

平成 31 年度 日本学生支援機構 学生支援の推進に資する調査研究事業（JASSO リサーチ）

研究成果報告書

官民協働海外留学創出プロジェクト（トビタテ）における
友人関係ネットワークの成長とコミュニティ構造の可視化研究

2020 年 2 月

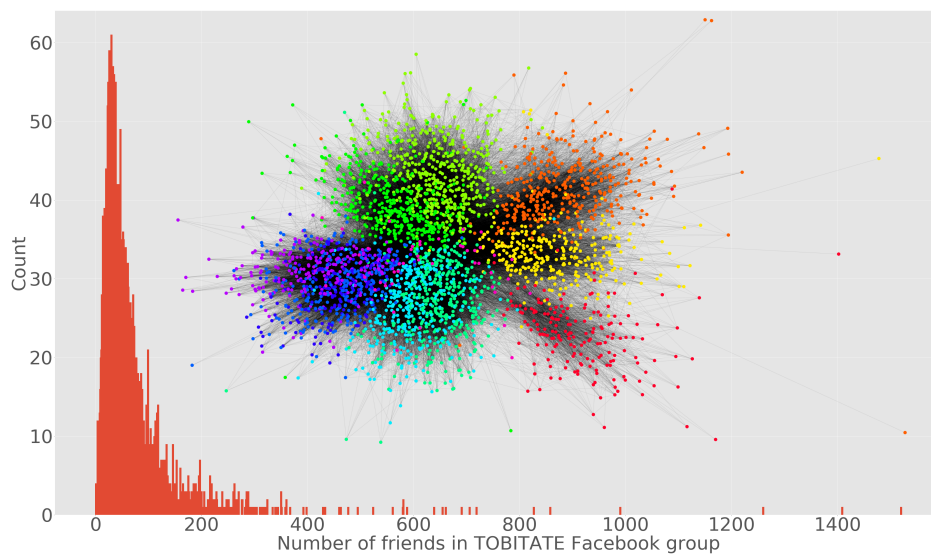
研究代表者：後藤 弘光

株式会社ターンストーンリサーチ 数理部 研究員

官民協働海外留学創出プロジェクト（トビタテ）における
友人関係ネットワークの成長とコミュニティ構造の可視化研究
後藤 弘光（株式会社ターンストーンリサーチ）

概要

官民協働留学創出プロジェクト（トビタテ）の独自コミュニティの実態を調査・分析し、その構造と学生支援との相関を明らかにすることは、プロジェクトに対する政策評価だけでなく、将来のグローバル人材コミュニティ構築を目指す上で重要である。しかし、一般に個別調査を用いて大小多数存在するコミュニティの実態を網羅的に把握することは困難である。したがって本研究は、Facebook の個人ページにおいて公開されている友人情報を使用して、コミュニティに属する数千規模の人脈構造、友人関係ネットワークを可視化し、ネットワーク科学の観点からコミュニティ特性や階層構造、それらの成長過程を明らかにすることを試みた。トビタテの学習支援の特徴でもある留学事前・事後研修は、トビタテに採用された留学派遣期の近い学生を全国から一同に会する機会を提供し、グループワーク形式の研修によって、参加学生間の相互理解の場を提供する。これらオフラインでの交流機会によって、Facebook 上のオンラインの友人関係が形成され、結果として、Facebook グループにおいて参加学生は、地理的条件や専門性に依存しない派遣期毎のコミュニティを形成していることがわかった。これらはオフラインの交流機会を提供することで、地理的及び専門性の離れた学生間に対しても、オンライン上での交流を促進させられる可能性を示唆しており、コミュニティを活用した学習支援の推進の観点において非常に意義深い。さらにトビタテ事務局の実務者は、派遣期の異なるコミュニティのハブとなる学生間を繋げ、ハブとなる学生のハブの役割を担っていることがわかった。派遣期を跨ぐ幅広い人脈構造を形成する上で、参加学生に対する情報発信やコミュニティ形成の補助を担うトビタテ事務局の実務者のコミュニティ参加の重要性は高い。



トビタテ友人関係ネットワークを派遣期毎に色分けして可視化した結果及び参加者の友人数分布。

目次

1	はじめに	3
2	手法とデータ	4
3	トビタテ友人関係ネットワークの特性と成長に関する調査	9
4	トビタテコミュニティと学習支援の関連性に関する考察	20
5	おわりに	22

1 はじめに

官民協働海外留学支援制度「トビタテ！留学 JAPAN 日本代表プログラム」（以下、「トビタテ」という。）[1] は、「日本再興戦略」（平成 25 年 6 月 14 日閣議決定）に基づき、2020 年までに日本学生の海外留学倍増という政府の目標の下、官民が協力して海外留学を支援するために創設された「グローバル人材育成コミュニティ」が運営するものである。トビタテは、企業インターンシップや学生自らが立案したプロジェクト等、「実践活動」に焦点を当てた留学を推奨し、多様な経験と自ら考え行動できるような体験の機会を提供、多様な経験を積んだ個性溢れる留学生のネットワークを形成することで、産業界を中心に社会で求められる人材、世界で、又は世界を視野に入れて活躍できる将来のグローバルリーダーの育成を目指している。トビタテの主な支援内容は以下の 3 点である、

- 海外留学費用（奨学金、留学準備金、授業料）の給付
- 留学事前・事後に行う研修の提供
- 継続的な学習や交流の場としての留学生ネットワークの提供

学生自らが立案した留学計画に対する金銭的支援に加え、留学事前事後の合同研修やコミュニティを活用した学習支援を含む点は、国費による単位取得型や協定派遣型の海外留学支援制度とは大きく異なる。2014 年よりスタートしたこのトビタテは、2019 年 1 月までに約 6 千人の高校・大学生の海外挑戦を支援し、留学という共通点を通じて、所属や留学国、地域や専門性の垣根を越えた交流の場、多様な人脈形成の機会を提供している。これらトビタテコミュニティの実態を調査・分析し、その構造と学生支援との相関を明らかにすることは、プロジェクトに対する政策評価だけでなく、将来のグローバル人材コミュニティ構築を目指す上で重要である。

トビタテに参加する学生は全国・全世界で活動しており、一般にその交流は地理的な条件によって制限されている。一方で、ソーシャル・ネットワーキング・サービス（SNS）などのオンライン上でのコミュニケーションツールは、これらの地理的な制限を克服するための鍵となる。Facebook は世界最大の SNS であり、ユーザーが実名登録された個人アカウントを使用する特徴を持つ。そして、ユーザーは友人関係を持つ友人と Facebook 上でも友達として関係を形成することができ、Facebook 上で友達になることで、その友人の投稿がホーム画面に表示されるほか、Facebook 上でメッセージのやり取りが可能となる。また投稿に対する「いいね」や「コメント」によってユーザー同士の交流を深めたり、投稿のシェアによって情報の拡散をしたりすることができる。さらにグループ機能を活用することで、グループ内に限定した情報共有やイベントの開催などコミュニティでの活動を推進することができる。トビタテは 2014 年よりスタートし、同時期にトビタテの参加学生のオンライン上での交流や情報伝達の場として、承認制の Facebook グループが発足した。そして、2019 年までに数千規模のトビタテ参加学生が加入するオンラインコミュニティとして成長している。したがって本調査では、これら SNS におけるビッグデータとネットワーク科学の手法を用いて、トビタテによって形成された多様な人脈構造を可視化する。

ネットワーク科学*1は、インターネットや企業間の取引、食物連鎖や道路網など、複雑な「つながり」として表現されるネットワークを研究する学術分野であり、1998 年の現実世界で広く観測される「世間は狭い」性質を持つネットワークのモデル化 [2] を契機に、広い分野で活用されるようになった。近年、インターネットの普及や計算機能力の向上に伴い、主に社会学で扱われていた人間関係に関する研究にも広く用いられている。特に本調査と関連する Facebook における友人関係ネットワークの研究として、例えば、アメリカの大学 100 校の学生間の Facebook 上での友人関係形成における属性（性別、学年、高校や住居など）の役割及びコミュ

*1 複雑ネットワーク、ネットワークサイエンスなどとも呼ばれる。

ニティ調査 [3, 4] などが挙げられる。また教育機関における同窓会の実態調査のため、ウェブクローラーによってデータを収集、テクノロジー業界のリーダーに着目した同窓会ネットワークを可視化・分析した研究 [5] もある。一方、日本においてこのような実践的かつ網羅的な研究は、筆者の知る限り未だ報告されていない。本調査研究は、日本初の官民協働のグローバル人材育成事業であるトビタテのオンラインコミュニティに着目し、日本で初めて学習支援の実務的な観点からネットワーク科学研究に取り組んだ事例となる。

本報告書の構成は以下である。2 節においてネットワーク科学の手法と使用したデータについて説明する。3 節においてトビタテ友人関係ネットワークの特性と成長、4 節においてトビタテのコミュニティ構造と学習支援との関連性について調査した結果を報告する。最後に 5 節において本報告書をまとめる。

2 手法とデータ

Facebook 上の友人関係ネットワーク

ネットワークは、点（ノード）と線（リンク）で定義される、いくつかの点同士が繋がった図 1 のような構造体を指す。グラフ理論においては、ノードの集合 $V = \{v_1, \dots, v_N\}$ とノード $v_i - v_j$ 間のリンク集合 $E = \{(v_i, v_j)\}$ で表現される。例えば友人関係ネットワークは、ノードを人、2 人の間に友人関係がある場合にリンクを定義する。具体的には 4 人の友人関係がノードとリンクの集合、

$$V = \{v_1, v_2, v_3, v_4\}, \quad E = \{(v_1, v_2), (v_1, v_3), (v_1, v_4), (v_2, v_3)\}, \quad (1)$$

として与えられたとき、その友人関係ネットワークは図 1（左）として表現できる。一般に図 1（中央）や（右）に示したように、ネットワークのリンクには向きや重みの有無が考えられる。これらは友人関係の定義に依存する。例えば、メールの送受信によって友人関係の有無を定義する場合、リンク間には送信者から受信者への向きを定義できる。またメールの送受信数にまで着目すれば、2 人の間柄の近さを重みとして定義できるだろう。したがって、友人関係ネットワークを図 1（左）に示した無向ネットワークとして扱う場合には、背後にある友人関係の方向性や近接性を無視していることになる。

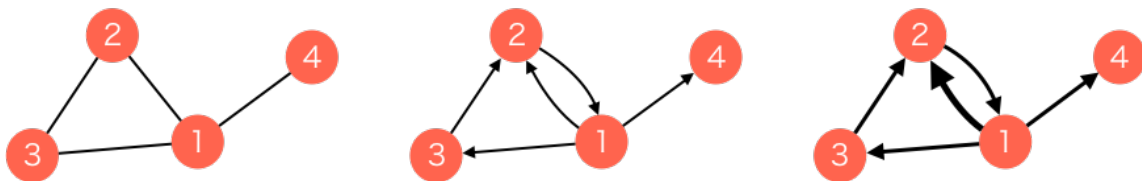


図 1: ネットワークの例. (左) 無向ネットワーク, (中央) 有向ネットワーク, (右) 重み付き有向ネットワーク.

本調査研究では後述するように、Facebook の友人情報のみを用いるため、図 1（左）に対応する向きや重みの無いネットワークを扱うことになる。また、このような友人関係は累積的なつながりの可視化であり、有限の時間間隔における個々の社会的行動との関連性を理解するためには、図 1（右）に対応するネットワークの定義及びそれに必要なデータの追加が必要である。例えば、Facebook の投稿に対する「コメント」などの相互作用を用いたネットワークの定義では、「世間の狭い」ネットワークの性質が顕著でなくなることが知られている [6]。またオンライン上の友人関係と実際の相互作用の関係を理解することは、インターネットアプリケーション機能において応用もされている。複数の SNS に対する大規模な分析 [7]、友人関係ネットワーク上の新たなリンク予測 [8, 9] や、友人関係を用いた相互作用リンクの予測 [10, 11] などの関連研究がある。また近年では、様々な相互作用を多重ネットワークとして解析し、リンク予測を試みた研究 [12, 13, 14] もある。これ

らの先行研究は、トビタテ参加学生の相互作用を予測、誘起するという観点から重要であり、本調査研究の実務的な応用として考えられる。

ここで本調査の目的及び位置付けを再確認しておこう。本調査の目的は、トビタテの特徴的な学習支援である「留学事前・事後研修」及び「継続的な学習や交流の場」の提供が、Facebook上のオンラインコミュニティ形成に与えた影響をネットワーク科学の観点から明らかにすることである。その際、Facebookの友人情報のみを用いるため、解析対象となるネットワークは、Facebookにおける友人関係の有無によって定義される向きの無い友人関係ネットワークとなる。ここでFacebook上の友人関係は、それらが形成される上で方向性を含むことに言及しておきたい。すなわち、Facebookの友人関係は「友達申請」とその承認によって形成されるため、友人として相互承認された関係であるという事実である。特に、対象とするFacebookグループにはトビタテ参加学生であるという共通点は存在するが、基本的には面識はなく、Facebook上で友人関係となる事に対して一定の心理的障壁が存在すると考えられる。したがって本調査によって可視化されるトビタテ友人関係ネットワークは、トビタテが提供する学生支援の効果が少なからず反映していると期待できる。また先に述べた「いいね」や「コメント」などの相互作用は、友人関係上で多く発生する傾向を持ち、本調査によって得られるオンライン上の友人関係は、新たな友人関係を予測するための土台となる。本節では以降、データの取得方法及びFacebookグループに参加する学生の基本統計、次節にて具体的な友人関係ネットワークの分析結果について報告する。

データ

本調査ではトビタテに参加する学生の主な交流の場であるFacebookの友人情報を用いて人脈構造を調査する。ただし、トビタテに参加した学生の同窓会組織とまりぎのホームページ [15] に記載のあるFacebookグループのうち、メンバー数が最大のグループ(グループID: 1585059971706689)を主な調査対象とした。対象のFacebookグループには、トビタテ大学生等コース及び高校生コースに参加した学生、日本学生支援機構グローバル人材育成部(トビタテ事務局)の実務者、支援企業及び大学関係者が参加している。本調査ではトビタテ事務局より提供を受けた参加学生及び、トビタテ事務局員一覧情報を用いて、Facebookグループのメンバーを同定、人脈構造における特性を調査した。ただし、Facebookの使用率が低いと考えられる高校生コースの参加学生及び、同定が困難であった参加学生、支援企業及び大学関係者は調査対象から除いている。

本調査では以下の手順でFacebookグループにおける友人関係情報を取得する。

- Facebookグループ(ID: 1585059971706689)の参加者一覧を取得する。
対象のFacebookグループは非公開グループであるため、参加者一覧はグループ参加者のみ閲覧が可能である。したがって本調査では、対象グループ参加者の協力の下、グループの参加者情報を取得した。
- 取得した各メンバーの個人ページで公開されている友達一覧を取得する。
Facebookの個人ページで公開されている友達情報は、個人のプライバシー設定によって、友達のみ閲覧可能である場合があるため、本調査では、対象グループの友達数が0人である調査用アカウントを使用し、各グループ参加者の個人ページで一般公開されている友達一覧のみを取得する。このとき、グループの参加者数は数千規模であるため、参加者情報の取得と同日に友人関係情報を取得することは困難である。したがって本調査では、参加者一覧の取得日から友人関係の取得完了日までの友人関係の増加を許容することとした。
- Facebookグループ内の友人関係情報を抽出する。
Facebookグループの参加者一覧に含まれる者同士の友人関係情報のみ抽出することで、トビタテコミュニティにおける友人関係ネットワークを抽出する。このとき、参加者一覧の取得日から友人関係の取得完了日まで期間にグループに参加した者は、抽出したネットワークに含まれないことに注意。

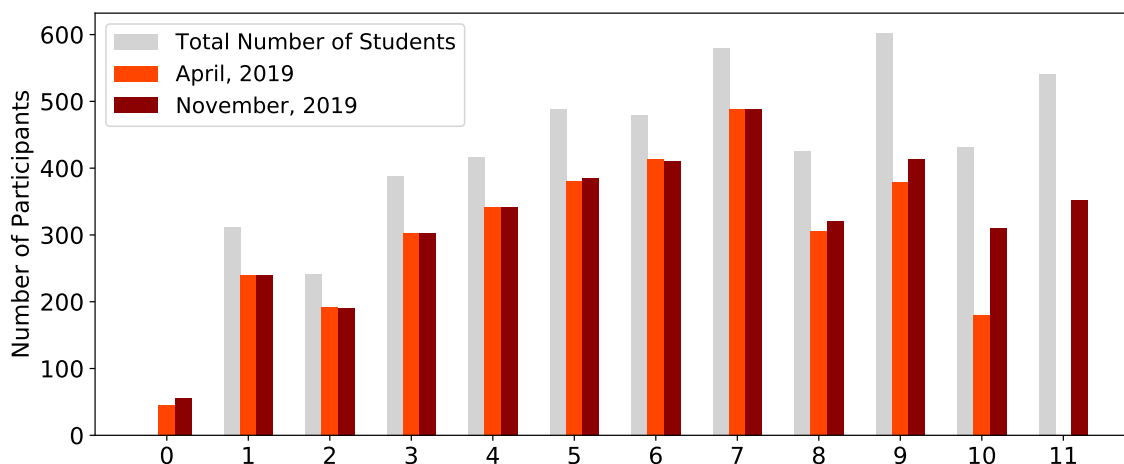


図 2: トビタテ大学生等コースの期別採択学生数と 2019 年 4 月及び、11 月時点での Facebook グループ参加人数。ただし「0」はトビタテ事務局員、各数字は第何期派遣留学生であるかを表す。詳細は表 1 に示した。

上述の手順で調査期間において、2019 年 4 月及び 11 月の計 2 回、上述の手順にて友人関係情報を取得した。

期	留学開始期間	2019 年 4 月 (%)	11 月 (%)	採択学生数
0	トビタテ事務局員	45 (—)	55 (—)	—
1	2014 年 8 月 – 2015 年 3 月	239 (76.6)	240 (76.9)	312
2	2015 年 4 月 – 2015 年 7 月	192 (79.7)	191 (79.3)	241
3	2015 年 8 月 – 2016 年 3 月	303 (78.1)	303 (78.1)	388
4	2016 年 4 月 – 2016 年 7 月	341 (81.8)	342 (82.0)	417
5	2016 年 8 月 – 2017 年 3 月	380 (77.9)	385 (78.9)	488
6	2017 年 4 月 – 2017 年 7 月	413 (86.0)	411 (85.6)	480
7	2017 年 8 月 – 2018 年 3 月	488 (84.3)	489 (84.5)	579
8	2018 年 4 月 – 2018 年 7 月	306 (72.0)	320 (75.3)	425
9	2018 年 8 月 – 2019 年 3 月	379 (63.0)	413 (68.6)	602
10	2019 年 4 月 – 2019 年 7 月	180 (41.7)	310 (71.8)	432
11	2019 年 8 月 – 2020 年 3 月	— (—)	352 (65.1)	541

表 1: トビタテ大学生等コースの期別採択学生数と 2019 年 4 月及び、11 月時点での Facebook グループ参加人数。括弧内には各時点における Facebook グループへの加入率を記載した。ただし、「0」はトビタテ事務局員を示す。

トビタテ大学生等コースの期別採択学生数と 2019 年 4 月及び、11 月時点での Facebook グループ参加人数を図 2、及び表 1 に示す。2019 年 11 月の時点で 3,756 人の採択学生が対象の Facebook グループに参加しており、これは加入率 76.5% に対応する数字であり、期別で大きな偏りはない。また、データを取得した 2019 年 4 月及び 11 月の時点において、10 期及び 11 期生は留学を開始していない採択学生を含むことに注意したい。10 期及び 11 期生の加入率の推移から、トビタテに参加する学生は留学開始期間の早い時期にグループに加入しており、これらは留学前に実施される壮行会及び事前研修の効果であると期待される。また 2019 年 11 月時点において 55 人のトビタテ事務局員（研修講師を含む）が参加しており、参加学生に対する情報発信及

びコミュニティ形成の援助を担っている。ただしトビタテ事務局員には、大学や企業からの出向者及び、非常勤職員も含まれるため、データ取得時において既にトビタテ事務局に在籍していない者も含む。

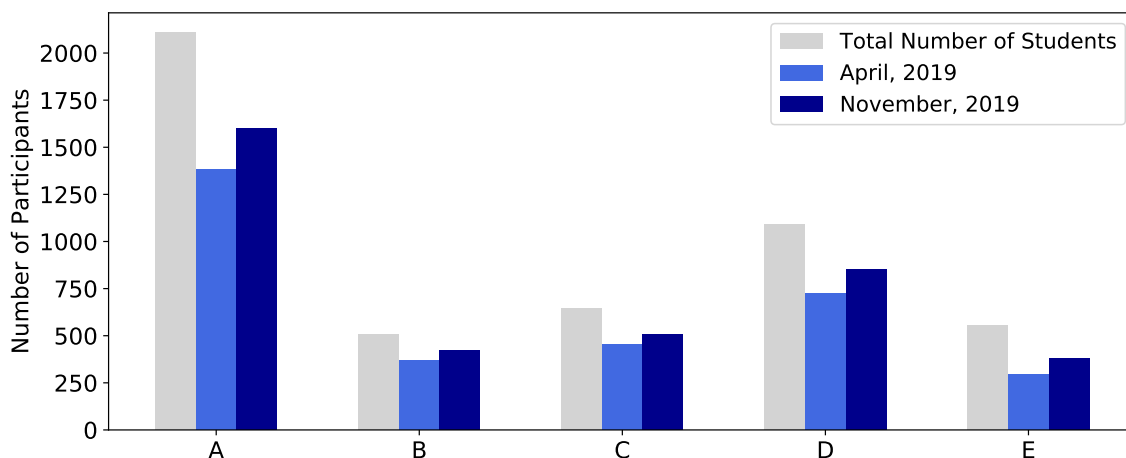


図3: トビタテ大学生等コースの応募コース別採択学生数と2019年4月及び、11月時点でのFacebookグループ参加人数。ただし、A:理系、複合・融合系人材コース(未来テクノロジー人材枠を含む)、B:新興国コース、C:世界トップレベル大学等コース、D:多様性人材コース、E:地域人材コース。詳細は表2に示した。

コース	2019年4月 (%)	11月 (%)	採択学生数
A 理系、複合・融合系人材コース	1,380 (65.5)	1,602 (76.0)	2,108
B 新興国コース	370 (73.0)	421 (83.0)	507
C 世界トップレベル大学等コース	452 (69.9)	505 (78.1)	647
D 多様性人材コース	723 (66.3)	851 (78.1)	1,090
E 地域人材コース	296 (53.5)	377 (68.2)	553

表2: トビタテ大学生等コースの応募コース別採択学生数と2019年4月及び、11月時点でのFacebookグループ参加人数。ただし、A:理系、複合・融合系人材コースには未来テクノロジー人材枠を含む。

トビタテ大学生等コースに参加する学生は、留学計画に応じた5つの応募コースで分類される*2、A:理系、複合・融合系人材コース(未来テクノロジー人材枠を含む)、B:新興国コース、C:世界トップレベル大学等コース、D:多様性人材コース、E:地域人材コース。各コースのFacebookグループ加入状況を図3、及び表2に示す。応募コースの特徴は募集期によって変更となる場合があるが、学生の留学目的や専門性が反映された分類となっている。期別のグループ加入率と同様に、各コース毎の採択学生数の差異はあるものの、学生の専門性による加入率の大きな偏りは見られない。

トビタテ大学生等コースの都道府県別採択学生数と2019年11月時点でのFacebookグループ参加状況を図4、及び表3に示す。ただし、都道府県は参加学生が採択時に所属していた大学の所在地を用いて決定した。図4から明らかなように、大学数が多い東京都に最もトビタテ大学生等コースの採択学生が集中しており、2019年11月の時点でFacebookグループに参加している学生の36.8%を占める。また、各都道府県の採択学生数

*2 トビタテ日本代表プログラム大学生等コースには、独立行政法人日本学生支援機構の第二種奨学金に掲げる家計基準を満たすか否かに応じたコース分類もあるが、本調査の趣旨と異なるため区別をしないものとした。

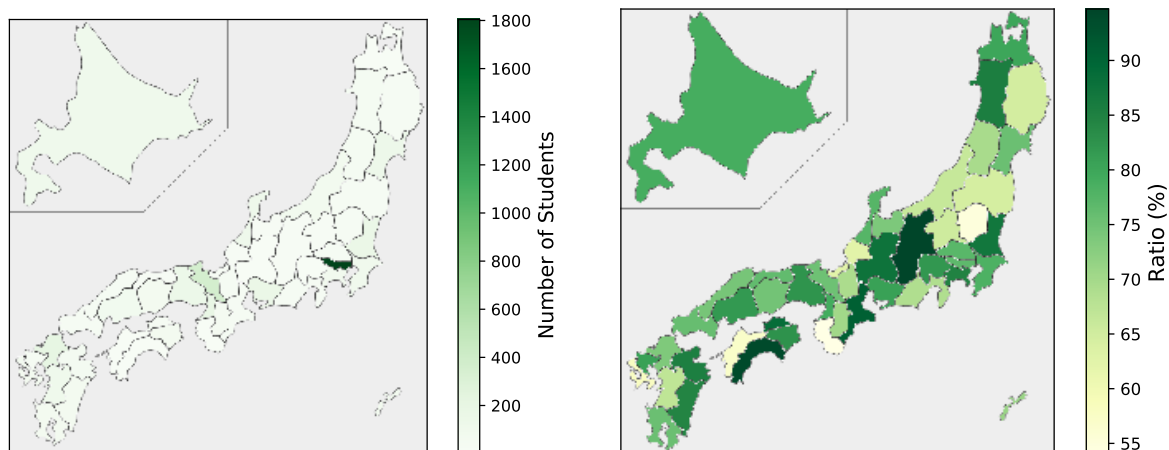


図 4: トビタテ大学生等コースの都道府県別採択学生数と 2019 年 11 月時点での Facebook グループ参加状況。左) 都道府県別の採択学生数。右) 2019 年 11 月時点の Facebook グループ加入率。詳細は表 3 に示した。

は差異があるものの、全ての都道府県で半数以上の採択学生が Facebook グループに参加していることがわかる。

本節では、ネットワーク科学の手法を紹介し、調査対象であるトビタテ大学生等コースの参加学生の主要な交流の場である Facebook グループへの参加状況を参加学生が持つ属性（派遣期，コース，大学所在地）の観点から調査した。これらはトビタテ友人関係ネットワークにおけるノードに対する調査に対応する。本調査の主たる目的は、トビタテ友人関係ネットワークにおけるリンク，つながりに対する調査を行うことで、派遣期や留学計画，住所や留学先の異なるトビタテ参加学生が、Facebook グループというオンラインの交流の場において、どのような人脈・コミュニティが形成されたか、これらにトビタテの学生支援がどのように寄与したかを明らかにすることである。本報告書は以降、友人関係情報に着目し、3 節においてトビタテ参加学生及び、トビタテ事務局員に関するトビタテ友人関係ネットワークの特性と成長、4 節においてトビタテのコミュニティ構造と学習支援との関連性について調査した結果を報告する。

	都道府県	4月 (%)	11月 (%)	採用数		都道府県	4月 (%)	11月 (%)	採用数
1	北海道	68 (65.4)	82 (78.8)	104	25	滋賀県	15 (57.7)	18 (69.2)	26
2	青森県	10 (66.7)	12 (80.0)	15	26	京都府	229 (64.1)	268 (75.1)	357
3	岩手県	18 (52.9)	22 (64.7)	34	27	大阪府	130 (71.0)	145 (79.2)	183
4	宮城県	89 (70.6)	95 (75.4)	126	28	兵庫県	102 (72.3)	116 (82.3)	141
5	秋田県	29 (70.7)	35 (85.4)	41	29	奈良県	27 (57.4)	33 (70.2)	47
6	山形県	22 (47.8)	32 (69.6)	46	30	和歌山県	6 (46.2)	7 (53.8)	13
7	福島県	17 (54.8)	20 (64.5)	31	31	鳥取県	15 (71.4)	16 (76.2)	21
8	茨城県	114 (75.0)	132 (86.8)	152	32	島根県	21 (60.0)	26 (74.3)	35
9	栃木県	15 (48.4)	17 (54.8)	31	33	岡山県	40 (59.7)	50 (74.6)	67
10	群馬県	12 (52.2)	15 (65.2)	23	34	広島県	45 (59.2)	62 (81.6)	76
11	埼玉県	25 (71.4)	27 (77.1)	35	35	山口県	27 (73.0)	28 (75.7)	37
12	千葉県	69 (71.9)	75 (78.1)	96	36	徳島県	49 (77.8)	52 (82.5)	63
13	東京都	1,174 (65.1)	1,381 (76.6)	1,804	37	香川県	28 (80.0)	31 (88.6)	35
14	神奈川県	60 (70.6)	72 (84.7)	85	38	愛媛県	7 (50.0)	8 (57.1)	14
15	新潟県	40 (56.3)	47 (66.2)	71	39	高知県	11 (68.8)	15 (93.8)	16
16	富山県	14 (73.7)	14 (73.7)	19	40	福岡県	129 (63.2)	150 (73.5)	204
17	石川県	80 (67.2)	92 (77.3)	119	41	佐賀県	22 (61.1)	29 (80.6)	36
18	福井県	13 (54.2)	15 (62.5)	24	42	長崎県	28 (45.2)	36 (58.1)	62
19	山梨県	9 (81.8)	9 (81.8)	11	43	熊本県	57 (55.3)	69 (67.0)	103
20	長野県	14 (73.7)	18 (94.7)	19	44	大分県	39 (72.2)	46 (85.2)	54
21	岐阜県	13 (81.2)	14 (87.5)	16	45	宮崎県	48 (75.0)	54 (84.4)	64
22	静岡県	17 (53.1)	22 (68.8)	32	46	鹿児島県	41 (67.2)	46 (75.4)	61
23	愛知県	112 (72.3)	125 (80.6)	155	47	沖縄県	45 (65.2)	49 (71.0)	69
24	三重県	26 (81.2)	29 (90.6)	32					

表 3: トビタテ大学生等コースの都道府県別採択学生数と 2019 年 4 月及び, 11 月時点での Facebook グループ参加状況。ただし, 都道府県は参加学生が採択時に所属していた大学の所在地を用いて決定。

3 トビタテ友人関係ネットワークの特性と成長に関する調査

本節では Facebook 上の友人関係情報をもとに構成されるネットワークの特性と成長過程をネットワーク科学の手法により定量的に調査する*3。はじめに, ネットワークにおける頂点 v_i から出るリンク数 k_i を v_i の次数と呼ぶ。したがって友人関係ネットワークにおける次数 k_i は, Facebook グループ参加者 i の友人数に対応する。1つのリンクには必ず2つの端があり, 2つの頂点につながっているため, どのようなネットワークにおいても以下の関係が成り立つ,

$$\sum_{i=1}^N k_i = 2M, \quad (2)$$

ここで N と M はノード数とリンク数であり, 参加者数と友人関係数に対応する。また次数の平均値は,

$$\langle k \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k_i, \quad (3)$$

*3 参考までに, 本調査におけるネットワーク分析は, ネットワークを研究するための Python ライブラリ NetworkX (<https://networkx.github.io>) を用いている。また, より高性能なライブラリとして igraph (<https://igraph.org>) もある。

で与えられ、平均次数と呼ばれるものである。これは参加者が持つ友人数の平均値に対応する。トビタテ友人関係ネットワークとその最大連結成分のノード数 N とリンク数 M 及び平均次数 $\langle k \rangle$ を表 4 に示した。Facebook グループの友人関係を持たない参加者が数名いる一方、ほとんどの参加者が共通の友人を介して繋がることのできるコミュニティになっていることがわかる。

	2019 年 4 月	最大連結成分	2019 年 11 月	最大連結成分
N : ノード数 (参加者数)	3,266	3,264	3,811	3,801
M : リンク数 (友人関係数)	111,955	111,955	129,794	129,794
$\langle k \rangle$: 平均次数 (平均友人数)	68.558	68.600	68.115	68.295

表 4: トビタテ友人関係ネットワークとその最大連結成分のノード数 (参加者数) とリンク数 (友人関係数) 及び平均次数 (平均友人数)。

友人数が参加者によって異なるように、一般のネットワークの次数はノードによって異なる。次数が k のノードが全ノードに占める割合を $p(k)$ と書き、その分布を次数分布と呼ぶ。また多くのネットワークの次数分布は、べき分布に従うことが知られている、

$$p(k) \propto k^{-\gamma}, \quad (4)$$

ここで γ をべき指数と呼び、このような性質はネットワークのスケールフリー性と呼ばれている。べき分布の特徴は、正規分布などと比べ大きな値が出やすく、分布の裾が広くなる点が挙げられる。またべき分布であるかを評価する際には、しばしば次数が k 以上のノードの割合を示す累積分布が用いられる、

$$P_{>}(k) = \int_k^{\infty} p(k') dk'. \quad (5)$$

ネットワークの次数がべき分布であるとき、その累積分布のべき指数は $\gamma - 1$ となる。図 5 に 2019 年 4 月及び 11 月時点での友人関係ネットワークの次数分布及びその累積分布を示す。ただし、最大連結成分のみ両対数グラフを用いて図示し、累積分布には $\gamma = 3.4$ の参照線を添えている。べき則を満たす領域が 1 桁程度と少ないため、スケールフリー性を結論づけることは困難であるが、正規分布や指数分布よりは裾が広い次数分布を持つことがわかる。一般に、人間関係においては、スケールフリー性は頻繁に見られるわけではなく、携帯電話の通話によって結ばれるネットワークにおいては、裾が広い分布だがべき分布ではないことが知られている [16]。図 5 に見られるべき性は、コミュニティ内に非常に多くの友人数を持つハブとなる人材が存在することを意味し、人間関係を維持するコストが低く、友人関係を増やすことが容易であるオンラインのネットワークの特徴である。

詳細なネットワークの特徴量の分析に移る前に、巨視的な観点からネットワークを俯瞰視することでその特性を把握したい。トビタテ友人関係ネットワークの最大連結成分をばね・電気モデル [17] を用いて座標を決定し可視化した結果を図 6 と図 7 に示す。ばね・電気モデルはネットワークをばね (リンク) によって結合した同符号電荷 (ノード) の力学系とみなし、系の定常状態によってノードの位置座標が決定される手法であり、グループ内の友人数が多い参加者ほど中心に配置される可視化手法である。図 6 から明らかなように、非常に密な人脈構造が形成され、部分的な群れ構造が見て取れる。また、2019 年 4 月から 11 月の間で新たな参加者群 (青色) が、既存のコミュニティ群に接続する形で全体の最大連結成分が大きく成長していることがわかる。群れ構造とグループ参加者の属性との関係を可視化するため、2019 年 11 月時点の最大連結成分におけるノードを属性毎に色分けしたものが図 7 である。比較のためノードの座標は図 6 (右) に固定している。2019 年 4 月から 11 月の間で新たな参加者群 (青色) の多くが、10 期及び 11 期生に対応していることがわかる。また、

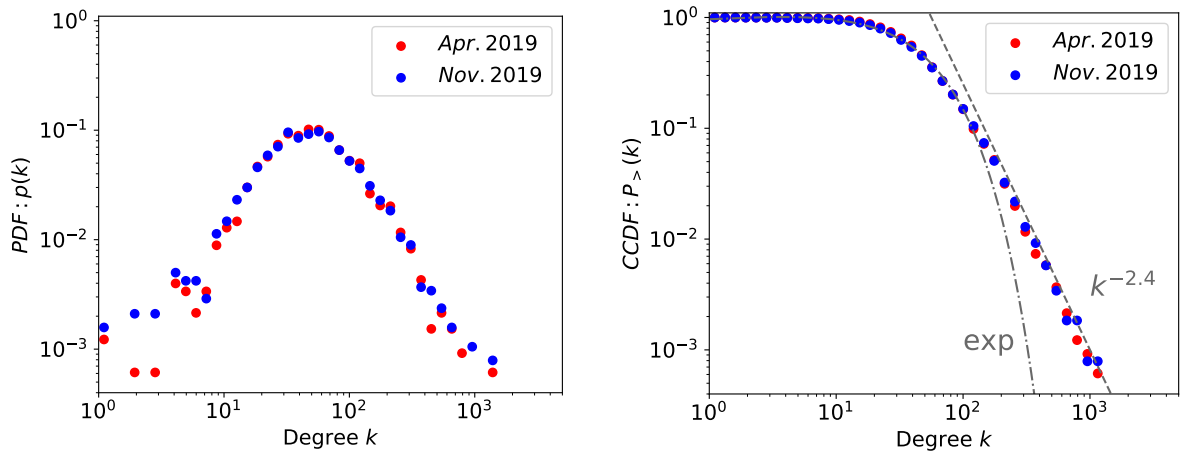


図5: トビタテ友人関係ネットワークの次数分布 (左) とその累積分布 (右).

図7から派遣期ごとにコミュニティが形成されていることが確認できる一方、地域毎の群れ構造を確認するのは難しく、対象の Facebook グループ内の友人関係において地理的な隣接性が人脈形成において重要な働きを担っていない様子が見て取れる。本節では以降、ネットワークにおけるスモールワールド性及び友人関係の類似性、中心性などの特徴量を評価することで、トビタテコミュニティの特性に対して理解を深める。

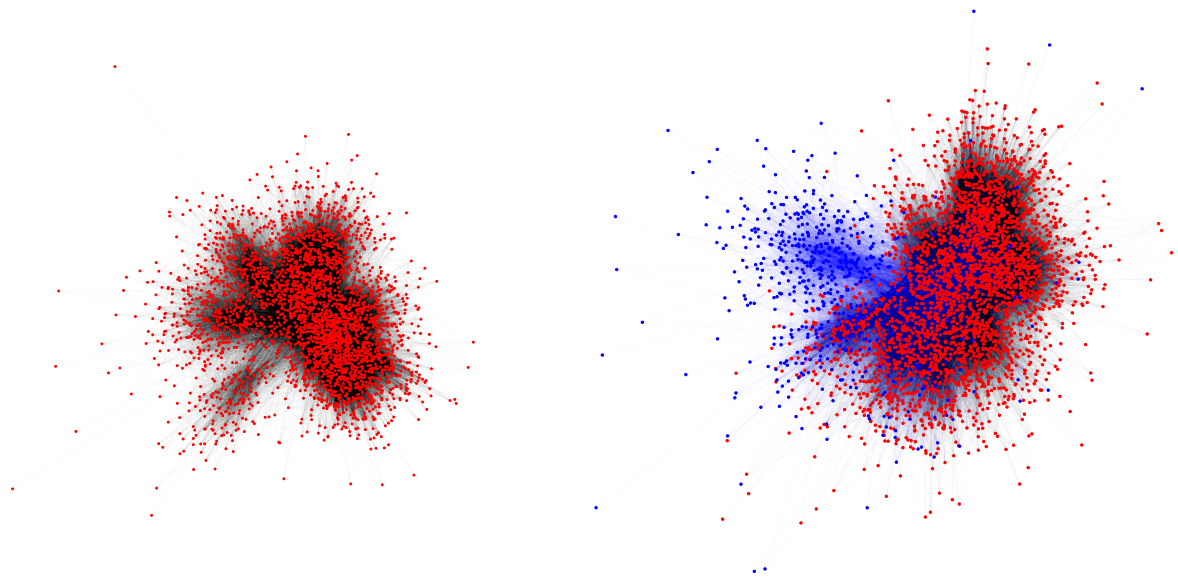


図6: トビタテ友人関係ネットワークの2019年4月(左)及び、11月(右)時点におけるの最大連結成分。ただし、11月(右)時点におけるの最大連結成分において、4月(左)から新しく増えた参加者と友人関係を青色で示した。

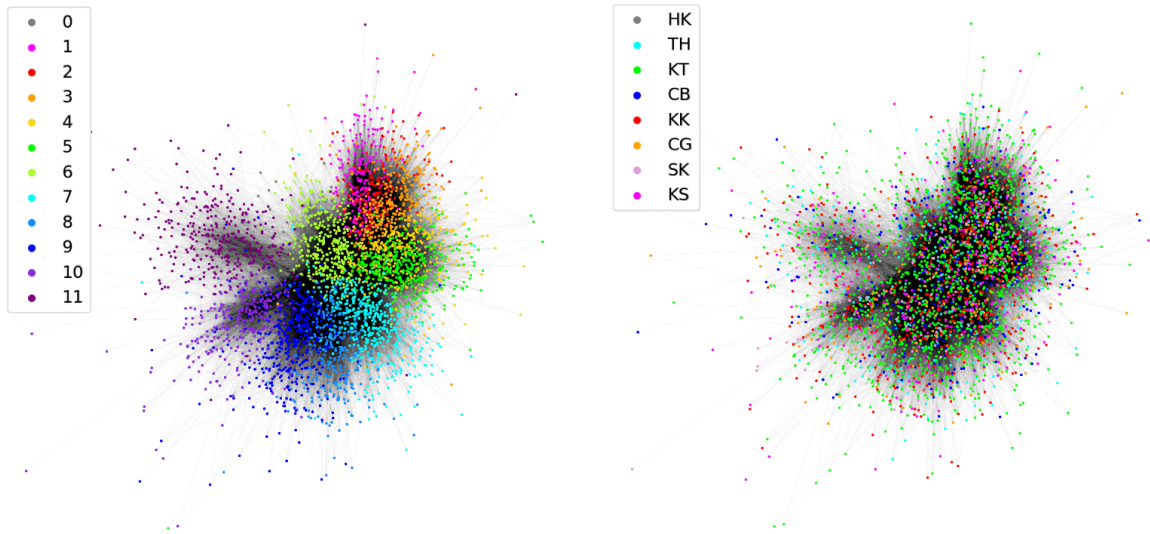


図 7: 2019 年 11 月時点のトビタテ友人関係ネットワーク。ただし，参加学生の派遣期（左）及び採用時に所属していた大学の地域（右）に基づいて色付けした。地域区分は八地方区分（HK：北海道，TH：東北，KT：関東，CB：中部，KK：近畿，CG：中国，SK：四国，KS：九州）を採用した。

スモールワールド性の評価

ネットワークにおける 2 つのノード v_i と v_j の距離 $d(v_i, v_j)$ は， v_i から v_j に到達するために必要な最小のリンク数によって定義される。友人関係ネットワークにおける距離 $d(v_i, v_j)$ は，参加者 i が参加者 j とつながるために必要なステップ数である。距離 $d(v_i, v_j)$ の全ノード対にわたる平均であるネットワークの平均距離 L は，ノード数 N のときノード対の選び方は $N(N-1)/2$ であるので，

$$L = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq N} d(v_i, v_j) \quad (6)$$

として与えられる。またネットワークにおけるノード v_i のクラスター係数 C_i は， v_i を含む三角形の数から定義される。これは友人関係ネットワークにおいては，参加者 i の友人の友人がまた参加者 i の友人であるという事象の頻度である。ノード v_i を含む三角形の数を $T(v_i)$ とすると，その最大値は次数 k_i を用いると， k_i 個ある隣接点から 2 点を選び出す数， $k_i(k_i-1)/2$ 個である。したがってノード v_i のクラスター係数 C_i は，

$$C_i = \frac{T(v_i)}{k_i(k_i-1)/2} \quad (7)$$

と定義され，ネットワーク全体のクラスター係数は，ノード毎のクラスター係数の平均値として，

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i. \quad (8)$$

で定義される。人間関係において「世間は狭い」として知られる性質は，ネットワークにおいて平均距離 L が小さくクラスター係数 C が大きいというスモールワールド性として特徴付けられる [2]。ネットワークのスモールワールド性は，平均距離 L とクラスター係数 C のノード数 N の依存性により評価できる。すなわちノード数 N に対して平均距離 L が， $L \propto \log N$ 的に振る舞うとき L は小さいといえる。

表5にトビタテ友人関係ネットワークにおける平均距離 L とクラスター係数 C を示す。数千規模の友人関係ネットワークにおいて、約 2.3 ステップで全員とつながることのできるネットワークであることがわかる。2019年4月から11月の2時点のノード数 N の増加に対する平均距離 L の変化も緩やかであり、スモールワールド性が期待できる一方、その対数性を結論付けることは難しい。したがってここでは、平均距離 L とクラスター係数 C の大きさを、各ノードの次数を保存してランダム化したネットワークと比較することで決定する手法を用いる。次数保存ランダム化したネットワークを1000個作成し、それらの平均距離 L^r とクラスター係数 C^r の平均値と比較した。ネットワークがスモールワールド性を示す場合には、 L が $\langle L^r \rangle$ と比較して有意に大きくなく、 C が $\langle C^r \rangle$ と比較して有意に大きい場合に、ネットワークがスモールワールド性を持つといえる。次数保存ランダム化したネットワークにおいて、表5に示すようにこれらの値はどちらの特徴量に対しても有意に大きいため、平均距離 L が小さいと結論付けることは難しい。一方、クラスター係数 C は有意に大きく、ネットワークにおける群れ構造がランダム化によって均一化されたため、ランダム化されたネットワークにおいて常に平均距離が小さい結果が得られたと考えられる。

	2019年4月		11月	
N : ノード数 (参加人数)	3,264		3,801	
M : リンク数 (友人関係数)	111,955		129,794	
平均距離 L ($\langle L^r \rangle$)	2.335*	(2.209)	2.387*	(2.254)
クラスター係数 C ($\langle C^r \rangle$)	0.247*	(0.0911)	0.241*	(0.0846)

表5: トビタテ友人関係ネットワークにおける平均距離 L とクラスター係数 C 。次数保存ランダム化したネットワークを1000個作成し、それらの平均距離 L^r とクラスター係数 C^r の平均値と比較した。ただし、* $p < 0.01$ 。

ネットワークの頑強性調査

ネットワークのノード除去に対する頑強性を調査する。これはトビタテ参加者がコミュニティに対する帰属意識が低下し、コミュニティから参加者が離脱した場合のコミュニティ分断リスクに対応する。ネットワークの頑強性は、ネットワークから一定の方法でノードを除去し、残ったネットワークの最大連結成分の大きさが除去前の全ノード数に対して、どのくらいの割合になるかを計算することで評価できる。一般的なスケールフリーネットワークの特徴として、ランダムなノード除去に対する頑強性とハブに対する選択的除去に対する脆弱性が挙げられる。すなわち裾の広い次数分布において、ランダムなノード選択に対して、ハブが選択される確率が低く、ランダムなノード除去に対する最大連結成分数の変化はなだらかとなる。一方、ハブに対する選択的な除去の場合には、急激に最大連結成分が小さくなる傾向を持ち、べき指数 γ が小さな値であるほどその性質は顕著に現れることが知られている [18]。

図8にノード除去前後の最大連結成分数比とノード除去後のノード生存率 (p) の関係を示す。ただし、ノード除去をランダムに行うもの (青色) と次数が高いものから選択的に除去するもの (赤色) を比較した。トビタテ友人関係ネットワークの特徴として、スケールフリーネットワークほどではないが比較的裾の広い次数分布であり、リンク数が比較的多いという特徴が挙げられる。図8から明らかなように、ランダム及び選択的なノード除去に対する最大連結成分の変化は、50%程度のノード除去まで大差はなく、ノード除去に対して非常に頑強なネットワークであることがわかる。この頑強性の理由として、参加者が広い人脈を形成しており、かつ、友人数が少ないがコミュニティ分断を防ぐ働きをしている参加者が存在している可能性が考えられる。

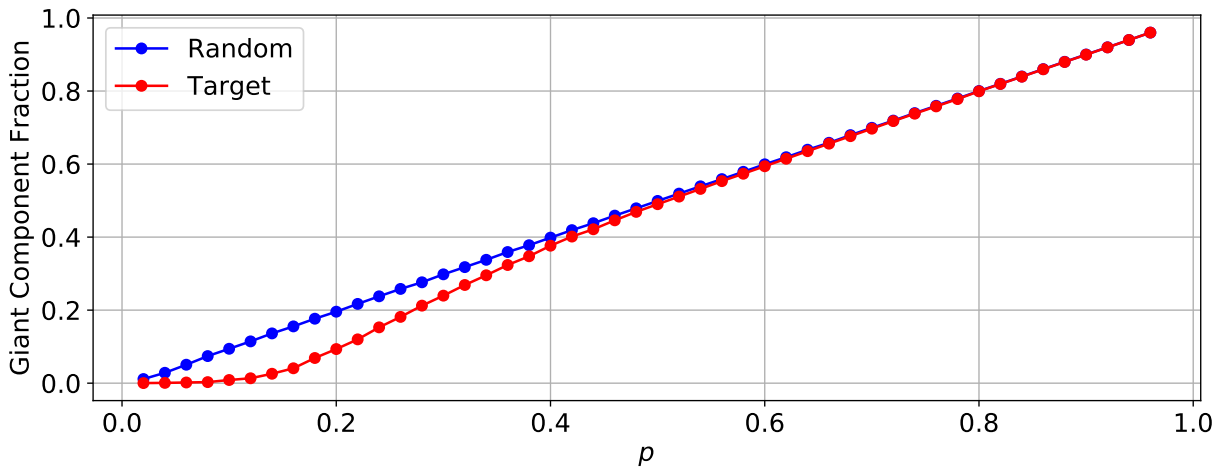


図 8: ノード除去に対する最大連結成分数の変化. ただし p はノード除去後のノード生存率を示し, 縦軸はノード除去前後の最大連結成分数比を示す. ノード除去をランダムに行うもの (青色) と次数が高いものから選択的に除去するもの (赤色) を比較した.

コミュニティにおける友人関係の同類性評価

ここでは隣接する 2 つのノードの属性に関する同類性を評価する. 属性 a の要素 α, β 間の結合確率 $e_{\alpha\beta}$ を, 全リンク数 $M = |E|$ における属性 a の要素 α, β 間に張られるリンク数の割合として次のように定義する,

$$e_{\alpha\beta}(a) = \frac{|E(a(v_i) = \alpha, a(v_j) = \beta)|}{|E|}. \quad (9)$$

すなわち派遣期や都道府県などの属性において, 同じ派遣期や都道府県での友人関係が比較的多い場合には強い相関が期待される. 2019 年 11 月時点におけるトビタテ友人関係ネットワークの各属性 (派遣期, 応募コース, 都道府県及び留学国) に対する結合確率 $e_{\alpha\beta}$ を図 9 及び図 10 に示した. ただし属性の要素名は, 表 1, 2, 3 に示した数字やアルファベットで表している. また都道府県と留学国は, 属性の要素間の友人関係数がそれぞれ 50 及び 60 以下である要素は除いている. また, 各結合確率に対応する重み付きネットワークを相関行列の右に添えた. このときノードの大きさは, 対角成分に比例している. 図 9 から明らかなように, 派遣期に関しては派遣期毎に, その他の属性では参加者数が多いもの同士の相関が強く現れている. また図 10 に示すように, 都道府県では東京都 (13) や留学国ではアメリカ合衆国 (USA) に関する相関の強さが顕著であり, これは参加者の属性の偏りのため重要とはいえない. 一方, 図 9 の派遣期間の結合確率に着目すると, 派遣期が 1 期から 3 期, 4 期と 5 期など, 派遣期の中でブロック化していることが見て取れる. したがって, トビタテ友人関係ネットワークの友人関係は, 同じもしくは近い派遣期毎に形成されている傾向を持ち, これらの傾向によってよりマクロな群れ構造が形成されていると考えられる. また, 派遣期 (0) として表されるトビタテ事務局員は, 1 期から 11 期にわたる参加学生と広く結合しており, 期を跨いだ参加学生間のつながりに貢献していると考えられる.

また各属性に対する結合確率を用いて, ネットワーク全体としてリンクで結ばれた 2 つのノードが似る度合いを測る特徴量, 同類性 [19] を計算できる,

$$r_a = \frac{\text{tr}(e(a)) - \|e^2(a)\|}{1 - \|e^2(a)\|}, \quad (10)$$

似たもの同士が結び付いたネットワークであれば正の相関 (親和的) を示し, そうでない場合には負の相関

(排他的)を示す。例えば回数に関する同類性(回数相関)の場合、ハブとなるような参加者同士が友人同士である場合には正の相関、友人数が多参加者とそうでない参加者とが結びつく傾向が強い場合には負の相関となる。

表6に2019年4月及び11月時点におけるトビタテ友人関係ネットワークの隣接する2つのノードの属性(回数, 派遣期, 応募コース, 都道府県及び留学国)の同類性を示す。回数に関して負の相関を持ち, それ以外は正の相関を示す。また同じ派遣期同士が友人である傾向が強いことは明らかであり, これは図7における可視化の結果からも見て取れる。これらの同類性の結果から, 各派遣期毎にハブが存在し, そのハブは友人数の少ないトビタテ参加学生間を繋いでいることが示唆される

r_a	2019年4月	11月
回数	-0.048	-0.045
派遣期	0.445	0.441
応募コース	0.098	0.098
都道府県	0.131	0.130
留学国	0.055	0.055

表6: 2019年4月及び11月時点におけるトビタテ友人関係ネットワークの隣接する2つのノードの属性の同類性。

コミュニティ構造

友人関係間の同類性を評価することで, グループ内の友人関係は友人数が少ない参加者と多いハブ人材が繋がっている傾向があり, またそれらの友人関係は同じ派遣期である傾向があることがわかった。結果として, 図7で可視化された派遣期ごとの群れ構造が形成されたと考えられる。ここでは, ネットワークのクラスタリング, コミュニティ抽出の手法を用いて, 友人関係の同類性によって形成される集団性, マクロな群れ構造を定量的に評価する。ネットワーク上のランダムウォークのエンコードを最短化することでコミュニティ分割を求める Infomap 法 [20, 21] があり, 同種のコミュニティ抽出手法と比較して高精度にコミュニティ分割ができることが示されている [22]。本調査ではこの手法を用いて, トビタテ友人関係ネットワークにおけるコミュニティを抽出し, 各コミュニティの特性をノードの属性を用いて評価した*4。

表7に2019年11月時点でのトビタテ友人関係ネットワークにおいて抽出された10つのコミュニティの特性を示した。各コミュニティのノード数及び, 属性(派遣期, 応募コース, 都道府県及び留学国)ごと要素の割合を示し, 括弧内にはコミュニティに占める各属性の要素の割合を示した。ただし, 割合は10%以上であるもののみ記載している。最も大きなコミュニティ(1)は, 派遣期が1期から5期の学生によって構成されていることがわかる。またその他の派遣期に対しても各派遣期毎にコミュニティが形成され, これはトビタテ事務局に対しても同様である。しかしながらトビタテ事務局員のうち, 学生間交流の促進を担うコミュニティ担当者などは, コミュニティ(8)にはあまり含まれず, コミュニティ(1)に含まれる傾向があることがわかった。これらのコミュニティは, Facebook グループ参加者の属性のうち, 派遣期の同類性が大きく影響していることは明らかである。一方, コミュニティ(9)は主に長崎県の地域人材コースである学生のコミュニティであることがわかった。これは Facebook グループ内の友人関係において, 比較的孤立したコミュニティを検出することができた結果であるといえる。

*4 Infomap 法 [20, 21] のコードは, MapEquation ホームページ (<https://www.mapequation.org>) にて入手可能である。

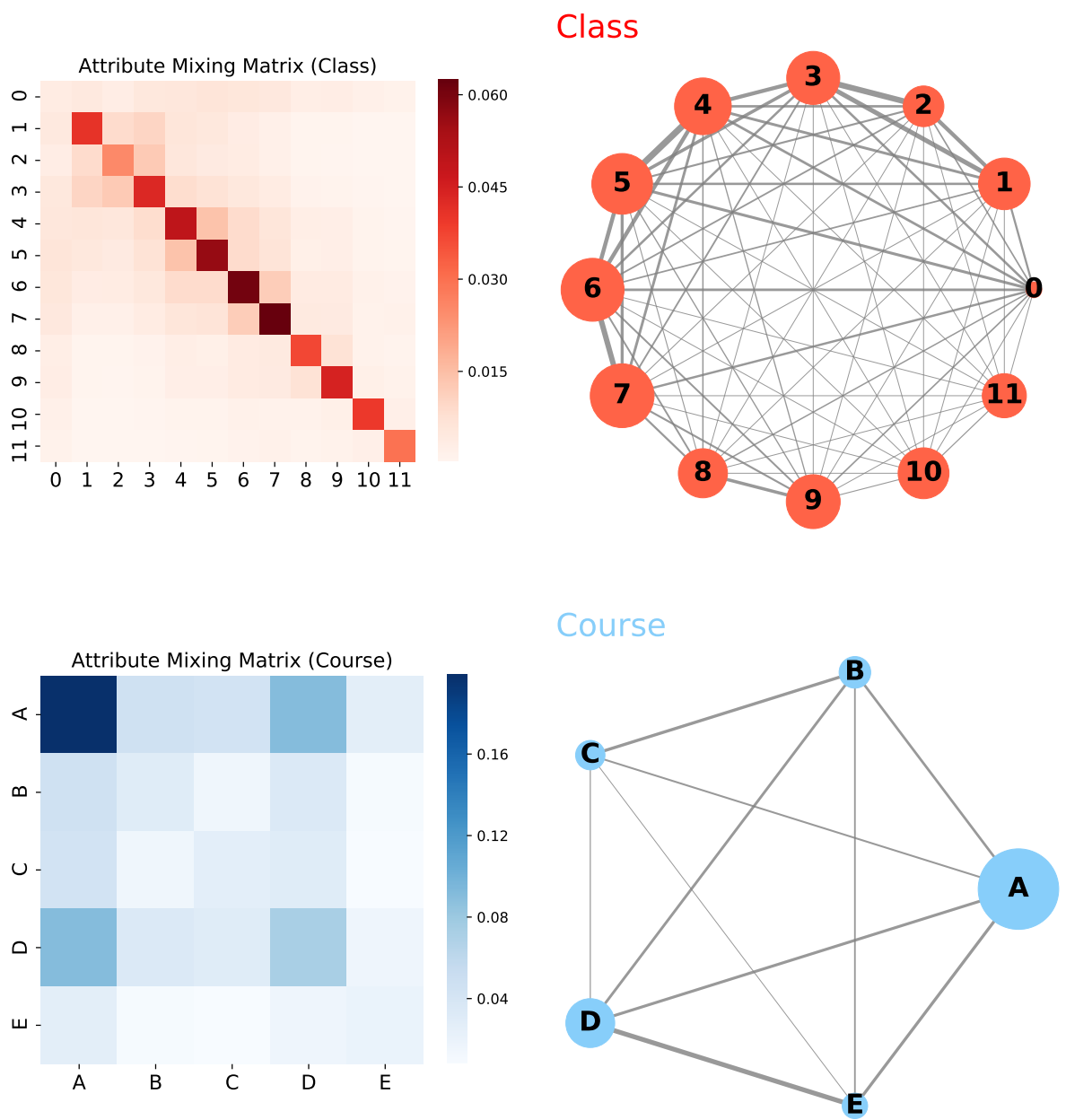
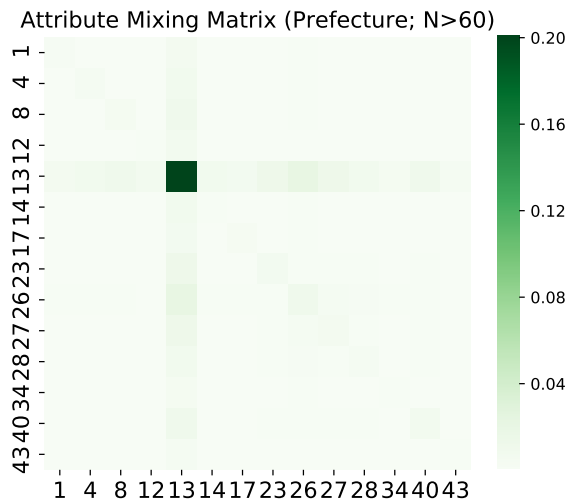
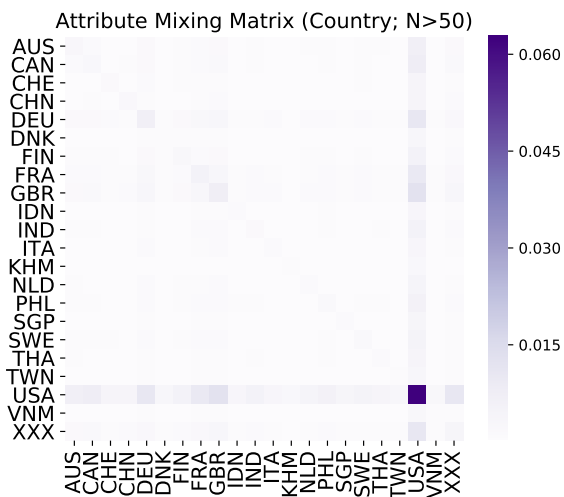
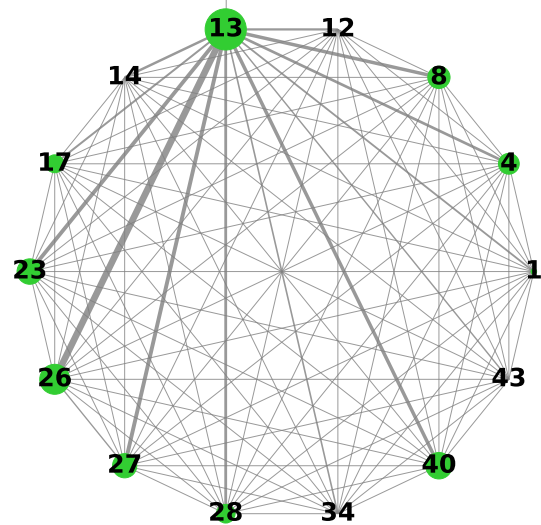


図9: 2019年11月時点におけるトビタテ友人関係ネットワークの各属性に対する要素間の結合確率。(上)派遣期, (下)応募コース。ただし, 各結合確率に対応する重み付きネットワークを右に添えた。このときノードの大きさは, 各属性の同じ要素間でのリンク数に比例している。

図11に抽出されたコミュニティ間のつながりと, 代表的なコミュニティ内の友人関係を可視化した。中央には表7に示すコミュニティ間のつながりをネットワークとして可視化している。ただし, ノードの大きさはコミュニティの人数に比例して大きく, リンクの太さはコミュニティを跨ぐ友人関係数に比例して太くすることで, コミュニティの規模やつながりの強さを表現した。派遣期が1期生から7期までからなるコミュニティ(1)から(3), 8期生と9期生に対応するコミュニティ(4)と(5)のつながりが比較的強いことがわかる。また派遣期が離れるにつれて友人関係が少なくなっている様子が, コミュニティ間のつながりからも見て取れる。



Prefecture



Country

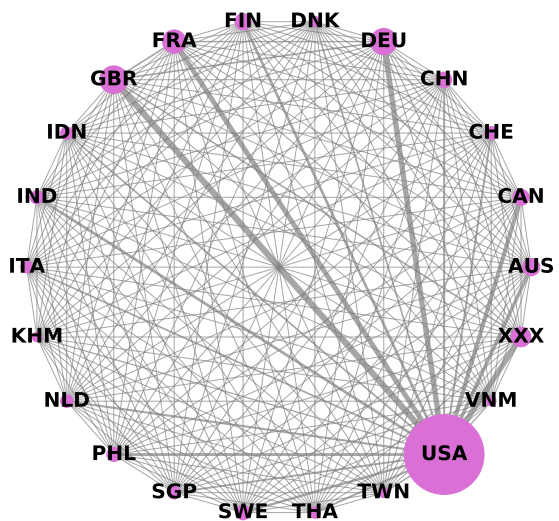


図 10: 2019 年 11 月時点におけるトビタテ友人関係ネットワークの各属性に対する要素間の結合確率。(上) 都道府県, (下) 留学国。ただし, 各結合確率に対応する重み付きネットワークを右に添えた。このときノードの大きさは, 各属性の同じ要素間でのリンク数に比例している。

一方, 主にトビタテ事務局員からなるコミュニティ (8) は, その規模に比べて幅広く均等に各コミュニティと友人関係を持っている。これは友人関係の同類性評価でも確認されたように, Facebook グループ内のトビタテ事務局員の友人関係の傾向によって, つながりが乏しいコミュニティ間の結合に貢献していることがわかる。

また図 11 には代表的なコミュニティに着目し, その友人関係ネットワークを各コミュニティの成長の観点から可視化した。2019 年 4 月時点での参加者を赤色, 11 月時点で新たに増えた参加者と友人関係を青色で図示している。図 6 と図 7 で示した友人関係ネットワークの成長によるコミュニティの変化は, 新たなコミュ

ニティ (6) や (7) が加わる形として成長していることが見て取れる。友人関係ネットワーク内の最大コミュニティ (1) に新たに加わった参加者がいるも少数であり、11 月時点で新たに加わった 11 期生と近い派遣期のコミュニティのみ成長が著しいことがわかる。また孤立して抽出された小規模な地方コミュニティ (9) は、4 月時点からの変化はなく、今後の学習支援によって大きなコミュニティに加わることが期待される。

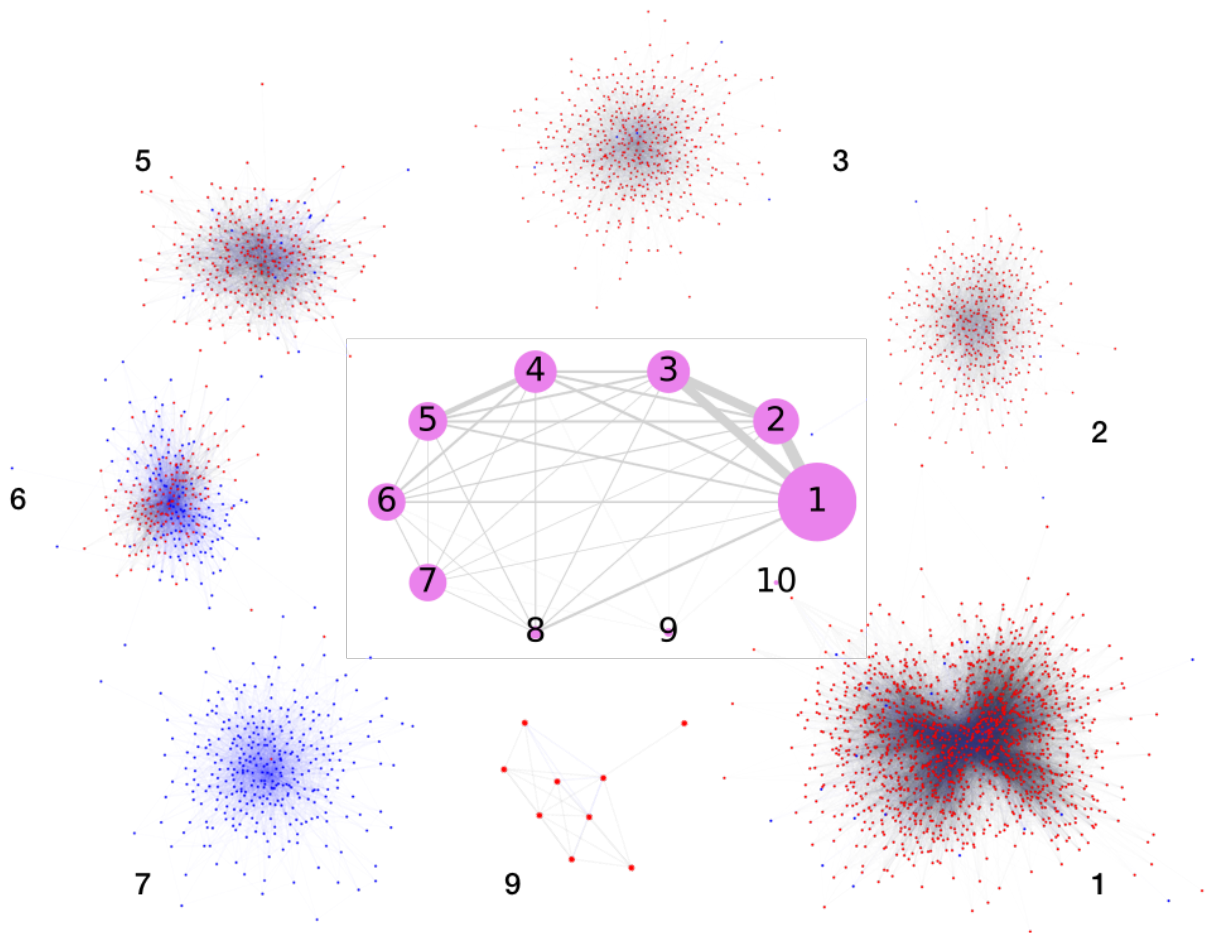


図 11: 2019 年 11 月時点でのトビタテ友人関係ネットワークにおけるコミュニティ及びネットワーク構造の可視化。中央に表 7 に示すコミュニティ間のネットワークを図示した。ただし、ノードの大きさはコミュニティの人数に比例し、リンクの太さはコミュニティを跨ぐ友人関係数に比例している。また、コミュニティ内の友人関係ネットワークをその周辺に示し、4 月から新たに加えた参加者と友人関係を青色で示した。

トビタテ友人関係ネットワークにおける中心性

トビタテ参加学生及びトビタテ事務局員の主なコミュニケーションの場である Facebook グループに着目し、その友人関係ネットワークの特徴を調査することで、主に派遣期毎に形成されたコミュニティ及びそれらのつながりを可視化することができた。これら人脈構造において、コミュニティのハブとなる人物、コミュニティをつなげる橋渡し人材など、ネットワークにおける中心人物を特定し、その傾向を理解することは、今後のコミュニティを用いた学習支援を思案する上で重要な情報となる。

ネットワークの核となる部分、ノードの重要性を示すための指標として中心性指標がある。ネットワークの特徴量として様々な中心性指標があるが、本調査では以下の4つの中心性を用いて、トビタテ友人ネットワークにおいて重要性の高い参加者の傾向を評価した。

- 次数中心性（ハブ人材）
次数中心性は多くの次数を持つノードを高く評価する指標であり、ハブがネットワークの中心であるという考えに基づく中心性の定義である。
- 近接中心性（情報伝達の中心）
近接中心性は、自分から他人まで平均的にどれくらい近いかによって定義され、平均距離が小さいほど高く評価する指標である。したがって、情報を発信するときにネットワーク全体に行き渡りやすいかを測る指標である。
- 媒介中心性（橋渡し人材）
媒介中心性は、ネットワークの橋渡しをしたり、制御したりする度合いであり、任意の2つのノード間の最短経路の数のうち、そのノードを通過する経路の数として定義される。したがってあるノードを取り除くことで、コミュニティが分断されるというような、ネットワークの要衝を重要視する指標といえる。
- 固有ベクトル中心性（ハブ同士のつなぎ役）
固有ベクトル中心性は、次数の多いハブとどれだけ多く結合しているかを重視する指標である。

それぞれの中心性の性質について説明するために、各中心性の値によってノードの色の濃淡を付けたネットワークを図12に示す。図12の左に示すネットワークの各ノードに対する次数中心性、近接中心性、媒介中心性及び固有ベクトル中心性の値の大小を、それぞれ赤、緑、青及び紫色の濃淡で示した。次数中心性は次数が大きいノードを重要視する中心性指標であるため、大きい次数を持つノードほど色が濃くなっていることがわかる。一方、近接中心性は、全てのノードに対して平均的に近いノードほど重要視されるため、次数が大きいノードも比較的大きな値を持つ。これは媒介中心性に関して顕著であり、図12に示したダンベル型のネットワークにおいて、グリップ部分に対応するノードの重要度は高く、これらのノードを優先的に取り除くことで、最大連結成分は半減してしまうことに対応する。また固有ベクトル中心性は、大きい次数のノードとの結合が多いノードを重要視する中心性指標であるため、ハブが集中している部分にその中心性が高いノードが集まっていることがわかる。

2019年4月及び11月時点のトビタテ友人関係ネットワークの各参加者に対する中心性指標を計算することで、ハブ人材や情報伝達、橋渡し人材やハブ同士のつなぎ役となっている参加者の性質を明らかにする。派遣期毎の平均値を表8に示す。2019年4月から11月にかけてFacebookグループに参加した10期及び11期生を除き、ほとんどの中心性は減少しているのがわかる。これは新たな参加者に対して、既存の参加者の友人関係数があまり変化しなかったためである。またほとんどの中心性で、期を追うごとに小さな値になっていることがわかる。これはコミュニティに参加してからの期間が長いほど、友人関係を結ぶ可能性が高いため大きな次数を持つためであり、当然の結果であるといえる。一方、全ての中心性指標においてトビタテ事務局員の平均値が、参加学生より大きな値になっていることは重要である。大きなハブとなるトビタテ事務局員が、情報発信の中心となり、派遣期の異なる参加学生間、ハブとなる学生間の橋渡し役となっていることが期待できる。

具体的にFacebookグループ参加者を参加学生とトビタテ事務局員で区別して、参加者単位の中心性の振る舞いを評価する。一般的に、これらの中心性は次数が大きいものほど大きくなる傾向がある。次数の大きいハブは、コミュニティ間の橋渡しも担っている可能性が高く、ネットワーク全体へのアクセシビリティが高くなるからである。一方、次数は小さいが大きな中心性を持つノード、すなわち友人関係数は少ないが、コミュニティ間の橋渡し役になっているような参加者が存在する場合がある。このような参加者を特定することは、コ

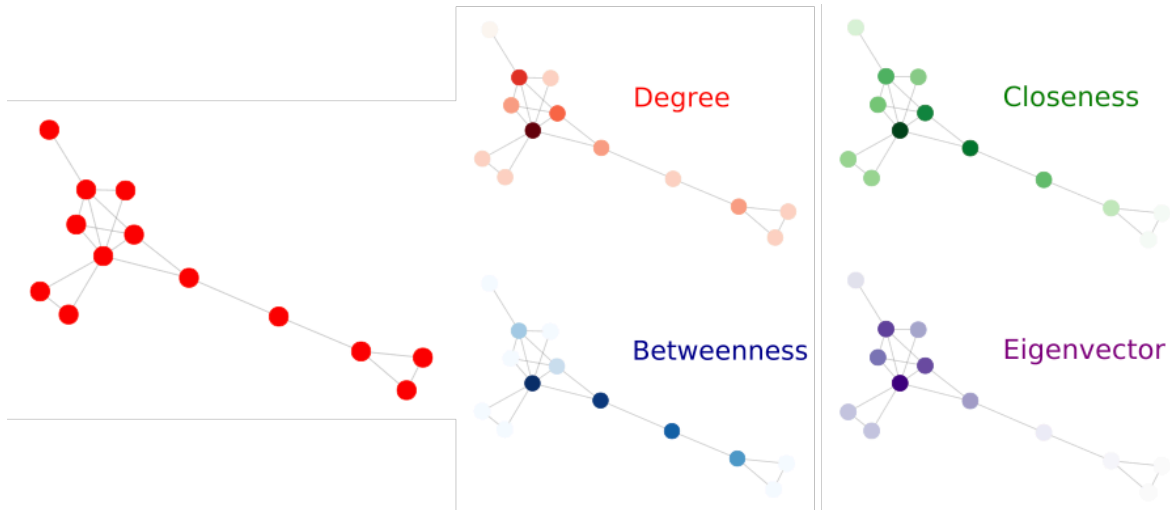


図 12: 中心性指標に関する説明図. 左のネットワークに対する各ノードの中心性をノードの色の濃淡によって表現した. ただし, 色が濃いほど値が大きく, その中心性指標において重要度の高いノードを示す. 次数中心性, 近接中心性, 媒介中心性及び固有ベクトル中心性の値の大小を, それぞれ赤, 緑, 青及び紫色の濃淡で表している.

コミュニティが分断するリスクを軽減するためには重要であり, その存在はノードの次数と中心性を比較することで確認できる. 2019 年 4 月及び 11 月時点でのトビタテ友人関係ネットワークの参加者の次数 (友人関係数) と各中心性との関係を図 13 に示した. 上から近接中心性, 媒介中心性及び固有ベクトル中心性であり, 近接中心性のみ片対数, それ以外を両対数として描画した. 青色は参加学生, 赤色はトビタテ事務局員を示し, 実線はそれぞれの中心性に対する参加学生とトビタテ事務局員での平均値である. 次数中心性は次数に対応しているため省略している. 比較的次数が大きい領域には, トビタテ事務局員が多く分布しており, これはトビタテ事務局における研修担当やコミュニティ担当者が, 事前事後研修やコミュニティ活動において参加学生と多く交流を持つためであると考えられる. 媒介中心性の分布は, 千人規模の友人関係を持つトビタテ事務局員を含むハブが, コミュニティ間の接続に重要な働きをしていることを示唆している. 一方, 近接中心性と固有ベクトル中心性の分布からは, 友人関係数の規模に寄らず, 常に参加学生に比べてトビタテ事務局員が大きな中心性を持つことが見て取れる. 友人関係の同類性における負の次数相関, すなわち, ネットワーク全体としてハブ同士が繋がる傾向は乏しかったことを考えると重要な結果だといえる. これはトビタテ事務局員が, コミュニティの中心人物と接触する機会を多く持つことで, 比較的少ない友人関係 (学習支援) でハブ同士を繋がられていると考えることもできる.

4 トビタテコミュニティと学習支援の関連性に関する考察

前節ではトビタテに参加する学生の主な交流の場である Facebook の友人関係情報とネットワーク科学の手法により, トビタテコミュニティの特性と成長過程を定量的に調査した. 2019 年 11 月時点まででトビタテの独自オンラインコミュニティは, 数千規模の参加者に対して, 十数万もの友人関係を含むオンラインコミュニティであることがわかった. これまでの調査で明らかになった Facebook グループにおけるトビタテ友人関係ネットワークの特徴として以下が挙げられる.

- Facebook グループ参加者にはグループ内に千人規模の友人関係を持つハブが存在し, 世間の狭い人脈

構造を形成している。また参加者が平均的に多くの友人関係を築き、密度の濃い人脈を形成しているため、コミュニティの分断リスクが低い頑強な人脈構造となっている。

- 参加学生の友人関係は同じ都道府県や留学国よりも、同じ派遣期毎に形成される傾向が強く、派遣期毎でコミュニティが形成されている。またハブ人材はハブ同士ではなく、友人関係数が大きく異なる参加者同士でつながっている傾向が強い。
- トビタテ事務局における研修担当やコミュニティ担当者は、派遣期を跨いでコミュニティを結ぶ最大のハブとなっている。また、トビタテ事務局員は参加者の中でもハブ人材と多くつながっている傾向を持ち、トビタテ事務局としてハブとなる参加学生のハブとなる役割を担っている。

トビタテ事務局からコミュニティ形成を担う担当者がオンライン上での交流に参加することで、継続的な学習や交流の場の形成に大きく貢献していることがわかった。一方で、これらオンライン上での人脈構造がどのように形成されたのか、またそれらが学習支援とどう関連しているのかを理解することは非常に重要である。Facebookなどのオンライン上でのコミュニケーションツールを活用することで、面識がない場合でも容易に友人関係を形成することができる。トビタテに参加する学生が、オンライン上で友人関係となるパターンとして以下が考えられる。

- トビタテに参加する前から友人関係である場合。トビタテに応募する際、もしくはその前から同じ大学同士で友人関係となっている場合が考えられる。
- トビタテが提供する学習支援によって友人関係が形成される場合。トビタテに参加する学生は、壮行会や留学事前・事後に行う研修などのオフラインでの交流機会を通じて友人関係を形成できる。
- オンラインコミュニティ内の交流によって友人関係が形成される場合。Facebookグループ内での投稿に対する「いいね」や「コメント」を通じて友人関係が形成される場合が考えられる。

前節で調査した友人関係の同類性評価の結果とこれらのパターンで期待される結果とを比較したい。トビタテの応募に際して、同じ大学同士で友人同士である可能性は高い。またオンライン上で興味や関心が似ている学生同士が出会うことも考えられ、留学準備のための留学国に関する質問投稿も少なくない。このようなパターンで友人関係が形成されている場合には、同じ都道府県や留学国、留学目的や手法に関する応募コースなどの同類性が顕著に現れると期待できる。一方で、トビタテ友人関係ネットワークにおける友人関係の同類性は、明らかに派遣期毎で顕著であった。実際、トビタテに参加する学生は、派遣期毎に壮行会と留学事前研修に参加する。また留学事後研修は留学終了時期によって開催されるため、派遣期を跨いだ研修が実施されるが、これは派遣期の近い参加者同士の友人関係が多いことと一致している。本節ではトビタテ友人関係ネットワークの友人関係における派遣期毎の同類性から示唆される、留学事前・事後研修におけるオフラインの交流機会とオンライン上での友人関係の関係を調査することで、トビタテコミュニティの構造と学習支援の関連性について考察を与えたい。

留学事前・事後研修による人脈形成に関する評価

トビタテの主な学習支援内容として、留学事前・事後研修が挙げられる。全国から採用されたトビタテ参加学生は、主に東京と大阪で開催される研修への参加が義務付けられている。事前研修と事後研修で目的や内容は異なるが、2泊3日約50人程度の規模で研修が実施され、6人程度のグループによるグループワークを主体とした研修であるため、このオフラインでの交流機会がオンライン上の友人関係に影響を与えていると期待できる。したがってここでは、留学事前・事後研修における研修グループ情報を用いて、オフラインでの学習支援がオンライン上の友人関係に与える影響を評価したい。

留学事前・事後研修における研修グループ内で形成され得る友人関係数と実際のオンライン上での友人関係

数を比較することで、留学事前・事後研修による効果を評価するため、研修における n 人の研修グループをトビタテ友人関係ネットワークの部分グラフと見なし、その密度 D を計算する、

$$D = \frac{2m}{n(n-1)}, \quad (11)$$

ただし、 m は n 人の研修グループ内に存在する友人関係数である。したがって、研修グループ内に友人関係がない場合には $D = 0$ 、 n 人全てが友人同士である場合には $D = 1$ となる。ここで留学事前・事後研修における研修グループのデータは、学生名簿との照合や取得が困難な研修が部分的に存在したため、対象を派遣期が 1 期から 10 期生、及び研修グループが 5 人以上照合できたグループとした。対象のグループ数及び対応する参加学生数を表 9 に示した。これは参加学生の 30% 程度をカバーする数字である。また有意性を評価するため、対象とする参加学生を無作為に 5 人グループを作成した結果と実際の研修グループでの結果を比較することとする。

図 14 に留学事前・事後研修の研修グループで定義される部分グラフの密度分布を示す。ただし、留学事前・事後研修の研修グループをそれぞれ赤及び青色で示した。図 14 から明らかなように、事前研修の研修グループの参加学生同士はほとんど友人関係が形成されていることがわかる。また無作為に 5 人グループを選んだ場合（灰色）には友人関係が含まれる事は稀であることがわかった。派遣期毎で 5 人グループを選んだ場合（緑色）と比較すると、友人関係を含む場合も存在するが、事前・事後研修と比較すると明らかに少ない様子が見て取れる。これらの結果は、留学事前・事後研修の研修グループでの交流の場が友人関係の形成に大きく貢献していることを示唆している。また事後研修よりも事前研修の方が、顕著に友人関係の密度が大きくなっていた。これはトビタテに参加した学生が、初期段階に留学準備として多くの学生と積極的に交流を図った結果であると考えられる。

オンライン上の友人関係は、オフラインの交流機会が提供されることによって形成されたと期待できる。しかしながら、これらの因果関係や実際の交流頻度は明らかでないことに注意が必要である。Facebook グループ内の参加学生同士に面識が無い場合でも、トビタテに参加している学生であるという事実で友人関係を結ぶ可能性がある。また本調査では Facebook グループ内のトビタテ友人関係ネットワークを、重み付けの無い無向ネットワークとして扱った。実際の友人関係は、関係の濃さや向きが存在する。これら参加学生間の相互作用と学習支援との関連性を調査することは今後の課題だろう。一方、Facebook の友人関係はリクエストに対する承認によって結ばれるため、一定の相互理解を必要とする点は重要である。トビタテの学習支援である留学事前・事後研修は、オフラインでの交流、参加学生間の相互理解の機会を提供することで、参加学生間の数千規模の人脈形成に貢献したと考えられる。

5 おわりに

官民協働留学創出プロジェクトであるトビタテの独自コミュニティの実態を調査・分析し、その構造と学生支援との相関を明らかにすることは、プロジェクトに対する政策評価だけでなく、将来のグローバル人材コミュニティ構築を目指す上で重要である。しかし、一般に個別調査を用いて大小多数存在するコミュニティの実態を網羅的に把握することは困難であった。

Facebook は世界最大の SNS であり、ユーザーが実名登録された個人アカウントを使用する特徴を持つ。そして、ユーザーは友人関係を持つ友人と Facebook 上でも友達として関係を形成することができ、Facebook 上で友達になることで、その友人の投稿がホーム画面に表示されるほか、Facebook 上でメッセージのやり取りが可能となる。また投稿に対する「いいね」や「コメント」によってユーザー同士は交流を深め、投稿のシェアによって情報を拡散・共有できる。さらにグループ機能を活用することで、グループ内に限定した情報共有やイベントの開催などコミュニティでの活動を推進することができる。トビタテは 2014 年よりスタートし、

同時期にトビタテの参加学生のオンライン上での交流，トビタテ事務局からの情報伝達の間として，承認制の Facebook グループが発足した。そして，2019 年 11 月までに参加学生の 76.5% が加入する数千規模のオンラインコミュニティとして成長している。

本調査では，Facebook の個人ページにおいて公開されている友人情報を活用して，Facebook グループに形成されているコミュニティに属する数千規模の人脈構造，友人関係ネットワークを可視化し，ネットワーク科学の観点からコミュニティの特性，それらの成長過程を可視化することで，学習支援との関連性を明らかにした。トビタテに参加する学生は全国・全世界で活動しており，一般にその交流は地理的な条件によって制限される。SNS などのオンライン上でのコミュニケーションツールは地理的な制限を克服する一方，投稿やシェアに対する感度は友人関係であるほど高く，また全く面識の無い者同士が友人関係を形成するまでには高い障壁があると考えられる。トビタテの学習支援の特徴でもある留学事前・事後研修は，トビタテに採用された留学派遣期の近い学生を全国から一同に会する機会を提供し，グループワーク形式の研修によって，参加学生間の相互理解の間を提供する。これらオフラインでの交流機会によって結ばれたと考えられる友人関係は，Facebook 上のオンラインの友人関係として顕著に現れた。結果として，Facebook グループにおいて参加学生は，地理的条件や専門性に依存しない派遣期毎のコミュニティを形成していることがわかった。これらはオフラインの交流機会を提供することで，地理的及び専門性の離れた学生間に対しても，オンライン上での交流を促進させられる可能性を示唆しており，コミュニティを活用した学習支援の推進の観点において非常に意義深い。さらにトビタテ事務局の実務者は，派遣期の異なるコミュニティのハブとなる学生間を繋げ，ハブとなる学生のハブの役割を担っていることがわかった。派遣期を跨ぐ幅広い人脈構造を形成する上で，参加学生に対する情報発信やコミュニティ形成の補助を担うトビタテ事務局の実務者のコミュニティ参加の重要性は高い。

本調査では Facebook の友人情報を活用することで，トビタテ参加学生間の人脈構造を可視化した。一方で，これらの友人関係ネットワークは，累積的な友人関係であり，その向きや濃さが含まれていないことに注意が必要である。すなわち本調査では，継続的に交流をしているか，参加学生の興味の向きが表現されていない。このような課題は，Facebook 上の投稿に対する「いいね」や「コメント」に着目したネットワーク分析によって克服できる可能性がある。また本調査で明らかになったトビタテに参加する学生間の友人関係における同類性は，派遣期毎に偏った結果であった。今後の学習支援によって，派遣期を跨ぐような繋がりの乏しさを改善していくことが期待される。オフラインでの交流機会をどのように設計するか，どのような学生間との交流を推進するか，また Facebook を代替するような学習支援のプラットフォームはどのように構築できるかなど，実践的な学習支援に関する研究が今後の課題である。

参考文献

- [1] トビタテ！留学 japan ホームページ (<https://tobitate.mext.go.jp/>) .
- [2] Duncan J Watts and Steven H Strogatz. Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *nature*, Vol. 393, No. 6684, p. 440, 1998.
- [3] Amanda L Traud, Peter J Mucha, and Mason A Porter. Social structure of facebook networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 391, No. 16, pp. 4165–4180, 2012.
- [4] Leto Peel, Jean-Charles Delvenne, and Renaud Lambiotte. Multiscale mixing patterns in networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 115, No. 16, pp. 4057–4062, 2018.
- [5] Neil Rubens, Martha Russell, Rafael Perez, Jukka Huhtamäki, Kaisa Still, Dain Kaplan, and Toshio Okamoto. Alumni network analysis. In *2011 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, pp. 606–611. IEEE, 2011.
- [6] Christo Wilson, Alessandra Sala, Krishna P. N. Puttaswamy, and Ben Y. Zhao. Beyond social

- graphs: User interactions in online social networks and their implications. *ACM Trans. Web*, Vol. 6, No. 4, November 2012.
- [7] Alan Mislove, Massimiliano Marcon, Krishna P Gummadi, Peter Druschel, and Bobby Bhattacharjee. Measurement and analysis of online social networks. In *Proceedings of the 7th ACM SIGCOMM conference on Internet measurement*, pp. 29–42, 2007.
- [8] David Liben-Nowell and Jon Kleinberg. The link-prediction problem for social networks. *Journal of the American society for information science and technology*, Vol. 58, No. 7, pp. 1019–1031, 2007.
- [9] Linyuan Lü and Tao Zhou. Link prediction in complex networks: A survey. *Physica A: statistical mechanics and its applications*, Vol. 390, No. 6, pp. 1150–1170, 2011.
- [10] Kevin S Xu and Alfred O Hero. Dynamic stochastic blockmodels for time-evolving social networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, Vol. 8, No. 4, pp. 552–562, 2014.
- [11] Ruthwik R Junuthula, Kevin S Xu, and Vijay K Devabhaktuni. Evaluating link prediction accuracy in dynamic networks with added and removed edges. In *2016 IEEE international conferences on big data and cloud computing (BDCloud), social computing and networking (SocialCom), sustainable computing and communications (SustainCom)(BDCloud-SocialCom-SustainCom)*, pp. 377–384. IEEE, 2016.
- [12] Yuxiao Dong, Jing Zhang, Jie Tang, Nitesh V Chawla, and Bai Wang. Coupledlp: Link prediction in coupled networks. In *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 199–208, 2015.
- [13] Desislava Hristova, Anastasios Noulas, Chloë Brown, Mirco Musolesi, and Cecilia Mascolo. A multi-layer approach to multiplexity and link prediction in online geo-social networks. *EPJ Data Science*, Vol. 5, No. 1, p. 24, 2016.
- [14] Ruthwik R Junuthula, Kevin S Xu, and Vijay K Devabhaktuni. Leveraging friendship networks for dynamic link prediction in social interaction networks. In *Twelfth International AAAI Conference on Web and Social Media*, 2018.
- [15] 同窓会組織とまりぎのホームページ (<http://tobitate-net.com/>) .
- [16] J-P Onnela, Jari Saramäki, Jorkki Hyvönen, György Szabó, David Lazer, Kimmo Kaski, János Kertész, and A-L Barabási. Structure and tie strengths in mobile communication networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, Vol. 104, No. 18, pp. 7332–7336, 2007.
- [17] Thomas MJ Fruchterman and Edward M Reingold. Graph drawing by force-directed placement. *Software: Practice and experience*, Vol. 21, No. 11, pp. 1129–1164, 1991.
- [18] Reuven Cohen and Shlomo Havlin. *Complex networks: structure, robustness and function*. Cambridge university press, 2010.
- [19] Mark EJ Newman. Mixing patterns in networks. *Physical Review E*, Vol. 67, No. 2, p. 026126, 2003.
- [20] Martin Rosvall and Carl T Bergstrom. Maps of random walks on complex networks reveal community structure. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 105, No. 4, pp. 1118–1123, 2008.
- [21] Martin Rosvall and Carl T Bergstrom. Multilevel compression of random walks on networks reveals hierarchical organization in large integrated systems. *PloS one*, Vol. 6, No. 4, p. e18209, 2011.
- [22] Andrea Lancichinetti and Santo Fortunato. Community detection algorithms: a comparative analysis. *Physical review E*, Vol. 80, No. 5, p. 056117, 2009.

	人数	派遣期	コース	都道府県	留学国
1	1,497	5 (0.26)	A (0.41)	東京都 (0.38)	USA (0.23)
		4 (0.23)	D (0.23)		
		3 (0.2)	C (0.16)		
		1 (0.16)	B (0.11)		
		2 (0.13)			
2	409	6 (0.99)	A (0.47)	東京都 (0.37)	USA (0.26)
			D (0.23)		
			B (0.14)		
			C (0.11)		
3	483	7 (0.99)	A (0.39)	東京都 (0.39)	USA (0.21)
			D (0.21)		
			E (0.17)		
			C (0.16)		
4	416	9 (0.97)	A (0.36)	東京都 (0.33)	USA (0.25)
			D (0.2)		
			E (0.18)		
			C (0.16)		
			B (0.1)		
5	313	8 (0.98)	A (0.49)	東京都 (0.38)	USA (0.26)
			D (0.25)		
			B (0.14)		
			C (0.1)		
6	312	10 (0.98)	A (0.51)	東京都 (0.38)	USA (0.24)
			D (0.25)		
			B (0.15)		
7	335	11 (0.99)	A (0.4)	東京都 (0.36)	USA (0.18)
			D (0.21)		
			E (0.19)		
			B (0.11)		
8	26	0 (0.92)	—	—	—
9	9	7 (0.56)	E (0.89)	長崎県 (0.89)	IND (0.56)
		9 (0.44)	D (0.11)	滋賀県 (0.11)	CHN (0.22)
					THA (0.11)
					DEU (0.11)
10	1	11 (1.00)	B (1.0)	東京都 (1.0)	KEN (1.0)

表 7: 2019 年 11 月時点でのトビタテ友人関係ネットワークにおけるコミュニティ特性. ただしコミュニティ抽出には, Infomap 法 [20] を用いた. それぞれのコミュニティにおけるノード数及び, 属性ごとの割合を示す. ただし括弧内にはコミュニティに占める各属性の割合を示し, 割合は 10% 以上であるもののみ記載した.

派遣期	次数中心性 ($\times 10^2$)		近接中心性		媒介中心性 ($\times 10^3$)		固有ベクトル中心性 ($\times 10^2$)	
	4月	11月	4月	11月	4月	11月	4月	11月
0	7.575	6.173	0.488	0.475	8.204	6.914	3.727	3.280
1	2.771	2.383	0.445	0.436	0.325	0.282	1.828	1.693
2	2.864	2.427	0.451	0.440	0.356	0.273	1.903	1.742
3	2.615	2.256	0.448	0.438	0.290	0.254	1.696	1.585
4	2.567	2.223	0.452	0.441	0.452	0.377	1.636	1.555
5	2.337	2.060	0.450	0.441	0.276	0.267	1.399	1.353
6	2.186	1.988	0.447	0.439	0.371	0.348	1.117	1.160
7	1.637	1.566	0.428	0.425	0.259	0.256	0.657	0.752
8	1.384	1.425	0.414	0.418	0.238	0.233	0.413	0.570
9	1.197	1.248	0.392	0.404	0.236	0.208	0.272	0.422
10	0.988	1.216	0.383	0.391	0.186	0.274	0.212	0.310
11	—	0.849	—	0.382	—	0.202	—	0.206

表 8: 派遣期毎の各中心性の平均値.

$n \geq 5$	グループ数	参加学生数
事前研修	218	1,156
事後研修	271	1,440

表 9: 対象とする留学事前・事後研修における研修グループのグループ数及び参加学生数. ただし, 派遣期が 1 期から 10 期生, 及び研修グループが 5 人以上照合できたグループを対象とした.

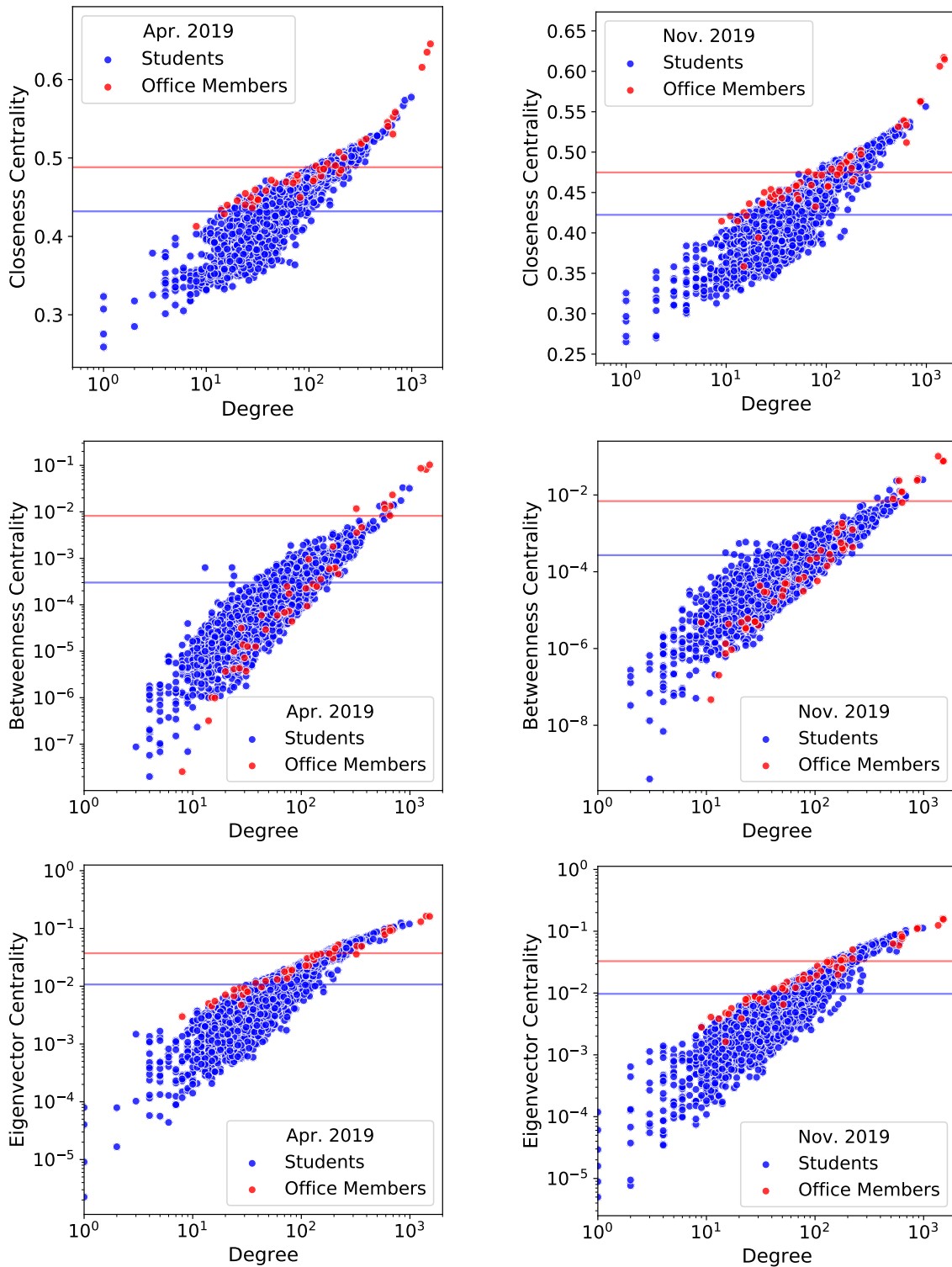


図 13: トビタテ友人関係ネットワークにおける中心性の次数依存性 (左) 2019 年 4 月, (右) 11 月. 上から近接中心性, 媒介中心性及び固有値ベクトル中心性であり, 近接中心性のみ片対数, それ以外を両対数として描画した. 青色は参加学生, 赤色はトビタテ事務局員を示し, 実線はそれぞれの中心性の平均値を示す.

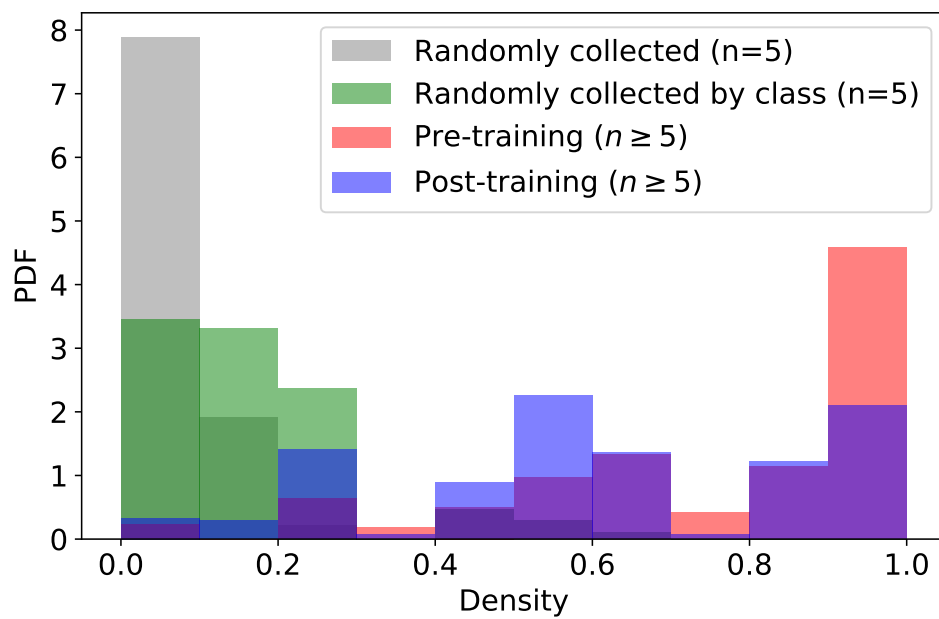


図 14: 留学事前・事後研修の研修グループにおける密度の分布. 事前・事後研修の研修グループをそれぞれ赤及び青色で示し, 無作為に 5 人グループを作成した場合を灰色, 各派遣期毎に無作為に 5 人グループを作成した場合を緑色で示した.