

Twitter における会話内容を用いた親密度推定手法の評価

星川 祐人[†] 若林 啓^{††} 佐藤 哲司^{††}

[†] 筑波大学大学院図書館情報メディア研究科 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

^{††} 筑波大学図書館情報メディア系 〒305-8550 茨城県つくば市春日 1-2

E-mail: [†]ts1521643@u.tsukuba.ac.jp, ^{††}kwakaba@slis.tsukuba.ac.jp, ^{†††}satoh@ce.slis.tsukuba.ac.jp

あらまし Twitter に関する研究において、ユーザプロファイリングやユーザ推薦のようなユーザを対象とする研究に対して、ユーザ間の親密度推定は有用であると考えられる。従来ではリプライ数やリプライ間隔等を用いて親密度を推定する手法が提案されているが、会話内容を用いることにより、精度が高くなる可能性がある。本研究では、Twitter における会話に対して、会話内容を用いた親密度推定手法の有効性を検証する。西原らが提案する「仲の良さスコア」という指標は、発話に含まれる助詞・助動詞から推定でき、メールやチャット等の会話に対して有効であることを確認している。SNS 上のユーザ集合がコミュニティ構造を成していることを利用して、対象ユーザとその所属コミュニティ内部のユーザは、外部のユーザより仲の良さスコアが高い傾向にあるのかを調査する。実験より、コミュニティ外部との仲の良さスコアの方が高いユーザが多く、この手法は Twitter の会話に対して有効でないことが示唆される。

キーワード Twitter, 会話, 親密度

1. はじめに

近年、Twitter は SNS の中でも即時性に優れ、膨大な利用者を有するため、ユーザ同士のつながりを促進するメディアとして注目されている。ユーザは他のユーザとのつながりによって、情報の共有や新たな情報を得られるような恩恵がある。Twitter の特徴として誰とでも気軽につながれる反面、誰とつながって良いか判断できないという問題があるため、ユーザプロファイリングやユーザ推薦などのユーザに関する研究が盛んに行われている。このようなユーザを対象とする応用では、対象ユーザと他のユーザの関係を適切に捉えることが重要である。特に、ユーザ間の親密度を適切に推定することで、親密なユーザに限った分析や親密になれるようなユーザの推薦、グラフ構造の重み付け等に利用できると考えられる。

Twitter のユーザは、他人のツイートに対してリプライという機能を用いてツイートすることにより、他のユーザとインタラクションを持つことができる。これまでに、リプライの回数や、リプライの間隔等を用いて親密度を推定する手法が提案されている。岡本ら [10] は、リプライ数が親密さを表すと考え、リプライ数が多いユーザへの遷移確率が高くなるように重み付けした Random Walk 手法によるユーザ推薦手法を提案した。また小寺ら [4] は、SNS 上の関係をリプライの間隔と会話の開始ユーザ・終了ユーザに着目して親密度を算出する手法を提案した。リプライ数をそのまま親密度とする手法と比較する実験では、統計的に提案手法が従来のリプライ数を用いる手法よりも精度が高いと言い切ることはできず、会話内容を用いることにより、精度が高くなる可能性があることを報告している。

本研究では、Twitter の会話内容に着目して親密度を推定する手法について検討する。ここでは、2 者による往復するリプライを行う行為を Twitter における会話とする。人間関係は会話内容に反映され [11]、初対面同士の会話には「初めまして」

のような言葉を発しやすいことや、発話に態度が表出することから、会話内容から親密さを求めることができると考えられる。このような会話内容の特徴はリプライ数には表層的に現れないため、よりユーザの感覚に近い親密度推定のためには重要な要素である。

日本語の会話内容から親密度を推定する手法は少なく、我々の知る限りでは、広く知られている唯一のものは西原ら [1] の手法である。西原ら [1] は、会話内容から推定される仲の良さという指標を提案している。この指標は高いほど親密であり、評価実験からメール、掲示板、チャット、音声会話に対して有効であることを確認している。しかし、この指標が Twitter のような SNS におけるやり取りにおいても同様に有効であるかどうかについては明らかではない。Twitter の会話からの親密度推定に西原らの手法を応用するためには、その有効性を確認する必要がある。もし有効でないとすれば、その原因を明らかにすることは、SNS からの親密度推定において有用な課題であるといえる。

本研究では、Twitter における会話に対しても、西原らの手法が有効かを検証する。手法の有効性を検証する直接的な方法は人手による判定との一致を見ることであるが、SNS には「誰とでも気軽にインタラクションを行うことができる」という特徴があり、このことに起因して Twitter 上の会話を第三者が閲覧しても当該ユーザ間の実際の関係の親密さを推し量ることが難しい。ここでは、SNS 上のユーザ集合がコミュニティ構造を成していることを利用して、西原らの手法による仲の良さスコアが高いユーザは同じコミュニティに属する傾向にあるのかを調査することによって、有効性の検証を行う。

本稿の構成は以下のとおりである。2 章で西原らが提案する会話内容を用いた 2 者の親密度推定手法を説明し、3 章でその手法が Twitter の会話に対して有効かを検証する方法を論じる。4 章で実験から考察をし、5 章でまとめとする。

2. 会話内容を用いた親密度推定手法

西原ら [1] は発話文の内容から、2 者の仲の良さを推定する手法を提案している。初対面では話者は控えめだが、親密になると話者の態度の種類が増えると考えられる。そこで、「仲が良い」を聞き手に対して話者が様々な態度をとれる状態とし、「仲の良さスコア」は親密な程度を示す数値とする。また、一方が発話し続けるよりは交互に発話する方が親密であるため、話者の態度（以下、発話役割とする）の種類数が多く、発話の回数と同じ程度であるほど親密とし、仲の良さスコアを推定する。また、提案手法は 2 者に限ったものであり、3 者以上の会話においては推定が難しいことから、本研究においても 2 者に限った仲の良さスコアの推定を行う。

2 者の発話テキストを入力すると、文末に助詞・助動詞が含まれる発話文を抽出し、発話役割と助詞・助動詞の意味の対応表を用いて、含まれる助詞・助動詞の意味から発話文の発話役割ベクトルを作成し、仲の良さスコアを推定する。以下、各処理について説明する。

2.1 発話文の抽出

Twitter の会話におけるツイートは複数の発話を含んでいる。発話はそれぞれに別の意味を持っていると考えられるため、これを明示的に分割することが望ましい。本研究では、特定の記号が出現している箇所を発話の区切りとみなして、ツイートを発話単位に分割する。ここでは、この特定の記号の集合をセパレータと呼ぶ。セパレータは以下の記号とスペースで構成される。

w w ... 。 . ! ? * ♡

リプライマーク、URL (笑) のような 1 文字を括弧で括ったもの、顔文字を除去した上で、セパレータによって分割されたものを発話とみなし、形態素解析を行う。顔文字は三好ら [13] が提案する定義を用いた。また、顔文字等の除去がうまくいかず、記号が残る場合も考慮し、形態素解析の結果、末尾の形態素が記号であればその直前の形態素を末尾の形態素として扱う。この操作は末尾の形態素が記号でなくなるまで繰り返す。末尾の形態素が助詞・助動詞であればその発話を抽出し、後述の発話役割ベクトル生成に用いる。

図 1 に発話文抽出の流れを示す。対象のツイートを「大丈夫? 負けた——(;´ `)w」とすると、発話に分割した結果「大丈夫?」と「負けた——(;´ `)w」の 2 つとなる。発話の記号以外の文末の形態素はそれぞれ「大丈夫」の名詞と「た」の助動詞のため、助動詞である「負けた——(;´ `)w」という発話を発話役割ベクトル生成に用いる発話として抽出する。

2.2 発話役割ベクトルの生成

話者の態度は文末に用いられる助詞・助動詞の組み合わせで表されると考える。西原らが用意した発話役割と助詞・助動詞の意味の対応表を用いることで、発話から話者の態度を推定する。対応表とは大辞林 [14] に掲載される副助詞・終助詞・係助詞・助動詞の意味を西原らが独自にまとめたものである。詳細は [1] を参照されたい。

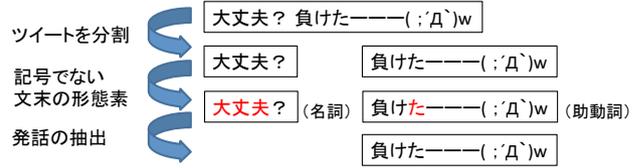


図 1 発話文抽出の流れ

表 1 発話役割と助詞助動詞の意味の対応表

	発話役割	助詞助動詞の意味
x_1	心情	感動・意志・自発・可能・不可能・希望・詠嘆・強調
x_2	事実	打消・確認・質問・添加・並立・選択・不確定・列挙・反語・程度・限定・軽視
x_3	補足	他との区別・添加・並立・選択・不確定・列挙・強調
x_4	価値判断	打消当然・不確かな気持ち・理由
x_5	知識獲得	確認・疑問・質問・希望・願望・不確かな気持ち・問掛
x_6	知識提供	強調
x_7	教える	類推・推量・打消推量・推定・婉曲・打消・強調
x_8	教えられる	確認・疑問・質問・願望・依頼・不確かな気持ち・問掛
x_9	依頼	疑問・質問・希望・願望・依頼・不確かな気持ち
x_{10}	確認	不確かな気持ち・確認
x_{11}	行動要求	意志・希望・願望・依頼・呼びかけ・禁止・同意要求・勧誘・不確かな気持ち・命令・許可・原因
x_{12}	発言要求	婉曲・確認・疑問・質問・意志・念押・呼びかけ・同意要求・勧誘・命令・問掛・許可
x_{13}	提案	他との区別・反語・意志・希望・強調
x_{14}	礼	尊敬・自発
x_{15}	謝罪	尊敬・意志・自発
x_{16}	賛成	詠嘆・適当・当然・全面否定・全面肯定
x_{17}	反対	打消・打消意志・打消強調・非難・全面否定・全面肯定・反対
x_{18}	行動要求受入	打消・打消当然・確認・質問・意志・自発・可能・不可能・打消意志・念押・願望・依頼・過去
x_{19}	発言要求受入	比例・様態・伝聞・例・例示・類推・推量・打消推量・推定・婉曲・打消・打消当然・確認・質問
x_{20}	納得	婉曲・確認・断定・不確かな断定・過去
x_{21}	理由陳述	理由・価値判断
x_{22}	保持	不確かな気持ち・確認・列挙
x_{23}	話題転換	依頼・意志・質問

表 1 の対応表を用いて、発話役割ベクトルを求める。発話役割と意味は多対多の関係になるため、発話文 d の発話役割をベクトル $V_d = (x_1, x_2, \dots, x_R)$ と表す。 x_1, x_2, \dots, x_R は表 1 の発話役割を表し、 $R = 23$ である。ベクトル V_d の値は、発話文に含まれる助詞・助動詞の意味の数と、意味に対応する発話役割の重みから与えられる。発話文 d に含まれる助詞・助動詞の集合を P_d 、 P_d 内の助詞・助動詞 p_i の意味を $m_{p_i}^j$ とし、式によって発話役割ベクトル V_d の要素の値 $x_{i,d}$ を求める。

$$x_{l,d} = \left(\sum_{p_i \in P_d} h(x_{l,d}, m_{p_i}^j) \right) \times w(x_l) \quad (1)$$

式1において、 $h(x, m)$ は表1の中で発話役割 x と意味 m の対応があり、意味 m が文末に存在する助詞・助動詞ならば1、それ以外なら0.5を返す関数とする。発話役割は、主に文末に含まれる助詞・助動詞によって決定されるが、文中に含まれる助詞・助動詞も発話役割を表すとする。 $w(x)$ は発話役割 x の重みを返す関数である。西原らの論文では、 w を1.0として発話役割を同定し、正解と比較した適合率を再び w としているが、予備実験の結果が論文からは明らかでない。このため、本研究では w を一律で平均の0.35として与える。

2.3 仲の良さスコアの定義

話者の態度の種類数と発話文の数から2者の仲の良さスコアを推定する。はじめに、話者の態度の種類数として、発話役割の種類数を求める。話者 s のすべての発話文における発話役割の種類数 $k(s)$ は、次の式によって求められる。

$$k(s) = \sum_{l=1}^R \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{d \in D_s} x_{l,d} \geq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式2は、話者 s の発話文の集合 D_s の中の発話役割ベクトルの各要素 $x_{l,d}$ を合計し、その値が閾値 T を超える要素数を求めている。[1] 同様、本研究においても $T = 1.0$ とした。 $k(s)$ と入力発話テキストに含まれる話者の発話文の数 $l(s)$ から、話者 s_a, s_b の仲の良さスコア $F(s_a, s_b)$ を式3によって求める。

$$F(s_a, s_b) = \frac{k(s_a) \times k(s_b)}{l(s_a) \times l(s_b)} \quad (3)$$

F の値は大きいほど親密とされる。

3. 検証方法

本章では、仲の良さスコアがTwitterの会話に対して有効かを検証する方法について論じる。Twitterの会話は人手判定によって関係の親密さを推測することが難しい特性をもつことから、本研究ではコミュニティ構造を手がかりにして定量的な有効性検証を行う。コミュニティとは、コミュニティ内のユーザは密にインタラクションを行い、異なるコミュニティ間のユーザのインタラクションは疎であるような、Twitterにおける部分ユーザ集合である。ここでは、ノードをユーザとして、ユーザ間のインタラクションに基づいてエッジを張ったグラフ構造を定義し、グラフのコミュニティ抽出手法を用いて、コミュニティを獲得する。

本研究では、コミュニティ内部のユーザ同士は、コミュニティ外部のユーザと比べて、より親密な会話を行っている割合が高いと仮定する。この仮定は、必ずしも全ての会話の親密度についてコミュニティ内外との関連があることを仮定するものではなく、全体の会話の割合としてみたときに親密である割合が高いという仮定であり、確からしいと考えられる。この仮定が成り立つことを前提として、サンプリングしたユーザ1000人に対し、対象ユーザを u とするとユーザ u が所属するコミュニ

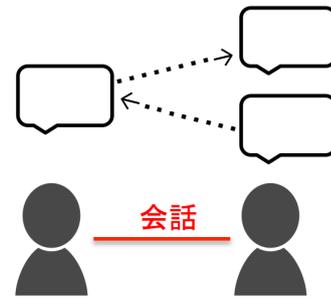


図2 エッジの張り方

ティ内部と外部のユーザとの仲の良さスコアの平均をそれぞれ計算する。仲の良さスコアの高い集合の数を比較することにより、西原らの手法の有効性を検証する。

以下では会話ネットワーク、コミュニティ抽出方法、仲の良さスコアの高いユーザ集合の決定方法の詳細を論じる。

3.1 会話グラフ

まず、Twitterの会話から構成されるグラフ構造を構築する。図2のように、ノードをユーザとし、2者が往復するリプライを行う行為が存在する場合にエッジを張る。会話は、ユーザの感情の推定[8]や、自己開示発話[12]からプロフィールの取得[9]に用いることができるため、相互にリプライをする関係は、フォロー関係に比べ、より親密な関係を取り出せていると考えられる。会話ネットワークを用いた研究として、丸井ら[3]の研究が存在する。丸井らは、2012年に往復する会話を行った全ユーザの会話ネットワークからコミュニティ抽出を行った。さらに、コミュニティにラベルを付けることができおり、会話ネットワークからユーザのまとまりを確認している。そのため、本研究は会話ネットワークを用いて、1人のユーザが複数のコミュニティに属することを許してコミュニティ抽出する。

3.2 コミュニティ抽出

本研究では、ユーザが親密かどうかをコミュニティ抽出結果によって判断する。コミュニティとは、コミュニティ内部のユーザ間には多くのインタラクションがあり、外部のユーザとの間にはインタラクションが少ないような、ユーザの部分集合のことである。ユーザ u の所属するコミュニティ内部に存在するユーザをユーザ u と親密である割合の高いユーザ群とし、外部に存在するユーザを親密でない割合の高いユーザ群と考える。

コミュニティ抽出には野沢ら[2]が提案するLDAに基づく手法を用いる。LDAは教師なし機械学習の確率的生成モデルであり、各文書の潜在的なトピックを文書に含まれる単語の共起関係から確率的変分ベイズ法を用いて推定する。複数の単語からなる文書はBag of Wordsで表されるため、文書中に出現する単語の順序は考慮しない。これをネットワークに対応させると、単語をノード、文書を隣接ノード集合、そしてトピックをコミュニティと解釈できる。ノードはユーザとなり、隣接ノード集合はノードが会話したユーザ集合となるが、会話の回数を重みとし、会話の回数だけユーザが出現する集合とした。コミュニティ抽出の手法は様々なものが提案されており、図3に示すように、1つのノードが複数のコミュニティに属することを

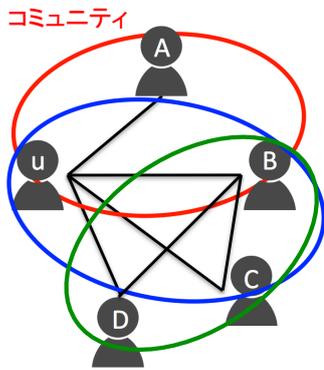


図 3 重複コミュニティの発見

許す重複コミュニティを発見する手法と、1つのノードは1つのコミュニティにしか属さない制約を持つ非重複コミュニティを発見する2種類に分けられる。本研究の対象となる Twitter のネットワークの場合、コミュニティは友人関係や同僚の関係を表すため、ノードは複数のコミュニティに属するのが自然である。

野沢らが提案する手法は、重複コミュニティを発見する手法であり、かつ従来手法と比較して大規模なネットワークに対しても高いスケーラビリティを持つことから、本研究で扱う Twitter における会話ネットワークのコミュニティ抽出手法に適していると考えられる。また、3.3 節で詳述するが、コミュニティの各ノードに対し、ノードが生成される確率値を取得できるため、ノードが所属するコミュニティの順位付けが可能になる点からも本手法が望ましい。コミュニティのノードは、確率値の閾値をノード数を N とすると、 $\frac{1}{N}$ とし、閾値以下の確率値となるノードはコミュニティとして認めないこととした。

LDA の学習に用いるトピック数、バッチサイズ、反復計算の回数は所与の値であるため、本研究ではそれぞれ 30000, 4000, 2000 とした。丸井ら [3] の報告によると、ユーザ数約 700 万人に対して得られたコミュニティ数が約 35000 だったことから、本研究ではユーザ数が 5,843,099 人のため、トピック数を 30000 とした。

3.3 仲の良さスコアの高いユーザ集合の決定

重複してコミュニティを発見できる点と、その所属確率が出力される点を利用するため、複数のコミュニティのユーザを統合し、1つのコミュニティとみなして実験を行う。所属確率は高いほどノードが生成されやすいということであり、適合するコミュニティであることを表す。複数のコミュニティの統合とは、それらのコミュニティに属するユーザすべてを同じコミュニティに属する集合とすることである。コミュニティ抽出の結果を $S = S^1, \dots, S^E$ 、ユーザ u のコミュニティ S^i への所属確率を $q(u|S^i)$ とすると、ユーザ u の所属確率が高い順番に並べたコミュニティの系列を $S^u = (S_1^u, \dots, S_E^u)$ と表せる。統合するコミュニティ数を 1, 3, 5, 10, 20 と変化させ、それぞれの条件での集合で、どちらの集合が仲の良さスコアの高いユーザ集合となるかを調査する。すなわち、統合コミュニティ数が 1 のときは、重複を許さないコミュニティ抽出の結果となる。統合

数が e のときのユーザ u と仲の良さスコアの高いユーザ集合は以下のようにして決定する。

(1) 会話ユーザ集合の取得

ユーザ u が 2013 年 4 月 1 日 ~ 2013 年 4 月 30 日の期間に会話したすべてのユーザを取得し、会話ユーザ集合 C^u とする。

(2) 同じコミュニティ内部のユーザ集合の取得

コミュニティ抽出結果から、ユーザ u が属するコミュニティのメンバを取得する。1人のユーザに対し、属するコミュニティは複数存在するため、統合するコミュニティ数を変化させて実験を行う。ユーザ u にとっての同じコミュニティのメンバと会話ユーザ集合 C^u の共通集合をコミュニティ内部のユーザ集合 $I^u = \bigcup_{i=1}^e S_i^u$ とする。

(3) 外部のユーザ集合の取得

会話ユーザ集合 C^u のうち、コミュニティ内部のユーザ集合 I^u に含まれないユーザを外部のユーザ集合 O^u とする。

(4) 仲の良さスコアの推定

ユーザ u とコミュニティ内部のユーザ集合 I^u 、外部のユーザ集合 O^u のユーザとの仲の良さスコアを推定し、平均したものを、それぞれの集合との仲の良さスコアとする。

(5) 仲の良さスコアの高いユーザ集合の決定

コミュニティ内部の集合 I^u との仲の良さスコアと外部の集合 O^u との仲の良さスコアを比較し、高い方を仲の良さの高いユーザ集合とする。

図 4 に統合コミュニティ数が 1 のときの例を示す。ユーザ u と会話したユーザはエッジが張られた A, B, C, D であり、エッジに付与された数字は仲の良さスコアであるとする。赤いコミュニティをユーザ u の所属確率が最も高いコミュニティとすると、コミュニティ内部のユーザは A と B であるから、コミュニティ内部のユーザ集合との仲の良さスコアは平均の 1.25 となり、対照的に外部のユーザは C と D であるため、外部の集合との仲の良さスコアは 1.0 となる。この 2 つのスコアを比較すると、コミュニティ内部のユーザ集合との仲の良さスコアの方が高いため、ユーザ u をコミュニティ内部と親密なユーザに分類する。この結果は西原らの手法が支持されることを示す。図 5 は統合コミュニティ数が 2 であるときの例であり、青いコミュニティを赤いコミュニティの次にユーザ u の所属確率が高いコミュニティとする。赤いコミュニティと青いコミュニティのユーザを統合して 1 つのコミュニティとみなすと、コミュニティ内部のユーザは A, B, C となるため、コミュニティ内部のユーザ集合との仲の良さスコアは 1.0、外部のユーザ集合との仲の良さスコアは同様に 1.5 となる。この場合は外部のユーザ集合との仲の良さスコアの方が高いため、ユーザ u をコミュニティ外部と親密なユーザに分類し、西原らの手法が支持されないことを示している。

また、統合するコミュニティ数を増加させるにつれ、親密でないユーザもコミュニティ内部に存在するようになるため、コミュニティ内部との仲の良さスコアは低下し、コミュニティ外部との仲の良さスコアは上昇するため、コミュニティ内部の方が仲の良さの高いユーザ数は減少していくと予想される。

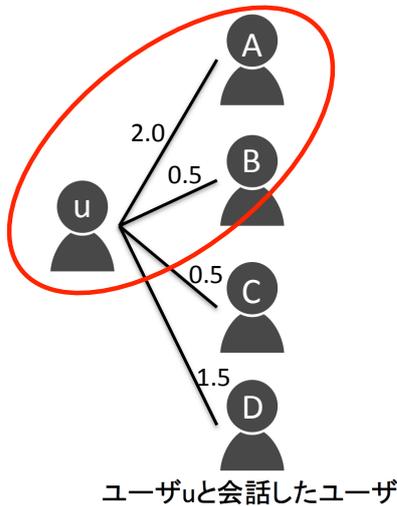


図 4 統合コミュニティ数が 1 の場合

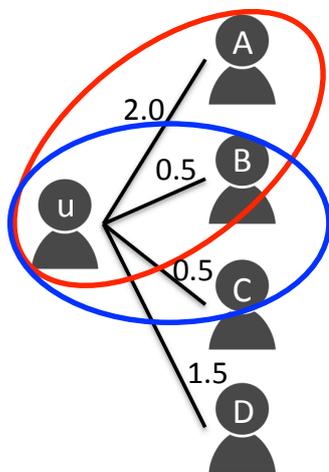


図 5 統合コミュニティ数が 2 の場合

4. 実験

4.1 データセット

Twitter における 2013 年 4 月 1 日 ~ 2013 年 4 月 30 日の期間に会話が発生したユーザ 5,843,099 人を対象とし、その中からサンプリングした 1000 人と、そのユーザと会話したユーザ間の仲の良さスコアを推定する。仲の良さスコアの推定に用いるコーパスも、同期間内に行われた会話とする。会話の最後のツイートの投稿時刻が 2013 年 4 月中に存在していれば、会話のどのツイートの投稿時刻が期間外であっても、そのツイートを含めて会話すべてをコーパスとして用いる。

4.2 実験結果

実験の結果を表 2 に示す。いずれの条件においても、仲の良さスコアの高いユーザ集合はコミュニティの外部集合となるユーザの方が多い結果となった。ユーザ数の推移をみると、統合するコミュニティ数を 1 から 3, 3 から 5 に増加させたときに変化があったが、5, 10, 20 の条件下ではほぼ変化がなかった。

4.3 考察

いずれの統合コミュニティ数においても、内部の仲の良さ

表 2 仲が良いスコアの高いユーザ集合と統合コミュニティ数の関係

統合数	内部の仲の良さスコアが高いユーザ数	外部の仲の良さスコアが高いユーザ数
1	385	615
3	444	556
5	421	579
10	421	579
20	420	580

スコアの方が高いユーザ数が外部の仲の良さスコアの方が高いユーザ数を下回っていることより、Twitter の会話における仲の良さスコアは親密さを表していないといえる。すなわち、Twitter の会話に対して、西原らの手法が有効でないことが示唆される。

仲の良さスコアが親密度を表していると仮定すると、統合コミュニティ数が少ないほど、コミュニティ内部の仲の良さスコアの方が高いユーザ数は、コミュニティ外部の仲の良さスコアの方が高いユーザ数に比べ多いと予想されたが、結果はむしろノードの所属確率が最も高いコミュニティの場合より、所属確率上位 3 コミュニティを統合した際にコミュニティ内部の仲の良さスコアの方が高いユーザは最も多くなった。また、統合コミュニティを増加させるにつれ、コミュニティ内部の仲の良さスコアの方が高いユーザは減少すると予想されたが、5 以上のコミュニティを統合しても、3 コミュニティを統合した場合に比べて内部の仲の良さの方が高いユーザ数は減少したが、ほぼ変化がなかったということからも、仲の良さスコアは Twitter の会話に対して有効でないといえる。

次に、仲の良さスコアと会話数の関係を検討する。仲の良さスコアが上位 5 組の 2 者と、仲の良さスコアが 0 でない下位 5 組の 2 者の仲の良さスコアと会話数の関係をそれぞれ表 3 と表 4 に示す。仲の良さスコアは、小数第 7 位を四捨五入した。上位 5 組はいずれも 1 回であり、収集期間が 1 ヶ月であることから、これらの 2 者は月に一度しか会話をしておらず、対照的に下位 5 組はいずれも 100 回を超えており、多いものでは 400 回以上会話している。従来のリプライ数を用いた手法では考えられないような、月に一度会話する 2 者が上位に入り、平均すると毎日 3 回以上会話をする 2 者が下位に入っていることから、仲の良さスコアは有効でないといえる。理由は、仲の良さスコアの推定式にあると考えられる。発話の数が同等であるほど親密として、式 3 では 2 者の発話の回数を掛けたものが分母となっているため、発話数が多い会話では仲の良さスコアが低くなった。Twitter における会話はリプライによって連鎖しているためツイート数の差は 1 回あるかどうかであり、ツイート内の発話の回数に差はあるがツイートの文字数には制限があるため、全体としての発話数にそこまで差は出ないものと考えられる。このため、会話が続くツイート数が多いほど、仲の良さスコアは低下してしまう可能性がある。

また、会話内容からの検討を行う。一般に、初対面 2 者の会話は内容から判断しやすく、フォローしたことを報告するリプライを送っている関係は初対面であると考えられる。さらに、

表 3 仲が良さスコアの上位 5 組と会話数の関係

仲の良さ	会話数
26	1
25	1
24	1
19.833333	1
17.5	1

表 4 仲が良さスコアの下部 5 組と会話数の関係

仲の良さ	会話数
0.000131	240
0.000176	117
0.000180	182
0.000187	112
0.000206	416

過去 1 年間 2012 年 4 月 1 日～2013 年 3 月 31 日に会話を行っていない 2 者を初対面として、仲の良さスコアとの関係を見る。表 5 に初対面の会話内容と仲の良さスコアの例を示す。ユーザ A と初対面のユーザ B, C, D との会話である。本文中のリプライマークに続くユーザ ID はそれぞれ A, B, C, D に変換し、ツイート内の改行を半角スペースに変換した。また、会話の区切りを表内の改行で示した。どの会話においても話題はゲームであり、初対面の会話だが、仲の良さスコアにはばらつきが見られ、差が出ている。発話役割を決定する手がかりとなる発話は、助詞・助動詞が末尾に存在する発話であり、くだけた表現が多用される Twitter において、助詞・助動詞が末尾に存在しない発話が多いことが原因と考えられる。すなわち、文として形式が成り立つような、末尾に助詞・助動詞が存在する発話のみが対象となっており、逆にそうでない発話を考慮していないことが問題である。また、助詞・助動詞で終わる発話がそう多くないことから、ユーザは態度を助詞・助動詞だけではなく、顔文字で伝えている可能性がある。セパレータの定義に加えたように顔文字は発話の末尾に存在することが多く、形態素解析する際に除去した顔文字にも、何かしらの話者が発する態度が含まれていると考えられる。このため、顔文字が持つ発話役割を特定し、推定に利用することができれば、精度が向上する可能性がある。

以上の点から、Twitter の会話における仲の良さスコアは親密さを表しているとはいえず、有効でないことが示唆される。しかし、これはこの指標における結果であり、この指標を改善することにより、正しく推定できる可能性があるため、会話内容を用いる別の指標を検討し、会話内容の有効性を検証することが必要である。

5. ま と め

本研究では、西原らの提案する仲の良さスコアが Twitter の会話に対して有効かを検討した。Twitter の会話は人手判定によって親密さと推測することが難しいため、本研究ではコミュニティ構造を手がかりにした定量的な有効性検証を行った。対象ユーザの所属するコミュニティ内部に存在するユーザを対象

ユーザと親密である割合の高いユーザ群とし、外部に存在するユーザを親密でない割合が高いユーザ群とすることで、コミュニティ内部との仲の良さスコアの高いユーザが多い傾向にあるのかを調査した。実験の結果、コミュニティ外部のユーザと仲の良さスコアの高いユーザの方が高い傾向にあることが明らかとなった。これは、Twitter の会話における仲の良さスコアが親密さを表しておらず、西原らの手法が有効でないことを示唆している。しかし、この結果はユーザ間の親密度推定に会話内容を用いることができないということではなく、会話内容を用いた異なる手法を検討し、会話内容の有効性を検証する必要がある。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費(課題番号 25280110,25540159)および筑波大学図書館情報メディア系プロジェクト研究(Research Projects of Faculty of Library, Information and Media Science)の助成によって行われた。

文 献

- [1] 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上下関係の推定. 電子情報通信学会論文誌, Vol.J91-D, No.1, pp.78-88, 2008.
- [2] 野沢健人, 若林啓. トピックモデルに基づく大規模ネットワークの重複コミュニティ発見. 第 8 回 Web とデータベースに関するフォーラム論文集, pp.88-95, 2015.
- [3] 丸井淳己, 則のぞみ, 榎剛史, 森純一郎. 分散表現を用いたコミュニティにおける単語使用傾向の分析. 人工知能学会全国大会論文集, Vol.28, 2014.
- [4] 小寺暁久, 横山昌平, 山田文康. Twitter におけるユーザ同士の会話に基づいた親密度の評価と時系列的変化の可視化, DEIM Forum 2015, 2015.
- [5] 畑本典宣, 黒澤義明, 目良和也, 竹澤寿幸. マイクロブログにおけるユーザのクラスタリングとその特徴語抽出, 言語処理学会第 17 回年次大会発表論文集, pp.280-283, 2010.
- [6] 新保直樹, 織田瑞夫, 城沙友梨, 米山照彦, 水野誠. Twitter ネットワーク上のユーザコミュニティ抽出と話題分析. 人工知能学会全国大会論文集, Vol.27, 2013.
- [7] 大澤昇平, 天笠俊之, 北川博之. マイクロブログにおけるコミュニティの抽出と分析. 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol.72, pp.827-828, 2010.
- [8] 堀宮ありさ, 坂野遼平, 佐藤晴彦, 小山聡, 栗原正仁, 沼澤政信. Twitter における発話者へのリプライを用いたユーザ感情推定手法. DEIM Forum 2012, 2012.
- [9] 稲葉通将, 鳥海不二夫, 石井健一郎. 対話からの話者のプロフィール情報自動獲得. 人工知能学会全国大会論文集, Vol.25, 2011.
- [10] 岡本大輝, 豊田正史, 喜連川優. マイクロブログにおける対話ネットワークと投稿内容を併用したユーザ推薦に関する一考察. 研究報告データベースシステム (DBS), Vol.157, No.30, pp.1-5, 2013.
- [11] K.Matsumoto, J.Minato, F.Ren, S.Kuroiwa, Estimating human emotions using wording and sentence patterns, IEEE Conference on Information Acquisition, Vol.2005, no.1, pp.421-426, 2005.
- [12] J.Y.Bak, C.Y.Lin, A.Oh. Self-disclosure topic model for classifying and analyzing Twitter conversations. ACL 2014, 2014.
- [13] 三好辰明, 太田学. ツイートに出現する顔文字等の文字と記号に着目した感情分類. DEIM Forum 2013, 2013.
- [14] 大辞林, <http://dictionary.infoseek.ne.jp/>
- [15] Twitter, <http://twitter.com/>

表 5 初対面の会話の例と仲の良さスコア

2 者	会話内容	仲の良さスコア
A と B	[ガンスト] この 2・3 日で F1 から B3 まであがれましたー \ (^o^)/ まだプレイヤースキル的には C・D くらいなので、ランク C・D の方々バーストして下さい!!! 約 400 戦して勝率 45%です。@B 僕もシローとです(・_・)」笑 フォローしますね* @A フォローありがとうございます!! 最近めっちゃくちゃやりすぎて素人卒業できそうです(^_^) @B それはよかったです(・_・)」ぼくはまだまだ素人です。(。_-。) @A 経験を積むことが成長につながりました(^_^)w 今度機会があれば一緒にやりましょう \ (^o^)/ @B そーですね(^_^) 機会があればしましょ	3.5
A と C	@C ガンストしてます! 初心者ですがよろしくおねがいします(^o^)/ @A こちらこそよろしくですー! @C よろしくお願ひします(^o^)/	0
A と D	@D 僕もガンストしてます! 初心者ですがよろしくです @A フォローありがとうございます! うちもあんまり強くないですが宜しくお願ひします! ^-^ @D よろしくです(^o^)/ ゲーセンゲーは負けるとあったまるねー @D ほんとあたたまりますよ笑 @A 今日は笑えませんでした() @D 俺は昨日がやばかったですよ笑 @A 調子悪かったり、集中力なくなるとやっぱり辛いですよねー @D ほんとに辛いよね orz ランクあがたぁ(^o^)/ @A おめでとうございます! @D ありがとうございます(^o^)/ あ、おはようございます @D おはようございます(^_^) @A おはありです^-^v	0.272

[16] 筒井佐代. 雑談の構造分析. くろしお出版, 354p, 2012.

[17] 島津明. 話し言葉対話の計算モデル, コロナ社, 210p, 2014.