

Twitter 利用者の関心移行モデルの構築と検証

植田 雄介, 朝日 弓未

1. はじめに

Twitter とは、140 文字以内の短文を投稿する SNS サイトである。利用者は 1,392 万人に及び、Facebook に次ぐ日本で 2 番目の規模を誇る。日本では頻繁に利用され全世界で交換されるツイート量の 14% が日本語と言われる [4]。ビジネス活用も活発であり、2011 年における企業のソーシャルメディア利用実態において、Twitter が 58% と 1 位であった [1]。Twitter の活用事例として次のものが挙がる。ユーザーと Twitter を通じ、継続的なコミュニケーションを取ることで良好な関係を構築することで、ユーザーに満足感を与えブランドイメージ・ロイヤリティの向上を図った事例 [4] や、Twitter などの SNS から収集した膨大な情報を収集・分析するシステムの開発事例などがある [5]。これらの事例から分かることは、企業としてはツイートを投稿してもらい、ユーザーの関心の大きさや方向性を知りたい、ユーザーとしても商品やサービスに対する率直な意見や評価を書き込み、反映するため実体験や生の声は重要な情報源となる。つまり、売れ行きや人々の関心を担う要素は、「いかに良いクチコミを発生させ、拡散させていくか」となる [1]。良いクチコミを生むことも、拡散させていくにも、まずはツイートを投稿してもらわなければならない。どのような工夫を凝らせば人々にツイートを投稿してもらえるか、ツイートしてほしい事柄に関心を持った人々の大きさとツイートが投稿されるタイミングを知る必要がある。

関心の大きさを量る指標は、対象事例を指すワードを含むツイートの件数とする。投稿されたツイートは目に見える顕在化した関心と言える。この顕在化した関心以外にも、ツイートの投稿は行わず関心を有する

潜在的な関心を持った利用者が存在することが考えられ、彼らを含めて関心を持つ利用者と呼ぶ。関心の大きさを量る際、関心の度合いは考慮せず関心があるか否かのみに着目する。ツイートが投稿されるタイミングは、新商品・サービスの発表や発売時、オリンピックやワールドカップなどの国際的な祭典の期間、大きな事件における決定的な瞬間などがもっとも分かりやすいだろう。これらの事象はブームと言い換えることができる。よって本研究では、ブーム時における対象事例のワードを含むツイート件数の推移に着目し、関心の大きさや投稿のタイミングの可視化を試みる。

ブームにおける消費者の推移を定量的に分析している研究として、中桐ら [6] がある。この研究は、ブームを「商品や現象が一瞬にして人々の間で広がり、その後短期間のうちに忘れ去られてしまうこと」と定め、ブーム時の消費者の状態を表した数理モデルを構築し、新聞、映像、データ年鑑、Web 上の統計データなどのさまざまな情報媒体からワード数や対象の消費者人口データを収集・比較することで、消費や認知の具合を推定している。このモデルは、単純な線形微分方程式モデルであり用途によって拡張が容易という特徴を持つ。また社会における情報・文化の伝播現象を事例・数理モデルより体系化する研究として上田ら [13] が挙げられる。この研究では社会的なブームを SIR モデルや人口構造モデルに置き換え解析している。だが実データによる推定値の当てはまりの良さなどは検証されていない。

白井ら [10] は、東日本大震災時におけるデマ情報のツイートとその訂正情報のツイートの拡散をシミュレーションし、実際の現象と比較をする研究を行った。構築されたモデルはデマ情報・訂正情報を病気とみなした SIR モデルを採用している。単純な SIR モデルではなく、利用者の状態は情報を投稿した側、情報を閲覧した側と場合分けし構築されている。約 2 週間の期間内におけるツイート件数の推移から比較・検証を行った。

先行研究より、状態の推移や情報の伝播には微分方

うえだ ゆうすけ
静岡大学大学院工学研究科事業開発マネジメント専攻
〒 432-8561 静岡県浜松市城北 3-5-1
あさひ ゆみ
静岡大学工学研究科事業開発マネジメント専攻
受付 13.5.22 採択 14.2.10

程式モデルが広く扱われている。中でも中桐ら [6] が提案しているモデルは複数の事例を対象に分析し実データとの比較がされており、ブームにおける消費者の状態推移を定量的に表している。よって、本研究では、中桐ら [6] が提案しているモデルを既存モデルとして用いて、Twitter などの 1 人 1 人の利用者の交流によって形成される情報媒体において機能するか試みる。その後、Twitter 利用者の関心に適応させたモデルを構築する。

本研究の目的は、Twitter 利用者の関心移行モデルを構築し、ブームの事例を分析し利用者の関心の推移を読み取ることで、ツイートの投稿を喚起させる要因を導出、そこから Twitter を用いたマーケティング手法を提案する。

2. 既存モデル

2.1 標準モデル

既存モデルの標準形を、標準モデルとする。

図 1 は消費者の状態の推移を示したモデルであり、消費者の置かれる状態は以下に示す。

ブーム前：ブームに乗らずまだ製品を消費していない状態

ブーム：ブームに乗じて製品を消費している状態

ブーム後：製品に飽きて消費を止めた状態

定着：ブームに関係なく製品を消費し続ける状態

消費者人口の総和は常に一定の値 S を保つと仮定している。

$$y_1(t) + y_2(t) + y_3(t) + y_4(t) = S \quad (2.1)$$

各状態の消費者の推移を表す微分方程式モデルを示す。

$$\dot{y}_1(t) = -b_1 y_1(t) \quad (2.2)$$

$$\dot{y}_2(t) = b_1 y_1(t) - (b_2 + b_3) y_2(t) \quad (2.3)$$

$$\dot{y}_3(t) = b_2 y_2(t) \quad (2.4)$$

$$\dot{y}_4(t) = b_3 y_2(t) \quad (2.5)$$

(2.2)~(2.5) は単位時間ごとの消費者数の変化を表している。 $b_1 \sim b_3$ は次の状態に推移する消費者の割合を指す。

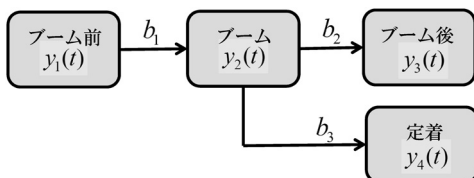


図 1 標準モデル

初期条件については、

$$y_1(0) = (1 - k)S \quad (2.6)$$

$$y_2(0) = 0 \quad (2.7)$$

$$y_3(0) = 0 \quad (2.8)$$

$$y_4(0) = kS \quad (t \leq T) \quad (2.9)$$

ブームが始まるまで常に一定値を取っているとす。 T はブーム開始時の時刻、 $k(\geq 0)$ は既に定着状態になっている消費者の割合を指す。微分方程式 (2.2)~(2.5) に初期条件 (2.6)~(2.9) を与えることで解、すなわち各状態の消費者数が求まる。

2.2 突発的なブーム時のモデル

既存モデルの拡張案の 1 つとして、東日本大震災やそれに伴い発生した原発事故、狂牛病などの事件発生後、急激に人々の関心の高まる事例に適応したモデルを提示する (図 2)。

消費者の各状態の推移を示す微分方程式モデルは

$$\dot{y}_1(t) = 0 \quad (2.10)$$

$$\dot{y}_2(t) = -(b_2 + b_3) y_2(t) \quad (2.11)$$

$$\dot{y}_3(t) = b_2 y_2(t) \quad (2.12)$$

$$\dot{y}_4(t) = b_3 y_2(t) \quad (2.13)$$

となる。ここで (2.10) となっているのは、 b_1 が十分大きい ($b_1 \rightarrow \infty$) ためにブーム前の消費者が瞬時にブームに移行しているからである。またブーム開始時刻 T における各状態の消費者数は (2.14)~(2.17) となる。

$$y_1(T) = 0 \quad (2.14)$$

$$y_2(T) = (1 - k)S \quad (2.15)$$

$$y_3(T) = 0 \quad (2.16)$$

$$y_4(T) = kS \quad (2.17)$$

微分方程式 (2.10)~(2.13) に条件 (2.14)~(2.17) を与え解が求まる。

またモデルによる推定を行うにはパラメータの設定が必要となる。設定は Excel のソルバーによる最小 2 乗法を用いる [6]。その際、対象の単位時間当たりツイート件数を $b \times (y_2(t) + y_4(t))$ とする。これはブーム状態の消費者 + 定着の状態の消費者 = ツイートを行う利用者として捉えているためである。 b は本手法にて導出されるパラメータの 1 つあり、消費頻度パラメー

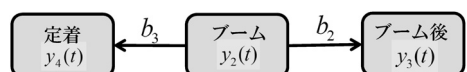


図 2 突発的なモデル

タ [消費単位/(人 × 時間)] を表す.

3. 関心移行モデル

関心移行モデルは既存モデルを基にして Twitter に適用させており, 利用者の関心の推移を読み取ることを求められている. そのためモデルの構築にあたっては 3 つの仮定を設ける.

1. ツイートの件数を顕在化した利用者の関心の大きさとする.
2. ツイートの投稿は既存モデルにおける消費活動に比べ容易かつ突発的である.
3. 2 より, ブーム発生前のツイート件数の推移は考慮しない.

以上より構築されるモデルは図 3 となる.

利用者の状態

- 関心なし: 対象への関心がない状態
- 関心あり (1): 対象に潜在的な関心を持つ状態
- 関心あり (2): 対象への関心が顕在化している状態
- 沈黙: 対象への関心が落ち着いた状態

時間 t におけるそれぞれの状態に属する利用者の割合を $z_1(t) \sim z_4(t)$ とする.

$$z_1(t) + z_2(t) + z_3(t) + z_4(t) = 1 \quad (3.1)$$

利用者の状態推移の式

$$\dot{z}_1(t) = -c_1 z_1(t) \quad (3.2)$$

$$\dot{z}_2(t) = c_1 z_1(t) - (c_2 + c_3) z_2(t) \quad (3.3)$$

$$\dot{z}_3(t) = c_2 z_2(t) - c_4 z_3(t) \quad (3.4)$$

$$\dot{z}_4(t) = c_3 z_2(t) + c_4 z_3(t) \quad (3.5)$$

与えられるパラメータ $c_1 \sim c_4$

- c_1 : 関心を持ち始める利用者の割合
- c_2 : 関心が顕在化する利用者の割合
- c_3 : 関心が顕在化する前に落ちてしまう利用者の割合
- c_4 : 関心が顕在化したのち次第に冷めていく利用者の割合

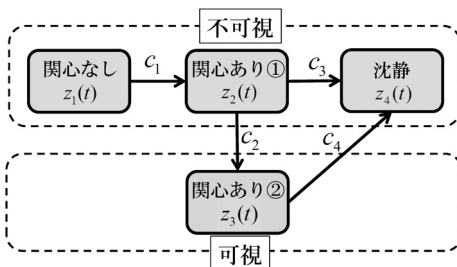


図 3 関心移行モデル

ブーム発生時の各状態の値

$$z_1(T) = (1 - l - m) \quad (3.6)$$

$$z_2(T) = l \quad (3.7)$$

$$z_3(T) = m \quad (3.8)$$

$$z_4(T) = 0 \quad (3.9)$$

l は関心あり (1) の利用者の割合, m は関心あり (2) の利用者の割合を指す.

微分方程式 (3.2)~(3.5) に条件 (3.6)~(3.9) を与え微分方程式の解, すなわち各状態の利用者の割合 (3.10)~(3.13) が求まる.

($T \leq t$)

$$z_1(t) = P e^{-c_1(t-T)} \quad (3.10)$$

$$z_2(t) = \frac{c_1 P}{C_1} (-e^{-c_1(t-T)} + e^{-(c_2+c_3)(t-T)}) + l e^{-(c_2+c_3)(t-T)} \quad (3.11)$$

$$z_3(t) = \frac{c_1 c_3 P}{C_1 C_2} (-e^{-c_1(t-T)} + e^{-(c_2+c_3)(t-T)}) + \frac{l c_3}{C_2} (e^{-(c_2+c_3)(t-T)} - e^{-c_4(t-T)}) + \frac{c_1 c_2}{C_2 (c_1 - c_4)} P (e^{-c_1(t-T)} - e^{-c_4(t-T)}) + m e^{-c_4(t-T)} \quad (3.12)$$

$$z_4(t) = \left(c_3 + \frac{c_2 c_4}{C_2} \right) \left(\frac{P}{C_1 (c_2 + c_3)} \right) E_2 + \frac{l c_2}{C_2 (c_2 + c_3)} (-c_4 e^{-(c_2+c_3)(t-T)} + (c_2 + c_3) e^{-c_4(t-T)}) + \frac{c_2 P}{C_2 (c_1 - c_4)} (-c_4 e^{-c_1(t-T)} + c_1 e^{-c_4(t-T)}) - \frac{l c_3}{c_2 + c_3} e^{-(c_2+c_3)(t-T)} - m e^{-c_4(t-T)} + \frac{c_2 P}{C_2} \left(1 + \frac{c_4}{c_2 + c_3} \right) + \frac{1}{c_2 + c_3} \{ c_3 P - c_3 l + c_2 l \} + m \quad (3.13)$$

$$P = (1 - l - m), C_1 = (c_1 - c_2 - c_3),$$

$$C_2 = (c_4 - c_3 - c_2)$$

$$E_2 = (c_2 + c_3) e^{-c_1(t-T)} - c_1 e^{-(c_2+c_3)(t-T)}$$

パラメータの設定方法は既存モデルと同じである. 対象の単位時間当たりツイート件数を提案モデルでは $Tw \times z_3(t)$ とする. Tw は単位時間当たりの総ツイート件数を表し, 12 億 [件/月][7] と仮定して分析を行う.

関心移行モデルは「Twitter をはじめとしたソーシャルメディア利用者の行動を反映させていること」, 「利用

者の潜在的な関心の推定」の2つの特徴を持っている。ソーシャルメディアにおける利用者の行動は大まかに、閲覧のみ・書き込みのみ・閲覧、書き込みの双方ともの3つに分類され、閲覧のみの利用者は、ソーシャルメディア全体で38.9%、Twitterにおいて33%に及んでいるものの[11]、既存モデルとして用いてる中桐ら[6]のモデルやWebデータを利用した流行モデル[14]には閲覧のみの利用者が考慮されていない。全体の3分の1を占める利用者の存在をモデルに組み込むことで、実際のソーシャルメディアに近い推移を実現し分析の精度を高め、表面上は意見を口にしない利用者の関心の移り変わりを捉えることを目指している。既存モデルとの比較を次章にて行い提案モデルの精度を示す。

4. 既存モデルと提案モデルの比較

4.1 分析手法

既存モデル、関心移行モデルがTwitter上のブームに適用できるか、実データと推定値の当てはまりより判断する。実データはTwitterを中心にリアルタイム性の高い検索サイトTOPSY[12]を利用し対象の語句を含むツイートをすべて表記し件数をカウントすることで取得した。双方のモデルによる当てはまりの良さを比較することで、関心移行モデルがTwitterに適したモデルであることを明らかにする。比較に用いる当てはまりの指標は、グラフの目測と実データを目的変数、推定値を説明変数とした回帰分析によって導出される決定係数 R^2 とする。検証に用いるワードには、利用者の関心を大きく集め、ブームとしての様相を見せる事例として原発を選出する。調査期間は2010年9月～2012年5月とする。

4.2 分析結果

グラフに記されているdataは実データ、標準・突発的・ $Tw \times y3$ は推定値を指す。調査対象になっている原発は、東日本大震災に伴い発生した福島第一原発の一連の事故を背景としている。

既存モデルによるツイート件数の分析結果は図4となる。

標準モデルでは推定値は実データの推移に追いつかず、不適合と言える。それは R^2 の値が0.007であることから説明がつく。一方で突発的なモデルによる結果は、グラフの目測および R^2 の値が0.605をとることから、標準モデルに比べ実データに近い推移を見せており精度が向上していることが分かる。しかし減少していくツイート件数が再び盛り上がる現象までは再現できなかった。

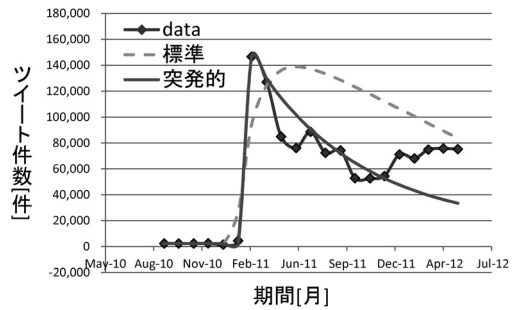


図4 既存モデルによる推定結果 (原発)

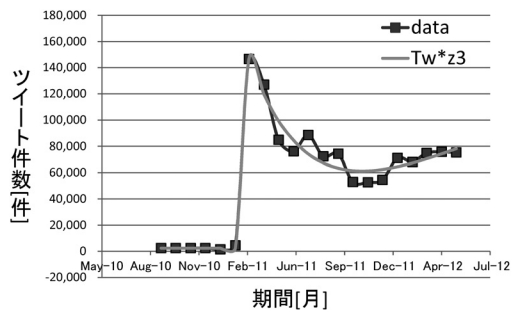


図5 関心移行モデルによる結果 (原発) ($R^2 = 0.895$)

続いて、関心移行モデルによるツイート件数の推定結果は図5のようになる。

図4で表すことが不可能であった箇所を表すことができた。その精度はグラフの目測と R^2 の値の大きさから説明できる。図4、図5より比較に用いた3つのモデルのうち、関心移行モデルの推定の精度がもっとも良好である。よって関心移行モデルはTwitterに適したモデルと言える。

5. 事例の分析及び検証

5.1 分析手法

各事例を分析し関心の推移を明らかにすることで、ツイートが投稿される要因について考察・検証を行う。分析の手順は、まず関心移行モデルによるツイート件数の推定を行い、 R_2 の値とグラフの目測により利用者の関心の状態推移の妥当性を判定する。設定したパラメータの値、事例を取り巻く背景、ツイートの内容から関心の推移について傾向を考察し分類、要因の導出を行う。また分析に用いる事例は原発に加え、2012年上半年期Google検索上昇検索ワードランキング(2012年1月1日から6月22日までの間に、Googleの検索エンジンにおける検索数が、昨年の同期間に比べ急上昇したワード)[13]から選出する。ワードランキン

表 1 事例の位置づけ

ケース名称	対称事例 (括弧内は決定係数 R^2 の値)
継続	原発 (0.896), ステマ (0.877), ヒカリエ (0.919)
第 2 の ブーム	siri (0.718), スカイツリー (0.884)
単発	金環日食 (0.908), 金環食 (0.780), コンパガチャ (0.920)

グ [3] のツイート件数において、利用者の関心を大きく集めていたものは、短期間のうちに急激な伸びと落ち込みを見せていたため、ブームと呼んで差し支えない。データの取得期間中、人々の関心を多く集めるとされる「原発、ステマ、siri、金環日食、金環食、ヒカリエ、スカイツリー、コンパガチャ」を対象事例とする。これらは関心を多く集めている事例であれば、関心の状態推移が観測しやすくと想定し選出した。調査期間は 2011 年 7 月～2012 年 9 月（原発のみ比較と同じ）、ツイートの収集方法はモデルの比較時と同様とする。

5.2 分析結果

ツイート件数の分析より得た利用者の関心状態の推移から、表 1 のように分類できた。

各事例の R^2 の値は 0.7～0.9 と全体的に良好であり、関心の状態推移には妥当性があると言える。分類した各ケースに属する事例の分析結果から傾向を考察していく。分析結果のうち、ステマはヒカリエ、siri はスカイツリー、金環食・コンパガチャは金環日食の分析結果と類似していたため省略する。

5.2.1 継続

継続はブーム発生後、一定量の関心を保ち続けているケースである。一定量とは、ブーム発生前に比べ高い水準の関心を保つことを指す。パラメータの値は $c_4 > c_1 > c_2 \geq c_3$ となった。値の大きさに大きな偏りはなく、関心の移り変わりが活発なケースと言える。関心が潜在している期間は長い反面、関心が顕在化した利用者は早期に沈黙化する傾向も持ち合わせている。このケースにおける利用者の関心の推移は図 7 のようになる。ヒカリエ・原発の事例を通し、傾向をより詳細に探る。

ヒカリエとは、2012 年 4 月 26 日開業した複合商業施設である。

ツイート件数の推定結果は図 6 となる。 R^2 の値も 0.9 を超えており、当てはまりは良い。ブームが過ぎた後も一定数のツイートが投稿されている要因は事例の背景とツイートの内容から推察できる。ヒカリエに出店してい

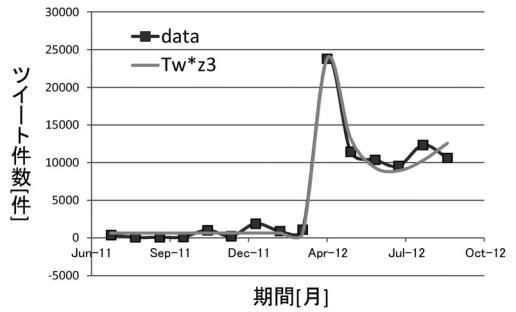


図 6 ツイート件数の推移 (ヒカリエ) ($R^2 = 0.919$)

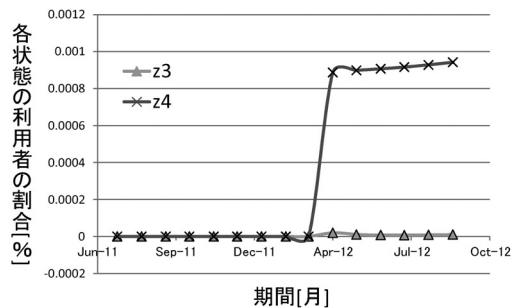
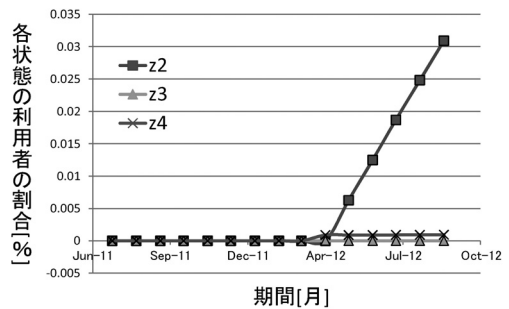


図 7 利用者の状態推移 (ヒカリエ)

る店舗の多くが Twitter のアカウントを持っており、利用者のみならず、店舗からヒカリエに関するツイートを多数投稿していることが確認できた。投稿されたツイートの中には「[渋谷芸術祭] 開催 ハチ公前やヒカリエがアート一色に? <http://t.co/f56a7RCI?@fashionsnap>」といった具合にヒカリエ側が定期的にイベントを発信することで関心を集め参加を促す試みがうかがえる。利用者とは別にヒカリエや店舗側のツイートの投稿が図 6 の示す推移に影響を与えていると考えられる。店舗・運営側の投稿するツイート件数は利用者全体の投稿から見れば小さい。モデル構築時にツイート件数が利用者の顕在化した関心とすると仮定している。この 2 点より、今回は外生的な要因含めて利用者の関心とする。

各状態の利用者の推移は図 7 となる。上部が潜在的

な関心と下部が沈静の状態推移を表している。これは利用者の状態の推移の規模には隔たりがあり、ほぼすべての対象事例の共通点として事例に対する関心を持たない利用者が大半を占めていることが理由に挙がる。これは気軽に投稿できる Twitter の性質より、日々の生活の些細な事柄を記したツイートが対象のワードを含むツイートよりも大量に投稿されているためである。よって同様の推移を取る事例において関心なしのグラフ表記を省略する。図 7 より、関心の推移について次のことが分かる。潜在的な関心を持つ利用者が順当に増えているが、ブーム発生から 5 カ月経過でツイート全体の 3% 程である。関心を顕在化させる利用者は非常に少ない。関心を寄せる事例であっても、全体から見ると微々たるものであり関心の推移では目立つ要素ではないと言える。関心が沈静化する利用者はブーム終了 1 カ月過ぎると微増に留まる。ブーム発生後に関心を失う層が存在するが、関心を有する層と比較してもその大きさと増量は微々たるものである。パラメータからも潜在的な関心を持った利用者はそのまま関心を失うことはほとんどないことが分かる。

対象事例の中でもっとも顕著な推移を見せる例として原発がある。ツイート件数の推定は図 5 にて示した。推定の精度としてはヒカリエと同様に良好であり、グラフの目測とパラメータの値から継続に分類できる。利用者の関心の推移は、同じ継続のケースをはじめ分析を行ったすべての事例と大きく異なる。その推移を図 8 にて示す。

図 8 より、この推移の特徴は、潜在的な関心が関心なしの状態を上回り全体の半分以上を占めていること、関心を失った層はヒカリエを含めた他の事例に比べて小さいことの 2 点である。とくに前者は、ヒカリエの関心の推移を表した図 7 と比較することで原発における関心の伝播の大きさが分かる。これはパラメータ c_1 の値が非常に大きくヒカリエの 10 倍以上であることから説明がつく。事例の背景・ツイートの内容からも関心を集める要因が見て取れる。それは原発からさまざまな関心や話題が発生し派生していることと推察できる。事実、対象のキーワードと AND 検索される頻度の高い語句を調べることができる GoogleAdwords[2] を用いて原発と関連したワードを調べてみると、発電・大飯・デモ・関西電力・反対などが挙がり、原発事故発生から多方面から継続的に関心が集まっている。ツイートの内容からも「今日は、脱原発デモに参加。実は今回、僕は、初めて」、「脱原発と電力自由化がどうしてセットになっているのかさっぱりわかんない。電力業

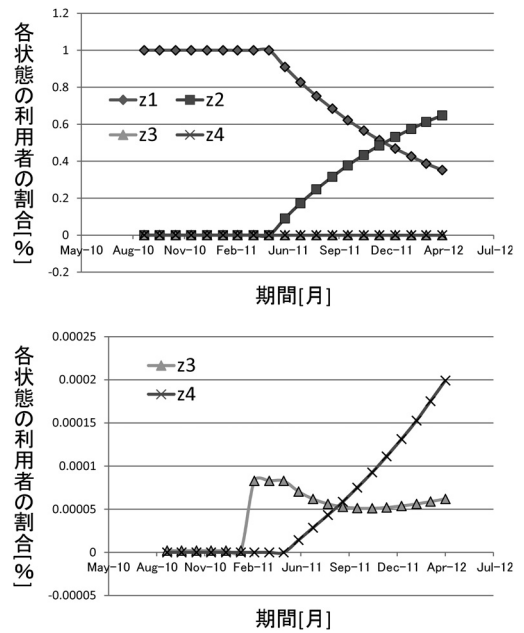


図 8 利用者の状態推移 (原発)

界が弱っているうちにやっつけてしまえってことでしょか」のように Twitter 上でも原発からデモや電力問題に対する関心へ派生している。よって原発に対する関心は、表面上は落ち着きを取り戻しつつあるが、その実質は高い関心を秘めており再び事件が発生すれば瞬時にツイート件数が増加することが予想できる。

まとめると、潜在的な関心が集まり続けること、顕在化した関心が早期に沈静化することで、ブーム発生後も一定数のツイートが投稿され続けているケースと言える。

5.2.2 第 2 のブーム

その名の通り、ツイート件数の推移が落ち着いてきた頃に再び急激な増加を見せるケースである。急な変化を繰り返すツイート件数に反して、関心の推移は継続と似た様相を見せているパラメータの値は $c_4 \gg c_1 > c_2 \gg c_3$ となる。「 \gg 」は値の差が大きいことを指す。継続のケースと比較すると、関心が顕在化しやすく、かつ顕在化した関心はすぐに飽きられる。つまり、ツイート件数が急な上昇と降下を繰り返すことになる。また事例の背景より、関心を集める出来事が期間を開けて複数回起きることが、第 2 のブームに分類される要因の 1 つであると考えられる。たとえば iOS 向けの秘書機能アプリケーションソフトウェアである siri の場合は iOS6 といった新製品に情報に引率され 2 度目のブームを起こしている。ここではスカイツリーを例に検証・考察を行う。

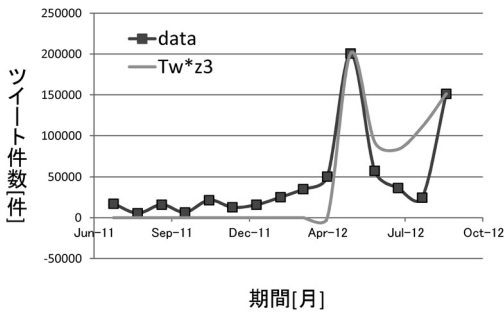


図9 ツイート件数の推移 (スカイツリー) ($R^2 = 0.884$)

スカイツリーは、2012年2月29日に竣工、同年の4月には報道関係に対し第2展望台を公開、5月22日に開業した。東京の新名所として各種メディアに頻繁に取り上げられている。

ツイート件数の推定結果は図9となる。実データの推移より、2度目の急激なツイート件数の伸びがあるため第2のブームと分類できる。 R^2 の値のみを見れば精度は良好と言えるが、図9の推定値は2度目のブームを再現しきれていないように見える。これは、設定されるパラメータが定数であることから、定期的に関心が集まる出来事が発生するこのケースの推移を再現しきることは難しいと考えられる。今後は推定方法の改善案を考えていく必要がある。9月の2度目のブームにおけるツイートの急な高まりは「【速報】スカイツリーから見たゲリラ豪雨? <http://t.co/QyvvnLah2>」が示す通り投稿された写真に関心が集まり広がっていくことでブームと捉えられるほどに盛り上がったためである。またツイートの内容から利用者の多くは、スカイツリーを観光スポット・ランドマークと捉え写真を投稿し共感し合っていることが明らかになった。ゲリラ豪雨やライトアップなど特定のタイミングに集中的に投稿され、利用者の関心呼び起こしていることが多いことも第2のブームに分類される要因と言える。各状態の利用者の推移は図10となる。

関心の推移を継続のケースと比較してみると、潜在的な関心は同様の伸びを見せていること、沈静状態の利用者が占める割合がやや大きめであることが分かる。これは、関心が顕在に向かった分だけ早期に飽きられることがパラメータより明らかになっている。また、ツイート件数がヒカリエや原発よりも大きい、関心の推移には影響を与えていないように見える。ツイート件数=顕在化した関心であることを考えれば影響の小ささにも説明がつく。

まとめると、第2のブームは継続に類似しているケー

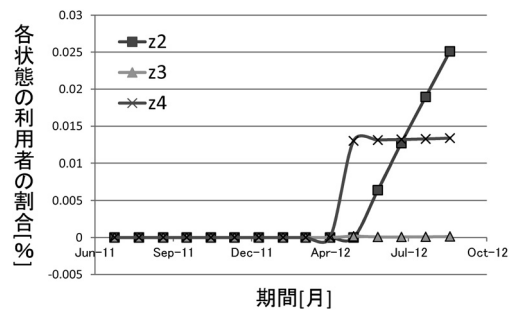


図10 利用者の状態推移 (スカイツリー)

スである。ツイート件数の推移は異なるものの、パラメータの大小関係や利用者の関心の推移など類似した個所が見受けられる。見た目は違うが中身は同じと言った関係であり、関心を顕在化させる外的な要因の数が、2つのケースを分けていると考えられる。

5.2.3 単発

ブームが終わると発生前同様までツイート件数と関心が落ち込んでしまうケースである。ブーム発生後関心が上昇する様子を見せない、Twitter上で用いられることのないまたは話題にならないワード・完結してしまっただけの現象としてそのまま忘れられていく事例と推測される。パラメータの値は $c_4 \gg c_3 > c_2 > c_1$ となる。これまでのケースと異なり、関心を持ち始める割合が小さく、顕在化した関心の沈静化する割合は非常に大きい。よってブーム発生時に関心を持った利用者は次々に関心を失いブームが終了してしまう。利用者の関心もツイート件数と呼応するように落ち込み沈静化する。金環日食を例に検証・考察を行う。

金環日食は、2012年5月21日の午前6時~9時頃にかけて、九州や近畿地方、関東地方など多くの地域で観測できた。次回の金環日食が本州で観測できるのは2041年とされ、容易に見ることのできないからこそその盛り上がりであったと言える。ツイート件数の推定結果は図11となる。

分析の精度は R_2 の値は0.9を超え良好と言える。グラフの目測も実データと推定値に大きな差異は見られない。図11より、ブーム発生時のツイート件数は大きい、その後は瞬く間に沈静化している。数十年に1度という希少性から瞬間的なツイート件数の増大は見込めても、新たにツイートを喚起させるインパクトが起きにくいケースであるためと考えられる。ツイート件数の瞬間的な増大については、金環日食が希少性に加えてほぼ全国で誰でも観測できる事象であり、お互いの感想を共有しやすい話題であったことが挙がる。

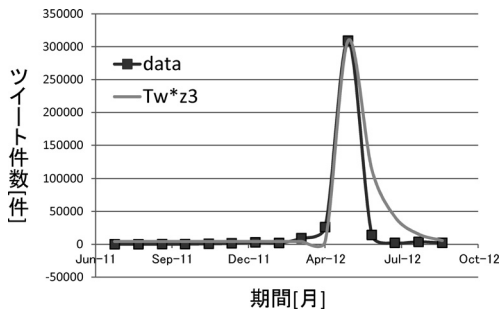


図 11 ツイート件数の推移（金環日食）（ $R^2 = 0.908$ ）

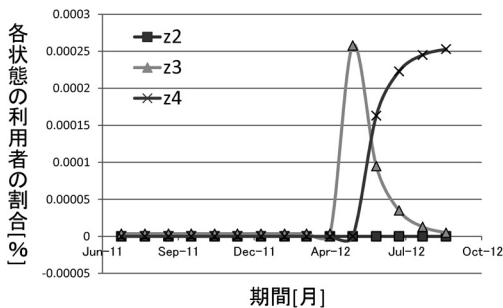


図 12 利用者の状態推移（金環日食）

事実、金環日食を捉えた写真を添付したツイートが目立ち、一目で分かる形で共感を得ようとしている。各状態の利用者の推移は図 12 となる。

図 12 より、新たに潜在的な関心を持ち始める利用者が存在しないこと、顕在化した関心と沈静の状態にある利用者の推移が対照であることが分かる。これらはパラメータの傾向より説明ができる。また事例の背景・ツイートの内容より、金環日食から次の天体現象につなげようとするツイートは確認できるが、金環日食自体の関心を高めるようなツイートはブーム発生後、ほとんど見られないことが明らかになった。これが観測や話題のピーク経過後に関心が瞬く間に沈静化し、金環日食に対する関心が長続きしない要因となっている。

まとめると、関心を持つ利用者がいないため、調査期間以降のツイート件数に変化は見られないことが想定できる。 R_2 の値を含め、このケースは推定が容易と言える。先の 2 つのケースとの違いは関心を新たに獲得し継続させる要素を持っておらず、金環日食の観測時やコンプガチャ（携帯電話・スマートフォンを用いたゲームの課金システム）をめぐる問題もブーム発生時のツイート件数は非常に大きいですが、その盛り上がりを次につなげられていない。

5.3 ツイートの投稿を喚起させる要因

分析結果より対象事例は継続・第 2 のブーム・単発 3 つのケースに分類される。継続のケースの特徴は、図 5、図 6 のようにブーム発生後も継続的にツイートが投稿されており、利用者の関心の推移においては図 7、図 8 から潜在的な関心が増加し続けている。利用者の認知・関心が浸透していくケースと考えられる。第 2 のブームのケースの特徴は、ブーム発生後に再びブームが発生するケースであり、ツイート件数の盛り上がりは 2 度起きていることは図 9 より明らかになっている。ブームが発生する原因は必ずしも同一ではなく、スカイツリーでは 1 度目は一般公開時、2 度目は展望台から見えるゲリラ豪雨の景色となっている。利用者の関心の推移は、継続のケースと同様に潜在的な関心が上昇を続けている。単発のケースの特徴は、図 11 の示す通りブーム発生後のツイート件数は早期に落ち込み、ブーム時のツイート件数は他のケースに比べ大きい値をとり一時的に得る。一方で利用者の関心の推移は、ブーム発生後は新たに関心を持つ利用者が小さく顕在化した関心と沈静の状態が対称に推移する。他のケースと異なり関心ツイート件数・関心の盛り上がりは終息している。これらのケースの特徴はパラメータの傾向から説明できる。パラメータの傾向は継続が $c_4 > c_1 > c_2 > c_3$ 、第 2 のブームが $c_4 \gg c_1 > c_2 \gg c_3$ 、単発が $c_4 \gg c_3 > c_2 > c_1$ となっている。すべての傾向に共通している要素として c_4 が最も大きな値をとる。これは関心を顕在化させツイートを投稿した利用者は次々に関心を失っていくことを示している。分析対象の事例がブームの様相を呈していることから説明できる。パラメータと関心の状態推移の関係は、 c_1 、 c_3 の大小により潜在的な関心の増減の傾向が決まり、顕在化した関心は $c_4 > c_2$ となっているため、利用者がツイートの投稿を行うと沈静に向かうようになっている。また傾向から潜在的な関心が増加し続ける継続・第 2 のブームと関心が沈静に向かいやすい単発のケースに 2 分できる。継続と第 2 のブームは値の開きこそ差があれど傾向の順列は同一であり、分析結果から求まる利用者の関心の推移のグラフも同形である。双方のケースにおいて潜在的な関心が高まりやすいのは c_4 と利用者が潜在的な関心を持つ c_1 の値が大きく、 $c_1 > c_2$ であることから関心を持つ際には潜在的な関心のほうが持ちやすいためである。単発のケースでは c_4 に続き潜在的な関心を失う c_3 の値が大きいことから関心が早期に落ち込むことを示している。潜在的な関心の推移に着目していったこの 2 分はツイート件数の推移にも適用され、ツイー

ト件数の推移がブーム発生後もツイートの投稿は続く継続・第2のブームとツイートの投稿が続かない単発に分類できる。パラメータの傾向より2分は $c_1 > c_3$ であれば継続・第2のブーム, $c_1 < c_3$ であれば単発となる。 c_1, c_3 はツイートが投稿されるか否かを決定づける要素と言え、関心移行モデルとその微分方程式(3.2)~(3.5)において利用者の関心の顕在化に影響を与える z_2 の大きさを左右するパラメータでもある。以上よりツイートの投稿を喚起させる要因とは c_1 と c_3 の大小を決める要因となる。

c_1 と c_3 の大小を決める要因はツイートの内容および事例の背景より次のように推察できる。 $c_1 > c_3$ となる継続・第2のブームに属する事例では、原発の事例のように事例自体を中心にさまざまな話題に派生しツイート件数・関心を集めていた。スカイツリーは派生した話題が2度目のブームとなり盛り上がりを見せた。 $c_1 < c_3$ となる単発の事例はブーム発生後も話題が派生せず沈静化した。よってツイートの投稿を喚起させる要因は「話題の派生しやすさ」となる。

6. おわりに

本研究では、Twitter 利用者の関心の推移を表すモデルを構築し、分析を行った。

関心移行モデルの推定の精度は、表1の R_2 の値よりどの事例において良好であった。第2のブームのケースにおいてはグラフの目測が示すように分析手法の改善が求められるであろう。既存モデルによる分析を通して、Web 上で関心を集める事例は、従来のブームと比べ急速な盛り上がりを見せていることが分かった。

ツイート件数・利用者の関心にはそれぞれ傾向が存在し区分できる。継続や第2のブームに区分される事例では、時間の経過に比例し利用者の潜在的な関心が伸びていくことが分かった。一方、単発のケースに分類される事例の特徴として、瞬間的にツイートの投稿が集中した後、そのまま忘れ去られてしまう。事例を分析し傾向を分類・考察した結果、ツイートの投稿を喚起させる要因は利用者が潜在的な関心を持つ割合 c_1 と潜在的な関心を失う割合 c_3 の大小を決定づける要因を指し、これを話題の派生のしやすさと定めた。

導出したツイートの投稿を喚起させる要因よりマーケティングに活かす手法を実例と共に提案する。実例は日経トレンディ[8]にてTwitterを用いたマーケティングの成功例として挙げられている「スライム肉まん」, 「ガリガリ君コーンポタージュ味」とする。これらの商品の持つ話題性とその扱いやすさは利用者の遊び心を

刺激し、購入の報告や特徴的な見た目や風味の感想を各々が工夫を凝らした画像を添付したツイートが多数投稿されたことが確認できた。実例に関心移行モデルに当てはめ分析を行った結果、ツイート件数と関心の推移は単発のケースに分類されブーム発生後は瞬く間に沈静化していった。ツイート件数の推移は対象事例と同様にブームの特徴を持ち、期間限定の商品であることからツイート件数・関心共に2~3カ月のうちにほぼ終息していった。商品としての寿命が短い話題を投入し関心を持続させる必要がなく、一時的に関心を集めることが要点とすれば単発のケースが適していることになる。よって提供される期間の短い商品・サービスであれば単発のケースの推移を目指すと言いたい仮定が成り立つ。単発のケースは分析結果より、ブーム発生時の関心を持った利用者が大きいこと、ブーム後に新たに関心を持つ利用者よりも関心を失う利用者が大きいことの2点を満たさなくてはならない。

単発のケースが短期の商品において有用な傾向を持つとするならば、継続・第2のブームは2~3カ月以上の期間の商品に有用と考えられる。実例には第2のブームに分類されたsiriを用いる。siriはiPhoneに搭載されているアプリケーションでありiPhoneの商品価値の1つと考えられる。分析結果にて示した通り、第2のブームに属する事例は継続のケースと同様に潜在的な関心が上昇し続けている。「siriに面白い話をしてって言ったら新しい物語が出てきた。http://t.co/4zC6BpBF」といったツイートのように、siriを使用した際の利便性を単に謳っているのではなく、相手の興味を引かせる遊びを使用者が提案している。利用者が新たな価値や話題を派生させ提供していることが分かっている。

以上を踏まえるとTwitterによるマーケティング手法は、対象の関心を集める期間が短期間であれば単発のケース、それ以上の期間であれば継続・第2のブームのケースに当てはまるように調整を施す。単発と継続・第2のブームの違いは c_1, c_3 の大小関係であり、ツイートの投稿を喚起させる要因である話題の派生のしやすさを示している。よって調整とは対象に関連した話題を付加していくことを指す。最後に、ツイートの投稿を喚起することは、すなわち情報の流通量の増加である。情報量の増加はデータマイニング技術の向上と相まってマーケティングの手段は広がっていくと考えられる。

今後の課題として、調査する事例を増やすことで導出された傾向や提案の補強を行うことが挙がる。それに伴い、モデルの拡張および見直し・パラメータの推

定方法の改善が必要になる。また、定量的な分析では分からない関心の方向性などの定性的な分析を考慮していく。

参考文献

- [1] 陳玉霞, 「ソーシャルメディアの集合知効果及び企業利用についての一考察」, 『大阪産業大学経営論集』, 241–266, 2012.
- [2] GoogleAdWords, <https://adwords.google.co.jp> (最終閲覧日 2012/11/20)
- [3] GoogleJapanBlog, Google2012 年上半期話題となった検索キーワードランキング, <http://googlejapan.blogspot.jp/2012/06/google-2012.html> (最終閲覧日 2012/9/30)
- [4] 原田良雄, 「ソーシャルメディアのビジネス利用についての一考察」, 『大阪産業大学経営論集』, 155–179, 2012.
- [5] IBM, 様導入事例, カブドットコム証券株式会社, <http://www-06.ibm.com/jp/solutions/casestudies/20111226kabudotcom.html> (最終閲覧日 2012/9/30)
- [6] 中桐裕子, 栗田治, 「社会的なブームの微分方程式モデル」, 『日本オペレーションズ・リサーチ学会和文論文誌』, 83–105, 2004.
- [7] NEC ビッグロブ, 5月のTwitter利用者の動向, <http://www.biglobe.co.jp/pressroom/info/2012/06/120608-1> (最終閲覧日 2012/9/30)
- [8] 日経トレンディ, 2012年ヒット商品ベスト30, 90–111, 掲載日 2012/11/4.
- [9] 日食ナビ, <http://eclipse-navi.com/20120521/> (最終閲覧日 2013/9/18)
- [10] 白井嵩士, 榊剛史, 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 風間一洋, 野田五十樹, 沼尾正行, 栗原聡, 「Twitterにおけるデマツイートの拡散モデルの構築とデマ拡散防止モデルの推定」, 『第26回人工知能学会全国大会』, 2012.
- [11] 総務省, 平成23年版情報通信白書, <http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h23/html/nc232330.html> (最終閲覧日 2013/9/18)
- [12] TOPSY, <http://topsy.com/> (最終閲覧日 2012/9/30)
- [13] 上田浩, 大竹洋平, 河内一樹, 関元秀, 吉田拓, 藁科克英, 「社会における伝播現象の数理」, 『MODELing Seminar: 言説・情報・文化の伝播チーム』, 2006.
- [14] 吉田就彦, 石井晃, 新垣久史, 『大ヒットの方程式ソーシャルメディアのクチコミ効果を数式化する』, デイスクヴァー・トゥエンティワン, 2010.