

スレッドメッセージの特徴を利用した チャットツール上での会話検出手法の提案

林 遼太郎¹ 大場 みち子²

概要: 近年、情報共有の効率化のためにチャットツールが広く利用されている。Slack などのチャットツールは、チャンネルと呼ばれる小さいグループに参加することで、リアルタイムで複数人とのコミュニケーションが可能である。チャットツールには、話題ごとにメッセージを整理して会話するための機能としてスレッド機能がある。メッセージ閲覧者はスレッドの一番初めのメッセージを見て、スレッド内のメッセージを見るかどうか判断することができる。これにより、メッセージ閲覧者の興味・関心に応じて、メッセージを効率的に収集することができる。しかし、スレッド機能は返信する人自身がスレッドにするか、そのままチャンネル上にメッセージを投稿するかを選択できる。そのため、スレッド外でも会話が行われることがある。スレッド外でも会話が行われることで、チャンネル上のメッセージが乱立し、情報把握のために時間や労力がかかる。そこで、本研究ではチャットツール上での会話内容の把握を支援することを目的に、スレッド外の会話を検出・分類することを目指す。本稿では、メタデータとテキスト内容の2つの側面からスレッドメッセージの特徴を分析した結果と考察について報告する。

キーワード: チャットツール, スレッドメッセージ, 会話

Proposal of a Conversation Detection Method Using Features of Thread Messages on Chat Tools

RYOTARO HAYASHI¹ MICHIKO OBA²

Abstract: In recent years, chat tools have been widely used to improve the efficiency of information sharing. Chat tools like Slack can be used to communicate with multiple people in real time by joining small groups called channels. Chat tools have a thread function that allows users to organize messages by topic. Message viewers can decide whether to view the messages in a thread by looking at the first message in the thread. This allows message viewers to collect messages efficiently according to the interests of the message viewer. However, the thread function allows the person replying to a message to choose whether to post it as a thread or to post it directly on the channel. Therefore, conversations may occur outside of the thread. Conversations also occur outside of the thread lead to time and effort to grasp the situation. Therefore, in this research, we aim to detect and classify conversations outside of threads to support the understanding of conversations on chat tools. In this paper, we report the results and discussion of our analysis of the characteristics of thread messages from two aspects: metadata and text contents.

Keywords: Chat Tools, Thread Messages, Conversation

1. はじめに

近年、情報共有の効率化のためにチャットツールが広く利用されている。チャットツールは、リアルタイムで複数

¹ 公立はこだて未来大学 システム情報科学研究科
Graduate School of Systems Information Science,
Future University Hakodate

² 公立はこだて未来大学
Future University Hakodate

人とのコミュニケーションが可能なツールである。送り先を指定して形式的な文章で送るメールと異なり、効率的かつ気軽にコミュニケーションが可能である [1]。そのため、テレワークの導入や業務効率化のために企業で導入される事例も多い [2][3]。中でも Slack[4] などのチャットツールはビジネスの場だけではなく、教育の現場でも利用されることが多々ある [5]。Slack は、チャンネルと呼ばれる小さいグループを目的別に作ることで円滑なコミュニケーションが可能なツールである。Slack は、図 1 のように、メールと同様にメッセージを送信する際に宛先を指定するメンション機能やメッセージに対して絵文字を付けるリアクション機能など、機能も豊富である。これらの機能により、効率的かつ気軽にコミュニケーションを取ることができる。



図 1 Slack のメンション機能とリアクション機能

しかし、チャットツール上でのやり取りは、更新頻度が高く、未読のままメッセージが蓄積しやすい [6]。蓄積していく全てのメッセージに目を通したり、会話内容をリアルタイムに確認して、状況を把握するためには時間や労力がかかる。その結果、興味・関心のあるメッセージであっても見逃すことがある。

Slack には話題ごとにメッセージを整理して会話するための機能としてスレッド機能がある。スレッド機能を使ったメッセージの例を図 2 に示す。図 2 のように、スレッド機能は特定のメッセージに繋げてメッセージを投稿することができる機能である。スレッド内で返信されたメッセージはチャンネル上からは閲覧できず、スレッドを閲覧することで確認する。メッセージ閲覧者はスレッドの一番初めのメッセージを見て、スレッド内のメッセージを見るかどうか判断することができる。これにより、メッセージ閲覧者の興味・関心に応じて、Slack 上のメッセージを効率的に収集することができる。

しかし、スレッド機能は返信する人自身がスレッドにするか、そのままチャンネル上にメッセージを投稿するかを選択できる。そのため、スレッド外でも会話が行われることがある。チャンネル上のメッセージにはスレッドで行われるべき会話の他にも、チャンネル参加者全員への共有のメッセージなど様々なメッセージが存在する。スレッド外

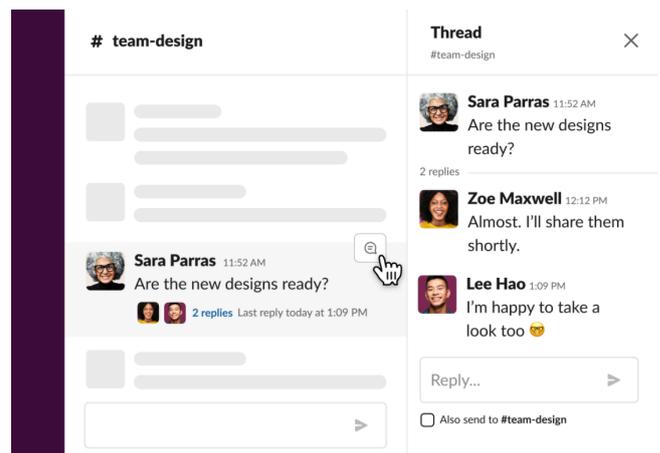


図 2 Slack のスレッド機能

でも会話が行われることで、チャンネル上のメッセージが乱立し、情報把握のために時間や労力がかかる。

以上のことから、本研究の目的は、チャットツール上での会話内容の把握を支援することである。目的を達成するための目標として、スレッド外の会話を検出・分類することを目指す。本稿では以下、2 章では、会話検出に関する関連研究について述べる。3 章では、関連研究における課題と解決アプローチについて述べ、4 章では、本研究で実施したスレッドメッセージの分析結果と考察について述べる。5 章では、本稿のまとめと今後の展望について述べる。

2. 関連研究

テキストメッセージ上での会話の検出を目的とした研究として Domeniconi ら [7] の研究がある。Domeniconi らの研究では、メールや Facebook[8] のメッセージを対象に、2 つのメッセージの類似性を利用した会話検出手法を提案している。Domeniconi らはメッセージのテキスト内容・投稿時間・投稿者と受信者のペアの 3 つの情報 [9] に着目している。これらの 3 つの情報から会話の特徴を抽出し、抽出した特徴を利用して分類モデルを構築している。この分類モデルにより、2 つのメッセージが同じスレッドに属するかどうかをメッセージ間の類似度により分類し、会話を検出する手法を提案している。メールと Facebook のメッセージに対してそれぞれ提案手法を使って精度比較した結果、メールに関しては適合率・再現率・F1 値による評価で既存研究 [10] よりも高い精度で分類が可能となっている。一方で、Facebook のメッセージに関しては、メールのメッセージに比べて精度が低い結果となった。メールのメッセージに比べて Facebook のメッセージに対する精度が低かった理由として、2 つの点が挙げられる。1 つ目に、Facebook のメッセージはメールの件名のようにメッセージ間で共通するテキストが少ないことが挙げられる。2 つ目に、Facebook ではメールのように宛先を明示的に指定してメッセージを送信することが少ないため、受信者を

特定することができないことが挙げられる。このように、Facebookのようなチャットメッセージの会話の特徴を捉えるためには、テキスト内容・投稿時間・投稿者の3つの情報のみでは不十分な可能性がある。

Tanら [11]の研究では、2つのメッセージの類似性を利用する既存の会話検出手法での課題として、会話の文脈や流れなどを考慮していないことを挙げている。そのため、Domeniconiら [7]の研究と異なり、既存の会話メッセージに含まれる文脈情報を利用するために、メッセージのテキスト内容・投稿時間・投稿者の情報から、LSTM[12]ベースのスレッド分類モデルを構築している。この分類モデルを利用して、入力メッセージが新しい会話を開始するメッセージなのか既存の会話に属するメッセージなのかを分類している。既存研究 [13][14]における分類モデルと精度を比較した結果、全ての指標において既存モデルより高い精度で分類が可能となっている。しかし、F1値は最大でも0.45ほどに留まり、分類精度に改善の余地がある。

3. 課題と解決アプローチ

関連研究における課題として、会話検出のための特徴量としてメッセージのテキスト内容や投稿時間、メッセージの投稿者の情報のみしか利用していないことが挙げられる。Slackのようなチャットツールには、これらの情報以外にもメールのようにメッセージ送信時に宛先を明示的に指定するメンション機能やメッセージに対して絵文字を付けるリアクション機能などの会話の検出のための特徴になり得る情報が存在する。

そこで本研究では、上記の課題に対して、以下のような解決アプローチを提案する。

- (1) チャットツール上のスレッドメッセージの特徴分析
- (2) スレッドメッセージの特徴を利用した

会話検出のための分類モデルの構築

本研究では、まず、チャットツールのスレッド機能により作成されたスレッドメッセージの特徴を分析する。スレッドメッセージは、特定の人物同士が特定の話題に関して会話するメッセージであるため、スレッドメッセージ間には共通した単語が出現するなどの特徴があると考えられる。このようなテキスト内容の特徴以外に、メッセージに付随するメタデータにも会話を検出するための特徴が存在する。例えば、スレッド内では質問と応答のやり取りが短時間で交わされるため、メッセージの投稿時間の間隔が狭いことが考えられる。他にもスレッドメッセージでは会話終了時にメッセージの代わりに最後のメッセージに絵文字によるリアクションを付ける傾向がある。このようなスレッドメッセージの特徴はスレッド外で行われる会話にも共通する特徴であると考えられる。そのため、スレッドメッセージの特徴をメタデータとテキスト内容の2つの側面から分析する。

次に、分析した特徴を利用した会話検出のための分類モデルを構築する。構築した分類モデルにより、チャットツール上のスレッド外の会話を検出・分類することを目指す。

本稿ではこの2つのアプローチのうち、チャットツール上のスレッドメッセージの特徴分析について報告する。

4. スレッドメッセージの分析と考察

4章では、Slackのスレッドメッセージの特徴を分析した結果と考察を述べる。まず、分析対象のメッセージについて概要を説明する。次に、メタデータに着目した分析とテキスト内容に着目した分析の2つに分けて分析結果と考察を述べる。

4.1 分析対象のメッセージ

公立はこだて未来大学の学部3年次PBL科目であるシステム情報科学実習 [15]のプロジェクトAのSlackメッセージを対象にスレッドメッセージの特徴を分析する。PBLとは、課題解決型学習を指し、複数の学習者がプロジェクト体制で課題解決に向けて主体的かつ自律的に取り組む実践的な学習方法である [16]。プロジェクトAは15名の学生が参加するプロジェクトで、フィールド調査に基づき問題やニーズを発見し、システムを開発する中で、チーム開発や設計手法を学ぶ。プロジェクトAのチャットツールには、15名の学生と指導教員やTAが参加しており、PBLでの作業の進捗報告やプロジェクトに関する連絡の共有を行っている。

Slackが提供しているAPIを利用してプロジェクトAのSlack上のメッセージを取得し、その中からスレッドメッセージを抽出した。

抽出したスレッドメッセージの概要を説明する。対象となるスレッドが全230件、メッセージ数は1,002件だった。チャンネルは全部で30個が対象となった。各チャンネルのスレッド数とメッセージ数の分布を図3に示す。図3より、プロジェクト参加者全体への連絡を行うgeneralチャンネルと報告書やポスターなどの成果物のレビューを依頼するreviewチャンネルのようなプロジェクト全体に関わるチャンネルのスレッドが多かった。

また、スレッド内の返信メッセージ数の分布は図4のように1件から5件程度のものがほとんどであり、最大で38件の返信があるスレッドも含んでいる。

4.2 メタデータの分析

投稿時間の間隔や絵文字によるリアクションの分布、メンション付きメッセージの分布などのメッセージに付随するメタデータに着目し、分析した結果と考察を述べる。

4.2.1 メッセージ投稿時間の間隔に関する分析

図5のように、スレッド内のメッセージの投稿時間の間

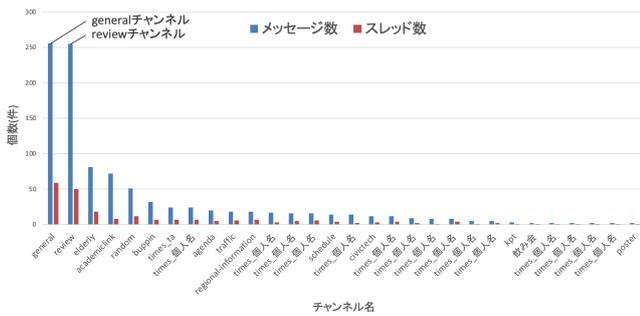


図 3 各チャンネルのスレッド数とメッセージ数の分布

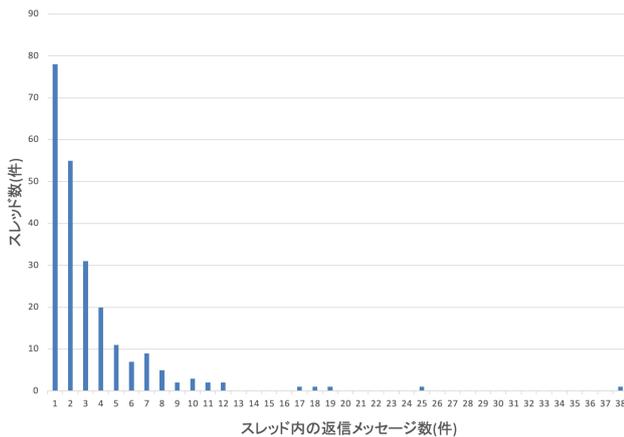


図 4 スレッド内の返信メッセージ数の分布

隔を算出した。算出したスレッドメッセージの投稿時間の間隔の分布を図 6 に示す。図 6 より、スレッド内のメッセージの投稿時間の間隔は 5 分以内が 46%，5 分から 15 分が 14%，15 分から 1 時間が 12% となった。このことから約 75% が 1 時間以内に返信されており、スレッドメッセージの投稿時間の間隔は短いことが分かった。このことから、メッセージの投稿時間の間隔は既存研究 [7] と同様に会話検出のための特徴として利用できる可能性がある。

4.2.2 メッセージに対する絵文字のリアクションの分析

スレッド内のメッセージをスレッドの始まりに位置するメッセージである親メッセージ、スレッドの終わりに位置するメッセージである最終メッセージ、親メッセージと最終メッセージの間に存在するメッセージ群である中間メッセージ群の 3 種類に分類し、絵文字によるリアクションの分布を算出した。算出した絵文字によるリアクションの分布を表 1 に示す。表 1 より、メッセージに対するリアクションが付く割合は、親メッセージが 61.3%，中間メッセージ群が 22.7%，最終メッセージが 44.3% となった。このことから、親メッセージと最終メッセージには中間メッセージ群に比べて比較的リアクションが付きやすいことが分かった。親メッセージと最終メッセージが中間メッセージ群に比べてリアクションが付きやすい理由として、会話の始点・終点である親メッセージや最終メッセージでは新たな話題に対してリアクションをしたり、会話の結論に対

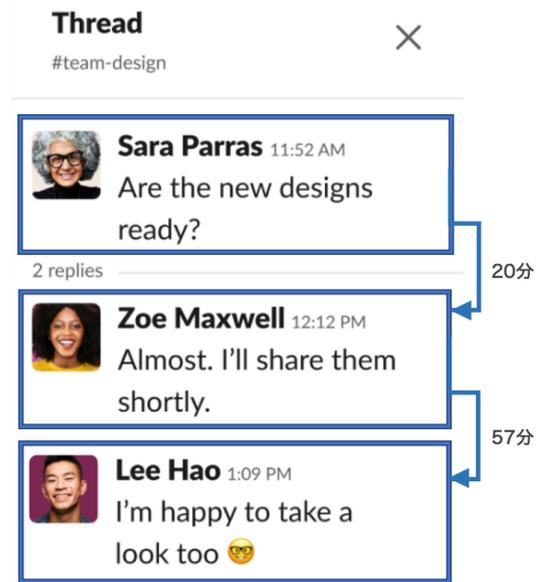


図 5 スレッドメッセージの投稿時間間隔

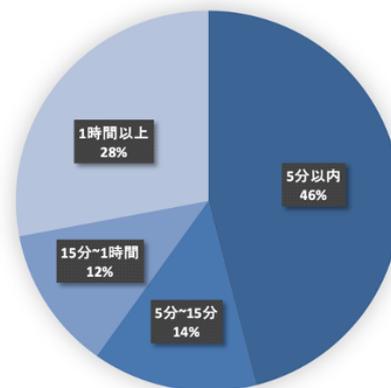


図 6 スレッドメッセージの投稿時間間隔の分布

して賛同のリアクションをするなどのことが考えられる。逆に中間メッセージ群では、会話の途中であるため、絵文字のリアクションで賛同するなどの行為が少ない可能性が考えられる。以上のことから、メッセージに対する絵文字のリアクションは会話の始点・終点を判断するための特徴として利用できる可能性がある。

表 1 絵文字のリアクションが付いているメッセージの割合

	親メッセージ	中間メッセージ群	最終メッセージ
メッセージ数 (件)	230	542	230
リアクション数 (個)	141	123	102
割合 (%)	61.3	22.7	44.3

4.2.3 メンション付きメッセージの分析

全スレッドメッセージ 1,002 件からメンション付きのメッセージ数を算出したところ、メンション付きメッセージは 142 件だった。スレッド内のメッセージをスレッドの始まりに位置するメッセージである親メッセージ、スレッドの終わりに位置するメッセージである最終メッセージ、

親メッセージと最終メッセージの間に存在するメッセージ群である中間メッセージ群の3種類に分類し、メンション付きメッセージの分布を算出した。算出したメンション付きメッセージの分布を表2に示す。表2より、メンションが付いているメッセージの割合は、親メッセージが30.0%、中間メッセージ群が10.3%、最終メッセージが0.7%となった。このことから、どの位置にあるメッセージについてもメンションの使用率はそれほど高くはないことが分かった。

表2 メンションが付いているメッセージの割合

	親メッセージ	中間メッセージ群	最終メッセージ
メッセージ数(件)	230	542	230
メンション付きメッセージ数(件)	70	56	16
割合(%)	30.0	10.3	0.7

メンション付きメッセージ142件のメッセージ位置の分布を図7に示す。図7より、メンション付きメッセージの位置は親メッセージが49%、中間メッセージ群が40%、最終メッセージが11%となった。このことから、メンション付きメッセージは親メッセージと中間メッセージ群に多く、最終メッセージには少ないことが分かった。メンション付きメッセージが親メッセージと中間メッセージ群に多い理由は、宛先を指定して会話をするためだと考えられる。そのため、メンション付きのメッセージは会話の終点になりづらく、メンションの有無は会話の継続を判断する特徴として利用できる可能性がある。

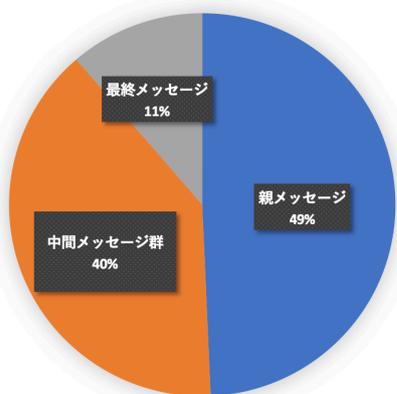


図7 メンション付きメッセージの分布

メッセージ間で共通単語があるスレッドは全スレッドのうち21.3%で、スレッド内のメッセージ間で1つ以上共通単語があるスレッドについても63.5%に留まった。このことから、共通単語だけではメッセージ間の繋がりを判断するには不十分であることが分かった。出現単語の関連語まで考慮するなど語の範囲を広げて分析する必要がある。

表3 スレッド内の共通単語について

	スレッド内の全てのメッセージ間で共通単語があるスレッド	スレッド内のメッセージ間で1つ以上共通単語があるスレッド
スレッド数(件)	49	146
全スレッドに対する割合(%)	21.3	63.5

また、1つ以上共通単語があるスレッドについて、スレッドの返信数ごとの分布を算出した結果を図8に示す。図8より、返信数が1件から3件のスレッドは共通単語を1つ以上持つ割合が低い。このことから、返信数が少ないスレッドは共通単語を持つ割合が低いことが分かる。これは、チャットメッセージに多く見られる短く情報がほとんど含まれていない応答文などが考えられる。例えば、「了解しました」などの質問に対する応答などのメッセージは返信元メッセージの単語や関連語にも関わらない表現で会話が行われる。そのため、出現単語以外にメッセージの意味を考慮してメッセージの特徴を抽出する必要がある。

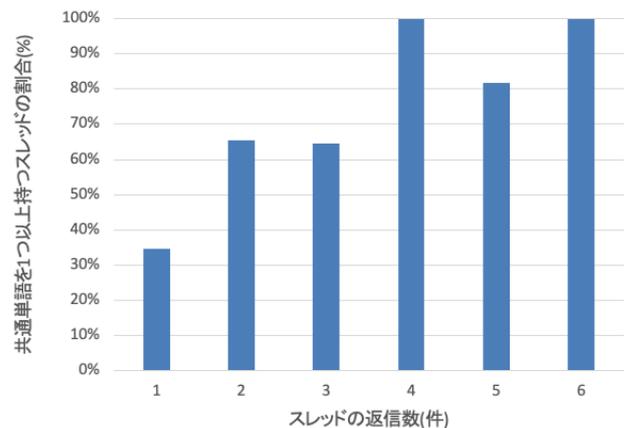


図8 1つ以上共通単語があるスレッドの返信数ごとの分布

4.3 メッセージのテキスト内容の分析

スレッド内の各メッセージの出現単語や対話行為などのテキスト内容を分析した結果と考察を述べる。

4.3.1 スレッド内の共通単語に関する分析

スレッド内の出現単語を分析するため、各メッセージに対して形態素解析器の1つである Mecab[17]により形態素解析を行い、単語を抽出する。

抽出した単語を用いて、スレッド内の共通単語を算出した結果を表3に示す。表3より、スレッド内の全てのメッ

4.3.2 スレッドメッセージ内の対話行為に関する分析

出現単語以外にメッセージの意味を考慮するため、スレッドメッセージの対話行為の分布を算出した。

対話行為とは、話者が発話において持つ何かしらの意図や機能のことである。例えば質問文であれば対話行為は質問、応答文であれば対話行為は応答になるなど多種多様な対話行為が存在する[18]。

各スレッドメッセージの対話行為の分布を算出するため、まずスレッドメッセージに対話行為をタグ付けした。対話行為は、日本語の対話行為に関する研究で広く利用さ

れている JAIST タグ付き自由対話コーパス [19] で定義されている 9 つの対話行為を参考に、相手に会話を促す対話行為であると考えられる「疑問」「要求」と「その他」の 3 つの対話行為をタグ付けた。質問や何かの確認をする疑問形のメッセージには「疑問」の対話行為、疑問形ではない依頼や要求のメッセージには「要求」の対話行為をタグ付けた。

対話行為を付与した後、スレッドごとに対話行為の分布を算出した結果を図 9 に示す。図 9 より、スレッドメッセージの対話行為は「疑問」が 23%、「要求」が 12%、「その他」が 65%となった。

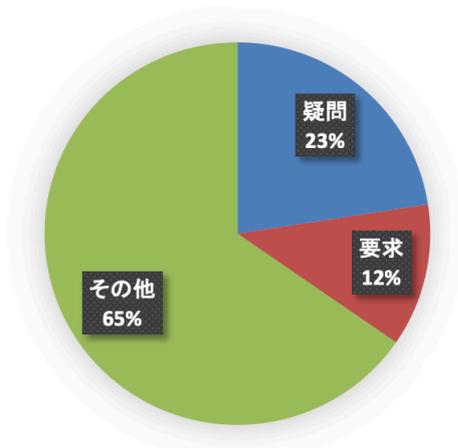


図 9 スレッドメッセージの対話行為の分布

スレッド内のメッセージの位置ごとに対話行為の分布を算出した結果を図 10 に示す。会話を促す「疑問」「要求」の対話行為が親メッセージでは 50%以上を占め、会話の始まりに「疑問」「要求」の対話行為が多い傾向が見られた。また、最終メッセージについては「疑問」「要求」が 10%程度となり、会話の終了時には「疑問」「要求」の対話行為が少ない傾向が見られた。これらのことから、メッセージの対話行為は会話の始点や終点を判断する特徴として利用できる可能性がある。

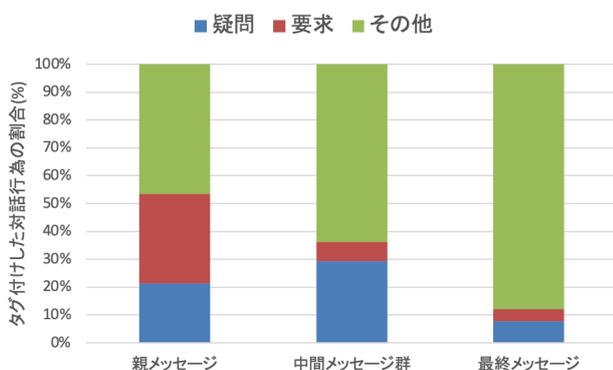


図 10 スレッド内のメッセージ位置ごとの対話行為の分布

5. おわりに

本研究の目的は、チャットツール上での会話内容の把握を支援することである。本稿では、スレッド外の会話を検出・分類するために、スレッドメッセージの特徴をメタデータとテキスト内容の 2 つの側面から分析した。分析の結果、投稿時間は既存研究と同様に会話検出のための特徴として利用できることを確認した。メッセージに対する絵文字のリアクションも会話の始点や終点を判断するための特徴として利用できる可能性を確認した。テキスト内容の分析では、共通単語だけではメッセージ間の繋がりを把握するのは困難で、関連語など語の範囲を広げて分析する必要があることが分かった。また、対話行為はメッセージの意味を考慮する用途だけではなく、会話の始点や終点を判断するための特徴としても利用できる可能性があることが分かった。以上の結果と考察を踏まえて今後は、メッセージ間の関連語の分布を算出するなどメッセージ間の繋がりを単語レベルで定量化するとともに、会話の検出のための分類モデルを構築する。

参考文献

- [1] 総務省: ビジネス ICT ツールの利用状況, 平成 30 年度版情報通信白書, 総務省 (2018).
- [2] Chatwork 株式会社: 導入事例, Chatwork (オンライン), 入手先 (<https://go.chatwork.com/ja/case/>) (参照 2022-02-01).
- [3] Slack Japan 株式会社: Slack ユーザーからの感動的なストーリー, Slack (オンライン), 入手先 (<https://slack.com/intl/ja-jp/customer-stories>) (参照 2022-02-01).
- [4] Slack Japan 株式会社: チームワークと個人のタスクどちらも 1 つのプラットフォームで, Slack (オンライン), 入手先 (<https://slack.com/intl/ja-jp/features>) (参照 2022-02-01).
- [5] 宮下弓槻, 山田侑樹, 樋山淳雄: ソフトウェア開発型 PBL におけるコミュニケーション支援ツールの利用実態, ソフトウェアエンジニアリングシンポジウム 2018 論文集, Vol.2018, pp.216-220 (2018).
- [6] 福安直樹, 井垣宏, 佐伯幸郎ほか: チーム内の役割分担を考慮したソフトウェア開発 PBL の評価基準と状況把握支援, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J98-D, No.1, pp.117-129 (2015).
- [7] Giacomo Domeniconi, Konstantinos Semertzidis, Vanessa Lopez, Elizabeth M. Daly, Spyros Kotoulas, and Gianluca Moro: *A Novel Method for Unsupervised and Supervised Conversational Message Thread Detection*, In Proceedings of the 5th International Conference on Data Management Technologies and Applications, Vol.1 (2016).
- [8] 株式会社 Meta: Facebook, Meta (オンライン), 入手先 (<https://about.facebook.com/ja/technologies/facebook-app/>) (参照 2022-02-01).
- [9] Giacomo Domeniconi, Konstantinos Semertzidis, Vanessa Lopez, Elizabeth M. Daly, Spyros Kotoulas, and Gianluca Moro: *Temporal and Information Flow Based Event Detection from Social Text Streams*, Proceedings of the Twenty-Second AAAI Conference on

- Artificial Intelligence, pp.1501-1506 (2007).
- [10] Sachindra Joshi, Danish Contractor, Kenney Ng, Prasad M. Deshpande, Thomas Hampp : *Auto-Grouping Emails For Faster E-Discovery*, Proceedings of the VLDB Endowment, Vol.4, No.12, pp.1284-1294 (2011).
 - [11] Ming Tan, Dakuo Wang, Yupeng Gao, Haoyu Wang, Saloni Potdar, Shiyu Chang, and Mo Yu : *Conversation Thread Detection in Multi-Party Chat*, In Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing(EMNLP-IJCNLP), pp.6456-6461 (2019).
 - [12] Sepp Hochreiter and Juergen Schmidhuber : Long Short-Term Memory, Neural Computation, Vol.9, No.8, pp.1735-1780 (1997).
 - [13] Micha Elsner and Eugene Charniak : You Talking to Me? A Corpus and Algorithm for Conversation Disentanglement, In Proceedings of the 46th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp.834-842 (2008).
 - [14] Jyun-Yu Jiang, Francine Chen, Yan-Ying Chen, and Wei Wang : Learning to Disentangle Interleaved Conversational Threads with a Siamese Hierarchical Network and Similarity Ranking, In Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, pp.1812-1822 (2018).
 - [15] 美馬のゆり : 未来を創る「プロジェクト学習」のデザイン, 公立はこだて未来大学出版会 (2018).
 - [16] 井垣宏, 柿元健, 佐伯幸郎ほか : 実践的ソフトウェア開発演習支援のためのグループ間比較にもとづくプロセスモニタリング環境, 日本教育工学会論文誌, Vol.34, No.3, pp.289-298 (2010).
 - [17] 工藤拓 : MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer (オンライン), 入手先 (<https://taku910.github.io/mecab/>) (参照 2022-02-01).
 - [18] Kristy Elizabeth Boyer, Eun Young Ha, Robert Phillips, Michael D. Wallis, Mladen A. Vouk, and James C. Lester : Dialogue Act Modeling in a Complex Task-Oriented Domain, In Proceedings of SIGDIAL, pp.297-305 (2010).
 - [19] 福岡知隆, 白井清昭 : 対話行為に固有の特徴を考慮した自由対話システムにおける対話行為推定, 自然言語処理学会, Vol.24, No.4, pp.523-547, (2017).