

Twitter からの MindMap 生成

猪口陽平^{†1} 殷成久^{†1} 廣川佐千男^{†1}

コミュニケーションにおいて、自分と相手の興味、興味の共通点を知ることが重要である。本研究では、SNS 上の個人のデータや日記などの個人の興味が見られる情報から興味を抽出し、マインドマップを生成する。これによって、共通の話題を探ることができ、コミュニケーションの活性化を行うことができる。

Building a MindMap with Twitter Data

YOHEI INOKUCHI^{†1} CHENGJIU YIN^{†1}
SACHIO HIROKAWA^{†1}

In communication, it is important to get to know the common interests of each other. This paper proposes a method to extract keywords that represent the interests of individuals from their comments on SNS sites. Those keywords are visualized as a MindMap, which can be used as a communication tool. The effectiveness of the maps is evaluated in three examples.

1. はじめに

近年、Facebook, Mixi, Glee, Mobage, Myspace などインターネット上での友人の交流を支援するソーシャルサービスが急激に普及している。人間が共存して生活する動物である以上、コミュニケーションは最も大切なものである。しかしコミュニケーションの問題はいつの時代になってもなくなる。コミュニケーションの問題を分析してみると、大きく 3 つに分けられる。

- (1) 自分の事が分かっていない。
- (2) 相手の事が分からない。
- (3) 自分のことを相手に上手く伝えることができない。

この 3 つの問題を解決することができれば、コミュニケーションの問題はほとんど解決する。明治大学の齋藤孝先生は、これらコミュニケーションの問題を解決する手法として、「偏愛マップ」という画期的な方法を考案している。偏愛マップとは、1 枚の紙に、自分の偏愛するものをキーワードの関連を描いたマップである。人間は様々なことを考えながら生活している。自分たちの考えていることを相手と全て共有できれば、コミュニケーションの問題は解決できる。偏愛マップは中でも、自分の好きなもの、しかも偏って愛するものを一つのマップに表示することで頭の中の「偏愛するもの」を相手と共有することを可能にした。このツールにより、コミュニケーションの問題の(2)と(3)を解決できることが予想される。

しかし、このツールは(1)の問題を解決していない。つまり、マップ自体を作ることが難しいという問題は、別途解

決しなければならない。自分の好きなことをボンヤリとしか理解していない、まとまっていない、分からないので書き出せない、という問題を解決する方法は、新たに作らなければならない。これを解決するために本研究では twitter などの SNS やブログなどの個人の発言記録から、興味を表すキーワードを抽出し、マップを自動生成することにより、(1)の問題を解決し、コミュニケーションの問題を解決することを目指す。

偏愛マップは、様々な書き方があり、そのままキーワードを羅列したものや、似たキーワード群をまとまりで表示させたもの、マインドマップのように関連するキーワードをつなげて表示させたものなどがある。ここで、マインドマップとは、頭の中で起こっていることを目に見えるようにした思考ツールのことで、1 つのキーワードを中心として関連するキーワードを放射状につなげていったものである。マインドマップにはコンパクトな表示による見易さと、連想による理解し易さという 2 つのメリットがある。この 2 つは本研究が目指すコミュニケーション促進に有用なので、偏愛マップの実現方法としてマインドマップを採用した。

一方、テキストマイニングの技術の発展により、大量のテキストデータからユーザーが必要と思われる情報を検索することができるようになってきた。テキストマイニング技術に関する研究は大きくわけて、「検索」と「分析」という 2 つの研究方法がある。「検索」は大量のテキストデータを対象に、指定された条件に基づく、適切なデータ抽出し、利便性の向上が図られているような情報の検索サービスなどの研究である。また、テキストの文字をそのまま提示することではなく、他のメディア、たとえば、マップや概念

^{†1} 九州大学
Kyushu University

図など、視覚的なものに変換して提示するということも考えられる。例えば、特許や文献などを検索するための研究がある（廣川,2007）。「分析」は文書検索の技術も含め、文書中の情報を活用するための技術、たとえば、文書要約、動向分析や、利用者のニーズの分析・支援する技術の研究である。主にマーケティング分野を中心に活用されてきた。例えば、アンケート調査結果の分析やお客様からの苦情・要望などの声の分析がある。

本研究は「検索」として分類できる。本研究では、SNS中から、ユーザーの興味、過去の行動履歴などから話題のヒットになるような特徴語を抽出し、マインドマップを生成することで、個人の過去の話題のキーワード情報の可視化を行う。これにより、コミュニケーションの促進ができると考える。即ち、検索した情報を分類・集約し、加工して可視化したりすることで、利用者が探索的に情報を探し、話題をみつめてくるようなシステムを提案する。本システムを利用することで、ユーザーが自身何を探したいのかが明確ではなかったり、自身が気づいていないことを探したり、探索のゴールが明確ではないことをマインドマップ上に表示できる。

2. 分析対象データ

2.1 関連語の逐次的探索

マインドマップの生成は、関連語を逐次的に増やしていく探索問題として考えられる。根からスタートし、ある時点で末端の単語の集合が決まっているとき、その末端の単語をなんらかの尺度で評価し、その評価値がある閾値よりも高かったら展開し、低かったら展開を打ち切る。

本研究では評価の尺度のパラメーターとして単語同士の共起頻度に着目し、単語の出現頻度と共起関連度について様々な閾値に設定によりマインドマップを生成し評価を行った。

図1は、1ループ目の評価である。このように、まずは「根」に関して評価を行い、閾値以上であれば展開、閾値以下であれば展開を打ち切る。

図2は、2ループ目に関する評価である。「b」は1ループ目で展開されたので、次はこの「b」に関して評価を行い、閾値以上であれば展開、閾値以下であれば展開を打ち切る。

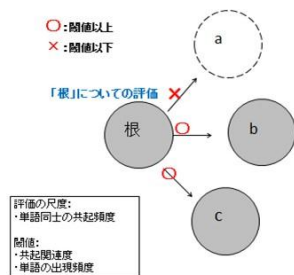


図1 1ループ目の評価の図

Figure 1 The evaluation graph for the 1st Loop.

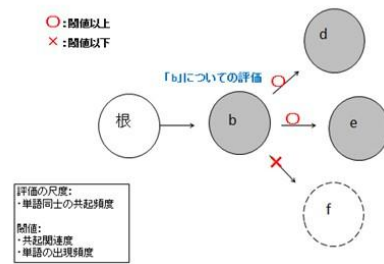


図2 2ループ目の評価の図

Figure 2 The evaluation graph for the 2nd Loop.

このように、ある時点での末端のノードの評価を行い、そこから展開させたノードに対してまた評価を行うというループ処理により、重要度の高いキーワードが関連してマップに表示させる仕組みを作成した。

展開を開始する時点での種となるキーワードはマップの情報の提供ユーザー名とし、出力が新たなノードの情報となる。2ループ目に関しては入力、1ループ目で評価され閾値以上であったノードで、出力が再び新たなノードの情報となる。

全体を通して見ると、入力がマップの情報の提供ユーザー名で、出力がキーワードを関連づけたマインドマップとなる。

2.2 再帰処理とマップの生成

着目している単語 a (親ノード) と展開結果の単語 b (子ノード) の関連度 $Red(a,b)$ は、 $Rel(a,b) = |D(a) \cap D(b)| / |D(b)|$ で求める。ただし、 $|D(w)|$ は単語 w を含む文書の個数をあらわす。

上記の計算方法により、まずは1ループ目において、中心から共起する単語を周りに描写する。その次は2ループ目において、1ループ目によって描かれた各々の単語に関して、共起する単語を描写し、それを繰り返す処理を行う。また、共起関連度の他に、各単語の文書中での出現頻度も条件として設け、これらを用いてマップ生成を行った。

図3は展開アルゴリズムの疑似コード、図4はそれを表す絵である。

```
input : w;
nextnodes = {w};
while (nextnodes is not empty){
  n = get_first_node(nextnodes);
  child = get_child(n);
  foreach c (child){
    addedge(n, c);
    addnode(nextnode, c) if not appeared(c)
  }
  deletenode(nextnode, n)
}
```

図3 展開アルゴリズムの疑似コード

Figure 3 The pseudocode for writing next node.

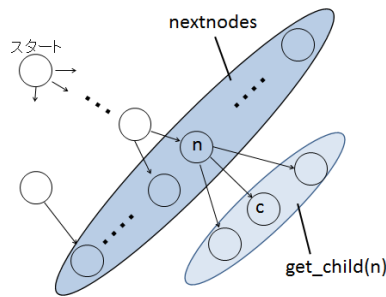


図 4 展開アルゴリズムの絵
Figure 4 The graph of writing next node.

2.3 システムの構成

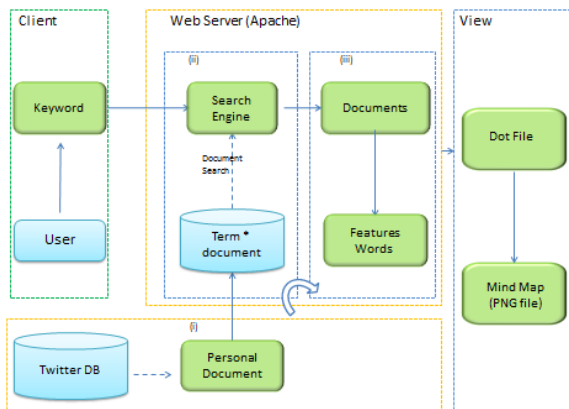


図 5 データプロセス
Figure 5 Data process.

本研究では、GETA を用いた特徴語抽出し、検索エンジンを構築した。本検索エンジンは、データマイニング技術を活用した検索エンジンである。データマイニングの技術では、大量のデータを自動的に分析して、何らかの意味のある有用な傾向・パターン・規則・ルール、原理・原則などを抽出する。

本システムには(i)データ取得(ii)専門検索エンジンによる検索(iii)マインドマップの生成という3つのプロセスがある(図5)。まず、Twitterにおける一人のツイート履歴のデータを収取し、得られた文書群を検索の対象とする、より高度な分析を行う検索エンジンによって検索する(ii)。こうして構築する対象限定の検索エンジンを使って、検索結果の特徴語を抽出する。抽出した特徴語をマインドマップで表示する。dot ファイル から png ファイルの生成については第4章で詳しく述べる。

3. Twitter からの特徴語と単語の関連抽出

3.1 Twitter のデータ収集と頻度ファイル生成

Twitter とは、140 文字以内の「ツイート」(tweet) と称される短文を投稿できる情報サービスである。2012 年 10 月に、我々は twitter の API を用いて、個人のツイート履歴

のデータを取得した。A さん、B さん、C さんの 3 人分の「ツイート」データを収集し、A:1182 件、B:1508 件、C:3200 件のデータを収集した。

これは個人の興味を表すマップを生成することを目的としているもので、データも個人の興味が表示されるようなデータを用いなければならない。そのようなデータとして、日記や SNS、検索履歴など、いくつか考えられるが、今回は、比較的データの取得が容易な twitter のデータを用いてマップを生成することを考えた。

それらのデータから頻度ファイルを生成する。図 3.2 は頻度ファイルの形式である。「@」で始まるブロックに 1 つのツイート情報が含まれ、その下に 1 つのツイートに含まれる単語の頻度、単語の順に表示する。Twitter の API を用いて、個人のツイート履歴のデータを取得する。それらのデータから頻度ファイルを生成する。図 3.2 は頻度ファイルの形式である。

3.2 GETA による検索エンジンの実装

GETA(Generic Engine for Transposable Association)とは、汎用連想計算エンジンのことである。図 6 に twitter における一人のツイート履歴のデータの特徴語上位 10 個を示す。これは、左の数字がデータ全体に出てきた単語の個数。右の単語が特徴語となる。

特徴語を求める際に、顔文字や記号、助詞など、個人の興味や行動に関係のないと思われるキーワードが出てくる。これらの単語はストップワードとして除外した(図7)。

31	研究
19	情報
18	バイト
18	箱崎
17	話
14	勉強
14	伊都
12	金
14	先生
12	テスト

図 6 特徴語

278	z
49	de
34	(
31	-
22	ん
20	ん
18	;
18	;
18	st
18	it
16	(
13	(≡▽≡)
12	
12	の
12	?
10	(
10	)
8	ww
8	!!
10	w
7	www
8	/

図 7 ストップワード

Figure 6 Feature words.

Figure 7 Stop words.

4. GRAPHVIZ によるマインドマップの生成

4.1 Graphviz

Graphviz は、DOT 言語のスクリプトで示されたグラフを描画する、オープンソースのツールパッケージである。Graphviz を用いることにより、twitter のデータから得られた特徴語をマップとして表示させる。図 8 は先ほどの 10 個の特徴語を、Graphviz を用いて中心から関連付けたマップである。

以下に、png ファイルの生成までの全体の流れに関する説明を行う。

まず、dot ファイルの生成を行う。図 9 はマップを作成するための dot スクリプトである。0,1,...,8 がグラフの各

ノードを表している。例えば図 9 で「2-6」とあるのは“情報”という単語を示す 2 番目のノードから、“プログラミング”という単語を示す 6 番目のノードへの枝を表している。このファイルを入力データとして、Graphviz ツールの neato コマンドを使うことで png 画像(図 10)が生成できる。

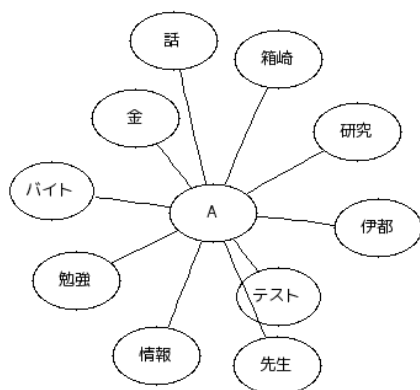


図 8 特徴語のマップ表示
Figure 8 The feature words' map .

```
# sample.dot
graph LR
    rankdir="LR";ranksep=0.75;nodesep=0.1;node[fontname="Osaka"fontsize=10]
    0 - 1;
    0 - 2;
    0 - 3;
    1 - 4;
    1 - 5;
    2 - 6;
    6 - 7;
    6 - 8;
    0 [label="A"];
    1 [label="研究"];
    2 [label="情報"];
    3 [label="バイト"];
    4 [label="箱崎"];
    5 [label="マインドマップ"];
    6 [label="プログラミング"];
    7 [label="perl"];
    8 [label="テスト"];
    0 --- 1;
    0 --- 2;
    0 --- 3;
    0 --- 4;
    0 --- 5;
    0 --- 6;
    0 --- 7;
    0 --- 8;
```

図 9 dot スクリプトの例(sample.dot)
Figure 9 The sample of script.

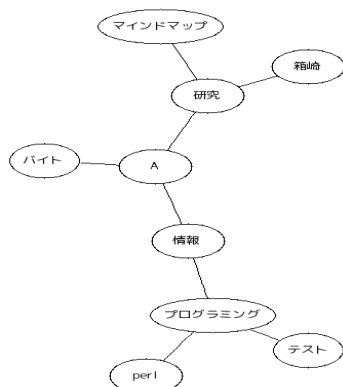


図 10 png ファイルの例(sample.png)
Figure 10 The sample of png file.

4.2 単語の関連とマップの構造

以下の図 11 のように、関連する単語を線で繋いだマップの生成を考える。ここでは、1 と関連する特徴語が 1-1、1-2、1-3 で、2 と関連する特徴語が 2-1、2-2、2-3 となるようにエッジを生成する。

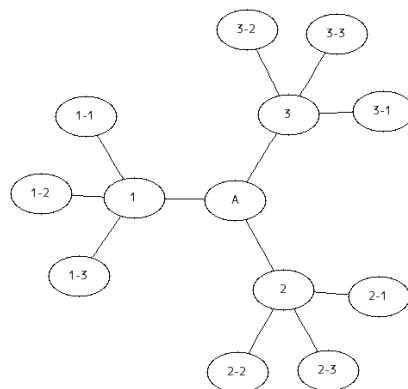


図 11 単語の関連のマップ
Figure 11 The map of related words.

5. マインドマップの事例と評価

本章ではまず、生成された具体的なマインドマップについて、定性的な評価を示す。次に 3 人のユーザーのマインドマップについて、マップが見やすいか、個人の興味を示しているか、ユーザー間のコミュニケーションに有用か否かを、9 人のユーザーに評価してもらった。

5.1 マインドマップの事例

図 12(右)のマップは、ユーザー C のデータから、共起関連度：0.01 以上、出現頻度：15 以上の条件で有効グラフの探索アルゴリズムにより作成したものである。

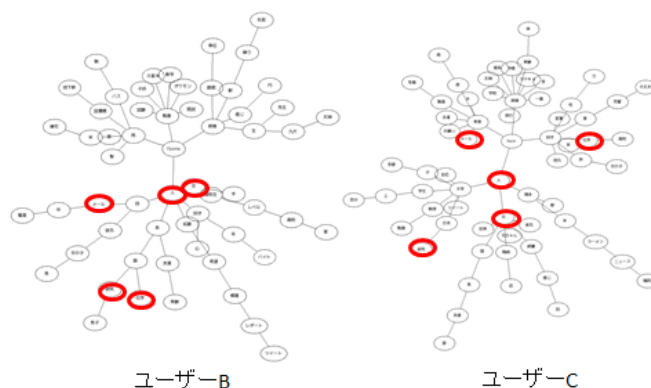


図 12 ユーザー B とユーザー C のマップ
Figure 12 The map of User B and User C.

まず、中心から「好き」「人」「実家」「時間」という 4 つのノードに線が繋がっている。そして、「好き」というノードからは「化学」「言葉」「家」などといった特徴語が結びついており、これらが結びついているのは一つのツイー

トの中で共に発生している単語なので、「化学」「言葉」「家」というキーワードに対して、「好き」という思考を持つ可能性が考えられる。また、中心から、「人」―「大学」―「教授」―「勉強」とノードが伸びていることより、「教授から大学に来て、勉強するよう言われている。」といった予想ができる。これらのように、キーワード単体では見えなかったその人のキーワードとの繋がりが、キーワードの関連するものを辿ることにより、興味や行動、思考などが見えてくる。

また、図 12(左)に、ユーザーB のデータから、共起関連度：0.01 以上、出現頻度：15 以上の条件で作成したマップを表示する。

ユーザーB と先ほどの C の 2 人がコミュニケーションを行う場合、まずお互いのマップを見ることにより、お互いの事を知る材料になる。また、お互いのマップの共通のキーワードを探し、そのキーワード自身やそれに付随するキーワードで話することができる。それらのキーワードは、お互いの共通の興味、もしくは行動、思考を表すキーワードである可能性が高いため、共通の話題として会話の促進を行うことができると思われる。

例えば、図 12 は、ユーザーB と C のマップを横に並べたものである。共通のキーワードに関しては赤枠で示す。

すると、共通のキーワードとして、「化学」「研究」「ツイート」「彼氏」「女」「友達」「話」が挙がった。これらのキーワードが共通の話題として提供される。また、例えば B のマップでは「化学」というキーワードの周りには「話」「研究」などといったワードが挙がり、C のマップでは、「化学」の周りには、「高校」「好き」などといったワードが挙がる。これらは共通の興味に付随するキーワードなので、お互いに関心がある話題の可能性があるので、話題の提供になりえる。

5.2 ユーザーによる評価

コミュニケーション支援のためのマインドマップと言うことで、マップのインターフェース(5.2.1)、マップの内容(5.2.2)、コミュニケーション活性化の評価(5.2.3)という 3 つの観点での評価を行った。

5.2.1 マップのインターフェース

9 人の大学生を使って、マップのインターフェースについて評価を行った(表 1)。6 つのマップに関してどのマップがマインドマップとして適しているか、「見やすさ」と言う観点で主観的に判断してもらった。

(1)まずは、ノード数ごとに分かれた「①」「②」「③」ごとに、分岐が多いマップと分岐が少ないマップで比較してもらい、それぞれ 9 人に「見やすい」と思われる方を選択してもらった。その結果、表 2 のように、ノード数が 70 以下のマップに関しては分岐が多いマップが選択され、ノード数が 70 以上のマップに関しては分岐が少ないマップが選択されるという結果が得られた。

表 1 評価用のマップ

Table 1 The Map for evaluation.

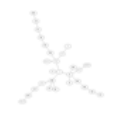
マップの展開 のさせ方 ノード数	分岐が多い (共起率が低い)	分岐が少ない (共起率が高い)
① ~30	1-1 	1-2 
② 30~70	2-1 	2-2 
③ 70~100	3-1 	3-2 

表 2 分岐数による評価の結果

Table 2 The evaluation results by the number of branches.

マップの展開 のさせ方 ノード数	分岐が多い (共起率が低い)	分岐が少ない (共起率が高い)
① ~30	1-1 9/9	1-2 0/9
② 30~70	2-1 8/9	2-2 1/9
③ 70~100	3-1 4/9	3-2 5/9

表 3 ノード数による評価の結果

Table 3 The evaluation results by the number of nodes.

ノード数	選択数
① ~30	4/9
② 30~70	5/9
③ 70~100	0/9

(2)次に、どのくらいのノード数が最も「見やすい」マインドマップであるかを調べるために、①、②、③のマッ

ブから選択してもらった。

この結果、表3のように、おおよそ70以下のノード数が最も「見やすい」マインドマップであるという結果が得られた。

5.2.2 マップの内容

作成したマインドマップに関して、データの提供ユーザーの興味や行動、思考を表しているかについて、①本人と②その人を知人に5段階のアンケートで評価してもらった。データの提供ユーザーは3人で、それぞれ3人ずつ評価をしてもらった。そしてそれらの平均値をとった、その結果は表4に示す。

表4 内容評価の結果

Table 4 The evaluation results with the content.

	User1	User2	User3	Average
本人	4	4	3	3.67
知人	4	5	4	4
	4	4	5	5
	5	5	5	5
	4.56			

5.2.3 コミュニケーション活性化の評価

データの提供ユーザー3人(A,B,C)に対して、AとBのそれぞれのマップに共通して表れた特徴語 X1, AとCのそれぞれのマップに共通して表れた特徴語 X2, BとCのそれぞれのマップに共通して表れた特徴語 X3に対して(表5)、普段ユーザー同士が会った際にそれらのキーワードが会話の中で表れるのかを5段階で評価してもらった。

表5 共通して表れた特徴語

Table 5 The feature words appeared in common.

X1(AとB)	勉強、院試、研究、バイト、話、先生、男、情報、友達、円
X2(AとC)	友達、写真、女、メール、伊都、研究、勉強、教授
X3(BとC)	化学、研究、ツイート、彼氏、女、友達、話

なお、ユーザー同士はお互いにもともと知り合いであるとした。この評価によって、初めて会った人同士でもマップを見ることによって共通の話題を見つけることができ、コミュニケーションの促進に繋がるかどうかの評価ができると考えられる。結果を表6に表示する。

この結果より、5段階中「3」以上が2/3を占めているため、普段友人と話す話題が共通のキーワードとして表れていることが示される。逆に捉えると、初対面の人物同士でも、このマップに表示された共通のキーワードを見ることにより、その人物と打ち解ける話題を見つけることができることが示された。よって、これにより初対面でのコミュニケーションの支援を行うことができることが示される。

表6 初対面の評価の結果

Table 6 The evaluation results of first meeting.

相手	A	B	C
本人			
A		特徴語 X1: 勉強、院試、研究、バイト、話、先生、男、情報、友達、円 4	特徴語 X2: 友達、写真、女、メール、伊都、研究、勉強、教授 4
B	特徴語 X1: 勉強、院試、研究、バイト、話、先生、男、情報、友達、円 5		特徴語 X3: 化学、研究、ツイート、彼氏、女、友達、話 3
C	特徴語 X2: 友達、写真、女、メール、伊都、研究、勉強、教授 1	特徴語 X3: 化学、研究、ツイート、彼氏、女、友達、話 2	

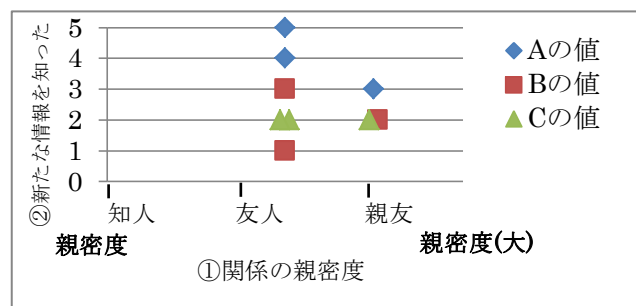
表7 知り合いの評価の結果

Table 7 The evaluation results of acquaintances.

提供ユーザー	3人による評価	Average
A	(5, 4, 3)	4.0
B	(2, 3, 1)	2.0
C	(2, 2, 2)	2.0

表8 人間関係による評価

Table 8 The evaluation with personal relationship.



(2)次に、マップのデータ提供ユーザーの知り合いに、作成したマップを提示し、このユーザーに関して新たな情報を得ることができたかを評価してもらう。この評価により、すでに構築された関係の人物に関しても、相手の新たな情報を知ることができ、コミュニケーションの促進を行うこ

とができる。それぞれのマップに対して知人3人の評価をもらい、それぞれ5段階評価をしてもらい、それぞれの平均値を求めた。結果を表7に表示する。

ただし、この評価はもともとの人間の関係の大きさに影響を受けるため、①もともとの関係の親密度 ②新たな情報を知ったかの2軸で表8を生成した。このとき、①のもともとの関係の親密度に関しては、「親友」「友人」「知人」の3段階で、主観的に判断した。

親密度が大きくなるほど新たな情報を得る可能性が下がると予想したが、はっきりとした結果を得ることができなかった。これには、関係の親密度の判断が不正確であることと、評価のサンプル数が少ないことが原因であると考えられる。

6. 関連研究

本研究では、データマイニングや検索エンジンなどの技術を利用し、SNS中から、ユーザーの興味、過去の行動履歴などから話題ヒントになる特徴語を抽出し、動的に次のノードを探索し、マインドマップを生成することによって、ユーザー興味などを階層化する手法を提案する。

6.1 データマイニングに関する研究

データマイニングによる得られる情報の代表的なものに、データ間の相関ルールがあり、その抽出処理方式に関する研究が盛んでいる。例えば、新谷ら(1997)は、データの特徴により分類階層化されていることを主張し、これを考慮した相関ルール抽出の並列処理方式を提案した。下司らは、与えられた文書集合からユーザーの検索クエリに合わせて動的に特徴語とそれらの上位下位関係を抽出し、グラフによって可視化する手法を提案した(下司、廣川2007)。また、廣川らは共起頻度による概念グラフを構築した後、隣接する隣接上位ノードを用いた推薦手法に応用し、特許(廣川、2007)を取得している。本研究では、データマイニングを利用して共起頻度を求め、それらの単語の関連性を用いた有向グラフの生成を行った。

6.2 マインドマップに関する研究

多くのマインドマップを利用した研究を行なわれている。深澤ら(2007)は、児童・生徒の思考力や発想力や表現力を具体的に育成するため、中学生に「人間が生きるための条件」に関する考えを書かせ、マインドマップを用いた思考法の方が、箇条書きで行った思考法よりも、中学生の思考力を向上させている研究を行った。また、聴覚障害学生のための講義支援方法として、PCノートテイクとマインドマップを併用した講義保障方法を研究されている(草間,2012)。従来のPCノートテイクが文字情報のみによる情報保障であるのに対して、マインドマップは講義内容全体を図解要約できるため講義内容を容易に理解できるメリットがある。本研究でもこのメリットを生かし、個人の興味や行動をマインドマップとして生成する。

6.3 マインドマップによるコミュニケーション

マインドマップによるコミュニケーションを促進する研究もある。花植ら(2012)は話題の構成と流れに対する意識を促すプレゼンテーション・ツールとして、マインドマップを利用している。プレゼンテーションの準備時にシナリオを構成する機能をマインドマップ形式による説明内容の構造化として実現している。また、看護学生のコミュニケーション技術の向上に対するマインドマップの有効性について検討する目的として、高石ら(2009)は、20年以上の経過をもつ統合失調症の患者様と関わるプロセスで描いたマインドマップをデータとして、学生のコミュニケーションの変化を分析して対象理解やコミュニケーションの変化を分析している。マインドマップは、自分の持っている情報を視覚化して対象理解を深めることができ、より効果的なケアを考えることにも有効であったことを報告している。本研究でもこのマインドマップによるコミュニケーション促進に着目し、特に個人の興味や行動に特化したマインドマップによる話題の提供を行った。

7. まとめと今後の課題

本研究では、コミュニケーション支援のためのマインドマップの生成を行った。評価の結果、マップのインターフェースに関しては分岐が少ないマップに比べて分岐が多いマップが“見やすい”マップであることが示された。これは、冒頭で述べたマインドマップの、1)連想による理解度向上、2)複雑な概念をコンパクトに表現できる見やすさの向上、という2つのメリットが実証されたと理解できる。また、“見やすい”マップのノード数もインターフェースに関する評価で求められた。これは、1枚のマップに表示されるキーワード数で、人間が把握するのに適切な数であることが予想される。マップの内容に関する評価では、個人の興味・行動・思考を表すマップとして適切なものが生成できたことが示された。

本研究で利用した3人のtwitterのデータを見ると、コミュニケーションに利用したり興味や行動を発信したりと、様々なことに関するキーワードが見られた。そのため、“興味”だけでなく“興味・行動・思考”などが抽出された。“興味”だけに限定したマップを生成するには、twitterのデータを用いる場合は個人の使い方を把握してデータを選ぶ必要がある。Twitterのデータ以外で個人の興味が表れるデータとしては、個人のブログや日誌などが考えられる。これも同じように個人の使い方を把握したうえでデータを選ぶ必要がある。しかし、twitterのようにコミュニケーションとして利用することはできないので、twitterよりも個人の情報に絞られたものが抽出できる可能性がある。

Twitterや日誌、ブログなどは、個人の中から発信する個人の興味等が表れるが、それとは別に、個人が興味のあることを収集したものをデータとして扱うこともできる。例

えば、検索履歴やはてなブックマークなどがそうである。検索活動は、個人が興味あるものや調べたいものに対して行うため、個人の興味を抽出することができる。しかしこの場合は、調べたい事が自分の興味のある事と必ずしも関係しているわけではないので、個人の興味のみを抽出することは難しい。一方、はてなブックマークとは、オンラインにブックマークを保存できるブックマークサービスのことで、自分が興味ある記事をどんどんブックマークしていくことができる。これは、個人の興味の収集されたものがデータとして溜まっていくため、個人の興味のみを抽出することが可能であると考えられる。

よって、今後はまず、はてなブックマークのデータという、個人の“興味”のみを扱ったデータを利用することにより興味の抽出をするという方向が妥当と考える。また、“興味”を抽出できた後の話であるが、2人のマップを融合し、共通の興味を分かりやすくする工夫が必要だと考えられる。

参考文献

- 1) 呉小斌, 曾駿, 中藤哲也, 殷成久, 廣川佐千男, SNS と検索エンジンを結合したコミュニティ型探索プラットフォームの提案, 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. 111 No. 23, pp.37-42, (2011).
- 2) 花植 康一, 渡邊 豊英, シナリオに基づいたプレゼンテーション空間の表出化, 電子情報通信学会技術研究報告(教育工学), Vol.110, No.85, pp.55-60, (2010).
- 3) 廣川 佐千男, 下司 義寛, 和多 太樹, データマップ作成サーバ, データマップ作成方法, およびデータマップ作成プログラム, 特許公開 2007 - 257420, (2007)
- 4) 深澤 宗太郎, 片平 克弘, 科学的な発想力と思考力の育成を目指したマインドマップに関する研究(科学的学力, 一般研究発表, 転換期の科学教育), 日本科学教育学会, 第 31 回年会論文集, pp.301-302, (2007)
- 5) Hung, P. H., Hwang, G. J., Su, I. H., Lin, I. H., A Concept-map Integrated Dynamic Assessment System for Improving Ecology Observation Competences in Mobile Learning Activities. Turkish Online Journal of Educational Technology, Vol.11, No.1, pp.10-19, (2012)
- 6) Hwang, G. J., Chu, H. C., Lin, Y. S., Tsai, C. C., A Knowledge Acquisition Approach to Developing Mindtools for Organizing and Sharing Differentiating Knowledge in a Ubiquitous Learning Environment, Computers & Education, Vol.57, No.1, pp.1368-1377, (2011)
- 7) iMindMap(<http://www.thinkbuzan.com/iMindMap>)
- 8) Inokuchi, Y., Yin, C., Hirokawa, S., Generation of Hen-ai Map from Search Log for Foreign Language Learning, Asian Conference on Information Systems, pp.115-118, (2012)
- 9) Jonassen, D.H., Carr, C., Yueh, H.P., Computers as Mindtools for Engaging Learners in Critical Thinking TechTrends, Vol.43, No.2, pp.24-32, (1998)
- 10) 草間 信太郎, 中島 大輔, 磯野 春雄, マインドマップを用いた聴覚障害学生のための講義支援(学生研究発表会), 映像情報メディア学会技術報告, Vol.35, No.8, pp.9-12, (2011)
- 11) LangRich (<http://langrich.com>)
- 12) Nuutinen, J., Sutinen, E., Botha, A., & Kommers, P. From Mindtools to Social Mindtools: Collaborative Writing with Woven Stories. British Journal of Educational Technology, Vol.41, No.5, pp.753-775, (2010)
- 13) 大澤幸生, ネルス E.ベンソン, 谷内田正彦, KeyGraph: 語の共起グラフの分割・統合によるキーワード抽出, 電子情報通信学会誌, Vol.J82-D-I, pp.391-400, (1999)
- 14) 斎藤孝, 偏愛マップ~きらいな人がいなくなるコミュニケーションメソッド~, NTT 出版, (2004)
- 15) 下司 義寛, 廣川 佐千男, 英和辞典を用いた単語階層構造の動的構築, 第 78 回人工知能学会知能ベースシステム研究会, pp.21-26, (2007)
- 16) 下司義寛, 廣川佐千男, “概念グラフを使った推薦”, 電子情報通信学会第 9 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会, (2007)
- 17) Shimoji, Y., Wada, T., Hirokawa, S., Dynamic Thesaurus Construction from English-Japanese Dictionary, Proc. The Second International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems, pp.918-923, (2008)
- 18) 新谷 隆彦, 喜連川 優, 分類階層を伴う相関ルールの並列マイニングとその動的負荷分散手法, 電子情報通信学会データ工学研究会, Vol.97, No.161, pp.103-108, (1997)
- 19) 高橋 政史, 上司と部下で使うマインドマップ・コミュニケーション(第 2 回)上司が部下に教える「伝わりやすさ」を実感 (10 分間で学べる業務革新講座), 日経情報ストラテジ-, Vol.20, No.1, pp.94-97, (2011)
- 20) 高石 会里, 永江 誠治, マインドマップによる看護学生のコミュニケーションの変化の検討, 保健学研究, Vol.22, No.1, pp.33-39, (2009)
- 21) Wei, J., Srihari, R.K., Ho, H.H., Wu, X., Improving Knowledge Discovery in Document Collections through Combining Text Retrieval and Link Analysis Techniques, Seventh IEEE International Conference on Data Mining, pp.193-202, (2007)
- 22) Wu, P.H., Hwang, G.J., Tsai, C.C., Chen, Y.C., Huang, Y.M., A Pilot Study on Conducting Mobile Learning Activities for Clinical Nursing Courses Based on the Repertory Grid Approach, Nurse Educ. Today, (2010)
- 23) Yin, C., Tabata, Y., Ogata, H., SONKULE: SNS Based Knowledge Awareness in Ubiquitous Environment, WASE International Conference on Information Engineering, pp.176-179, (2009)