



Title	個人や話題の特性を考慮した情報伝播モデルの提案
Author(s)	千葉, 隆雄; 鈴木, 育男; 山本, 雅人; 古川, 正志
Citation	情報処理北海道シンポジウム講演論文集, 2009, 135-142
Issue Date	2009-10-03
Doc URL	http://hdl.handle.net/2115/51065
Rights	ここに掲載した著作物の利用に関する注意 本著作物の著作権は情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。
Type	article
File Information	Hokkaidosympo2009135-42.pdf



[Instructions for use](#)

個人や話題の特性を考慮した情報伝播モデルの提案

千葉隆雄* 鈴木育男 山本雅人 古川正志

(北海道大学大学院情報科学研究科)[†]

1 はじめに

インターネットの普及に伴い、個人のウェブサイトや掲示板・ブログといった個人の情報発信ツールが活発に利用されるようになってきた。加えて、mixi や facebook のような SNS(ソーシャルネットワーキングサービス)、Twitter や Tumblr に代表されるマイクロブログと呼ばれるサービスの出現によって、好み・嗜好によるつながりは強くなっていると考えられる。そのため、情報取得の方法が変化し、情報が伝播する際の振る舞いが以前と比べて変化しつつあると考えられる。さらに、どのような広告が信頼されているかという調査では、直接的な消費者の推薦が 78 %、インターネット上での口コミが 61 % であるのに対し、新聞広告は 63 %、テレビコマーシャルが 56 % という結果が報告されており [1]、Web 上の情報伝播がマーケティングにおいても非常に重要な役割を果しているといえる。

一方、情報が伝わっていく様は複雑ネットワーク上をノードを介して浸透していくものとみなすことができる。そのため、パーコレーションモデルを用い、情報の伝播を解析する研究が盛んに行われている。前述したように、情報取得の方法が変化してきている今日、情報伝播の研究も新たな局面を迎えている。特に、Web の構造と同様のネットワーク構造を用い、情報伝播力や速度を調べる研究 [2] や、ブログ上の情報伝播に着目し、情報伝播の規模を決定する要因を調査した石岡らの研究 [3] といった研究がされているように、Web での情報伝播の研究が注目を浴びてきている。

従来の情報伝播のモデル化の研究では、パーコレーション理論 [4] や SIS モデル・SIR モデルに代表される伝染病の感染モデルが主に利用されてきた。しかし、これらのモデルでは、ある情報がネットワーク構造によってどのように伝播するかを解析できる意味で有用なものであるが、人に対応するノードの条件が均一に定義されているため、情報の伝播に重要であると考えられる個人の興味・嗜好といったノードの属性や話題の内容のような情報の特性が考慮されていない点で不十分と言える。

そこで、本研究では、各人の興味に基づいて話題が伝

播するネットワーク上の情報伝播モデルを提案する。また、ウェブ上の画像データの伝播情報を用いて、本研究の有効性を検証する。

2 関連研究

2.1 SIR モデル

SIR モデルは、伝染病の伝播をモデル化したものであり、最も基本的なものとして 1927 年に Kermack と McKendrick によって提案された Kermack-McKendrick モデル [5] がある。SIR モデルは susceptible, infectious, そして removed の頭文字を取ったものである。S は伝染病に感染しておらずこれから感染の可能性があるもの、I は既に感染し他者に伝染病を伝播させるもの、そして R は伝染病から回復し抵抗力を持ったもの、または伝染病によって死に至ったものを意味する。これらの概念図を図 1 に示す。

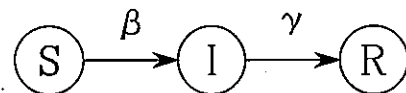


Fig. 1 SIR モデルの概念図

図では S から I に変化する、すなわち病気が伝染する確率を β とし、I から R に変化する、すなわち病気から回復し隔離される確率を γ としている。ある時刻 t における未感染者数を $S(t)$ 、感染者数を $I(t)$ 、及び回復者数を $R(t)$ とすると、Kermack-McKendrick モデルにおける $S(t)$ 、 $I(t)$ 、及び $R(t)$ の変化の割合はそれぞれ以下のようなになる。

$$\frac{dS}{dt} = -\beta S(t)I(t) \quad (1)$$

$$\frac{dI}{dt} = \beta S(t)I(t) - \gamma I(t) \quad (2)$$

$$\frac{dR}{dt} = \gamma I(t) \quad (3)$$

ここで、病気に感染し得る未感染者数 $S(t)$ をネットワークサイズ N とおくと、伝染病が集団に侵入しうる閾値 R_0 の条件は

$$\frac{dI}{dt} = \beta NI(t) - \gamma I(t) \quad (4)$$

という線形化方程式を解くことになり、

$$R_0 = \frac{\beta N}{\gamma} > 1 \quad (5)$$

takao@complex.eng.hokudai.ac.jp
札幌市北区北 14 条西 9 丁目北海道大学大学院情報科学研究科

となる。これにより臨界的ネットワークサイズ $N_{cr} = \gamma/\beta$ 以下のサイズでは伝染病が流行しないことが分かる。ここで R_0 は、基本再生産数 (basic reproduction number) と呼ばれ、一次感染者が生み出す二次感染者の平均数と考えることができる [6]。よって、 $R_0 > 1$ ならば感染者数は指数関数的に増大し、 $R_0 < 1$ ならば流行は発生しないと考えられる。

2.2 SIR モデルのネットワークへの適用

Kermack-McKendrick モデルでは、S, I, 及び R であるノードの相互作用は完全にランダムに行われ、すべてのノードが相互作用し得る。しかし、人間同士の接触によって発生するような伝染病の流行メカニズムを解明するには不十分であると言える。このため、Watts と Strogatz はスモールワールドネットワーク上でネットワーク構造を考慮した伝染病の感染モデルを提案した [7]。彼等によれば、あるネットワークにおいて、その平均次数を $\langle k \rangle$ とすると、ある時刻 $t > t_0$ における感染者数 $I(t)$ は

$$\begin{aligned} I(t) &= I(t_0) + I_{new}(t_0 + 1) + I_{new}(t_0 + 2) \\ &\quad + \dots + I_{new}(t) \\ &= \beta \langle k \rangle + [\beta \langle k \rangle \beta (\langle k \rangle - 1) \\ &\quad + [\beta \langle k \rangle \beta (\langle k \rangle - 1 \beta (\langle k \rangle - 1))] \\ &\quad + \dots + \beta^t \langle k \rangle (\langle k \rangle - 1)^{t-1}] \\ &= \frac{\langle k \rangle}{\langle k \rangle - 1} \left[\frac{(\beta (\langle k \rangle - 1))^t - 1}{\beta (\langle k \rangle - 1) - 1} \right] \end{aligned} \quad (6)$$

となる。但し、これは $\beta (\langle k \rangle - 1) \neq 1$ の時に成り立ち、 $\beta (\langle k \rangle - 1) > 1$ の時に $I(t)$ は指数関数的に増加し、そうでなければ $I(t) \rightarrow 0$ となる。また、 $\beta (\langle k \rangle - 1) = 1$ の時は、 $I(t)$ は線形に増加する。これにより $\beta (\langle k \rangle - 1) = 1$ となるような β は転換点 (tipping point) と呼ばれ

$$\beta_{tip} = \frac{1}{\langle k \rangle - 1} \quad (7)$$

となる。

Watts らは、このようにして得られた $I(t)$ を用いて $S(t)$ 及び $R(t)$ を計算した結果、ネットワークにおけるショートカットリンクの割合を増加させる事で定常状態における感染者数の割合が 5 割を超える点、すなわち感染力の閾値が低下する事を示した。

3 提案手法

本研究では、各ノード及び話題の属性を表す属性ベクトルを提案し、属性ベクトルに応じてネットワーク上で情報が伝播するモデルを作成した。

3.1 ネットワークの構成

提案モデルでは、人をノード、人間関係をリンクとした人間関係ネットワークを想定する。さらに、情報伝播の経路をリンクとした伝播経路ネットワークを作成する。ネットワークは以下のように定義される

$$N = \langle V, E \rangle, V = \{v_i\}, E = \{(v_i, v_j) | v_i, v_j \in V\}$$

3.2 話題のカテゴリ

話題は何らかのカテゴリに属しており、その所属するカテゴリは一つではない。また、カテゴリの中にもさらに細分化されたサブカテゴリやそのカテゴリを含む親カテゴリが存在しており、一つの話題が複数のカテゴリに属している場合がある。そして、そのカテゴリ毎に多くの人が興味を持っているカテゴリ、少数の人が興味を持っているカテゴリなど様々なものが存在する。

そこで、本研究では伝播する話題 T_i が複数のカテゴリ ($c_k (k = 1, 2, \dots, n)$) のうちのどのカテゴリに属するかを表す話題ベクトル $t^{(i)}$ を以下のように定義する。

$$t^{(i)} = [t_{c_1}^{(i)} t_{c_2}^{(i)} \dots t_{c_n}^{(i)}], \quad 0 \leq t_{c_k}^{(i)} \leq 1 \quad (8)$$

ここで $t_{c_k}^{(i)}$ は、話題 i がカテゴリ c_k に於いてどれだけの伝播力を持っているかを表す値である。

3.3 ノードの興味

カテゴリには人気のあるカテゴリやマニアックなカテゴリなど様々なものがある。同様に人であるノードは、様々なカテゴリに対して興味を持っており、どのカテゴリにどれほどの興味を持っているかは人によって千差万別である。そこで、本研究では人を表すノード v_i が、どのカテゴリに興味を持っているかを、ノードの属性である興味ベクトル $a^{(i)}$ で以下のように定義する。

$$a^{(i)} = [a_{c_1}^{(i)} a_{c_2}^{(i)} \dots a_{c_n}^{(i)}], \quad 0 \leq a_{c_k}^{(i)} \leq 1 \quad (9)$$

ここで $a_{c_k}^{(i)}$ は、ノード v_i がカテゴリ c_k にどれだけ興味を持っているかを表す値である。

3.4 話題の伝播

話題の伝播は話題を提供する人と話題を受け取る人の両方が話題に対して共通の興味を持つ場合に起こると考えられる。そこで、本研究ではノード v_i, v_j 両方が話題の持つカテゴリに対して興味を持っている場合のみ起こるものとする。

これまで定式化してきた話題ベクトル t_i 、興味ベクトル a_i を用いてノード v_i, v_j 間の伝播確率 $p_{v_i v_j}$ を以下

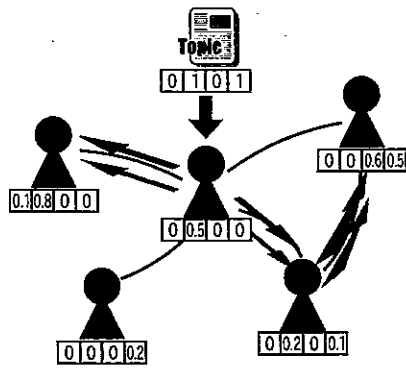


Fig. 2 提案モデル

に定義する.

$$p_{v_i v_j} = \sum_k a_{c_k}^{(i)} a_{c_k}^{(j)} t_{c_k} \quad (10)$$

この式から、ノード v_i , v_j 間に共通する興味が存在しない場合は話題が伝播する可能性は無い。また、 v_i , v_j の興味と話題 T_k の属するカテゴリの共通点が存在しないならば、たとえ v_i , v_j の興味が共通していたとしても話題は伝播しない。加えて、 v_i , v_j の興味、話題 T_k の属するカテゴリに共通のものが多ければ多いほど、またその興味ベクトルや話題ベクトルの要素の値が大きければ大きいほど話題は伝播しやすくなる。

3.5 伝播アルゴリズム

情報伝播で用いるノードの状態は SIR モデルを用いる。すなわち、話題を受け取っていない「未感染状態」(S)、話題を近隣ノードに伝える「感染状態」(I)、話題を伝えなくなった「治癒状態」(R) の 3 つの状態を用いる。感染状態のノード v_i は、1 ステップごとにノード v_j に対して話題の伝播確率 $p_{v_i v_j}$ を基にした確率で話題の伝播を試みる。伝播は人間関係のネットワーク上で起こるものとする (図 2)。また、伝播規模だけでなく伝播したノードの集合や特徴を調べるため、シミュレーションによる情報伝播を行う。

実際の伝播は以下の手順に従って行われる

1. 最初に 1 つのノードに情報を受信させ感染状態にする。
2. 感染状態のノード v_i は人間関係ネットワーク上で隣接関係にある未感染状態のすべてのノード v_j に対して、情報の伝播確率 $p_{v_i v_j}$ に応じて情報を発信する。情報を受信したノードは感染状態へと遷移する。
3. 感染状態のノードは確率 β で治癒状態へと遷移する。
4. 終了条件を満たすまで、手順 2,3 を繰り返す。

以上が話題の伝播アルゴリズムである。

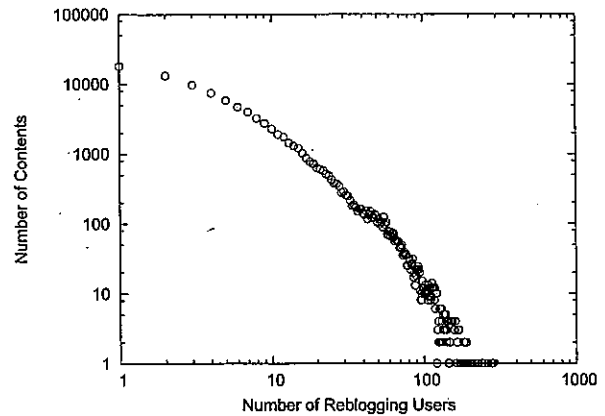


Fig. 3 ポスト・リブログ回数毎の画像数の分布

4 実データ

本研究では、Tumblr (<http://www.tumblr.com/>) から取得した画像データの伝播情報を用いる。Tumblr は、各ユーザが自身のページを持つことのできる簡易ブログである。このウェブサービス上では、各ユーザが投稿 (ポスト) した記事を他のユーザが気に入った際に、その記事を自身のページにコピーし再投稿 (リブログ) する機能があり、各記事のリブログされた履歴を参照することも可能である。本研究では、このリブログ履歴の参照機能を利用し Tumblr から情報伝播の実データを収集した。ここで、Tumblr 上ではすべてのポスト・リブログにユニークな ID が割り当てられており、各ポストの伝播情報であるリブログ履歴を取得した際に重複を判断することが難しい。しかし画像ポストに限っては、Tumblr 上のデータベース内の画像を参照しているためファイル名から同一画像、つまり同一の情報であることが判断できるため重複を取り除くことが可能である。したがって、本研究では Tumblr のポストの中でも画像ポストのみを収集した。

収集したデータの期間は、日本時間で 2007 年 3 月 18 日から 2008 年 11 月 24 日となっており、取得したデータには 92,802 の画像、15,742 のユーザが含まれている。また、ポスト・リブログの総回数は 810,733 回となっている。ポスト・リブログ回数毎の画像数の分布を図 3 に示す。画像数の分布はべき分布に近い分布を示していることがわかる。

5 実験

本章では、取得したウェブ上の画像データの伝播情報を用いて、提案したモデルに関するシミュレーション実験を行い、各種パラメータの適切な値を得る。また、得られたパラメータを用いて再度シミュレーション実験を

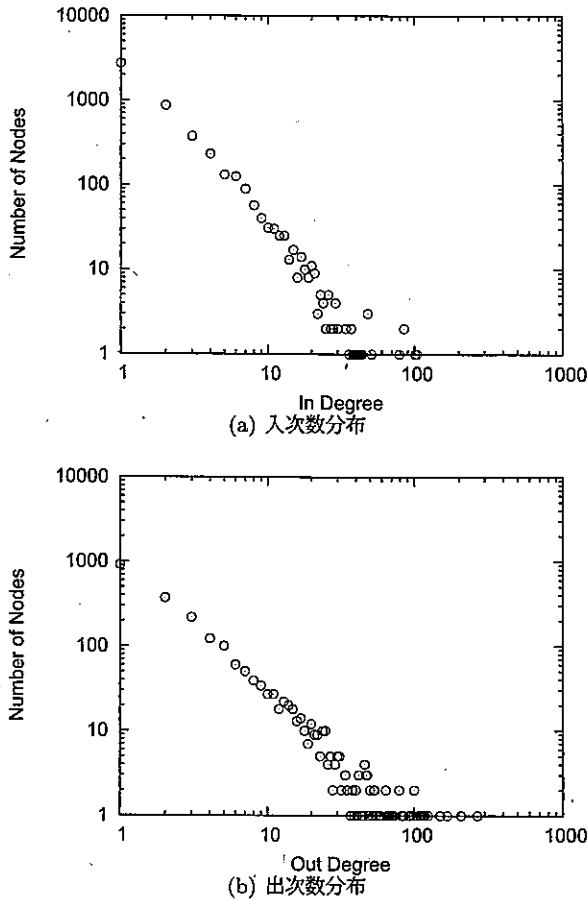


Fig. 4 有向リログネットワークの次数分布

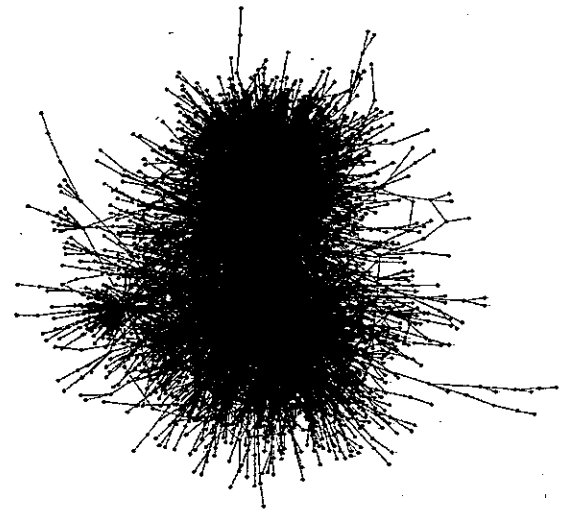
行い、情報の伝播したユーザ集合の比較等を行うことで提案モデルによる情報伝播の特性の検証及び提案モデルの有効性などについて議論する。

5.1 データ

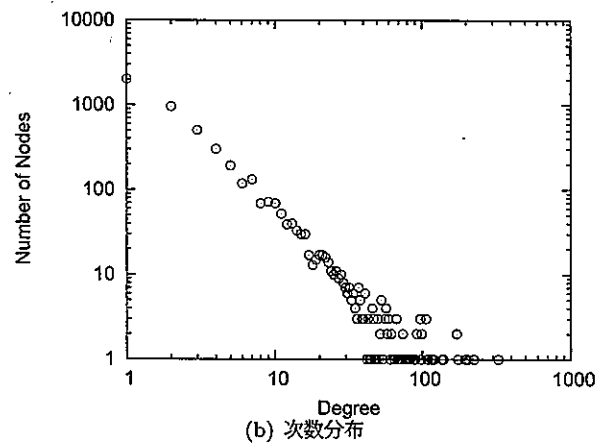
本研究では4節で示した伝播情報を用いるが、データ数が膨大なため伝播規模が上位100個の画像に関する伝播情報を用いる。

この上位100個の伝播情報のリログ関係を用いて人間関係ネットワークであるリログネットワークを作成する。その際、ユーザをノードとし、各ノード間で上位100画像のリログ関係を有向辺として作成する。有向辺の方向は情報の流れる方向、すなわちリログされたノードからリログしたノードへと有向辺を作成する。このネットワークの入次数と出次数ををそれぞれ図4(a)、図4(b)に示す。図から分かるように、入次数・出次数共にべき分布を示している。また、入次数と出次数の相関係数は0.684となっており、多くの情報を受け取るノードは同時に多くの情報を発信するノードとなる傾向があると言える。

次に、このネットワークを情報伝播の起こる人間関係



(a) リログネットワークの可視化



ノード数	4,963
エッジ数	13,606
直径	14
平均次数	5.48
クラスタリング係数	0.0538
平均最短パス長	4.45

(c) ネットワーク特徴量

Fig. 5 リログネットワーク

ネットワークとして利用するために無向辺のネットワークへと変換する。無向辺への変換方法は、各ノード間に一本でも有向辺がある場合にはその2ノード間に無向辺を作成するものとする。その結果作成された無向ネットワークのノード数は4,973個、エッジ数は13,617本である(図5(a))。このネットワークの次数分布を図5(b)に示す。次数分布から、このネットワークがスケールフリー性を備えていることがわかる。また、平均最短パス長は4.45となっており(図5(c))スモールワールド性も兼ね備えている。

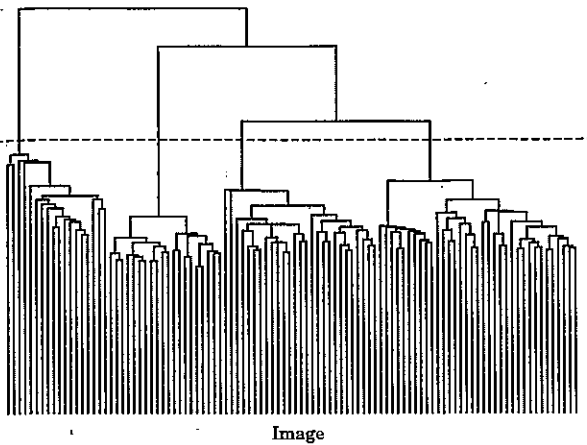


Fig. 6 リブログ回数上位 100 画像のクラスタリング樹形図

5.2 実験条件

本実験では、実データから作成したネットワーク上で提案モデルによるシミュレーション実験を行い、実際の情報の伝播規模と、提案モデルの伝播規模との比較を行う。また、実際に伝播した経路のネットワークの比較も行う。

実験を行うために、情報の話題ベクトル、ノードの興味ベクトルを以下の方法で設定する。伝播したノードをベクトルとして、ネットワークの生成に用いた 100 個の情報を階層的クラスタリングによるクラスター分析でクラスタリングし、その結果を図 6 に示す。なお、クラスター C_1, C_2 間の距離を定義する距離関数 $D(C_1, C_2)$ は以下の式で表されるウォード法を用いた。

$$D(C_1, C_2) = E(C_1 \cup C_2) - E(C_1) - E(C_2) \quad (11)$$

$$\text{但し } E(C_i) = \sum_{x \in C_i} (D(x, C_i))^2$$

この結果から、話題を 4 つのカテゴリに分割 (図 6 破線) し、各話題が属するただ一つのカテゴリを決定する。

また、ノード v_i の興味ベクトル $a_{c_k}^{(i)}$ を、実データに於いて v_i がカテゴリ c_k に属する情報を受信した割合に設定する。

以下の実験ではすべて、情報伝播のシミュレーションは、上位 100 画像の実データに於いて最初にポストしたノードを感染状態として始める。また、感染状態から治癒状態への遷移確率 $\beta = 0.3$ とする。

さらに、Tumblr 上では他のユーザのポスト・リブログを一まとめにして閲覧できる Dashboard という機能がある。この機能を利用することで、情報の受け取り手 v_i にとって情報の発信者 v_j が誰であるかということはほとんど意味をなさなくなると考えられる。そこで、本論文

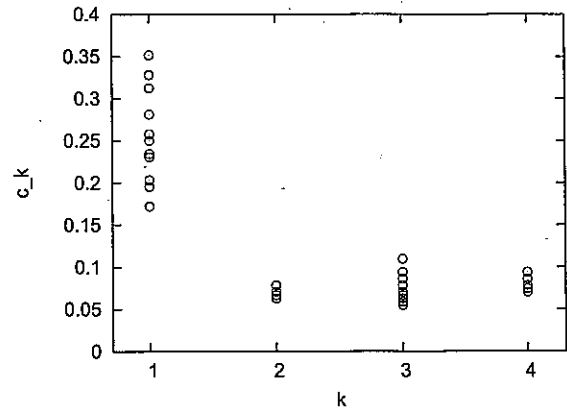


Fig. 7 各情報の属するカテゴリ c_k の t_{c_k} の値

での実験では $a_{c_k}^{(j)} = 1$ とし、情報の伝播において情報の発信者 v_j の興味ベクトルの影響を受けないものとする。

5.3 話題ベクトルの決定

本研究では、話題ベクトルを各話題が属するカテゴリの要素のみ $t_{c_k} > 0$ として扱い属していないカテゴリは $t_{c_k} = 0$ とする。本節では、実験によって各情報の伝播規模が実データと同程度の規模になるような話題ベクトルの値を求める。

実験は、各話題が属するカテゴリの要素のみを範囲 $[0, 1]$ の二分法を用いて変化させ繰り返しシミュレーションを行い、伝播規模と実データの伝播規模との誤差が 5% 以下となる値を求める。なお、誤差はシミュレーション 100 回の平均と実データとの間で求める。

5.3.1 結果

結果を図 7 に示す。ここで、横軸は各情報の属するカテゴリ、縦軸は実験で得られた t_{c_k} の値となっている。この図から、カテゴリ 1 に属する情報の t_{c_k} を除いてクラスタ内で非常に近い値を取っていることが分かる。カテゴリ 1 はクラスタリング樹形図 (図 6) で最も左のクラスタであり、クラスタ内の距離が最も大きなクラスタである。また、カテゴリ内の画像を実際に確認してみると、カテゴリ 1 に属する画像は他のカテゴリの画像に比べて統一感がないように感じられる。そのため、クラスタ内でも情報の内容にまとまりがなくクラスタ内の t_{c_k} の分散が大きくなっていると考えられる。

5.4 伝播シミュレーション実験

5.3 節で得た話題ベクトルを用いたシミュレーション実験を行い、シミュレーション結果と実データの間で治癒状態 R の構成ノードの一致率を調べる。なお、構成ノード

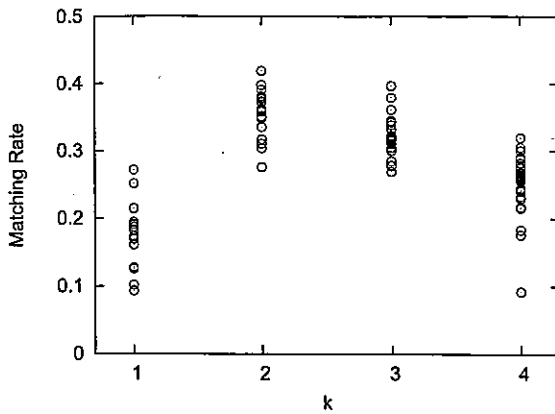


Fig. 8 カテゴリ別ノード集合の一致率

ドの一致率は以下の式で求めるものとする。

$$\text{matching rate} = \frac{|RV_R \cap RV_S|}{RV_R} \quad (12)$$

ここで、 RV_R と RV_S はそれぞれ実データの治癒状態のノード集合、シミュレーション結果の治癒状態のノード集合である。また、各ノードが治癒状態となった回数も同時に求める

実験は各話題につき 100 回試行を行いその平均を求める。

5.4.1 結果

シミュレーションと実データの一致率の結果を図 8 に示す。図から、それぞれのカテゴリ内の画像同士では一致率が近い値を示していることがわかる。

また、各ノードが治癒状態となった回数をシミュレーションと実データで比較した (図 9(a))。シミュレーションと実データの間強い相関があることが見て取れる、相関係数も 0.879 と高い値となっている。図 9(b)~9(e) に治癒状態となった回数をカテゴリ別に示す。カテゴリ 1 を除き、各カテゴリ毎のシミュレーションと実データの間にも強い相関があることがわかる。

次に、ある画像に関する情報伝播の経路をネットワークとした伝播経路のネットワークを図 10 に示す。伝播経路ネットワークの形状 (図 10(a), 10(b))、及び伝播経路ネットワークの特徴量 10(c) は共に非常に近い値を示している。ここに示した画像の以外の画像の伝播経路ネットワークも概ね同様の傾向を示している。

5.5 考察

シミュレーション結果と実データの構成ノードの一致率はカテゴリ内では近い値を示している。また、伝播経路のネットワークの形状・特徴量も非常に似たものとなっている。しかし、どのカテゴリでも治癒状態ノード集合

の一致率はいずれも 0.5 に満たなく高い一致率とは言えない。これは、あるカテゴリの話題の多くを受け取り感染状態となりやすい少数のヘビーユーザとごく稀にしか感染しない多数のライトユーザがいるためと考えられる。図 9 から、実データとシミュレーション結果共に多くのユーザの感染回数が少ないのに対し、少数のユーザが非常に高い頻度で感染していることがわかる。

また、構成ノードの一致率や治癒状態回数の相関に於いてカテゴリ 2~4 及び全体の相関係数が 0.7 以上と高い値を示しているのに対し、カテゴリ 1 の画像のみ 0.178 と非常に低い値を示している。カテゴリ 1 は、話題ベクトルの決定を行った際に t_{c_k} の値のばらつきが最も大きく、クラスタ分析の結果でもクラスタ内の距離が最も大きくなっているクラスタである。したがってシミュレーションの精度は、話題ベクトル及びそれを元とした興味ベクトルの決め方に大きく依存しており、その決定を適切に行えば高い精度でシミュレーションを行うことができるのではないかと考えられる。

6 まとめ

本論文では、Web の登場による人々の行動様式の変化という背景を受けて、より現実世界の状況に即したモデルとして、ノードの興味と情報のカテゴリを考慮した情報伝播モデルを提案した。また、提案したモデルを用いたシミュレーション実験を行うと共に、ウェブ上の実データの収集及び解析を行った。また、シミュレーション実験と実データとの比較を行い、その精度の検証などを行った。

今後、さらにシミュレーションの精度を高めるため、話題ベクトル・興味ベクトルの適切な決定方法を考える必要がある。特に、高い精度のシミュレーションを行うことができれば、情報伝播の経路及び規模の予測や情報伝播の制御に関する新たな知見を得ることができるのではないかと考えられる。特に、事前に得られている情報が限られている場合のベクトルの決定方法を研究することで、様々な分野での応用も可能になると考えられる。

参考文献

- [1] Laura James, *Word-of-Mouth the Most Powerful Selling Tool*, Nielsen Global Survey, The Nielsen Company News Releases, October 1, 2007. <http://www.nielsen.com/media/2007/pr071001.html>.
- [2] 大久保和彦, 林幸雄, 蛭川繁, Web 的ネットワーク

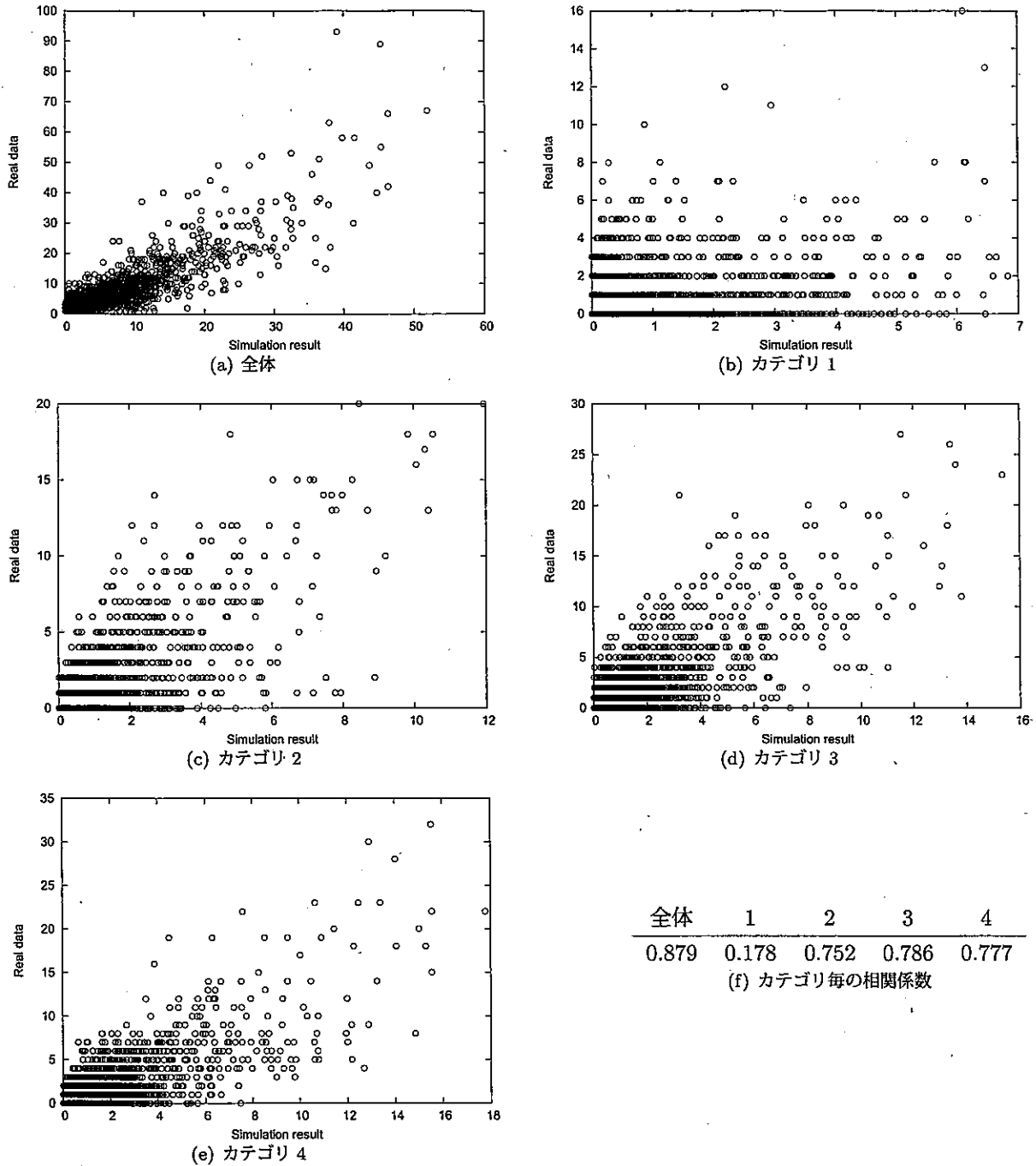


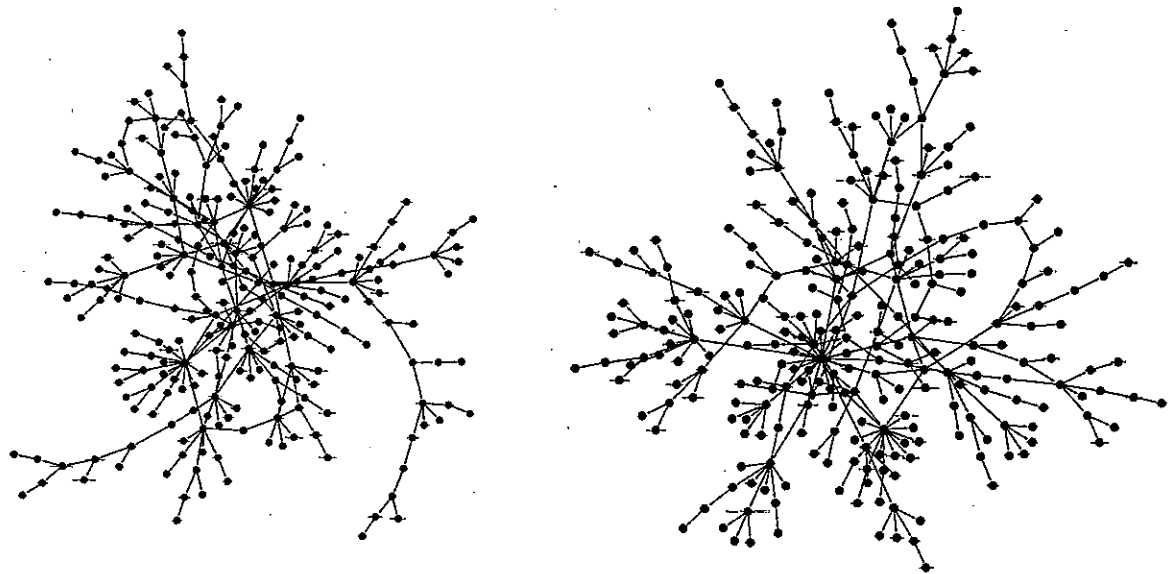
Fig. 9 シミュレーション結果と実データのカテゴリ別の治癒状態回数の比較

における情報伝播率と速度, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J85-D-I, No.2, pp.241-244, 2002.

- [3] 石岡卓也, 米田貴雄, 吉井伸一郎, 古川正志, ネットワーク構造によって決定付けられるログ上の情報伝播規模特性, 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.19, No.6, pp.680-688, 2007.
- [4] S.R.Broadbent, J.M.Hammersley, *Percolation process*, Proc.Cambridge Philos.Soc., Vol.53, pp.629-641, 1957.
- [5] W.O.Kermack, A.G.McKendrick, *A Contribution*

to the Mathematical Theory of Epidemics, Proceedings of the Royal Society 115A, 1927, pp.700-721.

- [6] J.A.P.Heesterbeek, O.Diekmann, J.A.J.Metz, *On the definition and the computation of the basic reproduction ratio r_0 in models for infectious diseases in heterogeneous populations*, J.Math., Vol.28, pp.365-382, 1990.
- [7] ダンカン・ワッツ, スモールワールド・ネットワーク世界を知るための新科学的思考法, 阪急コミュニ



(a) 実データの伝播経路ネットワーク

(b) シミュレーション結果の伝播経路ネットワーク

	実データ	シミュレーション
クラスタリング係数	0.0028	0.0019
平均最短パス長	6.61	6.24
直径	19	14

(c) ネットワーク特徴量

Fig. 10 伝播経路ネットワークの比較

ケーションズ, 2004.

- [8] D.J.Daley, D.G.Kendall, *Epidemics and Rumours*, Nature, Vol.204, No.4963, pp.1118-1118, 1964.
- [9] Y.Moreno, M.Nekovee, A.F.Pacheco, *Dynamics of rumor spreading in complex networks*, Physical Review E, Vol.69, No.6, 066130, 2004.