解説論文

日本におけるロボット工学の研究者ネットワークの分析

内 藤 理^{*1} 佐 藤 啓 宏^{*1} 工 藤 俊 亮^{*2} 池 内 克 史^{*1}

An Analysis of Social Network of Robotics Researchers in Japan

Osamu Naito^{*1}, Yoshihiro Sato^{*1}, Shunsuke Kudoh^{*2} and Katsushi Ikeuchi^{*1}

In recent years, the social network has attracted attention as the system which causes the innovation, and various studies for researchers' networks have been carried out. This paper conducts social network analysis for a researchers' social network based on co-authorship in papers in the journal of RSJ. We investigate the 1,912 papers published from 1983 to 2010, which include 2,736 authors (nodes of the network) and 6,531 co-authorship (edges of the network). The network turns out to have general features as a complex network, such as scale-free structure, small-world structure, and cluster structure. We extract 710 core members from the network and analyze various centrality among them to show that some researchers demonstrate more importance in the network than their degrees. We also apply cluster analysis to the network to find 27 clusters in which researchers have close relationship, and give a coarse-grained representation of the clusters to clarify the adjacency among them.

Key Words: Social Network, Co-Authorship, Complex Network, Centrality, Cluster Analysis

1. は じ め に

近年、イノベーションを創発するシステムとしての社会的ネットワークに着目する問題意識が多く研究者に共有されており、研究者ネットワークを対象とした社会的ネットワーク分析の研究が行われている [1]~[6]. 社会的ネットワーク分析とは、人間と人間の様々な繋がりで構成されるネットワークの構造に着目して、人間や組織の活動を説明しようとするものである。そのため、ネットワークの構造を重視し、一般に個々の人間の属性は重視しない。

社会的ネットワーク分析を現実社会に適用すると、人間関係の潜在的構造を顕在化させるため、躊躇するところが多々あるものの、コミュニティの外部者や新規参入者に対して、見えざる大学 (invisible college) などの貴重な情報を与えてくれる [3]. そのため、ヒトとの共生を目指して産学官が広範なロボット工学の研究開発戦略を検討する上で、社会的ネットワーク分析は有効な判断材料を与えてくれるものと考えられる。なお、見えざる大学という言葉は、1640 年代にボイルの法則で有名なボイルらが自分たちの私的会合に対して使い始めたもので、伝統的な中世大学に劣らぬ優れた知的活動を行おうという自負を示すものであった。現在は、異なる研究機関に所属していても個人

的な接触によって優れた業績を上げる研究者の集団という意味で用いられている。

日本におけるロボット工学の研究者は、その研究成果の発表の場として、当学会のほか、日本機械学会、計測自動制御学会、人工知能学会、日本人間工学会などに投稿しているが、当学会にまったく関与しない研究者は少ないものと考えられる。また、ロボット工学の研究が盛んに行われるようになったのは比較的新しく、当学会の発展の歴史と重なるところが大きい。そこで、本稿では、当学会誌の掲載論文を対象として、筆者と共著関係を抽出することで、日本におけるロボット工学の研究者ネットワークを把握することとする。そして、日本におけるロボット工学の研究者ネットワークが大規模な複雑ネットワークとしての特徴を有していることを明らかにする。また、コアメンバーを抽出し、各研究者の中心性を評価するとともに、コアメンバーが形成するクラスターの近縁関係と隣接関係を分析し、日本のロボット工学の研究者ネットワークの構造を概観する。

2. 対象データと分析ツール

2.1 対象データ

本稿では、1983 年創設から 2010 年末までの間に当学会誌に掲載された査読付き論文 (1,912 本) を対象データとした。そこから **Table 1** に示すように、筆者 (2,736 名、延べ 6,253 名) と、その共著関係 (6,531 本) を抽出し、ネットワークデータを生成した。

社会的ネットワーク分析の用語に従うと、筆者がノード (Node)、共著関係がエッジ (Edge) に当たる。ノードに繋がっ

原 2011 年 8 月 11 日

^{*1} 東京大学

^{*2} 電気通信大学

^{*1} The Univ. of Tokyo

^{*2} The Univ. of Electro-Communications

■ 本論文は有用性で評価されました。

Table 1 Papers and authors in the journal of RSJ (1983–2010)

	1983–1990	1991–1995	1996–2000	2001–2005	2006–2010	1983–2010
Number refereed papers (Paper)	244	369	508	362	429	1,912
Total number of authors	713	1071	1,593	1,247	1,629	6,253
Average number of authors per paper	2.92	2.90	3.14	3.44	3.80	3.27
Number of authors after name identification (Node)	443	632	872	733	986	2,736
Number of authors written multiple times	120	202	294	194	265	866
Total number of co-authorships	846	1,215	2,106	1,926	3,014	9,107
Number of co-authorships after name identification (Edge)	700	963	1,631	1,467	2,351	6,531
Average number of co-authorships per author	1.58	1.52	1.87	2.00	2.38	2.39
Number of co-authorships executed multiple times	93	171	287	223	397	1,223

ているエッジの本数を当該ノードの次数 (Degree) とよぶ。なお、本稿では、第一筆者とその他の筆者との間のエッジに方向を付与したりしてはいないが、ノード間のエッジが方向を有する場合には、弧 (Arc) とよぶことが多い。また、本稿では、複数回実行された共著関係をエッジの重みとして付加することもしていない。そのため、本稿で扱うネットワークは、重みなしの無向グラフとなっているが、共著関係のネットワーク分析に関する過去の研究においても、多くの場合、重みなしの無向グラフが採用されている [7] [8]。

2.2 表記揺れの発生

データ入力の中で問題となったのは、氏名表記の揺れの多発であった。866 名の複数回、論文を執筆した筆者のうち、62 名 (7.2%) の筆者に表記揺れが発生していた。誤字や脱字のように出版印刷側に責があるものもあったが、多くは筆者自らが引き起こしたと思われるものであった。本研究では、手作業でこれらの表記揺れを補正した。ネット検索で研究者の業績を調査する場合には、表記揺れを吸収するように十分に注意する必要がある。また、自らの業績が実際よりも低く評価される可能性を避けるために、研究者も表記揺れに注意することが望まれる。

[氏名表記の揺れの例]

- ・誤字:「斉」と「齋」,「齊」と「齋」,「亨」と「享」,「崇」と「崇」,「男」と「夫」と「雄」など
- ・異体字の混用:「齊」と「齊」,「齋」と「齋」,「広」と「廣」,「沢」と「澤」,「実」と「實」,「国」と「國」など
- ・旧姓の併記: カッコ書きで旧姓を表記
- ・アルファベット表記とカタカナ表記の混用
- ・アルファベット表記と漢字表記の混用
- ・ローマ字表記の揺れ: Naito, Naitou, Naitoh

2.3 分析ツール

社会的ネットワーク分析の代表的なソフトウェアである UCINET (Ver.6.207) を用いて、対象データを分析した。また、ネットワークのグラフ化には Pajek (Ver.1.02) を、クラスター分析には NetDraw (Ver.2.083) を利用した。どちらのソフトウェアも UCINET に組み込まれており、データの相互利用が可能となっている [9]~[11]。

Fig. 1 Network of robotics researchers in 1990
443 nodes (44 nodes belong to the main component)
700 edges

Fig. 2 Network of robotics researchers in 1995
924 nodes (283 nodes belong to the main component)
1,573 edges

3. 対象データの特性

3.1 研究者ネットワークの時系列的生成

Fig. 1~5 に、5 年ごとの研究者ネットワークの成長過程を示す。ここから、2000 年ごろには、かなり複雑なネットワークを形成していることが見て取れる。中心部にある最大連結成分 (Main Component) に含まれるノードの比率を見ても、1990 年で 9.9%, 1995 年で 30.6%, 2000 年で 59.3%, 2005 年で 67.8%, 2010 年で 74.3% となっており、2000 年ごろまでに多くのノードがひとつに繋がりを、メインコンポーネント (最大連結成分) が成長したことが分かる。

Fig. 3 Network of robotics researchers in 2000
1,544 nodes (915 nodes belong to the main component),
3,063 edges

Fig. 4 Network of robotics researchers in 2005
2,033 nodes (1,378 nodes belong to the main component),
4,371 edges

Fig. 5 Network of robotics researchers in 2010
2,736 nodes (2,032 nodes belong to the main component)
6,531 edges

しかし、このことが2000年ごろに初めて日本のロボット研究者の間に緊密なネットワークが形成されたということを示すものではない。人数は今よりも少なかったにしろ、1983年以前から日本のロボット研究者の間には緊密なネットワークが存在していたはずである。日本ロボット学会誌の共著関係のデータで日本のロボット研究者のネットワークを説明できるだけのデータの蓄積がなされたのが2000年ごろだったというように見るべきであろう。

一方、2000年以降は、ネットワーク全体のノードの増加数と、メインコンポーネントに属するノードの増加数がほぼ一致しており、新規参入者の多くがメインコンポーネントに参加するよ

Table 2 Components in network of robotics researchers

		Number of constituent nodes	Number of components
Main Component		2,032	1
Independent Components	The 2nd~3rd	18	2
	The 4th	15	1
	The 5th	14	1
	The 6th	13	1
	The 7th	11	7
	The 14th~15th	10	2
	The 16th~20th	9	5
	The 21th	8	1
	The 22th~24th	7	3
	The 25th~35th	6	11
	The 36th~53th	5	18
	The 54th~80th	4	27
	The 81th~117th	3	37
	The 118th~148th	2	31
Total		2,718	148
Number of isolated nodes		1	18

うになったことを示している。新規参入者は、ネットワークを分散化するのではなく、メインコンポーネントへの集中度が高まる方向に作用している。

3.2 ネットワークを構成する集団

2010年における日本のロボット研究者ネットワークを構成する148個の集団をTable 2に示す。ここで言う集団とは、共著関係を辿ることにつながっている連結成分(Component)のことである。

最大集団であるメインコンポーネント(最大連結成分)には、全筆者2,736名のうち2,032名(74.3%)が所属しており、第2, 3集団になると構成員は各18名(0.7%)に過ぎない。Fig. 5において、メインコンポーネントは、中央の大規模なネットワークとして表示され、メインコンポーネント以外の独立した147集団は、環状の点として表示されている。

4. 複雑ネットワークとしての評価

社会的ネットワーク分析において、大規模な複雑ネットワークには、スケールフリー性、スモールワールド性およびクラスター性という三つの特性が存在すると言われている[7][12]。日本のロボット研究者ネットワークがこれらの特性を持つならば、大規模な複雑ネットワークに関する先行研究の成果を活用することができると考えられる。そこで、日本のロボット研究者ネットワークの中のメインコンポーネントの部分について、これらの特性が認められるか検証することとした。

4.1 スケールフリー性(次数分布のべき乗則)

スケールフリー性とは、大多数のノードはわずかなノードとしか繋がっていない一方で、少数のノードが沢山のノードと繋がっており、大きな次数を持つという性質である。言い換えると次のようになる。ノード間にランダムにエッジが存在するランダムグラフの場合は、各ノードの次数の分布はポアソン分布となり、平均値というスケール(尺度)が意味を有する。しかし、大規模な複雑ネットワークでは、各ノードの次数 k の分布 $p(k)$ は、べき指数 γ のマイナスのべき乗に比例しているということである。

Fig. 6 Power law of degree distributions in the main component (2,032 nodes)

$$p(k) \propto k^{-\gamma} \quad (1)$$

次数分布がべき乗則に従うネットワークでは、小さな次数を有する沢山のノードと、大きな次数を有する少数のノードが共存することになる。そして、次数の高いノードは、ハブとよばれ、ネットワークの中で重要な役割担うものとされている。このようなスケールフリー性とハブの存在は1999年にバラバシらによって初めて報告されたものである[12]。

ここで、2010年の研究者ネットワークの各ノードの次数と順位をプロットする。縦軸は順位の対数となっているので、べき乗則に沿っているならば、プロットしたラインは直線を描くことになる[7]。Fig. 6を見ると、次数の少ない領域で歪みがあるものの、ほぼ直線を描いており、日本におけるロボット工学の研究者ネットワークにおいても、スケールフリー性が存在していることが分かる。

なお、メインコンポーネントに所属する2,032名の研究者のうち、10人以上の共著者を有する研究者は227名しかおらず、次数3以下の者が979名を占めている。

4.2 スモールワールド性

スモールワールド性とは、世間は意外に狭いという特性である。スモールワールドを示したものとしては、ミルグラムによる1967年のチェーンメール実験が有名である。その実験は、マサチューセッツ州シャロンの神学部大学院生の妻とボストンの株式仲買人を目標人物として、カンザス州ウィチターとネブラスカ州オマハの160人を無作為に選び、「同封した写真の人物を知っていたら、この手紙を送って下さい。この方を知らない場合は、あなたの住所氏名を書き加えた上で、あなたの親しい友人の中でこの方を知っていそうな人に、この手紙を送って下さい。」という手紙を送ったところ、42通が届き、届くまでのステップは平均5.5であったというものである。その後、1991年にジョン・グエアが発表した戯曲「あなたまでの6人 (Six Degrees of Separation)」がブロードウェイで大成功し、世界は六次の隔たり (Six Degrees of Separation) という有名な仮説が広まった。なお、この仮説の源は、ハンガリーのフリジェシュ・カリンティによる1929年の小説『鎖』とされている[12][13]。

さて、ノード数が増加したとき、ネットワークの直径(2ノード間の最短距離の平均値)がノード数の対数のオーダーで緩や

かに増加する範囲内にとどまれば、スモールワールド性があるとされている[7]。そこで、メインコンポーネントの直径を2000年と2005年と2010年について求めると、次のようになる。

2000年：915 ノード、直径 8.16034

2005年：1,378 ノード、直径 6.66874

2010年：2,032 ノード、直径 6.52483

日本におけるロボット工学の研究者ネットワークでは、ネットワークの成長(ノードの増加)とともに、逆にネットワークの直径が縮小していることが分かる。これは、ネットワークが成長するに従って、遠方のノードとショートカットするエッジが増えるためと推測される。少なくとも、ノードの増加がネットワークの急膨張を引き起こさないという意味で、現在の日本におけるロボット工学の研究者ネットワークもスモールワールド性を有していると考えられる。なお、後ほど述べるコアメンバーの2010年のネットワークについて直径を求めると、710 ノード、直径 5.95802 である。コアメンバーのネットワークとの比較においても、スモールワールド性は維持されていると言える。

4.3 クラスター性 (局所凝集性)

クラスター性とは、いわばヒトは群れたがるという特性であり、私の友達の友達がやはり私の友達だったという(クラスターを形成する)場合の確率で表される。この確率をクラスタリング係数とよぶが、必ずしもネットワーク密度が高くない大規模な複雑ネットワークにおいても高い数値を示すことでクラスター性の存在が示される。ここで、ネットワーク密度とは、実際に存在するエッジ数を、存在するノードが完全グラフを構成した場合のエッジ数で除したものである。クラスタリング係数とは、各ノードごとにクラスターを形成する確率を算出し、その平均を取ったものである。クラスタリング係数は、完全グラフでは1に、ツリー構造では0になる。現実には、各種のネットワークにおいては0.1~0.7という数値が計測されている[14]。

そこで、メインコンポーネントのネットワーク密度とクラスタリング係数を求めると下記のようなになる。ここから、日本におけるロボット工学の研究者ネットワークは、ネットワーク密度が疎であるにもかかわらず、極めて強いクラスター性を有していることが分かる。このことは、逆に仲間内の結束が強く、新たな共著者を迎え入れることが少ないという問題が存在する可能性を示すことになる。

ノード数：2,032

エッジ数：5,423

ネットワーク密度：0.0026

クラスタリング係数：0.7856

なお、後ほど述べるコアメンバーのネットワークについても密度とクラスタリング係数を求めると下記のようになり、コアメンバー同士でもクラスター性が十分に存在していることが分かる。

ノード数：710

エッジ数：1,839

ネットワーク密度：0.0073

クラスタリング係数：0.6240

4.4 評価結果

以上の評価から、日本におけるロボット工学の研究者ネット

ワークは、スケールフリー性、スモールワールド性、クラスター性という複雑ネットワークとしての一般的な特性を有していることが分かった。その結果、インターネットのルータやウェブページのネットワーク、生物の食物連鎖のネットワーク、エイズ感染のネットワーク、新技術の普及ネットワークなどの先行研究の成果から、システムの故障耐性や弱点、流行の拡散、構造的空隙を埋めるブリッジの重要性（弱い絆の強さ）などの知見を得ることができると考えられる。

また、日本におけるロボット工学の研究者ネットワークにおいて特徴的なことは、2000年、2005年、2010年とネットワークが成長するに従って、逆にネットワークの直径が縮小していることである。その原因として、離れた関係にある既存ノードの間をバイパスする機能の存在が推測される。

5. コアメンバーの抽出

大学の大規模な研究室の場合、論文発表を1回だけ行う学生が数多く存在するため、共著者である指導教官の中心性などが過剰に評価されてしまう。その反対に、一人立ちした研究者同士の繋がりが相対的に埋没してしまう恐れがある。そのため、メインコンポーネント（2,032名）の中から、発表回数が1回しかない筆者や、複数回の発表を行っても共著者が1人（次数＝1）しかいない従属的な筆者を除くことで、Table 3に示すコアメンバー（710名）を抽出した。

これから行う中心性の評価やクラスター分析においては、コアメンバーによるネットワーク Fig. 7 を対象とすることとした。なお、分析対象をコアメンバーのネットワークに絞り込む

Table 3 Nodes and edges in whole network, main component and core members

	Whole network	Main component	Core members
Number of refereed papers (Paper)	1,912	1,576	1,576
Number of authors after name identification (Node)	2,736	2,032	710
Number of co-authorships after name identification (Edge)	6,531	5,423	1,839

Fig. 7 Network of core members in 2010
710 nodes, 1,839 edges

と、異分野からゲスト的に共著者となった研究者を除いてしまうという副作用があるが、対象とする論文数がメインコンポーネントのネットワークよりも減少するわけではないので、分析対象となるロボット工学の範囲は狭くならないと考えられる。

ここで、従属的な筆者を除くことで、スケールフリー性が大きく損なわれることが懸念される。しかし、Fig. 8に示すように、コアメンバーだけのネットワークは、スケールフリー性が維持されているばかりではなく、次数の少ない領域での歪みも解消し、次数分布がべき乗則により合致している。また、コアメンバーに所属する710名の研究者であっても、10人以上の共著者を有する研究者は84名しかおらず、次数3以下の者が328名を占めている。

6. 中心性分析

社会的ネットワーク分析では、ネットワークの中で中心的な役割を果たす者を示すため、様々な中心性が定義されている [15] [16]。以下では、ネットワークのノード数が N であるとし、各ノードを v_i ($i = 1, \dots, N$) と書くこととする。

● 次数中心性 (Degree Centrality)

当該ノードが有する次数（エッジ数）を示す指標である。当該ノードがネットワーク内で占める位置の効果は考慮していないが、ネットワーク内での活動量が分かる。

$$d(v_i) = k_i \quad (2)$$

ここで、 k_i はノード v_i の次数とする。

● 媒介中心性 (Betweenness Centrality)

情報伝達のハブの役割を果たすノードを示す指標であり、次数中心性の次に利用されることが多い [7]。ノード間の最短経路上に位置すると、当該ノードの媒介中心性が高くなるので、多くのノードを効率良く（最短で）結ぶゲートキーパー役を示すことになる。

$$b(v_i) = \sum_{i_s=1; i_s \neq i}^N \sum_{i_t=1; i_t \neq i}^{i_s-1} \frac{g_i^{(i_s i_t)}}{N_{i_s i_t}} \quad (3)$$

ここで、 $g_i^{(i_s i_t)}$ は、始点 v_{i_s} から終点 v_{i_t} へ行く最短経路の中で、 v_i を通るものの数とする。

Fig. 8 Power law of degree distributions in core members (710 nodes)

Table 4 Centrality in core members (710 nodes)

Ranking	Degree Centrality		Betweenness Centrality		Eigenvector Centrality		Closeness Centrality	
1	ND01(33)	33	ND01(33)	40,030	ND04(26)	44.82	ND03(28)	26.39
2	ND02(31)	31	ND02(31)	32,794	ND03(28)	43.87	ND04(26)	25.48
3	ND03(28)	28	ND10(21)	25,716	ND07(22)	42.79	ND01(33)	25.28
4	ND04(26)	26	ND03(28)	24,965	ND06(22)	40.07	ND07(22)	25.13
5	ND05(26)	26	ND17(20)	24,637	ND14(20)	36.87	ND14(20)	25.01
6	ND06(22)	22	ND31(12)	22,024	ND15(20)	33.92	ND11(21)	24.75
7	ND07(22)	22	ND11(21)	21,863	ND29(14)	33.34	ND06(22)	24.57
8	ND08(22)	22	ND12(21)	21,278	ND42(12)	29.40	ND12(21)	24.18
9	ND09(22)	22	ND14(20)	20,829	ND43(12)	29.40	ND33(11)	24.16
10	ND10(21)	21	ND05(26)	20,162	ND44(11)	27.84	ND15(20)	23.88
11	ND11(21)	21	ND21(18)	18,021	ND45(12)	25.35	ND59(11)	23.85
12	ND12(21)	21	ND13(21)	15,302	ND46(10)	24.93	ND18(19)	23.41
13	ND13(21)	21	ND32(10)	13,914	ND01(33)	24.42	ND60(10)	23.41
14	ND14(20)	20	ND26(15)	13,796	ND47(8)	22.42	ND02(31)	23.37
15	ND15(20)	20	ND33(11)	13,766	ND12(21)	21.13	ND48(11)	23.37
16	ND16(20)	20	ND04(26)	13,701	ND48(11)	20.93	ND29(14)	23.35
17	ND17(20)	20	ND34(9)	13,694	ND49(8)	20.19	ND45(12)	23.22
18	ND18(19)	19	ND24(16)	13,645	ND50(10)	18.64	ND10(21)	23.18
19	ND19(19)	19	ND35(5)	13,146	ND51(7)	18.55	ND20(18)	22.99
20	ND20(18)	18	ND36(13)	12,638	ND52(11)	17.15	ND46(10)	22.90
21	ND21(18)	18	ND16(20)	12,484	ND53(10)	16.96	ND41(10)	22.89
22	ND22(16)	16	ND08(22)	12,428	ND54(10)	14.69	ND08(22)	22.88
23	ND23(16)	16	ND25(15)	12,214	ND08(22)	10.82	ND54(10)	22.77
24	ND24(16)	16	ND09(22)	11,877	ND55(4)	10.66	ND42(12)	22.72
25	ND25(15)	15	ND37(4)	11,773	ND56(8)	8.85	ND43(12)	22.72
26	ND26(15)	15	ND38(11)	11,056	ND33(11)	7.42	ND44(11)	22.72
27	ND27(15)	15	ND39(5)	10,773	ND11(21)	7.36	ND61(10)	22.64
28	ND28(14)	14	ND40(5)	10,423	ND18(19)	6.68	ND52(11)	22.55
29	ND29(14)	14	ND18(19)	10,269	ND57(11)	6.40	ND62(6)	22.41
30	ND30(14)	14	ND41(10)	9,537	ND58(8)	6.26	ND63(10)	22.37

また, $N_{i_s i_t}$ は, 始点 v_{i_s} から終点 v_{i_t} へ行く最短経路の総数とする.

●固有ベクトル中心性 (Eigenvector Centrality)

当該ノードと繋がっているノードが他のノードと, どの程度繋がっているかを示す指標である. 多くの重要な (次数の高い) ノードと繋がっていると, 当該ノードの固有ベクトルは高い値を示すことになる.

次の漸化式を考える.

$$\mathbf{u}(t+1) = A\mathbf{u}(t) \quad (4)$$

ここで A は隣接行列であり, t は更新回数とする. $\mathbf{u}$ を v_i の中心性を並べた N 次元ベクトルとすると, この漸化式の反復は, あるノードの中心性に, 隣接ノードの中心性を次々と加味していくと解釈できる. 発散を防ぐため, 反復ごとに $\mathbf{u}$ の要素の和が1になるように正規化すると, $\mathbf{u}$ は A の最大固有ベクトルに収束する. これを固有ベクトル中心性とする. すなわち, A の最大固有値を λ_N としたとき, 固有ベクトル中心性は, 以下の $\mathbf{u}$ で定義される.

$$\lambda_N \mathbf{u} = A\mathbf{u} \quad (5)$$

●近接中心性 (Closeness Centrality)

当該ノードから全ノードに到達するために最低必要なステップ数の総和の逆数である. どのノードをリーダーにすれば, 情報伝達が効率的かを示す.

$$c(v_i) = \frac{N-1}{\sum_{j=1, j \neq i}^N d(v_i, v_j)} = \frac{1}{L_i} \quad (6)$$

ここで, $d(v_i, v_j)$ は, v_i から v_j への距離とする.

また, L_i は, v_i からほかの $N-1$ 個のノードへの距離の平均とする.

本稿では, コアメンバー 710 名のネットワークについて, 上記の 4 種類の中心性の分析を行った. その結果を Table 4 に示す. なお, ノード名の後ろの括弧内の数字は, 当該ノードの次数を示している.

これを見ると, 次数中心性の高い研究者が他の中心性においても高い値を示すことが多いものの, ND31 (次数 12) のように次数に比して高い媒介中心性を示す研究者が存在する. ND31 は, 著名な大学研究室の出身で, 海外の大学に在籍した経験もあり, 国内でも流動性の高い職歴を有する研究者である. また, ND42~46 のように大規模なナショナルプロジェクトに参加した研究者の固有ベクトル中心性が次数に比して高くなる傾向が見られた. さらに, ND33 (次数 11), ND59 (次数 11), ND60 (次数 10) のように, ロボット工学の中心的な研究機関で長期間にわたって多様な研究テーマに従事した研究者が次数に比して近接中心性で高い順位を占めることも分かった.

7. クラスタ分析

エッジの媒介中心性に着目した Girvan-Newman 法により, コアメンバーをクラスターに分割する. 時折, クラスタの間

Fig. 9 Modularity (Q) of Girvan-Newman in core members (710 nodes)

を繋ぐノードを反対側のクラスターに属するものと判断するなど、Girvan-Newman 法は完璧ではないが、社会的ネットワーク分析の世界ではクラスター分割の定番となっている。分割数の適合性は、モジュラー数 Q に表れるので、**Fig. 9** で最大値 (0.820) を示す分割数 27 を採用する。なお、モジュラー数 Q は、通常、0.3~0.7 と言われており、コアメンバーのネットワークは、極めて強いクラスター構造を持っていると言える [17]。

27 個のクラスターの中で、CL01 が最大クラスター (82 名) となっており、CL06 (66 名) と CL18 (64 名) が続いている。ここでクラスターという用語が 4.3 節における意味とは異なっていることに注意していただきたい。4.3 節のような複雑ネットワークの研究においては、クラスターは三つのノード間に 3 本のエッジがすべて存在する状態を示す。一方、社会的ネットワーク分析では、クラスターは後ほど述べる **Fig. 11** の CL01, CL06, CL17 に見るとおり、ブドウの房のようなノードの塊という本来の意味で使用する。このような場合、複雑ネットワークの研究では、コミュニティまたはモジュールとよぶことが多い [7]。本稿では、社会的ネットワーク分析の用語に従い、敢えてクラスターという用語を使用している。

7.1 クラスターの近縁関係

分割数を増やしていく過程で親クラスターから分岐する時期によって、クラスター間の近縁関係を判断し、その結果を **Fig. 10** に系統樹 (Dendrogram) として示す。これを見ると、CL2~5, CL26 は最大クラスター CL01 から遠い所に位置するが、その中には、本学会の論文賞を輩出するような著名な大学研究室も含まれている。系統樹の幹との距離と研究業績とは必ずしも一致するものではないことに留意していただきたい。

研究者ネットワークの成長ということでは、CL17 が 2009 年に、CL04 が 2010 年に、それぞれメインコンポーネントに繋がるという出来事があった。特に、CL17 は、特定の研究分野に強い研究者集団であり、1984 年に登場して以来、2008 年末の時点でコアメンバー以外を含めて総勢 29 名の集団となっていたが、独立コンポーネントのままであった。そこに、**Fig. 11** に示

Table 5 Strength of bridges among clusters

Strength of bridges	Name of bridges (Jointed clusters)			
26	CL01-CL18			
8	CL01-CL25	CL08-CL10	CL18-CL20	
7	CL12-CL18			
6	CL01-CL13	CL01-CL22	CL01-CL24	CL08-CL19
5	CL06-CL15	CL13-CL25	CL20-CL22	
4	CL01-CL06	CL07-CL08	CL13-CL15	CL13-CL18
	CL18-CL25			
3	CL06-CL07	CL06-CL16	CL13-CL27	
2	CL01-CL03	CL01-CL11	CL01-CL17	CL04-CL25
	CL05-CL26	CL06-CL17	CL06-CL18	CL07-CL10
	CL07-CL18	CL07-CL22	CL08-CL18	CL09-CL12
	CL10-CL12	CL10-CL18	CL10-CL20	CL10-CL25
	CL10-CL27	CL12-CL13	CL12-CL20	CL15-CL22
	CL16-CL26	CL18-CL21	CL18-CL23	
1	CL01-CL02	CL01-CL08	CL01-CL14	CL01-CL16
	CL01-CL20	CL01-CL27	CL02-CL10	CL02-CL21
	CL03-CL23	CL05-CL15	CL05-CL27	CL06-CL08
	CL06-CL20	CL06-CL21	CL06-CL25	CL07-CL15
	CL07-CL19	CL07-CL22	CL08-CL11	CL08-CL13
	CL08-CL24	CL09-CL10	CL09-CL16	CL09-CL22
	CL12-CL22	CL12-CL23	CL15-CL26	CL16-CL18
	CL16-CL24	CL16-CL25	CL18-CL22	

すような NEDO の助成プロジェクトが実行され、ロボット工学以外の分野の研究者 NDa が媒介者となって、CL17 は CL01 と CL06 に連結することになった。多様な研究グループを融合させるという面で、NEDO は良い仕事をしたと言える。今後の成果に期待できるものと考えられる。

7.2 クラスター間の構造 (ネットワークの粗視化)

コアメンバー 710 名に絞っても、エッジが重なり合っており、**Fig. 7** のようにネットワークの構造は判然としない。そこで、クラスター同士の隣接関係を調べることで、**Fig. 12** のようにネットワークの粗視化を行う。

ここで、クラスター間を橋渡ししているリンクをブリッジとよぶこととする。このブリッジは、**Table 5** に示すように全部で 74 本あるが、ノード単位のエッジに分解して見ると、31 本はお互いのクラスターを 1 本だけのエッジで結ぶ弱い (細い) 結合である。一方、ノード単位で 5 本以上のエッジで繋がれているブリッジは 12 本に過ぎない。なお、**Fig. 12** において、クラスターを表す円の面積は、構成員数を示している。また、ブリッジの線の太さは、ブリッジを構成するエッジの本数を示している。

クラスター内ではエッジが濃密に存在する一方で、クラスター間にはエッジは疎らにしか存在していない状態を社会的ネットワーク分析では、構造的空隙 (Structural Hole) とよび、それを埋めるエッジをイノベーションを促進するものとして重視している [18] [19]。実際、**Fig. 12** のブリッジに関与する研究者を見てみると、優れた業績を生み出した研究者が並んでいる。

さらに、粗視化されたネットワークについて、中心性の分析を行った結果を **Table 6** に示す。なお、クラスター名の後ろの括弧内の数字は、当該クラスターのノード数 (人数) を示している。

これを見ると、6 章で紹介した ND31(12) が率いる CL16 が構成員数 4 名にもかかわらず、高い中心性を有していることが

Fig. 10 Dendrogram of 27 clusters

分かる。今後、CL16 にプロジェクトやイベントの中核的な役割を担ってもらうことはロボット工学の発展に効果的であると考えられる。一方、CL04 のように中心性の低いクラスターを共同研究プロジェクトに巻き込んで、新たな研究資源として活用することも重要であると考えられる。

8. ま と め

日本におけるロボット工学の研究者ネットワークは、スケールフリー性、スモールワールド性、クラスター性という複雑ネットワークとしての一般的な特徴を有していることが分かった。そのため、複雑ネットワークに関する先行研究の成果を適用することが可能であると考えられる。例えば、インターネットの

Table 6 Centrality in 27 clusters

Ranking	Degree Centrality		Betweenness Centrality		Eigenvector Centrality		Closeness Centrality	
1	CL01(82)	15	CL01(82)	102.31	CL18(64)	56.03	CL01(82)	70.27
2	CL18(64)	13	CL18(64)	42.02	CL01(82)	51.60	CL18(64)	65.00
3	CL06(66)	10	CL06(66)	28.96	CL06(66)	43.11	CL06(66)	61.90
4	CL08(45)	9	CL25(33)	27.11	CL08(45)	38.53	CL13(36)	57.78
5	CL10(34)	9	CL08(45)	26.51	CL10(34)	36.05	CL08(45)	56.52
6	CL13(36)	7	CL16(4)	25.06	CL25(33)	33.96	CL22(14)	56.52
7	CL22(14)	7	CL10(34)	23.87	CL20(13)	33.12	CL16(4)	56.52
8	CL16(4)	7	CL15(16)	17.14	CL13(36)	32.95	CL10(34)	55.32
9	CL25(33)	7	CL07(38)	14.14	CL22(14)	31.90	CL25(33)	55.32
10	CL07(38)	7	CL13(36)	12.73	CL07(38)	31.43	CL07(38)	54.17
11	CL12(31)	7	CL27(12)	12.12	CL16(4)	30.08	CL20(13)	52.00
12	CL20(13)	6	CL22(14)	11.72	CL12(31)	29.32	CL27(12)	50.00
13	CL15(16)	6	CL12(31)	7.37	CL15(16)	20.42	CL12(31)	49.06
14	CL27(12)	4	CL26(19)	2.99	CL09(30)	17.00	CL15(16)	49.06
15	CL09(30)	4	CL20(13)	2.83	CL27(12)	16.90	CL24(11)	47.27
16	CL24(11)	3	CL02(24)	2.81	CL24(11)	16.05	CL02(24)	47.27
17	CL02(24)	3	CL23(14)	2.53	CL21(9)	15.07	CL09(30)	46.43
18	CL21(9)	3	CL03(20)	2.36	CL02(24)	13.72	CL17(13)	44.83
19	CL23(14)	3	CL09(30)	1.93	CL17(13)	12.65	CL11(12)	44.83
20	CL26(19)	3	CL05(23)	1.70	CL23(14)	12.54	CL21(9)	44.07
21	CL05(23)	3	CL21(9)	1.23	CL11(12)	12.04	CL03(20)	44.07
22	CL17(13)	2	CL24(11)	0.56	CL19(23)	9.34	CL23(14)	42.62
23	CL11(12)	2	CL17(13)	0.00	CL03(20)	8.56	CL26(19)	41.94
24	CL03(20)	2	CL11(12)	0.00	CL26(19)	7.54	CL14(6)	41.94
25	CL19(23)	2	CL19(23)	0.00	CL14(6)	6.89	CL19(23)	39.39
26	CL14(6)	1	CL14(6)	0.00	CL05(23)	5.99	CL05(23)	38.81
27	CL04(18)	1	CL04(18)	0.00	CL04(18)	4.53	CL04(18)	36.11

Fig. 11 NEDO project connecting CL01, CL06 and CL17

Fig. 12 Network of 27 clusters

ルータやウェブページのネットワーク、生物の食物連鎖のネットワーク、エイズ感染のネットワークに関する研究成果である。そこから言えることは、個々のノードが故障してもシステムの健全性は保たれるが、ハブ（中心性の高いノード）を集中攻撃されるとシステムが破壊されることや構造的空隙を埋めるブリッジの重要性である。

また、抽出されたコアメンバー 710 名に関する中心性の評価から、日本のロボット工学の研究者ネットワークでハブとなっている研究者を把握することができた。また、次数（共著関係の数）以上に、研究者ネットワークの中で重要な位置を占める研究者が存在するという事実を浮かび上がらせることもできた。

さらに、クラスター分析を行うことで、研究者グループの間の近縁関係を明らかにするとともに、多様な研究者グループを

融合している NEDO プロジェクトの存在を明らかにすることができた。そして、クラスター間の隣接関係を調べることで、研究者ネットワークを粗視化し全体構造を簡潔に示すとともに、構成員数以上に研究者ネットワークの中で重要な役割を担う可能性を有するクラスターを浮かび上がらせることができた。

これらの成果は、ロボット工学の研究開発戦略の検討や研究プロジェクトの立案・推進に資するものと考えられる。また、ロボット工学関連のイベントを企画・実行する場合にも有益な情報となるものと考えられる。さらには、日本のロボット技術の流出防止に役立てることも可能であると考えられる。

最後に、若い研究者の方々に 2 点アドバイスをさせていただきたい。まず、自らの研究業績を正當に評価してもらうために、絶対に氏名表記の揺れを起こさないようにすることである。次に、多様な研究者と共同研究を行うことで、多様な研究ノウハ

ウを蓄積することである。このことは、研究者ネットワーク内での役割を高めるとともに、自らの研究成果を伝播させることに繋がる。願わくは、クラスター間のブリッジとなり、自らの研究思想を広く伝えるとともに、構造的空隙に位置することでイノベーションの起点になることを目指していただきたい。

参 考 文 献

- [1] 七丈直弘, 馬場靖憲: “イノベーションの創発ネットワーク”, 数理科学, no.537, 2008.
- [2] 馬場靖憲, 後藤晃: 産学連携の実証研究. 東京大学出版会, 2007.
- [3] 安田雪, 松尾豊: “人工知能学会における研究者ネットワークの分析”, 第19回人工知能学会全国大会 (JSAI 2005), 2A3-02, 2005.
- [4] 安田雪, 松尾豊, 武田英明: “人工知能学会におけるネットワーク構造と変化”, 第20回人工知能学会全国大会 (JSAI 2006), 1F2-1, 2006.
- [5] 松尾豊, 浅田洋平, 石黒周, 松原仁, 橋田浩一: “Webからのロボット研究者のネットワークの抽出”, 第5回計測自動制御学会システムインテグレーション部門学術講演会 (SI2004), pp.326-327, 2004.
- [6] エティエンヌ・ウェンガー, リチャード・マクダーモット, ウィリアム・M・スナイダー: コミュニティ・オブ・プラクティス. 翔泳社, 2002.
- [7] 増田直紀, 今野紀雄: 複雑ネットワーク. 近代科学社, 2010.
- [8] 杉山浩平, 大崎洋之, 今瀬真: “論文の引用・共著関係から何が分かるか?”, 電子情報通信学会技術研究報告 IN2006-15, pp.85-90, 2006.
- [9] 安田雪: “ネットワーク分析用ソフトウェア UCINET の使い方”, 赤門マネジメント・レビュー, vol.4, no.5, 2005.
- [10] 稲水伸行, 竹嶋斎: “ネットワーク可視化の技法—Pajek の使い方”, 赤門マネジメント・レビュー, vol.4, no.6, 2005.
- [11] 竹嶋斎, 稲水伸行: “ネットワーク可視化の技法—NetDraw の使い方”, 赤門マネジメント・レビュー, vol.4, no.7, 2005.
- [12] アルバート＝ラズロ・バラバシ: 新ネットワーク思考. 日本放送出版協会, 2002.
- [13] 松尾豊: “スモールワールドとチャンス発見”, 人工知能学会誌, vol.18, no.3, 2003.
- [14] R. Albert and A.-L. Barabasi: “Statistical mechanics of complex networks,” REVIEWS OF MODERN PHYSICS, VOLUME 74, pp.47-97, 2002.
- [15] 安田雪: 実践ネットワーク分析. 新曜社, 2001.
- [16] 金光淳: 社会ネットワーク分析の基礎. 勁草書房, 2003.
- [17] 財団法人未来工学研究所: “知識社会研究報告 知識構造の可視化に関する調査研究”, 内閣府経済社会総合研究所委託事業, 2009.
- [18] M.S. Granovetter: “The Strength of Weak Ties,” The American Journal of Sociology, vol.78, no.6, pp.1360-1380, 1973.
- [19] ロナルド・S・バート: 競争の社会的構造. 新曜社, 2006.

内藤 理 (Osamu Naito)

1979年東京大学工学部機械工学科卒業。1981年東京大学工学系研究科情報工学専門課程修士課程修了。同年通商産業省入省。2007年経済産業省退官。同年より社団法人日本ファインセラミックス協会専務理事。2008年東京大学学際情報学府博士課程入学。日本ベンチャー学会会員。NPO 法人ロボカッブ日本委員会監事。

(日本ロボット学会学生会員)

工藤俊亮 (Shunsuke Kudoh)

2000年東京大学理学部卒業。2002年東京大学大学院理学系研究科情報科学専攻修士課程修了。2005年東京大学大学院情報理工学系研究科博士課程修了。博士 (情報理工学)。同年東京大学生産技術研究所特任助教。2010年電気通信大学大学院情報システム学研究科准教授。IEEE 会員。

(日本ロボット学会正会員)

佐藤啓宏 (Yoshihiro Sato)

1997年沼津工業高等専門学校電気工学科卒業。2006年電気通信大学大学院情報システム学研究科博士課程退学。音響機器メーカー勤務を経て、2009年東京大学生産技術研究所特任研究員。

池内克史 (Katsushi Ikeuchi)

1973年京都大学工学部機械工学科卒業。1978年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了。MIT 人工知能研究所研究員、電総研主任研究官、CMU 計算機科学科教授を経て、1996年より東京大学生産技術研究所教授。2000年より東京大学大学院情報学環教授兼担。工学博士。D.Marr 賞 (ICCV: 1990年), IEEE 優秀論文賞 (CVPR: 1991年), 最多引用論文賞 (AI Journal: 1992年), Fu 記念優秀論文賞 (IEEE Trans. R&A, 1998年) 等受賞。IEEE Distinguished Lecturer (SPS 2000-2001, CS 2004-2006, RAS 2008-2009), IEEE Fellow.

(日本ロボット学会正会員)