

技術系コミュニケーションツールにおける活動履歴に基づいた ユーザ役割の抽出手法の検討

築地 勇人[†] 鷹野 孝典[‡]

[†] 神奈川工科大学大学院 工学研究科 情報工学専攻 〒243-0292 神奈川県厚木市下荻野 1030

[‡] 神奈川工科大学 情報学部 情報工学科 〒243-0292 神奈川県厚木市下荻野 1030

E-mail: [†] s1785005@cco.kanagawa-it.ac.jp, [‡] takano@ic.kanagawa-it.ac.jp

あらまし 情報推薦において、ユーザの興味を喚起する情報を提供することは重要である。ソフトウェア開発過程などにおいて情報共有をする場として Web 上で利用可能な技術系コミュニケーションツールが注目されている。技術系コミュニケーションツールでは、複数のユーザからなる会話やコンテンツのアップロードなど情報共有に関する様々な活動が展開される。本研究では、技術系コミュニケーションツールの会話履歴の特徴から、リーダ性やサポート性といったユーザの持つ役割を抽出し、会話内容に加えて、ユーザの持つ役割を考慮することにより、ユーザ間の関係性を示す距離を算出する手法を提案する。提案手法では、協調フィルタリング手法で用いられる情報嗜好性の観点からのユーザ間距離のみではなく、リーダ性やサポート性などの影響力の強い役割を持った人物との距離を考慮した情報提示を行う。これにより、技術系業務の推進に関する情報活用の動機を高める効果とともに、ユーザが現在ないしは今後必要とする情報取得の機会の増加が期待できる。本研究では、技術系コミュニケーションツールである Slack を用いた実験により、提案方式の実現可能性を検証する。

キーワード ユーザ間距離, キーパーソン抽出, 技術系コミュニケーションツール, Slack, 情報推薦

1. はじめに

Web 上の膨大な数の情報を対象として、ユーザの得たい情報を効率よく提供することが重要視されている。情報推薦の分野では、協調フィルタリングのように、情報嗜好性の観点からのユーザ間距離に基づいて、ユーザの興味関心があると判断される情報を推薦する方式が主流となっている。対象ユーザの興味を喚起するような情報推薦を実現するためには、協調フィルタリングのようにユーザ同士の関係を媒介にした推薦情報の抽出方法が有効であると考えられる。

一方、Web 上で利用可能な様々な情報共有サービスの登場に伴い、ユーザ間の知識共有を目的とした情報発信が盛んに行われるようになった。特に、ソフトウェア開発過程などにおいて知識・情報共有をする場として Web 上で利用可能な技術系コミュニケーションツールが注目されている。技術系コミュニケーションツールでは、複数のユーザからなる会話スレッドからコンテンツのアップロードに至るまで、知識情報の共有に関する様々な活動が展開される。ここで、これらのコミュニケーションツール上で行われる活動におけるユーザ間の関係の近さは、コミュニケーションによる情報の獲得や活用方法に影響を与えられられる。例えば、業務上に必要な知識獲得をする場合は、これまでも有用な情報を提供してくれたユーザからの知識情報を得るのが効率的であり、尊敬する対象となるユーザが存在するならば、そのユーザから提供される知識情報を優先的に活用して目的達成を目指す、とい

った可能性が考えられる。

このように、ユーザの情報獲得プロセスにおいて、情報共有を行うユーザ同士の関係性を考慮することにより、情報共有コストの減少や情報活用優先度の向上といった効果が期待できる。しかしながら、情報の受け手側に対して影響力を持つユーザを抽出するためには、協調フィルタリングのようにユーザの嗜好性に基づいた類似性に着目するだけでは不十分である。また、ユーザ間の関係性の距離を算出するためには、対象ユーザと距離が近いユーザの特徴を定義する必要がある。

本研究では、技術系コミュニケーションツールにおけるコミュニケーション履歴の特徴からユーザ間の距離を算出することで、リーダ性、サポート性などの役割に基づいたユーザ間の関係性を抽出する手法を提案する。提案手法では、協調フィルタリング手法で用いられる情報嗜好性の観点からのユーザ間距離のみではなく、リーダ性やサポート性などの影響力の強い役割を持った人物との距離を考慮した情報提示を行う。これにより、技術系業務の推進に関する情報活用の動機を高める効果とともに、ユーザが現在ないしは今後必要とする情報取得の機会の増加が期待できる。本研究では、技術系コミュニケーションツールである Slack を用いた実験により、提案方式の実現可能性を検証する。

2. 関連研究

情報推薦の分野では対象の類似性だけではなく、

様々な視点や状況に基づいた情報推薦手法が提案されている。

文献[1]では、旅行者の嗜好である人的要因だけではなく、地域の環境要因によって変動する環境要因の二つを用いた観光行動モデルを構築することで、従来手法と比べ精度の高い観光地推薦を提案している。文献[2]では、ユーザの嗜好の主観的な情報だけでなく、世間の流行といった客観的な情報も考慮することで、就職活動を対象としたブログやNEWSからトレンドを抽出し、その単語と関連の高い業種別関連単語を組み合わせた、業種名と関連付けた就職情報の推薦システムの構築を提案している。文献[3]では、ユーザごとの嗜好の時系列性とユーザ間の行動の先行性に着目しユーザの最新の嗜好を反映できる協調フィルタリング手法を提案している。対象ユーザの購入アイテムを予測するために、先行性の尺度を各時刻におけるユーザ自身の嗜好とユーザ間の購入時刻の差を反映して計算することで、最新の嗜好に合うアイテムの推薦を可能にしている。文献[4]は、従来の協調フィルタリング手法では多様なジャンルの情報が未整理で混在するような場合に、推薦度が低下する課題に対して情報整理を行うタグ付与のタイミングや行動の傾向を基にした分類空間ベース法を用いた推薦手法を用いることで、既存の協調フィルタリング手法よりも精度の高い推薦ができる事を示した。文献[5]では、意外な情報を提示することで、ユーザの興味を喚起することを目的とした推薦手法を提案している。Wikipediaの記事から主題語と関連語の観点から情報をとらえ、意外性は主題語と関連語の非典型度と関連語の認知度の二つを用いることで意外性を図っている。文献[6]では、他ユーザの影響力を考慮したトピックの推薦を提案している。影響力はユーザとフォロワーの関係を基に PageRank アルゴリズムを適応したスコアと、ユーザの基本情報より定義しており、ユーザがこれまでに発信した情報とユーザ同士の類似性を見ることでトピックに表れる特徴単語を分類し推薦を行っている。文献[7]では、ユーザの社会的信頼と影響をモデル化することで、ユーザ評価を予測するための類似性・信頼性・影響力を利用した測定方法を用いた推薦アルゴリズムを構築している。このユーザ情報のモデル化とユーザ間の関係性の両方を加味した推薦システムを用いた実験では従来方式の協調フィルタリングより精度の高い結果が得られている。文献[8]では、SNSの大規模データでのユーザへの推薦システムを対象とした、ユーザ間の近さすなわち、親密関係に基づいた分析による推薦システムを提案している。

また、ユーザ間の関係性を抽出することを目的として、ユーザ同士の会話内容を分析することで、ユーザ

間の親密度を判定する研究が行われている。

文献[9]では、話者との発話内容における文末の助詞助動詞の組み合わせから親密度を推定している。助詞助動詞の組み合わせによるラベル付けによって文末に含まれる意味を定義することで、発言の量や命令や禁止の意味を含む内容を見ることで上下関係の推定を行った。文献[10]も、会話内容から親密度を推定しており、推定方法は文献[9]の方式を用いている。親密度が高い状態であるとき話者の態度の種類が増える、発話の回数が同じ程度であると仮定することで、ベクトルを算出し親密度を推定している。

3. 研究動機

Social Networking Service (SNS) の普及により、オンライン上での情報発信やコンテンツ共有によるコミュニティ形成や人間関係構築が活発に行われるようになってきている。Facebook, Twitter, LinkedIn などの既存の SNS 上では、フォロー関係に加えて、リプライによる会話の頻度などからユーザ間の関係性をある程度推測可能となっている。ReserchGate, SlideShare, GitHub などの技術系 SNS では、ユーザの専門知識に関するコンテンツや会話以外の活動履歴から、ユーザ間の関係性に関する情報を取得することができる。例えば、ReserchGate では論文などに記載されている団体名や共著の情報、引用文献から研究者間の関連性を得ることができる。また、GitHub はバージョンコントロール機能を備えた共同ソフトウェア開発のための共有リポジトリであり、レポジトリ内のイシューでのやり取りや、ソースコードの新規開発、修正状況などから開発者間の関係性を推測できる。

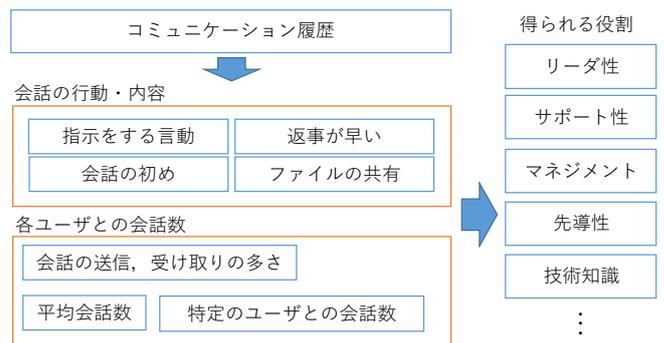


図 1 コミュニケーションに基づいたユーザ役割の抽出

また、ビジネス、ソフトウェア開発、大学研究室などの現場における情報共有ツールとして、複数ユーザによるディスカッションを促進するためのチャット機能に加えて、文書や画像・動画などの資料共有、GitHub との連携によるソフトウェア・ソースコード管理など

が効率的に行えるコミュニケーションツールが積極的に活用され始めている。本研究では、これらを Facebook や Twitter などの一般的な SNS と区別して、技術系コミュニケーションツールと呼ぶ。例えば、Slack は主としてソフトウェア共同開発における情報共有を目的とした技術系コミュニケーションツールの一つである。

技術系コミュニケーションツールでは、業務に関するユーザ間のコミュニケーションが活発に行われる傾向にある点から、業務プロセスにおけるユーザ間の関係性が現れやすいと考えられる。例えば、会話のやり取りにおけるユーザ間の関係性の変化、特定の目的達成のためのグループが形成された場合におけるリーダー性やサポート性などの役割の発生、会議資料やソースコードといった専門知識を持ったキーパーソンの出現など、オンライン上においてユーザ間の関係性が動的に発生・変化すると想定される。本研究では、このような技術系コミュニケーションツールにおけるユーザ間の関係性に着目することで、知識情報の伝播に強い影響を持つユーザを抽出することが可能であると考えた(図 1)。例えば、資料やソースコードを頻繁に作成し、アップロードするユーザは専門知識を持っていることが期待でき、レスポンス速度の速いユーザはコミュニケーションによる業務推進力に優れている可能性があると考えられる。このような知識情報の伝播や活用を促すのに優れたユーザを抽出することで、組織やグループ内における効率的な知識情報の共有が実現できると考えられる。

4. 提案方式

提案方式は、技術系コミュニケーションツールの会話履歴の特徴から、リーダー性やサポート性といったユーザの持つ役割を抽出し、会話内容に加えて、ユーザの持つ役割を考慮することにより、ユーザ間の関係性を示す距離を算出する方式である。

提案手法の概要図を図 2 に示す。提案手法では、コミュニケーション履歴における発言頻度、問いかかけの反応速度、各ユーザとのやり取りの頻度、グループ活動の履歴、資料やソースコードの作成と共有、新規に会話を開始した回数といった特徴からリーダー性、サポート性などの役割を持つユーザ抽出を行う。リーダー性、サポート性などの役割を持つユーザを抽出することにより、情報取得のためのコミュニケーション相手として相応しいユーザから知識情報を得ることが可能となり、さらにユーザが業務を推進する上で必要な知識を育むことを意図した知識情報の伝播が実現可能となる。

提案方式では、リーダー性、およびサポート性を持ったユーザの抽出に焦点をあて、リーダー性、サポート性、

および発言内容から得られる知識情報に基づいて、ユーザ間距離の算出を行う。

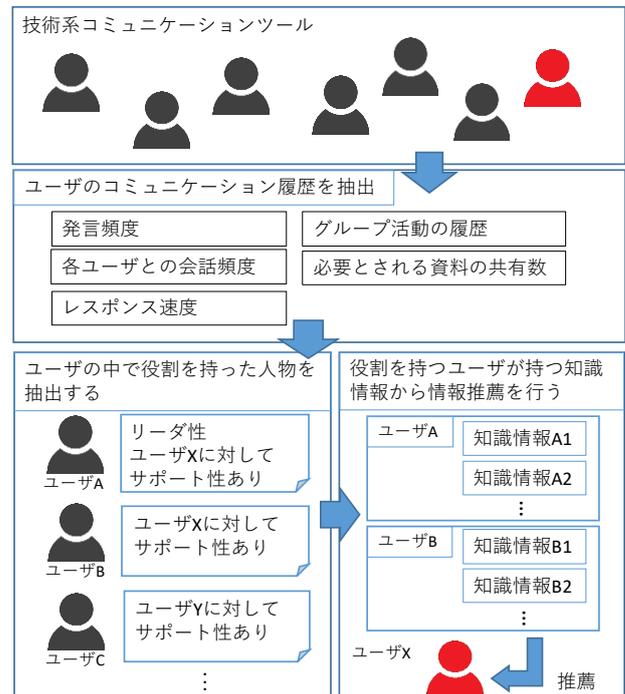


図 2 提案手法の概要図

4.1. リーダー性を持ったユーザの抽出

リーダー性を持ったユーザの抽出は、指示に関する発言頻度や新規発言を開始した回数等に基づいて、以下の実行手順で行う。

Step-1: ユーザ u_i の発言のうち、指示に関する発言回数 N を、指示回数スコア $score_{order}$ として算出する。

$$score_{order} = N \quad (1)$$

Step-2: ユーザ u_i の発言のうち、新規発言の開始回数 M を、新規発言開始スコア $score_{new}$ として算出する。

$$score_{new} = M \quad (2)$$

Step-3: 各ユーザとの平均会話数に基づいて、平均会話スコアを算出する。

ユーザ u_i とユーザ u_x の会話数を $msg_num(i, x)$ とすると、 n 人からユーザ集合 $users$ を対象としたときの平均会話数 msg_ave_i は、下記のように算出される。

$$msg_ave_i = \frac{\sum_{x \in users, x \neq i} msg_num(i, x)}{n-1} \quad (3)$$

平均会話数 msg_ave_i が閾値 θ_{ave} よりも大きい場合に 1、小さい場合に 0 とし、平均会話スコア $score_{avg}$ を算出する。

$$score_{ave} = \begin{cases} 0 & \text{if } msg_ave_i < \theta_{ave} \\ 1 & \text{if } msg_ave_i \geq \theta_{ave} \end{cases} \quad (4)$$

Step-4: Step-1～Step-3 で算出した各スコアの合計により, ユーザ u_i のリーダー性スコア $score_{leader}$ を算出する.

$$score_{leader} = score_{order} + score_{new} + score_{ave} \quad (5)$$

4.2. サポート性を持ったユーザの抽出

サポート性を持ったユーザの抽出は, レスポンスの速さや資料やソースコードを共有した回数等に基づいて, 以下の実行手順で行う.

Step-1: ユーザ u_k が発信したメッセージ $msg(a, u_k)$ に対する, ユーザ u_i の返信したメッセージ $msg(b, u_i)$ の応答時間の早さ res_time が閾値 $\theta_{restime}$ よりも大きい場合, ユーザ u_i の応答スコア $score_{res}$ として算出する.

$$score_{res} = \begin{cases} 0 & \text{if } res_time < \theta_{restime} \\ 1 & \text{if } res_time \geq \theta_{restime} \end{cases} \quad (6)$$

Step-2: ユーザ u_i が他ユーザが必要とする資料やソースコードなどを共有したファイル数 F を, ファイル共有スコア $score_{file}$ として算出する.

$$score_{file} = F \quad (7)$$

Step-3: ユーザ u_i が特定ユーザ u_x との会話において, $msg_num(i, x)$ が閾値 θ_{spec} よりも大きいユーザが存在した場合, 特定会話スコアとして算出する.

$$score_{talk} = \begin{cases} 0 & \text{if not exist } u_x \cap msg_num(i, x) < \theta_{spec} \\ 1 & \text{if exist } u_x \cap msg_num(i, x) \geq \theta_{spec} \end{cases} \quad (8)$$

Step-4: Step-1～Step-3 で算出した各スコアの合計により, ユーザ u_i のサポート性スコア $score_{sup}$ を算出する.

$$score_{sup} = score_{res} + score_{file} + score_{talk} \quad (9)$$

4.3. 知識情報共有のハブ性を持ったユーザの抽出

ユーザが会話の中心性を持つことを, 知識情報共有のハブ性があると呼ぶことにする.

ユーザ u_i のハブ性スコア $score_{hub}$ は, ユーザ u_i とユーザ u_x の会話数 $msg_num(i, x)$ について, n 人からユーザ集合 $users$ を対象としたときの総会話数として算出する.

$$score_{hub} = \sum_{x \in users \cap x \neq i} msg_num(i, x) \quad (10)$$

4.4. ユーザ間距離の算出

ユーザ u_i のユーザ u_x に対するユーザ間距離 $distance(u_i, u_x)$ を, 4.1～4.3 節で算出した各スコアの和,

およびユーザ u_i とユーザ u_x の発話内容から得られる知識情報の類似度 $sim(u_i, u_x)$ に基づいて算出する.

$$distance(u_i, u_x) = \alpha(score_{leader} + score_{sup} + score_{hub}) + (\alpha - 1)sim(u_i, u_x) \quad (11)$$

ここで, 係数 α ($0 \leq \alpha \leq 1$) はユーザ u_i の役割に関する各スコアと u_x に対する知識情報の類似度の和をバランスさせるための係数である. 係数 α の値に応じて, 役割に関する各スコアと知識情報の類似度の比率を変化させ, ユーザ間距離を算出する.

4.5. ユーザ間距離を利用した知識情報推薦

対象ユーザ u_x との距離が近いユーザ u_i の発言内容から抽出した知識情報を推薦する.

ユーザ u_x が持つ知識情報を K_x とすると, ユーザ u_x にとっての新しい知識情報, すなわち u_x が現在持っていないが, u_i が持っている知識情報 K_x^{new} は, 下記のように表示する.

$$K_x^{new} = K_i - K_x \quad (12)$$

ユーザ u_x との距離が近い複数のユーザ u_1, u_2, \dots, u_x が存在する場合は, 下記のようになる.

$$K_x^{new} = K_i - (K_1 + K_2 + \dots + K_x) \quad (13)$$

例えば, ユーザ u_1 , および u_2, u_3 が下記の知識情報 K_1, K_2, K_3 を持つ場合,

$$\begin{aligned} K_1 &= \{k1, k3, k4, k5\} \\ K_2 &= \{k2, k4, k5, k8\} \\ K_3 &= \{k7, k8, k9\} \end{aligned}$$

ユーザ u_1 がユーザ u_2, u_3 から得る新たな知識 K_1^{new} は, 下記のようになる.

$$K_1^{new} = K_1 - (K_2 + K_3) = \{k2, k7, k8, k9\} \quad (14)$$

さらに, u_x が持つ知識情報を K_x を一定の期間 t で分割した場合, 下記のように表せる.

$$K_x = \{t_1[K_1], t_2[K_2], \dots, t_n[K_x]\} \quad (15)$$

一番新しい期間 t_n に含まれる知識情報 K_n , 該当ユーザが現在行っている活動に関する知識情報である. 例えば, ユーザ u_1, u_2, u_3 の知識情報が以下の場合, t_3 の時点でユーザ u_1 が現在行っている活動についての知識情報 k_5 がであるので, もし t_2 の時点でユーザ u_2 が知識情報 k_5 をユーザ u_1 に提供することができれば, ユーザ u_1 に対して有用な知識となる可能性がある.

$$\begin{aligned} K_1 &= \{t_1[k1, k3], t_2[k3, k4], t_3[k5]\} \\ K_2 &= \{t_1[k2, k4], t_2[k5, k8], t_3[k8]\} \\ K_3 &= \{t_1[k9, k8], t_2[k8, k7], t_3[k7]\} \end{aligned}$$

このように、対象ユーザが時系列上において最新の活動に関連した知識情報を事前に推薦することで、ユーザの知識を育むことを意図した情報推薦が実現可能となる。

5. 実験

実験では提案手法を用いて算出したユーザ間距離に基づいて、ユーザ役割の抽出および対象ユーザにとって知識情報を得るのに有効なユーザ抽出が実現可能であるかを検証する。

5.1. 実験環境

実験データとして、表 1 に示す役割を持った 7 名の疑似ユーザを作成した。また、表 2 に分析対象としたユーザ間のコミュニケーションに関する活動種別 $A_1 \sim A_5$ を示す。今回の実験では、 A_3 と A_5 についての閾値 θ_{avr} と θ_{spec} ともに 4 とした。会話履歴データも、ユーザの役割を想定して作成した。会話履歴データの例を表 3 に示す。

表 1 各ユーザの役割

User ID	役割
User1	リーダ性
User2	サポート性
User3	リーダ性
User4	なし
User5	なし
User6	なし
User7	なし

表 2 対象としたユーザ活動種別

	活動種別	抽出可能な役割
A_1	指示に関する発言回数	リーダ性
A_2	新規発言の開始回数	リーダ性
A_3	各ユーザとの平均会話数	リーダ性
A_4	他ユーザが必要とする資料等を共有した回数	サポート性
A_5	特定ユーザとの会話数	サポート性

5.2. 実験方法

会話データから、提案方式に基づいて各ユーザについてリーダ性、サポート性を対象とした役割スコアを算出し、会話類似度を考慮したユーザ間距離を算出することによりユーザをランキングする。会話類似度は、全ユーザの会話データより出現単語頻度に基づいたベクトルを作成し、コサイン類似度を用いて算出した。

役割スコアに基づいて抽出された各ユーザの役割と、表 1 に示すあらかじめユーザに付与したユーザの役割を比較することで、ユーザ間のコミュニケーションに関する活動履歴からユーザの持つ役割を適切に抽出

可能であるかを確認する。また、ユーザのランキング結果から、ユーザの役割を考慮した場合に、上位に推薦されたユーザの知識情報が対象ユーザに与える影響について考察する。

表 3 会話データの例

user4 @user3 github 上にあるレポジトリをサーバにクローンする時に鍵の認証でうまくクローン出来ないので、時間のある時に手伝ってもらってもよろしいでしょうか
user3 @user4 いいですよ。一緒に鍵の生成と登録をやりましょう
user4 @user3 ありがとうございます
user1 @user5 どのように関心度の高い単語を抽出する予定ですか？
user5 @user1 今のところは頻出する単語をランキング化して上位の物を関心度の高いものとして行います。
user1 @user5 分かりました 実験が行えるように実験データとしての英文コンテンツの収集も同様に進めてください
user5 @user1 分かりました 並行して集めたいと思います

5.3. 実験結果

リーダ性スコアおよびサポート性スコアの抽出結果を表 4、表 5 に示す。また、役割を持たないユーザ User4~User7 の結果を表 6 から表 9 に示す。 $\alpha=0$ の場合は、会話内容の類似度のみに基づいたランキング結果、 $\alpha=1.0$ の場合はユーザの役割に関するスコアのみに基づいたランキング結果である。

実験結果よりリーダ性、サポート性スコアの抽出結果は表 1 にて設定したユーザ役割と同様の結果になった。特に指示に関する発言回数が多い User1 ではリーダ性スコアが高い結果となった。また、これらのスコアと会話内容の類似性を考慮したユーザ推薦のランキング結果では $\alpha=0$ の場合、役割を持つユーザである User1~User3 が下位のランキングになることが多いことがわかる。特に、他ユーザに対して指示を促す発言が多いリーダ性の役割を持ったユーザ User1 が下位にランキングされていることから、リーダ性、サポート性を持った人物では発言の内容が多岐にわたるため、発言の類似性による観点でのユーザ推薦では抽出する

ことが難しいと考えられる。

一方で、 $\alpha=1$ での結果では役割を持ったユーザがランキング上位に位置していることが確認できる。このことから、会話の類似度だけでなく、コミュニケーションにおける会話履歴から抽出されるリーダ性、サポート性を持つ人物を推薦することができると考えられる。

また、図 3 に各ユーザ間の会話のやり取りの関係図を示す。図 3 より、役割を持つユーザ、特に user1 は全てのユーザとのコミュニケーションが活発に行われていることがわかる。この結果は、役割を持ったユーザは多様なユーザとのコミュニケーションを通じて、自分の知識情報を伝播する可能性の高いユーザであると考えられる。そのため、提案方式により算出したユーザ間距離に基づいてユーザ推薦をした場合において、上位にランキングされるユーザが持つ知識情報を対象ユーザに提供することで、今後対象ユーザが必要とすると判断される知識情報取得の機会の増加、および情報活用の動機を高める効果が期待できる。

表 4 リーダ性スコアの抽出結果

User ID	Score
User1	24
User2	6
User3	9
User4	4
User5	2
User6	1
User7	0

表 5 サポート性スコアの抽出結果

	User1	User2	User3	User4	User5	User6	User7
User1		1	1	1	1	1	0
User2	0		0	0	0	0	0
User3	1	0		0	0	1	1
User4	1	2	0		0	0	0
User5	1	2	1	0		0	0
User6	1	3	1	0	0		0
User7	0	5	1	0	0	0	

表 6 User4 に対するユーザ推薦結果

$\alpha=0$		$\alpha=0.5$		$\alpha=1.0$	
User ID	Score	User ID	Score	User ID	Score
User5	0.491	User1	12.654	User1	25
User2	0.350	User3	4.660	User3	9
User3	0.321	User2	4.175	User2	8
User1	0.309	User5	1.246	User5	2
User6	0.309	User6	0.654	User6	1
User7	0.188	User7	0.094	User7	0

表 7 User5 に対するユーザ推薦結果

$\alpha=0$		$\alpha=0.5$		$\alpha=1.0$	
User ID	Score	User ID	Score	User ID	Score
User4	0.491	User1	12.658	User1	25
User2	0.371	User3	5.136	User3	10
User6	0.326	User2	4.185	User2	8
User1	0.315	User4	1.246	User4	2
User7	0.302	User6	0.663	User6	1
User3	0.272	User7	0.151	User7	0

表 8 User6 に対するユーザ推薦結果

$\alpha=0$		$\alpha=0.5$		$\alpha=1.0$	
User ID	Score	User ID	Score	User ID	Score
User3	0.435	User1	12.660	User1	25
User7	0.396	User3	5.217	User3	10
User2	0.335	User2	4.668	User2	9
User5	0.326	User4	2.154	User4	4
User1	0.320	User5	1.163	User5	2
User4	0.309	User7	0.198	User7	0

表 9 User7 の推薦結果

$\alpha=0$		$\alpha=0.5$		$\alpha=1.0$	
User ID	Score	User ID	Score	User ID	Score
User6	0.396	User1	12.125	User1	24
User2	0.317	User2	5.658	User2	11
User5	0.302	User3	5.139	User3	10
User3	0.277	User4	2.094	User4	4
User1	0.249	User5	1.151	User5	2
User4	0.188	User6	0.698	User6	1

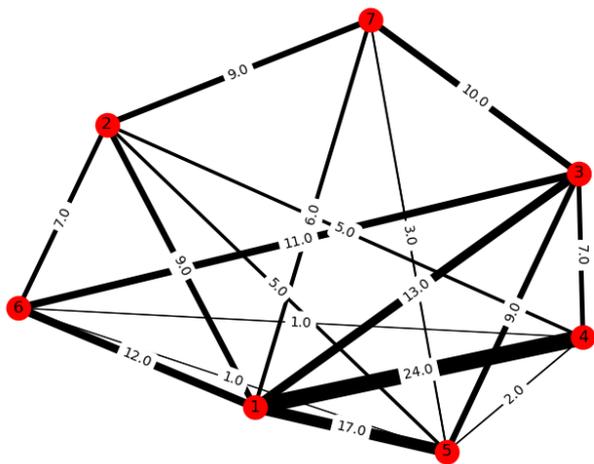


図 3 各ユーザ間の会話のやり取りの関係図

6. まとめ

本研究では、技術系コミュニケーションツールにおけるコミュニケーション履歴の特徴からユーザ間の距離を算出することで、リーダ性、サポート性などの役割に基づいたユーザ間の関係性を抽出する手法について検討した。また、Slack 上に作成した疑似ユーザの活動履歴に基づいたユーザの役割を抽出する実験により、提案方式の実現可能性を検証した。

今後の予定として、リーダ性やサポート性などの役割を持ったユーザが持つ知識情報を提供することで、対象ユーザが実際に情報活用の動機を高めるとともに、興味を喚起する情報の推薦が実現可能であるかを評価していく予定である。

参考文献

- [1] 笠原秀一, 田村和範, 飯山将晃, 椋木雅之, 美濃導彦, "行動履歴に基づく地域の環境要因を考慮した観光行動モデルの構築とその応用", 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.5, pp.1411-1420, 2016.
- [2] 志甫谷匠, 中島伸介, 角谷和俊, "トレンド分析および推薦対象コミュニティ推定に基づく情報推薦システムの提案", 研究報告データベースシステム(DBS), Vol.2009-DBS-149, No.24, pp.1-7, 2009.
- [3] 川前徳章, 坂野鋭, 山田武士, 上田修功, "ユーザの嗜好の時系列性と先行性に着目した協調フィルタリング", 電子情報通信学会論文誌 D 情報・システム, Vol.92, No.6, pp.767, 2009.
- [4] 白川貴久, 倉橋節也, "個人ごとのタグ空間の類似性に基づく協調フィルタリング手法", 計測自動制御学会論文集, Vol.50, No.2, pp.109-117, 2014.
- [5] 佃洗撰, 大島裕明, 山本光穂, 岩崎弘利, 田中克己, "語の認知度と語間の関係の非典型度に基づく Wikipedia からの意外な情報の発見", 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol.7, No.1, pp.1-17, 2014.
- [6] Shunxiang. Zhang, Shiyao. Zhang, Neil Y. Yen and Guangli. Zhu, "The Recommendation System of Micro-Blog Topic Based on User Clustering", Mobile Networks and Applications, Vol.22, No.2, pp.228-239,

2017.

- [7] Weimin. Li, Zhengbo. Ye, Minjun. Xin and Qun. Jin, "Social recommendation based on trust and influence in SNS environments", Multimedia Tools and Applications, Vol.76, No.9, pp.11585-11602, 2017.
- [8] Young-Duk. Seo, Young-Gab. Kim, Euijong. Lee and Doo-Kwon. Baik, "Personalized recommender system based on friendship strength in social network services", Vol.69, No.1, March2017, pp.135-148, 2017.
- [9] 西原陽子, 砂山渡, 谷内田正彦, "発話テキストからの人間の仲の良さや上下関係の推定", 電子情報通信学会論文誌, Vol.J91-D, No.1, pp78-88, 2008.
- [10] 星野裕人, 若林啓, 佐藤哲司, "Twitter における会話内容を用いた親密度推定手法の評価", DEIM forum 2016, 2016.
- [11] 築地勇人, 鷹野孝典, "スライド共有サービスにおける資料作成者を対象とした専門知識抽出手法の検討", 知識データベース研究会, Vol.109, pp1-6, 2016
- [12] 李書, 鷹野孝典, "分散ソースコード管理システムの共同開発履歴に基づいた開発者の特徴抽出手法の検討", 研究報告データベースシステム(DBS), 2015-DBS-162(1), pp1-8, 2015
- [13] 山下晃弘, 川村秀憲, 鈴木恵二, 大内 東, "ユーザ間・アイテム間協調フィルタリングの適応的な融合手法:MovieLens での格付けデータに基づく検証", 電子情報通信学会技術研究報告.AI,人工知能と知識処理, Vol.108(456), pp105-110, 2009
- [14] TRUONG. KhanhQuan, ISHIKAWA. Fuyuki, HONIDEN. Shinichi, "Improving Accuracy of Recommender System by Item Clustering", IEICE transactions on information and systems, Vol.90(9), pp1363-1373, 2007
- [15] Paul Resnick, Neophytos Iacovou, Mitesh Suchak, Peter Bergstrom, John Riedl, "GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews", CSCW '94 Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work, pp175-186, 1994.