

Twitter 上のあるユーザの意外な情報抽出手法の提案

大原 啓詳[†] 灘本 明代[†]

[†] 甲南大学知能情報学部 〒658-8501 兵庫県神戸市東灘区岡本 8-9-1

E-mail: [†]si071035@center.konan-u.ac.jp, ^{††}nadamoto@konan-u.ac.jp

あらまし 自らの近況や興味を持った事柄について手軽に記事を投稿することができる Twitter には、行動パターンや趣味嗜好といった発信者の特徴を表す情報が多数存在する。また、Twitter は単方向のリアルタイム情報発信ツールのみならず、共通の話題を持つ人々の双方向コミュニケーションツールとしての側面も持ち合わせている。本論文では Twitter ユーザの特徴を表す Tweet に着目し、ある Twitter ユーザの Tweet の内容や Tweet の属性データから、ある Twitter ユーザの意外な行動や意外な趣味嗜好、近況の変化等の情報を抽出する手法の提案を行う。

キーワード Twitter, 意外性, ユーザ分析, テキストマイニング

1. はじめに

近年、マイクロブログや SNS の普及により、誰もが様々な状況下で情報の共有を行うことが可能となった。特に文章の短さによる手軽さや、情報発信のリアルタイム性といった特徴を持ち、また、コミュニケーションツールとしての面も併せ持つ Twitter^(注1) には、日常の些細な出来事についての投稿からニュース速報や企業の PR など、多種多様な情報が混在している。

Twitter では、あるユーザをフォローし、そのユーザの投稿したツイートを、自身のタイムライン上に表示することで、共通の趣味を持ったユーザによる投稿や、興味のある事柄に関するニュースといった、自身にとって有益なツイートの管理を行うことができる。しかし多くのユーザをフォローすれば、タイムライン上には様々な内容のツイートが大量に混在し、有益なツイートの発見が困難となる。特に Twitter では、有益なツイートを一度見落としてしまうと、その特徴の 1 つであるリアルタイム性から、そのツイートを再び目にする機会そのものが少ないケースが存在する。例えば、ある東京在住の Twitter ユーザが、旅行先である神戸から、食事や観光の内容、旅行中に遭遇した出来事について、そのユーザの体験に基づくおすすめ情報をツイートをしていたとする。このようなツイートは、そのユーザが”旅行に来ている”という状況下でのみ投稿されるツイートであり、旅行から帰った後のツイートにはあまり見られないものであると考えられる。そのため、このようなツイートに含まれる情報は一度読み落としてしまうと、再発見することが困難になり、有益な情報を閲覧者が目にする機会が失われてしまう。しかしながら、フォロー数の多いユーザに対し膨大なツイートの中から有益なツイートのみを抽出し提示することは非常に困難である。

一方、情報推薦の分野において、情報の目新しさ (novelty) に、思いがけなさ、予見のできなさ、意外性を加えたセレンディピティ (serendipity) の概念を取り入れることで、推薦の有

効性を高めようという試みがある [1]。定常時のあるユーザのツイートに対して、状況や話題の変化が現れるツイートは、一定期間における新規性や予見のできなさ等が内容や、その投稿のパターンにあらわれると予測される。前述の例においても、「神戸旅行」は、ユーザの興味・話題の変化や、ある時点における新たな体験の情報を含んでおり、「神戸旅行」に関するツイートは新規性、意外性を持っていると言える。このことからセレンディピティの概念は、Twitter におけるツイートの有益性の指標の 1 つに成り得ると考えられる。

そこで本論文では新規性や意外性を持つツイートに有益な情報が含まれていると考え、このようなツイートのあるユーザの意外情報と定義し、ユーザの定常時の時間的な行動パターンや興味・嗜好などに注目し、この意外情報を抽出する手法を提案する。

以下、本論文では 2 章では、関連研究について、3 章では意外情報の分類について定義し、4 章で各意外情報に対する分析と抽出手法について述べ、5 章でまとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

情報の意外性に関しての関連研究として、村上ら [7] [8] は、推薦リストの意外性はその推薦リストを生成した予測方法の予測結果とプリミティブな予測方法による予測結果との差異にあると仮定し、2 種類の評価指標を提案している。さらに村上らは嗜好モデルと習慣モデルという 2 つのモデルの差から意外性を推定し、意外性を考慮したテレビ番組の推薦を行っている。

同様に意外性を直接的に定義し、推薦の有効性の向上を目的としたもので、福島ら [4] はソーシャルメディア上の行動履歴と、ソーシャルブックマーク上の記事に付与されたタグに基づいて作成されたユーザプロフィールから、ユーザの隠れた興味を推定する研究を行っている。福島らの研究はソーシャルメディアを対象とし、ユーザに意外性を持つ情報を推薦するという点で本論文と類似しているが、福島らの研究では、情報の閲覧者の興味に着目し、閲覧者にとっての意外な情報の抽出を目的としているが、本論文では情報の発信者のツイート中の興味などに着目し、情報の発信者に関する、一般的にそのユーザについ

(注1) : <http://twitter.com/>

て意外と判断される情報の抽出を目的としている点で異なる。

Twitter 上のユーザの特徴抽出について、松田ら [5] はツイートに現れるユーザの行動パターンや人間関係といった特徴を個人の存在感と定義し、ツイート頻度やツイートの用途といった属性情報から特徴抽出を行っている。しかし松田らの研究はツイートに付与された属性情報を用いた特徴抽出の手法であり、ツイートの内容については、直接のユーザの特徴抽出では利用していない。眞野ら [6] は、ツイートへの Favorite から、同じ趣味や社会的属性を持つユーザのクラスタリングと、そのクラスタにおける特徴語の抽出を行っている。眞野らの研究においてもツイートの内容はクラスタの特徴語抽出への利用に限られており、ユーザのクラスタリングは、あるツイートへのお気に入りや付与したか否かという情報のみによるものである。齋藤ら [2] はソーシャルブックマークのタグからの類語辞書の生成により、ユーザの興味抽出に必要な名詞の抽出を行い、Twitter でのユーザ推薦における有効性を実験により示している。斎藤らの研究は、ユーザの興味抽出とフォロー関係から、類似ユーザの推薦の手法を提案しているが、本論文では、ユーザの興味について、その興味から離れたツイートを抽出する事を目的としている点で異なる。

本論文では、ツイート内容からの意外情報を抽出する際、ユーザやツイートの内容のクラスタリングを行っている。Twitter 上のユーザをクラスタリングする研究として、山下ら [9] はユーザ間のフォロー関係からユーザのクラスタリングを行っている。山下らの研究では、ユーザのクラスタリングの際、ツイートの内容は利用していない。ツイートのクラスタリングの手法に関する研究として、栗 [3] らは一般的な複数のクラスタリング手法によるクラスタリングをツイートに適用した際の精度の比較を行っている。栗らの研究はツイートのクラスタリングを行うための基礎研究であるため、クラスタリングに基づいた特徴抽出を行う本論文とは目的が異なる。

3. 意外情報の定義

本論文では、あるユーザのツイートから得た、行動パターンや日常的な習慣、趣味嗜好や地理的情報といった、あるユーザの普段の行動から予測できない、新規性のある情報を含むツイートや、状況の変化を含むツイートを意外情報と定義し抽出対象とする。そのため、意外情報にはユーザの興味・嗜好の変化、空間的・時間的变化など、多種多様なパターンが存在し、各意外情報についてそれぞれ異なる適当な抽出手法を割り当てる必要があると考えられる。そこで本論文では、ツイートの持つデータ属性に関する意外情報をアトリビュート意外情報と呼び、ツイート内容から推定される意外情報をコンテンツ意外情報と呼ぶ。以下、各々の意外情報について述べる。

3.1 アトリビュート意外情報

ツイートには発信時刻やリツイート数といった様々な属性情報が付与されている。またユーザは任意で位置情報をツイートに付与して投稿することもできる。これらのツイートに付与された属性情報に関する意外情報を本論文ではアトリビュート意外情報と定義する。例えば、平日の夜間のみツイート数が増加

する傾向があるユーザについて、ある一日だけ昼間に投稿数がバーストしていたとする。この時、このユーザは平常時とは違う、新規性を持つ事柄の発見や、状況の変化に遭遇し投稿をしているのではないかと推測される。また前述の旅行の例においては、あるユーザが日常的に位置情報をツイートに付与していた場合に、普段の行動エリアである東京で投稿されたという位置情報に対し、神戸から投稿されたという位置情報は、ユーザの投稿地点の変化に起因する、アトリビュート情報の変化であるといえる。本論文で扱うアトリビュート情報は、ツイートの発信時刻、位置情報、リツイート数、Favorite 数からなる。

3.2 コンテンツ意外情報

Twitter 上には、あるユーザの行動や、興味嗜好に関する情報が含まれているツイートが多数存在する。ツイート文章そのものから得られる情報に関する意外情報を、本論文ではコンテンツ意外情報と定義する。例えば、普段、サッカー観戦を趣味とし、サッカーのチーム名や選手名といった語をツイート中に多く含むユーザが、野球に関するツイートを、ある時点で投稿したとする。この「野球に対しての興味」はこのユーザの興味の変化に関するコンテンツ意外情報である。また、前述の旅行の例においては、普段あるユーザが普段はツイートしないような、観光地やその土地の名産品についてツイートした場合、これらの情報は、ユーザの地理的移動、または行動の変化に関するコンテンツ意外情報である。本論文で扱うコンテンツ意外情報は、ユーザの地理的移動を示す地名やイベント名、ユーザの感情の遷移、ツイート中に含まれる行動の変化と、ユーザの興味の変化からなる。

4. 意外情報の抽出手法

4.1 アトリビュート意外情報の抽出手法

本論文ではアトリビュート意外情報の抽出の初めの一步として、ツイートの投稿時刻に基づく抽出を行うために、実際のツイートの分析を行った。

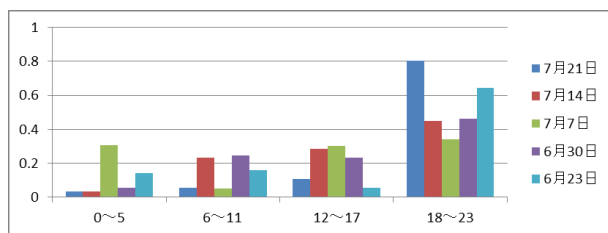
4.1.1 分析手法

分析データは、5 名のユーザのツイート 5 週間分を対象とした。以下、表 1 に各ユーザの総ツイート数を示す。

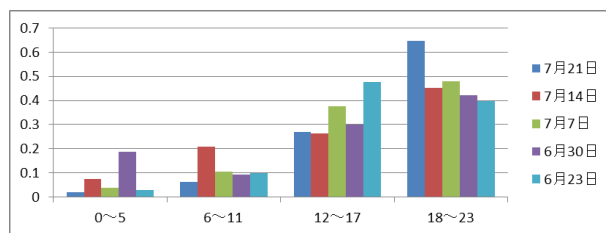
表 1 各ユーザの総ツイート数

ユーザ名	月	火	水	木	金	土	日	総ツイート数
A	1044	453	777	754	937	1106	1227	6298
B	297	154	267	226	168	382	492	1986
C	652	682	769	620	964	521	647	4855
D	486	435	563	791	433	429	300	3437
E	664	664	525	681	683	748	620	4585

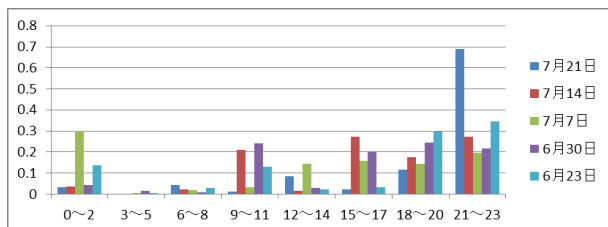
上記のデータに対し、ユーザのツイートパターンは朝型、夜型のように、1 日の内のいずれかの時間帯に偏りを持つと考え、本論文では 1 日を以下の 3 パターンに分割し、各区間時間のツイートが 1 日の総ツイートに占める割合の分析を行った。図 1 から図 5 は、曜日ごとの総ツイート数が最も多かった、日曜日



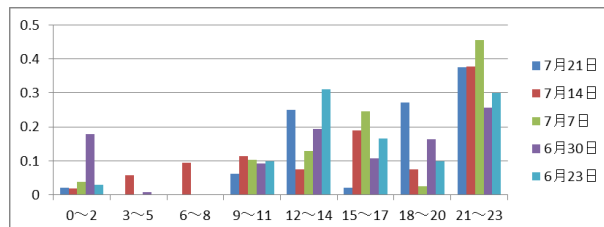
(a) 6 時間ごとのツイート割合



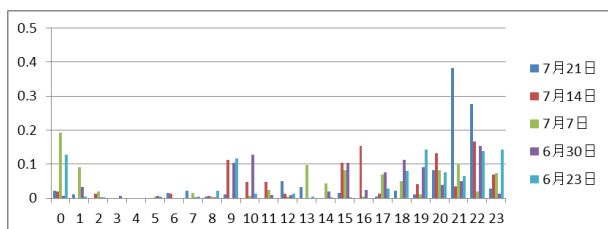
(a) 6 時間ごとのツイート割合



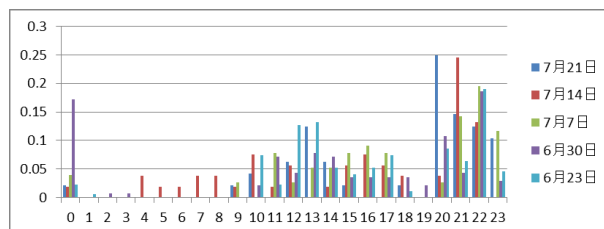
(b) 3 時間ごとのツイート割合



(b) 3 時間ごとのツイート割合



(c) 1 時間ごとのツイート割合



(c) 1 時間ごとのツイート割合

図 1 ユーザ A の区間時間ごとのツイート数の一日に占める割合

図 2 ユーザ B の区間時間ごとのツイート数の一日に占める割合

のデータである。

- (a) 6 時間ごと 4 等分
- (b) 3 時間ごと 8 等分
- (c) 1 時間ごと 24 等分

4.1.2 分析結果

分析の結果、いずれのユーザも、一日当たりのツイート数にばらつきがあった場合も、ツイート数が増加する時間は曜日ごとに似た時間帯であることが分かった。また、この結果から、どの区間時間におけるツイート割合が外れ値であるかが明確である 1 時間ごとに細分化したものが、意外情報の抽出において適切な細分化であると考えられる。

4.2 コンテンツ意外情報の抽出手法

コンテンツ意外情報の抽出において、本論文では特に、ユーザの日常的なツイートに含まれる、趣味や行動履歴に関するツイートに着目し、興味・行動の変化に関する意外情報の抽出を試みる。まず、興味や行動の変化に関する意外情報が含まれるツイートは、普段ユーザが投稿しているツイートの話題とは、異なる話題に関するツイートに含まれていると本論文では考える。また、普段からツイートされている話題に関するツイートと、普段とは異なる話題に関するツイートには、ツイート数に

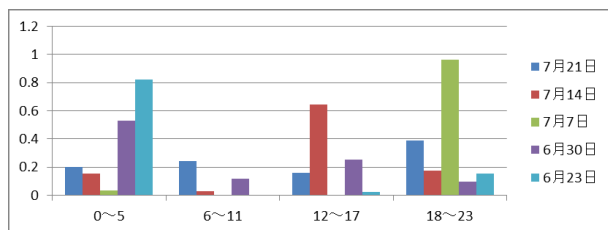
差があるという事が考えられる。そこで本論文では、あるユーザのツイートを話題ごとにクラスタリングし、クラスタ間の類似度を求める。そして類似度がある閾値以上のクラスタを結合し、そのクラスタを構成するツイート数から意外情報を求める。

4.2.1 ツイートのクラスタリング

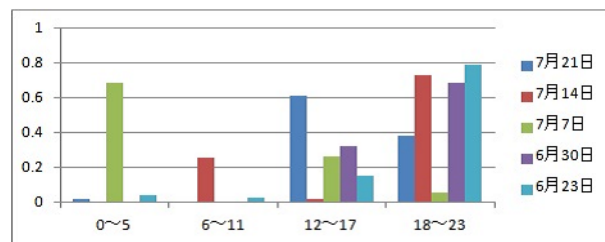
クラスタリングの手法として本論文では、一般的な文書クラスタリングの手法である潜在的ディリクレ配分法 (LDA) を用い、また LDA のパラメータ推定には Gibbs Sampling を用いた [10]。なお、クラスタリング対象の文章には、ツイートを形態素解析し、文中に含まれている名詞を抽出し利用した。形態素解析には日本語形態素解析エンジン MeCab^(注2) を用い、辞書は、IPA 辞書に日本語版 Wikipedia^(注3) のエンリタイトルと、はてなキーワードの単語を固有名詞として加えたものを用いた。ここで、本論文では LDA のクラスタリング時のハイパーパラメータを $\alpha=0.5$, $\beta=0.1$, カテゴリの数を 20 と設定して、実際にあるユーザのツイート 2000 ツイートのクラスタリングを行った。表 2 に、結果として得られたカテゴリごとのキーワードの一覧を、各クラスタ 20 件ずつ示す。

(注2) : <https://code.google.com/p/mecab/>

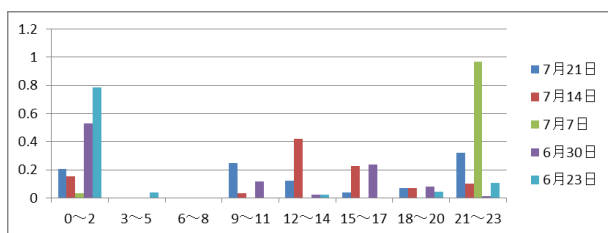
(注3) : <http://ja.wikipedia.org/>



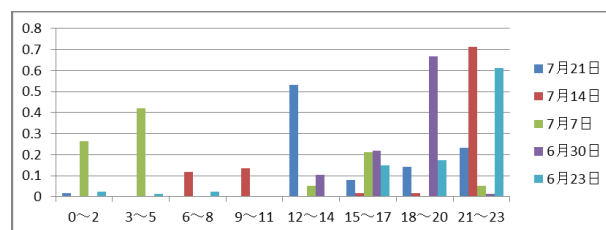
(a) 6 時間ごとのツイート割合



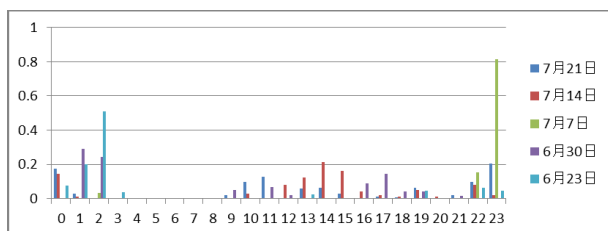
(a) 6 時間ごとのツイート割合



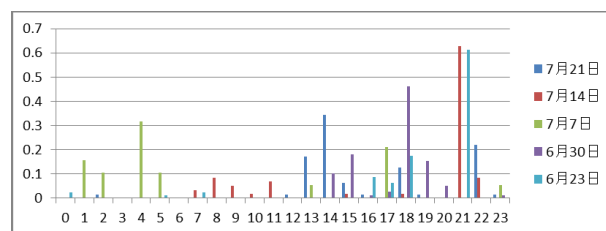
(b) 3 時間ごとのツイート割合



(b) 3 時間ごとのツイート割合



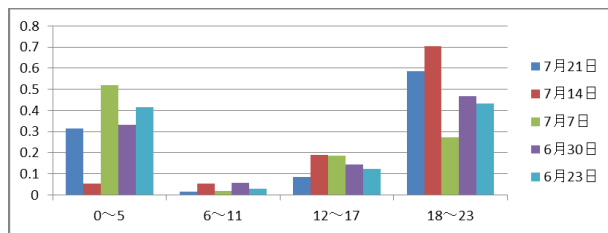
(c) 1 時間ごとのツイート割合



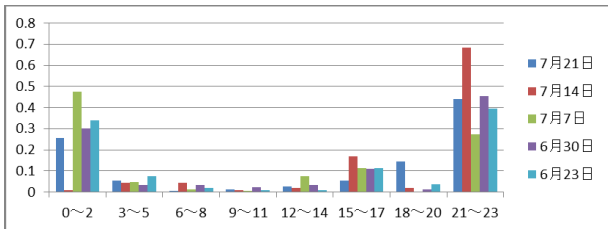
(c) 1 時間ごとのツイート割合

図 3 ユーザ C の区間時間ごとのツイート数の一日に占める割合

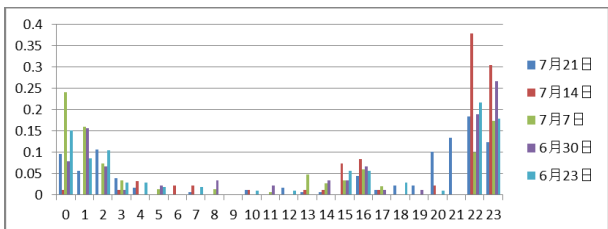
図 4 ユーザ D の区間時間ごとのツイート数の一日に占める割合



(a) 6 時間ごとのツイート割合



(b) 3 時間ごとのツイート割合



(c) 1 時間ごとのツイート割合

図 5 ユーザ E の区間時間ごとのツイート数の一日に占める割合

4.2.2 類似クラスタの結合

表 2 の結果から、含まれるツイートが類似しているクラスタが存在していることが確認された。その為、クラスタ同士の類似度を求め、ある閾値以上のクラスタを結合する。結合されたクラスタに含まれるツイート数が少ない場合、そのクラスタを意外情報のクラスタとみなす。以下に結合の手順を示す。

- (1) 各クラスタのツイートを形態素解析し名詞を抽出。
- (2) 名詞の生起回数から、各クラスタ間の類似度を算出。
- (3) 類似度が閾値以上の 2 つのクラスタを結合。
- (4) 結合後の各クラスタ間の類似度を (1)(2) により再計算。
- (5) (3)(4) を全クラスタ間の類似度が、閾値以下となるまで繰り返す。

表 2 の各クラスタに結合処理を行った結果、このユーザのツイートは、最終的に 5 つのクラスタに分類された。各クラスタに含まれるツイート数と、各クラスタにおける出現頻度の高い名詞、上位 10 件を表 3 に示す。

表 3 から、結合されたクラスタに含まれるツイート数は、クラスタにより大きく異なることが確認された。ここで、このユーザについては、最も多くのツイートを含むクラスタであるクラスタ 1 は、このユーザが普段から日常的に話している話題に関

表 3 各クラスタのツイート数と出現頻度の高い名詞の一覧

カテゴリ 0		ツイート数		118
プレイ	Amazon	タコ	アイマス	周年
ツアー	劇場版	初回限定盤	ベスト	セラー
カテゴリ 1		ツイート数		1397
キャラ	ゲーム	mina	相手	格ゲー
ツイッター	説明	人間	アニメ	日本
カテゴリ 2		ツイート数		180
アイマス	劇場版	アイドル	公開	マスター
特典	発売	ピアノ	映画	ワン
カテゴリ 3		ツイート数		115
ARC	Xrd	SIG	イラスト	追加
配信	リーダー	公開	ロケテスト	開催
カテゴリ 4		ツイート数		66
映画	取材	Adobe	アドビ	THE
IDOLM@STER	MOVIE	公開	興行収入	累計

するツイートのクラスタと考えられ、また含まれるツイート数の少ないクラスタ 4 を、このユーザの日常的な話題とは異なる話題についてのツイートを含む、意外情報のクラスタとする。

4.2.3 評価実験

コンテンツ意外情報の抽出について、提案手法の評価実験を行った。実験データには 3 名のユーザの各 2000 ツイート、計 6000 ツイートを用いた。正解データはそれぞれのユーザについて、コンテンツ意外情報の定義に基づき、人出で決定した。また、実験時の類似判定における閾値は 0.3 とし、LDA の各パラメータは前節で用いたものを実験時にも用いた。実験では提案手法で最終的に得られたクラスタの内、含まれるツイート数が 100 件以下のものを意外情報と判断した。表 4 に意外情報として抽出されたクラスタに含まれるツイート数の合計と、提案手法の適合率・再現率・F 値を示す。

表 4 意外情報クラスタ内のツイート数と、適合率・再現率・F 値

ユーザ	意外情報クラスタ内の			
	ツイート数	適合率	再現率	F 値
A	199	0.18593	0.11315	0.140684
B	167	0.08982	0.060241	0.072115
C	49	0.163265	0.041522	0.066207

4.2.4 考察

実験の結果、適合率と再現率は共に低い値となった。特に再現率についてはいずれのユーザについても極端に低い値を示しており、多くの意外情報が、抽出されたクラスタに含まれていないという結果になった。まず、適合率が低い原因については、何らかのツールを用いて投稿された、類似したツイートによって構成されるクラスタを、意外情報クラスタと誤判断し抽出してしまったことが要因として考えられる。これは抽出手法において、意外情報クラスタの判断基準に、クラスタ中のツイート数を用いたことが原因で発生したと考えられる。また、再現率が低い原因としては、意外な情報が初期のクラスタリングの段階において、上手くクラスタリングされていない事が要因として考えられる。クラスタリングが上手く行かない根本的な原因

としては、ツイートの文章の長さや、同じユーザのツイート中に、特定の単語が繰り返し出現する確率が低いことなどが考えられる。

5. まとめと今後の課題

本論文では、Twitter から意外な情報を抽出するために、ユーザの意外情報の定義と分類を行った。そして、ツイートの持つアトリビュート情報のから抽出するための第一歩として、ツイートの投稿時間から意外情報抽出に必要な、定常時のユーザのツイートパターンについての分析を行った。また、行動や興味の変化に関するコンテンツ意外情報の抽出の為にシステムの作成と評価実験を行った。

今後の課題として、投稿時間に基づくアトリビュート意外情報については、ツイートのパターンの変化の要因となる情報を、具体的にどのように抽出するかのロジックを構築する必要がある。また各時間ごとのツイートの割合の変化みではなく、一定期間でのツイート数の急激な増減などについても分析を行う予定である。加えて他のアトリビュート情報についても研究を進めていく予定である。またコンテンツ意外情報抽出については、システムの精度向上の為に、クラスタリング手法や類似度の算出手法について再検討を行い、システムの精度の向上を行うことが課題として挙げられる。

文 献

- [1] 神嵐敏弘. 推薦システムのアルゴリズム (1). 人工知能学会誌, vol.22, No.6, pp.826-837, 2007.
- [2] 齋藤準樹, 湯川高志. ソーシャルブックマークを基にした Twitter ユーザの興味語抽出・推薦手法の提案と評価. 情報処理学会研究報告, DD, [デジタル・ドキュメント] 2011-DD-80(2), pp.1-8, 2011
- [3] 粟立軍, 廣田雅春, 横山昌平, 石川博. マイクロブログにおけるクラスタリング技術の比較. 第 5 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum2013) 論文集, pp.B1-3, 2013.
- [4] 福島良典, 大澤幸生. ソーシャルメディアを利用したセレンディピティな情報推薦. 2012 年度人工知能学会全国大会 (第 26 回), 3E1-R-6-6, 2012.
- [5] 松田有史, 今井倫太, 大澤博隆, 杉山治. Twitter タイムライン解析による存在感の抽出. 第 73 回全国大会講演論文集, 2011(1), pp.169-171, 2011.
- [6] 眞野裕也, 青山俊弘. ミニブログユーザの記事嗜好を用いたクラスタ発見. 日本高専学会誌, vol.15, No.3, pp.43-46, 2010.
- [7] 村上知子, 森紘一郎, 折原良平. 推薦結果の意外性を評価する指標の提案. 2007 年度人工知能学会全国大会 (第 21 回), 2C5-2, 2007.
- [8] 村上知子, 森紘一郎, 折原良平. 推薦の意外性向上のための手法とその評価. 人工知能学会誌, vol.24, No.5, pp.428-436, 2009.
- [9] 山下拓也, 佐藤晴彦, 小山聡, 栗原正仁. フォロー関係に基づく Twitter ユーザの分類. 第 75 回全国大会講演論文集, 2013(1), pp.107-109, 2013.
- [10] Thomas L. Griffiths, Mark Steyvers. Finding scientific topics. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America 101(Suppl 1), pp.5228-5235, 2004.

表 2 カテゴリごとのキーワード一覧

カテゴリ 0								ツイート数	118
攻め 人	Amazon 女子	東方 パターン	伊織 崩し	人気 爆発	状況 効果	ガード 当時	ブレイ ターン	!!! 間違い	メリーさん 昇竜
カテゴリ 1								ツイート数	134
mina ドラえもん	おれ Taka	最強 子供	報道 当選	イオン 戦争	大学生 映画館	試合 File	BOT Prog	仕様 努力	衝撃 ラブライバー
カテゴリ 2								ツイート数	111
艦これ 画面	発表 瞬間	力丸 サイト	番号 英語	説明 今回	金剛 オッサン	コスプレ 若手	カード 応募	モノ 韓国	アプリ アイコン
カテゴリ 3								ツイート数	121
馬鹿 2013 年	まま 使い	スタッフ 収録	ホント 動き	声優 メイン	東京 敬礼	禁止 批判	ファイル ストラップ	制作 ヒラコー	ネット ローソン
カテゴリ 4								ツイート数	180
アイマス 劇場	劇場版 オール	アイドル フォー	公開 オリジナル	マスター プロデューサー	発売 シンデレラ	特典 放送	コンボ 告知	モバマス 速報	ワン anime
カテゴリ 5								ツイート数	151
キャラ mina	相手 知識	ツイッター 撮影	格ゲー 絵師	プレイ 安定	対戦 コミケ	お兄ちゃん 考え方	クター ウメハラ	キャラの 考え	タイミング 能力
カテゴリ 6								ツイート数	115
カード タイトル	先生 情報	イラスト 一部	THE 配信	IDOLM@STER 本日	特典 コミック	ARC 開催	REX GEAR	ichi Xrd	おろし SIG
カテゴリ 7								ツイート数	95
全て 卒業	マジで 単位	プロ スイッチ	留年 トラック	公式 卒論	データ 玄田哲章	授業 安物	知ってる 大人	存在 ブルー	落とす アドレス
カテゴリ 8								ツイート数	97
世界 Windows	テスト 不具合	システム 漫画	大学 人生観	学費 年間	Google ジョジョ	パソコン トトロ	ろうと BOT	データ 学生	皆さん LAZ
カテゴリ 9								ツイート数	82
店員 相手	電話 追加	曜日 下段	付き 攻撃	電池 デッキ	VCF 無敵	中段 発狂	結局 切り札	演出 千早	プログ 台詞
カテゴリ 10								ツイート数	75
会社 ライブ	ショップ 是非	開発 安定	ブラック 対応	技術 限界	ツール ページ	体験 普通に	工程 下手	大学生 オススメ	格ゲー 年賀状
カテゴリ 11								ツイート数	81
パンツ アップ	KURO チャイナ	程度 ドレス	ブログ 正式	NEB saya	悪循環 ただ	事実 人間	BCP 変更	全国 部屋	ソフト 閲覧
カテゴリ 12								ツイート数	80
映画 クラウド	春香 月曜日	シーン 理解	Twitter コラ画像	予約 一瞬	感覚 ワード	ダウン BOT	人間 動物	ロード 同人誌	受験生 専用
カテゴリ 13								ツイート数	71
土日 ケータイ	定期 好評	ポケモン 研究	悲報 周り	声優 衝撃	教授 貴方	ネット ジョセフ	パスワード Tommy	対策 フレンド	可能 春香
カテゴリ 14								ツイート数	66
人間 手作業	作品 発表	グリマス aki	追加 アーク	作業 お兄ちゃん	上手 余裕	なのは 診断	今回 Twitter	音ゲー 皆さん	Adobe なっちゃ
カテゴリ 15								ツイート数	65
アニメ 広告	遊戯王 ルイージ	情報 映像	画面 茄子	制限 週間	イケメン デザイン	ZEXAL 実況	最新 2014 年	サイト 判明	大量 正解
カテゴリ 16								ツイート数	56
機能 電子書籍	完全 トップ	必要 毎日	経過 申請	増田 hal	原因 あいつ	ニュース ラグナ	コラム AKB	若者 ブレバ	デスク キャラ
カテゴリ 17								ツイート数	55
あずさ フィギュア	値段 負け	ワロタ バランス	大事 コイン	一番くじ 茄子	いま 教授	つもり 車両	友人 千早	接続 格闘ゲーム	やよい 言い訳
カテゴリ 18								ツイート数	66
ゲーム こいし	説明 史実	ワロタ 解決	miki 異常	話題 応答	10 年 飲み込み	特徴 曰く	クラスタ ブログ	知らない 意識	チェック 技術部
カテゴリ 19								ツイート数	57
mina アメリカ	日本 質問	アプリ 過去	海外 使い勝手	レベル ミスト	わけ Twitter	決定 天才	テレビ フォロー	予想 先輩	好き好き もしかしてだけど