
学術論文

オンラインコミュニティにおけるソーシャル・ ネットワーク分析のための肯定度モデル

An Affirmative Relation Model for Social Network Analysis of Focusing Comments in On-line Community

キーワード：

ソーシャル・ネットワーク分析, オンラインコミュニティ, 肯定度モデル

Keyword：

Social network analysis, On-line community, Affirmative relation model

電気通信大学 横山 哲也

University of Electro-Communications Tetsuya YOKOYAMA

電気通信大学 山本 仁志

University of Electro-Communications Hitoshi YAMAMOTO

電気通信大学 太田 敏澄

University of Electro-Communications Toshizumi OHTA

要 約

本論文は、肯定度モデルを提案することで、オンラインコミュニティにおけるコミュニケーションの構造を、発言チャンネルと発言内容の両側面から分析することを可能にした。インターネットの双方向的がもたらした社会現象の代表的なものとして、メーリングリストなどにより実現されているオンラインコミュニティが挙げられる。ネットワーク上のコミュニケーションは、発言の連鎖が完全に記録可能である。そのため、発言チャンネルをネットワークとして分析し、コミュニティの構造を明らかにしようとする研究が多く展開されている。本研究では、発言チャンネルの構造と発言内容の定性的な分析の二つの軸でオンラインコミュニティを分析することで、より詳細なオンラインコミュニティの理解が可能になると考え、肯定度モデルを提案した。肯定度モデルに基づいてメーリングリストを分析することによって、スレッドの第一発言者は、必ずしもそのチャンネルの中心的存在にならないことがわかった。更に、直観的には、議論が活発になされているスレッドは、肯定的・否定的な様々な立場の意見が交わされると考えられるが、実際には、肯定的な意見を中心として構成されていることがわかった。

2003年5月12日受付 2004年2月2日受理

Abstract

We propose an affirmative relation model to describe relation of people in on-line community. The relation of on-line community is usually described in terms of the number of speakers and comments employing a quantitative method of social network analysis. However, such a numerical evaluation is not sufficient to observe the relations among speakers. Therefore, we have to observe the contents of speakers as well as relations among them. The model can locate a speaker of on-line community in a coordinate that consists of the reachablity in a vertical axis and of a level of affirmative relation in a horizontal axis. According to the analysis, it turns out that active speakers do not play a role of centrality in threads, although they are observed to play a role of centrality in the on-line community.

1. はじめに

インターネット白書2002によると、ADSLに代表されるブロードバンド回線の加入率の増加とともに、コミュニケーションサービスであるオンラインコミュニティの利用が活発になってきている。ブロードバンド回線への加入率が増加している現在の状況を考えると、今後オンラインコミュニティの利用はさらに高まっていくものと考えられる。Seybold (1999) によると、オンラインコミュニティとは、メーリングリストや電子会議室など、インターネットを通して自分と興味を分かち合う人々を見つけたり、コミュニケーションをとったりすることができる場である。また参加者は自発的に参加をしているため、参加者の流動性が高いのが特徴である。このようにコンピュータを介したコミュニケーションであるCMC (Computer Mediated Communication) は、社会的に普及してきている。

川上他(1993)は、コミュニティの要件として、(1) 一定の地理的範囲をとまうこと、(2) 構成員相互の交流があること、(3) 共通の目標・関心事等の絆が存在することを挙げている。その上で、今日のように電子的な対人コミュニケーションが増加した環境においては、地理的に分散していても、メンバーが「相互の交流」と「共同性」を持つ集まりを、電子的なコミュニティと呼べるのではないかと提言している。本論文で扱うメーリングリストでは、「構成員相互の交流」はメールのやりとりという形でおこなわれている。また、「共通の目標・関心事」は、「マーケティングやリサーチ手法」という領域において共有されている。これらのことから、メーリングリストは、電子的なコミュニケーションによって形成される、オンラインコミュニティとして扱うことができると考えられる。

コミュニティを形作る関係性は、通常は主観的なものであり、実態がとらえにくいものである。しかしオンラインコミュニティでは、ログによる

コメントチェーンが残されており、このチェーンを分析することで、オンラインコミュニティの構造や参加者の関係を明らかにすることができる。このような分析の手法として、ソーシャル・ネットワークにおける、ネットワーク分析が用いられている。このネットワーク分析は、定量的、数理的な手法が使いやすいことから川上他 (1993) や金子ら (1997) によって、オンラインコミュニティの分析に用いられてきた。しかし、高橋 (1998) は自発的参加で参加が流動的なオンラインコミュニティでは、他者との関係の認識が欠如していることを指摘しており、そのため感情的なトラブルから口論になる、フレーミングという状況が起こる場合もある。つまり、関係性を分析するには定量的な分析だけではなく、発言内容を分析するような定性的な分析も必要だと考えられる。また、オンラインコミュニティの分析は、主にそのオンラインコミュニティ全体のネットワークを分析することで、関係性の構造や主要な参加者の特定をおこなってきたが、参加者の関係を分析するにはサブネットワークであるスレッド単位での分析が必要であると考えられる。

そこで本研究では、発言内容を分析する内容分析からオンラインコミュニティの参加者同士の関係性を示すことができる肯定度モデルを提案し、この肯定度モデルを用いてオンラインコミュニティの分析をおこなった。

2. 分析対象の位置付けと分析データの抽出

本節では、分析対象データのオンラインコミュニティにおける位置付けと、実際のデータ抽出に関して述べる。

2.1 ソーシャル・ネットワークにおけるオンラインコミュニティ

ソーシャル・ネットワークとは人と人との関係のネットワークであり、表1のように「誰を知

表1 人と知識間のネットワークの分類
Carley&Hill(2001)

	人	知識
人	ソーシャル・ネットワーク	ナレッジ・ネットワーク
タイ(tie)	Who knows who	Who knows what
現象	構造	文化
パターン	組織構造	社会化、文化変容
プロセス	構造学習	個人学習
学習		
知識		情報ネットワーク
タイ(tie)		What informs what
現象		Intellectual corpus
パターン		博学
プロセス		発見
学習		

っているか」が重要な、関係構造ネットワークである。オンラインコミュニティのソーシャル・ネットワークとは、既存の社会集団・社会関係に依存しない、「誰が発言をしたのか」という発言による情報が重要な、発言者同士の関係構造ネットワークである。ゆえにメーリングリストでは、議論を投げかけた発言者に対してある人がレスを返し、それにまた他の人がレスを返していくといったレス構造のネットワークが、メーリングリストにおけるソーシャル・ネットワークであるといえる。

2.2 オンラインコミュニティにおけるメーリングリスト

本研究では、オンラインコミュニティの中のメーリングリストについて分析をおこなう。メーリングリストは、川上他（1997）が示すように「主に読むだけ」という人と「発言もする」という人の比率がほぼ同程度であり、コミュニケーションの双方向性が実現されているといえる。これより、メーリングリストを本研究の分析対象とすることが適当であると考えられる。

2.3 メーリングリストからの関係データの抽出

本研究で使用した、メーリングリストの過去ログデータの抽出方法を説明する。今回使用したデータは、電子メールのヘッダー部分から抽出したデータと、電子メールをテキスト化したテキストデータの2種類である。

3. 従来のオンラインコミュニティ分析

まず、これまでオンラインコミュニティの分析に用いられてきた分析手法である、ネットワーク分析について説明をする。ロジャーズ（1992）はネットワーク分析を、ソーシャル・ネットワーク、コミュニケーション・ネットワークのような「誰と誰が関係あるのか」、「誰と誰が会話をしたのか」など、ネットワーク内のコミュニケーション構造を明らかにする方法だと説明している。本研究でネットワーク分析を行う対象は、メーリングリストの発言ログのコミュニケーション・ネットワークである。メーリングリストでは、発言ログという形でこれまで送信されたメールが残されている。この発言ログには、誰が誰に対してレスをしたメールなのかというような、誰と誰がコミュニケーションを取ったのかという関係が蓄積されている。この関係を調べることで、コミュニケーション関係の行列データ（ネットワークデータ）を得ることができ、ネットワーク分析を行うことができる。

オンラインコミュニティのネットワーク分析では、発言数や発言頻度によるリーダーの選出や発言への返信数や、レス構造であるコメントチェーンの大きさを見ることがおこなわれてきている。しかし、これだけでは議論の盛り上がりが判断できない。発言数が多ければ、必然的に発言をする頻度も高くなり、多くの人と議論をおこなうことになる。当然、発言に対するレスも多くなり、ネットワーク分析の尺度は高くなる。また、ネットワーク分析の尺度が導いているものは必ずしも良い関係だけではなく、陰悪な関係もある。例え

ば、議論における感情的なトラブルであるフレーミングがそれに当たる。したがって、最終的には個々の発言の内容に目を通した上で議論が盛り上がっているか否かを判断しなくてはならないと考えられる。そこで発言の内容を取り入れた、肯定度モデルを提案する。また、議論が盛り上がっているか否かを判断するためには、その議論がおこなわれているスレッド単位で分析をする必要がある。

4. 肯定度モデルの提案

本章では、メールの発言内容を分析した結果をもとに、メーリングリストにおいてスレッド内での発言者同士の相対的な関係を示すことができる肯定度モデル(Affirmative Relation Model)を提案する。従来のようにメーリングリスト全体での関係を分析するのではなく、スレッドごとに発言内容の分析をおこなうのは、各自の発言内容がそれぞれのスレッドでの議論に対するものだからである。

4.1 内容分析によるメーリングリストの発言の分類

発言内容の分析は、その発言者がどのような議論に参加していて、どういった発言をしているのかを分析することである。そこで分析では、発言を議論の場であるスレッドごとに分ける。そして、スレッドを立てた人、つまり新たな議論を投げかけた人を第一発言者とし、その第一発言者が投げかけた議論に対して返信をした人をレス発言者と呼ぶことにする。このスレッド内の第一発言者とレス発言者の発言内容を以下のカテゴリーで分ける。分類は安田(1997)の分類をもとにしておこなった。

第一発言者の発言内容

- ①意見表明：賛成、反対、要望など自分の感情を表しているもの。
- ②情報提供：TV、新聞、雑誌などマスコミの報

道、イベントの経過報告など個人の主観が含まれないもの。

- ③質問：自分の疑問を誰かに答えてもらうもの。ある事実に対する確認。

- ④その他：企業の宣伝、広告など。

レス発言者の発言内容

- ①肯定：賛成、承諾。
- ②否定：反対、拒否。
- ③中立（質問、回答を含む）：主張が無い。もしくは議論とは内容が異なるもの。質問、回答。
- ④その他

メッセージの内容や文章の構成は、要点のみを記述してあるもの、様々なコメントを記述してあるものなど、発言者によって異なる。そこで、カテゴリー分けには次の評価基準を設け、分類した。

発言内容の分類の評価基準

- (1) 第一発言者の発言内容は、メッセージ全体でもっとも主張したいことを対象とする。
- (2) レス発言者の発言内容は、第一発言者の議論に沿っている部分を対象とする。

(例)

第一発言者の発言内容

～この**（主題）は少なくとも私は感動するわけではなくて憤慨に近かったわけなのですが。～

第一発言者に対するレス

～私は安易に**（主題）には使うべきでないと思います。

4.2 肯定度モデルの概要

メーリングリストにおいて、スレッド内での発言者同士の相対的な関係を示すことができる肯定度モデルを提案する。このモデルは、縦軸に到達距離を用い、横軸に発言者の発言内容から導いた肯定度を用いている。到達距離の基準はスレッドにおいてもっとも中心性の高い発言者を中心者とする。中心性には外次数にもとづく中心性と内次数にもとづく中心性の2つがあるが、ここでは他の発言者に注目されていることが重要なため、内次数にもとづく中心性から中心者を求めている。

る。ここで肯定度とは、4.1で分類したレス発言者の発言内容をポイント化したものである。

到達距離

$$D_i = P_i \times \left(\sum_{j=1}^k ((A' + A'') / j) \right)$$

D_i ：中心の人を起点とした、他の人 i との近接度を示す行ベクトル。

P_i ： i 番目の要素のみ 1、それ以外の要素は 0 の $(1 \times n)$ ベクトル。

k ：推移確率計算上の推移回数の上限（今回は $k=3$ を利用）。

A ：正規化された、隣接行列。

A' ：正規化された、隣接行列の転置行列。

式1 距離ベクトル行列

次に、 D_i を用いて i を起点とした他の人への $Dist_{(i)}$ 距離を定義する。

$$Dist_{(i)} = |\log(1/D_i)|$$

ただし、 $Dist_{(i)}$ ベクトルの第 i 要素は 0 とする（自身は原点とするため）。

発言内容のポイント

肯定：+1

否定：-1

中立：0

スレッド内の発言者の発言内容をポイント化し、発言者ごとにそのポイントを合計したものを肯定度とする。この肯定度と到達距離から、各発言者は次のような座標になる。

$$(x, y) = (\text{肯定度}, \text{到達距離})$$

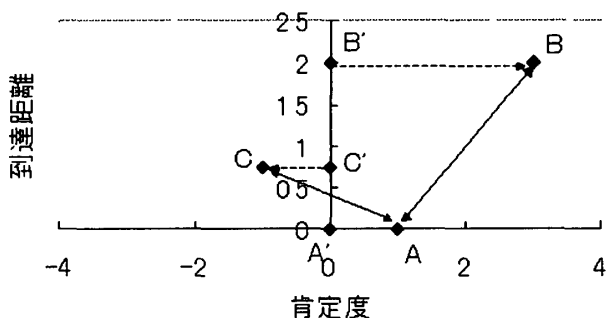


図1 肯定度モデル

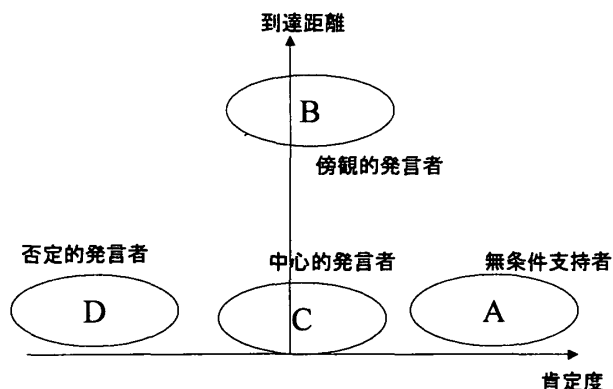


図2 肯定度モデルの概念図

4.3 肯定度モデルの特徴

肯定度モデルを用いることで、スレッド内の発言者の特徴を視覚的に捉えることが可能になる。肯定度モデルの横軸（肯定度）と縦軸（到達距離）で定義される平面において（図2）、それぞれA～Dの領域にプロットされるメンバーは以下のような特徴を持つと考えられる。A領域にプロットされるメンバーは、起点の発言に対して常に賛同をするメンバーである。我々は、このようなメンバーを「無条件支持者」と定義する。B領域にプロットされるメンバーは、内容的には中立だが、他のメンバーからの返答が少ないスレッドの話題とは関連の薄い発言をするメンバーである。我々は、このようなメンバーを「傍観的発言者」と定義する。C領域にプロットされるメンバーは、スレッドの話題に対して、さまざまな角度から発言し、他者からの返答も多いメンバーである。我々は、このようなメンバーを「中心的発言者」と定義する。D領域にプロットされるメンバーは、起点の発言に対して常に否定的な意見を述べるメンバーである。我々は、このようなメンバーを「否定的発言者」と定義する。

5. メーリングリスト全体レベルの分析と考察

本章では、実際に利用されているメーリングリストをもとに分析をおこなった。これは従来から分析されている、発言者の発言数、発言頻度から

表2 メーリングリストの過去ログデータ

メーリングリスト の目的	期間	メール 総数	発言者数	スレッド数
調査 ・研究	2001/9～ 2001/12	946 通	421 人	318

オンラインコミュニティの分析をおこなうことを目的としている。表2のメーリングリストを分析対象とし、この過去ログデータを使用した。関係データの抽出方法は2.3に示したとおりである。

5.1 分析

まずインターネットに関する研究・調査メーリングリスト（以下MLA）における発言者の発言数の割合を調べた（図3）。この図から、対象期間である4ヶ月の間に1度しか発言していない発言者の数が極端に多いことがわかる。発言数が2、3回である発言者と合わせると、全体の8割の発言者に当たる。その一方で、20回を超える発言者が6人いることもわかる。これより、MLAでは積極的に発言する発言者の数はごくわずかであり、ほとんどの発言者が1、2度程度の発言をするにとどまっているということがわかった。

次に、各発言者の発言の頻度から発言者の発言の傾向を分析した。付表1にスレッドごとの発言者の発言傾向を示す。行がスレッド、列が発言者を表している。マトリクス上の1はそのスレッドで発言があり、0はそのスレッドで発言がなかったことを示している。スレッド番号は、このスレッドをたてた、つまり議論を投げかけた発言者のメーリングリストの発言番号を示している。スレッドの番号は、発言があった順序に並べられている。このスレッド番号の中にレスがない発言は除外したことで、全体で318あったスレッド数は150になった。レスがない発言を除外したのは、そのスレッドでは議論が起きておらず分析の目的から外れるからである。この付表1から、発言者

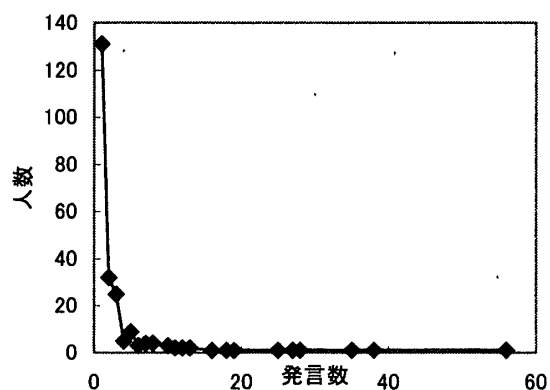


図3 発言者に対する人数の分布

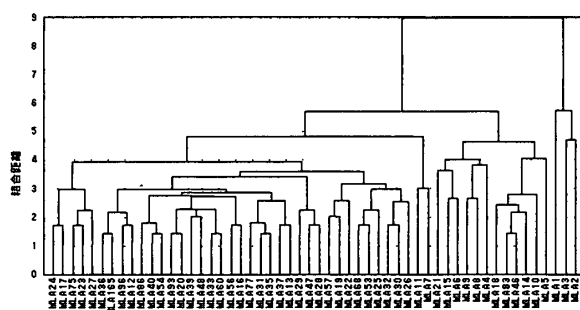


図4 クラスタ分析

がどれくらいの頻度で発言し、議論に参加しているのか、またそのスレッドで他に誰が発言しているのかがわかる。

対象となるメーリングリストにたいして、発言者に対するクラスター分析をおこなった結果（図4）、視覚的に2つに分類すると、3人の発言者とそれ以外の発言者のグループに分けられた。この3人の発言者の発言数を調べると、それぞれMLA1（56回）、MLA2（38回）、MLA3（35回）と図5.1におけるMLAで最も発言数が多い3名であることがわかった。

5.2 考察

以上の分析結果から、メーリングリスト全体レベルの分析について考察をおこなう。

●発言者の発言数の割合

まず発言者の発言数の割合（図3）によると、

1~3回程度の発言者が全体の7、8割を占めていた。これは一般的なメーリングリストにおける発言者の割合であると考えられる。またこの割合は、経済法則でいわれている「20と80の法則」と同様の出来事が、オンラインコミュニティの中でも起きていることを示している。山本・太田（1999）は計算機シミュレーションによって、従来言われてきた、アリの社会の中で本当に働いているのは約2割であるという「20と80の法則」や、優れたエージェントが少数含まれる集団が、もっとも高いパフォーマンスをあげるという「スマートエージェント」理論が情報空間においても成り立つことを示している。本研究の分析結果は、山本・太田（1999）の結果に沿ったものになっており、メーリングリストにおいて活発な発言者は全発言者の2割であると言える。

●発言者のグループについて

クラスター分析により分類された発言者のグループについて考察をおこなう。MLAは3人のグループが分類され、彼らはそれぞれのメーリングリストにおいて発言数の多い発言者であった。つまり、MLAにおいては、発言数が多く活発な発言をするアクティブな発言者が、メーリングリストの中心的な役割を担って、発言の活性化に貢献しているものと考えられる。このことから、オンラインコミュニティの活性化を発言者の発言数、発

言頻度で分析した場合、アクティブな発言者がその活性化に貢献しているという金子ら（1997）の主張を支持することになる。

6. メーリングリストのスレッドレベルの分析と考察

本章では、メーリングリストのスレッドレベルの分析をおこなった。この分析は、メーリングリスト全体レベルで中心的な役割をしている、アクティブな発言者の発言の内容を中心におこなった。

6.1 分析データの抽出

スレッドレベルの分析をおこなったスレッドを表3、4に示す。分析の対象には、MLAを用いた。

分析をおこなったスレッドは、前章で導いたメーリングリスト全体レベルでの中心者（アクティブな発言者）が発言しているスレッドを対象とした。これより、40のスレッドが抽出され、その中で総発言者数が多い上位5つのスレッドと総発言数が多い上位5つのスレッドを表3、表4に示す。総発言者数や総発言数が多い状態とは、一般に議論が盛り上がっていると考えられている状態である。これらの盛り上がっていると考えられる

表3 総発言者数の多い上位5スレッド

スレッド 番号	カテゴリー	アクティブ な発言者	総発言 者数	総発言数	第一発 言者	中心者	中心性 (外次数)	中心性 (内次数)
4361	3	1	12	17	MLa74	MLa74	6.3%	50.0%
4439	2	2	11	15	MLa1	MLa1	12.0%	35.0%
4024	2	2	10	14	MLa3	MLa9	23.0%	31.0%
4164	2	3	8	12	MLa3	MLa7	44.4%	33.3%
4259	3	2	8	9	MLa92	MLa21	13.0%	50.0%

表4 総発言数の多い上位5スレッド

スレッド 番号	カテゴリー	アクティブ な発言者	総発言 者数	総発言数	第一発 言者	中心者	中心性 (外次数)	中心性 (内次数)
4234	1	1	5	19	MLa22	MLa1	37.5%	37.5%
4074	3	1	7	18	MLa4	MLa4	38.5%	46.2%
4119	2	2	5	15	MLa19	MLa19	25.0%	75.0%
3824	3	1	7	10	MLa32	MLa32	33.3%	44.4%
4308	2	2	5	10	MLa34	MLa34	20.0%	40.0%

10スレッドを分析対象として、分析をおこなった。なお、関係データによる関係グラフの作成には、ネットワーク分析ソフトであるUCINET6を使用した。(注記参照)

6.2 データ分析と肯定度モデル

分析対象とした10スレッド(表3および表4)について、それぞれ分析をおこなった。各スレッドにおいて、関係グラフと肯定度モデルを示す。なお、関係グラフの網掛けされた発言者は、そのスレッドにおける第一発言者を指している。

6.3 考察

以上の対象事例の分析をもとに考察をおこなう。

●肯定度モデルの適用

メーリングリストから抽出した10個のスレッドにおいて、肯定度モデルを適用し分析をおこなった。肯定度モデルは、発言者同士の関係数による近さに、発言の内容を加えた、発言内容による発言者同士の関係を明らかにすることを目的としている。実際に肯定度モデルを適用した結果は、ネットワーク分析より導いた関係グラフと、メールの本文とを照らし合わせることで妥当性を検証した。対象となったスレッドのカテゴリーは、意見表明1、情報提供5、質問4であった。このカテゴ

リーの割合は、前章の付表1で示したアクティブが発言しているスレッドとほぼ同じである。全ての対象事例において、肯定度モデルを用いることで、関係グラフではわからなかった発言者の肯定度合いがわかるようになった。また、その肯定度合いを実際のメールと比較すると、肯定的、否定的という発言者の関係についてほぼ間違いないことが確認された。肯定度モデルを用いることで、発言内容による関係が明らかにできていると考えられる。

●メーリングリストのスレッドレベルの分析について

アクティブな発言者(a1、a2、a3)のメーリングリストのスレッドレベルでの役割について分析をおこなった。まず、アクティブな発言者が発言をしている40のスレッドの中で、アクティブな発言者が第一発言者であるスレッドと中心者となっているスレッドの数をまとめると次のようになる。

第一発言者であるスレッド：17/40

中心者であるスレッド：18/40

このように、アクティブな発言者が発言しているスレッドの約半数で、議論を投げかけスレッドをたてる第一発言者であり、またスレッドで最も中心性が高い中心者であることがわかった。

さらに、分析対象となるスレッドの中での数

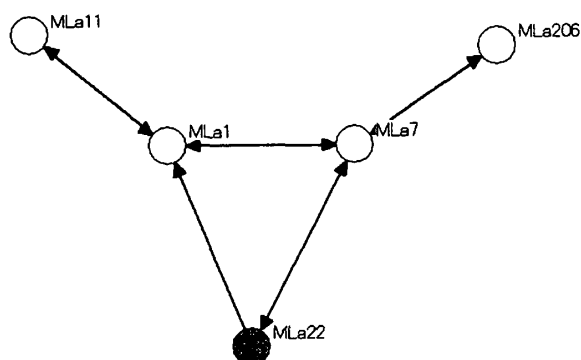


図5 意見表明の関係グラフ

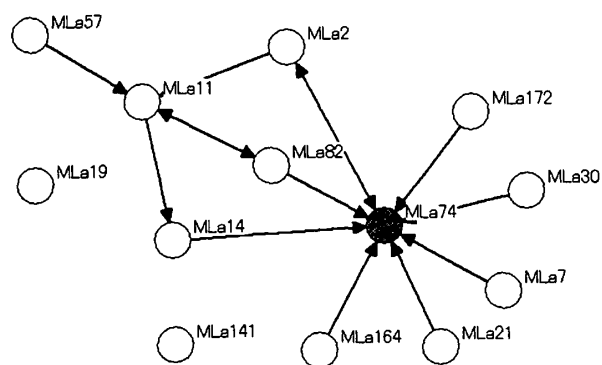


図9 質問の関係グラフ

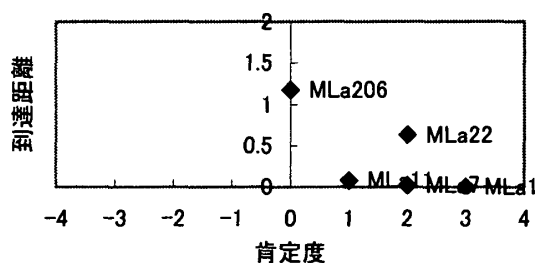


図6 分析対象6の肯定度モデル

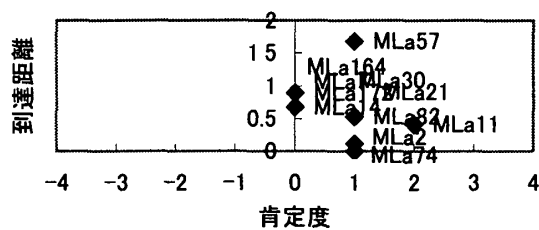


図10 分析対象1の肯定度モデル

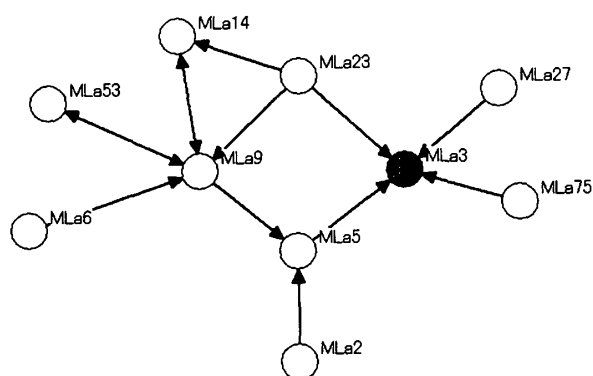


図7 情報提供の関係グラフ

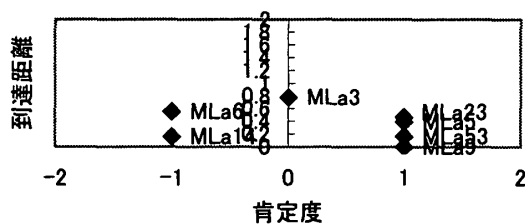


図8 分析対象3の肯定度モデル

をまとめると次のようになる。

第一発言者であるスレッド：4/10

中心者であるスレッド：2/10

このように、一般に盛り上がっているといわれている、発言者数が多いスレッドや、発言数が多いスレッドでは、アクティブな発言者は中心者になっているわけではなかった。肯定度モデルやメールの内容から、アクティブな発言者は議論の中で話題の仲介役や話題を提供する役割を担っているように思われる。

メーリングリストにおいて議論が活発化する際には、肯定度モデルで定義した各メンバーがそれぞれ発言するというよりは、主に肯定的な意見を中心に発言が連鎖するときと考えることができる(図5～図10)。これは、オンラインコミュニティが、賛否両論に分かれるような議論を展開する際、フレーミングと呼ばれる中傷の応酬に陥りやすい傾向を持つことが原因であると考えられる。今後、オンラインコミュニティが発展するためには、フレーミングを効果的に抑制する仕組みが必

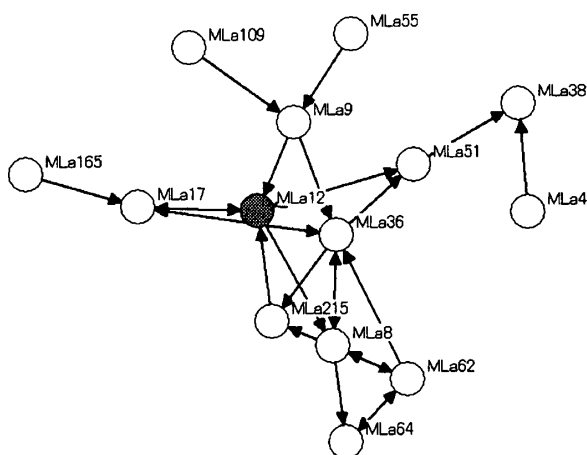


図11 フレーミング時の関係グラフ

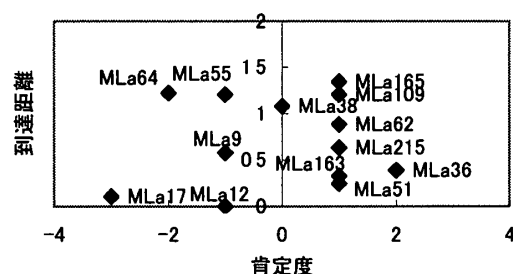


図12 フレーミング時の肯定度モデル

要になると考えられる。

続いてフレーミング時の肯定度モデルについて考察をおこなう。フレーミングが起きると否定的な発言者が増加する。しかし、一方で肯定的な発言者の議論はおこなわれている。フレーミング時には議論の二極化が起きている。フレーミングの概念図では、否定的な発言者は図12の左隅に集まると予想していた。しかし実際は、肯定度が負の領域に散らばっていることがわかる。これは、発言頻度、発言内容、発言相手が関係しており、図の左隅に集まるのは一部の発言者である。肯定度モデルより、フレーミング時には否定的な発言者が負の領域に集まり、肯定的な発言者が正の領域に集まるということがわかった。

7. 結論

本研究では、オンラインコミュニティにおけ

る中心的な役割を担う発言者の発言傾向を分析するために、メーリングリスト全体レベルからの分析とスレッドレベルからの分析をおこなった。また、スレッド内の発言内容から発言者の発言傾向を示すために、肯定度モデルを提案した。この肯定度モデルにより、これまでの関係グラフだけでは判断できなかった、発言者の発言内容がわかるようになった。これより得た結果を以下にまとめる。

- メーリングリストにおけるアクティブな発言者は、メーリングリスト全体で中心的な役割を担っている。しかしスレッドにおいては、必ずしも中心的な役割を担っているわけではない。
- 発言者の関係は発言数や発言頻度にはよらず、発言の内容が重要である。

参考文献

- Carley, K. M. and Hill, V., "Structural change and learning within organizations", in Lomi, A. and Larsen, E. R., (eds.), Dynamics of organizations, AAAI Press/MIT Press, 2001.
- Constnt, D., L. Sproull, and S. Kiesler, "The kindness of strangers", Organization Science, vol7, No.2, 1996.
- <http://jcmc.huji.ac.il/vol3/issue1/garton.html>
- 池田謙一, 「ネットワーキング・コミュニティ」, 東京大学出版会, 1997.
- 池田謙一, 「コミュニケーション」, 東京大学出版会, 2000.
- インターネット協会監修, 「インターネット白書2002」, インプレス, 2002.
- 川上善郎, 池田謙一他, 「電子ネットワーキングの社会心理」, 誠信書房, 1993.
- NIFTYネットワークコミュニティ研究会, 金子郁容, 松岡正剛, 中村雄二郎, 岡田智雄, 「電縁交響主義」, NTT出版, 1997.
- Prusak, L., 「ソーシャルネットワーク：組織活力の源泉」, ダイアモンド・ハーバード・ビジネス・レビュー, pp96-107, ダイアモンド社, 2002.
- ロジャーズE. M.著, 安田寿明訳, 「コミュニケーション

の科学」, 共立出版, 1992.

Seybold, P B, 「ネットビジネス戦略入門: すべてのビジネスは顧客志向型になる」, 翔泳社, 1999.

高橋正道, 「ネットワーク・コミュニティにおける「組織アウェアネス」の計量と可視化～関係性フィードバックシステムの実装と運用～」, 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科1998年度修士論文, 1998. (未公開)

http://web.sfc.keio.ac.jp/aero/netcom/master_thesis/abstract_jp.html

山本仁志, 太田敏澄, 「情報空間の生成と社会的ジレンマ問題の研究」, 経営情報学会誌, Vol.8, No.1, pp67-87, 1999.

安田雪, 「ネットワーク分析: 何が行為を決定するか」, 新曜社, 1997.

安田雪, 「実践ネットワーク分析: 関係を解く理論と技法」, 新曜社, 2001.

吉田純, 「インターネット空間の社会学: 情報ネットワーク社会と公共圏」, 世界思想社, 2000.

ソフトウェア

UCINET6 <http://www.analytictech.com/>

【注記】

本研究における中心性(Centrality)の定義を述べる。

中心性はネットワークの中で中心的な存在を特定し、ネットワーク内の人々の影響力関係を理解するための尺度である。中心性の概念は多義にわたり、行為者と行為者の次数に基づく中心性、媒介性(betweenness)に基づく中心性などがある。本研究では、どれだけの人と関係を持っているか(外次数)、またどれだけの人に関係を持たれているか(内次数)から中心的な存在を求めるため、次数に基づく中心性を使用した。本研究では、スレッドにおいて内次数による中心性が最も高い発言者を中心者として定義する。

付表1 発言者の発言頻度

	M2	M1	M3	M5	M4	M6	M7	M11	M21	M8	M9	M10	M26	M14	M15	M27	M18	M2
3612	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3619	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3622	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3624	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3644	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3670	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3676	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3681	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0
3683	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
3693	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3698	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3718	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0
3723	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3730	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0