

チャットコミュニケーションの構造的特徴分析に基づく 集団活動の生産性評価

齊藤 裕樹^{1,a)} 谷森 一貴^{1,†1}

受付日 2021年5月9日, 採録日 2021年11月2日

概要: 集団作業においてコミュニケーションは必要不可欠な要素である。近年、チャットツールを利用したコミュニケーションがチームの生産性に大きな影響をもたらしている。従来のコミュニケーション分野の研究において、対象者間の関係性に基づき個人間や組織間を評価することは行われてきたが、コミュニケーションそのものの概念の曖昧さから、チャットツールでのコミュニケーションの質を測るものさしは確立されておらず、また、コミュニケーションの良否を決める明確な指標も決め手となるものがない。本論文では、チャットツール上で行われるチームコミュニケーションの定量評価を目的とし、発言間関係性に着目したチャットログの構造に対する複雑ネットワーク科学のアプローチを用いた評価方法を提案する。具体的には、チャットの発言の時系列情報から複数のノードとエッジで構成される発言間構造を構築する。コミュニケーションの構造的特徴とチームの生産性の関連性を確認するために、コミュニケーションの形態の差と生産的集団内の生産性の差による構造的特徴の分析実験を行った結果、集団の構造的特徴に有意差が確認された。

キーワード: コミュニケーション分析, チャットシステム, 複雑ネットワーク科学, グループ生産性

Evaluation on Productivity of Group Activity Based on Structural Analysis of Chat Communications

HIROKI SAITO^{1,a)} KAZUKI TANIMORI^{1,†1}

Received: May 9, 2021, Accepted: November 2, 2021

Abstract: Communication is an essential element in group works. The communication using chat system has a great impact on group productivity. In conventional research in communication, evaluations between individuals and organizations have been performed based on the relationships between subjects, but the quality of communication with chat tools is measured from ambiguity of concept of communication itself. Therefore, no clear index has been established, and there is insufficient method that determines the quality of communication. In this paper, we propose an evaluation method using a complex network science approach to the chat log structure focusing on the relationship between statements for the purpose of quantitative evaluation of group communications. Moreover, we construct an inter-statement structure consisting of multiple nodes and edges from the time-series information of chat statements. In order to confirm the relationship between the structural characteristics of communication and the productivity of a group, we conducted analytic experiments of the structural characteristics. Significant differences were confirmed in the characteristics.

Keywords: communication analytics, chat systems, complex networks, group productivity

¹ 明治大学大学院先端数理科学研究科先端メディアサイエンス専攻
Frontier Media Science Program, Graduate School of Advanced Mathematical Sciences, Meiji University, Nakano, Tokyo 164-0001, Japan

^{†1} 現在, 株式会社エヌ・エフ・ラボラトリーズ
Presently with N.F.Laboratories Inc.

^{a)} hirokisaito@saitolab-meiji.jp

1. はじめに

人間は社会活動のあらゆる場面で相互にコミュニケーションを図る。これまでのコミュニケーション分野の研究において、コミュニケーションは組織の重要な構成要素で

あることが解明され、コミュニケーションの社会的な重要性が言及されてきた [1], [2], [3]. ビジネスシーンに焦点を当てると、組織内での目的に応じて、数人から数百人の集団に分かれて活動をするため、構成員の合意形成、情報の共有、メンタルケアなど、コミュニケーションの目的は多岐にわたり、コミュニケーションの機会も増大する。ここで、何らかの目的達成やアウトプットの要求により結成された組織を生産的集団と定義する。このような生産的集団において、コミュニケーションの活発度が生産性を上げるという報告がされている [4], [5]. コミュニケーションが活発であるとは、一般的にコミュニケーションが量的に多く有することを意味する。一方、Smith らの研究では、チームのコミュニケーション量とチームの効果性に負の相関が観察された [6]. これは、チーム形成後の時間経過や遂行する課題によって、コミュニケーション量が減少する場合があるためである。このように、コミュニケーションの効果を測るものさしは現在でも様々な議論がされているのが現状である。

また、総務省は情報通信技術を活用した場所や時間にとらわれない働き方であるテレワークの導入を積極的に推進しており、2018年には、テレワークの定着を目的とした「テレワーク・デイズ」活動に企業など、1,682団体、延べ30万人以上が参加した [7]. このような社会的な流れからも、集団作業の中でチャットツールを使ったテキストコミュニケーションの機会がますます増えていくと考えられる。

インターネットの普及とともに、コミュニケーションの形態も多様化しており、企業などにおいても社内での連絡手段としてメールやビジネスチャットのようなコミュニケーションツールの導入を試みている。過去に集団組織の中でチャットがコミュニケーションツールとしての機能を果たした前例もある [8].

チャットツールでは、話し手と聞き手が同期してコミュニケーションを行う [9]. そのため、時系列順の発言により議論の進行を理解しやすいコミュニケーション形態であるといえる。また、対面コミュニケーションで起こりがちな同時に複数メンバからの発言時の割り込みの困難さによる発言機会の損失によって、発言のタイミングを阻害されることによって成果ロスが引き起こされることが指摘されている [10]. しかし、チャットツールではパラレルコミュニケーションが可能であるため、同時に発言されてもシステムがメンバの発言を独立に処理してディスプレイに表示することができる。以上の特徴から、チャットツールはアイデア発想、アイデア創出といった創造性課題に向いているとされている [11].

本研究では、生産的集団におけるチャットコミュニケーションの特徴と生産的集団のチームの生産性との関連性を明らかにし、実組織のチャットツール上で利用できるコミュニケーションの定量的な評価方法を検討する。さら

に、コミュニケーションの構造的特徴とチームの生産性の関連性を確認するために、コミュニケーションの形態の差と集団の生産性の差による構造的特徴の分析実験を行い、集団の構造的特徴を確認する。

本論文の構成を以下に示す。本章に引き続き、2章では、コミュニケーションの発言コンテキスト解析およびチャットにおけるコミュニケーション支援に関する先行研究を取り上げる。次に3章では、組織のコミュニケーションを定量的に分析する手法について述べる。次に4章では、コミュニケーションの形態の差による構造的特徴と、生産的集団内の生産性の差による構造的特徴の分析の結果を示し、チームの生産性について議論する。最後に5章で本論文の内容をまとめ、今後の課題を述べる。

2. 関連研究

まず、コミュニケーションに関わる人や組織の関係性をトポロジ的な構造の観点から分析する研究を以下に示す。仲谷らは、プロジェクトにおける対面のインフォーマルコミュニケーションの枠組みを定義し、各メンバによるアンケート結果から主観的評価を視覚化することで、個人間のミクロなコミュニケーションの関係性、プロジェクト全体のマクロなコミュニケーションの関係性および、グルーピングの評価手法を提案している [12]. Goggins らは、オンライン環境での CSCW ソフトウェアシステムの設計の研修において、ディスカッション掲示板の双方向ログと成果物を分析したところ、個人、ピアツーピア、小グループといった活動形態の違いによってメンバ間のソシオグラムに差が表れたことを述べている [13]. また、チームで高いパフォーマンスを発揮する人物の発見など、チームを理解するうえでチームのネットワーク構造が有用であることが確認されている。これらの研究は、知人関係や実態のある組織の構造に着目するものである。

次に、組織の定義を広げると、SNS や社会ネットワークのコミュニケーションを評価する研究も数多くある。

Kwak らは、初めて Twitter におけるトポロジー特性と影響力について研究している [14]. フォロイ・フォロワのトポロジー分析から、従来のソーシャルネットワークの特徴にあてはまらない、べき乗則に従わないフォロワ分布、効果的な短いフォロイ・フォロワ関係、低い相互関係などが明らかになっている。また、影響力の調査では、フォロワの数と PageRank [15] との類似性、トレンドトピックの大半がヘッドラインニュースと永続的なニュースであること、リツイートされたツイートがネクストホップでさらにリツイートされ、迅速に拡散することが定量的に観測されている。Kang らは、SNS ネットワークを詳細に分析するために、エッジに SNS における友だちやフォロワーなどの関係や関係の強さの重みをラベル付けすることで、セマンティクスを考慮した拡散中心性の新しい概念を提案している [16].

その概念を利用したプロトタイプの実装および、SNSにおける古典的な中心性と新しい中心性の比較をしたところ、すべての場合で新しい中心性は高い品質を示したことが確認されている。Karlsen は、SNS の政治的役割と影響を評価するために、SNS のネットワークにおいて必要不可欠なオピニオンリーダーが、他の人よりも SNS で政党や政治家をフォローする可能性がどの程度あるか、また、オピニオンリーダーのオンラインおよびオフラインネットワークでの活発度について調査している [17]。調査結果から、政党や政治家の信者の大部分はオピニオンリーダーであり、これらのオピニオンリーダーはオンラインとオフラインのネットワークにおいて積極的であったことが報告されている。

コミュニケーションの形態は対面コミュニケーション、掲示板、オンラインチャット、SNS など、様々であるが、これらの研究の多くはコミュニケーションを図る人間間の関係性の構造に着目している。本論文ではコミュニケーションを構成する会話の発言間の構造に着目する。

コミュニケーションネットワークを分析する発言コンテキストに注目した研究も数多くある。巖寺らは、発話間の対応関係を認識することを目的として、文末表現などから構成される表層表現パターンを用いて対話構造を認識する手法を提案している [18]。このパターンは、領域知識に依存せず、様々な領域に適用可能であり、発話ごとに漸次的に発話間の対応関係を認識することが可能となる。被験者による発話間の対応付けとこの手法の対応付けを比較評価したところ、信頼性が高い対応関係を高精度で認識できることが確認されている。奥谷らは、友人・有名人・ニュースのような混在したフォロー目的を区別し、最新の交友関係を判断するために、ユーザ間でやりとりされるメンションを解析することで、最新の交友関係に基づき、ユーザプロフィールを詳細に推定する手法を提案している [19]。フォロー情報を用いたプロフィール推定との比較から、従来手法と比べて提案手法の方が精度が向上することが確認されている。Kataoka らは、Twitter におけるツイートの検索性能の向上を目的として、ツイートとそれに関連づけられた他のツイートやフォロー情報を対象ツイートのコンテキストと見なし、コンテキスト中の語の重みを伝播させて対象ツイートの適合度スコアを計算して検索順位を決定する適合フィードバックを提案している [20]。評価実験の結果から、提案した適合フィードバックが従来の適合フィードバックを上回ることを示し、検索結果に関連づけられたコンテキスト中には発信者のプロフィールを表す情報が含まれていることが確認されている。また、検索結果から構築されたグラフ上で検索結果ノードとの距離が離れるほど、発信者プロフィールとは無関係なノイズが増大するという結果が示されている。

これらの研究は、発言コンテキストを利用した会話構造の詳細な理解、検索精度の向上などに目が向けられている。

本論文では、コミュニケーションの主体である集団の評価を目的とし、発言間の関係性のコンテキストを用いて、コミュニケーションの定量的な測定方法と評価方法を検討する。具体的には、3章で述べる拡散、集約、転送という3種の発言間構造の集合から得られる有向グラフのグラフ理論的指標を用い、4章で生産性に関わる特徴を評価する。

3. コミュニケーションの構造的特徴分析

本研究の対象とするコミュニケーションは、何らかの主題について時系列的な発言群により議論が進行していく形態である。チャットだけでなく企業内 SNS や掲示板のようなコミュニケーションにおいても、リアルタイム性は損なわれるものの、議論の経緯を時系列順に追読することにより、ときとともに展開する話題に後から参加することが可能だと考えられる。また、本研究の評価の対象は、質問主導プロセスのような定型的なコミュニケーションのほかにも、主題を定めた議論や今後の課題についての話し合いなど、生産に関わる活動における課題解決的な目的で行われるコミュニケーションも含むものである。

本章では、組織のコミュニケーションを定量的に分析する手法について述べる。まず 3.1 節では、根幹となる、発言群の抽出と発言間の関係性のメカニズムについて述べる。次に 3.2 節でグループチャットでの発言どうしのつなぎ方を定義し、3.3 節で発言と発言どうしの関係性から発言間のネットワーク構造を構築する方法について述べる。3.4 節では、構築した発言間構造を定量的に分析するためのネットワーク指標について述べる。

3.1 発言間構造の構築と分析の原理

チャットを利用したコミュニケーションの場合はアイデア発想、アイデア創出といった創造性課題に向いているとされている。アイデア発想の手法としては、ブレインストーミング [21] や KJ 法 [22] といった手法が有名である。ここで、デザインプロセス研究の1つとして、Ozgur の質問主導プロセスを取り上げる [23]。このプロセスでは、会議出席者から発せられる質問をトリガとして議論が拡散や収束していくことで議論がブラッシュアップされていくことに注目している。アイデアの拡散や集約、受け渡しといった発言の働きは議論を活発化させ、生産性を向上させることにつながる。本研究では、このような議論を形成する発言群の構造に焦点を当てる。ここで、チャット上の発言をノード、発言の流れをエッジとすると発言間の構造はグラフで表現することができる。そのグラフにおける構造的なエッジの結び方や長さを計算することで分析を行う。具体的には、テキストコミュニケーションのログのような単純な時系列情報から複数のノードとエッジで構成される有向グラフに変換することで、定量的な評価を可能にする。

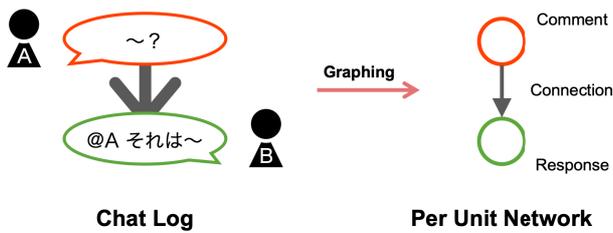


図 1 発言のつながりから有向グラフの構築

Fig. 1 Directed graph based on connection between statements.

3.2 発言と発言の接続

発言と発言のつながりは、一般的なグループチャットに搭載されている発言へのアクションを用いて、以下のように定義する。

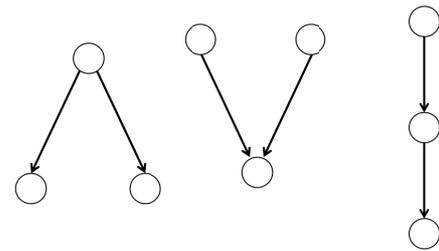
- (1) 引用：対象発言内に、それ以前の発言の一部を引用した箇所がある場合、その引用発言から対象発言にエッジを結ぶ。
- (2) メンション：対象発言内に、それ以前の発言の発言者名を含む場合、この発言者の直近の発言から対象発言にエッジを結ぶ。
- (3) 連続：対象発言が 1, 2 に該当しない場合、対象発言の直前の発言から対象発言にエッジを結ぶ。

なお、1つの対象発言内に引用とメンションの双方が存在する場合や、複数の引用やメンションが存在する場合、引用とメンションそれぞれについて該当する発言間にエッジを結ぶ処理を繰り返す。

図 1 に発言と発言のつながりを特定して、グラフを構築する例を示す。この例では、メンションを特定して発言どうしを接続する処理を示している。

3.3 発言間構造の構築

本節では、3.2 節の考え方にに基づき発言間構造を構築する手法を説明する。はじめに、組織のチャットなどで行われるテキストコミュニケーションのログを収集し、収集したコミュニケーションログの中で、時系列順で最も古い発言を初期ノードとする。次に初期ノードの発言の次に古い発言を対象ノードとする。その対象ノードを 3.2 節の議論に基づいて、初期ノードを上位ノード、対象ノードを下位ノードとして、上位ノードから下位ノードの向きに有向のエッジを結び、グラフを形成する。上位ノードと下位ノードは文脈的に関係のある発言どうしが接続される。その次には、先ほど対象ノードとした発言の次に古い発言を次の対象ノードとして、3.2 節の議論に基づいて、それまでに設定したノードの発言の中でつながりがある発言を上位ノード、対象ノードを下位ノードとして、上位ノードから下位ノードの向きにさらに有向のエッジを結ぶ。この手順を繰り返すことで組織のコミュニケーションログから有向グラフである発言間構造を構築する。ここで、文脈から関



(a) 拡散構造 (b) 集約構造 (c) 転送構造
(a) Diffusion (b) Aggregation (c) Transfer

図 2 有向グラフを構成する発言間の構造パターン

Fig. 2 Structural patterns of directed graph based on inter-statement.

係のある話題にノードとエッジを形成していくため、これまでに構築されたグラフは 1つの話題を表すことになる。ノードは発言するごとに時系列順に生成されていくため、新しいノードを上位ノード、古いノードを下位ノードとするエッジが形成されることはない。

なお、単一の引用やメンションをなど含む発言を同一ユーザが複数回連続して行ったことが連続構造ではなく実質的に集約構造と見なされる場合など、形式的な発言間構造によって明確に識別できない場合は発言および前後の文脈から判断すべきであるが、本研究は、文脈を分析せずとも形式的な発言間の構造に注目したコミュニケーション評価を行うことを狙いとする。

3.4 発言間構造の構築的特徴

発言間構造はノードが発言、エッジが発言の関係性を表す有向グラフになる。図 2 に有向グラフを構成する発言間の最小の構造パターンを示す。図 2 (a) は発言の拡散構造を表し、たとえば、発言に対してたくさんのリアクションがある場合など、特定の上位ノードから複数のエッジが存在するときに構成される。図 2 (b) は発言の集約構造を表し、話題に対しての複数のリアクションの要点をまとめる発言や複数の話題を受けて新たな話題をスタートさせるリアクションの発言など、特定の下位ノードへ複数のエッジが存在するときに構成される。図 2 (c) は発言の転送構造を表し、質問に対しての応答や発言への質問などにおいて、ある単一の発言から別の単一の発言への単純な遷移を構成することになる。

以下に、図 2 で示した構造パターンを複雑ネットワーク科学のアプローチに基づいて評価するための指標の説明をする。

平均出次数 平均出次数はネットワークにおける出次数の平均である。出次数はアイデアや発言の拡散を表し、ネットワークはチームの話題ごとに分割されている部分グラフになるため、平均出次数はその話題の拡散度を表すことになる。ネットワーク構成としては、

図 2(a) のような構造を対象とする。ノードから出ていくエッジを持つノード数を n_{out} 、ノード i における出次数を e_i^{out} とすると、平均出次数 \bar{e}_{out} は以下の式 (1) で表される。

$$\bar{e}_{\text{out}} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{out}}} e_i^{\text{out}}}{n_{\text{out}}} \quad (1)$$

平均入次数 平均入次数はネットワークにおける入次数の平均である。入次数はアイデアや発言のまとめを表し、ネットワークはチームの話題ごとに分割されている部分グラフになるため、平均入次数はその話題の集約度を表すことになる。ネットワーク構成としては、図 2(b) のような構造を対象とする。ノードに入ってくるエッジを持つノード数を n_{in} 、ノード i における入次数を e_i^{in} とすると、平均入次数 \bar{e}_{in} は以下の式 (2) で表される。

$$\bar{e}_{\text{in}} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{in}}} e_i^{\text{in}}}{n_{\text{in}}} \quad (2)$$

転送割合 特定のノードの出次数と入次数がどちらも 1 つのノードはその前後のノードと合わせて転送構造を構成する。ネットワーク構成としては、図 2(c) のような構造を対象とする。転送割合は、その話題における単一の発言から単一の発言への単純なパスの割合である。部分グラフの総ノード数を n 、出次数と入次数がどちらも 1 つのノード数を n_{trans} とすると、転送割合 T は以下の式 (3) で表される。

$$T = \frac{n_{\text{trans}}}{n} \quad (3)$$

平均経路長 任意の 2 つのノードを結ぶ最短経路におけるエッジの辺数を最短経路長と呼び、ネットワークにおけるすべてのノード間の最短経路長の平均が平均経路長である。部分グラフの総ノード数を n 、ノード i とノード j 間の最短経路長を d_{ij} とすると、平均経路長 L は以下の式 (4) で表される。

$$L = \frac{1}{\frac{1}{2}n(n-1)} \sum_{i>j} d_{ij} \quad (4)$$

これはネットワークのおおよその大きさを表す指標である。発言間構造においては話題ごとにグラフが形成されるため、平均経路長は話題の冗長性を表す。

これらのネットワーク指標と生産的集団のコミュニケーションの特徴に以下の対応がありうる。まず、平均出次数・平均入次数は、アイデアを拡散・集約させる発言が議論のブラッシュアップや結論に導く傾向を含むと考えられるため、複数の要件について議論を広めていき最終的に 1 つの成果物に落とし込むといったような生産的集団に見られるコミュニケーション形態の特徴となりうる。また、転送割合は、前後に文脈のつながりを有する発言による議論の多

さを含み、平均経路長は、ある発言と別の発言の関係を考えたときその間にどれだけ発言が存在するかという論理展開の大きさや熟考のプロセスを含むため、生産的集団において成果物の量や大きさに影響を与える指標になりうる。

上記のネットワーク指標を用いて、グラフにおける構造的なエッジの結び方や長さを計算することで組織のコミュニケーションを定量的に分析する。

4. 実験

3章で示した分析手法の有効性を確認するため、集団でのチャットコミュニケーションをデータセットとした評価実験を行った。まず、生産的集団と生産を含まない集団でのコミュニケーションの構造の違いを評価する実験について 4.1 節で示し、次に、生産的集団内での生産性の高低によるコミュニケーションの構造的特徴と生産性との関連を評価する実験について 4.2 節で示す。

4.1 集団コミュニケーションの形態の差による構造的特徴の分析実験

生産的集団と生産を含まない集団のコミュニケーションについて、コミュニケーションの形態による構造的特徴に有意差があるか検証する実験を行った。

4.1.1 データセット

本実験では、GitHub 上で行われたコミュニケーションを生産的集団、カスタマーサポートのコーパスを生産を含まない集団と、それぞれ見なしコミュニケーションの構造を比較した。本節では、これらのデータセットについて説明する。

GitHub では、コミュニティの中でリポジトリというプロジェクト単位にソースコードを分けてホスティングしており、問題や今後の展開などをリポジトリごとに紐づく Issues 上で議論が行われる。このことから、GitHub のリポジトリに所属するメンバで構成される集団を生産的集団、Issues を組織のアイデアを創出するチャットコミュニケーションの場と見なし、そこで行われたコミュニケーションログを基に実験を行った。Issue (単数) は 1 つの話題に相当し、Issues (複数) は 1 つの主題を持った話題群であることから、1 つの Issues は 1 つのチームと見なせる。したがって、Issues を単位とした発言群により分類を行う。なお、Issue にはコードを記述するに至らないものも存在するが、本実験ではアウトプットを生み出す生産的集団のすべての話題を対象としているため、プルリクエストが紐づかないような Issue についても収集を行っている。

データセットは、2019 年 11 月 7 日から 2019 年 12 月 3 日にかけて GitHub API [24] を用いて収集を行い、46,217 リポジトリ、440,108 の話題を収集した。得られた話題を 3 章の手法に基づいて発言間構造を構築し、リポジトリごとのネットワーク指標を算出した。図 3 は、GitHub から

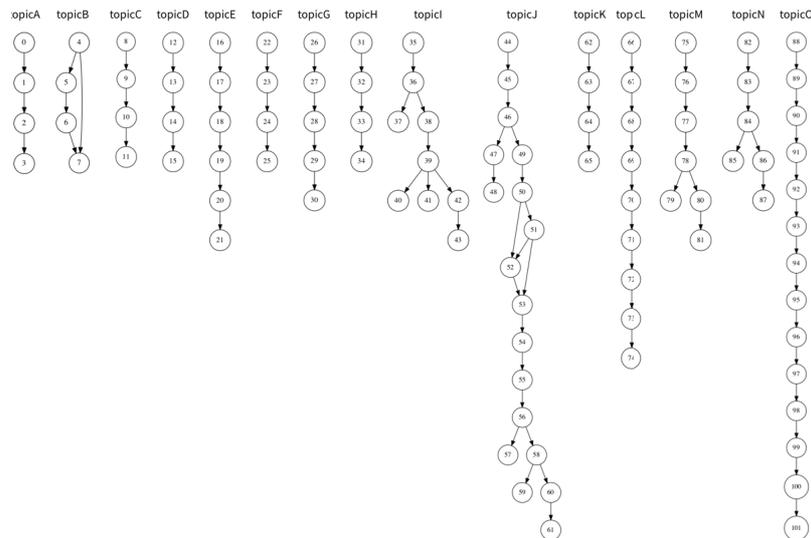


図 3 チームコミュニケーションの可視化

Fig. 3 Visualization of a group communication.

表 1 取得したデータ数

Table 1 Number of acquired data.

Issues Corpus	Ubuntu Corpus	Twitter Corpus
46,217	346,108	108

取得した 1 リポジトリの発言間構造を示す。1 つのリポジトリにおいて話題の数だけ部分グラフが構築されるため、話題の数だけネットワーク指標が算出されることになり、それらの Issues における平均と分散を分析の際の指標として用いる。たとえば、平均出次数の平均はそのチームの 1 つあたりの話題の拡散度を表し、分散はそのチームの拡散度の偏りを表す。ただし、Issues でまったく議論が行われておらず、発言が 0 だったものは除外するものとした。以降、本論文ではこのデータセットを Issues Corpus と呼ぶ。なお、評価対象のデータセットとして Issues Corpus は厳密にはチャットツールではないが、Issues 上での時系列順の議論のプロセスの形態とテーマ内容から、本研究の対象とする、一定の主題について時系列的な発言群により議論が進行していく形態であり、生産に関わる活動における課題解決的な目的があることから評価対象に適当であると考えられる。

生産を含まない集団については、データセットに Ubuntu Dialogue Corpus [25] と Customer Support on Twitter を比較のために利用した。以下に、それぞれのコーパスの詳細とデータセットの加工方法について述べる。表 1 には、発言間構造を構築した際の各データセットのチーム数を示す。

Ubuntu Dialogue Corpus は、Ubuntu に関連する問題のテクニカルサポートを受けるためのユーザとテクニカルサポートとの Ubuntu チャットに記録された 93 万の対話と 1 億を超える単語で構成されるデータセットである。デー

タセットは 1 つのトピックにつき 2 人以上のユーザが発言をしており、発言が生成されてから次に発言がされたときを 1 ターンとすると、すべて 3 ターン以上の会話で構成されており、データセットの全トピックの平均ターン数は 8 ターンであった。1 つの発言には、由来するダイアログ、由来するフォルダ、発言ユーザ、返信先のユーザ、発言時刻、発言本文の属性が付与されている。ダイアログは 1 つのトピックに関連する発言群である。1 つのダイアログの発言はすべて同一のダイアログ ID が付与されるため、ダイアログ ID ごとに発言を抽出し、それらを 1 つのチームと見なす。本実験で使用するデータは、同じダイアログ ID を持つ発言を抽出し、それらを 1 つのチームと見なした。その中でフォルダ属性ごとにデータを分割していき、分割された発言群を返信先ユーザ属性を基にグラフ化を行った。以降、本論文では、加工したデータセットを Ubuntu Corpus と呼ぶ。この際、返信先ユーザ属性は 1 発言につき 1 つであるため、コミュニケーション構造に集約構造は構成されなかった。

Customer Support on Twitter は、Twitter 上のブランド大手 100 社以上のアカウントとユーザとの 300 万を超えるツイートと返信で構成されるログである。1 つのツイートと返信のセットは 2 ユーザ以上で構成されている。1 つのツイートには、ツイート ID、投稿者 ID、返信先ツイート ID、返信元ツイート ID、ツイート時刻、ツイート本文の属性が付与されている。ツイート本文には返信先ツイート ID とは別に、3.2 節のメンションと同様、以前のツイートおよび返信のツイート発行者 ID を含むものがある。本実験で使用するデータは、ツイートの返信先ツイート ID 属性と返信元ツイート ID 属性からどの話題のツイートおよび返信であるのかを特定し、話題ごとにデータを分割する。この際、話題に属するツイートの投稿者 ID からブラ

ンドアカウントを抽出し、そのブランドアカウントをチームに対応すると見なして、同じブランドアカウントを持つ話題をまとめた。ただし、1つの話題の中でブランドアカウントが複数抽出されたものは、1つ目に抽出されたブランドアカウントの話題とした。そして、分割されたツイート群を時系列順に並べ替え、ツイート本文の情報を用いて、3.2節の発言間の接続の定義にしたがってグラフ化を行った。以降、本論文では、この加工したデータセットを Twitter Corpus と呼ぶ。

4.1.2 データセットのクラス分類実験

本実験の目的は、生産的集団とカスタマーサポートのコーパスを用い、3.4節の特徴量を用いて分類する決定木により分類可能か検証することで、各特徴量とチームの生産性の関係を確認することである。また、その分類に寄与した指標の寄与度を分析する。指標は、話題から構築した発言間構造の平均出次数、平均入次数、転送割合、平均経路長それぞれの平均と分散を用いた。決定木のアルゴリズムは、入力データから特徴量を学習して分類を行える C4.5 アルゴリズムを用いることで、ノードの不純度により決定木を構築する。また、データセットの7割を訓練データ、3割をテストデータに分割してモデルを構築する。木の根から末端の葉までの高さは3に設定している。この際、Ubuntu Corpus には集約構造が存在しないため、Issues Corpus と Ubuntu Corpus では、上記の4指標から集約構造の指標を抜いて2クラス分類を行い、Issues Corpus と Twitter Corpus では、上記の4指標を用いて2クラス分類

を行った。

4.1.3 結果と考察

モデルの評価は、分割したテストデータを用いて交差検証によって行った。

表 2 は Issues Corpus と Ubuntu Corpus でモデルを構築した際の交差検証 (グループ K-分割交差検証法, K=10, 訓練セット数7, テストセット数3) の結果を混同行列にまとめたものである。図 4 は構築された決定木である。図中の枠はノードを表し、枠内の値について、1行目の条件式はサンプルを最も分割する指標と分割条件を示している。条件式が真のデータは左下のノードに分類され、条件式が偽のデータは右下に分類される。2行目の entropy はこのノードに分類されたデータのエン트로ピーを示しており値が小さいほど不純度が低いことを示す。3行目の samples はこのノードに分類されたデータの件数を示している。4行目の values はこのノードに分類されたデータのうち、左から順に実際に Issues Corpus であるデータ件数と Ubuntu Corpus であるデータ件数を示している。また、木の葉の

表 2 Issues Corpus と Ubuntu Corpus の分類における交差検証の結果

Table 2 Cross-validation in the classification of Issues Corpus and Ubuntu Corpus.

		モデルによる予測	
		Issues Corpus	Ubuntu Corpus
正解	Issues Corpus	8,041	5,799
	Ubuntu Corpus	1,043	102,815

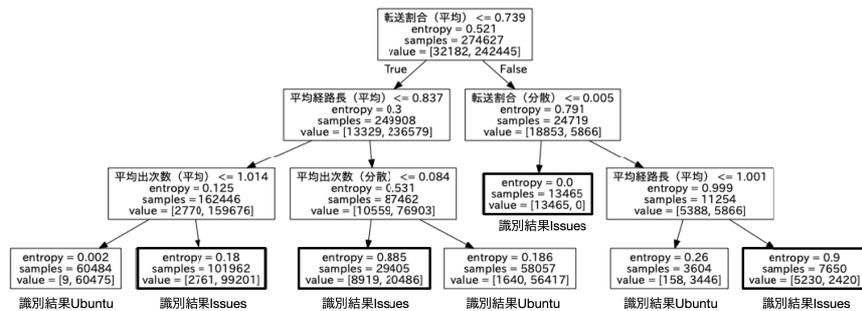


図 4 Issues Corpus と Ubuntu Corpus の分類における決定木

Fig. 4 Decision tree in the classification of Issues Corpus and Ubuntu Corpus.

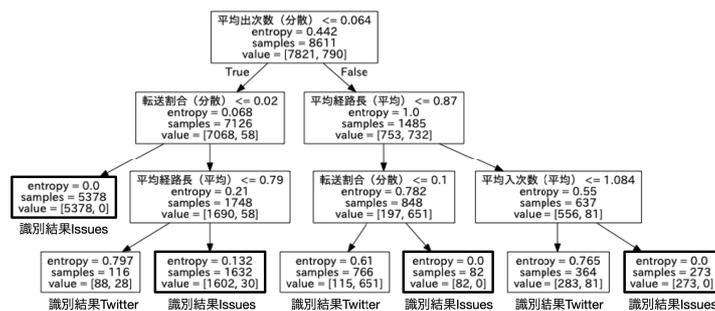


図 5 Issues Corpus と Twitter Corpus の分類における決定木

Fig. 5 Decision tree in the classification of Issues Corpus and Twitter Corpus.

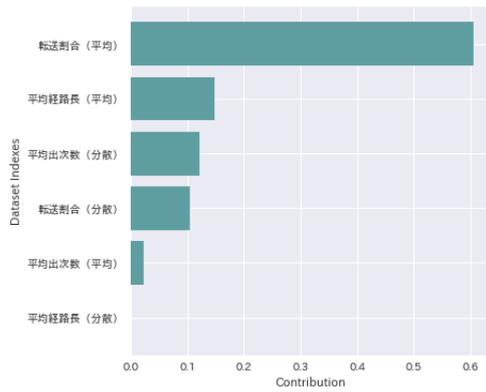


図 6 Issues Corpus と Ubuntu Corpus の分類における各指標の寄与度

Fig. 6 Contribution of each index to the classification of Issues Corpus and Ubuntu Corpus.

表 3 Issues Corpus と Twitter Corpus の分類における交差検証の結果

Table 3 Cross-validation in the classification of Issues Corpus and Twitter Corpus.

		モデルによる予測	
		Issues Corpus	Twitter Corpus
正解	Issues Corpus	13,556	317
	Twitter Corpus	2	23

ノードが最終的に識別される結果を示している。全体の正答率が約 0.94 であり、分類が高精度で行われたことが確認された。適合率は約 0.88 であり、モデルが Issues Corpus を分類する精度は高いことが確認された。F 値は約 0.70 であった。

図 6 は、Issues Corpus と Ubuntu Corpus から構築した決定木および各指標の寄与度である。分類に最も寄与しているのが転送割合の平均で、約 6 割がこの指標によって分類されていることが分かる。転送割合の平均が一定の閾値より小さいと Ubuntu Corpus に多く分類されており、これは Ubuntu Corpus の話題では議論の飛躍や熟慮がされなかったことが推測され、転送割合の指標を設定した仮説と裏付けるものである。続いて、平均経路長の平均、平均出次数の分散、転送割合の分散、平均出次数の平均の順番で分類に寄与している。

表 3 は Issues Corpus と Twitter Corpus でモデルを構築した際の交差検証（グループ K-分割交差検証法，K=10，訓練セット数 7，テストセット数 3）の結果を混同行列にまとめたものである。図 5 は構築された決定木である。決定木の表記法は図 4 と同様である。4 行目の values はこのノードに分類されたデータのうち、左から順に実際に Issues Corpus であるデータ件数と Twitter Corpus であるデータ件数を示している。全体の正答率が約 0.98 であり、分類が高精度で行われたことが確認された。適合率は約 0.99 であり、モデルが Issues Corpus を分類する精度は

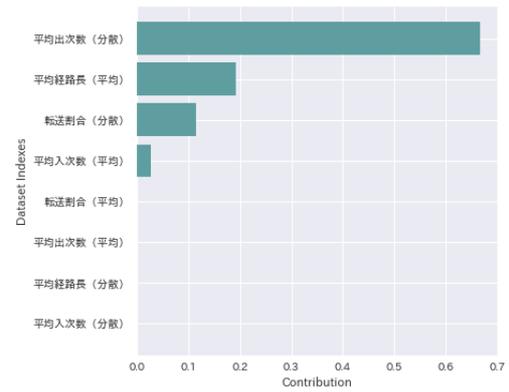


図 7 Issues Corpus と Twitter Corpus の分類における各指標の寄与度

Fig. 7 Contribution of each index to the classification of Issues Corpus and Twitter Corpus.

高いことが確認された。再現率は約 0.98 であり、実際に Issues Corpus であるコーパスを特定する精度も高いことが確認された。F 値は約 0.99 であった。

図 7 は、Issues Corpus と Ubuntu Corpus から構築した決定木の分類における各指標の寄与度である。分類に一番大きく寄与しているのが平均出次数の分散で、分類の約 6 割強がこの指標によって行われていることが分かる。決定木を見ると、平均出次数の分散が一定の閾値より小さいと Issues Corpus に、大きいと Twitter Corpus に多く分類されており、生産的集団ではどの話題でも均等に拡散が起こっていることが要因として考えられる。続いて、平均経路長の平均、転送割合の分散、平均入次数の平均の順番で分類に寄与している。

また、どちらの分類にも共通して平均経路長の平均が 2 割弱の寄与度で寄与している。どちらの決定木においても平均経路長の平均が一定の閾値より高いと Issues Corpus と分類されている。これは生産的集団のコミュニケーションでは生産活動の過程で深い議論が行われたためだと考えられる。このことは 3.4 節の仮説を含む結果となった。

4.2 生産的集団内での生産性の差による構造的特徴の分析実験

4.1 節の実験では、生産的集団と生産を含まない集団のコミュニケーション構造に有意差があることが分かった。本実験では、さらに生産的集団内での生産性の高低によるコミュニケーションについて、構造的特徴と生産性との関連の詳細を明らかにするために実験を行った。

4.2.1 発言間構造と生産性指標を用いた重回帰分析

生産的集団のデータセットには、4.1.1 項で用いた Issues Corpus を用いる。本実験においても、話題から構築した発言間構造を示す指標として 4.1 節と同様に、平均出次数、平均入次数、転送割合、平均経路長それぞれの平均と分散を説明変数とした。目的変数には生産的集団の生産性指標

表 4 生産性の要因

Table 4 Productivity factors.

説明変数	回帰係数		
	全体	生産性高	生産性低
平均出次数 (平均)	-1.1473	0.1284	-0.4548
平均出次数 (分散)	0.1544 *	0.1175	0.0771
平均入次数 (平均)	-3.2304 *	-2.3001	-3.0128 *
平均入次数 (分散)	0.0741	0.0338	0.0432
転送割合 (平均)	0.9687 *	-0.9382	0.5897
転送割合 (分散)	-0.0173	-0.0940	-0.0116
平均経路長 (平均)	-1.1934 *	0.0883	-0.5736 *
平均経路長 (分散)	0.3433 *	-0.0456	0.1909 *
自由度調整済み決定係数	0.041	0.021	0.033
サンプル数	4,730	741	3,989

*p<0.05

を用いる。生産的集団の生産性はアウトプットであり、本実験では、リポジトリのコード行数である SLOC 規模を用いた。これは情報処理推進機構で定義されている空行やコメント行を除いたテキストファイルの行数 [26] であり、追加・新規, 変更, 削除の和である実効 SLOC 実績値を用いている。Issues Corpus の説明変数および目的変数はロングテール型の分布をしていたため、説明変数, 目的変数ともに対数変換したのち、標準化をしてから実験を行った。データセットは SLOC 規模の平均で生産的集団を生産性の高群と低群に分割し、全体, 高群および低群ごとに、最小 2 乗法によって回帰モデルを構築した。

4.2.2 結果と考察

表 4 は、全体, 生産性高群および低群における説明変数と目的変数を用いた重回帰分析の結果である。*は各指標と SLOC 規模における t 検定の結果, 統計的に有意差があったものを示している。

全体では、平均出次数の分散, 平均入次数の平均, 転送割合の平均, 平均経路長の平均, および平均経路長の分散において有意差が確認された。平均出次数と転送割合の 2 つの指標においては、4.1 節の実験で寄与度が最も高かった 2 つの指標と同様であり、生産性に関わる重要な構造的特徴であると考えられる。また、SLOC 規模に対して、3.4 節で述べた議論の拡散・集約に関わる指標である平均出次数・平均入次数, 議論の多さ・論理展開に関わる指標である転送割合・平均経路長に有意な特徴が見られることが確認された。ただし、平均入次数の平均と平均経路長の平均の回帰係数は負の値となった。平均入次数は発言の集約時の被集約発言数に関係する指標であるため、集約をとまなう発言の頻度など拡散・集約に関するさらに別の指標の分析が必要であると考えられる。また、平均経路長は時系列的に離れた発言に対する引用・メンションによる短縮作用により短くなることもありうるため、発言間の時系列差に応じたエッジの重み付けを検討する必要があると考えられる。

5. おわりに

本論文では、組織活動を活性化させることを目的とし、チームを指揮、管理するリーダーやマネージャがコミュニケーション戦略の策定や改善をするために実組織のチャットツール上で利用できるチームコミュニケーションの効果的な測定方法と定量的な評価方法を検討した。本研究の対象とするコミュニケーションの適用範囲は、主題を定めた議論や今後の課題についての話し合いなど生産に関わる活動におけるコミュニケーションである。この活動において課題解決的な目的で行われるチャットや時系列的に議論を行うような掲示板や SNS の投稿内容を分析の対象としている。コミュニケーションの分析は、チャットの発言の時系列順情報から複数のノードとエッジで構成される発言間構造を構築することで行うものである。コミュニケーションの構造的特徴とチームの生産性の関連性を確認するために、コミュニケーションの形態の差と生産的集団内の生産性の差による構造的特徴の分析実験を行った。結果として、生産的集団の構造的特徴に統計的有意差が確認され、それらの特徴はチームの生産性を決定する重要な指標になりうると思われる。

今後の課題として、生産性の識別結果から、リーダーやマネージャがコミュニケーション改善を行うツールの開発や、より高い生産性に結びつくコミュニケーションを促すためのチャットボットのような支援システムへの応用などが考えられる。

参考文献

- [1] Salas, E., Stagl, K.C., Burke, C.S. and Goodwin, G.F.: Fostering team effectiveness in organizations: Toward an integrative theoretical framework, *Nebraska Symposium on Motivation*, Vol.52, p.185 (2007).
- [2] Manser, T.: Teamwork and patient safety in dynamic domains of healthcare: A review of the literature, *Acta Anaesthesiologica Scandinavica*, Vol.53, No.2, pp.143-151 (2009).
- [3] Dickinson, T.L. and McIntyre, R.M.: A conceptual framework for teamwork measurement, *Team performance assessment and measurement: Theory, methods, and applications*, Brannick, M.T., Salas, E. and Prince, C. (Eds.), pp.19-33, Psychology Press (1997).
- [4] 縄田健悟, 山口裕幸, 波多野徹, 青島未佳: 企業組織において高業績を導くチーム・プロセスの解明, *心理科学研究*, Vol.85, No.6, pp.529-539 (2015).
- [5] 渡邊純一郎, 藤田真理奈, 矢野和男, 金坂秀雄, 長谷川知之: コールセンタにおける職場の活発度が生産性に与える影響の定量評価, *情報処理学会論文誌*, Vol.54, No.4, pp.1470-1479 (2013).
- [6] Smith, K.G., Smith, K.A., Olian, J.D., Sims, H.P. Jr., O'Bannon, D.P. and Scully, J.A.: Top Management Team Demography and Process: The Role of Social Integration and Communication, *Administrative Science Quarterly*, Vol.39, No.3, pp.412-438 (1994).
- [7] 総務省『情報通信白書』令和元年度版, 入手先 (<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r01/>)

- pdf/01honpen.pdf) (参照 2019-10-29).
- [8] Rekimoto, J., Ayatsuka, Y., Uoi, H. and Arai, T.: Adding Another Communication Channel to Reality: An Experience with a Chat-Augmented Conference, *CHI '98 Conference Summary on Human Factors in Computing Systems*, Vol.18, No.23, pp.271-272 (1998).
 - [9] 山本修一郎: CMC で変わる組織コミュニケーション, NTT 出版 (2010).
 - [10] Coskun, H., Paulus, P., Brown, V. and Sherwood, J.J.: Cognitive stimulation and problem presentation in idea-generating groups, *Group Dynamics: Theory, Research, and Practice*, Vol.4, No.4, pp.307-329 (2000).
 - [11] 古川久敬: 電子コミュニケーションとチーム活動, *組織科学*, pp.18-28 (1995).
 - [12] 仲谷美江, 原島 博, 西田正吾: ソフトウェア開発プロジェクトにおけるインフォーマルコミュニケーションの評価手法, *電子情報通信学会論文誌 D*, Vol.77, No.4, pp.823-837 (1994).
 - [13] Goggins, S.P., Galyen, K. and Laffey, J.M.: Network Analysis of Trace Data for the Support of Group Work: Activity Patterns in a Completely Online Course, *Proc. 16th ACM International Conference on Supporting Group Work*, pp.107-116, ACM (2010).
 - [14] Kwak, H., Lee, C., Park, H. and Moon, S.: What is Twitter, a Social Network or a News Media?, *Proc. 19th International Conference on World Wide Web*, pp.591-600, Association for Computing Machinery (2010).
 - [15] Brin, S. and Page, L.: The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine, *Seventh International World-Wide Web Conference (WWW 1998)* (1998).
 - [16] Kang, C., Molinaro, C., Kraus, S., Shavitt, Y. and Subrahmanian, V.S.: Diffusion centrality in social networks, *2012 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, pp.558-564 (2012).
 - [17] Karlsen, R.: Followers are opinion leaders: The role of people in the flow of political communication on and beyond social networking sites, *European Journal of Communication*, Vol.30, No.3, pp.301-318 (2015).
 - [18] 巖寺俊哲, 石崎雅人, 森元 暉: 表層表現パターンを用いた対話構造の認識, *情報処理学会論文誌*, Vol.39, No.8, pp.2452-2465 (1998).
 - [19] 奥谷貴志, 山名早人: メンション情報を利用した Twitter ユーザプロフィール推定, *日本データベース学会和文論文誌*, Vol.13-J, No.1, pp.1-6 (2014).
 - [20] Kataoka, D., Kato, M., Yamamoto, T., Ohshima, H. and Tanaka, K.: Context-aware relevance feedback over SNS graph data, *Proceedings of the International Conference on Web Intelligence*, pp.823-830 (2017).
 - [21] Osborn, A.F.: *Applied imagination*, New York: Scribner's (1963).
 - [22] 川喜田二郎: 発想法: 創造性開発のために, Vol.136, 中央公論社 (1970).
 - [23] Ozgur, E.: *Effective Inquiry for Innovative Engineering Design*, Springer Verlag (2004).
 - [24] Github API, available from (<https://developer.github.com>) (accessed 2019-12-30).
 - [25] Lowe, R., Pow, N., Serban, I.V. and Pineau, J.: The Ubuntu Dialogue Corpus: A Large Dataset for Research in Unstructured Multi-Turn Dialogue Systems, *SIGDIAL*, Vol.16, pp.285-294 (2015).
 - [26] 情報処理推進機構『ソフトウェア開発データ白書』2016-2017, 入手先 (<https://www.ipa.go.jp/files/000057877.pdf>) (参照 2020-01-06).



齊藤 裕樹 (正会員)

1996 年明治大学理工学部情報科学科卒業。2001 年同大学大学院理工学研究科基礎理工学専攻博士課程修了。博士(工学)。明治大学助手, 東京電機大学助手, 同大学講師を経て, 2013 年明治大学総合数理学部准教授。2018 年より同大学教授。センシングとネットワークのソフトウェアの研究に従事。日本ソフトウェア科学会, IEEE, ACM 各会員。



谷森 一貴

2018 年明治大学総合数理学部先端メディアサイエンス学科卒業。2020 年同大学大学院先端数理科学研究科先端メディアサイエンス専攻博士前期課程修了。修士(工学)。同年にエヌ・ティ・ティコミュニケーションズ株式会社入社。2021 年株式会社エヌ・エフ・ラボラトリーズ出向, 現在に至る。複雑ネットワーク科学を活用したコミュニケーション分析に興味を持つ。