異分野融合の促進に資する学術分野の文化比較結果の可視化

今井 晨介¹⁾, 尾上 洋介²⁾, 宮野 公樹³⁾, 日置 尋久⁴⁾, 小山田 耕二⁵⁾

Visualization of Academic Cultures for Promoting Interdisciplinary Research

Shinsuke IMAI, Yosuke ONOUE, Naoki MIYAMO, Hirohisa HIOKI
and Koji KOYAMADA

ABSTRACT

As our society getting complex and academic disciplines getting divided, social issues become difficult to be solved by a single academic discipline only. Interdisciplinary studies, i.e. fusion and cooperation of multiple academic disciplines, become much popular under such situation of our society. In interdisciplinary studies, it is important that researchers in different academic disciplines understand each other's values and cultures, which stays quite difficult for the most of researchers. In order to promote the mutual understanding among different academic disciplines, we analyze the result of a survey asking researcher's academic philosophy and behavioral features, find research communities and extract their cultural characteristics. We visualize the result of the analysis as a network with charts that represent academic disciplines' cultures. We believe that our system makes it easier to compare academic disciplines' cultures and helps researchers in different community understand each other.

Keywords: Interdisciplinary studies, Academic collaboration, Dimensional reduction, Network analysis, Graph drawing

1. はじめに

現代社会は、複雑化が進み、経済や環境、医療・福祉、食品安全などの様々な分野で、解決困難な社会課題に直面している。学術界は、それらの社会課題の解決において重要な役割を担ってきた。しかしながら、学術分野の細分化と社会課題の分野横断化にともなって、単一の学術分野では、社会課題の解決が困難な場面が増えてきている。このような現状を前にして、学際研究を促進しようとする試みが数多く行われている。我が国でも学際研究の重要性は認識されている。

トップダウンなアプローチとして、研究助成機関は新たな研究領域を設定して学際研究をサポートする流れにある¹⁾。文部科学省は、2014年に「文部科学省における研究及び開発に関する評価指針」の改定²⁾を行った。改定にあたって

は、「ハイリスク研究、学際・融合領域・領域間連携研究等の推進」が特筆課題の一つとして挙げられている。2016年に閣議決定された第5期科学技術基本計画³⁾では、科学研究費助成事業(以下、科研費と称する)の公募・審査の在り方を抜本的に見直し、多様かつ独創的な学術研究を振興することを掲げている。2018年から導入される予定になっている新たな審査システムでは、これまで以上に挑戦的な学際研究に焦点が当てられることになる見込みである⁴⁾。研究助成機関からのアプローチだけではなく、現場の研究者自身も異分野融合、連携の重要性を認識しており、研究者による学際研究へのボトムアップなアプローチとして、分野横断交流会⁵⁾といった様々な取り組みが全国的に行われている。

以上のように異分野融合を支援する取り組みは積極的に行われている。しかし民官の研究者はともに学際研究あるいは異分野の連携が十分にはなされていないと認識している⁶⁾。異なる研究分野間で連携をとるにはスムーズにコミュニケーションをとることが重要である。しかし一般に研究分野が異なれば、研究者同士のコミュニケーションには齟齬が生じることがある。齟齬が生じる原因として、たとえば同一の用語が分野によって異なる意味をもつといったことも考えられる。しかし齟齬の原因はそのような表層的な問題だけに

* 原稿受付 2017 年 2 月 26 日

1) 非会員 京都大学 人間・環境学研究所 (〒606-8501 京都市左京区吉田二本松町, E-mail: imai@viz.media.kyoto-u.ac.jp)

2) 正会員 京都大学 学際融合教育研究推進センター 政策のための科学ユニット

3) 非会員 京都大学 学際融合教育研究推進センター

4) 非会員 京都大学 人間・環境学研究所

5) 正会員 京都大学 学術情報メディアセンター

あるのではない。研究観, 人間観, 世界観などの各研究領域の思想, すなわち文化の差異が大きく影響すると考えられている⁵⁾。つまり学際研究あるいは分野間の連携が十分になされていない要因としては, このようにまず「研究文化の違いから生じる連携の難しさ」が挙げられる。またそれとともに「個々の学術分野の研究者が学際研究をピアレビューすることの難しさ」も異分野連携を妨げる原因として考えられている⁷⁾。実際に学際研究に関わる科研費申請の評価においては依然として課題があり, 学際研究を審査できる十分なシステムは確立されていない。一般に, 一人の研究者がレビュー可能な領域は必ずしも広くはない。そのため学際研究のように複数の分野にわたる申請内容を審査可能な専門家は限られてくる。また適切な専門家の選出方法も確立されていない。

以上のような問題を解決するため, 本研究では, 研究者同士の関係性を具体的に把握し, また定性的に語られている研究文化を定量的な指標で示すことを目的とする。本研究では研究者同士の関係をとらえるために研究のキーワードに基づいて研究者のネットワークを構築する。そのようなネットワークを分析することによって, データから学術分野コミュニティを見出し, また学際的視点を持った研究者の存在を明らかにできると考えられる。またコミュニティごとにその文化的な指標を示すことで, 分野による差異を把握し, 異分野間でコミュニケーションを取る手助けができると期待できる。加えて, 研究文化の指標, 研究者ネットワークの構造の理解を支援するためには情報可視化の技術が役立つと考えられる。以上のようなアイデアを実現することで異分野融合を促進することを目指す。

研究文化, 研究分野の関係性を見出すためには, 研究者へのアンケート調査によりデータを収集することが有効と考えられる。そのようなアンケート調査として, 京都大学学際融合教育研究推進センターが実施している「学術分野の文化比較大調査」⁸⁾があり, 本研究ではその回答データを利用した。「学術分野の文化比較大調査」は, 学術分野間の相互理解促進を目的とし, 価値観(研究感, 世界観, 評価基準など)および行動特性(研究スタイル, 研究コミュニティ活動など)を91項目の質問によって調査している。

本研究では, ネットワーク分析において一般的に用いられるコミュニティ検出方法に基づいて研究者同士の接続関係からコミュニティを検出した。これによって, 学術分野のコミュニティをデータに基づいて定義することを可能にした。また学際研究の審査に向いているであろう学際的視点を持った研究者の発見を支援するために, 研究者ネットワークにおいて, ネットワークの特徴量の一つである媒介中心性を各ノードについて計算することで, 研究者がどれほどの分野と関わりをもっているかを分析した。さらにこのような分析結果を分かりやすく提示するために, 研究者ネットワークをグラフレイアウトアルゴリズムにて可視化した。可視化においては, ネットワーク上でコミュニティの情報をノードの色で

示し, またノードの媒介中心性の値をノードの大きさに反映させた。

また研究分野の文化的な特徴を, アンケートの回答から定量的な指標として得ることを目的として, 91項目のアンケート回答データに対して主成分分析を行い, カイザー基準を満たす9つの主成分を研究文化を表す指標とみなして抽出した。本論文ではそのようにして得られたアンケートデータの主成分を研究の文化指標と呼ぶことにする。本研究では, 研究者ネットワークから検出された各コミュニティについて, それらの文化指標の値を算出し, それをレーダーチャートで可視化することでコミュニティの文化的特徴の差異を視覚的に比較できるようにした。

2. 関連研究

本研究は学際研究を支援するために, 研究コミュニティを適切に見出して研究分野の文化の差異を明らかにし, また学際的視点をもった研究者を見つけ出すことを目的としている。本章では, 学際研究調査の先行事例, 研究者の関係性に着目した先行研究, コミュニティ文化の指標化を行った研究を示し, 本研究との関連を説明する。

2.1 学際研究の調査

学際研究の手法を解明することを目的とした学術分野の文化調査は学術, 政策の観点からケーススタディやアンケートによることが一般的である。異分野融合のプロセスと理論についてケーススタディを行い, 体系的にまとめたものとして Repko らの調査⁹⁾があり, 学術分野での研究手法の差異を述べている。しかしその調査では価値観, 行動様式の基盤となる文化は対象としていない。価値観, 行動様式の調査としては, 宮野らが行った「京都大学における学際融合促進を目的とした学内一斉アンケート調査」¹⁰⁾がある。その調査では, 大学内の研究者を対象として研究に対する様々な項目を問うアンケートを実施し, 回答を分析している。しかしながら, 学術分野コミュニティの分割方法に学問分野の分類には適していないとされている現行の4段階の科研費審査区分体系¹¹⁾(以下, 細目基準と称する)を利用しているため, 適切に学術分野コミュニティの文化を評価できているとは言えない。このように先行研究では, 「研究コミュニティの定義が曖昧である」, 「研究文化を指標化していない」という問題が挙げられる。

以上のような先行研究に対して本研究では, 学術分野ごとの文化の特徴を定量的に捉え, 学際融合を支援することを目的として, 研究者へのアンケートの回答データから, 研究キーワードを使って研究者ネットワークを構築, 分析し, 研究者のコミュニティ, また学際性が高い研究者を検出している。また同様に研究者へのアンケートの回答データに基づいて, 検出されたコミュニティと研究の文化指標とみなしうるデータを抽出している。

2.2 アンケートによる文化抽出

アンケート調査に基づいて文化を定量的に測定しようとする試みとして、Hofstede らは、行動様式、価値観に関する調査によって国の文化、国民性を因子分析によって定量的に測定し、指標化した¹²⁾。

本研究でも、研究の文化指標を得るために、研究者を対象としたアンケート調査を利用する。より具体的にはアンケートの回答に対して主成分分析を行うことで研究文化の指標とみなせるデータを、後述するネットワーク分析で得られる研究者コミュニティごとに抽出する。

2.3 研究者のネットワーク、コミュニティ分析

研究者に関するネットワーク分析は、ネットワーク分析の黎明期から行われている。研究者ネットワークの分析の具体例としてはまず論文の共著関係に基づくネットワークから導き出される数学者 Erdős との近さを表す指標、エルディッシュ数¹³⁾が挙げられる。Gergely らは、共著関係ネットワークから学術分野コミュニティの成長と衰退を見出した¹⁴⁾。山下らは、科研費申請情報を利用し研究領域ネットワークを構成し、時系列予測モデルによって学術動向を調査した¹⁵⁾。このように研究者ネットワークを利用した研究は数多く行われている。しかし研究者ネットワークから体系的な学術分野コミュニティの検出は行われていない。また学術分野の適切な分類もこれまでなされていない。

本研究では学術分野コミュニティの定義自体を問題として、データに基づいて学術分野コミュニティを定義する。具体的にはアンケートで各研究者が回答した研究キーワードをもとにネットワークを構成し、そのネットワークに一般的に用いられるコミュニティ検出手法を適用した結果によって学術分野コミュニティを定義する。本研究はこのようにデータに基づいて体系的なコミュニティ分類基準を新たに提出することを試みている。

3. アンケートデータの詳細と特性

今回、研究者同士の関係、研究の文化指標の抽出のために、2015 年から京都大学学際融合教育研究推進センターが実施している「学術分野の文化比較大調査」⁸⁾の結果を利用している。ここではそのアンケート調査の詳細を説明する。

「学術分野の文化比較大調査」では日本の研究者を対象とした無記名のアンケートを実施している。アンケートは 91 項目の質問で構成されており、Web サイト上で回答するようになっている。今回は 2016 年 3 月現在で得られていた 1670 名分の回答を利用している。質問項目以外に研究者の基本的な項目として、細目基準での分野、5 つまでの研究キーワード、性別、年齢などを取得している。同アンケートには、研究者の文化を問う質問が、学術分野の文化の差異が現れやすい研究観、世界観、人間観、評価基準、研究室のあり方、行動特性、研究コミュニティという区分で並べられている。アンケートの 91 の質問項目へは順序尺度で回答することが求められている。質問項目にはガードナーの多重知能

¹⁶⁾に関する質問が 9 項目含まれている。それらについては「かなりあてはまる」「ぜんぜんちがう」の 2 段階で回答し、それら以外の項目については「かなりあてはまる」「まああてはまる」「まあちがう」「ぜんぜんちがう」の 4 段階で回答するようになっている。

4. アンケートデータの分析・可視化の手法

本研究では学際研究を支援するために、研究者同士の関係を示すネットワークを構築することで、研究コミュニティを適切に把握し、また学際的視点を持った研究者を見出すようにする。またコミュニティとして捉えられる様々な研究分野の文化の差異を明らかにしたい。そのために前章のアンケートデータを分析し、また研究者が分析結果を理解しやすくするために分析結果を可視化する。

本章では、分析手法、可視化手法について述べる。本研究では、研究コミュニティを定義し、学際的視点を持った研究者を抽出するために、まずアンケートデータに含まれる研究キーワードを利用して、研究者ネットワークを構築する。構築された研究者のネットワークにおいて、モジュラリティと呼ばれる指標を最適化するようにノード集合を部分集合に分割することで、研究コミュニティを定義することができる。また研究者ネットワークの各ノードについてネットワーク特徴量の一つである媒介中心性を求めることで、学際的視点を持った研究者を抽出する。このようなネットワークの分析とともに研究分野の文化を明らかにすることを目的として、主成分分析を用いてアンケートデータから文化の指標化を行い、研究者コミュニティごとの文化指標を算出する。それらの分析結果をグラフィケイアウトアルゴリズム、レーダーチャートを用いることで可視化する。

4.1 研究者ネットワークの構築

すでに述べたように、研究者の関係性を得るためにネットワークを構築して分析する。ネットワーク分析において一般的に行われる者や組織間の関係を直接測定するのは困難である。そこで、しばしば間接的な方法を用いて人同士の繋がりを推測する。同じ興味や関心を持ったノードを結びつける属性ネットワークとして 2 モードネットワークを構築する。属性ネットワークは、ソーシャルネットワークサービスの分析でしばしば用いられる^{17), 18), 19)}。

本研究では、研究者、研究分野の繋がりを明らかにし、研

Fig. 1 Convert researcher and research keyword 2-mode network to researcher 1-mode affiliation network.

研究者のコミュニティを検出するために研究キーワードに着目した。アンケートでは、研究者は研究キーワードを5つまで挙げられるようになっている。研究者をノードとし、同じ研究キーワードを掲げる研究者を関連づけ、Fig. 1のように無向グラフを構築する。ただしノード間で同じ研究キーワードを複数挙げていたとしても、エッジは1つとする。

4.2 研究の文化指標の抽出方法

今回利用しているアンケートの回答には研究文化を表す情報が潜在的に含まれていると考えられる。しかしアンケートの質問は91項目もあり、そのままでは項目数が多すぎるため、コミュニティ内の文化を理解するには不適當であると考えられる。

そこで本研究ではアンケート91項目に関して主成分分析によって、学術文化を表す特徴量、すなわち文化指標を抽出することを試みる。主成分分析とは多変量データを統合し、新たな指標を作るための分析手法であると言える。

主成分分析を行うと、各主成分について固有値が得られる。その固有値が主成分の重要度に関係しており、固有値を利用して最大の固有値に対応する主成分から順に固有値の大きさに基づいて採用する主成分を決める。採用する主成分の数を決める方法としては、累積寄与率を用いる方法、カイザー基準²⁰⁾などが一般的に知られている。カイザー基準では累積寄与率を用いる方法より少ない主成分で元のデータを表現することが可能である。そこで本研究では、元の説明変数よりも情報量が少ない主成分は採用しないカイザー基準を用いて主成分の選択を行う。カイザー基準では、相関係数行列に対応する主成分分析を行い、主成分の固有値が、各データ変量の標準化されている分散の値である1より大きいかどうかを基準とする。分散が1より大きければ説明力のある主成分として採用する。

主成分は質問項目を重み付けして合成したものとして得られるが、それが概念としてどんな意味をもっているのかは必ずしも自明ではない。しかし主成分を文化指標として用いるにはその意味を適切に解釈し、概念化する必要がある。そこで本研究では採用する各主成分のそれぞれについて、各質問項目ごとに当該の主成分係数に着目し、それを利用して各主成分の意味を解釈することにした。具体的には、主成分ごとにその主成分係数の絶対値が大きい質問項目に重点を置いて、それらを包括的に表現するような名前づけを行った。以上のようにして主成分を文化指標として概念化した上で、研究分野ごとの文化指標値を前述のネットワーク分析から得られる研究者コミュニティに基づいて算出する。具体的にはコミュニティに属するノード、つまりコミュニティに所属する研究者について、それぞれの回答から文化指標値を求め、それらの平均値を各コミュニティの文化指標値とする。以上のように得られた文化指標を用いることで、研究分野間での文化の比較を可能にし、コミュニティ間の文化の差異を明らかにする。

かにする。

4.3 ネットワーク、文化指標の可視化

本研究では研究者の繋がりとそのコミュニティの文化指標を俯瞰するために研究者ネットワークの可視化を行う。コミュニティの検出は、Newmanのモジュラリティ^{21),22)}を用いて行った。コミュニティごとにノードの色を統一することで、コミュニティの分類を可視化する。

ネットワーク分析に用いられるグラフィックアルゴリズムの1つにForceAtlas2²³⁾がある。ForceAtlas2は、スモールワールド性、スケールフリー性を持ったネットワークの可視化に特化したレイアウトアルゴリズムである。力学的なレイアウトアルゴリズムを改良しており、さらにクラスタ構造を見えやすくするためにハブとなるノード間の反発力が大きくなるようにされている。本研究ではコミュニティ、つまりクラスタに注目することから、クラスタ構造が見えやすいForceAtlas2を利用することとした。今回は、モジュラリティを用いてコミュニティを分割しているためLinLogモードを採用する。通常、ノード間の斥力は距離に対して線形に取るが、LinLogモードでは、ノード間の斥力を対数スケールにすることで、モジュラリティで分割したコミュニティをより視認しやすくなる。

また、媒介中心性を用いて、研究コミュニティ間の「ハブ」となる研究者の可視化を行った。媒介中心性の値をノードの半径に比例させて反映した可視化結果を用いることで、例えば新たな学際研究を審査するときに学際研究に詳しい研究者をレビュアーとして選出しやすくなると考えられる。

主成分分析によって得られたコミュニティの文化指標値は全コミュニティの最大値、最小値で正規化し、レーダーチャートによって可視化し、研究者ネットワーク上に配置する。具体的にはコミュニティごとにコミュニティのノードの重心にレーダーチャートの中心を合わせて描画する。

5. アンケートデータの分析結果と考察

本章では、「学術分野の文化比較大調査」のアンケートデータを4章で紹介した手法を用いて分析、可視化した結果を示し、考察を述べる。

アンケートデータの研究キーワードから構築した研究者ネットワークの特性と研究者ネットワークの可視化結果を示した上で、この結果の利用用途について述べる。研究者ネットワークからコミュニティ検出を行い、体系的な学術分野の分類結果を示し、この分類結果が大きい外的外れにならなかったことを示す。また媒介中心性を反映させた研究者ネットワークの可視化結果を示した上で、この結果の利用用途について言及する。研究者コミュニティの文化の指標化の可視化結果を示した上で、この可視化結果の具体的な利用例を述べることで、本手法の有用性について論じる。

5.1 ネットワーク分析と考察

研究者をノード、研究者の掲げる5個以下の研究キーワ

Fig. 2 Visualized researcher network.

ードをエッジとすることで 2 モードネットワークを構成した。ネットワークには複数の連結成分が現れた。今回は最大のノード数で構成される連結成分に注目し分析の対象とした。以下はその連結成分を研究者ネットワークとして扱うことにする。当該のネットワークのノード数は 1131 個、エッジ数は 4547 本であった。なおこのネットワーク以外の連結成分は、ほとんどがエッジをもたない孤立したノードであった。2 つ以上のノードからなる連結成分でもノード数は高々 10 個であった。また、スケールフリー性、スモールワールド性が確認された。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を持つため、グラフレイアウトアルゴリズム ForceAtlas2 を採用する。研究者ネットワークの可視化結果を Fig. 2 に示す。ノードのラベルは、研究者が研究キーワードで一番初めに挙げたものを表す。

研究者ネットワークの可視化結果から、研究キーワードを

手がかりにした研究者間の繋がりを俯瞰的に視ることができる。研究者は自らの研究と他の研究と比較し、どれだけ繋がりがあるのかを直観的に把握するために、この研究者ネットワークを役立てることができると考えられる。また、研究を審査する側は、これまでは複数分野にまたがる研究の審査に、適切な専門家を見つける手法を持ち合わせていなかったが、審査が可能な複数分野に繋がりのある専門家を見つけたときに、この研究者ネットワークを役立てることができると考えられる。

5.2 コミュニティ検出の結果と考察

研究者ネットワークにおいて、モジュラリティ値が最も大きくなるように S Newman の最適化計算を行い、コミュニティを検出した。最適化計算を行った結果は約 0.7 となった。一般に 0.3 程度より大きければコミュニティ構造を持つと見なされることが多い²⁴⁾。このことから、分析の対象と

Fig. 3 Researcher network applied the betweenness centrality values.

Fig. 4 Researcher network with researcher community cultures.

した研究者ネットワークはコミュニティ構造を持つといえる。モジュラリティを基準に分割された研究者ネットワークに対して、同じコミュニティに属する研究者ノードを同じ色とした。研究者ネットワークからは 22 個のコミュニティが検出された。

また、複数の研究者に本研究で検出されたコミュニティの分割の良し悪しについて意見を求めたところでは、今回のコミュニティの分類に違和感があるといった異論は聞かれなかった。なお意見は複数の研究者から聞いたものであり、それぞれの研究者のコミュニティは異なっていた(ここで言うコミュニティは本研究で定義したものではなく、一般的な意味合いのものである)。

5.3 ネットワーク特徴量の分析と考察

媒介中心性の値をノードの半径に反映することで、媒介中心性の高い研究者を強調した可視化を行った。可視化結果を Fig. 3 に示す。Fig. 2 と同様に、ノードのラベルは、研究者が研究キーワードで一番初めに挙げたものを表す。

例えば、2 つの確立された学問領域の隙間を研究している研究者は、その 2 つの学問領域の研究キーワードを挙げていると考えられる。そのような研究者は両方の領域での知識、文化に通じていると考えられ、両領域の連携、融合に重要な人材であると考えられる。媒介中心性では、このような人材を抽出することができる。

以上のような考察を踏まえて可視化結果を見てみる。すでに良く知られている学際研究対象の「地球温暖化」「東南アジア」「機械学習」などを掲げる研究者が浮かび上がってきている。このような学際的視点を持った研究者は、学際研究に慣れているため、学際研究の評価、支援に長けていると推察される。したがって、学際研究を審査する機関は、学際研究に理解のある審査員を選出したいときに、この媒介中心

性の値を反映させた研究者ネットワークを利用できる。

5.4 文化指標値の算出、可視化結果とそれらの考察

今回対象としたアンケートの回答からカイザー基準によって 9 個の主成分が得られた。主成分負荷量の高いものを考慮し、各主成分の説明を付与した。例えば、ある主成分で「研究室ではチームワークを大切にしたい」、「研究室では 2 人以上のチームで研究を行う」、「研究室には一体感が必要であると思う」などの主成分負荷量が高いため、その主成分の軸を「チームワーク」とした。

コミュニティ検出で得た研究者コミュニティの平均値を利用し、コミュニティの文化的側面を 9 個の主成分によって見出した。今回検出された 22 個のコミュニティについてそれぞれの 9 個の主成分を算出し、最大値、最小値でもって正規化し、レーダーチャートにて可視化した。また、コミュニティに含まれる研究キーワードをワードクラウドにて可視化した。頻出回数が多い研究キーワードほどフォントサイズが大きくなるようにした。レーダーチャートをネットワークのコミュニティと合わせて可視化した結果を Fig. 4 に示す。

ここで 2 つのコミュニティについて、それらを繋ぐエッジ数が多いほどコミュニティ同士が近いとみなすことにする。このとき今回検出されたコミュニティについては、近くに位置するコミュニティ同士はレーダーチャートの形が似ている傾向にあった。一方でコミュニティが互いに近くても指標の値が大きく異なっている場合もあることが分かった。例えば、食、食生活に関する研究コミュニティとウイルスに関する研究コミュニティは互いに近く、文化の指標レーダーチャートの形状も類似している(Fig. 5)。他方、地域文化に関する研究者コミュニティとウイルスに関する研究者コミュニティとは互いに近いものの、文化の指標としては地域文化に

関する研究者コミュニティではスタンドプレーで研究する

た研究者ネットワークからは、学際的研究に関わりのある研

Fig. 5 Researcher communities' culture radar charts & research keyword word clouds.

一方で、ウイルスに関する研究者コミュニティはチームプレーで研究する傾向が見られる(Fig. 5)。食、食生活を研究する研究者、地域文化を研究する研究者、ウイルスを研究する研究者が学際研究を進める上で、このような考察をすることで研究者の相互理解につながるのではないかと期待できる。

6. まとめ

本論文では、学際研究において、異分野の融合を促進することを目的として、アンケートデータに基づいて、研究者同士の関係性をネットワークから分析し、また研究コミュニティの文化指標を抽出した。さらにその分析結果を分かりやすく提示するために可視化を行った。

本提案手法では、まず研究者の掲げる研究キーワードから 2 モードネットワークを構築し、コミュニティ検出を行った。次に、グラフレイアウトアルゴリズム ForceAtlas2 を用いて、研究者同士の繋がり、研究者ネットワークのコミュニティを視認しやすいように可視化した。また、ネットワーク特徴量の一つである媒介中心性を用いて、学際研究を行う上で重要になると考えられる研究者の抽出を行い、媒介中心性の値をノードの半径に反映し、可視化した。加えて、主成分分析を用いてアンケートデータから次元削減を行い、研究文化の指標化を行った。さらに、コミュニティ間の文化の違いを作成した指標によって視覚的に比較できるようにレーダーチャートで可視化した。可視化された研究者ネットワークによって、研究者の繋がりを俯瞰して見る事が可能になった。これにより、研究者は自らの研究と他の研究とを比較し、どれだけ繋がりがあるのかを直観的に把握できるようになった。また、媒介中心性の値をノードの大きさに反映させ

研究者を見つけ出せるようになった。さらに、研究文化が指標化され、可視化されたことで、コミュニティ間の文化の差異を視覚的に比較可能になり、ある研究者が分野の異なる研究者と共に研究に従事するときに、相手の文化的差異を認識できるようになった。

本研究の可視化の結果が役立つと考えられる場面として以下の 2 点を挙げる。

- 研究者ネットワークの可視化から、研究者は俯瞰的に自分の研究的位置を認識し、他の研究分野との関係を直観的に把握することができるようになった。また、研究者コミュニティの文化の指標化、可視化を行うことにより、研究コミュニティ間の文化の違いに気づくことが容易になると期待できる。本研究により、研究者の異分野間での文化の相互理解が深まり、学際研究、異分野融合が促進されることが期待される。
- 研究者ネットワークの可視化と、媒介中心性の値を反映したネットワークの可視化は、複数分野にまたがる研究を審査する機関が、ピアレビュー可能な複数分野に繋がりのある研究者、もしくは学際的な視点を持った研究者を見つけ出す際に役立つと考えられる。

今度の課題として、以下の 3 点を挙げる。

- 本提案手法では研究者と研究キーワードから 2 モードネットワークを構成しコミュニティを検出した。しかし現実のコミュニティはより複雑と考えられ、研究キーワードだけではなく例えば所属学会、論文の共著関係などもコミュニティを構成する要素である。そこで研究者のネットワークをより精密に構築するために、所属学会や共著関係をリンクとして利用するマルチネットワーク、

あるいはノードが複数のコミュニティに属するコミュニティのオーバーラップを許すクリークパーコレーション²⁵⁾などを考慮することも必要であると考えられる。

- ・今回、ネットワークで検出されたコミュニティについてそれぞれ重心を基準としてレーダーチャートを均一に描画した。しかしながらこの手法ではレーダーチャートのオーバーラップが生じるか、あるいはオーバーラップを避けるようにするとチャートが小さくなりすぎて視認しづらくなるという問題が生じうる。そこでオーバーラップを避けるような描画手法²⁶⁾での可視化が必要になると考えられる。
- ・分析結果の信頼性を高めるためには、さらに多くのアンケートの回答データが必要と考えられる。日本の研究者人口は80万人を超えており、今回利用したアンケートの回答者数はその極一部でしかない。本研究の成果をアンケートの調査の現場にフィードバックすることで、研究者にアンケートに回答することの意義を広められれば、アンケート回答率の向上につながると考えられる。

謝 辞

本研究はアンケート調査なしには成り立ちません。多忙な中、アンケート調査に協力してくださった研究者の皆様へ心より感謝を申し上げます。

参 考 文 献

- 1) 文部科学省：文部科学白書（2015）。
- 2) 文部科学省：文部科学省における研究及び開発に関する評価指針（2014）。
- 3) 内閣府：第5期科学技術基本計画（2016）。
- 4) 科学技術・学術審議会学術分科会研究費部会：挑戦的研究に対する支援強化に関する作業部会：科研費による挑戦的な研究に対する支援強化について（中間まとめ）（2016）
- 5) 京都大学学際融合教育研究推進センター：異分野融合、実践と思想のあいだ（2015）pp.16-27, 98-99.
- 6) 三菱総合研究所：学際研究とその評価（2012）pp.233-241.
- 7) 科学技術政策研究所：「東日本大震災を踏まえた今後の科学技術・学術政策の検討の視点」に関する専門家の見解－専門家へのアンケート結果－（2011）p.8.
- 8) 学術分野の文化比較大調査 <https://survey2015.symposium-hp.jp/>（2016年12月現在）。
- 9) Repko, A. F. : Interdisciplinary Research Process and Theory, Sage, (2013).
- 10) 京都大学学際融合教育研究推進センター：京都大学における学際融合促進を目的とした学内一斉アンケート調査結果（2013）。
- 11) 科学研究費助成事業の審査に係る「系・分野・分科・細目表」等への意見の受付について https://www.jsps.go.jp/j-grantsinaid/02_koubo/saimoku_uketsuke.html（2017年1月現在）。
- 12) Hofstede, G., Hofstede, G. J., Minkov, M. : Cultures and Organizations: Software of the Mind, Third Edition (2010).
- 13) Castro, R. D., Grossman, J. W. : Famous trails to Paul Erdős, The Mathematical Intelligencer, Vol.21 No.3, (1999) pp.51-53.
- 14) Palla, G., Barabási, A. L., Vicsek, T. : Quantifying social group evolution (2010).
- 15) 山下長義, 沼尾正行, 市瀬龍太郎：科研費における応募細目の変遷による細目間の関係抽出とその予測：情報処理学会研究報告 研究報告知能システム, Vol.2 (2010) pp.1-6.
- 16) Gardner, H., Hatch, T. : Educational implications of the theory of multiple intelligences, Educational researcher, Vol.18 No.8, (1989) pp.4-10.
- 17) Bordatti, S. P., Everett, M. G. : Network Analysis of 2-Mode Data, Social Network, Vol.19 No.3, (1997) pp.243-269.
- 18) Bordatti, S. P. : 2-Mode Concepts in Social Network Analysis, Encyclopedia of complexity and system science, Vol.6 (2009).
- 19) Wand, M., Wang, C., Yu, J. X., Zhang, J. : Community Detection in Social Networks : An In-depth Benchmarking Study with a Procedure-Oriented Framework, Proceedings of the VLDB Endowment, (2015) pp.998-1009.
- 20) Kaiser, H. F. : The Application of Electronic Computers to Factor Analysis, Educational and Psychological Measurement, Vol.20, No.1, (1960) pp.141-151.
- 21) Newman, M. E., Girvan, M. : Finding and evaluating community structure in networks, Physical Review E, Vol.69, Issue 2 (2004) pp.1-16.
- 22) Newman, M. E. : Fast algorithm for detecting community structure in networks, Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics, Vol.69, Issue 62 (2004) pp.1-5.
- 23) Jacomy, M., Venturini, T., Heymann, S., Bastian, M. : ForceAtlas2, a continuous graph layout algorithm for handy network visualization designed for the Gephi software, PLoS ONE, Vol.9 Issue 9, (2014) pp.1-12.
- 24) 増田 直紀, 今野 紀雄：複雑ネットワーク 基礎から応用まで, 近代科学社, (2010) p.43
- 25) Palla, G., Derényi, I., Farkas, I., Vicsek, T. : Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society, Nature Vol.435, (2005) pp.814-818.
- 26) Rodrigues, E. M., Milic-Frayling, N., Smith, M., Shneiderman, B., Hansen, D. : Group-in-a-box layout for multi-faceted analysis of communities, Proceedings - 2011 IEEE International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and IEEE International Conference on Social Computing, (2011) pp.354-361.