

# ヒット現象の数理モデルを用いた「ピコ太郎」流行の解析

鳥取大学工学部  
福井佳奈 石井晃

2017 年 2 月 15 日

## 1 はじめに

あるタレントが突然ブレイクして有名になるという現象は、たまに起こるが 2016 年はピコ太郎が発信した動画が YouTube で有名になり、しかもその言葉が英語であったため、日本にとどまらずに世界的なヒットになった。本研究では、このピコ太郎の動画 PPAP の大流行の初期段階を、社会物理学の理論であるヒット現象の数理モデルで解析する。

## 2 ヒット現象の数理モデル

### 2.1 人々の興味関心を定量化

ヒット現象の数理モデルでは、なにかに対して社会における人々の 1 人 1 人が抱く興味・関心・意欲を定量化して方程式にする。まず、社会における個々の人が時刻  $t$  の時点である話題に対して抱く興味・関心・意欲の総量を  $J_i(t)$  としよう。ここで添え字  $i$  は「 $i$  さん」を表す。時々刻々の興味・関心・意欲  $I_i(t)$  は次のように定義できるであろう。時間  $dt$  で抱く興味・関心・意欲は  $I_i(t)dt$  である。

$$\frac{dJ_i(t)}{dt} = I_i(t) \quad (1)$$

ヒット現象の数理モデルでは、人々の興味・意欲という量を定義する。この興味・意欲  $I_i(t)$  の従う方程式をモデルとして示したのがヒット現象の数理モデルである [1]。ヒット現象の数理モデルでは、映画を見ようという意欲を駆り立てる要因は、(a) 宣伝広告の影響、(b) 友人からの薦め、そして (c) 街中でのもっばらの噂話からの影響の 3 つがあると考ええる。直接友人から薦められることを「直接コミュニケーション」と呼び、それに対して街中でのもっばらの噂であるとか、ネット検索で目にとまった掲示板やブログ上のやりとりなどに影響されたものを「間接コミュニケーション」と呼ぼう。それらについて、購入意欲の時間的な変化を追う微分方程式を立てるという方法で数理モデル化をしていく。

### 2.2 意欲・関心の方程式

広告宣伝などの外的影響を外力とし、さらに友人からの情報に影響される直接コミュニケーションを友人の意欲に比例するとし、また、街の噂を 2 人の会話を別の人が小耳に挟む間接コミュニケーションは 3 体相互作用と考え、1 人の人のある話題に関する意欲・関心の方程式を次のように書き下す。[1]

$$\begin{aligned} \frac{dI_i(t)}{dt} = & \sum_{\zeta} C_{adv\zeta} A_{\zeta}(t) + \sum_j D_{ij} I_j(t) \\ & + \sum_j \sum_k P_{ijk} I_j(t) I_k(t) \end{aligned} \quad (2)$$

ここで  $D_{ij}$  は直接コミュニケーションの係数、 $P_{ijk}$  は間接コミュニケーションの係数である。広告宣伝の影響は外力と考える。物理学で惑星にかかる太陽の重力や電子にかかる電場などと同じイメージである。ある話題に関する日毎のテレビなどでの露出秒数を  $A(t)$  とし、その係数を  $C_{adv\zeta}$  と考える。 $\zeta$  はメディアの種類を表す添え字であり、テレビ、新聞、ネットニュース、Facebook、交通広告などについて和を取る。メディア毎に  $C_{adv\zeta}$  の単位は異なる。

さらに、その話題が例えば映画公開のように話題が特に関心と呼ぶ日時が決まっている場合、それから時間が経過するごとにどの人の意欲・関心も減衰していくのが通常であるので、そのような場合は減衰項を付け加えて、次のように書く。

$$\begin{aligned} \frac{dI_i(t)}{dt} = & \sum_{\zeta} C_{adv\zeta} A_{\zeta}(t) + \sum_j D_{ij} I_j(t) \\ & + \sum_j \sum_k P_{ijk} I_j(t) I_k(t) - a I_i(t) \end{aligned} \quad (3)$$

さて、社会全体でどう話題が盛り上がるかという問題を扱うため、論文 [1] では、社会における 1 人 1 人に対しての意欲・関心の式 (2) あるいは (3) を社会全体で平均し、平均場近似を用いて社会全体でのそれぞれの話題に対する関心・意欲の式を導出している。ここで社会全体で平均化された人々の意欲・関心を  $I(t)$  とし、以下で定義する。

$$I(t) = \frac{1}{N} \sum_j I_j(t), \quad (4)$$

ここで  $N$  は社会全体の構成員の数である。この平均場近似を用いると、 $I(t)$  の従う方程式は次のようになる。導出の詳細は [1], [2] を参照されたい。

$$\frac{dI(t)}{dt} = -(a - D)I(t) + P^2 I(t) + \sum_{\zeta} C_{adv\zeta} A_{\zeta}(t) \quad (5)$$

ここで、右辺第 1 項の減衰項が、直接コミュニケーションの係数  $D$  が大きいほど減衰が小さくなることに注目されたい。

### 3 分析方法

本研究では、ピコ太郎が話題に上がり人気が出始めるきっかけとなった日に焦点をあてて考える。話題に上がり人気が出始めるということは、すなわちブレイクすることである。ブレイクのきっかけとなった日のポイントのことを本研究ではブレイクポイントと呼ぶことにする。ピコ太郎に関する書き込み件数の増加が著しくなった時期をブレイクポイントと定める。著しい増加というのは、それ以前と比較して明らかに日毎にメディアで書き込まれる件数がある日を境に一定以上の書き込み件数を何日間かに渡って維持し続けている状

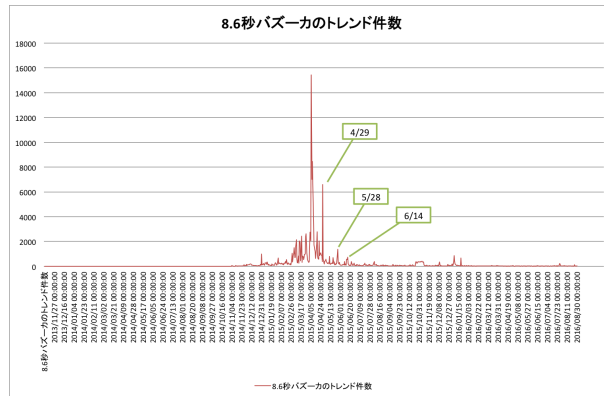


図1 「8.6 秒バズーカ」を含むトレンド件数の推移

態のことである。例えばもし、多大な書き込み数を得ていたとしてもそれ以降にある一定数の件数を維持していなければそれはブレイクポイントとしては定めない。

分析方法としては、

- ブレイクポイントより前一ヶ月間
- ブレイクポイント以降一ヶ月間

の期間で数理モデルを使って解析し、得られたパラメータを比較させる。

なお、本研究ではTVでの広告宣伝の秒数はエムデータ社提供のデータを用い、人々の反応はブログ書き込み数で測定して、これはホットリンク社提供のデータを用いている。

2015年に「ラッスンゴレライ」というワードで一時期に一世を風靡したお笑いコンビ『8.6秒バズーカ』を、ブレイクの収束の例として提示する。「8.6秒バズーカ」のワードを含んだブログ書き込み件数、Twitter書き込み件数、2ちゃんねる書き込み件数、検索ヒット件数、テレビ露出件数、ネットニュース件数の総数（以下、これをトレンド件数と呼ぶ）の推移と収束のポイントを図1に示す。

日付は、8.6秒バズーカがブレイクとは反対にこの日から基本トレンド件数が減少しているポイントであり、このポイントの前後についてBlog、Twitterともに解析をした。

### 3.0.1 8.6秒バズーカ：Blogの結果

8.6秒バズーカの収束ポイント（2015年4月29日）より一ヶ月前において「8.6秒バズーカ」を含むBlogの書き込みに対するフィッティング結果を図2、ブレイクポイント以降一ヶ月間においてのBlogの書き込みに対するフィッティング結果を図3に示す。

また、Blogにおける収束ポイントの前後一ヶ月のパラメータをそれぞれ前後で比較したグラフを図4、5に示す。

図でわかるように、ブレイクが収束する場合、特に間接コミュニケーションの強さPが顕著に減少していることがわかる。

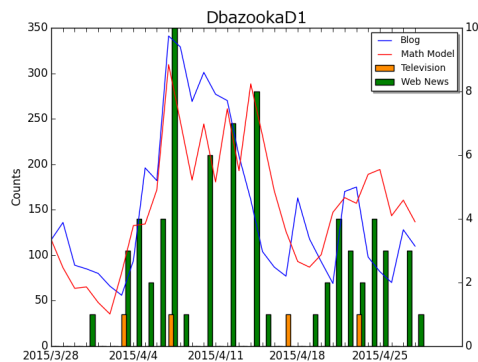


図2 収束ポイントより前一ヶ月間の「8.6 秒バズーカ」を含む Blog の書き込みに対するフィッティング結果：青線が Blog の書き込み件数、赤線が数理モデルによる再現、橙の impulse がテレビの件数、緑の impulse が Web News の件数

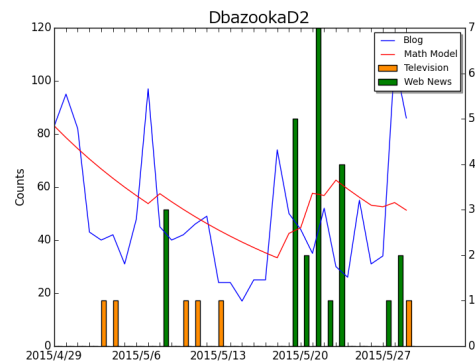


図3 収束ポイント以降一ヶ月間の「8.6 秒バズーカ」を含む Blog の書き込みに対するフィッティング結果：青線が Blog の書き込み件数、赤線が数理モデルによる再現、橙の impulse がテレビの件数、緑の impulse が Web News の件数

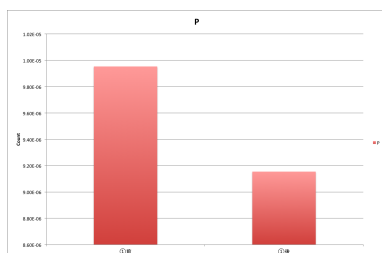


図4 Blog における 8.6 秒バズーカの逆ブレイクポイント ① の前後一ヶ月をパラメータ P で比較

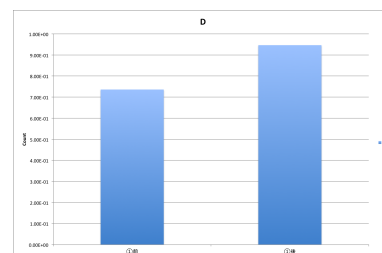


図5 Blog における 8.6 秒バズーカの逆ブレイクポイント ① の前後一ヶ月をパラメータ D で比較

## 4 ピコ太郎について

ピコ太郎は日本のシンガーソングライターで実態はお笑いタレント・DJ として活動している古坂大魔王である。

海外の歌手であるジャスティン・ビーバーが Twitter で彼の動画を共有したことにより、広く認知されたことが有名であろう。ブレイクした時期からわずか二ヵ月ほどで紅白への出演が内定したが、日本での人気だけでなく楽曲が世界 134 カ国で同時リリース、さらに動画「PPAP」が日本人初の YouTube 週間再生回数ランキングが世界一を記録するなど、世界で広く注目されている。

## 5 ピコ太郎のブレイクポイント

調査期間は 2016 年 8 月 1 日-2016 年 12 月 1 日に設定した。2016/07/31 以前の書き込みはほぼ 0 であったからである。

「ピコ太郎」のワードを含んだトレンド件数の推移とブレイクポイントを図 6 に示す。

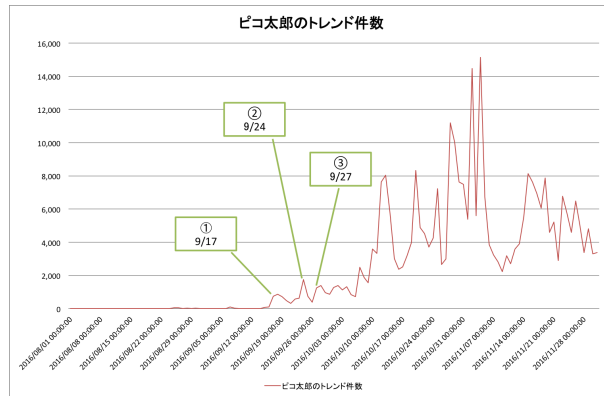


図6 「ピコ太郎」を含むトレンド件数の推移

#### 5.0.1 ピコ太郎のブレイクポイント ①：2016 年 9 月 17 日

書き込み件数は 1,737 件。日本のツイッターで YouTube の「PPAP」を共有したツイートに注目が集まり、リツイートなどが多くされる。ただ、このポイント以前の期間についてはまったくマスメディアの露出が無い  
ため、ヒット現象の数値モデルによる解析は精度が非常に悪い。というのもヒット現象の数値モデルはマスメディアの露出に引きずられて blog や Twitter の書込が変動するという前提があり、まだマスメディアからまったく注目されていない、ブレイク前の段階はヒット現象の数値モデルで扱うことは出来ないからである。

#### 5.0.2 ピコ太郎のブレイクポイント ①：2016 年 9 月 24 日

書き込み件数は 1,740 件。「PPAP」が Twitter で話題になった後、ピコ太郎と古坂大魔王が同一人物であるという話題がまた Twitter であがる。また、楽曲「☆スイーツまとめて星になれ☆！」が YouTube で公開される。

#### 5.0.3 ピコ太郎のブレイクポイント ①：2016 年 9 月 27 日

書き込み件数は 1,396 件。ジャスティン・ビーバーが Twitter で動画「PPAP」を共有する。

## 6 計算結果

#### 6.0.1 ピコ太郎のブレイクポイント ②：Blog の結果

ピコ太郎のブレイクポイント ②(2016 年 9 月 24 日) より一ヶ月前、2016 年 8 月 23 日-9 月 23 日において「ピコ太郎」を含む Blog の書き込みに対するフィッティング結果を図 7、ブレイクポイント以降一ヶ月間、2016 年 9 月 24 日-10 月 24 日においての Blog の書き込みに対するフィッティング結果を図 8 に示す。

また、Blog におけるブレイクポイント ② の前後一ヶ月のパラメータをそれぞれ前後で比較したグラフを図 9、10、11、12 に示す。

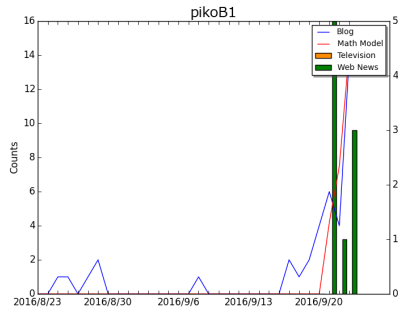


図7 ブレイクポイント②より前一ヶ月間の「ピコ太郎」を含む Blog の書き込みに対するフィッティング結果：青線が Blog の書き込み件数、赤線が数理モデルによる再現、橙の impulse がテレビの件数、緑の impulse が Web News の件数

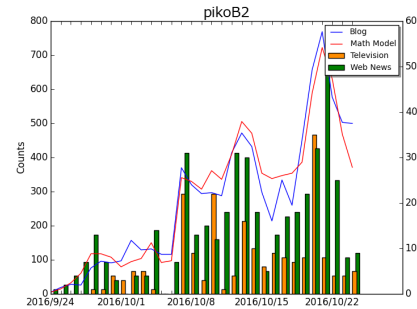


図8 ブレイクポイント②以降一ヶ月間の「ピコ太郎」を含む Blog の書き込みに対するフィッティング結果：青線が Blog の書き込み件数、赤線が数理モデルによる再現、橙の impulse がテレビの件数、緑の impulse が Web News の件数

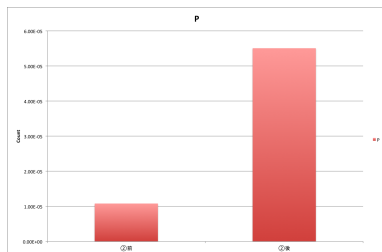


図9 Blog におけるピコ太郎のブレイクポイント②の前後一ヶ月をパラメータ P で比較

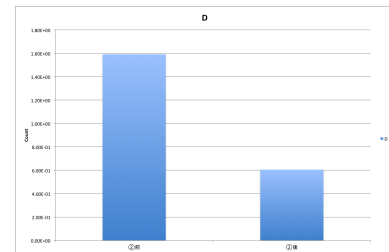


図10 Blog におけるピコ太郎のブレイクポイント②の前後一ヶ月をパラメータ D で比較

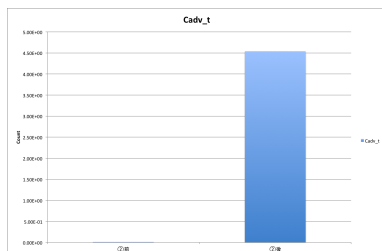


図11 Blog におけるピコ太郎のブレイクポイント②の前後一ヶ月をパラメータ Cadv\_t で比較

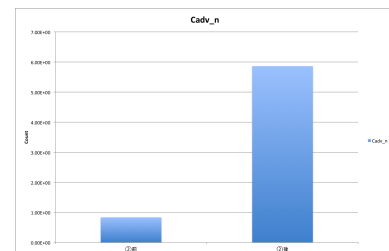


図12 Blog におけるピコ太郎のブレイクポイント②の前後一ヶ月をパラメータ Cadv\_n で比較

## 6.0.2 ピコ太郎のブレイクポイント③：Blog の結果

ピコ太郎のブレイクポイント③(2016年9月27日)より一ヶ月前、2016年8月26日-9月26日において「ピコ太郎」を含む Blog の書き込みに対するフィッティング結果を図13、ブレイクポイント以降一ヶ月間、2016年9月27日-10月27日においての Blog の書き込みに対するフィッティング結果を図14に示す。

また、Blog におけるブレイクポイント③の前後一ヶ月のパラメータをそれぞれ前後で比較したグラフを図

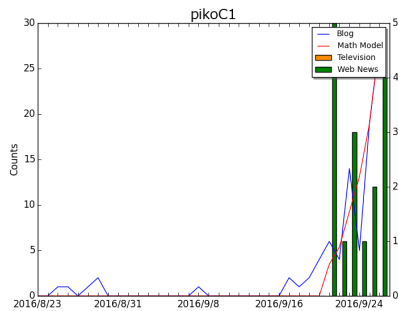


図 13 ブレイクポイント ③ より前一ヶ月間の「ピコ太郎」を含む Blog の書き込みに対するフィッティング結果：青線が Blog の書き込み件数、赤線が数理モデルによる再現、橙の impulse がテレビの件数、緑の impulse が Web News の件数

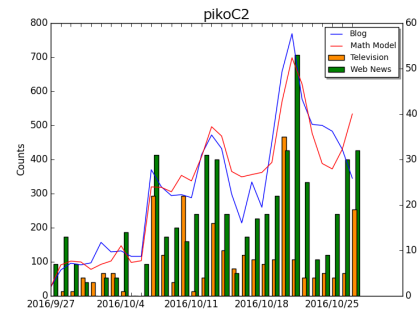


図 14 ブレイクポイント ③ 以降一ヶ月間の「ピコ太郎」を含む Blog の書き込みに対するフィッティング結果：青線が Blog の書き込み件数、赤線が数理モデルによる再現、橙の impulse がテレビの件数、緑の impulse が Web News の件数

15、16、17、18 に示す。

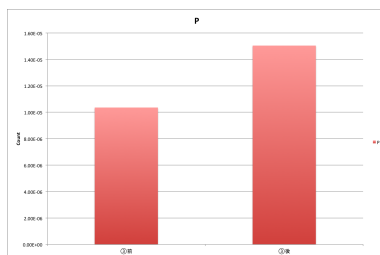


図 15 Blog におけるピコ太郎のブレイクポイント ③ の前後一ヶ月をパラメータ P で比較

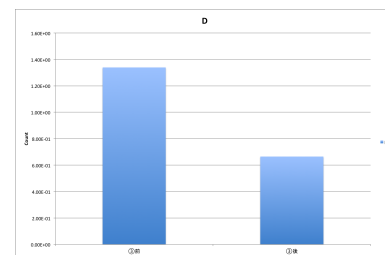


図 16 Blog におけるピコ太郎のブレイクポイント ③ の前後一ヶ月をパラメータ D で比較

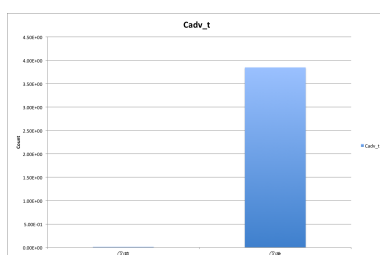


図 17 Blog におけるピコ太郎のブレイクポイント ③ の前後一ヶ月をパラメータ Cadv\_t で比較

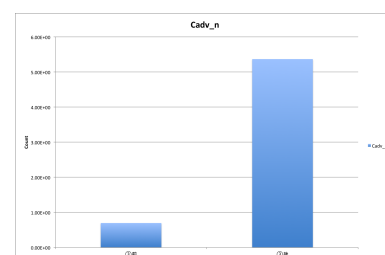


図 18 Blog におけるピコ太郎のブレイクポイント ③ の前後一ヶ月をパラメータ Cadv\_n で比較

ブレイクポイント ②, ③ の前後で共通することは、ブレイクポイント後で間接コミュニケーションの強さ P が大きく増加していることである。

## 7 考察

$P$ 、 $C_{adv,t}$ 、 $C_{adv,n}$  は常に増加しているが、 $D$  が常に減少している。ブレイクポイント ②、③ では  $D$  以外のパラメータ、間接コミュニケーションの強さ  $P$  とマスメディアへの露出に対する反応  $C_{adv,t}$ 、 $C_{adv,n}$  が増加している。ピコ太郎はこれらのブレイクポイントの後で明らかに大ヒットとなっているので、これらのパラメータが増加することがブレイクが分かりやすく表していると考えられる。しかし、直接コミュニケーションによる影響はあまりないと言える。

このように流行がブレイクした時は間接コミュニケーションの強さ  $P$  が大きくなることは、同じヒット現象の数理モデルを用いたポケモン GO の流行の研究 [4] でも指摘されており、ブレイクの解析には間接コミュニケーションが重要であることがわかる。

## 8 結論

ヒット現象の数理モデルを用いて流行を解析したところ、2015 年に流行した 8.6 秒バズーカはブームが収束するときに間接コミュニケーションの強さ  $P$  が減少している。これに対してピコ太郎が YouTube で大ヒットした時、間接コミュニケーションの強さ  $P$  が増加していることが明かとなり、間接コミュニケーションの強さが流行のブレイクや収束を見る変数とみることが出来ることがわかった。

## 参考文献

- [1] A.Ishii, H.Arakaki, N.Matsuda, S.Umemura, T.Urushidani, N.Yamagata and N.Yoshida; The 'hit' phenomenon: a mathematical model of human dynamics interactions as a stochastic process, New Journal of Physics 14 (2012) 063018 (22pp)
- [2] 石井晃・吉田就彦・新垣久史・山崎富美『ヒット現象の数理モデルとマーケティングサイエンス』鳥取大学工学部研究報告第 37 号 pp107-113 鳥取大学 (2007)
- [3] 石井晃・太田奨『ヒット現象の数理映画から AKB 総選挙まで』(応用数理、25(2) (2015) 50-58)
- [4] Ishii A, Ajito M and Kawahata Y, "Analysis of Pokemon GO using sociophysics approach", Proceeding of 2016 IEEE International Conference on BigData, 3986-3988; DOI:10.1109/BigData2016.7841084