

# 複数の業務メールリングリストからの企業内ソーシャルネットワーク分析

## Social network analysis in a company from two or more operating mailing lists

山口 哲<sup>\*1</sup> 武田 英明<sup>\*2</sup> 大向 一輝<sup>\*2</sup> 市瀬 龍太郎<sup>\*2</sup> 原 誠一郎<sup>\*1</sup> 千葉 大作<sup>\*1</sup>  
 Satoshi YAMAGUCHI Hideaki TAKEDA Ikki OHMUKAI Ryutaro ICHISE Seiichiro HARA Daisaku CHIBA

<sup>\*1</sup> 株式会社アルファシステムズ Alpha Systems Inc.  
<sup>\*2</sup> 国立情報学研究所 National Institute of Informatics

Analysis of the social network in a company obtained by the analysis of the exchange in the company paying attention to two or more mailing lists used for business is described. As a result of applying the network analysis technique from various viewpoints to this network, correlativity with the actual organism system of a company and the action of the social network, which consists of two or more organization layers that exist in a company, became clear.

### 1. はじめに

企業が業務遂行を効率的に行うためには、組織内における円滑な知識共有環境が必要となってくる。そして、知識共有の実現には、その組織での情報流通の現状を把握することが不可欠となる。企業内におけるコミュニケーション手段としては、メール、チャット、電話、対面会話等々存在するが、機械的な解析を行うには、解析可能なログとして蓄積されている必要がある。業務上日常的に使用するツールという観点ではメールが有効であるが、メールによって流通する情報の種類は業務、非業務と玉石混合なために、純粋に業務情報の流通を把握するのは困難な状況である。それに比べ、業務メールリングリスト(ML)は、その名の通り業務情報のやり取りに特化したものなので、業務上の情報流通の経路を調査するには絶好の材料といえる。そこで、本研究では ML でのやり取りに注目し、そこから得られるソーシャルネットワークを解析することによって、組織内の情報流通の経路を直感的にわかりやすいようにした。また、今回は企業での複数の ML を対象としているので、複数の組織階層をまたいだ関係の挙動という観点でも、解析を行った。

### 2. 既存研究

Adamic らは、企業内のメールログを用いたソーシャルネットワーク形成に関する考察を行った[1]。ここでは、ネットワークは企業内部組織と建物に依存するという傾向が見られると報告されている。また高橋らは、ログがインターネットに公開されている形式の ML 運営の効率化手法について考察した[2]。メールヘッダからやり取りのネットワークを構築する手法は、本研究と類似している。

### 3. 研究手法

本研究では、既存研究で行われている手法を踏まえ、株式会社アルファシステムズにおいて実際に業務で使用している ML を用いて、ML 内の発言に対して返信をつける行為を人間関係の形成行為とみなし、やり取りの回数を重み係数として、無方向の社員間のネットワークを構築した。このネットワークに対して、様々な視点からネットワーク分析手法を適用した。ML の総数は 150、ログの取得期間は 2005 年 5 月から 8 月にかけての 4 ヶ月間、メールの総数は約 85,000 通、発言者としてのノード数は約 1,500 となっている。また、ネットワーク解析ソフトには Pajek を使用した[3]。

尚、メール本文には業務の機密情報が多数存在するという点を考慮し、解析に際してはヘッダ情報のみを使用し、本文の内容には一切触れないという制限を設けた。また、個人が特定されることの無いように、発言者には一意の ID を付与し、ID でのみ扱うこととした。

### 4. 結果と考察

#### 4.1 全体ネットワーク

##### (1) 全体ネットワークの特徴

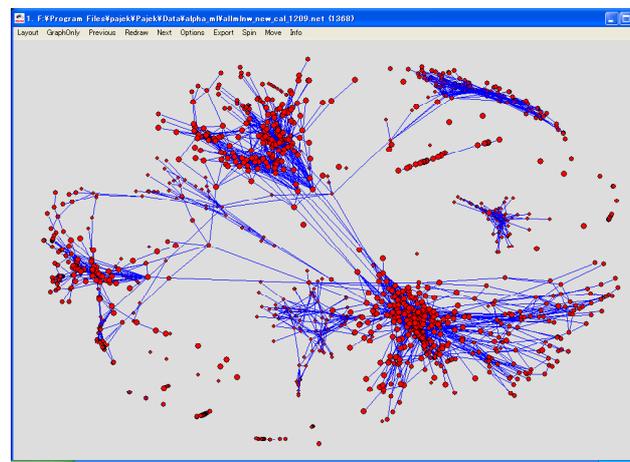


図 1 ML 全体のネットワーク図

全 ML のやり取りの関係を、ひとつのネットワークとして表現したものが図 1 である。ここから見てもわかるとおり、それぞれの組織内のネットワークは密になっているが、組織同士をつなぐネットワークはごく少数の社員で形成されている。解析した ML は主に業務での事務連絡に使用されているもので、基本的にひとつの業務に 1~2 個の ML が作成される。従って、ひとつの ML がひとつの業務にほぼ対応しているとみなすことができる。

##### (2) 職制との関連性

業務をまたぐような連絡は、一般職等ではなく上級管理職が行うのが、組織管理上健全な状態であるといえる。そこで、全体のネットワークのノードに対する媒介性を解析してみた。解析の結果、業務を橋渡しする役割を果たしているのは主に上級管理職であるという結果が示され(表 1)、会社の職制体系としては健全な状態であることがわかった。

表1. 全体ネットワークでの媒介性上位者

No	係数	役職	No	係数	役職
1	0.146193345	部長	9	0.062681324	一般
2	0.142107724	係長	10	0.055225532	
3	0.128738904	部長	11	0.054742391	部長
4	0.117601719	部長	12	0.051995841	
5	0.110096847		13	0.051918424	課長
6	0.091883537	一般	14	0.046871807	係長
7	0.083169606	一般	15	0.041717180	係長
8	0.078591173		16	0.038996085	係長

表2. 発言者のML単位での立場

ID	単独 ML での係数ランク分布						2 つの ML での係数ランク分布		3 つの ML での係数ランク分布	
	ML1			ML3			ML1-ML3		ML1-ML2-ML3	
	媒介性	中心性	発言数	媒介性	中心性	発言数	媒介性	中心性	媒介性	中心性
944	12	12	49	-	-	-	8	16	9	54
936	7	50	73	67	158	1	2	11	3	21
897	1	1	136	-	-	-	4	2	6	57
955	33	64	74	-	-	-	61	96	77	116
881	5	175	1004	-	-	-	7	8	11	31
889	28	59	38	-	-	-	42	88	66	232
1063	23	142	1	17	18	75	5	249	8	12
1834	-	-	-	10	12	92	3	149	2	4
1030	129	80	8	109	91	91	9	130	7	16
1101	118	119	2	26	13	53	6	208	10	8
956	153	167	3	120	60	7	54	317	68	120
1815	-	-	-	2	2	346	10	56	14	11
1810	-	-	-	3	3	232	11	134	12	2
882	2	7	3018	-	-	-	12	9	18	222
1528	-	-	-	4	17	56	13	238	5	7
1820	-	-	-	6	5	47	14	105	13	5
1854	-	-	-	8	6	76	15	433	16	10
923	3	8	130	-	-	-	16	10	22	176
1865	-	-	-	7	9	111	17	1	27	24
886	11	21	98	-	-	-	18	28	29	256
917	9	15	153	-	-	-	19	19	25	200
1524	-	-	-	4	4	96	20	198	1	3

## 4.2 複数階層ネットワーク

### (1) 業務(ML)間の関係ネットワーク

同じ部署内の、業務内容の似通った 3 つの ML に注目し、それぞれの関係性を明らかにするために、3 つの ML だけのネットワークを構築した。この中から 2 つの ML の関係を示すネットワークを構築したところ、業務間連携の程度には非常に大きい差異があることがわかった。これは、業務の性格上複数の業務が協調してひとつの業務を遂行する関係のものもあれば(図 2)、NDA(機密保持契約)のために全く独立した業務関係のものもあり(図 3)、業務体系を直感的に反映した形となった。

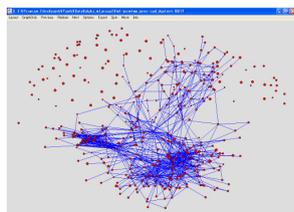


図2. 協調関係のML

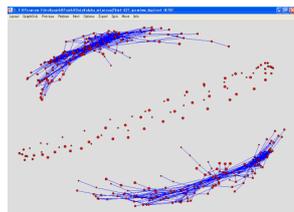


図3. NDA関係のML

### (2) 階層毎での発言者の立場の変化

同じ発言者でも、所属する ML や ML の組み合わせによって、その立場は変化する。上記の 3 つの ML について、単独の ML、2 つの ML、3 つの ML での媒介性と中心性のランクの推移をまとめてみた。表 2 はその一例で、2 つの ML の媒介性上位者 22 名を基準にして、それぞれの項目の媒介性、中心性の順位と発言数を同時に表示したものである。また、それぞれの項目における順位の「ぶれ」をわかりやすくするため、順位が 50 以上のものにマーキングを行った。その結果、単独の ML では目立たなかった発言者(ID 番号 1030, 1101)でも、複数の ML を組み合わせたネットワークでは上位に位置するケースが見られた。ML 内の中心人物(中心性上位者)が必ずしも ML の橋渡し役(媒介性上位者)を兼ねる訳ではないが、従来の単独の ML だけのネットワーク解析では見えてこなかったノードの再発見につながり、新たな人物評価の指標への可能性につながるものと考えられる。

また、協調関係の強い ML 同士ほど、中心性と媒介性のランクのぶれが小さい傾向が見られた。これは、協調性が強いほどネットワークが完全な形に近くなり、ネットワークの中心位置も 2 つの ML の中央付近に配置されることに起因すると考えられる。逆に、表 2 のような協調関係が薄い ML 同士では、ネットワークの中心位置がずれ、互いの距離も開いていき、中心性と媒介性のランクのぶれが大きい状態になっていることがわかる。様々な異種業務を遂行している企業内の ML ネットワークにおいては、それぞれの業務の協調関係を総合的に判断すると非常に希薄であることが一般的である。このことから、企業内ネットワークを

全体的な視点で見た場合の人物の評価は、中心性で判断するのは不利で、媒介性で判断した方が信用が高いという解析結果となった。

## 5. まとめ

本研究では、複数の ML を使用し、企業内のソーシャルネットワーク分析を行った。その結果、ML というラフなログであっても、ある程度のネットワーク状態の把握と解析が可能であることがわかった。今回は ML から得られたネットワークに対して、単純にネットワーク解析手法を適応した解析を行ったのみなので、ネットワークの紐帯の意味や有意性についての考察や裏づけ等は行っていない。今後はネットワークの有意性についての裏づけ等を行っていく必要がある。また、今回は ML だけの人間関係を抽出しているため、非常に限定的なネットワークの側面を見ているに過ぎない。従って、より客観的な関係を得るには、ML だけでなく他のコミュニケーションツール(メール、チャット等)のログも参考にしたネットワークを構築する必要がある。将来的には、このような解析を基に、新たな人物評価の指標の枠組みとなるものを提案していきたい。

## 参考文献

- [1] Lada A Adamic and Eytan Adar: How To Search a Social Network, *Social Networks*, 27(3):187-203, July 2005.
- [2] 高橋正道・北山聡・金子郁容: 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, 情報処理学会論文誌 Vol.40 No.3988-3999, 情報処理学会, 1999 年.
- [3] Pajek : <http://vlado.fmf.uni-lj.si/pub/networks/pajek/>