

# Twitter におけるフォロー数とフォローアカウントの種類の関係についての探索的分析

北 村 智

## 1. はじめに

「ソーシャルメディア」がインターネット上のサービスの中で人気を博すようになった (boyd, 2014; Duggan & Smith, 2014; 総務省情報通信政策研究所, 2014)。ただし、「ソーシャルメディア」は多義的な言葉であり、様々なサービスを包含する概念として用いられている (boyd, 2014; トライバルメディアハウス & クロス・マーケティング, 2012)。本研究ではソーシャルメディアサービスの一つとして日本で人気のある Twitter を題材とする。

Twitter は非対称のソーシャルネットワークを前提としたサービスであり、一方的なフォローを行なうことができる。公開アカウントのフォローに関しては相手の承認が不要であるため、利用者のフォローネットワークの構成は、そのサイズも内容も、利用者本人の裁量に大きく依存する。そのことは Twitter のログデータを分析した諸研究からも明らかである (Kwak, Lee, Park, & Moon, 2010; Myers, Sharma, Gupta, & Lin, 2014)。

そして Twitter はメイン画面であるホームタイムラインに、利用者がフォローしたアカウントによる投稿(ツイート)が最新のものから時系列で並ぶ基本仕様となっている。したがって、ホームタイムラインに並ぶ情報の内容は、フォローするアカウントによって規定されることになる。また、一定時間に受信するツイート数はフォロー数によって大きく規定されており、フォロー数が大きければ受信するツイート数も増加する (北村, 2014)。

本研究では Twitter の利用パターンを、フォロー数とフォローアカウントの種類の関係から検討することを目的にする。フォロー数の大きな利用者は、多様なタイプのアカウントを多量にフォローすることでフォロー数を大きくしているのだろうか。Twitter という情報環境の構成について理解を深めるために、この問いについて調査データをもとに、探索的な検討を行なう。

### 1. 1. Twitter の特徴

Twitter は 2006 年 3 月に Jack Dorsey が初期草案を発表したウェブサービスであり<sup>1)</sup>、一般には前述のとおり、マイクロブログ (microblog) の一種に分類される。このサービスは

当初は Odeo 社のプロジェクトとしてスタートし、2006 年 7 月にローンチし、運営は Twitter 社（旧 Obvious 社）によって行なわれている。マイクロブログとはブログサービスの派生系として登場したウェブサービスの一種である。ブログ（ウェブログ weblog）は Web 上に記録（log）を残すことを簡便に行なうシステムであり、その特徴として、コメント機能、トラックバック機能、そして各ログに対して固有の URL（パーマリンク Permalink）が与えられる点が挙げられる。これに対してマイクロブログは、それを利用して発信できるコンテンツのサイズがブログに比べて小さく制限される点で特徴付けられる。Kaplan & Haenlein（2011）はマイクロブログを短い文や個々の画像、動画リンクのような小さいコンテンツ要素を利用者間でやりとりするサービスと位置づけている。実際に Twitter では 1 つのツイートに含むことのできる文字数が 140 文字に制限されていることが、最大の特徴となっている。

また前述のとおり、オンラインソーシャルネットワークとして Twitter をみた場合には、重要な特徴がある。それは、Twitter におけるネットワークはフォローとフォロワーから成る有向グラフだという点である（Kwak et al., 2010）。Twitter 上で他のアカウントをフォローすることは、そのアカウントの投稿（ツイート）を購読することであり、自身のフォロワーは自身の投稿を受け取るアカウントである。フォロー数はすべての利用者が合計 2000 件までは増やすことができ、それ以上に増やす場合はそれに応じたフォロワー数が必要となる<sup>2)</sup>。

Twitter は 2014 年 10 月現在、1 ヶ月に 2 億 8400 万人のアクティブ利用者がおり、1 日あたり 5 億ツイートが投稿されている（Twitter, 2014）。米国でスタートしたサービスであるが世界的に利用されており、アカウントの 77% は米国外のものであり、サービスがサポートする言語数は 35 言語以上となっている（Twitter, 2014）。日本は Twitter が早い段階で人気を博した国の一つである（Java, Song, Finin, & Tseng, 2007）。Takhteyev, Gruzd, & Wellman（2012）による Twitter サンプルデータでは、日本語は 3 番目に多く使われていた言語であり、サンプルの 5.4% を占めていた。SemioCast（2012）によれば 2012 年 7 月時点で Twitter のアカウント数は 5 億アカウントに達しているが、そのうち、日本のアカウント数は約 3400 万アカウントであるという。また、アカウント数では日本は世界の 6.7% であるが、ツイート数で見れば 10.6% を占めるという。

## 1.2. 関連研究と研究の目的

「ソーシャルメディア」には統一的な定義がなく、利用者が自分の作成したコンテンツを他の利用者と共有できる様々なサービスが含まれる概念として受け止められているが（boyd, 2014）、CMC 研究で扱われている「ソーシャルメディア」の中心は Facebook や MySpace といったソーシャルネットワークサイト（SNS）や Twitter や Weibo などのマイクロブログサービスである（Duggan & Smith, 2013; Maireder & Schwarzenegger, 2012;

Lovejoy & Saxton, 2012)。マイクロブログサービスと SNS を厳密に区別する見方もあるが、もっとも人気のあるマイクロブログサービスである Twitter は boyd & Ellison (2007) による SNS の定義、つまり「以下の 3 点を利用者が行なうことのできるウェブサービス：(1) 当該システム内で公開または限定公開のプロフィールを作成する、(2) つながりをもつ他のユーザーのリストを明確にする、(3) システム内で他のユーザーが作成したつながりのリストやプロフィールを閲覧し、行き来する」に合致している。実際に、Twitter を SNS として捉えた先行研究も少なくない。

石井 (2011) は日本で利用されている 5 つの SNS サービス (Facebook, mixi, モバゲータウン, グリー, Twitter) の利用者に対する調査を行ない、これらの 5 つのサービスを既知の友人の量と個人情報の開示度の観点から、「強いつながりの SNS」と「弱いつながりの SNS」に分類した。石井による分類では Facebook と mixi は「強いつながりの SNS」であるが、Twitter は既知の友人が少なく個人情報の開示度が低い「弱いつながりの SNS」とされる。特に Twitter は利用頻度が非常に多く、Twitter のみでの友人の数が多いという特徴が示された (石井, 2011)。

一方で、柏原 (2011) は利用と満足アプローチを用いて Twitter の研究を行ない、Twitter の利用動機として「交流／自己表現動機」「既存関係維持動機」「実況／情報探索動機」「自己呈示動機」「気晴らし動機」の 5 つを抽出した。柏原の分析によれば、「既存関係維持動機」が高い利用者ほど、「フォローしている人の発言を読む」頻度が高く、「リプライで誰かとやりとりする」頻度も高い。つまり、石井 (2011) が示したように Twitter は全体的にみれば「弱いつながりの SNS」かもしれないが、既存の対人関係のために Twitter を利用するパターンもありうるといえる。

このような知見は Twitter のログデータの分析を行なった研究からも提出されている。例えば、Java et al. (2007) は Twitter の主な利用内容は日常的な活動についての会話と、情報探索・共有であると論じている。また、Naaman, Boase, & Lai (2010) は投稿内容の分析にもとづいて、Twitter 利用者を「インフォーマー (informer)」と「ミーフォーマー (meformer)」に分類した。「インフォーマー」とは Twitter 上で情報共有に勤しむ利用者である一方、「ミーフォーマー」とは Twitter 上で自分自身に関することを投稿する利用者のことを指す。Naaman et al. (2010) は「ミーフォーマー」が行なう投稿は、対人関係を維持する上で重要な役割を果たしうることを指摘している。

また、Kwak et al. (2010) は 417 万アカウント分、1 億 600 万ツイート、4262 トレンディングトピックの Twitter のログデータを収集して分析し、トレンディングトピックの 85% 以上はニュースのヘッドラインまたは継続的なニュースであったことを示した。前述のように Twitter はソーシャルネットワークとして機能する一方で、巨大な情報ネットワークとしても機能しているといえる。Myers et al. (2014) は 2012 年後半に 1 億 7500 万アカウント

Twitter におけるフォロー数とフォローアカウントの種類の関係についての探索的分析

分のデータを分析し、Twitter は情報ネットワーク、ソーシャルネットワークの両側面を備えて発展してきたことを示唆している。

ここまで本研究に関わる Twitter の利用内容に関する研究を概観してきたが、別の観点からも本研究に関わる知見が得られている。SNS と社会関係資本の研究において、利用量が単純に SNS 利用によって得られる社会関係資本を大きくするわけではないことが示されている。Ellison, Steinfield, & Lampe (2007) は Facebook 利用が活発な利用者ほど Facebook から結束型・橋渡し型社会関係資本を得ていることを示したが、それに続く研究では、Facebook から得ている結束型・橋渡し型社会関係資本を Facebook 上の実際の友人数から予測する重回帰モデルの関数は逆 U 字型となることが示されている (Ellison, Steinfield, & Lampe, 2011)。これと同様に、Twitter においても Twitter から得られる橋渡し型社会関係資本をフォロー数から予測した場合も重回帰モデルの関数は逆 U 字型であることが示されている (Hofer & Aubert, 2013)。

このような関係は Twitter や Facebook のアーキテクチャの観点から理解できる。すなわち、Twitter も Facebook も受信する情報は基本的に、新しい情報から時系列順に一次的に配置されるアーキテクチャを持っている。友人数／フォロー数が増加すれば、受信する情報量はそれに合わせて増大する一方で、認知心理学の研究が示してきたように人間の情報処理能力には限界がある。Twitter ではフォロー数を増やしすぎれば、ホームタイムラインで受信するツイート数は読みきれない量になるはずである。つまり、過度のフォロー数の増大は「情報過多 (information overload)」の状態をもたらすといえる (Hodas, Kooti, & Lerman, 2013)。

このような観点から考えると、Twitter を情報ネットワーク、ソーシャルネットワークのいずれとして利用しようと考えても、フォロー数を増大させすぎればそのような利用は難しくなると考えられる。一方で、Kwak et al. (2010) や Myers et al. (2014) が示したように Twitter 利用者のなかには非常に大きなフォロー数をもつ者がいることもまた事実である。そこで本研究では Twitter 利用に対する理解を深めるために、フォローネットワークサイズとフォロー内容の関係を探索的に分析する。特に Ellison et al. (2011) や Hofer & Aubert (2013) が示したような曲線の関係を考慮して、fractional polynomial 法を用いることで、柔軟なモデルの探索的検討を行なう。

## 2. 方法

### 2.1. データの収集

調査は 2014 年 1 月 10 日から 12 日にかけて実施された。この調査はパネル調査の第 2 波調査として企画されたものであり、第 1 波調査は 2013 年 8 月 23 日から 25 日にかけて実施

された。第1波調査ではマクロミル社の調査パネルから、プライベートでTwitterの個人アカウントを所有し、何らかの機器で週1回以上Twitterをみる20～39歳の男女が調査対象者となった。またこの調査では、調査対象者は事前調査で提示した研究の目的を理解して自身の使用するTwitter個人アカウントを開示してくれることを調査対象の条件とした。最終的に、第1波調査では1559名（男性768名、女性791名、平均年齢29.4歳）の有効回答が集まった。

本研究で用いるデータを取得した第2波調査は、第1波調査での有効回答者であった1559名のうち、再度、調査の目的を提示された上で、研究の目的を理解して自身の使用するTwitter個人アカウント名を開示してくれる824名（第1波調査の有効回答の52.9%）の男女に対して行われた。このうち有効回答は812名（第2波調査対象者の98.5%）であった。有効回答のうち、女性は374名（46.06%）であり、平均年齢は30.7歳（標準偏差5.75）であった。

第2波調査終了後、開示を受けたTwitter個人アカウント名を利用して、調査協力者のTwitterプロフィールデータなどのログデータの収集を行なった。

## 2.2. 調査項目

第2波調査では、調査協力者に対してアカウントの種類ごとのフォロー数を尋ねた。アカウントの種類は「新聞社・通信社の公式アカウント」「専門誌・専門機関の公式アカウント」「ネット情報サイトの公式アカウント」など11種類を取り上げた（表1）。それぞれについて回答者自身がフォローしているアカウントの数を「フォローしていない」「1から4個程度」「5から9個程度」「10から19個程度」「20から49個程度」「50個以上」の6段階で回答を求めた。回答の分布は表1に示すとおりであった。

## 2.3. ログデータによる指標

Twitter developer API 1.1を用いてログデータの収集を行なった。本研究ではこのログデータからフォロー数とTwitter利用期間を指標として用いた。表2にログデータによるフォロー数の記述統計量を示した。Java et al.(2007), Kwak et al.(2010), Myers et al.(2014)が示してきたように、フォロー数は右に裾の長い分布形状となっているため、1を加えて自然対数の変換を行なった。以降、1を加えて対数変換を行なったフォロー数を「フォロー数(対数)」と表記し、分析にはフォロー数(対数)を用いる。

Twitter利用期間はアカウント登録年月日から利用月数を計算した。Twitter利用期間の平均値は35.8、中央値は37、標準偏差は14.5であった。また、最小値は1、最大値は84であった。

表1 アカウントの種類ごとのフォロー数

	フォロー して いない	1 から 4 個 程度	5 から 9 個 程度	10 から 19 個 程度	20 から 49 個 程度	50 個 以上
新聞社・通信社の公式アカウント	67.6%	25.0%	4.1%	2.7%	0.5%	0.1%
専門誌・専門機関の公式アカウント	64.3%	26.2%	6.4%	2.1%	1.0%	0.0%
ネット情報サイトの公式アカウント	56.4%	31.8%	6.9%	3.7%	1.0%	0.2%
企業・製品の公式アカウント	44.3%	37.1%	11.0%	5.2%	1.7%	0.7%
芸能人・著名人のアカウント	25.2%	34.5%	19.1%	10.8%	6.4%	3.9%
専門家のアカウント	63.3%	22.7%	9.1%	3.6%	1.1%	0.2%
よく会う友人・知人のアカウント	40.6%	27.7%	13.2%	9.7%	4.2%	4.6%
あまり会わない友人・知人のアカウント	42.5%	25.4%	12.3%	9.6%	6.5%	3.7%
会ったことのない人の個人アカウント	29.8%	23.6%	13.5%	9.5%	7.1%	16.4%
ボットのアカウント	50.2%	29.9%	11.1%	5.8%	1.6%	1.4%
その他のアカウント	94.3%	2.8%	0.7%	1.2%	0.2%	0.6%

N=812

表2 ログデータによるフォロー数の記述統計量

N=812	平均値	標準偏差	最小値	第1 四分位	中央値	第3 四分位	最大値
フォロー数	314.19	2066.51	1	26	70.5	189.5	51090
フォロー数 (対数)	4.26	1.52	0.69	3.3	4.27	5.25	10.84

### 3. 結果

#### 3.1. アカウントの種類ごとのフォロー数のカテゴリカル因子分析

アカウントの種類ごとのフォロー数に関するデータを用いて、カテゴリカル因子分析（重みつき最小二乗法・プロマックス回転）を行なった。カテゴリカル因子分析はHAD 11.3（清水・村山・大坊，2006）を用いた。固有値1以上の基準で因子数を決定し、表3に示す3因子を得た。

第1因子は「専門誌・専門機関の公式アカウント」「ネット情報サイトの公式アカウント」「新聞社・通信社の公式アカウント」「企業・製品の公式アカウント」「専門家のアカウント」に高い正の因子負荷量をもった。このことから、第1因子は「公式情報源」のフォローを表す因子であると解釈した。

第2因子は「ボットのアカウント」「会ったことのない人の個人アカウント」「その他のア

表3 アカウントの種類ごとのフォロー数のカテゴリカル因子分析結果

項目	Factor1	Factor2	Factor3	共通性
専門誌・専門機関の公式アカウント	<b>.91</b>	-.04	.07	.83
ネット情報サイトの公式アカウント	<b>.90</b>	-.06	.02	.76
新聞社・通信社の公式アカウント	<b>.82</b>	.03	.00	.70
企業・製品の公式アカウント	<b>.72</b>	.05	-.17	.51
専門家のアカウント	<b>.58</b>	.22	.08	.57
ボットのアカウント	-.05	<b>.93</b>	-.06	.77
会ったことのない人の個人アカウント	.03	<b>.62</b>	.07	.45
その他のアカウント	.12	<b>.42</b>	.02	.25
芸能人・著名人のアカウント	.24	.30	-.03	.21
あまり会わない友人・知人のアカウント	-.09	.11	<b>.88</b>	.83
よく会う友人・知人のアカウント	.05	-.10	<b>.88</b>	.73
因子間相関				
	Factor1	1.00		
	Factor2	.56	1.00	
	Factor3	.26	.41	1.00

アカウント」に高い正の因子負荷量をもった。このことから、第2因子は「未知の個人・その他」のフォローを表す因子であると解釈した。

第3因子は「あまり会わない友人・知人のアカウント」「よく会う友人・知人のアカウント」に高い正の因子負荷量をもった。このことから、第3因子は「既知の個人」のフォローを表す因子であると解釈した。

この因子分析結果にもとづき、それぞれの因子得点を算出し、それぞれ Factor1（公式情報源）得点、Factor2（未知の個人・その他）得点、Factor3（既知の個人）得点とした。以降の分析ではこれらの3因子得点を用いる。

### 3.2. Fractional polynomial 法を用いた探索的分析

本研究ではフォローアカウントの種類を表す3因子得点とフォロー数の関係を探索的に検討するために、fractional polynomial (FP) 法を用いた。この fractional polynomial 法とは、説明変数  $x$  について  $x$  のべき乗と  $\log x$  を組み合わせることで説明変数の項を作り、説明変数と目的変数の関係に曲線関係も視野に入れて探索的に分析する方法である（石黒, 2014）。本研究では Stata/MP 13.1 で fp コマンドを用いて fractional polynomial 法を実行した。

分析において、目的変数は各因子得点とし、性別（男性=1, 女性=2）、年齢（実数）、Twitter 利用月数を統制変数として分析モデルに加えた上で、フォロー数（対数）を説明変数として用いた。なお fp コマンドの実行において、scale オプションと center オプションを用いて説明変数の自動変換を行なった。

### 3.2.1 「公式情報源」因子に関する分析

Factor1（公式情報源）得点を目的変数とした FP 重回帰分析を行なった。項2までを投入するモデルでは、項1が（フォロー数（対数））<sup>3</sup>、項2が（フォロー数（対数））<sup>3</sup> × ln（フォロー数（対数））となった。逸脱度の検定の結果、説明変数であるフォロー数（対数）を除いたモデル、フォロー数（対数）をそのまま投入した線形回帰モデル、説明変数として項1のみを投入したモデルのいずれとも、0.1%水準で有意差が認められた。つまり、項2までを投入したモデルがいずれのモデルと比較しても、有意に当てはまりがよいことが示されたと言える。項2までを投入したモデルの推定結果を表4に示した<sup>3)</sup>。

表4 Factor1（公式情報源）得点を予測する FP 重回帰分析結果

	Coef.	S.E.	t 値	
性別（男性=1, 女性=2）	-.08	.05	-1.64	
年齢	.02	.00	4.00	***
Twitter 利用月数	.00	.00	1.45	
項1:（フォロー数（対数）） <sup>3</sup>	1.31	.28	4.63	***
項2:（フォロー数（対数）） <sup>3</sup> × ln（フォロー数（対数））	-8.28	.96	-8.62	***
定数	-.46	.16	-2.85	**
N	812			
F 値	54.27	***		
決定係数	.25			
調整済み決定係数	.25			

\*\*\* $p < .001$ , \*\* $p < .01$ , \* $p < .05$

表4に示した推定結果をもとに事後推定シミュレーションをもとにフォロー数（対数）を変化させることによって得られる予測値と95%信頼区間をプロットした結果を図1に示した。図1から、フォロー数（対数）がおおよそ8以下のときにはフォロー数（対数）が大きくなるほどFactor1（公式情報源）得点は高くなる傾向にあるが、それ以上になった場合には低下する傾向にあることが示された。

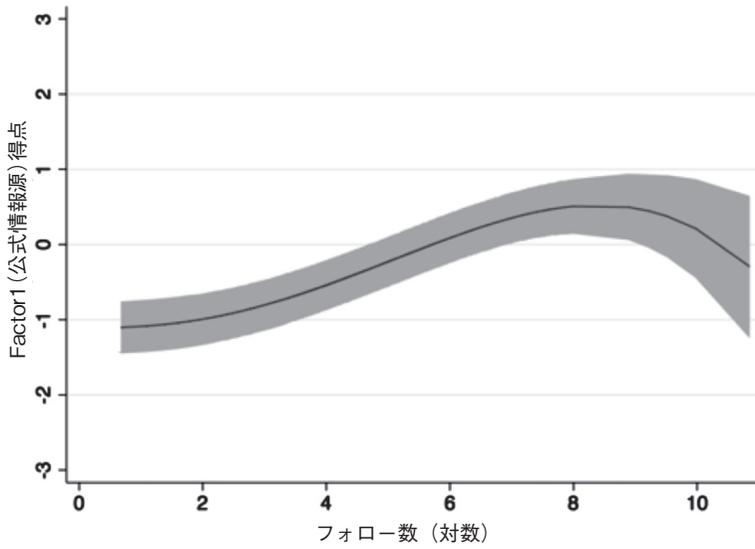


図1 モデルの予測値によるフォロー数（対数）と Factor1（公式情報源）得点の関係

3.2.2. 「未知の個人・その他」因子に関する分析

次に、Factor2（未知の個人・その他）得点を目的変数としたFP重回帰分析を行なった。項2までを投入するモデルでは、項1がln（フォロー数（対数））、項2がln（フォロー数（対数））<sup>2</sup>となった。逸脱度の検定の結果、説明変数であるフォロー数（対数）を除いたモデル、フォ

表5 Factor2（未知の個人・その他）得点を予測するFP重回帰分析結果

	Coef.	S.E.	t 値	
性別（男性 =1, 女性 =2）	-.08	.04	1.85	
年齢	.02	.00	-.68	
Twitter 利用月数	.00	.00	-.42	
項1: ln（フォロー数（対数））	2.92	.17	17.18	***
項2: ln（フォロー数（対数）） <sup>3</sup>	.74	.06	11.66	***
定数	.03	.14	.18	
N	812			
F 値	118.39	***		
決定係数	.42			
調整済み決定係数	.42			

\*\*\* $p < .001$ , \*\* $p < .01$ , \* $p < .05$

ロー数（対数）をそのまま投入した線形回帰モデル，説明変数として項1のみを投入したモデルのいずれとも，0.1%水準で有意差が認められた。つまり，項2までを投入したモデルがいずれのモデルと比較しても，有意に当てはまりがよいことが示されたと言える。項2までを投入したモデルの推定結果を表5に示した。

表5に示した推定結果をもとに事後推定シミュレーションをもとにフォロー数（対数）を変化させることによって得られる予測値と95%信頼区間をプロットした結果を図2に示した。図2から，フォロー数（対数）が非常に小さい場合を除いて，フォロー数（対数）が大きくなるほどFactor2（未知の個人・その他）得点は高くなる傾向にあることが示された。

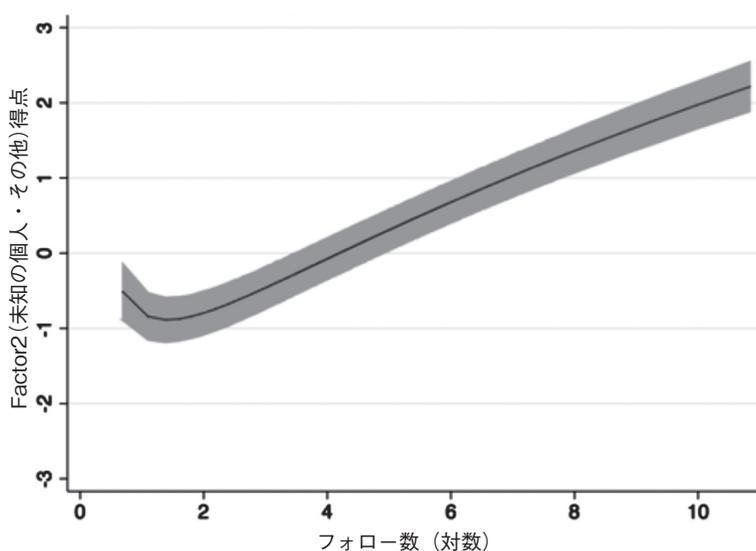


図2 モデルの予測値によるフォロー数（対数）とFactor2（未知の個人・その他）得点の関係

### 3.2.3. 「既知の個人」因子に関する分析

最後に，Factor3（既知の個人）得点を目的変数としたFP重回帰分析を行なった。項2までを投入するモデルでは，項1が（フォロー数（対数））<sup>-1</sup>，項2が（フォロー数（対数））<sup>-0.5</sup>となった。逸脱度の検定の結果，説明変数であるフォロー数（対数）を除いたモデルとは0.1%水準で，フォロー数（対数）をそのまま投入した線形回帰モデル，説明変数として項1のみを投入したモデルのそれぞれとは5%水準で，有意差が認められた。つまり，項2までを投入したモデルがいずれのモデルと比較しても，有意に当てはまりがよいことが示されたと言える。項2までを投入したモデルの推定結果を表6に示した。

表6に示した推定結果をもとに事後推定シミュレーションをもとにフォロー数（対数）を変化させることによって得られる予測値と95%信頼区間をプロットした結果を図3に示し

た。図3から、フォロー数（対数）が非常に小さい場合を除いて、フォロー数（対数）が大きくなるほどFactor3（既知の個人）得点は高くなる傾向にあることが、その増加傾向はFactor2（未知の個人・その他）得点を予測した場合に比べて緩やかであることが示された。

表6 Factor3（既知の個人）得点を予測するFP重回帰分析結果

	Coef.	S.E.	t 値	
性別（男性 =1, 女性 =2）	-.03	.05	-.60	
年齢	-.02	.00	-5.13	***
Twitter 利用月数	.01	.00	4.84	***
項1: (フォロー数 (対数)) <sup>-1</sup>	.39	.07	5.80	***
項2: (フォロー数 (対数)) <sup>-0.5</sup>	-2.19	.31	-7.19	***
定数	.54	.17	3.19	**
N	812			
F 値	35.85	***		
決定係数	.18			
調整済み決定係数	.18			

\*\*\* $p < .001$ , \*\* $p < .01$ , \* $p < .05$

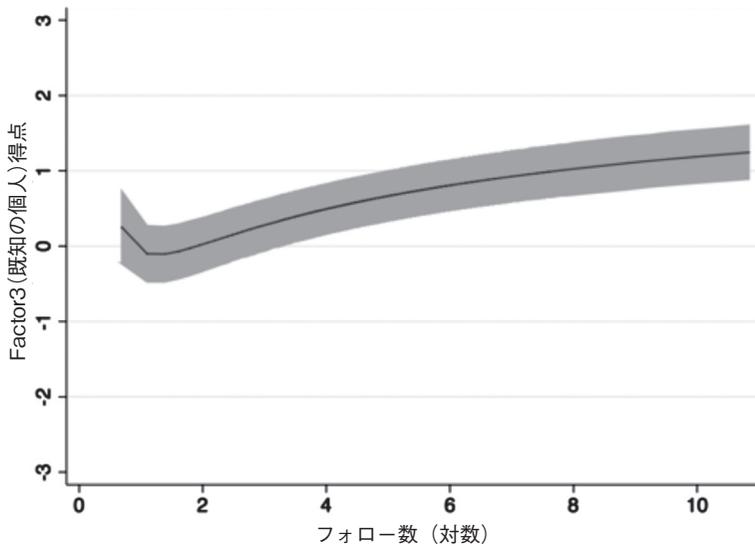


図3 モデルの予測値によるフォロー数（対数）とFactor3（既知の個人）得点の関係

#### 4. 考察

本研究では Twitter 利用の内実を、フォロー数とフォローアカウントの種類の関係から検討することを目的として、重回帰分析によってデータ分析を行なった。特に先行研究や Twitter のアーキテクチャの観点から、フォロー数とフォローアカウントの種類の関係に、直線的な関係を仮定するのではなく、より柔軟な曲線的関係も含めて fractional polynomial 法を用いた探索的な分析を行なった。

分析の前提として、フォローアカウントの種類をカテゴリカル因子分析によって「公式情報源」「未知の個人・その他」「既知の個人」の3つに分類した。「公式情報源」のアカウントには新聞社・通信社の公式アカウントなどマスメディアのアカウントや、企業の広報アカウントなどが含まれる結果であった。「未知の個人・その他」にはボット、会ったことのない人の個人アカウント、その他のアカウントが含まれる結果であった。「既知の個人」にはあまり会わない友人・知人およびよく会う友人・知人のアカウントが含まれる結果であった。この結果は、先行研究 (Kwak et al., 2010; Myers et al., 2014) で示されてきた情報ネットワークとソーシャルネットワークという2つの側面を併せ持った Twitter の特徴に則したものであったと考えられる。

そして、このカテゴリカル因子分析によって得られた3つの因子得点を目的変数として、フォロー数 (対数) を説明変数とした FP 重回帰分析を行なった結果、次の3点が示唆された：(1) フォロー数が非常に多い利用者では公式情報源のアカウントのフォローが少なくなる、(2) フォロー数が非常に少ない場合を除けば、フォロー数が増えるほど未知の個人・その他のアカウントのフォローが多くなる、(3) フォロー数が非常に少ない場合を除けば、フォロー数が増えるほど既知の個人のアカウントのフォローが多くなる。

まず、SNS 研究では「過ぎたるは及ばざるがごとし (too much of a good thing)」という現象が指摘されており (Tong, Van Der Heide, Langwell, & Walther, 2008)、本研究でもその観点からのアプローチの有効性が示唆されたともいえるだろう。Twitter ではフォロー数が増えるほど単位時間あたりの受信ツイート数が増加する (北村, 2014)。したがって、受信したツイートが時系列に沿って新しいものから一次的にホームタイムラインに表示される仕様の Twitter では、フォロー数を多くしすぎればホームタイムラインは読みきれないほどのツイートであふれることになる。情報源となるアカウントをフォローしても情報源からのツイートを捕捉できなくなってしまう意味がないため、フォロー数を増やすことと公式情報源のアカウントをフォローすることは整合しなくなる場合がありうると考えられる。ただし、Factor1 (公式情報源) 得点が減少傾向になるのはフォロー数 (対数) がおおよそ 8 前後<sup>4)</sup> であった (図 1)。このことを考えると、本研究の結果は少数のデータに引きずられた結果である可能性も懸念される。したがって、本研究の探索的分析によって得られた知

見は今後別の形でさらなる検証を行なっていく必要がある。

一方、フォロー数が多くなっても未知の個人・その他のアカウント、既知の個人のアカウントのフォローは減らないという結果も得られた。Twitterのアーキテクチャを考えればどのようなアカウントであってもフォロー数が多くなりすぎれば読みきれなくなると考えられるため、この結果は別の解釈が必要となる。公式情報源のアカウントと個人・その他のアカウントの性質の違いを今後検討していく必要がある。

考えられる一つの観点は、他のアカウントをフォローする意味の多様性である。前述のとおり、Twitterは有向グラフのネットワークであり、他のアカウントをフォローしたとしてもそのアカウントから自分がフォローされるとは限らない。しかし、他のアカウントとフォローしあう「相互フォロー」の状態になることはTwitter上の関係性の安定につながる事が知られており (Kivran-Swaine, Govindan, & Naaman, 2011)、誰がフォローを返してくれるのかは一つの関心事となっている (Hopcroft, Lou, & Tang, 2011)。フォロワー数は「人気」度合いを表すとも考えられるため (Cha, Haddadi, Benevenuto, & Gummadi, 2010)、ツイートを読むためにフォローをする場合とは別に、フォローバックを期待してフォローをするという「戦略」も利用者行動として考える。

本研究では一方的フォローと相互フォローを分けずにそれらをまとめた「フォロワー数」を用いて分析を行なった。回答者によるデータの場合、一方的フォローと相互フォローの弁別は難しいが (Hofer & Aubert, 2013)、本研究で用いたログデータではフォロワーリストとフォローリストを照合することで、一方的フォローと相互フォローの弁別を行なうことができる。今後の課題として、それらを弁別した分析を進めていく必要もあるだろう。

## 注

- 1) “A selection of memorable moments from our company”  
<https://about.twitter.com/milestones> (2014年10月30日確認)
- 2) 「フォローに関するルールと留意点」<https://support.twitter.com/articles/251786> (2014年10月30日確認)
- 3) 表4、表5、表6に示される Coef. はすべて偏回帰係数 (b) を表す。
- 4) フォロワー数 (対数) を指数関数で再変換して1を引くと実数のフォロワー数が得られる。フォロワー数 (対数) が8のとき、フォロワー数は約2980となる。

## 謝辞

本研究は2013年度東京経済大学個人研究助成費 (研究課題番号13-09) による研究成果の一部である。なお、調査の企画は佐々木裕一氏 (東京経済大学)、河井大介氏 (東京大学) と共同で行なった。ここに記して感謝する。

参考文献

- boyd, d. (2014). *It's complicated: The social lives of networked teens*. New Haven: Yale University Press. (野中モモ (訳) (2014). つながりっぱなしの日常を生きる：ソーシャルメディアが若者にもたらしたもの. 東京：草思社)
- boyd, d.m. & Ellison, N.B. (2007). Social network sites: Definition, history, and scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13 (1), 210-230.
- Cha, M., Haddadi, H., Benevenuto, F., & Gummadi, P. K. (2010). Measuring User Influence in Twitter: The Million Follower Fallacy. *Proceedings of ICWSM-10* (pp. 10-17). Palo Alto: AAAI.
- Duggan, M. and Smith, A. (2014). *Social media update 2013: 42% of online adults use multiple social networking sites, but Facebook remains the platform of choice*. <<http://www.pewinternet.org/2013/12/30/social-media-update-2013/>> (2014年10月30日確認)
- Ellison, N. B., Steinfield, C., & Lampe, C. (2007). The benefits of Facebook “friends”: Social capital and college students’ use of online social network sites. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 12 (4), 1143-1168.
- Ellison, N. B., Steinfield, C., & Lampe, C. (2011). Connection strategies: Social capital implications of Facebook-enabled communication practices. *New Media & Society*, 13 (6), 873-892.
- Hodas, N.O., Kooti, F., & Lerman, K. (2013). Friendship paradox redux: Your friends are more interesting than you. *Proceedings of ICWSM-13* (pp.8-10). Palo Alto: AAAI.
- Hofer, M., & Aubert, V. (2013). Perceived bridging and bonding social capital on Twitter: Differentiating between followers and followees. *Computers in Human Behavior*, 29 (6), 2134-2142.
- Hopcroft, J., Lou, T., & Tang, J. (2011). Who will follow you back?: reciprocal relationship prediction. *Proceedings of the 20th ACM international conference on Information and knowledge management* (pp. 1137-1146). New York: ACM press.
- 石黒 格 (編著) (2014) . 改訂 Stata による社会調査データの分析：入門から応用まで . 京都：北大路書房
- 石井健一 (2011). 「強いつながり」と「弱いつながり」の SNS：個人情報の開示と対人関係の比較. *情報通信学会誌*, 29 (3), 25-36
- Java, A., Song, X., Finin, T., & Tseng, B. (2007). Why we twitter: understanding microblogging usage and communities. *Proceedings of the 9th WebKDD and 1st SNA-KDD 2007 workshop on Web mining and social network analysis* (pp. 56-65). New York: ACM press.
- Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2011). The early bird catches the news: Nine things you should know about micro-blogging. *Business Horizons*, 54 (2), 105-113.
- 柏原 勤 (2011). Twitter の利用動機と利用頻度の関連性：「利用と満足」研究アプローチからの検討. 慶應義塾大学大学院社会学研究科紀要：社会学・心理学・教育学：人間と社会の探究, 72, 89-107
- 北村 智 (2014). ソーシャルメディアにおける情報環境の構成と消費者情報行動の関連に関する研究 (平成 25 年度吉田秀雄記念事業財団助成研究報告書) .
- Kivran-Swaine, F., Govindan, P., & Naaman, M. (2011). The impact of network structure on

- breaking ties in online social networks: unfollowing on twitter. *Proceedings of CHI'11* (pp.1101-1104). New York: ACM press
- Kwak, H., Lee, C., Park, H., & Moon, S. (2010). What is Twitter, a social network or a news media?. *Proceedings of the 19th international conference on World wide web* (pp. 591-600). New York: ACM press.
- Lovejoy, K., & Saxton, G. D. (2012). Information, community, and action: how nonprofit organizations use social media. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 17 (3), 337-353.
- Maireder, A., & Schwarzenegger, C. (2012). A movement of connected individuals: Social media in the Austrian student protests 2009. *Information, Communication & Society*, 15 (2), 171-195.
- Myers, S. A., Sharma, A., Gupta, P., & Lin, J. (2014). Information network or social network?: the structure of the twitter follow graph. *Proceedings of the companion publication of the 23rd international conference on World wide web companion* (pp. 493-498). Republic and Canton of Geneva: International World Wide Web Conferences Steering Committee.
- Naaman, M., Boase, J., & Lai, C. H. (2010). Is it really about me?: message content in social awareness streams. *Proceedings of the 2010 ACM conference on Computer supported cooperative work* (pp. 189-192). New York: ACM press.
- Semiocast (2012). *Twitter reaches half a billion accounts More than 140 millions in the U.S.* <[http://semiocast.com/publications/2012\\_07\\_30\\_Twitter\\_reaches\\_half\\_a\\_billion\\_accounts\\_140m\\_in\\_the\\_US](http://semiocast.com/publications/2012_07_30_Twitter_reaches_half_a_billion_accounts_140m_in_the_US)> (2014年10月30日確認)
- 清水裕士・村山綾・大坊郁夫 (2006). 集団コミュニケーションにおける相互依存性の分析 (1): コミュニケーションデータへの階層的データ分析の適用. 電子情報通信学会技術研究報告, 106 (146), 1-6.
- 総務省情報通信政策研究所 (2014). 平成 25 年 情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査. 東京: 総務省
- Takhteyev, Y., Gruzd, A., & Wellman, B. (2012). Geography of Twitter networks. *Social Networks*, 34 (1), 73-81.
- Tong, S. T., Van Der Heide, B., Langwell, L., & Walther, J. B. (2008). Too much of a good thing? The relationship between number of friends and interpersonal impressions on Facebook. *Journal of Compute-Mediated Communication*, 13 (3), 531-549.
- トライバルメディアハウス & クロス・マーケティング (2012). ソーシャルメディア白書 2012. 東京: 翔泳社
- Twitter, Inc. (2014). *Twitter usage*. <<https://about.twitter.com/company>> (2014年10月30日確認)