

ソーシャルメディアの口コミ拡散を利用した オンラインメディアの集客戦略

○周 劼亮 山田 隆志 寺野 隆雄 (東京工業大学)

How to attract Customers to your website with word-of-mouth communication in social media

*J. Zhou, T. Yamada and T. Terano (Tokyo Institute of Technology)

概要— ソーシャルネットワークサービス(SNS)を利用した口コミ拡散をオンラインメディア運営に適用したバイラルメディアと呼ばれる新しいメディア形態が注目されている。しかし、その運営手法に関する分析は少なく、運営者にとって効果的な運営戦略の検討は重要な課題になっている。本稿では、バイラルメディアの運営プロセスのモデル化とシミュレーションを行い、複数メディアの集客競合下における分析で、バイラルメディア方式の特徴分析と効果を発揮する条件を探る。

キーワード: SNS 口コミ拡散, バイラルマーケティング, 集客戦略

1 研究背景

近年、ソーシャルネットワークサービス(Social Network Service: SNS)を利用したバイラルマーケティング手法が注目を浴びており、その手法をオンラインメディアに適用したバイラルメディアと呼ばれる新しいメディア形態が出現している¹⁾。バイラルメディアはソーシャルメディアを利用してオンラインコンテンツを拡散することにより、爆発的に自社が運営するメディアサイトへのトラフィックを獲得する。2013年後半から米国で急速な成長を遂げており、代表的なバイラルメディアサイトの「BuzzFeed」は2013年に入り月間訪問者数が1.3億人を記録し、既存メディアを凌ぐ存在となっている²⁾。また、既存メディアもバイラルメディアの運営手法を取り入れるなど、バイラルメディア方式が重要視されている³⁾。その一方で、従来型のオンラインメディアと比べると参入コストが低い為、現状では数多くのバイラルメディアが乱立しており、生き残りをかけた競争が白熱化している⁴⁾。

従来型のオンラインメディアとバイラルメディアにどのような違いがあるのかTable 1に示す。

Table 1: 従来型メディアとバイラルメディアの違い

	Traditional Media	Viral Media
記事の伝播方式	ブロードキャスト型	SNS 上拡散
宣伝コスト	高	低
マーケティング方式	SEO	SMO

記事の伝播方式としては、従来型オンラインメディアはブロードキャスト型にトップダウンでターゲット

ユーザに自社の記事の配信を行っている一方、バイラルメディアは初期ターゲットユーザにコンテンツを配信し、主にユーザ間の口コミ拡散を通じて、記事を拡散させる。主要なマーケティング手法の違いとしては、従来型メディアは自社の記事がいかにサーチエンジンの上位に表示されるかを最適化する(Search Engine Optimization: SEO)一方、バイラルメディアは、自社コンテンツがいかにソーシャルメディアコミュニティに拡散されるか(Social Media Optimization: SMO)に着目している。

2 研究目的

バイラルメディアを代表とする次世代メディア産業における運営者間競争が加速している。オンラインメディア事業者にとって、適切な運営戦略の分析や検討は自社が生き残り、利益をあげるための重要な課題になっている。よって、本研究では、バイラルメディアサイトが集客を行う一連のプロセスのモデル化に取り組み、バイラルメディアの運営戦略の分析を可能にするシミュレーションモデルの構築を行う。モデル化にあたり、本稿では環境とエージェントの特性を自由に設計できるといわれているエージェントベースシミュレーション(Agent-Based Simulation; ABS)を用いる。

本稿では、主に従来型オンラインメディアとバイラルメディア方式の比較を行い、バイラルメディアの特徴分析とバイラルメディア方式が効果を発揮する施策や環境の提示を行うことを目的とする。

3 関連研究

バイラルメディアは、バイラルマーケティングの手法をオンラインメディアサイトに適用している。本章では、バイラルマーケティングの関連研究について述べる。Delre et al.⁵⁾はABMを用いて、新商品のプロモーション戦略についての報告をしている。Axel・Arndt⁶⁾はABMを用いて、Facebookにおけるバイラルマーケティングのマーケティング指標の変化の分析をしている。これらの研究はいずれもコンテンツの性質

に着目していない為、コンテンツ内容が集客に大きな影響を与えるオンラインメディアサイトの分析には十分でないといえる。それに対し、本研究での提案モデルは、ユーザの属性と普及するコンテンツの属性を詳細に定義している為、コンテンツ普及におけるコンテンツ内容やコンテンツ間の競争がオンラインメディア運営に与える影響を分析することが可能になる。

4 提案モデル

本モデルでは、高頻度で閲覧されるコンテンツを掲載している2社のオンラインメディアサイトにおける競争を前提としている。Fig.1は構築モデルの全体像である。モデルにはオンラインメディアエージェントと消費者エージェントの2種類のエージェントが存在する。

オンラインメディアエージェントは、ユーザのアクセス数を増やすために1期(数ステップ)ごとに自社サイトが作成するコンテンツの投入・変更やコンテンツを宣伝する対象の選択を含むマーケティング活動を行う。

消費者エージェントは各ステップにおいて自身の行動規則に従い、コンテンツの閲覧、拡散を行う。各エージェントの行動ルールをFig.2に示す。

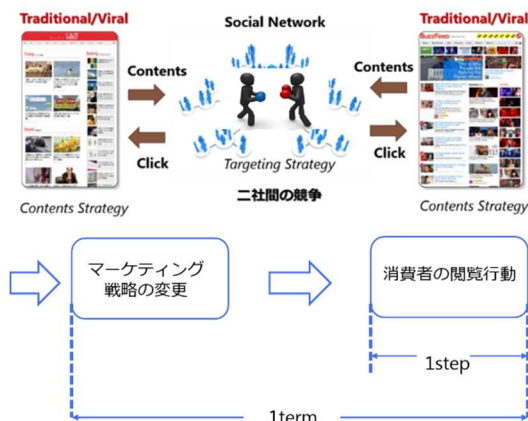


Fig. 1: モデルの全体図

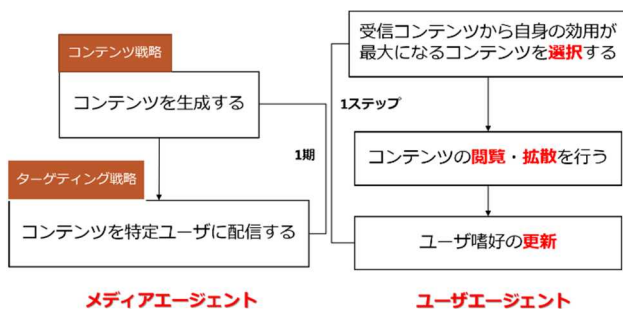


Fig. 2: エージェントの行動ルール

メディアエージェントは1)自社のコンテンツ戦略に基づき、コンテンツを生成し、2)生成したコンテンツをターゲティング戦略に基づき特定ユーザに配信する。消費者エージェントは受信したコンテンツの中から自身の効用が最大になるコンテンツの選択を行い、コンテンツの閲覧や拡散、嗜好の更新を行う。

4.1 メディアコンテンツ

ここでは、メディアコンテンツを N 次元の文字ベクトルで表現する。この手法は、自然言語処理や情報検索の分野で Bag-of-words model⁷⁾と呼ばれ、ドキュメント分類等に幅広く使われている。メディアコンテンツのセグメント化のイメージ図を Fig. 3 に示す。

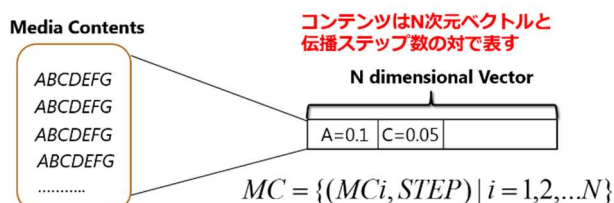


Fig. 3: メディアコンテンツのセグメント化

メディアコンテンツを N 次元の文字ベクトルと伝播ステップ数(STEP)の対で表現する。MC_iは単語 i の特徴値[0,1]で、STEP をコンテンツ生成からの経過ステップとする。

4.2 消費者エージェント

消費者エージェントの嗜好を記述する為、上記のメディアコンテンツの定義と同様キーワードのセグメント集合 $UP = \{UP_i | i = 1,2 \dots N\}$ の定義を行う。UP_iはユーザ属性 i の特徴値である。エージェントのコンテンツへの受け入れ度合いをエージェントのコンテンツに対する効用(Utility)とする。効用はコンテンツの効用(U_c)およびソーシャル効用(U_s)の重み(W_i)付和から下の式で表す。

$$Utility = W_i U_c + (1 - W_i) U_s$$

その内コンテンツの効用 U_c をユーザ嗜好ベクトルとコンテンツベクトル間の類似度と定義する。

$$U_c(i) = \cos(MC, UP) \quad U_c \in (0,1)$$

ソーシャル効用を Rand らが提唱する情報拡散モデルを用いて以下の様に定義する。

$$U_s(t) = \frac{n_a(t)}{n} \quad U_s \in (0,1)$$

$n_a(t)$ はステップ t 時に隣接ノードから受信したコンテンツ a の数で、 n は隣接ノード数とする。

本モデルではユーザが従来型メディアから受信し

たコンテンツに対する受け入れ度（効用）はコンテンツ効用のみを考慮し、ソーシャル効用は考慮しない。バイラルメディアから受信したコンテンツに対する受け入れ度（効用）をコンテンツ効用及びソーシャル効用の両者を考慮し決定する。

また、SNSにおける消費者間のつながりとして、少数のユーザが多く繋がりを持ち、大多数のユーザが少ない繋がりを持つスケールフリー性が存在することが多くの研究で報告されている。よって、本モデルではこの特徴を持つ Barabasi-Albert グラフをエージェント間の静的ネットワーク構造とし、SNSでのネットワークを近似し、シミュレーションを行う。

4.2.1 コンテンツの選択と閲覧

コンテンツを受信したユーザエージェントは必ず一つのみのコンテンツを閲覧すると仮定する。複数のコンテンツを受信したエージェントは、以下の式のルーレット選択によるコンテンツ間の選択を行い、選択されたコンテンツが掲載するサイトへの訪問を行い、コンテンツの閲覧を行う。

$$P_k = \frac{Utility_k}{\sum_{i=1}^N Utility_i}$$

$Utility_k$ はユーザ k の効用値とする。

4.2.2 コンテンツの拡散

ソーシャルネットワーク内のユーザエージェントは一定の条件の下、自身の友達にコンテンツの共有拡散を行うことができる。本モデルでは、Christian⁸⁾のモデルを基に各エージェントの情報拡散コスト (C_i) を定義し、以下の式を用いて選択されたコンテンツを拡散するかを決定する。

$$\delta = \begin{cases} 1, & Utility_i - C_i > 0 \\ 0, & Utility_i - C_i \leq 0 \end{cases}$$

4.2.3 ユーザ嗜好の変化

本モデルでは、ユーザ間の影響や、外部環境の変化によって、ユーザの嗜好が変化をするプロセスのモデル化を行う。ユーザのソーシャル関係がユーザの嗜好変化に与える変化をローカルエフェクトとし次のように定める。

$$UP_k^i = UP_i + \sum_{j \in S} \alpha_t (MC_{kd}^j - UP_{kd}^i)$$

UP_k^i は User i のキーワード k の特徴値。 α_t は現在ステップにおける α の値。 S をユーザ i とつながりのあるユーザ集合とする。

なお、現実社会においてより新しい情報ほどユーザは興味を持ち、時間の経過に伴い飽きてくるというプロセスを再現する為、ローカルエフェクト係数 α を以下の指数関数的減衰関数で記述する。

$$\alpha_t = \alpha_0 e^{-\gamma t}$$

α_t はステップ t における α の値。 α_0 は α の初期値 $step$ は経過ステップ数。 γ は減衰係数でここでは 1 を取る。

同じく、マスコミの影響や世間の流行等外部のグローバル環境がユーザ嗜好に与える影響をグローバルエフェクトとし次の式で定める。

$$UP_k^i = UP_i + \beta_{step} (UP_k^{global} - UP_k^i)$$

UP_k^i は User i のキーワード k の特徴値。 β_{step} (0~1) は現在ステップにおける β の値。 UP_k^{global} はグローバル影響におけるキーワード k の特徴値である。

4.3 メディアエージェント

従来型オンラインメディアエージェントは、社会における特定人数の消費者に自社のメディアコンテンツを定期的に配信する。これは、我々が購読するメールマガジン、RSS 配信やメディアサイトの定期的な閲覧に相当する。

バイラルメディアエージェントは、SNS 内の複数ユーザを初期シードとして選択し、自社のコンテンツを配信する。これらのユーザは自発的にバイラルメディアサイトを訪問するコアユーザ、もしくはメール等の通信手段を通じてコンテンツを受信しているユーザと想定できる。

4.3.1 バイラルメディアの運営戦略

バイラルメディアエージェントは一定期間ごとに自社サイトの運営戦略を変更することが可能である。ここでは、運営戦略としてコンテンツ進化戦略とターゲティング戦略を説明する。

4.3.1.1 コンテンツ進化戦略

バイラルメディアエージェントは、自社のコンテンツを変化させ、集客をより獲得できるコンテンツの生成を行う。考えられるコンテンツ進化戦略を以下に示す。

- 1) 自社の前期の経験に基づきコンテンツを進化
- 2) 市場全体におけるヒットコンテンツを真似してコンテンツを進化
- 3) ランダムにコンテンツを進化

4.3.1.2 ターゲティング戦略

ターゲティング戦略とは、どの初期ユーザにコンテンツを配信するかを指す。w(i)の値でコンテンツ配信の優先順位を決定する。考えられるターゲティング戦略を以下に示す。

1) Degree Strategy

友達の多いユーザ順にコンテンツを流す戦略

$$w_d(i) = \frac{\text{degree}(i)}{\max(\text{degree})}$$

degree(i)はノードiの次数である。

2) Two step Strategy

二ステップ後に訪問できるユーザが多いユーザ順にコンテンツを流す戦略

$$w_t(i) = \frac{\text{twostep}(i)}{\max(\text{twostep})}$$

twostep(i)はノードiが2ステップで訪問できるノード数。

3) Average path length Strategy

平均経路長が短いユーザ順にコンテンツを流す戦略

$$w_a(i) = \frac{\max(\text{apl}) - \text{apl}(i)}{\max(\text{apl})}$$

apl(i)はノードiの平均経路長

4) Clustering coefficient Strategy

クラスタリング係数（友達の友達が友達）が高いユーザ順にコンテンツを流す戦略

$$w_c(i) = 1.0 - \frac{\text{cc}(i)}{\max(\text{cc})}$$

cc(i)はノードiのクラスタリング係数

5) Random Strategy

ランダム順にコンテンツを流す戦略。

$$w_r(i) = U[0,1]$$

6) 上記戦略の混合戦略

5 実験と考察

本稿では従来型のオンラインメディアとバイラルメディアの集客競争実験を行い、集客シェアの推移からバイラルメディアの運営方式が効果を発揮する条件を探る。本シミュレーションにおける各パラメータをTable 2のように定めた。

Table 2: シミュレーションパラメータ

パラメータ	説明
C_i	コンテンツ拡散コスト
W_i	コンテンツ効用の重み
α	嗜好変容におけるローカリエフェクト
β	嗜好変容におけるグローバルエフェクト

<i>population</i>	社会全体の人口数
<i>Traditional_ini%</i>	人口数における従来メディアコンテンツの投与人数比
<i>Viral_ini%</i>	人口数におけるバイラルメディアコンテンツの投与人数比
<i>Term_step</i>	1期におけるステップ数

5.1 定数の設定

本実験では、メディアエージェントの施策や外部環境がバイラルメディア方式に与える影響を探るため、各ユーザの性格や嗜好を一様分布から生成される定数として設定する。なお、従来型メディアとバイラルメディアは各期において、ランダムにコンテンツを生成し、ランダムにユーザを選択し、コンテンツを配信する。従来型メディアはコンテンツの効用のみを考慮するため $W_i=1$ とする。その一方で、バイラルメディアはコンテンツ、ソーシャル効用の両者を考慮する為、一様分布を用いる。この実験における各定数を下の表に示す。

Table 3: 定数の設定

項目	値
C_i	0~1 の一様分布
W_i	0~1 の一様分布;1
α_i	0~1 の一様分布
β_i	0~1 の一様分布

5.2 変数の設定

本実験では各メディア運営者が初期段階にコンテンツを投入する人数、社会全体の人口数、新しいコンテンツを生成、投入する頻度が両者間の集客シェア競争に与える影響をシミュレーションし、考察する。本実験における変数の設定を表に示す。

Table 4: 変数の設定

項目	値
<i>population</i>	100;1000
<i>Traditional_ini%</i>	90;10
<i>Viral_ini%</i>	90;10
<i>Term_step</i>	1;5;10;100

5.3 結果と考察

ここでは、シミュレーションの結果を述べる。結果におけるシェアは各社のコンテンツを閲覧した人数がコンテンツを閲覧した全人数の中で占める割合を指す。

◆コンテンツ初期投入割合の影響

Population=1000, Term_step=10の条件のもと、コン

コンテンツを初期に投入する人数の異なる組み合わせと集客シェアの関係を考察する。シミュレーション結果を下の図で示す。

◆全人口数の影響

traditional_ini% : Viral_ini%=90:10, Term_step=100 の条件のもと、異なる人口数が集客シェア推移に与える影響を観察する。その結果を以下の図に示す。

コンテンツ初期投入割合と Viral media のシェアとの関係

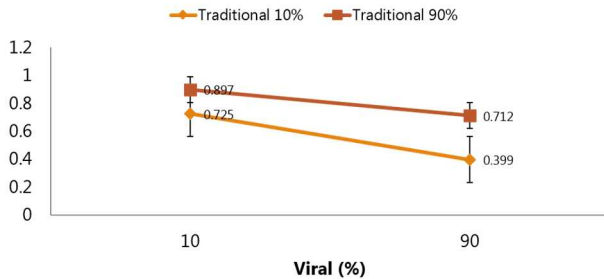


Fig. 4: コンテンツ初期投入割合とシェアとの関係

実験結果から、従来メディア、バイラルメディア共に初期投入を増やしたとき、より高いシェアを獲得できることが分かった。

◆新しいコンテンツを生成、配信する頻度の影響

Population=1000, traditional_ini% : Viral_ini%=80:20

の条件のもと、新しいコンテンツをメディア運営側が生成配信する頻度がバイラルメディアのマーケットシェア獲得に与える影響を分析する。本シミュレーションモデルでは、1期ごとに生成配信するコンテンツを更新するので、1期におけるステップ数が新コンテンツ配信の頻度となる。シミュレーション結果を下の図に示す。Fig. 5の実験結果から、バイラルメディアにとっては、コンテンツ配信頻度が低い条件下、即ち自社のコンテンツが拡散する時間を十分に設けることが自社の高マーケットシェア獲得に繋がると考えられる。

1term での step 数と Viral media のシェアとの関係

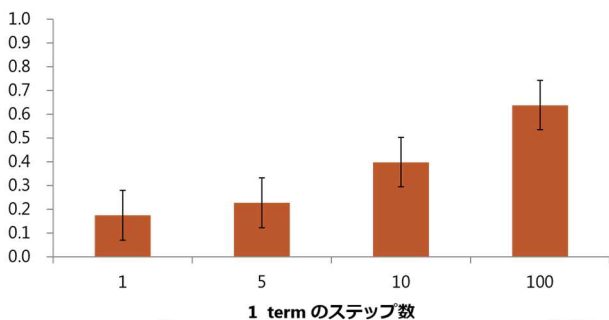


Fig. 5: 1期におけるステップ数とシェアの関係

ユーザエージェント数と Viral media のシェアとの関係

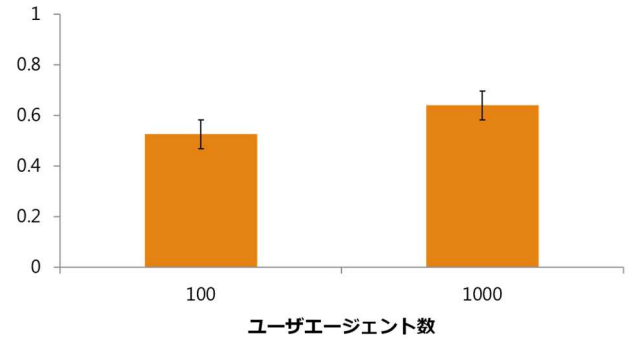


Fig. 6: エージェント数とシェアの関係

シミュレーションの結果から人口が多い社会即市場規模が大きい環境ほど、バイラルメディアの優位性が確認できた。

◆投入コンテンツの存続期間

Table 5: メディアコンテンツの平均存続期間

メディア形態	存続ステップ	標準偏差
従来型	27.82	13.73
バイラル	233.16	213.75

各メディア形態におけるメディアコンテンツの存続ステップ数を Table 5 に示す。この結果から、従来型メディアコンテンツは存続期間が比較的短くデータ全体にばらつきが少ないことが分かる。その一方で、バイラルメディアコンテンツは存続ステップが長く全データに大きなばらつきがあることが分かる。

◆投入コンテンツとユーザ嗜好間の関係

バイラルメディア運営者にとって、どのようなコンテンツを作成するとより長維持間存続できるかを考察するため、バイラルメディアコンテンツと a) 社会の平均嗜好 b) ターゲットから 1-step 内のユーザの平均嗜好 c) ターゲットから 2-step 内のユーザの平均嗜好 d) ターゲットから 3-step 内のユーザの平均嗜好との関係を観察する。

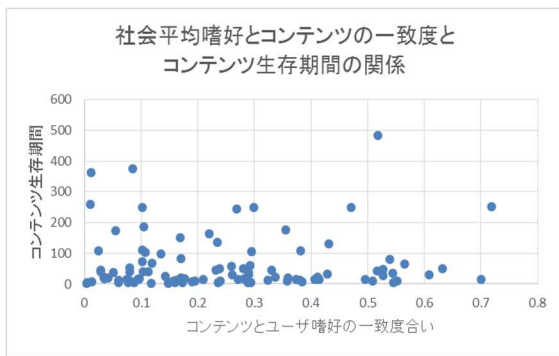


Fig. 7: 嗜好コンテンツ一致度と生存期間の関係(a)
相関係数 : 0.04

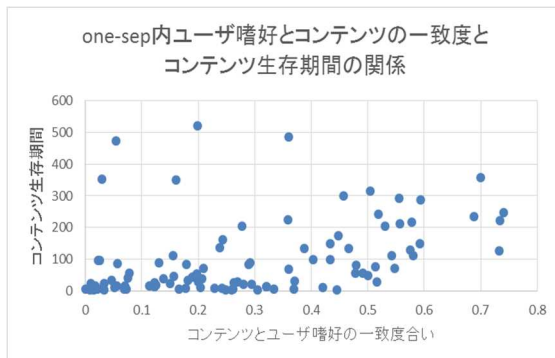


Fig. 8: 嗜好コンテンツ一致度と生存期間の関係(b)
相関係数 : 0.38

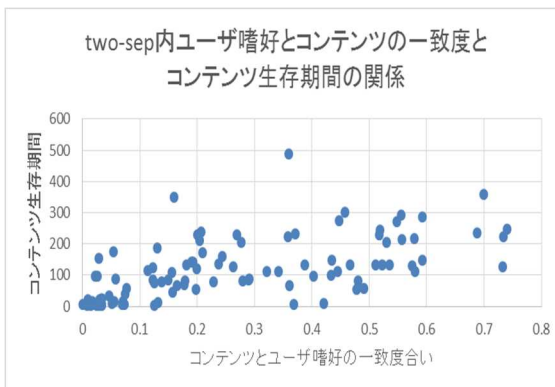


Fig. 9: 嗜好コンテンツ一致度と生存期間の関係(c)
相関係数 : 0.60

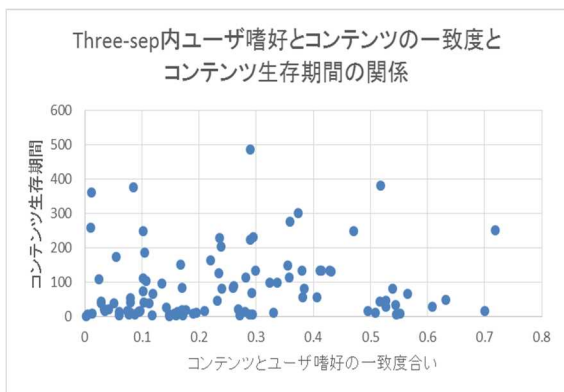


Fig. 10: 嗜好コンテンツ一致度と生存期間の関係
(d)相関係数:0.12

上記の結果から、社会の平均嗜好とコンテンツの一致度とコンテンツの生存期間の間には顕著な相関が見られなかった。初期ターゲットから one-step で到達するユーザ嗜好とコンテンツの一致度とコンテンツの生存期間間の相関係数は 0.38. two-step で到達できるユーザ嗜好とコンテンツの一致度とコンテンツの生存期間間の相関係数は 0.60. Three-step で到達できるユーザ嗜好とコンテンツの一致度とコンテンツの生存期間間の相関係数は 0.12 である。この結果から、バイラルメディア運営者にとっては、初期ターゲットから Two Step 内のユーザの嗜好と一致度の高いコンテンツを作るとコンテンツの存続期間が増えることがわかる。

7 まとめと展望

本稿では、近年注目を浴びている、バイラルメディアのモデル化及び簡単なシミュレーション実験を行った。従来型オンラインメディアとバイラルメディアの集客シェア数の競争化におけるシミュレーション結果から、1)バイラルメディア方式はコンテンツの伝播とユーザの集客において優位性があることが分かった。2)また、社会における人口数、コンテンツを投与する初期ユーザ数、コンテンツを更新する頻度がバイラルメディアのシェア獲得に大きな影響を及ぼすことが分かった。3)コンテンツ制作側としては、初期ターゲットから 2-step 内のユーザの嗜好に合わせたコンテンツ作成がコンテンツの長期ヒットに繋がるということが分かった。これらの要素がどの程度バイラルメディアのシェア獲得に影響してくるか等の考察はより詳細な分析が必要であると考えられる。今後、バイラルメディアの特徴を更に細かく捉えた、モデルの策定、さらにバイラルメディア運営におけるコンテンツ進化戦略、ターゲティング戦略等のマーケティング戦略についてより詳細な考察を深めていきたい。

参考文献

- 1) <http://www.nikkei.com/article/DGXMZO76335180>
- 2) BuzzFeedPress,:BuzzFeed Reaches More Than 130 Million Unique Visitors In November. (2013)
- 3) <http://blog.newswhip.com/index.php/2014/10/biggest-facebook-publishers-september-2014>
- 4) <https://www.quantcast.com/>
- 5) Delre S.,Jager W., Bijmolt T. and Janssen M.:Targeting and timing promotional activities: An agent-based model for the take of new products, Journal of Business Research, **60-8**, 826/835 (2007)
- 6) Axel H.,Arndt D: An Agent-Based Simulation Of Viral Marketing Effects In Social Network (2012)
- 7) Harris Z.: "Distributional Structure". Word 10 (2/3), 146/162 (1954)
- 8) Christian H. :Modeling Viral Marketing Dynamics In Social Networks- Findings From Computational Experiments with Agent-Based Simulation Models, Marketing Review, 42/46 (2012)