

# 商品に関する Twitter 上のコミュニケーションと販売実績の関連性分析

鶴見 裕之, 増田 純也, 中山 厚穂

本研究では Twitter 上のコミュニケーションと一般消費財の販売実績との関係性を分析した。実証分析 I では回帰モデルをベースに構築した分析モデルをビール系飲料「商品 A」の POS データ、広告出稿データ、Twitter データに適用し、商品の販売実績とツイート数における正の関係性を捕捉した。実証分析 II では、パス解析を用いて同データを分析し、双方向モデルによって販売実績が伸びるからツイート数が増えるのではなく、ツイート数が増えるから販売実績が伸びる、という因果の方向を確認した。あわせて、商品のテレビ広告が Twitter を経由して販売実績に与える間接効果を確認した。

キーワード：POS データ、CGM, Twitter, 広告効果, 回帰モデル, パス解析

## 1. はじめに

国内外を問わず、この 10 年におけるマーケティングを取り巻く環境変化のなかで、最も大きなものはインターネットの普及にあったと言える。本稿執筆時点で公表されている最新の総務省「通信利用動向調査」によると、日本国内の 2011 年末におけるインターネット利用者数が 9,462 万人であるのに対して、その 10 年前の 2000 年末は 4,708 万人となっている [1]。つまり利用者数は 10 年で約 2 倍に増加したことになる。また人口普及率は 8 割に達しており、すでにメディアとしての地位が確立されたと言える。

このように量的な側面から見たとき、インターネットは利用者の増加という点において大きな変化を遂げた。しかし、この 10 年におけるインターネット利用の変化は単に量的なものだけではなく、質的な面においても大きく変化している。その変化とは消費者による CGM (Consumer Generated Media) と呼ばれるブログ、SNS (Social Network Service) の利用である。10 年前のインターネットは電子メールなどの一対一のコミュニケーション、もしくは企業のホームページ、html 言語などの技術を有する一部の個人のホームページなどの一対多のコミュニケーションが主体で

あった。しかし、ブログ、SNS などで簡易的に情報発信・収集を行い、また情報を複数の個人で共有する多対多のコミュニケーションが拡大し続けている。特に近年は SNS の利用拡大が顕著であり、代表的な SNS の 1 つである Twitter の場合、日本語の 1 カ月あたりの書き込み総数は 2013 年 3 月時点では 19 億 603 万件となっている [2]。

このように SNS の 1 つにすぎない Twitter 上で交わされるコミュニケーションはすでに相当に大規模なものとなりつつある。またこのような SNS は Twitter のみならず複数存在する。以上のように、利用者数の増加という量的な側面だけではなく、質的な側面において、消費者のインターネット利用の実態は変化してきた。

この現状を鑑みたととき、マーケターは消費者の変化に対応することが必要となっていると言える。しかし、マーケティングにおける対応を検討するうえで、あらかじめ確かめるべきことがあると思われる。それはマーケティングの最終的な目的の 1 つである「商品の販売実績」と「SNS 上のコミュニケーション」に関連性があるのか? という点である。

確かに SNS はマーケターにとって直接的にはコントロールすることが不可能なメディアである。しかしながら、もし SNS における消費者間のやり取りが、販売実績に影響しているとしたら、コントロールすることはできなくとも、無視することはできなくなるであろう。逆に SNS と販売実績は無関係であることが確認されれば、SNS におけるコミュニケーションを無視したマーケティングを展開すべきであると言える。

このように、量的・質的な変化を遂げたインターネッ

つるみ ひろゆき  
横浜国立大学大学院国際社会科学研究院経営学専攻  
〒 240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-4  
ますだ じゅんや  
株式会社電通マーケティングインサイト  
〒 104-8171 中央区銀座 7-4-17  
なかやま あつは  
首都大学東京大学院社会科学部研究科経営学専攻  
〒 192-0397 八王子市南大沢 1-1

トとどのようにマーケターが向き合うかを考えるうえで、SNS と販売実績の関係を知ることは重要な研究テーマになりうると思われる。

## 2. 既存研究の整理

ここで、Web 上のコミュニケーションと販売実績の関係を分析した既存研究について整理したい。Web 上のコミュニケーションと販売実績の関係を分析した代表的な研究の多くものは映画の興行成績に関するものである。初期の研究としては公式サイトへのアクセス数と映画の興行成績の関連性を分析した [3] がある。また、近年の CGM の登場により、YAHOO! Movies のネガティブ・ポジティブな書き込みと映画の興行成績の関連性を分析した [4]、ブログにおけるネガティブな書き込みの影響を分析した [5] などがある。また日本国内の研究としてはブログ上の書き込みとテレビ広告出稿量が映画の興行成績に与える影響を微分方程式によりモデル化した [6] がある。そして、映画のみならず一般消費財も分析対象とし、マーケティング変数とブログ上の書き込み数の効果係数を比較した [7] がある。

次に既存研究の課題を整理しておきたい。

第 1 の課題は分析対象商品の選定に関するものである。既存研究において、映画の興行成績に関する研究が多い理由としては、被説明変数である映画の興行成績に関するデータが入手しやすいこと、また映画は鑑賞するだけではなく、感想を述べる・聞くという行為までを含めた消費であるという側面もあり、説明変数である CGM 上の感想を含むテキスト・データが大量に入手しやすい、といったことが考えられる。しかし、映画は多くの消費者が鑑賞後に感想を述べるという点において特殊な要素を有した商品であり、今後はより一般的な商品を対象にした分析が多く行われるべきだろう。

第 2 の課題は Web コミュニケーション・データを収集する CGM の選択に関するものである。従来の研究は Web コミュニケーション・データとしてブログのデータを利用したものが主流であった。しかし、SNS の利用が拡大している消費者の変化を踏まえた場合、Twitter などの SNS のデータを新たに利用することを検討すべきである。

これらの点を踏まえ、本研究では一般消費財の飲料を分析対象に、代表的な SNS の 1 つである Twitter 上のコミュニケーションと商品の販売実績の関係性について分析する。

## 3. 実証分析

本稿では、既存研究における課題に基づき、2 つの実証分析を実施する。

実証分析 I では、[7] の研究をベースに、ブログではなく、新たに Twitter のデータを活用した回帰モデルによる分析を実施する。実証分析 II では、実証分析 I の内容を踏まえ、パス解析を用いた分析を実施する。

### 3.1 実証分析 I

既存研究のなかでも、[7] は一般消費財を対象にしている貴重な研究となっている。具体的には、シャンプー、自動車を対象に、ブログ上の当該商品に関わる書き込み数、および価格、テレビ広告出稿量、新聞広告出稿量が販売実績に与える影響を分析している。本稿では、この [7] の研究をベースとしてモデルを構築し、Twitter 上の書き込み<sup>1</sup>数が販売実績に与える影響を分析する。

[7] では (1) 式のように販売実績に与える各種変数の影響をモデル化している。

$$\ln \hat{y}_i = b_0 + b_{0i} + b_1 \ln x_1 + b_2 \ln x_2 + b_3 \ln x_3 + b_4 \ln x_4 + b_5 \ln x_5 + b_6 \ln x_6 \quad (1)$$

ここで

- $y_i$  : 当該週のブランド  $i$  の販売実績数量
- $x_1$  : 当該週の TVCM 出稿量
- $x_2$  : 当該週の雑誌広告出稿量
- $x_3$  : 価格掛け率
- $x_4$  : 当該週のブログ書き込み数
- $x_5$  : 前週のブログ書き込み数
- $x_6$  : 前週の販売点数
- $b_0 - b_6$  : パラメータ

である。ただし、 $b_0$  は定数項、 $b_{0i}$  はブランドの定数項である。

このモデルを一般消費財であるシャンプーに適用した結果、表 1 のようなパラメータ推定結果を得ている。結果として、広告出稿量を含むほとんどの変数は有意な影響を与えているという結果になっている。しかし、前週のブログ書き込み数が販売実績に与える影響が有意になりながらも、その符号がマイナスを示すなど、書き込み数と販売実績に関する正の関係を明らかにするには至っていない。

以上の一連の既存研究、ならびに [7] の課題に基づ

<sup>1</sup> Twitter 上の書き込みは「ツイート」もしくは「つぶやき」とも呼ばれる。本稿ではそれぞれを同義の言葉として用いる。

表 1 [7] における分析結果

	非標準化係数
定数項	2.754 ***
当該週 TVCM	0.011 ***
当該週雑誌広告	0.011 ***
価格効果	0.230 ***
当該週ブログ書き込み数	0.000
前週ブログ書き込み数	-0.008 ***
前週販売点数	0.391 ***

\*\*\*: 1%水準で有意, \*\*: 5%水準で有意, \*: 10%水準で有意

き、本研究におけるモデルを検討する。

本研究のモデルの第 1 のポイントは、一般消費財を対象にした分析モデルを構築する点にある。先述のように既存研究における問題点は大半の研究が映画の興業成績を分析対象にしている点にある。今後はより多くの商品分野における分析事例が蓄積されるべきである。そこで本研究では、映画だけではなく一般消費財を分析対象とする分析モデルの開発、および実証分析を実施する。

第 2 のポイントは、分析対象の CGM を既存研究が対象としたブログではなく、SNS を対象にする点である。その理由にはブログよりも Twitter などの SNS が CGM の主体となりつつある点などがある。

第 3 のポイントは、感情情報の考慮である。[7] における研究課題は前週のブログ書き込み数のパラメータが有意になりながらも、その符号がマイナスを示すなど、書き込み数と販売実績に関する正の関係を明らかにするには至っていない点にあると言えるだろう。この原因については、いくつかの理由が考えられるが、本研究ではこのような負の係数となった原因はポジティブな記述を行ったブログと、ネガティブな記述を行ったブログを識別せずに分析した点にあると考える。そこで本モデルにおいては Twitter 上の書き込み内容に基づき、ポジティブな記述を行った書き込みと、ネガティブな記述を行った書き込みを識別したモデルを構築する。

以上の 3 点を加味して、(2) 式のようにモデルを構築した。

$$\ln \hat{y}_i = b_0 + b_1 \ln x_1 + b_2 \ln x_2 + b_3 \ln x_3 + b_4 \ln x_4 + b_5 x_5 + b_6 x_6 \quad (2)$$

ここで

$y_i$  : 当該週のブランド  $i$  の販売実績

$x_1$  : 当該週の価格

$x_2$  : 当該週の TVCM 出稿量

$x_3$  : 当該週のポジティブなツイート数

$x_4$  : 当該週のネガティブなツイート数

$x_5$  : 阪神圏エリアダミー

$x_6$  : 中京圏エリアダミー

$b_0$ - $b_6$  : パラメータ

である。

[7] との違いは  $x_3$  と  $x_4$  が共にブログではなく Twitter 上の書き込み数に関する変数に変わっている点、またそれぞれがポジティブ、ネガティブに分かれている点である。

以上の分析モデルをデータに適用する。

対象商品は既存のマーケティング活動の累積的な影響を排除するために、2011 年秋に市場投入されたビール系飲料の新商品「商品 A」を対象とする。期間は商品導入開始の 2011 年 9 月 12 日から 2012 年 2 月 5 日である<sup>2</sup>。

次に各変数の概要について説明する。なお、変数の集計単位はすべて週次となっている<sup>3</sup>。

販売実績変数と価格変数の 2 変数は POS データ<sup>4</sup>を用いて作成する。POS データには NPI (全国 POS データ・インデックス) を用いる。NPI は公益財団法人流通経済研究所が提供する総合スーパーマーケット、スーパーマーケットを中心とした全国規模の POS データである。この NPI から TVCM 出稿量の調査対象地域と合致する京浜圏・阪神圏・中京圏の 234 店舗のデータを抽出し、分析に利用する。

販売実績の変数には点数 PI<sup>5</sup> (来店客 1,000 人あたりの販売点数) を用いる。POS データから地域別・週別の対象商品の総販売点数、および地域別・週別の対象店舗の全レジ通過客数を集計し、点数 PI を算出する。

価格の変数は同様に対象商品の総販売金額を、総販売点数で割ることで算出した。なお分析に際しては対象商品の期間最大販売価格を 1 とする価格掛け率を算出し、用いている。以降は変数名を「価格」と略記する。

TVCM 出稿量の変数には株式会社ビデオリサーチが調査した対象商品の関東・関西・中部の 15 秒換算の

<sup>2</sup> 2011 年 10 月前後の新商品販売直後の TVCM と、翌年 3 月からの新 TVCM では、その内容が異なっている。そのことが分析結果に好ましくない影響を与える危険性を考慮し、2 月までのデータを用いている。

<sup>3</sup> 今回利用した POS データが週次データであったため、ほかの変数も週次データとした。

<sup>4</sup> POS とは Point of Sales の略である。POS データは小売業のレジで収集される商品毎の販売実績データである。

<sup>5</sup> PI とは Purchase Incidence の略である。点数 PI は本文中にあるように来店客 1,000 人あたりの販売点数であり、来店客の増減が販売実績に与える影響を取り除いている。

世帯 GRP<sup>6</sup>を利用した。以降は変数名を「GRP」と略記する。

ツイート数の変数は対象商品名が記載された書き込みを Twitter 上から定期的に検索し、期間中の対象商品に関する全ツイートをテキスト・データとして収集する「クローラー」と呼ばれるプログラムを開発し、収集した。なお、テキスト・データの感情の判定には SPSS Text Analysis for Surveys を利用し「良い・悪い・中立」の 3 つの感情に分け、「良い・悪い」の週別ツイート数をカウントした。以降は変数名を「ツイート数」と略記する。

またブログ書き込み数の変数についても、ツイート数変数の有効性を比較検証するために、同様にクローラーを開発し、収集した。以降は変数名を「ブログ数」と略記する。

以上の変数の有効性を検証するため、いくつかのモデルを構築し、さらに推定結果の適合度を比較し、モデルを選択する。ここでは各変数を用いる次の 5 つのモデルを構築した。なお (2) 式において構築したモデルはモデル 5 に該当する。

モデル 1: 価格・GRP

モデル 2: 価格・GRP・ブログ数

モデル 3: 価格・GRP・ツイート数

モデル 4: 価格・GRP・ツイート数 (良い)

モデル 5: 価格・GRP・ツイート数 (良い)・

ツイート数 (悪い)

そのうえで、各モデルをデータに適用し、最小二乗法によってパラメータを推定した。その結果から、調整済 R<sup>2</sup> 乗値を比較し、変数投入の影響を評価することで、モデルを選択する。調整済 R<sup>2</sup> 乗値を用いる理由は、各モデル間で変数の数が異なるため、モデルにおける変数の数に対する適合度を比較する必要があるためである。

最小二乗法を用いたモデルごとの調整済 R<sup>2</sup> 乗値は下記のとおりである。

モデル 1: 0.594

モデル 2: 0.589

モデル 3: 0.639

モデル 4: 0.640

モデル 5: 0.635

この結果に関して、比較検討する。調整済 R<sup>2</sup> 乗値が最も悪いのはモデル 2 であった。モデル 2 にはプロ

表 2 実証分析 I 推定結果

	非標準化係数	標準化係数	t 値	有意確率
(定数)	38.893		2.956	0.005***
価格	-6.197	-0.304	-3.055	0.003***
GRP	-0.014	-0.094	-0.819	0.417
ツイート (良い)	0.192	0.324	2.841	0.006***
阪神圏	-0.871	-0.672	-7.450	0.000***
中京圏	-0.111	-0.085	-0.792	0.432

\*\*\* 1%水準で有意, \*\* 5%水準で有意, \* 10%水準で有意

グ変数を投入したが、投入する以前のモデル 1 のほうが良い指標となっており、変数投入に見合う適合度の向上が見られない、という結果になっている。また、その次に CGM の変数を投入しなかったモデル 1 が続いている。さらに、想定した結果と異なり、適合度が悪い順にモデル 5、モデル 3、モデル 4 という結果になっている。最終的にはモデル 3、モデル 4 がほぼ同程度に適合度が高いという結果になっているが、若干ではあるがモデル 4 が高くなっているため本研究ではモデル 4 を採択する。

モデル 4 におけるパラメータの推定結果は表 2 のとおりである。この結果に関して、5%水準で各変数の評価を行う。

価格変数は 5%水準で有意となっており、係数の符号は負を示している。通常、価格が下がれば、販売実績が上がるので、符号は想定どおりの結果となっている。

GRP 変数は 5%水準で非有意となっている。一般に多くのマーケティング・サイエンスの論文においても当期の広告効果変数は非有意となる場合があるが、本研究も同様の結果となっている。

ツイート数 (良い) 変数は 5%水準で有意となっている。符号は正を示しており、[7] のモデルでは実証に至らなかった Web コミュニケーションと販売実績における正の影響を捕捉した。標準化係数の絶対値は、価格と大きく変わらない数値を示しており、価格と同程度に販売実績との関連性の強い変数であることがわかる。

阪神圏・中京圏のエリアダミー変数は、阪神圏が有意、かつ負の符号を示しており、京浜圏を基準にすると「商品 A」の商品ならびにコミュニケーションを含むマーケティング展開があまり支持されていない傾向にあることがわかる。中京圏については京浜圏との有意な差がない、という結果になっている。

以上のように、実証分析 I ではビール系飲料の新商品「商品 A」を対象とした分析を実施し、ツイート数の変数を用いて [7] では実証に至らなかった Web コ

<sup>6</sup> GRP とは Gross Rating Point の略である。延べ視聴率のことを意味し、TVCM 出稿量の指標として広く用いられている。



コミュニケーションと販売実績における正の影響を捕捉した。しかし、感情情報を用いたモデルは、感情情報を用いなかったモデルと調整済 R2 乗値に大きな違いはないという結果に至った。ただし、最終的には若干ではあるが調整済 R2 乗値の良いモデル 4 を採択した。

ここで、実証分析 I から抽出された課題について検討したい。

まず第 1 の課題はツイート数変数の意味合いに関するものである。Twitter 上の書き込み数は販売実績に有意な影響を与えている。しかし、Twitter の原文には対象商品の購入・消費したことをつぶやいたツイートも含まれる。つまり、購入・消費が発生することでつぶやきが生まれる、というモデルが想定する結果とは逆の書き込みも散見される。このことから、つぶやくから販売実績が伸びるのか、販売実績が伸びるからつぶやくのか、どちらの構造にあるかを特定する必要が出てくる。

また第 2 の課題は GRP 変数の影響に関するものである。実証分析 I において GRP 変数のパラメータは非有意という推定結果になった。しかしながら、Twitter の原文には対象商品のテレビ広告を見たことに関するツイートも含まれている。このことから、当期の GRP 変数は販売実績に対しては有意な影響を及ぼしていなかったが、Twitter 上のコミュニケーションには何らかの影響を及ぼしていると想定される。よって、ツイート促進要因としてのマス・コミュニケーション効果について確認する必要があると思われる。

### 3.2 実証分析 II

以上の 2 点の課題を解決するために、パス解析によるモデルを検討する。

パス解析では実証分析 I の回帰モデルをベースとしつつ、1) 双方向モデル、2) 間接効果モデルを加味したモデルを構築する。まず 1) 双方向モデルを構築する事で、Twitter 上の書き込みが販売実績の原因と結果のいずれであるかを特定する。そのためにパス解析において「販売実績 → ツイート数」「ツイート数 → 販売実績」の双方を仮定したモデルを構築し検証する。また 2) 間接効果モデルを構築する事で販売実績と有意な関連を有する Twitter 上での書き込み促進要因としてのマス・コミュニケーション効果を検出する。そのためにパス解析において「GRP → ツイート数 → 販売実績」の間接効果を仮定したモデルを構築する。

なお上記の 2 つの仮説以外に実証分析 I の回帰モデルと異なる点は、パス解析に外生変数間の相関関係と内生変数に誤差項を含めている点である。

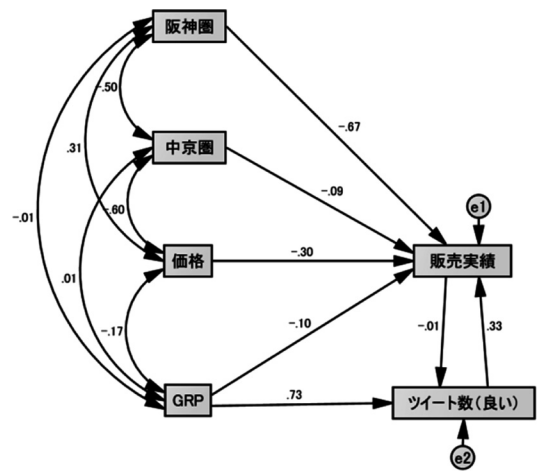


図 1 実証分析 II 推定結果 (標準化係数)

また変数としては、実証分析 I のモデル 4 において利用した「価格」「GRP」「ツイート数 (良い)」およびエリアダミー変数「阪神圏」「中京圏」をそのまま用いている。

以上のモデルをデータに適用した結果が図 1 である。なお GFI : 1.000, AGFI : 1.000, RESEA : 0.000 となっており、高い適合度を示している。

この結果に関して、GRP、ツイート数と販売実績の関係を中心に整理したい。

まず 1) 双方向モデルの係数から Twitter 上の書き込みは販売実績の原因と結果のいずれであるかを特定する。「販売実績からツイート数 (良い)」へのパス係数は 5%水準で非有意であった。逆に「ツイート数 (良い) から販売実績」へのパス係数は 5%水準で有意であり、0.33 と正の符号を示している。このことから、販売実績が伸びるからツイート数が増えるのではなく、ツイート数が増えることで販売実績が伸びる、という因果の方向が確認された。

また、2) 間接効果モデルの係数からツイート促進要因としてのマス・コミュニケーション効果を検出する。「GRP から販売実績」のパス係数は回帰モデルの結果と同様に 5%水準で非有意であった。しかし「GRP からツイート数」のパス係数は 5%水準で有意であり、係数は 0.73 となっている。このことからテレビ広告はツイートの発生に有意な影響を与えていると言えよう。また、先述のように「ツイート数 (良い) から販売実績」へのパス係数は 5%水準で有意であることから、Twitter を経由してテレビ広告が販売実績に与える間接効果が確認された。

#### 4. 考察

以上の実証分析の結果を受けて、マーケターがTwitter上のコミュニケーションをどのようにとらえるべきかを考察したい。本研究で分析対象とした「商品A」に関するツイート数は多くても1カ月あたり数千ツイートである。本章の冒頭で概観したように今日では日本語だけでも1カ月あたり19億超のツイートがあり、そのような膨大なツイートの中で、商品に関する数千ツイートが販売実績を動かすほどの情報伝達機能を有するとは想定しづらい。しかし、分析結果はツイート数が販売実績と正の有意な関係を有していることを示している。この結果から、Twitter上の各種コミュニケーションは対象商品や広告がもつ「話題性の代理指標」である、という仮説を提案したい。Twitter上に現れる各種商品・広告に関するつぶやきは、リアル、ネットを問わず、消費者間で交わされる商品に関するクチコミや評価が表面化した、いわば「話題性の氷山の一角」であるという仮説が成り立つと考えられる。商品に関する話題性が豊富であれば、販売実績が増える可能性は大きくなり、乏しければ販売実績が増える可能性は小さくなる。この関係は至極当然の関係であるが、その話題性に関して従来は捕捉することが困難であった。しかし、Twitterの登場によってそのすべてではないが、一部を把握することが可能になった。今後のマーケターは、Twitterを単なるコミュニケーション・チャネルとしてだけでなく、商品の販売実績と連動した消費者の生の声を収集することができるマーケティング調査チャネルとしても位置づけるべきであると言える。

#### 5. まとめと課題

本研究ではCGMの普及という近年の環境変化を踏まえて、Twitter上のコミュニケーションと一般消費財の販売実績との関係性を分析した。実証分析Iではビール系飲料の新商品「商品A」を対象に[7]では実証に至らなかったWebコミュニケーションと販売実績における正の影響を捕捉した。また実証分析IIでは、パス解析を用いて双方向モデルから「ツイート数→販売

実績」の効果のみが有意であり、「販売実績→ツイート数」は非有意であることを確認した。また「GRP→ツイート数→販売実績」の間接効果について検証した。

今後の課題としては、フォロワー数などのインフルエンサーの要素を考慮すべき点が挙げられる。現状ではフォロワーが多いアカウントのつぶやきも、そうではないアカウントのつぶやきなども等しく評価されている。検討すべしであろう。

また、より詳細なつぶやきの中身に踏み込んだ分析も検討されるべきであろう。本研究は良い・悪いといった感情による分類を利用した。ただし、適合度を見る限りこの感情によるテキスト分類は有効ではない、という結果になった。おそらく、感情ではなく、テキストの内容に踏み込んだ分類を用いた分析を検討する必要があるだろう。

**謝辞** 本研究は公益財団法人 吉田秀雄記念事業財団の第45次研究助成を受けて実施したものである。関係者の皆様に厚く御礼申し上げます。

また、テレビ広告出稿データに関しては株式会社ビデオリサーチからご提供いただいた。ここに記して厚く御礼申し上げます。

#### 参考文献

- [1] 総務省, 『平成23年通信利用動向調査』, 2012.
- [2] NEC ビッグロブ株式会社, プレスリリース「BIGLOBEが3月のTwitter利用動向を発表」<http://www.biglobe.co.jp/pressroom/release/2013/04/130405-a> (2013年5月10日確認), 2013.
- [3] F. S. Zufryden, “New Film Website Promotion and Box-office Performance,” *Journal of Advertising Research*, **40**, 55–64, 2000.
- [4] Y. Liu, “Word of Mouth for Movies: Its Dynamics and Impact on Box Office Revenue,” *Journal of Marketing*, **70** 74–89, 2006.
- [5] G. Mishne and N. Glance, “Predicting Movie Sales from Blogger Sentiment,” *In AAAI 2006 Spring Symposium on Computational Approaches to Analysing Weblogs*, 2006.
- [6] 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』, ディスカヴァー・トゥエンティワン, 2007.
- [7] 濱岡豊, 里村卓也, 『消費者間の相互作用についての基礎研究—クチコミ, eクチコミを中心に』, 慶應義塾大学出版会, 2009.