「いいね」を行う基準を考慮したセレンディピティが高いTweet推薦手法

植竹　麗† 牛尼　剛聡††

† 九州大学芸術工学部　〒 815–8540 福岡県福岡市南区塩原 4-9-1
†† 九州大学大学院芸術工学研究院　〒 815–8540 福岡県福岡市南区塩原 4-9-1
E-mail: †1ds15179k@s.kyushu-u.ac.jp, ††ushiama@design.kyushu-u.ac.jp

あらまし　近年、Twitter を始めとする SNS の利用が一般化し、SNS を介して大量の情報が手に入るようになった。そうした中で、ユーザは知りたい情報を効率的かつ適切に選択していく必要が生まれた。一方、必要な情報だけでは新たな発見が少ないため、発見性が高いセレンディピティを考慮した情報推薦が注目が集されている。従来、Twitter での推薦手法では、ユーザが投稿した Tweet 等から、ユーザの興味を表すプロファイルを構成し、プロファイルに基づいてコンテンツを推薦するコンテンツベース推薦を行う手法が提案されてきた。この方法では、ユーザが興味のあるトピックに基づいた推薦が可能であるが、推薦されるトピックが限定され、セレンディピティが高い情報を提供できないことが問題である。本研究では、ユーザには、トピックに依存しない情報選択の基準が存在すると考え、その基準を利用することによりセレンディピティが高い推薦を行うことができる可能性があると考えた。我々は、Twitter における「いいね」に着目し、ユーザのパーソナリティから情報選択の基準を推定し、セレンディピティが高い Tweet 推薦を実現する手法を提案する。

キーワード　SNS, Twitter, セレンディピティ, Bigfive, 推薦

1 はじめに

近年、ソーシャルネットワークサービス（SNS）の利用が一般化し、SNS で大量の情報を送受信できるようになった。こうした中で、ユーザは大量の情報の中から、効率的に興味のある情報を取捨選択する必要が生まれた。代表的な SNS の一つに Twitter[1]がある。Twitter では、ユーザは Tweet と呼ばれる 140 文字以内の文章や画像を投稿する。Twitter では、他のユーザをフォローすることにより、特定のユーザが投稿した Tweet が、そのユーザのタイムラインに配信される。さらに、ユーザは自身のタイムラインに配信された Tweet の中から、気に入ったものを「いいね」することができる。また、フォローしたユーザの投稿以外にも、フォローしたユーザがリツイートした投稿や、話題の投稿、プロモーションの投稿などがタイムラインに配信される。これらの機能により、タイムラインには直接フォローしたユーザ以外の Tweet も多く配信され、この中から新たに興味を持った投稿やユーザを発見できる。2018 年 7 月時点で Twitter のユーザは 3.35 億人 [2]であり、Twitter 上には毎日膨大な量の Tweet が投稿されるため、ユーザが知りたい情報や Tweet を選び出すことは困難であるため、Tweet 推薦が重要である。

推薦システムの手法には、大きく分けて協調フィルタリングとコンテンツベース推薦がある [1]。協調フィルタリングは、他者の評価に基づいた推薦手法であり、コンテンツに対し、十分な数の評価が必要であるため、膨大な数のコンテンツが投稿される Twitter での推薦には適さない。一方、コンテンツベース推薦はユーザの行動履歴からプロファイルを構成し、コンテンツとの類似性の高いコンテンツを推薦する手法であるため、他者の評価がない状態でも推薦可能である。以上から、従来、ユーザが投稿した Tweet に含まれる単語などからユーザの興味を表すプロファイルを構成し、プロファイルと類似した Tweet を推薦するコンテンツベース推薦を行う手法が提案されてきた。

しかし、ユーザに配信された過去の Tweet 履歴と類似度の高いアイテムの推薦が、必ずしもユーザの満足度の向上につながるわけではない。ユーザのプロファイルに基づいて推薦されたコンテンツは、ユーザが過去の選択した内容と類似していることから、ユーザがすでに知っている情報や、それに類似した情報である可能性が高く、未知の新たな情報との出会いを生む可能性が低く、ユーザに提供される情報の多様性が生まれにくい。Twitter においては、ユーザが日常的に投稿している内容は、興味を反映していると考えられるが、すでに知っている内容である可能性が高く、推薦による恩恵が少ないため、満足度は向上しないと考えられる。以上のことから、ユーザの満足度を向上させるためには、推薦においてセレンディピティを考慮する必要がある。セレンディピティを向上させる最も単純な方法として、ランダムに情報を推薦することが考えられる。しかし、ランダムな推薦は、興味を持つ可能性も偶然性に任せるため、ユーザにとって価値がない情報が増える可能性が高い。

我々は、セレンディピティが高い推薦を実現するために、「いいね」機能に着目する。「いいね」とは、Twitter の機能の一つであり、Tweet を「いいね」することで、ホーム画面から、「いいね」した Tweet 一覧を見ることができる機能である。このことから、ユーザが「いいね」を行なった Tweet は、ユーザが Twitter を利用して見つけたかった Tweet だと考えられる。

Twitter のユーザの「いいね」の一覧を見てみると、ユーザ

1 : https://twitter.com（参照 2019-1-31）
2 : https://investor.twitterinc.com/（参照 2019-1-31）



図 1 「いいね」に動画像の添付された Tweet が多いユーザの例



図 2 「いいね」に「バズり」Tweet が多いユーザの例



図 3 「いいね」に知り合いの Tweet が多いユーザの例

が興味を持つ特定の話題以外にもユーザによって「いいね」を行う傾向が異なることがわかる。例えば、「いいね」の一覧の中に動画像が添付された Tweet が多いユーザ (図 1) や、「バズり」と呼ばれる多くの人にリツイートされた話題が多いユーザ (図 2)、知り合いの Tweet が多いユーザ (図 3) などである。このように「いいね」の一覧に特徴が現れるのは、ユーザによって投稿に対する評価の基準が異なるからだと考える。

本研究では、ユーザが Tweet に対して「いいね」を行う基準に着目し、「いいね」を行う基準を明確化する。そして、ユーザが「いいね」を行う基準は、ユーザのパーソナリティの一つであると考え、ユーザが「いいね」を行う基準を、パーソナリティとの相関を用いて予測する。この時、パーソナリティの特性を 5 次元に収束させたモデルである BigFive を利用する。ここで、「いいね」を行う基準を「いいね」した Tweet を自然言語処理により推定することが考えられる。しかし、本研究で「いいね」を行う基準をユーザの「いいね」を行った Tweet から予測しない理由は、「いいね」行った Tweet からでは「いいね」を行った理由を判断できないため、「いいね」を行う基準も予測できないからである。予測した「いいね」する基準をを利用することにより、Twitter 上で多様性があり満足度の高くセレンディピティが高い推薦を行い、ユーザの満足度を向上させることを目標とする。

2 関 連 研 究

本研究の関連研究として、2 種類の研究を取り上げる。1 つ目は、セレンディピティを考慮した情報推薦についてである。もう 1 つは、SNS での性格分析についての研究である。これは、本研究では、ユーザのパーソナリティはユーザが「いいね」を行う基準と相関があるという仮定から、性格特性を利用して、ユーザが「いいね」を行う基準を予測するためである。

2.1 セレンディピティを考慮した情報推薦について

セレンディピティとは「思わぬものを偶然に発見する才能」である。[3]奥 [2] は、推薦精度以外の指標としてセレンディピティを考慮した情報システムに関する研究事例を取り上げ、先行研究におけるセレンディピティの指標を整理し、研究者にって様々な見解があるとしている。Ge[3] らは、セレンディピティを、情報システムによってもたらされた情報がユーザに未だに発見・予期されておらず、興味を起こさせ、妥当かつ有用であることと定義しており、Herlocker[4] らは、セレンディピティを、情報システムによってもたらされた情報が、継続的にユーザの興味を広げるきっかけになったかという観点を取り入れている。これらの研究を踏まえ、本研究では、セレンディピティを情報の多様性と満足度の高さと定義する。

2.2 SNS での性格分析について

奥村ら [5] は、感情判断システムに基づいたブログ記事からの感情抽出と BigFive の各要素を結びつけ、感情とブログから読者が受ける印象評価とを比較し、感情から性格を推定する場合に有用と考えられる組み合わせを抽出している。奥村らの研究では、ブログの文章における感情を表す語と BigFive を比較しているが、本研究ではユーザが「いいね」を行う基準の予測に用い、推薦には Bigfive の値の類似度を用いている。また、奥村らの研究では SNS の文章から性格を推定しているが、本研究は、BigFive からユーザが「いいね」を行う基準を予測し、この予測を推薦に利用する。

3 アプローチ

Twitter をはじめとする SNS では、膨大な量の情報を閲覧することができるため、その中からユーザに適した情報を見つけることが困難であるため、情報推薦が重要な役割を果たす。従来の代表的な Tweet 推薦手法の基本的なアプローチは、ユーザが過去に「いいね」した内容に基づいた協調フィルタリングである。それに対して、本研究では、ユーザが「いいね」を行う基準の類似性に基づいた協調フィルタリングを用いて Tweet

3 : https://ejje.weblio.jp/content/serendipity（参照 2019-1-31）

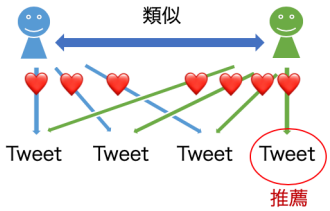


図 4　従来のアプローチ

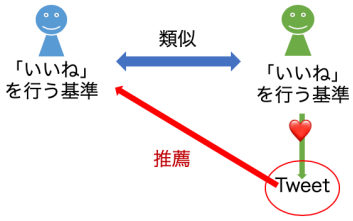


図 5　本研究のアプローチ

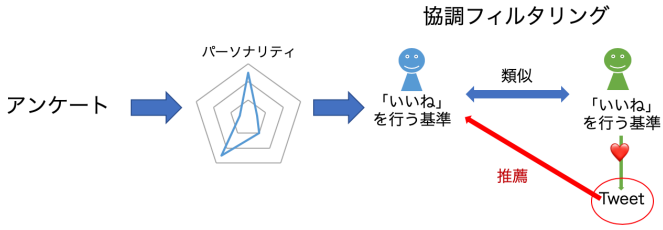


図 6　本研究の概要

を推薦することで、セレンディピティの高い推薦を行うことを目標とする。

従来のアプローチと本研究のアプローチを、図 4、図 5 に示す。協調フィルタリングは、他者の評価に基づいた推薦手法であり、一般の協調フィルタリングではユーザのアイテムに対する評価の履歴に基づいてユーザの類似性を判定するが、本研究では、ユーザが「いいね」を行う基準に基づいてユーザの類似性を判定する。本研究でユーザが「いいね」を行う基準に基づいてユーザの類似性を判定する理由は、内容は類似せず、「いいね」する基準が類似する Tweet は、ユーザプロファイルから推定される話題とは異なるが、「いいね」したくなるような、ユーザにとって価値のある Tweet である可能性が高いからである。このような Tweet を本研究で目指すセレンディピティの高い推薦とする。

上記を実現するために、「いいね」を行う基準を明確化し、ユーザの性格特性は「いいね」を行う基準と相関があるという考えに基づいて、パーソナリティを利用して「いいね」を行う基準の予測を行い、最後に「いいね」を行う基準に基づいてユーザの類似性を判定し類似度の高いユーザの「いいね」を行った Tweet の推薦を行う。本研究の概要を図 6 に表す。

表 1　クラスタ数 5

クラスタラベル	クラスタリングされた文章群
1	友人, 知り合い, 友達, 知人,
2	共感できる, 興味がある, 納得できる
3	おもしろい, 印象に残った, 自分の意見と同じ, 役に立つ, 応援したい, 為になる, 画像が可愛い
4	知らなかった, 知らない
5	好きなアーティストの写真, 楽しい, 気に入った, 友達の嬉しい話, 好み

4　「いいね」を行う基準の明確化

SNS 上で見た Tweet に対して、「いいね」を行う基準を客観的に表すために、予備実験として被験者にアンケートを行い、Twitter での「いいね」を行う基準を自由記述で回答してもらった。被験者は、クラウドソーシングサイトである Lancers[4]で回答を行ってくれた 100 名である。

まず、この回答で得た文章を、形態素解析エンジン MeCab[5]で形態素に分割した。その内で、名詞、動詞、形容詞に対象を限定する。その後、ニューラルネットワークを用いた単語の分散表現を獲得する手法である Word2Vec[6]でベクトル化し、K-means 法で指定したクラスタ数に分割した。Word2Vec には、Wikipedia の日本語記事 [7]で学習したモデルを用いた。クラスタ数は、5、10、15、20 で行った。クラスタ数 5 の結果の例を、表 1 に示す。この中から、それぞれ意味の通らないものや重複を取り除いた。

実験結果に基づいて、「いいね」を行う基準として以下の 14 種類を設定した。

- 基準 1:知らなかった内容かどうか
- 基準 2:面白く、笑える内容かどうか
- 基準 3:共感できる内容かどうか
- 基準 4:印象に残る内容かどうか
- 基準 5:気に入った画像か含まれているか
- 基準 6:為になる内容かどうか
- 基準 7:友人・知人の tweet かどうか
- 基準 8:興味を惹かれる内容かどうか
- 基準 9:好きなアーティスト有名人、好きな作品に関することかどうか
- 基準 10:内容がいいと思えるかどうか
- 基準 11:もう一度読み返したい内容かどうか
- 基準 12:応援したいと思える内容かどうか
- 基準 13:納得のいく意見が書かれているかどうか

4 : https://www.lancers.jp（参照 2019-1-31）
5 : http://taku910.github.io/mecab/（参照 2019-1-31）
6 : https://code.google.com/p/word2vec/（参照 2019-1-31）
7 : https://dumps.wikimedia.org/jawiki/latest/（参照 2019-1-31）

- 基準 14:感動する内容かどうか

5 パーソナリティに基づいた「いいね」を行う基準の予測

Twitter の「いいね」の一覧を見てみると、特定の話題以外にもユーザ毎に「いいね」を行う傾向が異なることがわかる。これは、ユーザによって投稿に対する評価の基準が異なるからだと考える。本研究では、ユーザによる投稿に対する評価はパーソナリティに依存すると考える。パーソナリティを用いて確定した 14 種類の「いいね」を行う基準のそれぞれをどの程度重要と考えるかを予測するモデルを作成する。

5.1 パーソナリティの指標について

BigFive は、被験者のパーソナリティを以下の 5 因子で 1 から 14 の値で数値化するものであり、近年のパーソナリティ心理学において数多くの知見を積み重ねたモデルである。[6,7]

- 外向性 (E)
- 協調性 (A)
- 勤勉性 (C)
- 神経症傾向 (N)
- 開放性 (O)

以降、それぞれの因子を (E,A,C,N,O) と表記する。本研究では Gosling, Rentfrow, Swann (2003) によって構成された Ten Item Personality Inventory (TIPI) を、小塩 [8] らが日本語版にしたものを用いる。これは、10 項目のアンケートに「全く違うと思う」から「強くそう思う」の 7 段階で回答してもらうことによって被験者の BigFive の 5 つの因子を推定するものでる。

5.2 実験内容

「いいね」を行う基準の予測に、BigFive が有用であること、また、「いいね」を行う基準の予測モデルを確立するために、以下のアンケートを行った。

（1） BigFive を算出するアンケート

（2） 「いいね」を行う基準のアンケート

BigFive のアンケートは、個々の被験者に、前述の 10 項目に回答してもらうものである。これにより、被験者の BigFive を予測する。「いいね」を行う基準のアンケートは、定めた 14 項目について、それぞれの被験者が「いいね」を行う際に、「全く基準にならない」から「強く基準になる」の 7 段階で回答してもらうものである。クラウドソーシングサイトである Lancers 上でアンケートに回答を依頼し、100 名の回答を収集した。そのうち、1 日に 1 度以上 Twitter を利用する 86 名を集計対象とした。

回答者の BigFive の因子の平均、分散を図 7、図 8 に示す。「いいね」を行う基準のアンケートの回答の平均、分散を図 9、図 10 に示す。

5.3 実験結果

「いいね」を行う基準のアンケートの回答を目的変数、BigFive の 5 因子を説明変数として重回帰分析を行い、予測モデルを構築した。予測モデルはそれぞれ以下のようになった。

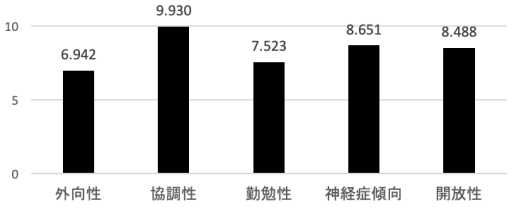


図 7 BigFive の各因子の平均

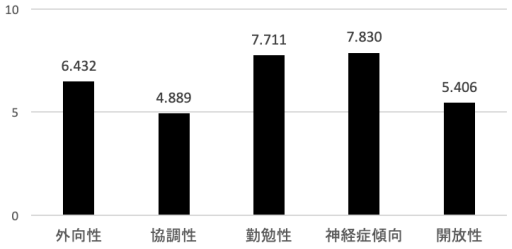


図 8 BigFive の各因子の分散

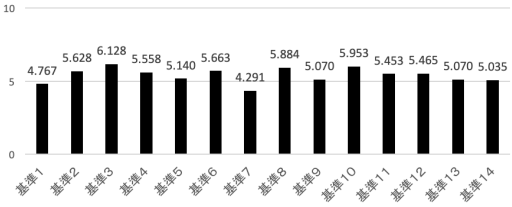


図 9 回答の平均

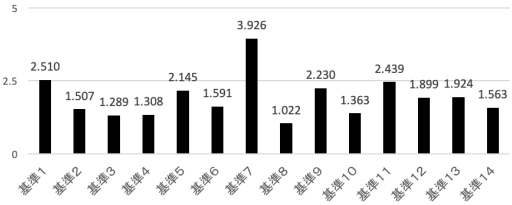


図 10 回答の分散

- 「基準 1」$= -0.116 * E + 5.570$
- 「基準 2」$= 0.076 * E + 0.171 * A + 0.115 * N + 2.406$
- 「基準 3」$= 0.072 * E + 0.175 * A + 0.119 * N + 2.864$
- 「基準 4」$= 0.083 * A - 0.082 * C + 5.347$
- 「基準 5」$= 0.148 * N + 3.863$
- 「基準 6」$= -0.086 * E + 0.144 * O + 5.036$
- 「基準 7」 予測モデルが作成できなかった。
- 「基準 8」$= -0.071 * E + 6.374$
- 「基準 9」$= 0.139 * N + 3.873$
- 「基準 10」$= 0.080 * E + 0.115 * A + 0.085 * N + 3.520$
- 「基準 11」$= 0.108 * N + 4.523$
- 「基準 12」$= 0.159 * A + 0.102 * N + 3.001$
- 「基準 13」 予測モデルが作成できなかった。

表 2　BigFive5 因子の P 値

基準	E	A	C	N	O
基準 1	0.088				
基準 2	0.148	0.007		0.024	
基準 3	0.133	0.002		0.011	
基準 4		0.161	0.085		
基準 5				0.009	
基準 6	0.130				0.021
基準 7					
基準 8	0.103				
基準 9				0.016	
基準 10	0.116	0.059		0.082	
基準 11				0.075	
基準 12		0.026		0.070	
基準 13					
基準 14	0.123				

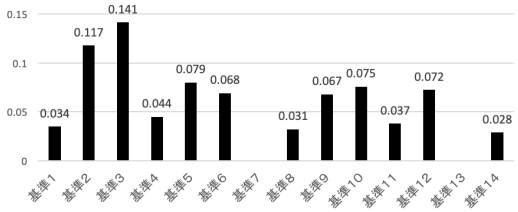


図 11　予測モデルの決定係数

表 3　相関係数 R

$0.7 \leqq \lvert R \rvert \leqq 1.0$	高い相関がある
$0.5 \leqq \lvert R \rvert \leqq 0.7$	かなり高い相関がある
$0.4 \leqq \lvert R \rvert \leqq 0.5$	中程度の相関がある
$0.3 \leqq \lvert R \rvert \leqq 0.4$	ある程度の相関がある
$0.2 \leqq \lvert R \rvert \leqq 0.3$	弱い相関がある
$0.0 \leqq \lvert R \rvert \leqq 0.2$	ほとんど相関がない

- 「基準 14」$= 0.083 * E + 4.461$

また、それぞれの予測モデルの変数となった BigFive5 因子の P 値は表 2 のようになった。これらの予測モデルの決定係数は図 11 のようになった。この予測モデルは、例えば基準 2 では、「面白く、笑える内容かどうか」を「いいね」を行う際に、基準にする度合いは、ユーザの外向性、協調性、神経症傾向から 0.1184 の説明力で予測できるということである。、一般に相関係数 R について、表 3 のように判断される。[9] 決定係数は、相関係数 R の 2 乗の値であることを踏まえて比較すると、予測モデルは弱い相関から、ある程度の相関があると言える。このため、BigFive の因子を用いて「いいね」を行う基準をある程度予測できるといえる。しかし、この予測モデルを用いて、ユーザが一つ一つの基準をどの程度重要と考えるかを予測し、推薦に用いるには相関が低く、期待できないと考えられる。

また、予測モデルの変数となった BigFive5 因子の P 値から、BigFive の 5 因子全てが「いいね」を行う基準を予測する際に有意であることがわかる。このことから、予測モデルは用いずに、BigFive の値自体を利用して協調フィルタリングを行うことを考える。

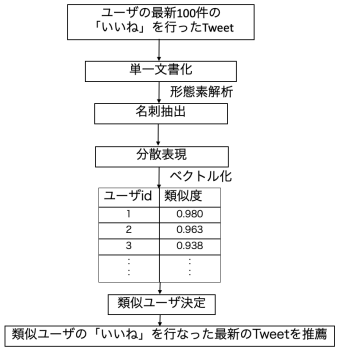


図 12　従来手法の概要

6 「いいね」を行う基準を考慮した Tweet 推薦

BigFive の 5 因子全てが「いいね」を行う基準を予測する際に有意であるため、ユーザの「いいね」を行う基準の類似性に基づいた協調フィルタリングを行うことを考える。これによって選出された最も類似度の高いユーザの「いいね」を行う Tweet を推薦する。

具体的には、「いいね」を行う基準の類似性は、ユーザごとの BigFive の値から、コサイン相関値を求め、最も類似したユーザを選出する。

以上から、最も類似度の高いユーザを決定し、決定したユーザが「いいね」を行った Tweet の推薦を行う。

7 評 価 実 験

ユーザの「いいね」を行う基準を考慮することで、セレンディピティが高い Tweet 推薦が行えるかを検証するために、ユーザの「いいね」を行う基準を考慮した協調フィルタリングを行い、従来手法である、ユーザの Twitter 履歴の内容の類似度に基づいた協調フィルタリングをベースラインとして、有効性の検討を行う。従来手法、提案手法は以下のような推薦手法である。

- 従来手法:過去の「いいね」を行った Tweet の類似度が高いユーザが「いいね」を行った Tweet を推薦
- 提案手法:パーソナリティの類似度が高いユーザが「いいね」を行った Tweet を推薦

過去の Twitter 履歴の類似度は、以下のように計算する。まず、ユーザごとの最新 100 件の「いいね」を行なった Tweet を一つの文章とし、形態素解析エンジン Mecab を用いてで形態素に分割した。本研究では、その内で、名詞に対象を限定する。その後、ニューラルネットワークを用いた単語の分散表現を獲得する手法である Word2Vec でベクトル化し、コサイン相関値を算出した。Word2Vec には、Wikipedia の日本語記事をコーパスとして学習したモデルを用いた。従来手法、本提案手法の概要を図 12、図 13 に表す。

被験者は大学生 20 名である。まず被験者に、BigFive のアンケートを実施してもらい、twitter のアカウント名を教えてもらった。この回答から各ユーザの BigFive 5 因子の数値と、最新 100 件の「いいね」を行った Tweet を得た。Tweet の取

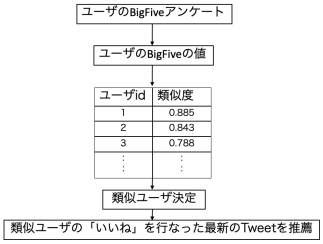


図 13　提案手法の概要

得には TwitterAPI を利用した。

以上から、それぞれの推薦手法で最も類似度の高いユーザを決定し、決定したユーザの「いいね」を行った決定したユーザが「いいね」を行った最新 5 件 (以降最新 5 件と表記する）と、最新 100 件の中で最も（「いいね」された数＋「リツイート」された数）が多い Tweet5 件 (以降上位 5 件と表記する）の推薦を行った。この推薦されたそれぞれの Tweet について、セレンディピティを比較するために、多様性と満足度について評価を行なった。

多様性については、推薦された Tweet と、ユーザの Tweet 履歴との相違を評価した。具体的には、ユーザのの最新 100 件の「いいね」を行なった Tweet を一つの文章とし、これと推薦された 1 件 1 件の Tweet を、形態素解析エンジン Mecab を用いてで形態素に分割した。本研究では、その内で、名詞に対象を限定する。その後、ニューラルネットワークを用いた単語の分散表現を獲得する手法である Word2Vec でベクトル化し、式 (1) を用いて計算した。Word2Vec には、Wikipedia の日本語記事で学習したモデルを用いた。

$$\text{多様性} = 1 - (\text{推薦} Tweet \text{と} Twitter \text{履歴のコサイン類似度}) \quad (1)$$

満足度についてはユーザに対するアンケートで評価を行なった。アンケート内容は、推薦された 1 件 1 件の Tweet に対して「この Tweet は、満足度が低いか高いか。」5 段階で回答するというものである。

7.1　実 験 結 果

7.1.1　推薦手法の関係について

まず、「いいね」を行う基準の類似の指標である、パーソナリティの類似度とコンテンツの内容の類似の指標である「いいね」を行なった Tweet の類似度に相関があるかを調べた。全ての被験者の組み合わせにおけるパーソナリティの類似度と「いいね」を行った Tweet の類似度の散布図は図 14 の様になった。また、相関は 0.021 であった。以上のことから、それぞれの類似度に相関はなく、それぞれの推薦手法にも相関はないということがわかる。このことから、提案手法は従来手法とは独立したものであり、提案手法と従来手法を比較することに意味があると言える。

全ての回答の平均を図 15 に示す。図 15 に基づいて、提案手法の有効性について考察する。はじめに多様性について考察し、次に満足度について考察を行う。

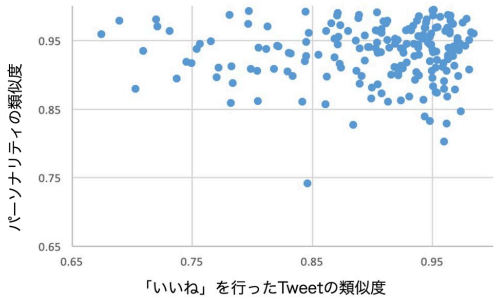


図 14　BigFive の類似度と「いいね」を行った Tweet の類似度の散布

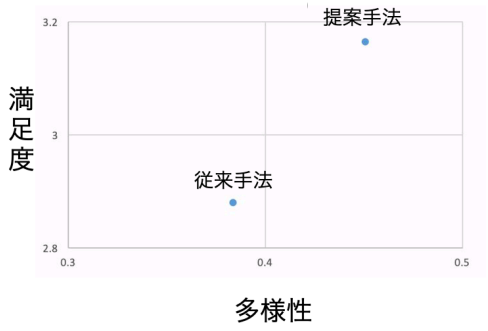


図 15　ユーザのセレンディピティに関する評価の平均

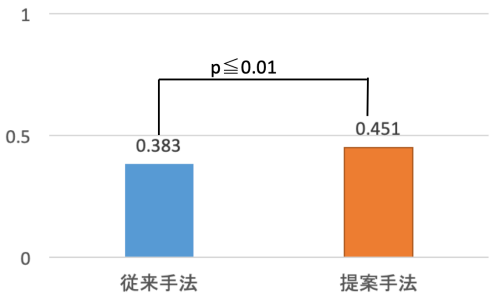


図 16　多様性の平均

表 4　多様性に対する t 検定の結果

t 検定	従来手法と提案手法
ピアソン相関	0.1259
t	-3.5945
P(T≦t) 両側	0.0004
t 境界値 両側	1.9720

7.1.2　多様性について

多様性について、考察を行う。多様性の平均と t 検定を用いて比較を行った結果を図 16、表 4 に示す。

これらの比較から、提案手法は従来手法に比べ、多様性が向上し、その差は 0.01 水準で有意であることがわかる。つまり、この評価実験によって「いいね」を行う基準の類似性を取り入れることで多様性が高くなることを示せた。

7.1.3　満足度について

満足度について、考察を行う。満足度の平均と t 検定を用いて比較を行った結果を図 17、表 5 に示す。

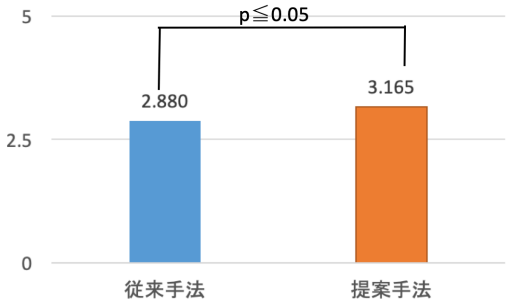


図 17　満足度の平均

表 5　満足度に対する t 検定の結果

t 検定	従来手法と提案手法
ピアソン相関	0.2040
t	-2.3044
P(T¡=t) 両側	0.0222
t 境界値 両側	1.9720

これらの比較から、提案手法は従来手法に比べ、満足度が向上し、その差は 0.05 水準で有意であることがわかる。つまり、この評価実験によって「いいね」を行う基準の類似性を取り入れることで満足度が高くなることを示せた。

8 ま と め

本研究は、Twitter において、「いいね」を行う基準を考慮することで、Twitter で普段目にする話題とは異なるが、「いいね」をしたくなるような、ユーザにとって価値のある、セレンディピティの高い推薦の実現を目指した。ユーザが Twitter において「いいね」を行う基準を明確化し、これを予測するためにはパーソナリティを 5 次元に収束させた BigFive が利用できることがわかった。

「いいね」を行う基準の類似性に基づいた協調フィルタリングを用いて Tweet 推薦を行なったが、「いいね」を行う基準の類似性を用いることで多様性と満足度を向上させることができた。つまり、ユーザプロファイルから推定される話題とは異なるが、「いいね」したくなるような、ユーザにとって価値のある、セレンディピティの高い推薦を実現することができた。

本研究は、パーソナリティをアンケートを取ることで入手し、推薦に取り入れたが、最終的には、先行研究のように SNS の文章からパーソナリティを算出し、ユーザの負担も減らしていきたい。

文　献

[1] 神嶌敏弘, “推薦システムのアルゴリズム (1),” 人工知能学会誌, vol22 no.6,2007
[2] 奥健太, “セレンディピティ指向情報推薦の研究動向,” 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol. 25, No. 1, pp. 2–10, 2013
[3] Mouzhi Ge, Carla Delgado-Battenfeld,Dietmar Jannach, “Beyond Accuracy: Evaluating Recommender Systems by Coverage and Serendipity,” 0-Pro- ceedings of the fourth ACM conference on Recom- mender systems, pp.257-260. ACM, 2010
[4] JONATHAN L. HERLOCKER,JOSEPH A. KONSTAN, LOREN G. TERVEEN, JOHN T. RIEDL, “Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems,” ACM Transactions on Information Systems(TOIS), Vol.22, No.1, pp.5-53, 2004
[5] 奥村紀之, 金丸裕亮, 奥村学, “感情判断と Big Five を用いたブログ著者の性格推定に関する調査,” The 29th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 4J1-5，2015
[6] Goldberg, Lewis R. An alternative” description of personality”: the big-five factor structure. Journal of personality and social psychology 59.6: 1216, 1990.
[7] McCrae, R. R. and John, O.P. ”An introduction to the five - factor model and its applications.” Journal of Personality, 60(2), 175-215, 1992.
[8] 小塩真司, 阿部晋吾, カトローニビノ, “日本語版 Ten ItemPersonalityInventory(TIPI-J) 作成の試み,” 日本パーソナリティ心理学会, 2012 第 21 巻 第 l 号 40-52, 2012
[9] 北川由紀彦, 山北輝裕, “社会調査の基礎 (放送大学教材),” 放送大学教育振興会, 2015
[10] 安部高城, 佐藤哲司, “ソーシャルメディアにおけるセレンディピティを考慮したユーザ推薦手法の提案,” DEIM Forum 2015, B2-6, 2015
[11] 田中聡, 松本和幸, 吉田稔, 北研二, “情報推薦のための Twitter ユーザの性格分析手法,” The 30th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 3B4-NFC-05b-3, 2016
[12] 那須川哲哉, 上條浩一, “日本語における筆者の性格推定の取組み,” 言語処理学会 第 23 回年次大会 発表論文集, 2017
[13] 奥健太, 服部文夫, “セレンディピティ指向情報推薦のためのフュージョンベースアプローチのユーザ評価,” DEIM Forum 2012, A1-3, 2017
[14] 村石将嗣, 北山大輔, “ツイートの感情推定に基づく対になる感情を誘発する行動の推薦手法,” DEIM Forum 2016 P2-2, 2016
[15] 打矢隆弘, 吉久宗一, 内匠逸, “セレンディピティを考慮した情報推薦システムの提案,” 第 10 回情報科学技術フォーラム, RD-002, 2011
[16] 久米雄介, 打矢隆弘, 内匠逸, “興味領域を考慮した Twitter ユーザ推薦手法の提案と評価,” 情報処理学会研究報告, Vol.2015-ICS-179 No.1, 2015
[17] 山本湧輝介, 熊本忠彦, 灘本明代, “話題と感情に基づくフォロイー推薦と評価,” DEIM Forum 2016 B4-1, 2016
[18] 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,” The 26th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence 3E1-R-6-6, 2012