

Title	映画の興行収入トレンドの規定要因：日中米のデータを用いて(前篇)
Sub Title	Determiners of movie revenue : an analysis of Japan, China and US market
Author	多田, 伶(Tada, Rei) 清水, 亮輔(Shimizu, Ryosuke) 朱, 趙菁(Zhu, Zhaojing) 陳, 璐(Chen, Lu) 戸塚, 千裕(Totsuka, Chihiro) 濱岡, 豊(Hamaoka, Yutaka)
Publisher	慶應義塾大学出版会
Publication year	2018
Jtitle	三田商学研究 (Mita business review). Vol.61, No.2 (2018. 6) ,p.87- 115
JaLC DOI	
Abstract	本稿では、日米中における映画の興行収入データを用い、その時系列パターンを規定する要因について多角的な分析を行う。各映画の時系列での時系列パターンを特徴づける方法として、Bassモデルで推定された3つのパラメータを用いる。本稿では、Bassモデルや映画に関する先行研究をレビューし、Bassモデルのパラメータを推定した。推定されたパラメータから、普及パターンが特徴的な5本の映画について、eクチコミ(レビュー)の時間的な変化を中心に事例研究を行った。さらに、映画が続編か否か、原作の有無が普及パターンに影響を与えるのかを分析し、続編、原作があると興行収入が高くなることを示した。
Notes	資料 挿表
Genre	Journal Article
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=AN00234698-20180600-0087

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the Keio Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

資 料

映画の興行収入トレンドの規定要因

— 日中米のデータを用いて（前篇） —

多 田 伶 清 水 亮 輔
朱 趙 菁 陳 璐
戸 塚 千 裕 濱 岡 豊

<要 約>

本稿では、日米中における映画の興行収入データを用い、その時系列パターンを規定する要因について多角的な分析を行う。各映画の時系列での時系列パターンを特徴づける方法として、Bass モデルで推定された3つのパラメータを用いる。本稿では、Bass モデルや映画に関する先行研究をレビューし、Bass モデルのパラメータを推定した。推定されたパラメータから、普及パターンが特徴的な5本の映画について、eクチコミ（レビュー）の時間的な変化を中心に事例研究を行った。さらに、映画が続編か否か、原作の有無が普及パターンに影響を与えるのかを分析し、続編、原作があると興行収入が高くなることを示した。

<キーワード>

Bass モデル、映画の興行収入、グローバル・マーケティング

1. はじめに

経済や経営がグローバル化していることはいままでもない。マーケティングにおいても、グローバルな観点からの実務や研究が行われてきた。グローバル・マーケティングに関連して、筆者らは映画のクチコミに関する日中米比較（濱岡、里村2009）、セネガルにおけるモバイルデータを用いた行動パターンについての分析（赤松ら2015；濱岡ら2015）、世界の約60カ国を対象とする世界価値観調査を用いた消費者行動の分析（多田ら2017；池田ら2017）、世界銀行の企業調査を用い

たイノベーションに関する分析（王ら2016；Hamaoka 2018）、などを行ってきた。これらによって、企業、消費者側から世界各地の特徴を明らかにしてきた。本稿では、日米中における映画の興行収入データを用い、その時系列パターンを規定する要因について多角的な分析を行う。映画はグローバルに展開され、字幕や吹き替えを除いて映画の内容が変更されることはない、標準化されたサービスである。このため、個別の映画の興行収入の普及パターンは、製品以外の要因によると考えることができる。各映画の時系列での時系列パターンを特徴づける方法として、本研究ではBass モデル（Bass 1969）で推定された3つのパ

ラメータを用いる。よって、以下では興行収入の時系列パターンを「普及パターン」と呼ぶ。そして、各種の変数との関係を分析することによって、普及パターンに影響を与える要因を明らかにする。以下の章では、先行研究のレビューを行い、データについて解説した後、日本、米国、中国において公開された映画の興行収入データを用いて Bass モデルによって3つのパラメータを推定する。その後、これに対して影響を与える要因について分析する。本稿では、普及パターンの異なる映画についてのユーザーレビュー（eクチコミ）について、事例研究を行う。そして、続編が否か、原作の有無が普及パターンに影響を与えるのかを分析する。参考文献については後篇にまとめる。

2. 先行研究のレビュー

ここでは分析に用いる Bass モデルについて概説し、それをを用いた研究、映画に関する研究についてのレビューを行う。

1) Bass モデル

新製品の採用のように不確実性が高い場合、クチコミなどの消費者間の相互作用が大きな影響を与える。Bass (1969) の「新製品の売上予測モデル」は、多様な普及曲線を記述し、売上を予測するために開発され、広く用いられている。このモデルは、次の6つの仮定に基づいて導出される (Bass 1969, 山田 1994)。

- ・ 予測期間中における潜在市場規模 m (採用すると見込まれる者の数) は、分析期間中一定である。
- ・ 反復購入が無視できる。
- ・ 消費者は、自らの意思で購入する「革新者 (innovator)」と、既購入者からのクチコミ、デモンストレーション効果などに影響される「模倣者 (imitator)」に大別される。
- ・ 「革新者」の購入確率 p は分析期間中、一定である。
- ・ 「模倣者」の t 期における購入確率は、0 期から t 期までの既購入者の割合に比例する。
- ・ これらの確率、比例定数は、分析期間中一

定である。

3つめの仮定にあるように、ここにはクチコミだけではなく、デモンストレーション効果 (Duesenberry 1949) も含まれている。購入者と既購入者のこれらの仮定により、 t 期における累積採用者数 $N(t)$ は次式で与えられる。

$$dN(t)/dt = p[m - N(t)] + qN(t)[m - N(t)]/m$$

ここで $[m - N(t)]$ は、潜在市場規模から累積採用者を差し引いた量であり、「採用する見込みがある者のうち、まだ採用していない者の数」を示す。つまり、この式の第1項めは、このうち他の消費者からの影響を受けず、 t 期に独立に採用する者 (革新者) の数である。第2項めは、既に採用した $N(t)/m$ の消費者の影響を受けて採用する者 (模倣者) の数である。 p は他の消費者と関係なく採用する割合であり、「革新係数」と呼ばれる。また、 q は既に採用した者と接触することによって採用する割合であり、「模倣係数」と呼ばれる。これを解くことによって、 t 期における累積採用者数 $N(t)$ が求められる。購買は一度限りと考えているため、これは売上数量に該当する。

$$N(t) = m[1 - \exp\{- (p+q)t\}] / [1 + q/p \exp\{- (p+q)t\}]$$

Bass のモデルで、独立に採用を決定するものがない ($p=0$) とした場合の解は、ロジスティック曲線となる。Mansfield (1961) はロジスティック曲線によって、hybrid corn の普及を分析し、その経済的意義を分析した研究例である。一方、模倣効果がない ($q=0$) とした場合には、指数関数となる。つまり、Bass のモデルは Mansfield のモデルや、指数型の普及モデルを含む、より一般的なモデルである (Mahajan et al. 1993)。このモデルは分析期間中はリピート購買が無視できる耐久消費財の分析のために開発されたが、映画についてもリピート購買は無視できると考えられる。

2) Bass モデルの応用

Bass モデルに関してはパラメータの推定方法の開発 (Schmittlein 1982; Srinivasan and Mason

1986)、広告などのマーケティング変数の導入(Horsky and Simon 1983)などによって、予測能力の向上、モデルの精緻化が図られている。また、売上予測などの実務への利用も進んでいる(山田1994)。Bassモデルについては、レビュー論文が書かれているので、詳細はそれらを参照されたい(Mahajan et al. 1990; Mahajan et al. 1993; Muller 2014)。ここでは、それらのうち国際比較の視点をもつものをレビューする。

Takada and Jain (1991)は、自国の市場と外国の市場で、商品の普及過程に違いがあるのかを問題提起とし、環太平洋地域の国々において、耐久消費財の普及過程に影響を与えている主要な要因を特定するため、米国、日本、韓国、台湾の4カ国のデータを用いて分析を行った。分析では、Bassモデルを用い、その革新係数(p)と模倣係数(q)の違いを分析した。その結果、各国の文化やコミュニケーションの構造が商品の普及過程に影響を与えていることと、他国に新しい技術を輸出する際は、タイムラグが大きい方が模倣係数が高くなることがわかった。以上の結果から、文化やコミュニケーションの構造に留意したマーケティング活動が重要であること、そして、模倣係数を意識してマーケティング戦略を立てる必要性が示唆された。Gatignon et al. (1989)は、p, qに各国のcosmopolitanismなどを組み込んだ分析を行った。

Sultan et al. (1990)は、Bassモデルの適用例を中心として、欧米における15の普及に関する論文をメタ分析した(耐久消費財、産業財など213カテゴリ)。彼らは革新係数、模倣係数の総平均として、それぞれ0.039, 0.302を得ている。このことは、より幅広い製品カテゴリについても、社会からの影響が重要であることを示唆している。山田・古川(1995)は、4章で紹介するように、pとqに基づいて、普及のピーク点と変曲点を算出し、普及過程を4つに分類することを提案している。

Bassモデルに基づいて様々な現象を説明しようという研究も行われている。Norton and Bass (1987)は製品の世代交代をBassモデルに組み込んだモデルを提案し、DRAM (dynamic random access memory) に適用した。Palacios

Fenech and Tellis (2016)は、Bassモデルではないが、62カ国における白黒TVとカラーTV、固定電話と携帯電話など5種類の製品の世代交代について分析した。この結果、既存製品は市場浸透率が56%の時にピークに達し、そして急速に低下し始め、その原因の1つは、消費者が既存製品の代わりに新製品を購入することであるとした。それぞれを既存製品の「ダイブ(dive)」、次世代製品の「テークオフ」と呼んでいる。ただし、採用遅滞による製品転換が遅いため、既存製品のダイブには時間がかかっていること、先進国と比べて、新興国では製品浸透率の上昇期はより短く、より速く低下し、ピークでの浸透率も低いことを示した。ただし、既存製品を先に導入した国でのダイブ数が多いほど、企業側は既存製品を革新し、先行国の経験からダイブを避けられる方法も学習するため、後発国での製品ダイブのリスクが低下することを示した。

3) 映画の分析

映画の分析はマーケティング・サイエンスでも重要な領域であり、Informs (The Institute for Operations Research and the Management Sciences)のMarketing Science Conferenceでもトラックが設けられることが多い。

Dodson (1978)は、フローモデルによって、広告とクチコミを考慮した新製品の普及モデルを開発した。彼は実証は行っておらず、クチコミには正負の内容があることを無視している。Mahajan (1984)は、フローモデルに正負のクチコミを導入した。このモデルは正負のクチコミを導入しているが、クチコミを正負に2分類しているという問題がある。つまり、我々が経験するように、人と何かを話すとき単に「……がある」といった単なる紹介、価値判断を含まないものを無視しているのである。実際、彼らも情報の向き(information direction)について、正、負、中立neutralと分類している。これによると、ポジティブ60-70%、ネガティブ10%程度、中立40-

1) クチコミを組み込んだフローモデルなども開発されている。そのサーベイは里村・濱岡(2007)を参照されたい。

20%という分布になっている。

Eliashberg et al. (2000) の MOVIEMOD モデルは、フローモデルに基づいて、映画のマーケティングの意思決定のために開発されたモデルであり、映画のプロモーション、配給戦略を明示的に取り入れている。また、クチコミについても考慮した行動モデルを仮定している。つまり、消費者は、「未決定者 Undecideds」「考慮者 Considerers」「拒絶者 Rejecters」「正のクチコミ者 Positive Spreaders」「負のクチコミ者 Negative Spreaders」「休止者 Inactives」のいずれかの状態にあるとする。これに見られるように、クチコミについては、Mahajan (1984) 同様、中立的なクチコミは無視している。

これらのモデルは、マーケティング変数を外生的に与えているが、Elberse and Eliashberg (2003) は、映画のマーケティング意思決定者が、それまでの興行成績に応じて例えばスクリーン数を変更していることを指摘し、マーケティング変数などが興行収入を規定し、興行収入が次週以降のマーケティング変数を規定するという連立方程式モデルを開発した。また、映画の興行収入は公開週にピークを迎え、その後は低減することが多いこと、また公開前後でマーケティングの重点も変化することから、公開週と、その後に分けて定式化した。公開週の収入については、映画のマーケティングではスクリーン数の決定が重要だが、次週の期待収入に基づいてスクリーン数が決定されると定式化している。ここで問題になるのが、公開週の期待収入をどう算出するかであるが、映画を株に見立てて仮想的な取引をさせ、売上を予測する Hollywood Stock Exchange²⁾ のデータを用いた。

これらの研究は、インターネットを明示的に考慮していないが、Zufryden (2000) はインターネットにおけるプロモーションが重要化していることを指摘し、サイトへの訪問を説明変数とした、映画の週次興行収入の予測モデルを定式化した。

・eクチコミと映画の興行収入

これらの研究はeクチコミを明示的には取り込んでいない。これに対して、高田・Sussan(2005)は、米国 Yahoo でのレビューと映画の総興行収

入 (gross revenue) の分析を行った。50本の映画について、Yahoo でのユーザーによる評価 (星の数)、およびユーザーによるメッセージの総数を説明変数に加えた。これらは、ともに正で有意であり、これらを入れたモデルの方があてはまりが良好であった。

Liu (2006) は、さらに正負のeクチコミの動的パターンと映画興行収入の関係を Yahoo 映画から収集したデータを用いて分析した。その結果、eクチコミは映画公開前と公開初週において、最も活発になり、その後、徐々に減少していく傾向が見られた。また、映画公開前においては、消費者は正のクチコミを発信する傾向にある一方で、映画公開後においては、負のクチコミを発信する傾向にあるということが示された。そして、映画の興行成績に影響を及ぼすクチコミの要因は、クチコミの正負の符号ではなく、クチコミの量であるということを示した。

Moon et al. (2010) は、プロの批評家、アマチュアコミュニティ、そして視聴者による映画の評価が、映画の重要な業績指標 (興行収入や評価など) にどのように影響するかを調査した。まず、映画のデータを分析し、初期の興行収入が高いほど、その後の映画の評価が向上することを発見した。そして、正の評価は、映画収入を上げるための広告費の有効性を高めることも見出している。さらに、続編は、収入を増やすが、正編より相対的に評判が低いことを経験的に示している。また、個々の視聴者次元のデータを用い、視聴者個人の視聴履歴と評価の履歴、そして映画視聴者コミュニティの集団意見が視聴者の満足度にどのように影響するかを明らかにした。アマチュア視聴者は豊富な映画視聴経験によって個人の好みができており、評価は点数のばらつきが少ない。そして、視聴経験が豊富な視聴者に関して、ジャンルの割合 (すなわち、好みのジャンル) とそのジャンルに対する評価との間にU字形の関係がある。以上の経験的知見から、映画のマーケティング担当者に経営上の示唆をいくつか与えた。まず、マーケティング担当者は、プロの批評家による早期の高い評価を取得する映画に、より多くの広告費を配分する必要がある。そして、続編を宣伝する際には、早期に広告を多く投入するフロントロード

2) <https://www.hsx.com>

型の広告戦略を薦める。さらに、コミュニティの意見がメンバーの選択に重大な影響を及ぼす場合、マーケティング担当者はコミュニティの意見を主導するメンバーを説得することができる。

濱岡・里村（2009）では、いくつかの分析が行われているが、映画の興行収入に関しては、ブログへの投稿数と週次の興行収入の関係を分析している。その結果、いわゆるブロックバスター型の映画では、公開時に収入がピークになり、その後は一貫して低下することを示した。さらにeクチコミも同様のパターンで変化することから、観た感想を投稿していること、前週の映画ランキングでの「順位」の係数が負で有意であることから、ランキングで上位にあることが重要な情報源となっていること、さらに、スクリーン数も正で有意であることを示した。

濱岡（2012）は、当時、日本でも急速に利用が進んできたTweetに注目し、15本の映画のリツイート（RT）を規定する、メッセージ要因、発信者の要因について分析した。メッセージの形態的特徴のうち、テーマを特定する「#」および「RT（拡散願い）」というツイッター特有の表現を含むメッセージはRTされやすいこと、マーケティング情報のうち、「値引き情報」「予告編」などについては有意とならないが、「キャンペーン、プレゼント情報」「試写会、トークイベント開催」「公開日、公開時間」「出演者情報」「監督、ストーリー、主題歌情報」が正で有意となること、さらに対面でのクチコミと同様、ポジティブなツイートの方が発生割合は高いがRTされにくく、ネガティブなツイートは発生割合が低いもののRTされやすいことを確認した。

この他、映画ではないが、Usenetへの投稿とテレビ番組の視聴率（Godes and Mayzlin 2004）、オンライン書店Amazon.comとBarnes & Nobleにおける書籍への消費者によるレビューと売上順位（Chevalier and Mayzlin 2006）などの分析が行われている。

最後に映画産業の変化に関する論文を紹介しておこう。Walls and McKenzie（2012）は、国際的なビジネスとしての映画産業について概観し、かつて、米国とカナダの市場が全体の収益の約半分を占めていたが、この2カ国以外の海外市場の取

益が年々増加していることを示した。さらに、1997年から2007年の期間を対象に、オーストラリア、フランス、ドイツ、メキシコ、スペイン、イギリス、米国の7カ国のデータを用い、米国の興行収入が海外の興行収入に与える影響を把握するため、分位点回帰分析を実行した。その結果、海外の興行収入に対するパラメータは、米国の興行収入の上位四分位点よりも下位四分位点のときに大きい値を示した。この傾向は、すべての国で確認されたことから、米国で高い収益を獲得したとしても、海外市場で高収益を生み出すとは限らないということが示された。つまり、国際的な映画産業において、米国は供給主導型市場としてではなく、需要主導型市場として機能することを示した。

3. 映画興行収入データへの Bass モデルの適用³⁾

1) はじめに

本稿では映画の興行収入のパターンに影響を与える要因について仮説を設定して分析を行う。興行収入のパターンを分類するためにはいくつかの方法があるが、本研究では Bass モデルを適用し、そのパラメータによって興行収入のパターンを表現することにする。ここでは、Bass モデルの3つのパラメータを推定する。

2) データ

映画の興行収入については、boxofficemojo.comで公開されている週末興行収入（weekend gross）の週次データを用いた。同サイトでは米国をはじめ、世界各国の同データが公開されている。本研究では、米国、日本、中国について2014年1月から2017年11月までのデータをホームページから取得した。同ページでは現地通貨、ドル換算（換算レート）が公開されているが、分析には現地通貨のデータを用いた。

このサイトでは、米国映画については、映画のストーリー、レイティング（一般向け、18歳以上限定など）、制作費も公開されている。この情報

3) この章は濱岡が担当した。

表1 記述統計

		米国	日本	中国
映画数	データ数	2,780	629	1,120
	うち米国映画 ^(*)	2,780	297	335
	同データ数に占める割合	100.0%	47.2%	29.9%
週末興行収入 (現地通貨)	データ数	21,657	2,944	3,902
	最小値	4	0	297
	最大値	247,966,675	1,208,492,251	1,273,167,499
	平均値	1,389,922	104,705,934	31,619,679
	標準偏差	7,257,352	153,753,691	84,261,440
	最大の映画	スターウォーズ： フォースの覚醒	名探偵コナン： 純黒の悪夢	ワイルド・スピード： ICE BREAK
	同映画の初公開日	2015/12/18	2016/4/16	2016/12/3
同(ドル換算)	最大値	247,966,675	10,986,293	193,490,501
	平均値	1,389,922	951,872	4,805,422
	標準偏差	7,257,352	1,397,761	12,805,690
ランキング入り 週数	最小値	1	1	1
	最大値	169	29	23
	平均値	7.8	4.5	3.5
	標準偏差	9.2	3.6	2.5
	最大の映画	マダガスカル (IMAX)	君の名は。	GGBond: Guarding

注(*)：boxofficemojo.comでは米国で公開された映画についてはその概要などが説明されている。これがあるものを「米国映画」とした。

このデータには各週の交換レートも含まれている。ここでは、その全期間平均1ドル=110円および6.58円を用いた。

についても取得し、次章以下の分析で用いることにした。

なお、同ページは各国の興行収入ランキング上位の映画についての情報を提供している。つまり、ランキング上位に入っている期間しか情報が得られない、打ち切り(truncated)のあるデータであることに注意が必要である。さらに米国では概ね上位100位までのデータが公開されているのに対して、日本では上位10位、中国では上位6位程度までしかデータは公開されていない。このため、各映画の観測数は米国、日本、中国の順に多く、この順に推定値の標準誤差が大きくなる。

3) 記述統計

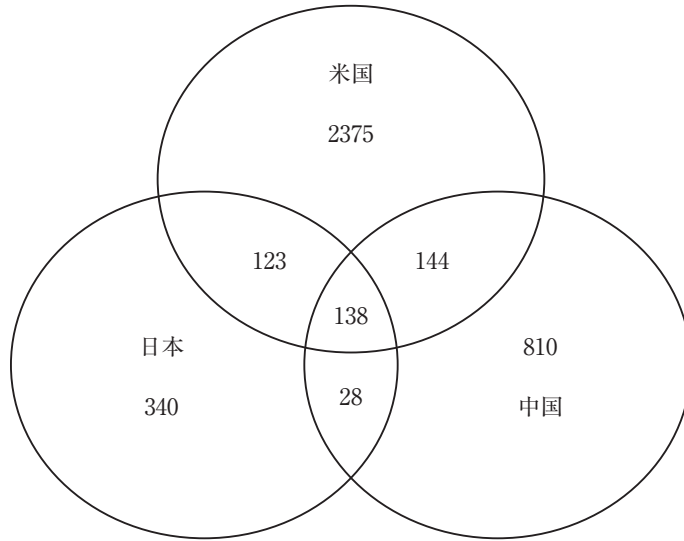
表1に記述統計を示す。米国2780、日本629、中国1120本の映画のデータが含まれている。前述

のように、このデータでは、米国で公開された映画については、内容などの情報が説明されている。ここでは、映画の内容についての情報が記録されている映画を「米国映画」とした。日本、中国でランキング入りした映画のそれぞれ47.2%、29.9%が米国映画となっている。

週末興行収入が最大となった映画は、3カ国で異なっており、Walls and McKenzie (2012)でも指摘されていたように、必ずしもハリウッド化が進んだわけではないことがわかる。なお、週末興行収入の最小値は極めて小さくなっているが、ここではランキング入りしていないものも紹介のために含まれているからである。これらについては後の分析では除外する。

興行収入をドル換算すると最大の映画は米国の2億4800万ドルに対して、日本は1100万ドルと20

図1 3カ国での映画数



分の1程度となっている。映画毎のランキング入り週数の平均値は、米国7.8週に対して、日本では4.5週、中国では3.5週となっている。これは、前述のように米国ではランキング上位100位までのデータが公開されているのに対して、日中ではそれぞれ10位、6位までしか公開されていないためだと考えられる。ただし、中国では公開後、急速に興行収入が減少する映画が多く、データ収集の方法だけでなく、このような実態を反映している可能性もある。ランキング入り週数が最大となった映画も国によって異なっており、ここでもハリウッド化が進んでいるわけではないことが確認できる。

例えば米国の映画が日本で公開されることもある。3カ国での映画の公開状況をベン図に示した(図1)。3カ国ともに公開されたのは138本である⁴⁾。米国では2780本の映画が含まれているが、うち2375本は、米国のみで公開されたものである。

4) 前述のように、このデータにはランキング入りした映画のみが含まれているので、このデータからは他国で公開されたか否かはわからない。説明の簡略化のため、このデータに含まれていない映画は公開されていないとする。

米国同様、日本、中国ともに自国のみで公開された映画の割合が高くなっている。

4) モデル

レビューの章で説明した Bass (1969) モデルを用いて、革新係数 p 、模倣係数 q 、潜在市場 m を推定する。推定方法として、最尤法 (Schmittlein 1982)、非線形最小二乗法 (Srinivasan and Mason 1986)、メタ分析の結果を用いる方法 (Sultan et al. 1990) などが提案されている。いずれも、推定には、初期値を与える必要があるが、これについても、最小二乗法で推定されたパラメータから計算する方法、類似製品のパラメータを援用する方法などが提案されている。

本研究では初期値については、最小二乗法で推定し、それが不可能であった場合には $p=0.4$ 、 $q=0.01$ 、 $m=$ 第1週目の興行収入とすることとした。推定方法については、非線形最小二乗法で推定し、それで推定できない場合には最尤法 (Newton-Raphson 法の改善版である BFGS 法)、さらに推定できない場合には最尤法 (焼き鈍し法) で推定した。なお、実際には非線形最小二乗法もしくは最尤法 (BFGS 法) で推定可能であった。⁵⁾

表2 推定結果（推定できたか否かの内訳）

	初期値-推定方法	不適解条件	映画数			割合			割合（推定した映画数に占める）(*)		
			米国	日本	中国	米国	日本	中国	米国	日本	中国
データ数<3のため推定せず			1,087	235	564	39%	37%	50%	—	—	—
推定できず			396	12	116	14%	2%	10%	23%	3%	21%
不適解	OLS-BFGS	$p > 10$	0	0	2	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	OLS-BFGS	$q > 20$	0	1	8	0%	0%	1%	0%	0%	1%
	0.4-BFGS	$p < 0$	0	1	0	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	0.4-BFGS	$q > 20$	0	10	7	0%	2%	1%	0%	3%	1%
推定可能	OLS-nls		488	97	96	18%	15%	9%	29%	25%	17%
	OLS-BFGS		5	5	16	0%	1%	1%	0%	1%	3%
	0.4-BFGS		1	89	123	0%	14%	11%	0%	23%	22%
	0.4-nls		803	179	188	29%	28%	17%	47%	45%	34%
	OLS		377	48	78	14%	8%	7%	22%	12%	14%
合計			2,780	629	1,120	100%	100%	100%	—	—	—

注) OLS：初期値を最小二乗法で推定。0.4：p, qの初期値をそれぞれ0.4, 0.01とした。

nls：非線形最小二乗法で推定。BFGS：最尤法（BFGS法）で推定。

(*)：「データ数<3のため推定せず」を除いた映画数を分母とした割合。

5) 分析結果

推定できたか否かを表2にまとめた。パラメータは3個あるので、データ数が3よりも少ない映画については推定しなかった。米国では、このような映画の割合は39%、日本でも37%である。中国ではこの割合が50%と高くなっているが、これはランキング上位6位までしかデータが公開されていないことによる。推定を試みたが推定できなかった割合については日本では2%と低くなっている。

推定できたが、革新係数が負もしくは10よりも大きい場合、模倣係数が20より大きいものについては不適解として除外した。米国ではこのような映画はなかったが、日中ではともに2%の映画がこれに該当した。不適解となった映画は、データ数が4と少ないもの、収入が突然上昇する、もしくは減少して増加するといったBassモデルが想定していない複雑なパターンを示すものが多かつ

た。推定可能であった映画については、初期値を0.4として非線形回帰分析(nls)とした場合に推定できた映画の割合が高くなった。

表3にはパラメータの推定結果を示す。まず、 R^2 の平均値は、米国0.87、日本0.72、中国0.67となっており、あてはまりは良好である。耐久消費財では徐々に普及が進むため、pの値が小さく、qの値が大きくなるが、映画の場合は公開週に最大の興行収入となり、その後減少するというブロックバスター型のパターン（濱岡、里村2009）が多い。このため耐久消費財についてメタ分析したSultan et al. (1990)の $p = 0.039$ よりも、ここのpの値は大きくなっている。

図2に2つの映画の実測値と推定値を示す。「(1) スターウォーズ：フォースの覚醒」については、3ヵ国とも公開週の興行収入が最大で、それ以降減少するという典型的なブロックバスター型のパターンとなっている。破線は、最小二乗法(OLS)による初期値の推定値を用いて計算した内挿値、実線は、OLSの推定値を初期値とする非線形最小二乗法の推定値を用いて計算した内挿

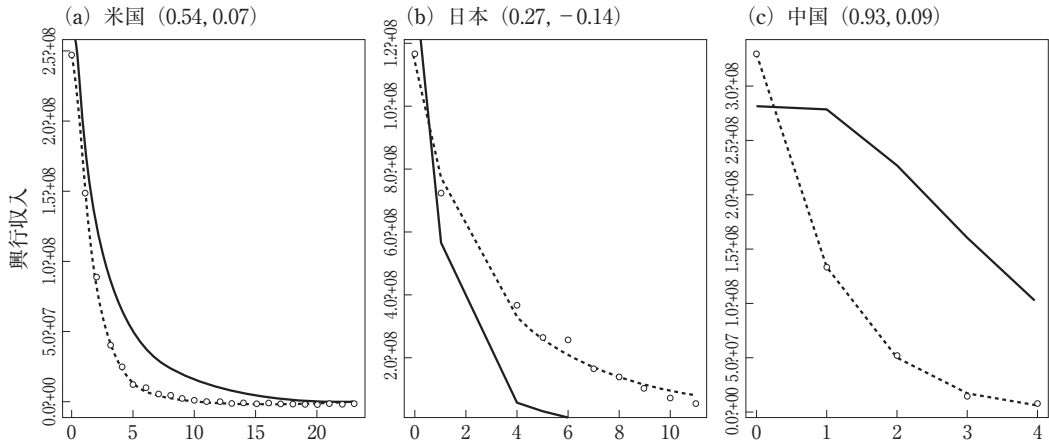
5) 本研究では統計ソフトRのlm, nlsもしくはoptimを用いて推定した。

表3 推定結果 (パラメータ)

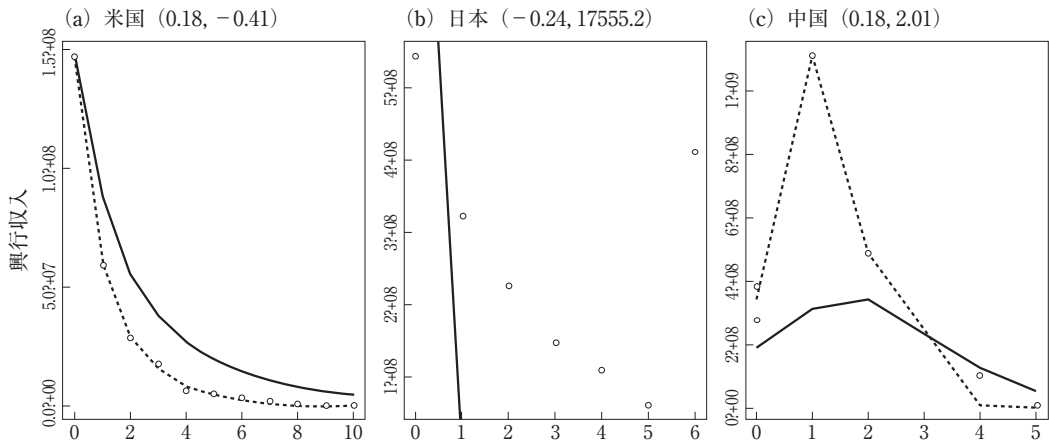
	米国				日本				中国			
	p	q	m (ドル)	R ²	p	q	m (円)	R ²	p	q	m (元)	R ²
最小値	0.00	-10.40	182	0.00	0.00	-32.43	115,500	0.00	0.00	-50.19	70,510	0.00
第1四分位	0.07	0.04	59,810	0.89	0.14	-0.27	146,200,000	0.22	0.07	-0.23	31,770,000	0.17
中央値	0.19	0.36	583,500	1.00	0.29	0.07	334,000,000	0.98	0.21	0.45	91,550,000	0.96
平均値	0.33	0.46	30,400,000	0.87	0.31	0.02	980,900,000	0.72	0.38	0.78	275,300,000	0.67
第3四分位	0.55	0.78	11,380,000	1.03	0.44	0.28	940,200,000	1.00	0.44	1.62	304,700,000	1.00
最大値	1.90	9.29	2,662,000,000	1.20	0.99	15.34	33,750,000,000	1.20	5.25	11.13	4,304,000,000	1.20
N	1674				418				501			

図2 推定結果の例

(1) スターウォーズ：フォースの覚醒



(2) ワイルド・スピード：SKY MISSION (原題: furious 7)



公開からの経過週数 (公開週=0) →

注) 縦軸はいずれも興行収入 (米:ドル, 日本:円, 中国:元)。国名の後の数字はp, qの推定値。

○: 観測値。

破線: 最小二乗法 (OLS) による初期値の推定値を用いて計算した内挿値。

実線: OLSの推定値を初期値とする非線形最小二乗法の推定値を用いて計算した内挿値。

値であるが、後者の方があてはまりが改善されていることがわかる。

「(2) ワイルド・スピード：SKY MISSION(原題：furious 7)」については、米国ではブロックバスター型だが、日本では、ブロックバスター型の後、6週目で急激に増加するというパターンとなっている。このため、不適解となった。中国については、公開週よりも2週目の方が増加するというパターンだが、Bassモデルによってよく説明されている。

なお、表3にあるように模倣係数 q が負となる映画もある。Bassモデルでは採用者と非採用者が接触し、その一部が採用するというバンドワゴン効果を想定し、 q が正であるとしている。 q が負ということはBassモデルでは想定されていないが、接触することによって採用されにくくなるというスノップ効果(Leibenstein 1950)と解釈できる。

6) 本章のまとめ

本章では米、日、中、3カ国の映画興行収入データの時系列でのパターンを分類するために、Bassモデルを適用し、パラメータを推定した。いずれの国もデータ数が3点以上ある映画の8割以上について、パラメータを推定することができた。次章以降では、Sultan et al. (1990) のメタ分析のように、これを従属変数として普及パターンを規定する要因に注目した分析を行う。

4. eクチコミの質的効果に関する事例研究：映画の普及パターンに着目して⁶⁾

1) はじめに

マーケティング戦略を構築する上で、クチコミの果たす役割は大きい(濱岡 1994, 濱岡・里村 2009)。クチコミは情報源としての信頼性や有用性が高く、購買前や購買後と多様な場面で、消費者に用いられる。クチコミの研究では、クチコミの「量的効果」と「質的効果」に焦点が当てられてきた。量的効果ではクチコミの「数」が注目されるのに対し、質的効果ではクチコミの「内容」

や「評価点」が注目される。

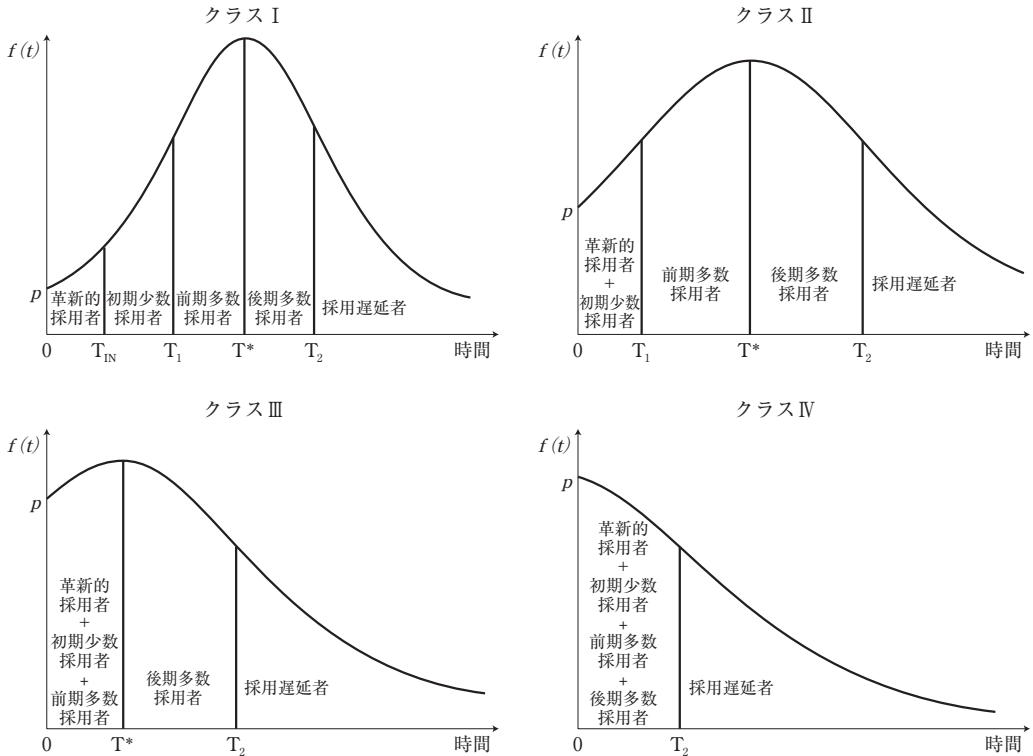
まず、映画の興行収入の規定要因として、インターネット上のクチコミ(以下、eクチコミ)を挙げた研究をいくつか紹介する。Liu (2006) はレビューの数と内容(正・負・混合)が興行収入に与える効果を分析し、レビューの数は収益に正の影響を与えるが、レビューの内容は収益に影響しないことを報告している。Duan et al. (2008) はレビューの数、評価点と興行収入の関係を分析し、レビューの数は収益に正の効果があり、収益もレビューの数に正の効果があることを示した。また、レビューの評価点はレビューの数に正の効果を与えている。ただし、収益への直接的な効果は見られなかった。濱岡・里村(2009)はブログの数と興行収入の関係を分析し、ブログの書き込み数が増えることで、収益が増加することを示した。Moon et al. (2010) もレビューの評価点と興行収入の関係を分析したが、Duan et al. (2008) と異なり、レビューの評価点が高くなることで、収益が増えることを指摘している。これらの研究を通して、eクチコミの量的効果に対する見解は一致しているが、eクチコミの質的効果への見解は一致していないことが分かる。また、eクチコミの内容は、正・負・混合といった大まかな分類でしか分析されておらず(Liu 2006)、配役や演出のような詳細な項目を考慮した研究はない。そこで、本章はeクチコミの具体的な話題や内容に焦点を当て、eクチコミと映画の普及パターンについての事例研究を行う。

2) リサーチ・クエスチョン

製品の普及はどの時期に、どれぐらいの人に採用されるかによって決まるため、普及の進み具合は製品ごとに異なる。本稿は製品の普及過程を分析するために、Bassモデルを用いている(Bass 1969)。Bassモデルの革新係数 p と模倣係数 q の値から、普及パターンを把握できる。山田・古川(1995)は、普及のピーク点と変曲点を算出することで、普及過程が4つ(クラスⅠ, Ⅱ, Ⅲ, Ⅳ)に分類できることを指摘した(図3)。この図の左上がクラスⅠ, 右上がクラスⅡ, 左下がクラスⅢ, 右下がクラスⅣの普及パターンである。クラスⅠはロジャースの普及モ

6) この章は多田が担当した。

図3 4つの製品普及パターン



出所) 山田・古川 (1995) を一部修正。

デルで想定されているパターンで、普及量は徐々に増加し、ピークを過ぎると普及率が減少していく過程を示している。これに対し、クラスIVは市場導入直後にピークを迎え、それ以降の普及率は減少していく過程を示している。クラスIからクラスIVと、クラスの数字が大きくなるにつれ、普及のピーク時期が早い。ここでは、山田・古川(1995)に基づき、超初期に市場シェアを最も獲得する映画を「クラスIV型」、初期に市場シェアを最も獲得する映画を「クラスIII型」、初期と中期の間で市場シェアを最も獲得する映画を「クラスII型」、中期に市場シェアを最も獲得する映画を「クラスI型」と定義した。

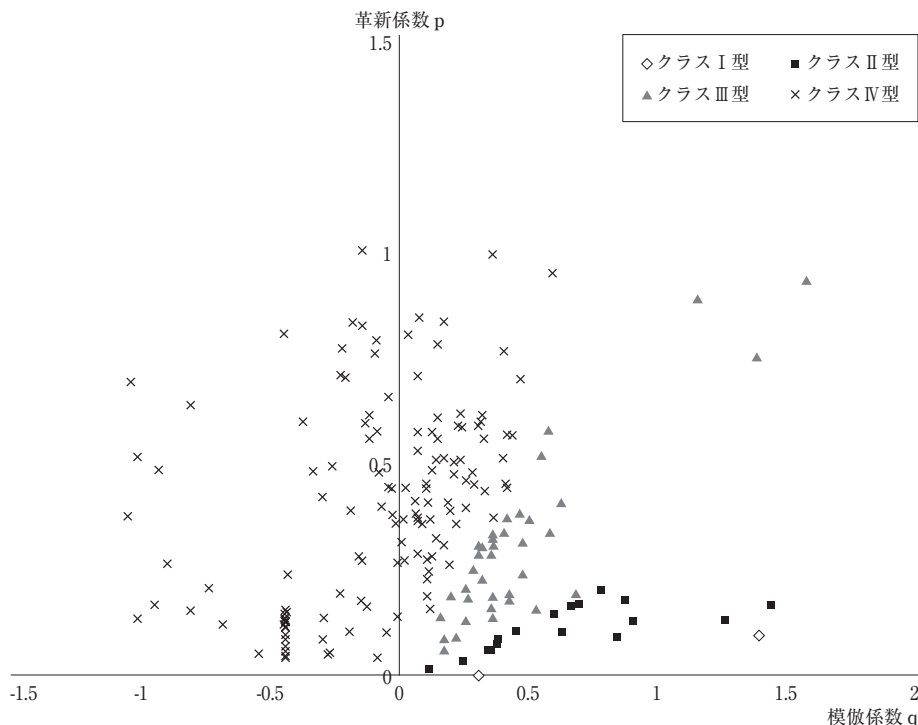
本章の目的は、eクチコミと映画の普及パターンの関係をeクチコミの質的側面から探ることにある。先述したように、eクチコミの質的効果に関する研究は一定の成果が得られておらず、eクチコミをテキストデータとして扱った研究はな

かったため、以下ではそれらをテキスト情報として利用し、分析していくことにする。eクチコミをテキストデータとみなすことで、インターネット上での話題や内容を詳細に捉えられ、話題や内容の変化も把握できるようになる。議論や内容は、時間の経過とともに変化することもあれば、一定のときもある。eクチコミの話題や内容から、消費者の映画に対する評価を捉えられるため、話題や内容、それらの変化が映画の普及パターンと関係しているのではないかと考えた。したがって、「映画の普及パターンの差異はeクチコミの話題や内容、またはそれらの動態的变化に表れていないだろうか?」というリサーチ・クエストを設け、分析を行う。

3) データ

分析で用いるデータは、映画の興行収入とeクチコミの2つである。映画の興行収入は

図4 映画普及パターンの分布



boxofficemojo.com で公開されているデータを使用し、eクチコミはYahoo 映画（日本版）のユーザーレビューを用いた。まず、2014年から2017年に日本で公開された223本の映画（米国映画）⁷⁾に関して、普及パターンを確認する。前章で推定した⁸⁾革新係数 p と模倣係数 q のパラメータをプロットした（図4）。ほとんどの映画がクラスIV型であることから、日本で公開される米国映画の大半は市場導入後の初期で大きな収益を上げていることが示された。クラスI型、クラスII型、クラスIII型の映画も存在するが、その数はクラスIV

型よりも少なく、クラスI型の映画は2本（「ラザロ・エフェクト」, 「アメイジング・ジャーニー：神の小屋より」）しかなかった。2本の映画とも、全期間のユーザーレビューが40に満たなかったため、分析対象からは除外した。

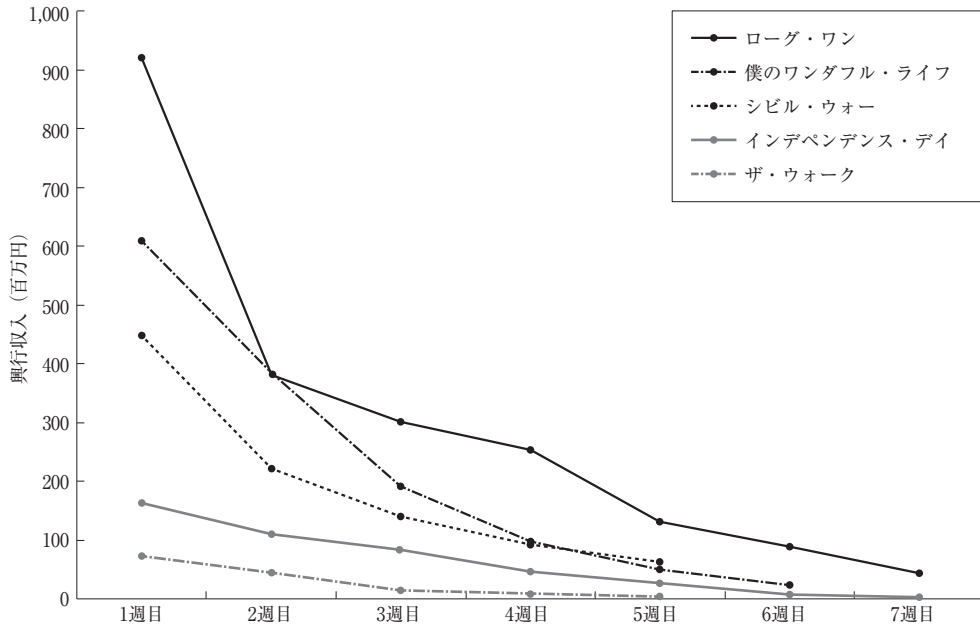
つぎに、クラスI型以外で、分析対象の映画を選定する。なるべく話題性の高い映画を扱った方が好ましいため、週別の収入ランキングで最高5位以内に入ったものを分析対象とした。そこで、「ローグ・ワン（クラスII型）」, 「僕のワンダフル・ライフ（クラスIII型）」, 「シビル・ウォー（クラスIII型）」, 「ザ・ウォーク（クラスIV型）」, 「インDEPENDENS・デイ（クラスIV型）」を扱うことにした。各映画の興行収入の推移は図5、レビューの推移は表4にまとめている。単純集計結果から、5本とも映画の興行収入は1週目をピークに、減少していることが分かった（図5）。つまり、普及パターンの違いは、1週目以降の減少の幅に表れていることになる。

レビューの数も、2週目以降の書き込みは減少

7) 297本の米国映画から、データ数が3より少ない74本の映画を分析対象から除外した。

8) 不適解に関して、推定できない映画は9本、革新係数 p が負の映画は1本、革新係数 p が10よりも大きい映画は0本、模倣係数 q が20よりも大きい映画は6本であった。不適解ではないが、革新係数 p が-10の映画、模倣係数 q が7, 8, 10, 15の映画も、他の推定結果と大きく異なるため、分析対象としなかった。

図5 分析対象映画の興行収入の推移



の一途をたどっている (表4)。レビューの正・負・混合といった内容は、普及パターンごとに明確な差異が見当たらなかった。週ごとに内容にばらつきがあり、普及パターンを正・負・混合の分類で予測するのは困難であることが示された (Liu 2006)。以下、5つの映画を用いて、リサー

チ・クエスチョンを検討するが、公開前のレビューが多くなかったため、「0週目から1週目 (期間A)」「2週目から4週目 (期間B)」「5週目から7週目 (期間C)」の3つの期間に分け、分析を行う。

4) 分析方法

映画のeクチコミをテキスト分析するために、まず文章を形態素に分割した。これにはMeCab¹⁰⁾を用い、それぞれのテキストから名詞、形容詞、動詞を抽出した。その際、品詞細分類 (POS2) を利用して、単語を絞り込んだ。なお、「!」のような記号、「こと」のような一語で意味をなさない名詞、形容詞、動詞はストップワード¹¹⁾

9) レビューの分類は筆者が行った。レビューに含まれているコメントの内容に基づいている。ポジティブな意見のみが示されたレビューは正とし、ネガティブな意見のみが示されたレビューは負とする。また、ポジティブな意見とネガティブな意見の両方が含まれているときは混合とし、2つの意見が含まれているものの、正と負の立場を明確にしている場合は、正もしくは負とする。例えば、「ストーリーの展開が本当に良かった」は正に該当し、「前作と比べて、面白くなかった」は負に該当する。また、「ラストシーンでは鳥肌が立ったが、キャストの人選に魅力を感じなかった」は混合に該当し、「ラストシーンでは鳥肌が立ったが、キャストの人選に魅力を感じなかった。総じて、もう一度見たいジャンルに入る」は正に該当する。

10) <http://taku910.github.io/mecab/>

11) 記号では「!」「?」「(」「)」「.」「...」「。」「.」「.」「.」「;」「:」「-」「/」「|」「¥」「#」「&」「♪」の全角文字と半角文字をストップワードとする。名詞では「は」「が」「の」「も」「こと」「もの」、動詞では「ある」「する」「いる」「やる」「なる」「見る」「観る」「思う」「いう」「言う」、形容詞では「ない」

表4 映画普及パターンとレビューの推移

映画名	普及パターン	項目	週次データ							
			0	1	2	3	4	5	6	7
ローグ・ワン (スター・ウォーズ・シリーズ)	II	レビューの数(個)	1	699	263	189	98	62	44	28
		正のレビューの割合(%)	100	62.5	62.0	58.7	68.4	21.0	72.7	46.4
		負のレビューの割合(%)	0	14.3	14.8	19.0	12.2	19.4	13.6	14.3
		混合のレビューの割合(%)	0	23.2	23.2	22.2	19.3	59.7	13.6	39.3
僕のワンダフル・ライフ	III	レビューの数(個)	36	189	106	68	27	17	7	6
		正のレビューの割合(%)	88.9	74.1	70.8	66.2	70.4	88.2	57.1	100
		負のレビューの割合(%)	2.8	10.6	12.3	13.2	14.8	0	14.3	0
		混合のレビューの割合(%)	8.3	15.3	17.0	20.6	14.8	11.8	28.6	0
シビル・ウォー	III	レビューの数(個)	6	370	124	67	24	21	17	9
		正のレビューの割合(%)	66.7	62.4	55.6	52.2	50.0	66.7	52.9	33.3
		負のレビューの割合(%)	0	13.0	16.1	20.9	16.7	4.8	29.4	33.3
		混合のレビューの割合(%)	33.3	24.6	28.2	26.9	33.3	28.6	17.6	33.3
ザ・ウォーク	IV	レビューの数(個)	12	127	67	14	17	8	3	2
		正のレビューの割合(%)	75.0	59.8	65.7	35.7	64.7	75.0	33.3	50.0
		負のレビューの割合(%)	0	7.1	10.4	21.4	11.8	12.5	0	0
		混合のレビューの割合(%)	25.0	33.1	23.9	42.9	23.5	12.5	66.7	50.0
インデペンデンス・デイ	IV	レビューの数(個)	23	487	231	93	52	31	15	13
		正のレビューの割合(%)	47.8	24.8	27.3	23.7	28.8	29.0	40.0	23.1
		負のレビューの割合(%)	39.1	52.6	45.5	48.4	55.8	51.6	46.7	61.5
		混合のレビューの割合(%)	13.0	22.6	27.3	28.0	13.5	19.4	13.3	15.4

注) 0週目のデータは、公開前すべてのデータを示している。また、レビューの割合は小数点第2位を四捨五入している。

として、分析時に抽出されないようにした。

このように処理したテキストデータにトピックモデル(Latent Dirichlet Allocation)を適用した(Blei, Ng, and Jordan 2003)。トピックモデルは、多様なテキストデータから潜在的なトピックを推定する手法であり、マーケティングの分野でも利用されている(Tirunillai and Tellis 2014)。トピックの推定にはギブスサンプリングを用い、バーンインを1000回、サンプリングを10000回に設定した。

モデルのあてはまりの指標として、対数尤度(図6)とパープレキシティ(図7)を参照した。これらの図において、1行1列目は「ローグ・ワ

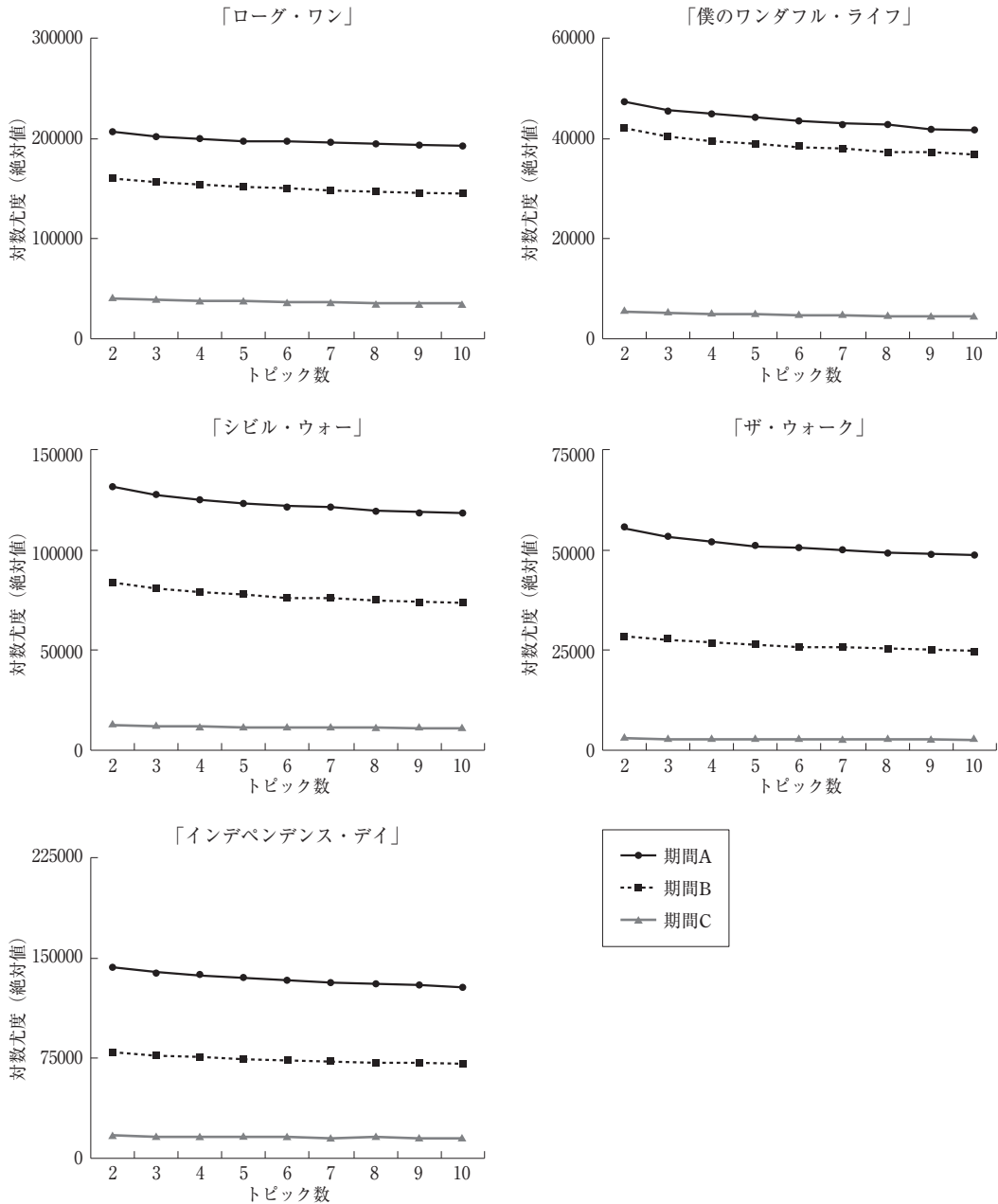
ン」、1行2列目は「僕のワンダフル・ライフ」、2行1列目は「シビル・ウォー」、2行2列目は「ザ・ウォーク」、3行1列目は「インデペンデンス・デイ」の結果である。対数尤度は大きいほど、あてはまりが良いことを示し、パープレキシティは小さいほど、予測精度が高い(佐藤 2015)。いずれの指標も、トピック数を増やしたとしても、緩慢な減少傾向しか見られず、大きなモデルの改善はなかった。この理由の1つとして、eクチコミの内容の異質性が高いことが考えられる。つまり、少数のトピックで内容を完全に分類することは難しいのであろう。その他には、レビューの書き手の表現方法の多様性もある。例えば、「良かった」ことを示すために、「想像をはるかに超えた」や「よかった」と書き込むこともある。そのため、レビューの数が増えるほど、モデルのあてはまりは向上しにくくなるのだろう。

「ローグ・ワン」「僕のワンダフル・ライフ」

※ 「無い」をストップワードとした。

12) 統計ソフトRのライブラリtopicmodelsを用いた。モデルの詳細な解説は、佐藤(2015)にまとめられている。

図6 トピックモデルの対数尤度比較

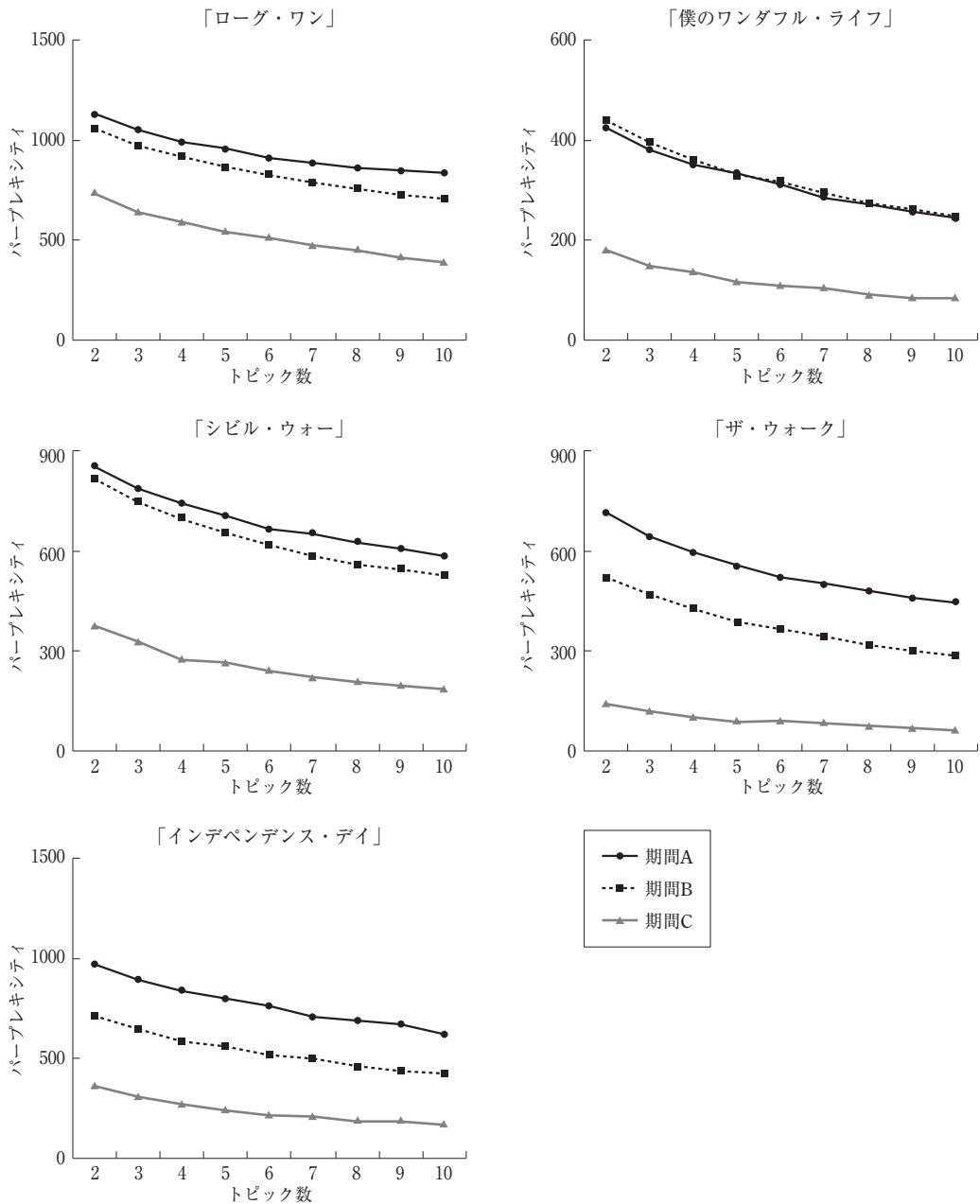


「シビル・ウォー」は期間Aと期間Bのパープレキシティが近似しているが、これは期間Aと期間Bのトピックの構成割合が類似していた可能性がある。

対数尤度とパープレキシティから、トピックは

多い方が好ましいと言えるが、トピックが多すぎると推定結果の解釈が難しくなるため、Yahoo映画の評価項目が物語・配役・演出・映像・音楽であったことを考慮し、トピックの数は5とした。各項目が同程度議論されていたとすると、トピック

図7 トピックモデルのパープレキシティ比較

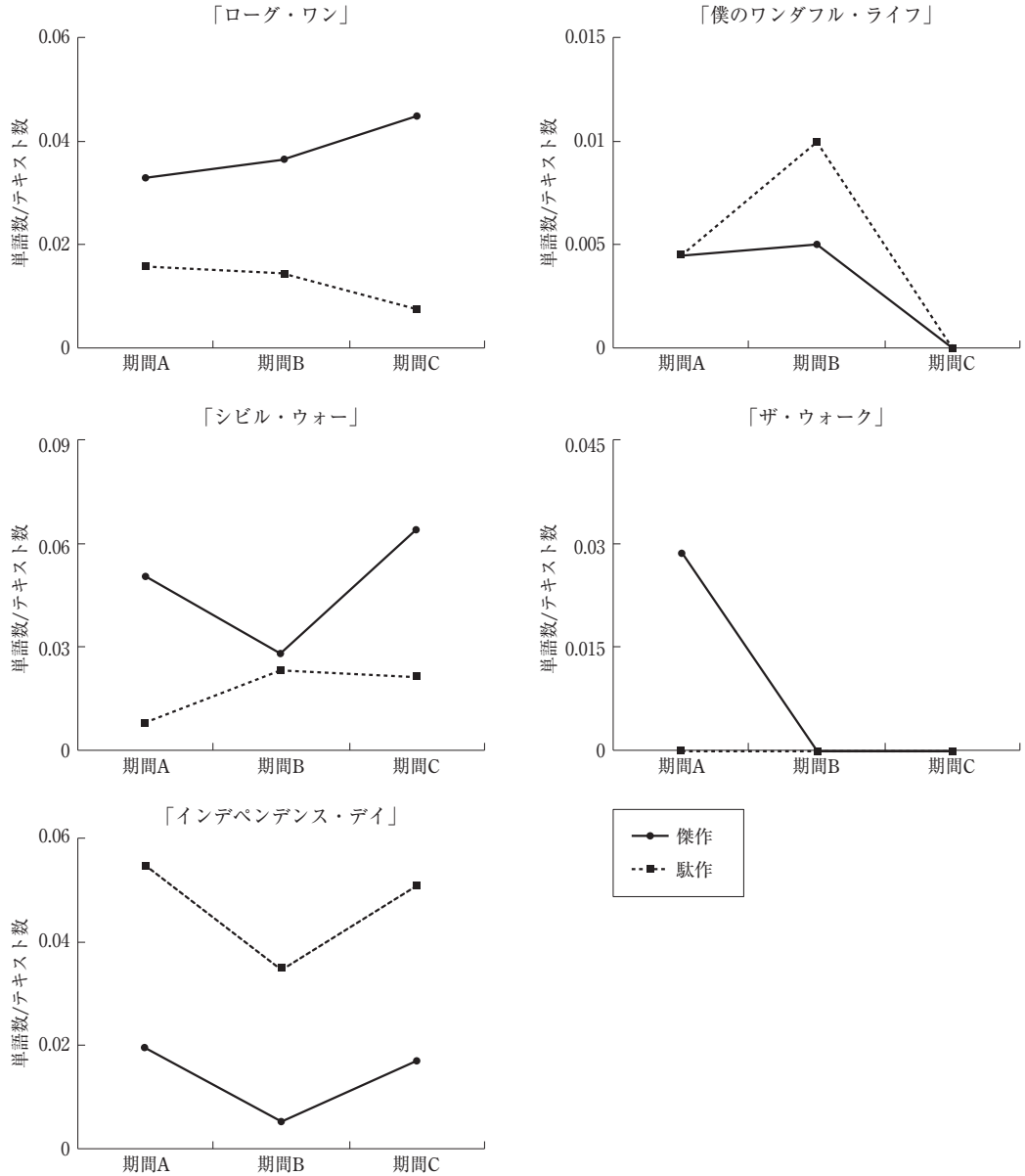


クの話は均等に分配されるため、トピックを5つに分けることで、議論全体のバランスを把握できるようになるといった利点がある。

また、分析結果を解釈しやすくするために、トピックモデルとは別に「傑作」と「駄作」をキー

ワードとして、各単語の出現頻度を週（期間）ごとに集計した（図8）。次節でも論じるが、簡単に結果を先取りする。ログ・ワンは、期間Aから期間Cにかけて、傑作の出現頻度は増加し、駄作の出現頻度は減少していた。僕のワンダフ

図8 キーワード「傑作」と「駄作」の出現頻度の推移



ル・ライフとシビル・ウォーは、駄作の出現頻度が期間Bで最も高かった。ザ・ウォークとインデペンデンス・デイは、傑作の出現頻度が期間Aで最も高い。これに加えて、インデペンデンス・デイは全期間で傑作よりも駄作の出現頻度が高いという特徴も見られた。

5) 分析結果

eクチコミの話題や内容と映画の普及パターンとの関係を考察するために、ログ・ワン、僕のワンダフル・ライフ、シビル・ウォー、インデペンデンス・デイ、ザ・ウォークの映画を事例として、探索的な分析を行った。各事例について、トピックを形成する単語と単語の事後確率をまとめた

(表5-表9)。

トピックを構成する最も出現頻度の高い単語の事後確率は、平均0.053、最小0.016、最大0.136と、事例ごとに差があった。前述のとおり同じ単語でも、表記方法(漢字表記と平仮名表記)の違いで確率分布が変化するため、表記の統一は検討の余地がある¹³⁾。以下、トピックモデルの推定結果を考察していくが、1つ注意しなければいけない点がある。それは、分析のため3つの期間(期間A、期間B、期間C)に分割したが、映画の公開日数によって、期間の持つ意味合いが異なるということである。したがって、映画の公開日数と興行収入ランキングで10位以内に入った回数を用いて、3つの期間の「特性」を明確にしてから、解釈を行う。

・ 로그・ワン (クラスⅡ型)

クラスⅡ型の事例として、2016年12月に上映開始された 로그・ワンを用いた。スター・ウォーズ・シリーズの 로그・ワンは、エピソード4の直前を描くスピンオフの作品で、ギャレス・エドワーズが監督を務める。宇宙要塞、デス・スターの設計図の奪い合いをめぐる、帝国軍と反乱軍の戦いを描いた物語である¹⁴⁾。公開日数は70日(10週間)で、興行収入の週間ランキングで10位以内に入ったのは9回であったことから¹⁵⁾、映画の普及過程において、期間Aは「超初期」、期間Bは「初期」、期間Cは「中期」に相当すると分かる。クラスⅡ型のため、初期ではなく、初期と中期の間で普及のピークがある。

로그・ワンは、すべての期間でポジティブな単語が抽出されたことが特徴的である。いずれも、

13) 表記を統一させることで、事後確率は高くなり、モデルのあてはまりが改善すると予想される。しかし、レビューの書き手は、漢字(もしくは平仮名)で表記することに意味を持たせていることもあるため、一律に表記を統一させることは好ましくない可能性もある。

14) 映画のストーリーはYahoo映画と映画.comを参照して、作成した。これ以降の事例も同様である。

15) 映画の公開日数、興行収入の週間ランキングで10位以内に入った回数のデータは、boxoffice.comを参照した。これ以降の事例も同様である。

映画のストーリーの文脈のなかで「良い」「面白い」という単語が見られた。期間Aや期間Bだけでなく、期間Cにおいても肯定的な評価が多い。これに加えて、期間Aから期間Cを通じて、傑作という用語が増加しており、駄作という用語が減少していた。肯定的なレビューが期間Aよりも期間Bや期間Cで活性化していたことは、初期と中期の間で市場シェアを最も獲得するという普及パターンと一致している。また、期間Aの話題はトピック1、トピック4、トピック5でストーリー解説、トピック2でキャスト・脚本、トピック3でキャラクターと比較的分散していたのに対し、期間Cではほとんどすべての話題がストーリー解説になっており、話題が収束していったことが分かる。以上より、로그・ワンのeクチコミの特徴として、すべての時期で映画のストーリーに関するポジティブな内容が見られたこと、話題が収束していったことが挙げられる。

・僕のワンダフル・ライフ (クラスⅢ型)

クラスⅢ型の1つ目の事例には、2017年9月に上映開始された僕のワンダフル・ライフを用いる。この映画は、ブルース・キャメロンがベストセラー小説を監督ラッセ・ハルストレムが映画化したものである。少年イーサンに救われたゴールデンレトリバーのベイリーが、転生を繰り返しながら、自分の使命に気付く物語が描かれている。公開日数は69日(約10週間)で、興行収入の週間ランキングで10位以内に入ったのは7回であった。これより、期間Aは「超初期」、期間Bは「初期」、期間Cは「中期」に相当する。クラスⅢ型のため、初期に普及のピークに達する。

僕のワンダフル・ライフでは、期間Bと期間Cにおいて、ポジティブな単語が抽出された。期間Bのトピック3の「素晴らしい」、期間Cのトピック3の「良い」「いい」はストーリー解説の文脈で、期間Cのトピック5の「楽しめる」は感想の文脈で出現している。期間Cでポジティブな意見が見られたことは、로그・ワンと同様である。ただし、駄作の出現頻度は期間Bで急激に上昇している点で、로그・ワンと異なる。ポジティブな評価が期間Bと期間Cで多かったものの、ネガティブな評価も期間Bで活性化している。つぎに、eクチコミにおける話題の変化

表5 ローグ・ワンのトピック推移

【期間A】公開前から1週目までのレビュー（レビュー数=700）									
トピック1		トピック2		トピック3		トピック4		トピック5	
帝国	0.028	映画	0.056	出る	0.024	エピソード	0.019	エピソード	0.022
デス・スター	0.021	部分	0.013	レイア	0.023	映画	0.019	帝国	0.020
デススター	0.015	俳優	0.011	ベイダー	0.021	作品	0.019	描く	0.017
惑星	0.015	脚本	0.009	姫	0.021	シーン	0.016	フォース	0.016
兵士	0.014	死ぬ	0.008	シーン	0.019	良い	0.014	映画	0.016
レイア	0.013	考える	0.007	ターキン	0.017	最後	0.012	作品	0.016
手	0.012	基本	0.006	提督	0.010	ファン	0.012	物語	0.016
キャシアン	0.011	SF	0.006	ダース・ベイダー	0.010	ストーリー	0.011	本	0.016
姫	0.011	とる	0.006	CG	0.009	人	0.011	ジェダイ	0.013
父	0.011	スペース	0.006	卿	0.009	感じる	0.010	シリーズ	0.013
【期間B】2週目から4週目までのレビュー（レビュー数=550）									
トピック1		トピック2		トピック3		トピック4		トピック5	
作品	0.023	帝国	0.026	日本人	0.021	映画	0.030	エピソード	0.024
映画	0.023	デス・スター	0.016	座頭	0.014	死ぬ	0.024	帝国	0.020
シーン	0.017	チャルト	0.016	世界	0.014	主人公	0.021	描く	0.018
エピソード	0.017	キャシアン	0.015	EP	0.013	最後	0.018	デススター	0.018
ファン	0.014	父	0.013	映画	0.013	帝国	0.014	ローグワン	0.016
ストーリー	0.013	惑星	0.011	逆	0.011	人	0.014	ジェダイ	0.014
シリーズ	0.012	本	0.010	ファン	0.011	データ	0.012	物語	0.013
出る	0.012	ベイズ	0.009	時代	0.011	自分	0.012	手	0.013
良い	0.012	ゲイ	0.009	俳優	0.008	全員	0.012	フォース	0.012
感じる	0.011	デススター	0.008	市	0.007	ヒロイン	0.008	映画	0.012
【期間C】5週目から7週目までのレビュー（レビュー数=134）									
トピック1		トピック2		トピック3		トピック4		トピック5	
映画	0.036	描く	0.022	EP	0.025	敵	0.022	映画	0.026
作品	0.028	物語	0.022	最後	0.024	本編	0.016	SW	0.020
エピソード	0.026	名	0.019	SW	0.017	SW	0.014	ローグワン	0.020
シーン	0.019	知る	0.016	死ぬ	0.017	帝国	0.014	心	0.017
人	0.019	スターウォーズ	0.015	姫	0.015	ダース・ベイダー	0.012	ルーク	0.015
良い	0.018	英雄	0.015	手	0.014	盲目	0.012	犠牲	0.015
シリーズ	0.017	戦い	0.015	出る	0.014	世界	0.011	知る	0.015
ストーリー	0.015	兵士	0.015	キャラ	0.013	ライトセイバー	0.009	自分	0.011
感じる	0.013	時代	0.013	見える	0.013	活劇	0.009	涙	0.011
面白い	0.013	帝国	0.013	レイア	0.012	基地	0.009	EP	0.009

について考察する。期間Aはストーリー解説が多く、期間Bはトピック3とトピック4でストーリー解説、トピック1で感想、トピック5でタイトル・原作について議論されている。期間Cはトピック3、トピック4、トピック5のように感想が目立つ。ストーリーの説明から感想に、話題

がシフトしていく動向が観察される。以上より、僕のワンダフル・ライフのeクチコミの特徴として、期間Bと期間Cでポジティブな意見があったが、期間Bで駄作というネガティブな単語の出現頻度が増えたこと、レビューの話題がエピソード解説から感想に変化していったことが挙げ

表6 僕のワンダフル・ライフのトピック推移

【期間A】公開前から1週目までのレビュー（レビュー数=225）									
トピック1		トピック2		トピック3		トピック4		トピック5	
犬	0.092	ベイリヤー	0.095	犬	0.114	映画	0.034	飼い主	0.066
映画	0.042	イーサン	0.081	映画	0.052	生きる	0.029	イーサン	0.039
飼う	0.031	自分	0.028	人間	0.036	ワン	0.019	生まれ変わる	0.036
人	0.029	感じる	0.027	猫	0.032	感想	0.014	愛す	0.019
涙	0.021	物語	0.020	作品	0.030	子	0.014	ベイリヤー	0.018
泣く	0.017	イヌ	0.015	動物	0.025	泣かせる	0.012	元	0.015
人間	0.013	理由	0.014	生きる	0.021	語る	0.012	戻る	0.013
ストーリー	0.012	家庭	0.011	描く	0.018	家族	0.010	コーギー	0.010
飼い主	0.012	ハッピーエンド	0.010	人	0.015	楽しい	0.010	DVD	0.009
シーン	0.012	ラッセ・ハルストレム	0.010	人生	0.015	考える	0.010	愛情	0.009
【期間B】2週目から4週目までのレビュー（レビュー数=201）									
トピック1		トピック2		トピック3		トピック4		トピック5	
犬	0.085	犬	0.062	ストーリー	0.030	犬	0.088	犬	0.095
映画	0.039	映画	0.048	わん	0.026	イーサン	0.068	映画	0.039
人	0.033	作品	0.037	ワン	0.026	ベイリヤー	0.035	時代	0.019
飼う	0.030	行く	0.022	車	0.018	人生	0.033	原作	0.017
飼い主	0.023	分かる	0.021	こ	0.016	人間	0.032	主人公	0.015
涙	0.016	できる	0.017	家族	0.016	警察	0.015	読む	0.015
泣く	0.016	ドラマ	0.014	劇場	0.014	少年	0.012	本	0.015
最後	0.013	印象	0.014	生まれ変わる	0.014	面白い	0.012	世界	0.012
いい	0.012	観	0.014	素晴らしい	0.014	ワン	0.011	猫	0.012
描く	0.011	動物	0.014	男	0.014	遊ぶ	0.011	タイトル	0.011
【期間C】5週目から7週目までのレビュー（レビュー数=30）									
トピック1		トピック2		トピック3		トピック4		トピック5	
みる	0.053	ベイリヤー	0.071	映画	0.107	犬	0.124	犬	0.136
最後	0.053	イーサン	0.044	犬	0.044	作品	0.055	愛犬	0.071
生まれ変わる	0.053	シーン	0.044	人	0.038	温かい	0.034	飼う	0.065
死ぬ	0.042	犬	0.044	泣ける	0.034	人生	0.034	感じる	0.032
生きる	0.032	泣く	0.035	人間	0.034	気持ち	0.027	ワンコ	0.026
わかる	0.021	飼う	0.035	ストーリー	0.027	イーサン	0.020	可愛い	0.026
一言	0.021	車	0.026	飼い主	0.027	姿	0.020	楽しめる	0.026
振る	0.021	出る	0.026	良い	0.027	主役	0.020	よい	0.019
待つ	0.021	大学	0.026	いい	0.024	出来る	0.020	興味	0.019
癒	0.021	いぬ	0.017	できる	0.020	心	0.020	思い出す	0.019

られる。

・シビル・ウォー（クラスⅢ型）

クラスⅢ型の2つ目の事例には、2016年4月に上映開始されたシビル・ウォーを用いる。この映画は、マーベルコミックスの人気キャラクターを

実写化した、キャプテン・アメリカシリーズの作品で、アンソニー・ルッソとジョー・ルッソが監督を務める。キャプテン・アメリカ、アイアンマンというアベンジャーズを代表する2人のヒーローの対立を描いている。公開日数は90日（約13

表7 シビル・ウォーのトピック推移

【期間 A】 公開前から1週目までのレビュー (レビュー数=376)									
トピック 1		トピック 2		トピック 3		トピック 4		トピック 5	
映画	0.050	キャップ	0.036	映画	0.031	強い	0.016	ヒーロー	0.075
マーベル	0.021	アイアン	0.034	作品	0.024	脚本	0.010	正義	0.032
世界	0.016	マン	0.029	キャプテン	0.021	感じ	0.009	悪	0.024
素晴らしい	0.016	キャプテン	0.028	アベンジャーズ	0.021	手	0.008	アベンジャーズ	0.018
ルッコ	0.015	バッキー	0.027	アクション	0.017	情報	0.008	戦い	0.015
シビルウォー	0.014	自分	0.024	シーン	0.015	スターク	0.007	考える	0.014
MCU	0.013	戦う	0.016	スパイダーマン	0.015	覚える	0.007	人間	0.014
ラスト	0.012	人	0.015	ヒーロー	0.015	好み	0.007	犠牲	0.012
兄弟	0.012	できる	0.013	マン	0.013	ブラックウイドウ	0.006	本	0.012
最高	0.012	守る	0.013	アイアン	0.013	演じる	0.006	敵	0.010
【期間 B】 2週目から4週目までのレビュー (レビュー数=215)									
トピック 1		トピック 2		トピック 3		トピック 4		トピック 5	
キャプテン	0.052	映画	0.050	ヒーロー	0.034	バッキー	0.051	映画	0.034
アベンジャーズ	0.030	人	0.021	本	0.024	キャップ	0.049	ヒーロー	0.026
マン	0.024	感じ	0.018	スーパー	0.016	自分	0.024	キャプテン	0.019
アイアン	0.022	いい	0.017	観客	0.014	死ぬ	0.017	アイアン	0.017
自分	0.016	マーベル	0.016	アクション	0.010	敵	0.017	スパイダーマン	0.016
戦う	0.014	人間	0.012	できる	0.008	チーム	0.016	マン	0.016
正義	0.013	犠牲	0.011	脚本	0.008	失う	0.013	作品	0.016
仲間	0.012	楽しめる	0.009	答え	0.008	守る	0.013	アベンジャーズ	0.015
バッキー	0.012	楽しい	0.008	ウィンター	0.007	できる	0.012	シーン	0.014
犠牲	0.012	救う	0.008	ジャー	0.007	両親	0.011	面白い	0.013
【期間 C】 5週目から7週目までのレビュー (レビュー数=47)									
トピック 1		トピック 2		トピック 3		トピック 4		トピック 5	
ヒーロー	0.076	スターク	0.028	アベンジャーズ	0.044	キャプテン	0.052	キャップ	0.057
映画	0.043	楽しい	0.028	作品	0.031	ウィンター ソルジャー	0.047	良い	0.038
シーン	0.033	分かる	0.028	スパイダーマン	0.028	ヴィジョン	0.019	強い	0.019
犠牲	0.024	理由	0.028	アイアン	0.025	単体	0.019	凄い	0.019
部分	0.024	アクション	0.024	ヒーロー	0.025	カメラ	0.014	動く	0.019
原作	0.018	戦う	0.024	マン	0.023	チャカ	0.014	熱い	0.019
役者	0.018	アベンジャーズ シリーズ	0.020	キャプテン	0.020	テロ	0.014	あと	0.014
市民	0.012	気	0.020	映画	0.020	ワンダ	0.014	起こす	0.014
先	0.012	考え	0.020	面白い	0.020	重い	0.014	行く	0.014
敵	0.012	ストーリー	0.016	いい	0.019	出来る	0.014	最高	0.014

週間)で、興行収入の週間ランキングで10位以内に入ったのは8回であったことから、期間Aは「超初期」、期間Bは「初期」、期間Cは「中期」に合致する。クラスⅢ型のため、初期に普及のピークを迎える。

シビル・ウォーは、僕のワンダフル・ライフと同じく、期間Bと期間Cでポジティブな単語が見られた。期間Bのトピック2とトピック5の「いい」「楽しめる」「面白い」から、映画の作品自体に肯定的な評価が下されていると分かる。期

表8 ザ・ウォークのトピック推移

【期間A】公開前から1週目までのレビュー (レビュー数=139)									
トピック1	トピック2	トピック3	トピック4	トピック5					
映画	0.064	人	0.023	主人公	0.041	夢	0.031	綱渡り	0.054
作品	0.033	落ちる	0.020	自身	0.014	ワイヤー	0.030	映画	0.043
WTC	0.018	夢	0.018	ドキュメンタリー	0.012	ビル	0.025	D	0.025
ゼメキス	0.017	心	0.012	人生	0.012	映画	0.023	シーン	0.023
本	0.016	アトラクション	0.011	生きる	0.012	観客	0.021	映像	0.018
スクリーン	0.014	恐ろしい	0.011	ドラマ	0.010	世界	0.019	高所	0.014
ドキュメンタリー	0.014	自己	0.011	下	0.009	ワールド	0.016	感じる	0.013
視点	0.012	風	0.011	語る	0.009	知る	0.015	センター	0.013
効果	0.011	棒	0.011	死ぬ	0.009	永遠	0.012	できる	0.012
冒頭	0.011	バランス	0.009	人物	0.009	タワー	0.011	恐怖症	0.011
【期間B】2週目から4週目までのレビュー (レビュー数=98)									
トピック1	トピック2	トピック3	トピック4	トピック5					
綱渡り	0.057	映画	0.039	映画	0.052	世界	0.035	主人公	0.038
センター	0.033	綱渡り	0.036	主人公	0.042	ツイン	0.028	映画	0.037
ビル	0.033	D	0.035	自分	0.029	タワー	0.023	綱渡り	0.029
プティ	0.025	映像	0.032	シーン	0.026	美しい	0.023	作品	0.027
分かる	0.021	高所	0.020	綱渡り	0.022	終わる	0.018	夢	0.024
ワールド	0.017	シーン	0.019	向かう	0.016	部分	0.018	センター	0.019
ロープ	0.013	人	0.017	英語	0.014	ドキュメンタリー	0.014	ワールド	0.019
始める	0.013	汗	0.016	犯罪	0.014	状態	0.014	人	0.019
怖い	0.013	手	0.016	うまい	0.011	描く	0.014	クライマックス	0.016
屋上	0.011	恐怖症	0.016	できる	0.011	ビル	0.011	描く	0.016
【期間C】5週目から7週目までのレビュー (レビュー数=13)									
トピック1	トピック2	トピック3	トピック4	トピック5					
作品	0.071	高所	0.060	生きる	0.080	綱渡り	0.084	感じる	0.111
本	0.071	実話	0.048	人類	0.064	主人公	0.065	できる	0.087
映画	0.059	ストーリー	0.036	襲う	0.048	良い	0.047	映画	0.087
D	0.047	気持ち	0.036	1つ	0.032	実話	0.037	人	0.049
映像	0.035	恐怖症	0.036	やめる	0.032	映画	0.028	最後	0.037
気	0.035	出る	0.036	ゼメキス	0.032	高い	0.028	目	0.037
人物	0.035	D	0.024	バク	0.032	出来る	0.028	楽しめる	0.024
しれる	0.023	スリル	0.024	ワイヤー	0.032	ただ	0.018	感情	0.024
勧める	0.023	驚き	0.024	感覚	0.032	クライマックス	0.018	題目	0.024
進む	0.023	行く	0.024	観客	0.032	ワイヤー	0.018	未来	0.024

間Cのトピック2はストーリー(アクション)の話題で「楽しい」、トピック3は作品に対して「面白い」「いい」、トピック5はキャプテン・アメリカへの「良い」「凄い」という単語があった。期間Aや期間Bだけでなく、期間Cでポジティブな意見が抽出されたことは、ログ・ワンと同

様である。しかしながら、傑作の出現頻度は期間Bで減少しており、駄作の出現頻度は期間Bで増加している。その結果を踏まえると、僕のワンダフル・ライフのトピックと、同じような変化があったと推測される。そして、これまでの事例と異なり、3つの期間で話題の偏りが少なかったこ

表9 インデペンデンス・デイのトピック推移

【期間A】公開前から1週目までのレビュー（レビュー数=510）									
トピック1		トピック2		トピック3		トピック4		トピック5	
地球	0.039	前作	0.047	映画	0.057	大統領	0.030	宇宙	0.042
女王	0.026	映画	0.042	キャラクター	0.014	前作	0.020	地球	0.035
宇宙船	0.022	映像	0.018	DX	0.010	パイロット	0.017	人類	0.032
エイリアン	0.018	ストーリー	0.017	CG	0.010	世界	0.016	エメリッヒ	0.029
敵	0.014	作品	0.014	劇場	0.008	キャスト	0.014	科学	0.016
死ぬ	0.012	シーン	0.014	物語	0.008	出る	0.013	エイリアン	0.016
出る	0.012	続編	0.012	できる	0.007	星	0.011	敵	0.012
基地	0.009	エイリアン	0.011	気分	0.007	中国人	0.011	博士	0.012
重力	0.009	良い	0.011	劇	0.007	描く	0.010	兵器	0.010
来る	0.008	感じ	0.010	食べる	0.007	本	0.010	来る	0.010
【期間B】2週目から4週目までのレビュー（レビュー数=376）									
トピック1		トピック2		トピック3		トピック4		トピック5	
映画	0.086	作品	0.045	エイリアン	0.027	エイリアン	0.056	映画	0.049
続編	0.024	続編	0.019	前作	0.025	女王	0.035	前作	0.043
人	0.016	本	0.019	シーン	0.025	地球	0.026	映像	0.022
ファン	0.012	エメリッヒ	0.014	大統領	0.025	出る	0.019	ストーリー	0.021
インデペンデンスデイ	0.011	描く	0.014	宇宙	0.024	敵	0.019	良い	0.015
地球	0.010	時代	0.013	地球	0.024	星	0.017	楽しめる	0.014
ドラマ	0.009	大作	0.010	人類	0.015	母船	0.015	面白い	0.013
中国人	0.009	ID	0.009	技術	0.013	宇宙船	0.014	宇宙	0.012
落とす	0.009	宇宙船	0.009	最後	0.012	倒す	0.014	人	0.010
行く	0.008	大きい	0.009	中国人	0.012	人類	0.011	内容	0.010
【期間C】5週目から7週目までのレビュー（レビュー数=59）									
トピック1		トピック2		トピック3		トピック4		トピック5	
前作	0.071	映画	0.074	エイリアン	0.051	エイリアン	0.054	キャラ	0.043
映画	0.043	作品	0.032	前作	0.046	中国人	0.022	キー	0.024
ストーリー	0.033	映像	0.030	地球	0.039	でかい	0.018	大統領	0.024
できる	0.025	続編	0.028	技術	0.032	基地	0.018	酷い	0.019
前回	0.023	面白い	0.028	人類	0.032	最後	0.018	主役	0.019
良い	0.023	内容	0.024	女王	0.029	科学	0.014	内容	0.019
感じ	0.020	迫力	0.019	宇宙船	0.024	球体	0.014	父親	0.019
多い	0.020	ストーリー	0.017	敵	0.024	子供	0.014	ディラン	0.014
宇宙	0.017	シーン	0.015	テクノロジー	0.022	日本人	0.014	デイビッド	0.014
映像	0.017	作る	0.015	宇宙	0.022	兵器	0.014	英雄	0.014

とも特徴として指摘できる。ストーリーの解説だけに留まらず、監督や脚本、登場キャラクター、演出にまで幅広い話題がすべての期間で議論されている。以上より、シビル・ウォーのeクチコミの特徴として、期間Bと期間Cの2つでポジティ

ブな意見が存在したが、期間Bで駄作というネガティブな単語の出現頻度が増えたこと、レビューの話題が多様であったことを指摘できる。

・ザ・ウォーク（クラスIV型）

最後に、クラスIV型の映画を分析する。1つ目

の事例として、2016年1月に上映されたザ・ウォークを用いる。ザ・ウォークは、1974年にワールド・トレード・センターでの空中綱渡りに挑戦した、フィリップ・ブティの著書を監督ロバート・ゼメキスが映画化したものである。フィリップ・ブティはフランスの大道芸人で、地上から高さ411メートルのツインタワー間をワイヤーロープ1本でつなぎ、命がけの綱渡りを行う姿が描かれている。公開日数は42日（6週間）で、興行収入の週間ランキングで10位以内に入ったのは7回であったことから、期間Aは「初期」、期間Bは「中期～後期」、期間Cは「後期」に相当する。クラスⅣ型のため、超初期に最も普及する映画である。

ザ・ウォークは、期間Aと期間Bで、ポジティブな単語が少なかったことが特徴的である。上述の3つの映画は、初期と中期のトピックで肯定的な評価が多く見られたため、それらとは大きく異なっている。しかし、後期の期間Cでポジティブな単語が多く抽出された。トピック4にはストーリーの文脈で「良い」、トピック5にはラストシーンの文脈で「楽しめる」という単語がある。ただし、期間Cは後期であり、レビューの数が13と少ないことから、普及に大きな影響を与えるものではないと判断できる。また、期間Aで傑作という用語は見られたが、期間Bと期間Cではなくなったことを踏まえると、全体的にポジティブな議論が活性化していなかったと分かる。話題の変化に関しては、トピックごとの単語は多少異なっているものの、期間Aと期間Bで大きな違いはない。2つの期間とも、トピックの大半がストーリー解説、作品の感想に集約されている。まとめると、ザ・ウォークのeクチコミの特徴として、期間Bまでにポジティブな単語がトピックにほとんど出現しなかったこと、期間Aと期間Bで同じようなテーマが議論されており、話題やテーマの動態的变化は少ないことが挙げられる。eクチコミが活性化していなかったことは、興行収入の少なさと関係している可能性がある。

・インデペンデンス・デイ（クラスⅣ型）

クラスⅣ型の2つ目の事例として、2016年7月に上映開始されたインデペンデンス・デイを用いる。この映画は、20年前のインデペンデンス・デ

イの後編に当たる。1996年の前作同様、ローランド・エメリッヒが監督を務める。地球に攻めてきた侵略者エイリアンとその侵略を生き延びた人類の衝突を描いたSF映画である。公開日数は35日（5週間）で、興行収入の週間ランキングで10位以内に入ったのは6回であったことから、期間Aは「初期」、期間Bは「中期～後期」、期間Cは「後期」に当たる。クラスⅣ型で、超初期に普及のピークがある。

まず、インデペンデンス・デイは、他の事例と異なり、すべての期間で駄作が傑作よりも多く出現したことに注意しなければならない。eクチコミの内容に関しては、期間Aのトピック2、期間Bのトピック2とトピック5、期間Cのトピック1とトピック2において、「良い」「面白い」「大作」などのポジティブな単語があった。ただし、同じトピック内に「前作」や「続編」といった単語も見られた。これらをまとめると、ポジティブな語は肯定的な議論のなかで用いられたわけではなくと推測される。そして、前作・続編という語から、話題の変化を読み取ることができる。期間Aはトピック2とトピック4で、前作・続編が抽出されたのに対し、期間Bはトピック4以外で、前作・続編が抽出された。これより、議論の内容が前作との比較に移行していったことが窺える。期間Aと期間Bにおける話題は、映画のストーリーや監督に関するものが中心で、大きな差は見られない。以上より、インデペンデンス・デイのeクチコミの特徴として、期間Aと期間Bでポジティブな単語があったが、それらは前作と比較のトピックにあること、全体を通して、傑作よりも駄作の出現頻度が高かったことなどを指摘できる。

6) まとめ

ここまで、eクチコミの話題や内容と映画の普及パターンとの関係について、事例研究を行ってきた。まず、5つの事例から得られた結果を整理し、マーケティング戦略への貢献をまとめる。

まず、クラスⅡ型とクラスⅢ型の映画は、初期と中期にポジティブなeクチコミが活性化していた。一方、クラスⅣ型の映画は、初期と中期でポジティブなeクチコミは少なかった。インデペン

デンス・デイ（クラスⅣ型）のトピックにはポジティブな単語があったが、肯定的な評価を裏付けるものではなかった。クラスⅡ型は超初期にもポジティブな単語が抽出されており、駄作の出現頻度が一貫して減少していたのに対し、クラスⅢ型は初期で駄作の出現頻度が増加していた点で異なる。

さらに、話題の動態的变化は、普及パターンよりも映画ごとに違いが現れた。ログ・ワン（クラスⅡ型）、僕のワンダフル・ライフ（クラスⅢ型）、インデペンデンス・デイ（クラスⅣ型）は超初期、初期から中期にかけて、トピックが収束していったが、クラスⅢ型のシビル・ウォーは各期のトピックにばらつきがあった。ザ・ウォーク（クラスⅣ型）は、トピックのばらつきが少なく、大きな変化も見られなかった。

これらの結果から、ポジティブな意見がどの時期で多くなるかによって、普及パターンを分類できることが示された。超初期に普及のピークを迎える映画（クラスⅣ型）は、ポジティブな評価が少ない。しかし、初期（クラスⅢ型）または初期から中期の間で普及のピークを迎える映画（クラスⅡ型）は、初期と中期でポジティブな評価が多かった。初期に最も普及する映画（クラスⅢ型）と初期から中期の間で最も普及する映画（クラスⅡ型）の差はさらに検討すべきであるが、周囲の肯定的な評価を受けて、映画を見に行く「模倣者」が一定数存在し、その「模倣者」が普及パターンを決める鍵になることが示唆された。eクチコミの中身を分析することによって、消費者のインサイトを知ることができるため、eクチコミの内容を詳細に検討することは、映画の普及予測に有用であると言える。また、任意で単語を設け、各単語の出現頻度を追跡することによって、トピックモデルの解釈が容易になることも分かった。

最後に、今後の課題をまとめる。ここでは5本の映画に絞り、事例研究を行ってきた。上で得られた知見の妥当性を高めるために、映画のサンプル数を増やして、検証を行っていくことは欠かせない。また、5本の映画はすべて米国映画であり、分析対象を邦画にも広げていくことが求められる。

分析対象の映画が増えると、クチコミの内容を正・負・混合で1つずつ分けることは難しくなるため、トピックモデルのようなテキストマイニング手法は有効になるだろう。今回、普及パターンと話題の内容の関係に言及してきたが、話題の種類までは考察することができなかった。例えば、ストーリーのポジティブな評価と配役のポジティブな評価では、消費者に与える影響は異なるはずで、話題のジャンルにも配慮すべきである。それらを検討することで、クラスⅡ型とクラスⅢ型の差異も明確になる可能性がある。消費者は多様な場面でeクチコミを利用するため、映画以外の製品カテゴリーでもeクチコミのテキストマイニングを用いた研究を行っていくことも、将来の研究課題としたい。

5. 米国における映画の特性と普及パターン¹⁶⁾

1) はじめに

普及とは、イノベーションが、あるコミュニケーション・チャネルを通じて、時間の経過のなかで社会システムの成員の間に伝達される過程のことである（Rogers 2016）。映画産業において、全ての映画が必ずしも同様の普及過程を辿るとは限らない。例えば、2006年において、日本国内における総興行収入1位であった“Pirates of the Caribbean: Dead Man's Chest”は、公開週末の興行収入が総興行収入の約32%¹⁷⁾を占めており、さらに22週間にわたって上映された。他方、2009年において、日本国内における総興行収入1位であった“Avatar”は、公開週末の映画興行収入が総興行収入の約10.3%しか占めていないにもかかわらず、上映期間は34週間であった（Box Office Mojo HP）。このように、映画産業において、高い興行収入を有していたとしても、それぞれの普及パターンが類似しているとは限らないのである。

マーケティング分野の研究における、こうした映画の普及パターンに関する代表的な研究として、Dellarocas, Awad, and Zhang (2004) が挙げられ

16) この章は清水が担当した。

17) Boxoffice.com のデータより。

る。彼らは、Yahoo! 映画サイトから収集したデータを用いて、映画の普及パターンとクチコミとの関係性に関する研究を行った。具体的には、映画公開初週における Yahoo! 映画サイトに投稿された利用者の評価が、Bass モデルの各パラメータをどのように説明するかについて吟味した。分析の結果、映画公開初週における利用者の格付けの量は、革新係数 p を説明するうえで有用であることが示唆された。また、利用者の格付けの値は、革新係数 p ではなく、模倣係数 q を説明するうえで有用であることが示唆された。

しかし、Dellarocas et al. は、クチコミなどの要因にしか着目しておらず、映画の特性について十分に考慮がなされていない。そこで、本研究では、映画の内的要因として映画の原作の種類やシリーズ作品かどうかに着目したうえで、それらがどのように普及パターンを説明しうるのかについて吟味する。映画の普及パターンを吟味するために、Bass モデルの革新係数 p 、模倣係数 q 、および潜在市場規模 m を比較する。

2) 仮説

インターネットの普及により、ソーシャルメディアやレビューサイトを介して、消費者は、製品に関する情報を自ら発信するようになった (Goldsmith and Horowitz 2006)。このような、非商業的な目的として、消費者が発信する製品に関する情報をクチコミと呼ぶことが出来る。濱岡 (1994) は、クチコミとは、「1. 話し手と受け手の間の対人コミュニケーションであること、2. ブランド、商品、サービス、店に関する話題であること、3. 受け手が非商業的な目的であると知覚していること、4. 話し手と受け手が社会的な関係に規定されているという4つの条件を満たしているもの」と定義している。クチコミは、消費者の購買意志決定に影響を及ぼすということが指摘されている (e.g., Trusov, Bucklin, and Pauwels 2009; Lopez and Sicilia 2013)。映画産業においても、消費者のクチコミが非常に重要な役割を担うという (Liu, 2006; Duan et al. 2005)。Liu (2006) は、クチコミの量と符号に着目したうえで、クチコミが映画の興行収入にどのような影響を及ぼすのかについて研究を行った。分析の

結果、クチコミの正負の符号ではなく、クチコミの量が、映画の総興行収入および週間興行収入に対して有意な影響を及ぼすということが示唆された。Duan et al. (2008) も同様に、クチコミの量と符号に着目したうえで、クチコミと興行収入の関係性について研究を行った。分析の結果、クチコミの符号は、直接的ではなく、間接的に映画の興行収入に対して有意な影響を及ぼすということが示唆された。また、映画の興行収入は、クチコミの量に対して有意な影響を及ぼし、そして、クチコミの量は、映画の興行収入に対して有意な影響を及ぼすということが示唆された。これらの既存研究において示唆されているように、映画の興行収入において、特にクチコミの量は重要な役割を担う。そのため、クチコミが活発になる時期の違いは、異なる普及パターンをもたらす可能性が高いと言える。

本研究では、映画の特性として、シリーズ作品かどうかと、原作の有無に着目する。なぜなら、映画がシリーズ作品であったり原作がある場合には、消費者は、映画に関する情報を事前に入手しやすく、これらの特性によって、クチコミが活発になる時期も異なると考えられるからである。原作有りやシリーズ作品といった映画 (例: *Pirates of the Caribbean: Dead Man's Chest*) において、消費者は、原作や前作の映画から、映画の内容や登場人物の特徴といった映画に関する情報を事前に入手しやすい。その結果として、映画公開前の時期において、映画に関するクチコミが活発になりやすいため、映画公開週の興行収入が高くなると考えられる。したがって、原作有りやシリーズ作品といった映画は、公開日から急激に売り上げが減少するような普及パターンを描くと考えられる。一方で、原作無しやシリーズ1作目といったオリジナル作品の映画 (例: *Avatar*) において、消費者は事前に映画に関する情報を入手しにくい。その結果として、映画公開後の時期に、映画に関するクチコミは活発になりやすいため、原作有りやシリーズ作品の映画に比して、公開日からなだらかに売り上げが減少するような普及パターンを描くと考えられる。

以上の議論により、シリーズ作品や原作は、Bass モデルの各パラメータを説明するうえで、

有用な変数であると考えられ、よって次の2つの仮説を設定する。

- 仮説1 シリーズダミーは、革新係数 p に対して正の影響を及ぼす一方で、模倣係数 q に対して負の影響を及ぼす。
- 仮説2 原作ダミーは、革新係数 p に対して正の影響を及ぼす一方で、模倣係数 q に対して負の影響を及ぼす。

3) データおよび分析方法

原作を5つの種類に分類した後に、次節では、Bassモデルの各パラメータを説明するうえで、原作の有無およびシリーズ作品が有用な変数となりうるかについて分析を行う。分析に先立って、Box Office Mojoのホームページから映画のデータを収集した。約4000本の映画のデータが利用可能だが、原作の有無を判定する作業が必要となるため、分析対象とする映画は、日米中で公開された映画138本とした。

映画の特徴に関しては、Box Office Mojoのホームページを参照し、シリーズ2作目以降かどうかという“シリーズ作品”ダミー変数を加えた。最後に、原作(小説、ドラマ、アニメーション、ゲーム、漫画)という5つの“原作”ダミー変数も加えた。

これらの評価は筆者が単独で行った。具体的には、シリーズ作品かどうかに関して、シリーズ2作目以降の映画を、“シリーズ作品”ダミーに分類した。続いて、映画の原作に関して、映画の原作が、小説、ドラマ、アニメーション、ゲーム、および漫画のいずれかによって、5つのダミー変数に分類した。原作において、物語が文字のみで表現されている場合には、“小説”ダミーに分類した。テレビドラマの物語から映画が作られた場合には、“ドラマ”ダミーに分類した。原作において、物語が動く絵で表現されている場合には、“アニメーション”ダミーに分類した。ゲームの内容から映画が作られた場合には、“ゲーム”ダミーに分類した。最後に、原作において、物語が絵と文字のみで表現されている場合には、“漫画”ダミーに分類した。それらの記述統計を示す(表10)。

4) 分析結果および考察

このように米国での情報を用いて分類したため、米国を分析対象とした。米国の興行収入データから得られたBassモデルの革新係数 p 、模倣係数 q 、潜在市場規模 m を被説明変数、シリーズ作品および原作の6つの変数を説明変数としたうえで、重回帰分析を実施した(表11)。138本の映画のうち、Bassモデルのパラメータが推定できた130本の映画データを分析に用いた。

・「シリーズ作品」に関する仮説

“シリーズ作品”ダミー ($M=0.46, SD=0.50$) は、革新係数 p 、模倣係数 q 、潜在市場規模 $\log(m)$ に対して、それぞれ正で10%水準、負で1%水準、正で1%水準で有意となった。したがって、仮説1は支持された。

映画がシリーズ作品である場合には、消費者は、映画に関する情報を事前に入手しやすいため、Bassモデルの革新係数 p が高く、模倣係数 q が低い傾向になったと推測することが可能である。さらに、映画がシリーズ作品かどうかは、普及パターンを説明するうえで、有用な変数となり得るということが示唆された。

・「原作」の有無についての仮説

「原作」については、5つのダミー変数を操作化した。そのうち“小説”ダミー ($M=0.28, SD=0.45$)、 “ドラマ”ダミー ($M=0.02, SD=0.15$)、 “ゲーム”ダミー ($M=0.04, SD=0.19$) は、革新係数 p 、模倣係数 q 、および潜在市場規模 $\log(m)$ に対して、10%水準でも有意ならなかった。

“アニメーション”ダミー ($M=0.09, SD=0.29$)、 “漫画”ダミー ($M=0.17, SD=0.37$) は、革新係数 p に対して有意ではない一方で、模倣係数 q および潜在市場規模 $\log(m)$ については、それぞれ負で10%水準で有意、正で5%水準で有意となった。

よって、仮説2は部分的に支持された。

小説が非有意であった原因には、小説の読者が映画の視聴に意欲的であるとは限らない可能性がある。小説の読者は、既に内容を知っているため、映画公開直後に映画を観に行くとは考えにくい。その結果、映画の視聴者の多くは、小説を読んだことがない消費者となってしまうため、特有の普及パターンを見出すことが出来なかった可能性が

表10 記述統計

	1の割合 (M)	標準偏差 (SD)	例
シリーズ作品	0.46	0.50	X-Men: Apocalypse
原作 (小説)	0.28	0.45	A Dog's Purpose
原作 (ドラマ)	0.02	0.15	Star Trek Beyond
原作 (アニメーション)	0.09	0.29	The SpongeBob Movie: Sponge Out of Water
原作 (ゲーム)	0.04	0.19	Need for Speed
原作 (漫画)	0.17	0.37	Teenage Mutant Ninja Turtles (2014)

表11 重回帰分析の結果

	革新係数 p		模倣係数 q		潜在市場規模 log(m)	
	係数	t 値	係数	t 値	係数	t 値
Intercept	4.155e-01	9.382***	0.16	1.57	7.69	82.59***
シリーズ作品	9.440e-02	1.79*	-0.35	-2.93***	0.31	2.82***
小説	-6.940e-02	-1.12	0.18	1.25	-0.02	-0.14
ドラマ	9.483e-03	0.05	-0.30	-0.75	0.03	0.08
アニメーション	-2.154e-02	-0.24	-0.37	-2.93*	0.47	2.45**
ゲーム	-5.389e-05	0.00	-0.20	-2.93	0.20	0.68
漫画	-1.024e-01	-1.38	-0.21	-1.27*	0.40	2.60**
N	130		130		130	
R ²	0.03		0.13		0.15	
AdjR ²	-0.00		0.09		0.11	

注) ***: 1%水準で有意 ** : 5%水準で有意 * : 10%水準で有意 *なし: 10%水準で有意でない。
従属変数は米国での Bass モデルの推定値。

ある。テレビドラマやゲームが原作という映画が非有意であった原因には、本研究でのテレビドラマやゲームが原作の映画のサンプル数が少なかった可能性がある。一定のサンプル数を用いて分析した場合には、異なる影響を見出すことが出来る可能性がある。

アニメーションおよび漫画における普及パターンの傾向は、アニメーションや漫画に対する米国人の認識に依存している可能性がある。米国において、アニメーションや漫画は、多くの消費者、特に大人の消費者層に受け入れられているわけではない。そのため、アニメーションや漫画のファンである消費者層が映画を視聴したあとは、なかなか普及せず、急激に売り上げは減少する可能性がある。

5) まとめ

本研究の貢献は2つに要約される。第1に、シリーズ作品や原作の有無などの映画の特性に着目したうえで、映画の普及パターンを吟味した点である。既存研究ではクチコミといった要因にしか着目していなかった。しかし、本研究によって、新たに、映画の特性も普及パターンに有意な影響を及ぼすということが示唆された。今後の研究においては、クチコミなどの要因だけではなく、映画の特性を考慮した研究を行うことで、普及パターンに関する研究をさらに発展させることが出来る。

第2に、興行収入が高い映画のサンプルにおいて、シリーズ作品かどうかを Bass モデルにおける革新係数 p に対して有意な正の影響を、模倣係数 q に対して有意な負の影響を及ぼすということを示唆した点である。これは、シリーズ作品に

該当する映画における普及パターンは、映画公開直後の時期に向上する一方で、映画公開後、一定の時間が経過すると、急速に低下するということを示唆している。そのため、映画産業のマーケットにとって、市場に投入する映画がシリーズ作品かどうかによって、クチコミを発生させる時期についてよく吟味する必要性が生まれてくると言える。市場に投入する映画がシリーズ作品である場合には、映画公開前の時期においてクチコミを活発化させる仕組みづくりを行うべきである一方で、シリーズ作品でない場合には、映画公開後の時期において、クチコミを活発化させるような仕

組みづくりを行うべきである。

以上の議論により、本研究は実務的にも学術的にも貢献していると言えよう。一方で、本研究では日米で公開された米国映画を分析対象とした。米国でヒットした、もしくはしそうな映画が日本でも公開される可能性が高く、分析対象が大型の映画に偏った可能性もある。分析対象を拡大した研究も必要であろう。

多田 伶，清水亮輔，朱趙菁，陳璐，戸塚千裕
[商学研究科前期博士課程（執筆時）]