

潜在的関心の誘発を狙ったインフルエンサに基づく推薦技術

荒澤孔明* 服部峻 工藤康生
(室蘭工業大学)†

1 はじめに

情報推薦は、ユーザのニーズを把握し、そのニーズに適合した商品やサービスを広告する仕組みである。例えば、ある女性ユーザは、ファッションに関心を示している一方で、映画には関心を示していなかったとする。こういったケースにおいて一般的な推薦技術では、この女性ユーザがファッションに興味があるという事を把握した上で、彼女が喜ぶであろうファッション商品を広告する事が多い。しかしながらこの仕組みでは、彼女から映画業界に利益をもたらす機会を損ねてしまう。そこで本研究では、関心を示さないジャンルの商品に対して、良質な広告や売り込みが行える推薦技術を研究開発する事で、売り手にとってはユーザの新規顧客化、また買い手にとっても未知の商品との遭遇などといった、双方における貢献を目指す。

さて、この女性ユーザが関心を示さないジャンルである「映画」に関する商品の広告を試みた時、一般的な推薦技術では、彼女の映画に関する嗜好（プリファレンス）が必要になる。しかしながら、彼女が映画に関心を示していないように、映画に関する嗜好が必ずしも獲得出来るとは限らない。そこで近年、あるジャンル（ドメイン）の推薦を行う際に、他のドメインから得られた嗜好を活用するといった、クロスドメイン推薦 [1] という技術が注目されてきている。例えば、この技術を「小説」と「映画」のドメイン間で適用すると、映画ドメインから「ミステリー」などといった嗜好を獲得する事で、ミステリー小説などの推薦を可能にする。このようにクロスドメイン推薦は、ユーザから得られる限られた嗜好を効率よく活用し、幅広い商品を推薦出来る事から、ビジネスにおいて非常に重要な技術であるという事が窺える。

しかしながら、先述したクロスドメイン推薦の例でミステリー映画からミステリー小説の推薦が出来たのは、両ドメインの中で「ミステリー」という共通特徴量を定義する事が出来たからである。それに対し、女性ユーザの例で挙げた「ファッション」と「映画」というドメイン間では、ドメイン同士の関連性が低いため、両者の共通特徴量を定義する事が出来るとは期し難い。すなわち、ユーザにとって、関心を示すドメインと関心を示さないドメイン間に従来のクロスドメイン推薦手法を適用する事は困難であると言える。

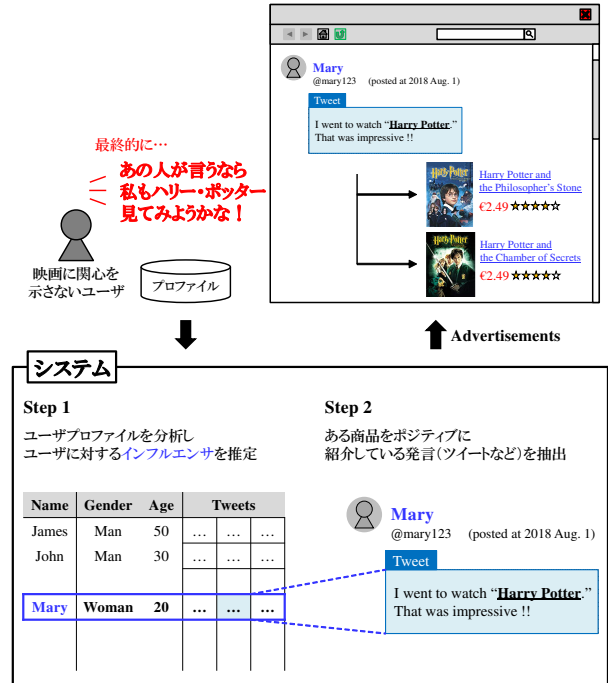


Fig. 1 インフルエンサに基づく推薦技術の概要

2 インフルエンサに基づく情報推薦

この問題に対する我々の新提案は、考えや行動に影響を与える人物を意味する「インフルエンサ」を活用した推薦技術である。例えば Fig. 1 のように、先述したファッションに関心を示す女性ユーザにとって、あるファッションモデル「Mary」はインフルエンサの一人であり、そのインフルエンサは「ハリ・ポッターの映画面白かった!」といった発言を SNS などを介して行ったとする。この時、その発言を目にしたその女性ユーザは「モデルの Mary が良いと紹介していたので、私もハリ・ポッターを見てみようかな!」と映画への興味を示すのではないだろうか。このように、ユーザが興味を示さないジャンルの商品を、そのユーザに対するインフルエンサの発言を活用しながら広告する事で、その潜在的な関心を誘発させるという事が、インフルエンサに基づく推薦技術の基本的なアイデアとなる。もし Fig. 1 のシナリオが実現出来たと仮定すると、この女性ユーザに対して、これまで興味を示してこなかった映画というジャンルへの関心を誘発させる事が出来る。さらに「ファッション」の情報を利用してインフルエンサを推定し、その人物の発言を基に「映画」を推薦する、すなわち、関連性の低いドメイン同士におけるクロスドメイン推薦も実現可能とする。

* 18096001@mmm.muroran-it.ac.jp

† 室蘭市水元町 27 番 1 号 室蘭工業大学 大学院 工学研究科

このように本研究は、推薦技術に「インフルエンサ」という新しい考え方を導入する事で、関心誘発といった社会的貢献、またクロスドメイン推薦における適用ドメインの多様化といった技術的貢献、双方へ貢献が期待出来る、非常に重要な研究になるであろう。

3 本研究の特色

まずクロスドメイン推薦の側面から本研究の特色を論述する。クロスドメイン推薦技術では、「ターゲットドメイン」と呼ばれるユーザに推薦するドメインと、「ソースドメイン」と呼ばれるターゲットドメインを推薦するためにユーザプロフィールを分析するドメインが定義される。先述した、ミステリー映画を好むユーザにミステリー小説を推薦するといったクロスドメイン推薦の例では、「映画」というジャンルがソースドメイン、「小説」というジャンルがターゲットドメインとして定義されている。

これらソースドメインとターゲットドメインの組み合わせは、Cremonesi[2]らも主張しているように、クロスドメイン推薦を行うにあたり、推薦の性能に大きな影響を与えるファクターの1つである。例えば、ターゲットドメインの商品とソースドメインの商品同士で共通特徴量を定義する事が出来る場合では、アイテム間の類似度を算出する事が出来るため、内容ベースフィルタリング[3]による推薦手法が適していると考えられている。一方で、ターゲットドメインとソースドメインについて、その両方の商品を購入したユーザが多い場合では、ユーザ間の類似度を算出する事が出来るため、協調フィルタリング[3]による推薦が適していると考えられている。これに対して、我々が想定する、関心を示すドメインと関心を示さないドメイン間を跨いだクロスドメイン推薦においては、ドメイン間の関連性はより低くなる傾向があるため、どちらにも該当しない恐れがあると危惧される。しかしながら、我々が新提案する、インフルエンサの発言に基づく推薦技術では、インフルエンサの発言内容やその影響力に、推薦の性能が依存してくるため、ドメインの組み合わせを意識せずに、多種多様なドメイン間を跨いだ推薦が良質に行えると期待出来る。

次に、関心誘発の側面から本研究の特色を論述する。小柴[4]らは情報推薦において、推薦を受ける側（ユーザ）に、推薦を行う側との関係性を示す事でその説得性を高め、推薦の性能の向上を実現した。具体的には、飲食店などが紹介されているブログの中からある記事を推薦する際、書き手がその店舗へ訪れた頻度や、その記事を見た人の中で実際にその店舗に足を運んだ人の数、そして書き手とユーザとの類似度など、「推薦の送り手に関する情報」もユーザに示す事で、推薦をより有効に作用させるという事を明らかにした。

これに対して本研究では、SNSなどの特徴でもあるカジュアルな発言、すなわち、発信者が広告や宣伝を意図していない発言に着目している。Fig. 1の例で示した「ハリー・ポッター面白かった!」という発言も、投稿者が映画業界への貢献を狙って発言したとは考え難い。このような広告や宣伝を意図していない自然な（不意な）発言が、関心の誘発にどのような影響を与えるのか、という事は未だ研究されておらず、本研究ではこの点を解明するとともに、もしそのような発言が関心の誘発に好意的な影響を与えるのであれば、様々な人物が投稿したSNSでの発言を広告に活用する技術によって、売り手はコストを掛けずに広告の数を増やす事や、露骨な広告よりも不快感無く、関心誘発に繋がる「ふとしたきっかけ」を与えるといった事にも期待出来る。

更にユーザにとってのインフルエンサの発言を用いる（根拠にする）という事は、関心の誘発だけでなく、その関心を制御する事も出来る（インフルエンサがネガティブな発言をすれば、その関心を弱める事が出来る）という事でもある。例えば、教育における関心の誘発による学習への動機づけ、医療における関心の抑制によるアルコール依存やネット依存への緩和治療など、ビジネス以外の現場においても重要な役割を果たすであろう。

4 フレームワーク検討のための諸分析

本章では、インフルエンサに基づく推薦技術のフレームワークを検討するための諸分析を行う。

4.1 関心誘発に関する分析

まずコンピュータが人の関心を誘発させるために、インターネットやSNSを活用した広告戦略という側面から、2種類のマーケティング戦略を分析する。

- インフルエンサ・マーケティング

これは、あるコミュニティに対してある商品やサービスの売り込みを試みた時、そのコミュニティ内におけるオピニオンリーダーがポジティブにその商品を紹介する事で、コミュニティ内に効率よく好意的な口コミが拡散され、購入意欲の向上や良質なブランディングに繋げる戦略である。「美容ならばこの人」「旅行ならばこの人」というように、分野によって誰に影響されるかが異なってくるという事も特徴の1つとされている。

- バズ・マーケティング

バズとは口コミを意味するマーケティング用語の事であり、不特定多数のユーザが、ある商品やサービスを話題にしている状態を造り出し、多くのユーザの注目を集める事で、関心を誘発させたり、認知に繋げる戦略である。この戦略には、情報の発端が明確な場合もある一方、発信者が誰かという事が不明確な場合（このような情報の伝播モデルはシミュラクル型と呼ばれている）も存在する。

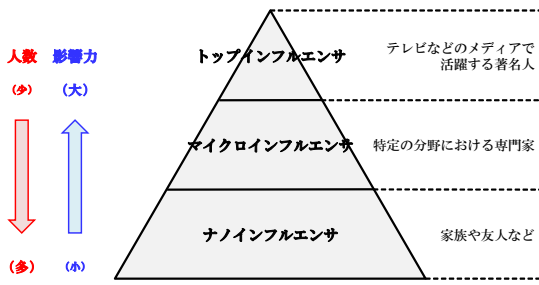


Fig. 2 インフルエンサの階層構造

4.2 インフルエンサに関する分析

次にコンピュータが「インフルエンサ」を扱うために、インフルエンサとはどういった人物を指すのかを分析する。我々で調査を進めると、インフルエンサには階層構造が存在しており、その階層別のインフルエンサを場合ごとに使い分ける事がインフルエンサ・マーケティング(4.1節)における今後の課題とされていた。インフルエンサの階層構造がまとめられた論文や書籍を我々で確認する事が出来なかったため、独自の観点からそれらをまとめた。

我々は、Fig. 2のようにインフルエンサの種類を第1階層(最上部の階層)から順にトップインフルエンサ、マイクロインフルエンサ、ナノインフルエンサと3階層に定義した。まずトップインフルエンサには、テレビなどのメディアで活躍する芸能人などが該当する。彼らのような人物の数は少ないが、その1人1人の発言には非常に大きな影響力があるとされている。次にマイクロインフルエンサには、人気ブロガーや人気YouTuberなど、特定の分野における専門家などが該当する。彼らはある特定のコミュニティや特定の分野においては強い発言力を持つとされている。最後にナノインフルエンサには、例えば、友人や家族などのような実生活において自分と関わりが深い人物が該当する。その一方で、バズ・マーケティング(4.1節)のようにユーザの関心を誘発させた人物が、不特定多数であった場合では、彼らもナノインフルエンサであるという考え方も出来る。このようにナノインフルエンサは、その発言力こそ小さいものの、多種多様なタイプの人物がなりうる事が窺える。

4.3 人の言動の影響力に関する分析

最後にインフルエンサを論述する上で欠かせない「影響力」について、人の言動が無意識に動かされる心理的反応という側面から分析する。我々は、R. B. Cialdini[5]の意見を参考に、6種類の行動心理を調査しまとめた。

1. 返報性 (Reciprocation)

これは、他者から何か恩恵を受けた時、それを何らかの形で返さなければならないと思う心理である。

2. コミットメントと一貫性 (Consistency)

これは、一度宣言した事が後から取りやめづらくなり、行動するしかなくなってしまう心理である。

3. 社会的証明 (Social Proof)

これは、周りの大半が、ある物事に同意する事で、自分も同意せずにはいられなくなる心理である。

4. 権威 (Authority)

これは、自分より立場が上の人物や、優れた肩書を持った人物の言動には、同意してしまう心理である。

5. 好意 (Liking)

これは、自分が好意を抱く、または憧れている人物の言動には、同意してしまう心理である。

6. 希少性 (Scarcity)

これは、限定的または一時的な機会しかない物事は、良いものに違いないと思ってしまう心理である。

5 システムプロトタイプ

我々は、これまでの分析を基に、インフルエンサ・マーケティング(4.1節)、及びバズ・マーケティング(4.1節)を技術で模倣した広告システムのプロトタイプを研究開発し、その広告効果を検証するという事を本稿の目的として定めた。但し本稿では、広告するターゲットのジャンルは「映画」とする。以降は本プロトタイプシステムの概要を説明する。

Fig. 3には、ユーザへの広告画面の例を示した。本プロトタイプシステムでは、Fig. 3のように、出力(A)、出力(B)、出力(C)の3つを1セット(1つの映画の広告)としてユーザに表示している。出力(A)は映画の基本的な情報を広告している部分であり、広告のコアである。一方で、5.1節より説明する、出力(B)、及び出力(C)は、その広告映画に対するユーザの関心をより誘発させるための出力という位置づけとなる。以降より、それぞれの出力についての詳しい説明を行うが、本システムは、出力(B)、出力(A)、出力(C)の順に処理されるため、本稿でも同様の順序で論述する。また、これら3つの処理フローの中で、広告される映画タイトルは、出力(B)の処理で決定される。

5.1 インフルエンサの発言

ここでは、Fig. 3の出力(B)に該当する、ある映画をポジティブに紹介しているようなある人物の発言を表示する。我々は、この発言に「ユーザが好む著名人の発言」を適用する事で、権威(4.3節)と好意(4.3節)の行動心理を活用した、インフルエンサ・マーケティング(4.1節)を簡易的に再現出来るのではないかと考えた。

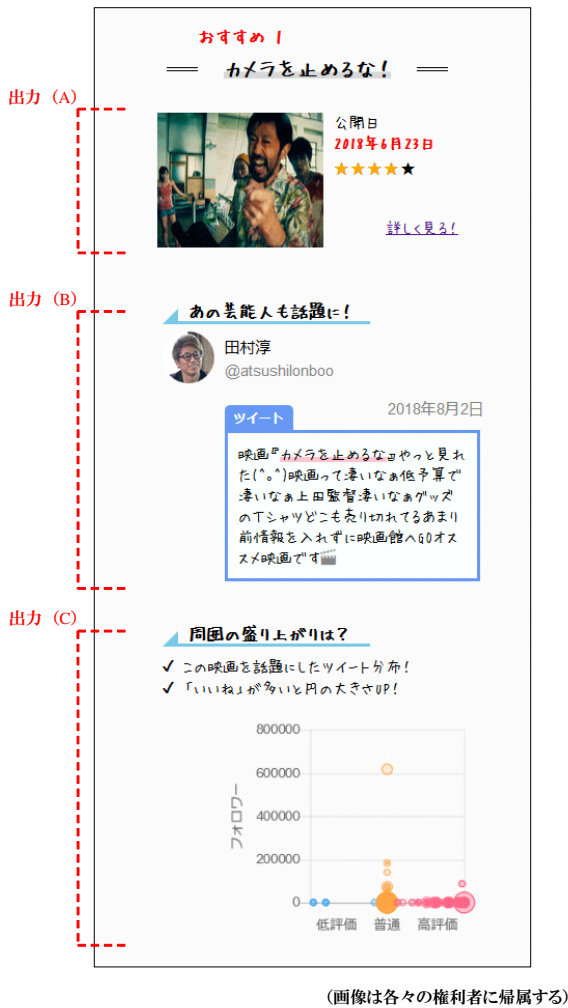


Fig. 3 プロトタイプの広告例

5.1.1 発言データの収集

本稿では、ある映画をポジティブに紹介しているような著名人の発言として、Twitter でのつぶやき（ツイート）を利用した。まず、著名人の Twitter アカウントが、12 カテゴリーに分類されまとめられている、TwiNavi¹ という Web サイトを用いて、フォロワ数 1 万人以上を持つ著名人の Twitter アカウントを取得する。次に、Twitter アカウントごとに最新のツイートが最大 100 件までまとめられている、TwiLog² という Web サイトを用いて、取得した著名人アカウントの最新のツイート（他アカウントへの返信を除く）を 100 件取得する。但し、ツイート内に含まれている、任意のサイトへのリンクや画像 URL などは除外した。最終的に取得したアカウント数とツイート数は Table 1 に示した。さらに本システムでは、ユーザが Table 1 に従った 12 種類のカテゴリの中から好きな 1 つを選ぶ事が出来、そのカテゴリに属するアカウントを、そのユーザに対するインフルエンサ候補としている。

Table 1 取得ツイート数

カテゴリ	アカウント数	ツイート数
お笑い	209	10925
テレビ	210	12935
アイドル	77	5062
ドラマ	68	3665
スポーツ	81	4403
政治	58	4183
音楽	384	21841
芸術	40	2455
小説・漫画	85	3764
WEB・ビジネス	91	4903
社会情勢	49	3047

2018 年 8 月 13 日 取得

5.1.2 映画紹介ツイートの選抜

ここからは、本稿で実装した、インフルエンサ候補のツイートから、ある映画に対してポジティブに紹介しているようなツイート（以降、映画紹介ツイート）を抽出する処理を示す。

我々は、全 T 個のインフルエンサ候補のツイート集合 t_i ($i = 1, 2, \dots, T$) の中に含まれる、あるツイート t_i が映画紹介ツイートとして相応しいかどうかを示す関数 $score(t_i)$ を定義した。この関数 $score(t_i)$ は、0.0 以上 1.0 以下の値を取り、0.0 に近づけば近づくほど、そのツイート t_i は映画紹介ツイートとして相応しくない事を示す。一方で、1.0 に近づけば近づくほど、そのツイート t_i は映画紹介ツイートとして相応しい事を示す。我々は、関数 $score(t_i)$ を高める、すなわち、あるツイート t_i が映画紹介ツイートとして相応しいと言える条件として、以下の 4 つを定めた。

- 映画タイトルが含まれている事
- その映画に対して肯定的な評価がされている事
- 投稿時間が新しい事
- 投稿者に発言力がある事

以降では、これら 4 つの条件の詳細を論述する。

(i) 映画タイトルの有無

あるツイート t_i が映画紹介ツイートとして相応しいと言える条件の 1 つ目は、そのツイート t_i の中で、ある映画が話題にされていないといけないという事である。すなわち、そのツイート t_i の中に映画タイトルが含まれていなければならない。従って、あるツイート t_i の中に映画タイトルが含まれているかどうか (Includes Movie) を示す関数 $IM(t_i)$ を定義した。この関数 $IM(t_i)$ は、以下の式のように 0.0 または 1.0 のいずれかの値を取り、0.0 の値を取る時は、ツイート t_i の中に映画タイトルが含まれていない事を示す。

¹ <https://twinavi.jp/>
² <https://twilog.org/>

一方で、1.0 の値を取る時は、ツイート t_i の中に映画タイトルが含まれている事を示す。

$$IM(t_i) = \begin{cases} 1.0 & (\text{includes a movie title}) \\ 0.0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

但し本稿では、あるツイートに映画タイトルが含むかどうかを、パターンマッチングによって判別し、あるツイート t_i に映画「xxx」という表現が見つかった場合、そのツイートには映画タイトルが含まれていると認識する。

(ii) 映画への評判

あるツイート t_i が映画紹介ツイートとして相応しいと言える条件の2つ目は、もし、そのツイート t_i の中に映画タイトルが含まれていた場合、ツイート t_i は、その映画タイトルに対してよりポジティブに紹介していなければならないという事である。従って、あるツイート t_i に含まれる映画は、ツイート t_i 内でどのように評価されているか (Reputation for Movie) を示す関数 $RM(t_i)$ を定義した。但し、この関数 $RM(t_i)$ は、先述した関数 $IM(t_i)$ が1.0の値を取る時、すなわち、ツイート t_i の中にある映画タイトルが含まれている時に限り算出される。この関数 $RM(t_i)$ は、0.0 から1.0 までの値を取り、0.0 に近づけば近づくほど、ツイート t_i に含まれる映画は、ツイート t_i 内でネガティブに評価されている事を示す。一方で、1.0 に近づけば近づくほど、ツイート t_i 内でポジティブに評価されている事を示す。以降は関数 $RM(t_i)$ の算出方法を示す。

本稿では、ツイート t_i に含まれるある映画が、ツイート t_i 内でどのように評価されているかを、ツイート t_i に含まれるポジティブワードやネガティブワードと、その映画タイトルとの距離に基づいて判別した。まず、ツイート t_i の中に含まれる映画を、そのツイート t_i はどの程度肯定的に評価したかを示すポジティブ性 p_i (初期値0)、及びどの程度否定的に評価したかを示すネガティブ性 n_i (初期値0) を定義する。次に、ツイート t_i を形態素解析し、そのツイート t_i の中の映画タイトルを含む文以降の文を対象に、Table 2 に従って、ポジティブワード、及びネガティブワードを探索する。ここで、ツイート t_i は、 J 個の文 s_j^i ($j = 1, 2, \dots, J$) から構成されており、さらに、文 s_j^i の中である映画タイトルが、文 s_{j+k}^i の中であるポジティブワードが出現したとする。この時、更新前のポジティブ性 p_i は、以下の式で p_i^{new} に更新される。但し式中の w は、あるツイート t_i 内の、映画タイトルを含む文章 s_j^i とポジティブワードを含む文章 s_{j+k}^i 間の距離 k が遠いほど、そのポジティブワードが映画タイトルに与えるポジティブ性を緩和させるために設けた重みを意味する (本稿では $w = 0.8$ に設定)。

$$p_i^{new} = p_i + (1.0 - p_i) \times w^k$$

Table 2 評判分析に用いた単語

ポジティブワード	ネガティブワード
最高 / 良い / 好き	最低 / 悪い / 嫌い
面白い / 楽しい	つまらない

またネガティブワード出現時も同様に以下で更新される。

$$n_i^{new} = n_i + (1.0 - n_i) \times w^k$$

あるツイート t_i のポジティブ性 p_i 、及びネガティブ性 n_i は、ポジティブワードまたはネガティブワードが出現するごとに更新され、最終的な関数 $RM(t_i)$ は、探索終了時のポジティブ性 p_i^{fin} 、及びネガティブ性 n_i^{fin} を用い、以下の式で算出する。但し、式はポジティブ性 p_i^{fin} 、及びネガティブ性 n_i^{fin} を中和させ、その値 ($\in [-1.0, 1.0]$) を0.0 から1.0の値に正規化している事を示す。

$$RM(t_i) = \frac{(p_i^{fin} - n_i^{fin}) - (-1.0)}{1.0 - (-1.0)}$$

(iii) ツイートの新しさ

あるツイート t_i が映画紹介ツイートとして相応しいと言える条件の3つ目は、なるべくタイムリーな映画を広告する事が出来るように、ツイート t_i がなるべく新しいツイートであるという事である。従って、あるツイート t_i の新しさ (Newness of Tweet) を示す関数 $NT(t_i)$ を定義した。但し、この関数 $NT(t_i)$ は、先述した関数 $IM(t_i)$ が1.0の値を取る時、すなわち、ツイート t_i の中にある映画タイトルが含まれている時に限り算出される。この関数 $NT(t_i)$ は、デフォルト値 D (本稿では $D = 0.2$ に設定) から1.0までの値を取り、デフォルト値 D に近づけば近づくほど、ツイート t_i がより古いツイートである事を示す。一方で、1.0 に近づけば近づくほど、ツイート t_i がより新しいツイートである事を示す。以降は関数 $NT(t_i)$ の算出方法を示す。

まず、映画タイトルが含まれる T_m 個のツイート集合 t_i ($i = 1, 2, \dots, T_m$) の新しさを等差的に表現するために、その公差 d を以下の式で算出する。

$$d = \frac{1.0 - D}{T_m - 1}$$

次に、映画タイトルが含まれる T_m 個のツイート集合 t_i ($i = 1, 2, \dots, T_m$) をそれらの投稿日に従って並び替え、その順位 $r_i \in \{1, 2, \dots, T_m\}$ に従って、関数 $NT(t_i)$ は以下の式で算出される。但し、 $r_i = 1$ はツイート t_i の投稿日が T_m 個のツイート集合の中で最も早かった事を示す。

$$NT(t_i) = D + d \times (T_m - r_i)$$

(iv) 投稿者の発言力

あるツイート t_i が映画紹介ツイートとして相応しいと言える条件の4つ目は、そのツイート t_i の投稿者の発言力が十分であるという事である。従って、あるツイート t_i の投稿者が発言力のある人物かどうか (Influence of Person) を示す関数 $IP(t_i)$ を定義した。但し、この関数 $IP(t_i)$ は、先述した関数 $IM(t_i)$ が 1.0 の値を取る時、すなわち、ツイート t_i の中にある映画タイトルが含まれている時に限り算出される。この関数 $IP(t_i)$ は、0.0 から 1.0 までの値を取り、0.0 に近づけば近づくほど、ツイート t_i の投稿者の発言力が低い事を示す。一方で、1.0 に近づけば近づくほど、ツイート t_i の投稿者の発言力が高い事を示す。以降は、その算出方法を示す。

本稿では、あるツイート t_i の投稿者の発言力は、その投稿者のフォロワ数に依存するという仮説を立てた。そこで、映画タイトルが含まれる T_m 個のツイート集合 t_i ($i = 1, 2, \dots, T_m$) の各アカウントフォロワ数 f_i (≥ 0) と、それらの最大値を f_{max} ($\neq 0$) を用い、以下の式で関数 $IP(t_i)$ を算出した。

$$IP(t_i) = \frac{f_i}{f_{max}}$$

5.1.3 広告映画の決定

ここでは、出力 (B) で表示されるツイートの最終的な決定方法を論述する。まず、インフルエンサ候補 (ユーザが選択したカテゴリに該当する著名人) のツイート中の、映画タイトルが含まれる T_m 個のツイート集合 t_i ($i = 1, 2, \dots, T_m$) に対して、映画紹介ツイートとしての相応しさを示す関数 $score(t_i)$ を以下の式で算出する。

$$score(t_i) = IM(t_i) \times RM(t_i) \times NT(t_i) \times IP(t_i)$$

最終的にシステムは、この $score(t_i)$ のランキング上位 5 件を対象にランダムで 2 件選出し、それぞれのツイート内に含まれる映画タイトルを推薦する映画 2 件とする。但し、2 件というのは、本プロトタイプシステムが 1 つの広告ページに出力出来る映画数として我々が定めた値である。さらに、上位 2 件を用いず、ランダムで 2 件選出する理由は、本プロトタイプシステムは、ブラウザの更新やインターフェイスに組み込まれている映画切り替えボタンの押下によって、ユーザに広告される 2 件の映画が、切り替わるようにデザインされているためである。

5.2 映画の基本情報

本節では、Fig. 3 の出力 (A) を説明する。本システムは、出力 (B) に表示される映画紹介ツイートが 2 件定まると、映画ランキングや試写会情報などがまとめられている映画.com³ という Web サイトを用いて、その 2 件の映画ページにアクセスし、公開日や評価レーティングなどを取得し出力 (A) を生成する処理を行う。

³ <https://eiga.com/>

Table 3 アンケートの質問

Q	質問内容
1	この広告はその映画への関心を高める
2	この広告は有用な情報を与えてくれる
3	この広告は分かりやすい
4	この広告は説得力がある
5	この広告は好きだ

5.3 ツイート分布

本節では、Fig. 3 の出力 (C) を説明する。本システムは、2 件の広告映画に対して、周囲の盛り上がり (その映画の話題性) を表示する事で、社会的証明 (4.3 節) の行動心理を活用した、バズ・マーケティングを簡易的に再現出来るのではないかと考えた。我々は、その映画を話題にしている不特定多数のツイートの数や発言内容を可視化する事で、その映画に対する周囲の評価や活気をユーザに伝えた。

システムはまず、2 件の広告映画に対して、TwitterAPI を用いて、映画タイトルをキーワードに、最大 1500 件のツイートとそれらに付与された「いいね」の数 (ツイート内容に共感した人数)、及びそれらのツイートの投稿者が持つフォロワ数を取得する。次に、ツイート t_i がその映画に対してどのような評価をしているかを示す関数 $RM(t_i)$ を、取得されたツイート全てに対して算出する。最後に、縦軸にフォロワ数、横軸に関数 $RM(t_i)$ のツイート散布図を生成する。但し、散布図の各要素 (各ツイート) の大きさは、それらのツイートに付与された「いいね」の数に従って 4 種類に定まる。

6 広告効果に関する実験

6.1 実験概要

本実験は、36 人の被験者を対象に 2018 年 8 月 29 日から 2018 年 9 月 3 日までの期間に実施された。回答者 36 人の性別内訳は男性が 32 人、女性が 4 人であり、年齢内訳は、10 代が 3 人、20 代が 31 人、30 代が 1 人、50 代が 1 人であった。また実験前、回答者には映画に関する関心の有無 (有り 23 人、無し 13 人) を回答してもらった。本実験ではまず、2 つ映画 (5.1.3) が広告されている 3 種類の Web ページを閲覧してもらう。1 種類目の広告⁴ では、Fig. 3 の出力 (A) のみが表示される。2 種類目の広告⁵ では、Fig. 3 の出力 (A) と出力 (B) が表示される。3 種類目の広告⁶ では、Fig. 3 の出力 (A) と出力 (C) が表示される。次にそれぞれの広告に対して、Table 3 に示されている 5 つの質問を、1 が最低点、5 が最高点の 5 段階で回答してもらう。

⁴ <http://www3.muroran-it.ac.jp/wits/~arasawa/iphs18/1/>

⁵ <http://www3.muroran-it.ac.jp/wits/~arasawa/iphs18/2/>

⁶ <http://www3.muroran-it.ac.jp/wits/~arasawa/iphs18/3/>

Table 4 広告1の広告効果（出力（A））

質問 映画への関心	Q1		Q2		Q3		Q4		Q5	
	あり	なし	あり	なし	あり	なし	あり	なし	あり	なし
標本平均	2.35	2.23	2.35	2.23	2.87	2.69	2.22	1.77	2.26	2.46
標準偏差	1.31	1.19	1.37	1.12	1.42	1.14	1.14	0.70	1.11	1.08
最頻値	1	1	1	2	4	2, 3	1	2	1	2
高評価占有率	0.26	0.23	0.26	0.23	0.43	0.23	0.17	0.00	0.17	0.23
母平均の差の有意確率	0.80		0.80		0.71		0.22		0.61	

Table 5 広告2の広告効果（出力（A）+出力（B））

質問 映画への関心	Q1		Q2		Q3		Q4		Q5	
	あり	なし	あり	なし	あり	なし	あり	なし	あり	なし
標本平均	3.35	3.08	3.26	2.85	3.30	3.38	3.17	3.00	3.22	3.00
標準偏差	1.17	1.44	1.15	1.35	1.20	1.21	1.13	1.24	1.06	1.18
最頻値	4	4	4	4	4	4	4	4	3, 4	3, 4
高評価占有率	0.57	0.54	0.52	0.46	0.57	0.54	0.52	0.54	0.43	0.38
母平均の差の有意確率	0.55		0.35		0.85		0.68		0.59	

Table 6 広告3の広告効果（出力（A）+出力（C））

質問 映画への関心	Q1		Q2		Q3		Q4		Q5	
	あり	なし	あり	なし	あり	なし	あり	なし	あり	なし
標本平均	2.65	2.69	2.70	2.69	2.39	2.15	2.83	2.77	2.26	2.08
標準偏差	1.31	1.14	1.33	1.07	1.34	1.03	1.43	1.05	1.15	1.14
最頻値	1	3, 4	1, 4	2, 4	1	2	1	3, 4	1	1
高評価占有率	0.30	0.31	0.35	0.31	0.30	0.15	0.39	0.31	0.13	0.08
母平均の差の有意確率	0.93		0.99		0.59		0.90		0.66	

6.2 実験結果と考察

3種類の広告（以降、広告1、広告2、広告3）に関する広告効果の検証結果を、実験前に回答してもらった映画への関心の有無に基づき、Table 4、Table 5、Table 6に示した。但し有意確率は、等分散を仮定したt検定によって算出した。また高評価占有率は、5段階評価のうち、4または5を選択した回答者の割合を示している。

Table 4、Table 5、Table 6の標本平均、最頻値、高評価占有率に着目すると、広告2は、その他の広告と比較して、その広告効果が優れているように窺える。その証明として、Fig. 4に、回答者のもともとの映画への関心の有無を考慮しなかった場合の、それぞれの広告に対する、各質問への回答の標本平均を示した。回答者の映画への関心の有無を考慮しなかったのは、Table 4、Table 5、Table 6の有意確率に着目した時、全ての有意確率において有意水準0.05を下回るものが無かった事から、それぞれの広告の広告効果として、もともと映画に関心がある回答者の回答と、そうでない回答者の回答との間に特に有意差が認められなかったためである。

Fig. 4で、広告2を広告1と比較すると、広告2は、関心誘発（Q1）、有用性（Q2）、説得力（Q4）、広告に対する好意（Q5）に関する項目で広告1よりも優れており、有意水準0.01で有意差が認められた。さらに、広告2の説得力（Q4）に関しては広告1よりも特に優れており、有意水準0.001でも有意差が認められた。これは、ユーザが好むジャンルの著名人の発言や、その発言になるべくその映画をポジティブに紹介している発言を利用した事で、好意（4.3節）と権威（4.3節）の行動心理を活用したインフルエンサ・マーケティング（4.1節）の広告戦略を、簡易的にはあるが技術で再現されたからではないかと考察出来る。結果として、映画の基本情報に加え、広告閲覧者に対するインフルエンサのポジティブな紹介も表示する事は、目的であった関心誘発に効果的であったと評価出来る。

しかしながら、広告2の分かりやすさ（Q3）に関しては、広告1と比較し向上はしていたものの、その有意差は認められなかった。これに関して、広告1は映画の基本情報のみを表示する非常にシンプルな出力であり、その分かりやすさ（Q3）は、その他の質問と比較して、良

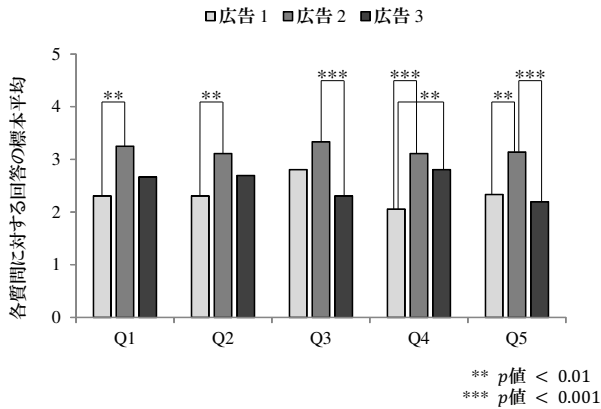


Fig. 4 各質問に対する回答の標本平均

い結果が得られていた事が、広告2の分かりやすさ(Q3)との間に有意差が認められなかった要因とも考えられる。しかしながら我々は、広告2のようにツイート投稿者とそのツイートのみを表示するだけでは、「その人物の発言の影響力」が伝えきれなかったため、分かりやすい広告と認識されなかったのではないかと分析している。今後は、表示されたツイートの発言力やその根拠を算出し、それをユーザに分かりやすく認知させる事が出来るシステムデザインを再検討する必要がある。そのためにはより精密にその投稿者について分析しなければならない。

本稿では、ユーザが好む著名人のジャンルに該当する、全ての人物をインフルエンサ候補としたり、インフルエンサの発言力をそのフォロワ数のみで算出したりと、インフルエンサの推定に関するフェーズを簡易的にモデリングしてしまったが、本来、ある人物がインフルエンサになりうる条件というのは複雑に存在するはずである。例えば、その人物は推薦するジャンルに対して、どれほど専門的な知識を有するか、またその人物がユーザだけでなく、周囲からもどれほど好意的に思われているかなど、こういった要素をインフルエンサの種類(Fig. 2)ごとに適切にモデリングする事が今後の課題となる。

続いて、広告3の広告効果を分析する。Fig. 4で、広告3を広告1と比較すると、広告3が広告1よりも優れていた項目は、説得力(Q4)のみであり、有意水準0.01で有意差が認められた。これについて我々で、いくつかの映画に関するそのツイート分布を確認した所、低評価ツイートが目立つ散布図はあまり見受けられなかった。従って、多くの回答者は、高評価ツイートが目立った散布図が表示された広告を閲覧した事で、その映画が推薦された事に説得力を感じたのではないかと分析出来る。しかしながら、この広告3では、関心誘発(Q1)に関して、広告1と比較し向上していたものの、その有意差は認められなかった事から、我々の狙いであった社会的証明(4.3節)の行動心理を活用したバズ・マーケティング(4.3節)は再現しきれなかったと分析する。

この原因としては、Fig. 4からも分かるように、広告3の分かりやすさ(Q3)と好意(Q5)が不十分であった事が挙げられる。本稿では、関心誘発のために狙った社会的証明(4.3節)の行動心理を、不特定多数のツイート分布で表現したが、この表現に対する分かりやすさ(Q3)、好意(Q5)はどちらも広告1や広告2と比較して劣っており、広告2と比較した時では、有意水準0.001で有意差が認められている。今後は、不特定多数の中でも、なるべくユーザとの類似度が高い人物や、著名人の発言への反応(リツイートやいいね)を考慮するなど、ナノインフルエンサ(4.2節)の属性や発言以外の行動にも着目しながら、その映画に対する周囲の評価や活気をユーザに伝える手段を再検討する。

7 まとめ

本稿では、情報推薦技術に「インフルエンサ」という新しい考え方を導入するという提案を行った。そこで実世界において、人が関与して関心を誘発させる2つの広告戦略でもある、インフルエンサ・マーケティングとバズ・マーケティングを再現したプロトタイプモデルを開発し、その広告効果に関する検証を行った。その結果、単純な映画の紹介に加え、それがユーザにとってのインフルエンサが話題にしている映画であるという事を伝える事に好意的な有意差を確認する事が出来た。但し、インフルエンサ・マーケティングを再現した広告も、バズ・マーケティングを再現した広告も、その分かりやすさという面で課題を残した。今後は、これらの広告戦略をさらに精密に再現するだけでなく、ユーザにそれらを明瞭に伝えるためのシステムデザインを再検討する。

参考文献

- [1] 深澤佑介, 太田順, “クロスドメインの情報推薦に関するサーベイ,” アカデミック・リソース・ガイド Web インテリジェンスとインタラクション研究会 ARG WI2, No.25 (2012).
- [2] P. Cremonesi, A. Tripodi, and R. Turrin, “Cross-domain recommender systems,” Proceedings of the 2011 IEEE 11th International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW’11), pp.496–503 (2011).
- [3] D. Jannach, M. Zanker, A. Felfering, G. Friedrich, “情報推薦システム 入門,” 共立出版 (2012).
- [4] 小柴 等, 相原健郎, 小田 朋宏, 星 孝啓, 松原 伸人, 森 純一郎, 武田 英明, “説得力に基づく情報推薦手法の提案: 送り手の属性に着目したモデルと検証,” 情報処理学会論文誌, Vol.51, No.8, pp.1452–1468 (2010).
- [5] R. B. Cialdini, “影響力の武器,” 誠信書房 (2014).