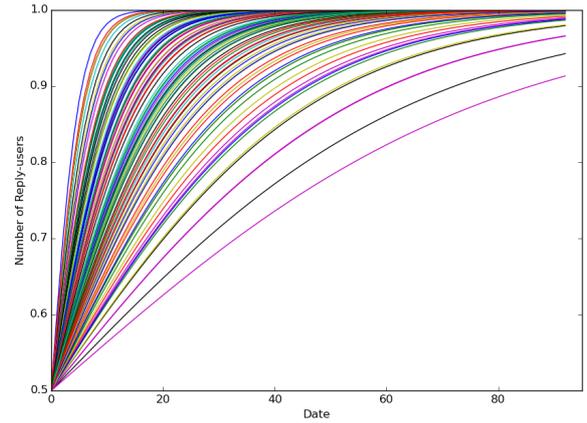
^{*7} 対象ユーザの具体的な条件は4章参照

^{*5} Mention とは Reply と同等機能で、Tweet 中の何処かで「@username」と記述すると、指定したユーザのタイムラインに Tweet を送れる仕組みである。Reply が 1:1 の関係性であるのに対し、Mention は 1:N の関係で Tweet を拡散することができる

^{*6} 情報の伝搬を意味する。具体的にはユーザ A → ユーザ B → ユー



(a) Reply ユーザ数の累計数



(b) 累計数で正規化した後、シグモイド関数で近似

図 1: 起点ユーザ 100 名の 2012/05/01 - 2012/07/31 における Reply ユーザの増加曲線

パラメータ a が大きいほど関数のカーブが急になり、逆に a が小さいほど変化は緩やかになる。これを Reply ユーザ数の増加と対応付けて考えると、

- a が大: Reply ユーザの増加が初期の投稿活動で収束している
- a が小: Reply ユーザの増加が継続的に行われているとなる。今回は各ユーザ毎に Reply ユーザの総数で正規化した後に、シグモイド関数に近似してパラメータ a を推定する。近似は $f(x; a) - y$ の 2 乗誤差の総和が最小となるよう、パラメータ a を最適化するものとする (y は実際の正規化した Reply ユーザ数)。これにより、Reply ユーザの増加量は大きいですがすでにネットワークの成長が収束したユーザや、増加は微量であるが継続的に増加しているユーザといった分類が可能となる。

図 1a と同様のユーザ 100 名におけるシグモイド関数での近似は図 1b となった (色は図 1a と対応)。図 1b では曲線が線形に近づくほど、Reply ユーザの増加の収束時間が遅いことを意味する (すなわち継続的に Reply ユーザが増え続けているユーザ)。

本研究では、シグモイド関数への近似で推定したパラメータ a を用いて、ユーザを以下の 3 グループに分類する。

- $a < 0.1$: 継続的に Reply ユーザを獲得しているユーザ
- $0.1 \leq a < 0.2$: Reply ユーザの獲得が収束ぎみのユーザ
- $0.2 \leq a$: Reply ユーザの獲得が収束したユーザ

3.2 Reply ネットワークの密度

あるユーザとその Reply ネットワークに接続するユーザが、どれだけ密な関係にあるかを投稿活動の同期率を用いて定量化する。投稿活動の同期とは、特定ユーザの投稿の異常区間において、他ユーザも同様に異常が検知されることを意味する。なお投稿活動の異常については、著者らの

先行研究 [11] で定義した変化点を参考とする。先行研究では、ある点を前後に投稿活動に変化が確認できる点を投稿活動の変化点としているが、これを改良して投稿活動の異常区間抽出に用いる。本研究では、まず起点となるユーザの投稿活動から異常区間を抽出し、次に Reply ネットワークで接続するユーザ (1-hop 先ユーザ) がその異常区間の周囲において同様に異常区間を迎えているかを検証する。

3.2.1 投稿活動の異常区間抽出

対象ユーザ A の全 α 日の投稿活動について正規分布を仮定する (次式 x_n は n 日目における、Reply・Retweet を含む全 Tweet 数を意味する)。

$$x_1, x_2, \dots, x_\alpha \sim N(\mu, \sigma) \quad (2)$$

この区間から特定の点 S を定め、 S の前後 1 週間をそれぞれ区間 X, Y とする。このとき、この 2 区間における投稿活動もそれぞれ正規分布に従うと考えられ、以下のように表される。

$$x_{S-7}, x_{S-6}, \dots, x_{S-1} \sim N_X(\mu_X, \sigma_X) \quad (3)$$

$$x_S, x_{S+1}, \dots, x_{S+6} \sim N_Y(\mu_Y, \sigma_Y) \quad (4)$$

次に帰無仮説・対立仮説をそれぞれ以下とする。

$$H_0 : \mu_X = \mu_Y (= \mu)$$

$$H_1 : \mu_X \neq \mu_Y$$

このとき帰無仮説 H_0 における尤度関数は、

$$L^0(\mathbf{x}; \mu, \sigma^2, S) = \prod_{n=S-7}^{S+6} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x_n - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \right) \quad (5)$$

μ の推定量、 $\hat{\mu}$ は以下。

$$\hat{\mu} = \frac{1}{14} \sum_{n=S-7}^{S+6} x_n \quad (6)$$

同様にして $\hat{\sigma}^2$ を求めると

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{14} \sum_{n=S-7}^{S+6} (x_n - \hat{\mu})^2 \quad (7)$$

対して対立仮説 H_1 では S を前後に μ_X と μ_Y にわかれるため、尤度関数は以下になる。

$$L^1(\mathbf{x}; \mu_X, \mu_Y, \sigma_0^2, S) = \prod_{n=S-7}^{S-1} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} \exp\left(-\frac{(x_n - \mu_X)^2}{2\sigma_0^2}\right) \right) \cdot \prod_{n=S}^{S+6} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} \exp\left(-\frac{(x_n - \mu_Y)^2}{2\sigma_0^2}\right) \right) \quad (8)$$

μ_X と μ_Y の推定量, $\hat{\mu}_X, \hat{\mu}_Y$ は次式となる ($\hat{\sigma}_0^2$ は省略)。

$$\hat{\mu}_X = \frac{1}{7} \sum_{n=S-7}^{S-1} x_n, \quad \hat{\mu}_Y = \frac{1}{7} \sum_{n=S}^{S+6} x_n \quad (9)$$

L^1, L^2 の尤度比検定統計量の 2 倍 (T) は自由 1 のカイ二乗分布に従う。これより, T が棄却限界 3.84 を超える点 S を中心する 1 週間を異常区間として抽出する。

$$T = 2 \log\left(\frac{L^1(\mathbf{x}; \hat{\mu}_X, \hat{\mu}_Y, \hat{\sigma}_0^2, S)}{L^0(\mathbf{x}; \hat{\mu}, \hat{\sigma}^2, S)}\right) \quad (10)$$

3.2.2 Reply ユーザの同期率

3.2.1 節の方法で抽出した異常区間について, 1-hop 先ユーザがどれだけ対応できているかを同期率で表す。なお, 起点となるユーザの異常区間において, Reply 先ユーザも同様に異常区間を迎えている場合を Reply ユーザが対応したとみなす。よってユーザ u に対するユーザ v の同期率は次式で求まる。

$$\text{SyncRate}_{u,v} = \frac{v's \text{ synced count}}{u's \text{ all } S \text{ count}} \quad (11)$$

本研究では同期率 $\geq 80\%$ を同期したユーザをとして, 1-hop 先ユーザのうち, どれだけのユーザが同期したかを検証する。

3.3 Reply ネットワークの成長率

節で述べたとおり, 本研究では Reply ネットワークの成長と Reply ユーザの増加は同義であるとする。加えて, ここでは起点ユーザの Reply ユーザ (1-hop 先ユーザ) に接続する Reply ユーザ (2-hop 先ユーザ) の増加も起点ユーザの Reply ネットワークの成長の一部とする (正確には 3-hop, 4-hop... と続くことは容易に想定できるが, 本研究においては 2-hop 先までを対象とした)。成長率の高いユーザ (3.1 節で述べたパラメータ a が低いユーザ) とつながることが起点ユーザ自身の成長率向上に寄与するかを, この値を持って判定する。

4. 評価実験

4.1 実験に用いたデータ

今回の実験に用いたデータセットは Twitter Search API*8 を用いて収集された Tweet である。収集期間は 2012 年 4 月 1 日から 2013 年 6 月 4 日の全 430 日間であり, この期間に日本語で投稿された Tweet が収集されている。今回はこの Tweet データ中において, 以下の条件を満たすユーザを用いている。

- 最初の投稿が 2012/05 に見られる
- 2012/05/01 - 2013/06/30 の区間において 80% 以上の日で投稿が確認できる

以上の条件を満たすユーザを起点ユーザとして計 100 名用いる。これは対象として新規ユーザ, すなわち Twitter の利用を開始したばかりのユーザを想定しているからである。注意点として, 最初の投稿はあくまでも今回用いたデータセット内で確認できる一番最初の投稿である。つまり 2012 年 4 月 1 日以前から Twitter の利用を開始しており, かつ 2012 年 4 月中は投稿がなかったユーザもわずかながら含まれていると考えられる。なお, 図 1 のグラフに用いたのも同様のユーザである。次に起点ユーザ 100 名の 2012/05/01 - 2012/07/31 における Reply を全て抽出し, その中で区間中に 3 回以上の Reply が確認できるユーザを 1-hop 先の Reply ユーザとした (計 2187 人 (重複含む))。

4.2 起点ユーザの分類結果

3.3 節で述べた分類法を用いて, 起点ユーザを分類した結果を表 1 に示す。なお 2012/05/01 - 2012/07/31 の区間において, 一度も Reply が確認できなかったユーザ 6 名は除外している。

表 1: パラメータ a による起点ユーザの分類結果

	ユーザ数	最小値	中央値	最大値
$a < 0.1$	39	0.0256	0.0713	0.0995
$0.1 \leq a < 0.2$	37	0.101	0.137	0.195
$0.2 \leq a$	18	0.200	0.256	0.401

4.3 検証項目

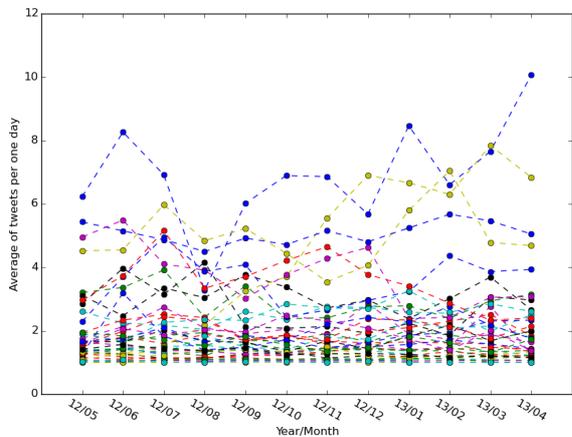
4.2 節で分類したユーザグループについて, 以下の項目を検証する。

- (1) 2012/05 - 2013/04 区間の各月の 1 日平均 Tweet 数
- (2) 1-hop 先ユーザの同期率
- (3) 2-hop 先ユーザの増加率

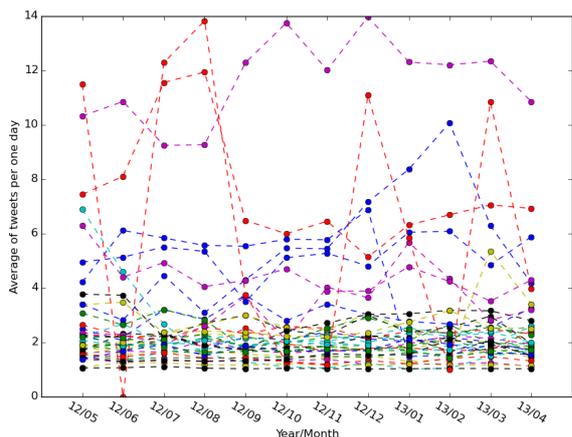
項目 1 は, Reply ユーザの増加率がユーザの投稿活動に与える影響を検証する。図 2 に各グループごとの各月平均 Tweet 数を示す。また項目 2, 3 は Reply ユーザの増加率

*8 <https://dev.twitter.com/docs/api/1/get/search>

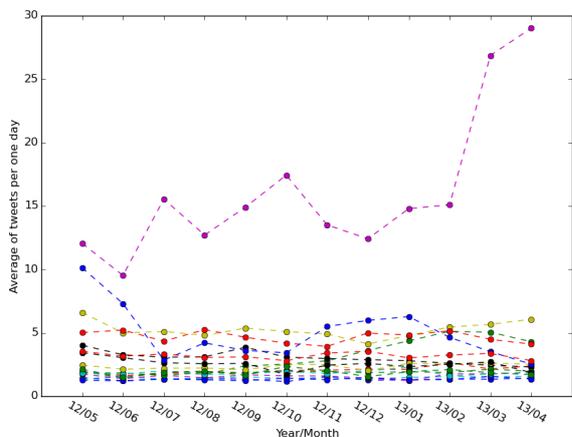
によって Reply ネットワークにどのような差異が生じるのかをみる。図3に各グループごとの Reply ユーザの同期率を示す。図4は、図1に示した 1-hop 先ユーザの増加曲線と同様のものを 2-hop 先ユーザで描いたものである。



(a) $a < 0.1$

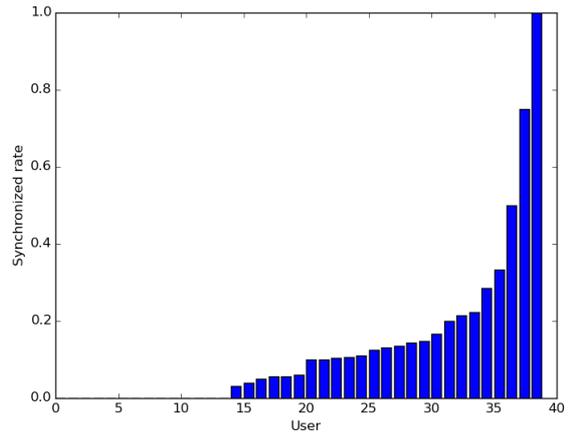


(b) $0.1 \leq a < 0.2$

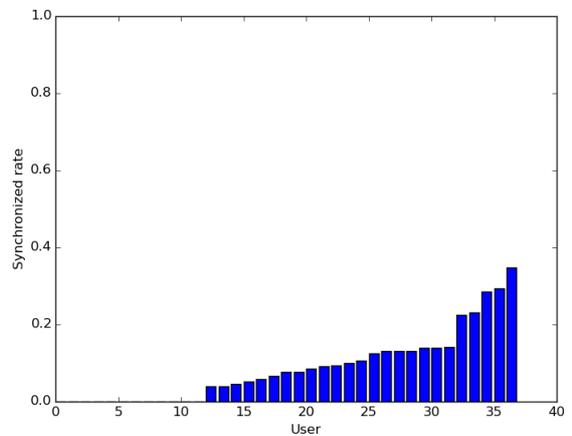


(c) $0.2 \leq a$

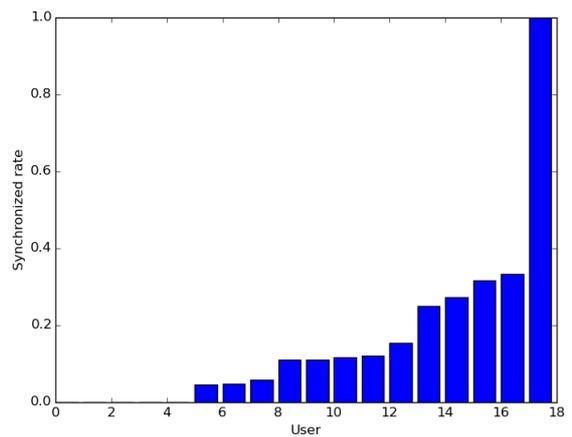
図2: 起点ユーザの各月の1日平均 Tweet 数



(a) $a < 0.1$



(b) $0.1 \leq a < 0.2$

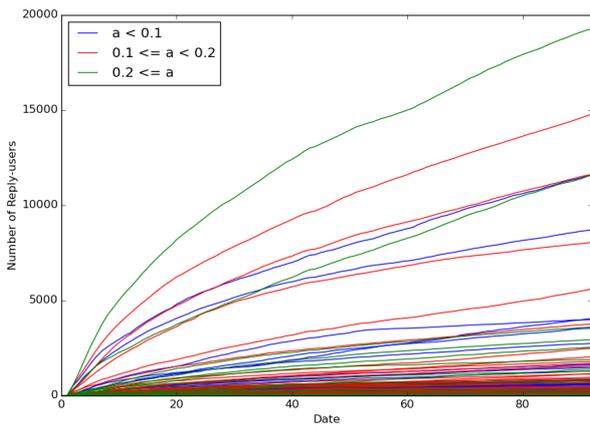


(c) $0.2 \leq a$

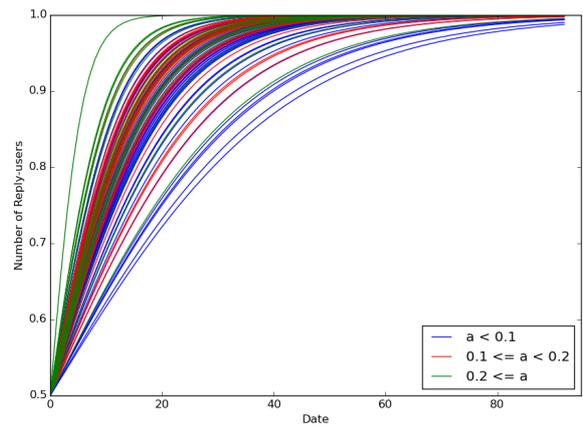
図3: 起点ユーザの Reply ユーザ同期率

5. 考察

図2aに示したユーザ群の投稿活動は図2bと比較すると月毎の分散が小さいことがわかった。つまり継続的に



(a) 2-hop 先ユーザ数の累計数



(b) 累計数で正規化した後、シグモイド関数で近似

図 4: 新規ユーザ 100 名の 2012/05/01 - 2012/07/31 における 2-hop 先ユーザの増加曲線

Reply ユーザを獲得しているユーザの投稿活動は、規則的で急激な変化が生じにくいと考えられる。一方で図 2b のユーザ群では、平均 Tweet 数の多いユーザは何人か確認できるが、そのいずれのユーザにおいても月毎の投稿数にばらつきがあり、既知の投稿活動からユーザの将来の投稿活動を予測するのは難しいと言える。また 12 年 5 月と 13 年 4 月を比較すると、図 2a のユーザ群の方が 13 年 4 月において Tweet 数の向上が見られるユーザが多くいた。以上のことから、Reply ユーザの継続的な獲得はユーザの投稿活動の活性化と正の相関があり、また投稿の継続性の向上に寄与することがわかる。Reply ユーザが増え続けているユーザの投稿活動が急激に停滞することは考えにくく、そのため Reply ユーザの増加が収束したユーザは停滞・離脱の可能性が相対的に高いことになる。

次に図 3 について。図 3a において Reply ユーザとの同期率が高いユーザが数人存在するが、ほとんどのユーザにおいて同期率は 0.1~0.3 に分布しており、グループごとの差異はなかった。すなわち既存 Reply ユーザとの親密性は、新規 Reply ユーザの獲得に対してさほど寄与しないといえる。図 4a と図 4b は、1-hop 先のユーザがどのようなユーザと Reply 関係にあるのかを示す。ここでは 3 つのユーザ群に属するユーザをそれぞれ赤・青・緑の色で表している。このグラフを比較すると、青（継続的に Reply ユーザを獲得しているユーザ）は図 4a においてはそれほど上位に位置しておらず、むしろ赤・緑の方が 2-hop 先ユーザの累計数が多いユーザがたくさんいることがわかる。一方図 4b では、シグモイド関数の収束が遅いユーザの多くが青である。つまり継続的な Reply ユーザの獲得という点においては、すでに多くのユーザとつながりをもっているユーザと関係を築くことよりも、自身と同様に継続的に Reply ユーザを獲得しているユーザとつながることが重要

となる。

6. 結論

本論文では第一にユーザの Reply ユーザの増加に着目し、そこからユーザの投稿活動の傾向を分析することを試みた。結果として、Reply ユーザの増加は将来的な投稿活動の活性化につながり、かつ安定的な活動に寄与することがわかった。逆に停滞や離脱といった投稿活動の変化を予測する上では、Reply ユーザ増加の収束が手掛かりになるといえる。また継続的な Reply ユーザの獲得において、継続的な Reply ユーザの獲得を実現しているユーザと関係を築くことが重要である一方で既存の Reply ユーザ数の大小は関係性が低いことが明らかになった。

今後は本研究で得られた結果をもとに、Reply ユーザの増加からユーザの成長を推定するモデルを検証したい。理論的には Reply ユーザの増加曲線を特定の関数に近似することで、未来のある時点における Reply ユーザ数が推定できると考えている。そこからユーザの投稿活動の変化予測や、継続的な投稿活動の支援が行えると期待している。

参考文献

- [1] John Hannon, Mike Bennett, and Barry Smyth. Recommending twitter users to follow using content and collaborative filtering approaches. In *Proceedings of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '10*, pp. 199–206, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [2] Meeyoung Cha, Hamed Haddadi, Fabricio Benevenuto, and Krishna P. Gummadi. Measuring User Influence in Twitter: The Million Follower Fallacy. In *Proceedings of the 4th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM)*.
- [3] Beidou Wang, Can Wang, Jiajun Bu, Chun Chen, Wei Vivian Zhang, Deng Cai, and Xiaofei He. Whom to mention: Expand the diffusion of tweets by @ recommendation on micro-blogging systems. In *Proceedings*

of the 22Nd International Conference on World Wide Web, WWW '13, pp. 1331–1340, Republic and Canton of Geneva, Switzerland, 2013. International World Wide Web Conferences Steering Committee.

- [4] Shaomei Wu, Jake M. Hofman, Winter A. Mason, and Duncan J. Watts. Who says what to whom on twitter. In *Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web*, WWW '11, pp. 705–714, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [5] Eytan Bakshy, Jake M. Hofman, Winter A. Mason, and Duncan J. Watts. Everyone’s an influencer: Quantifying influence on twitter. In *Proceedings of the Fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, WSDM '11, pp. 65–74, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [6] Eytan Bakshy, Jake M Hofman, Winter A Mason, and Duncan J Watts. Identifying ‘influencers’ on twitter. In *Fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM)*, 2011.
- [7] Akshay Java, Xiaodan Song, Tim Finin, and Belle Tseng. Why we twitter: Understanding microblogging usage and communities. In *Proceedings of the 9th WebKDD and 1st SNA-KDD 2007 Workshop on Web Mining and Social Network Analysis*, WebKDD/SNA-KDD '07, pp. 56–65, New York, NY, USA, 2007. ACM.
- [8] 山口裕太郎, 山本修平, 佐藤哲司. 投稿活動遷移に着目したマイクロブログユーザプロファイリングに関する一検討. *DEIM Forum 2014 B2-4*, 2014.
- [9] Haewoon Kwak, Changhyun Lee, Hosung Park, and Sue Moon. What is twitter, a social network or a news media? In *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web*, WWW '10, pp. 591–600, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [10] Jianshu Weng, Ee-Peng Lim, Jing Jiang, and Qi He. Twiterrank: Finding topic-sensitive influential twitterers. In *Proceedings of the Third ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, WSDM '10, pp. 261–270, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [11] 柘植大, 神門典子, 佐藤哲司. Twitter の投稿活動におけるユーザ間コミュニケーションの影響. *DEIM Forum 2016 A6-3*, 2016.