

ユーダイモニアを考慮した POI 推薦手法の提案

西牟田紘平[†] 有次 正義[†]

[†] 熊本大学大学院自然科学研究科 〒860-8555 熊本県熊本市中央区黒髪 2 丁目 39 番 1 号

E-mail: [†]nishimuta@st.cs.kumamoto-u.ac.jp, ^{††}aritsugi@cs.kumamoto-u.ac.jp

あらまし 本稿では、ユーザを満足させる推薦をするために、ユーダイモニアを組み込んだ新たな POI 推薦手法を提案する。ユーダイモニアとは自身の理想を高めたり、新しい技術を習得したり学ぶといった、主に自己実現に関する幸せを表すものである。本稿の目的は既存の推薦システムにユーダイモニアという概念を考慮し、新たな推薦システムを作成することである。提案する推薦システムの基盤として空間トピックモデルを採用し、それに教師付き学習を取り入れたモデルを提案する。空間トピックモデルは用いる文書に対してトピックを割り振り、求める対数尤度関数の値が最大になるように学習を繰り返し、最終的に POI を出力するというモデルである。教師付き学習に用いる教師データはユーダイモニアに関する新たな特徴量を基にしたものである。その特徴量はユーダイモニアと関係があると感じる文書と LBSN に投稿されているレビューとの類似度としている。レビューに割り当てられた類似度を教師データとして、割り当てられたトピックと同時に推定することでユーダイモニアと被推薦ユーザの嗜好を考慮した推薦システムになっている。レビューサイト Yelp のデータセットを用いた評価実験において、ユーダイモニアを考慮した POI 推薦の可能性を示す。

キーワード POI 推薦, トピックモデル, ユーダイモニア

1 はじめに

近年, foursquare [11] や Yelp [12] といった位置情報を利用したソーシャルネットワーク (Location-Based-Social-Network; LBSN) や tripadvisor や Booking などの旅行者をターゲットとした e-commerce の普及などにより, ユーザの興味がある場所・施設 (Point-Of-Interest; POI) の推薦が広く普及している。POI 推薦の主な目的はシステムを利用するユーザにとって未訪問, かつ興味を抱くような場所を出力することである。POI 推薦に関する研究の例としてはユーザの行動履歴からユーザ同士の嗜好の類似度と実世界上での POI 同士の距離を考慮した推薦 [10] などが挙げられる。

これらの既存の推薦システムの多くはユーザがいままでに訪問した場所を正確に推薦することを良しとしている。しかし, ユーザにとって実際に訪れた場所を出力するだけではユーザのニーズを本当に満たしている推薦をできていないと指摘されている [1]。既存の POI 推薦システムの多くはユーザに推薦する POI を提示する際, いくつか候補をまとめて提示する。この候補の中には実際に訪れてなくともユーザにとって役に立つ場所が存在する可能性は考えられる。逆に, 実際に訪れているとしてもその場所に対して満足しているとは限らない。

本稿では「ユーザのニーズを満たす」ということを, 「ユーザ自身が幸福を追求することが出来るような場所を出力すること」と考えた。これは人々がどこかへ旅行するにあたりいかなる動機を持っているとしても, 背景には幸福の追求があるためである [7]。人間の幸せは大きく「ヘドニア」と「ユーダイモニア」という 2 種類に分けられる。本稿では, 自身の理想を高めたり, 新しい技術を習得したり学ぶといった幸せを表

すユーダイモニアに着目した。Meckler と Hornbaek [8] によると, 「POI 推薦も含めた Human-Computer-Interaction (HCI) や User-Experience (UX) の分野でユーダイモニアに関して注目され始めたのは近年であり, このユーダイモニアに関する研究はほとんどない。しかし, 人々は自身の活動においてユーダイモニアを意識して活動している」とある。このことからユーダイモニアを考慮した推薦システムは幸福の追求という面でユーザのニーズを満たす可能性がある。

そこで, 我々はこのユーダイモニアを POI 推薦に組み込むことに関して研究する。本稿の目的は既存の推薦システムにユーダイモニアという概念を考慮し, 新たな POI 推薦システムを作成することである。本稿では提案する推薦システムの基盤として Hu と Ester [5] の提案する空間トピックモデルを使用した推薦システムを用いた。空間トピックモデルにより, データセット中の全ての文書についてトピックが割り振られる。そのトピックと各文書に割り当てられるユーダイモニアに関する特徴量を同時に推定する推薦システムを作成した。予備実験で新たな特徴量を用いることでレビューの記述者 (レビューワ) がユーダイモニアを感じているようなレビューを抽出することができているかを検証する。次にその特徴量を空間トピックモデルに組み込んだモデルを作成し, その精度性能評価とユーダイモニアを感じているようなレビューを推薦できているかという観点からの評価から有効性を示す。

本稿の主な貢献は以下の 3 つである

- HCI や UX の分野でユーダイモニアに関して注目され始めたのが近年でありその概念を特徴量とした点
- POI 推薦にユーダイモニアの特徴量を組み込んだモデルの提案
- ユーダイモニアを考慮した POI 推薦の可能性を示した点

本稿は以下のように構成する．第 2 章では本研究と関係のある既存研究について述べる．第 3 章では問題定義を行う．第 4 章ではユーダイモニアに関する新たな特徴量と提案モデルの説明をする．第 5 章では実験，第 6 章で本稿のまとめについて述べる．

2 関連研究

2.1 POI 推薦

LBSN や旅行者向けの e-commerce の発展につれて人々がレストラン，公園，ショッピングモールなどの多種多様な施設・場所 (Point-Of-Interest) に訪問した履歴 (チェックイン) データが蓄積され，膨大な量となってきた．蓄積されたチェックインデータ量が増えるにつれ，これらのデータを用いてユーザに適した POI を出力する POI 推薦の研究が広く行われるようになり，トピックモデル [5] 等の技術を用いて様々な研究がなされてきた．

トピックモデルは，教師なし学習の代表格で，様々なデータに潜在的なトピックが存在すると仮定したうえで，それを推定するモデルである．最も代表的なモデルとして，LDA [2] がある．LDA は 1 つの単語が 1 つのトピックを持つ，すなわち一つの文書が複数のトピックを持つことを仮定としたトピックモデルである．様々な分野の研究に取り入れられ，POI 推薦でもトピックモデルを用いた研究が行われている．近年，場所に関連する文書から地理的領域，および潜在的トピックを推定する地理的トピックモデリングの分野において多くの研究が存在する [4], [5]．

Hong ら [4] は地理的トピックモデルを提案した．各ユーザは全ての領域の中の一部の領域に属していると仮定し，また各ユーザは異なるトピックに関心をよせる傾向があると仮定をする．Hong らは，大規模なデータセットで実験を行い，そのモデルが既存のモデルよりも優れた性能を達成している．

Hu と Ester [5] は地理的トピックモデル [4] を発展させ，ユーザの関心，地理的な動き，場所の働きの相関関係を把握するための最初の空間トピックモデルを提案している．地理的トピックモデルと異なる点として，POI が領域だけでなくトピックとも関連していると仮定をしている．本稿ではこのモデルを拡張したモデルを提案する．

2.2 教師付き LDA

Blei と McAuliffe [3] は教師付き LDA (sLDA) を提案した．教師付き学習の考えを導入し，sLDA では教師なし学習である LDA に，各文書に関連付けられた連続値を追加し，連続値が付加されていない文書を最もよく予測する潜在トピックを見つけるために文書とその推定値を同時にモデル化する．連続値には，映画のレビューに与えられる評価や，興味のある記事をマークしたユーザの数などがある．教師無しの LDA よりも教師付きの LDA のほうが予測能力がはるかに高いことが示されている．本稿では，この教師付き LDA の考え方を用いてモデルを構築する．

2.3 Doc2Vec

Doc2Vec は Mikolov ら [9] が提案した任意の文書をベクトル化し，分散表現を得る技術である．分散表現は，次元数をあらかじめ設定しておいて，その次元数の中で文を表現するというものである．分散表現ではそれぞれの文の意味が近いほど距離が近くなるように実数ベクトルが割り当てられている．Doc2Vec には分散表現を獲得する方法として，Distributed Memory Model of Paragraph Vector (PV-DM) と Distributed Bag of Words version of Paragraph Vector (PV-DBOW) の 2 つが存在する．本稿では PV-DM を用い，以後 Doc2Vec とは PV-DM で分散表現を獲得することを指す．PV-DM では文脈中の単語から対象の単語が現れる条件付き確率を最大化するように学習を行っていく．3 層のニューラルネットワークになっており，入力層で対象単語の前後の単語の one-hot ベクトルと文書の ID を入力，入力ベクトルと重み W を掛け合わせて文脈ベクトルを出力する．中間層で，入力層のベクトルに重み W を掛け合わせ，対象の文書ごとのベクトルを結合し，それらを確率に変換する．出力層では中間層で得た確率と正解値の誤差を小さくするように重みを更新し，出力層で求めたベクトルを入力層へ入力する．この過程を中間層で得た確率と正解値の誤差が限りなく小さくなるまで繰り返すことで分散表現を獲得する．

2.4 ヘドニアとユーダイモニア

人間の幸せは快楽的な喜びを表すヘドニア (快楽主義) と自己実現等の幸せを表すユーダイモニア (幸福主義) の 2 種類に分けられる [8]．このヘドニアとユーダイモニアはポジティブ心理学 (positive psychology) で主に取り扱われており，Human-Computer-Interaction (HCI) の分野でも近年取り扱われている [8]．ヘドニアは快楽的な幸せを感じる経験を供給するためのものである．ヘドニアの観点から見た人間の幸福とは快楽・楽しみ・快適さの追求を通して到達するものであり，ヘドニアの目標は身体的な快楽や心地よさから感情認知の快楽や心地よさに及ぶ．

ユーダイモニアについて Huta と Waterman [6] はユーダイモニアの古典的な理解によると，この用語は主観的な状態を意図していたのではなく，人生で追求する価値のあるものを指していた．人生で追求する価値があるものとは美德，自己の発展に反映する活動などである．しかし，現代的な心理学の観点からは，それを追求する主観的経験そのものが価値のあるものであり，快楽的な喜びとは区別されるとしている．したがって，ユーダイモニアの現代的な理解には，価値あるものの追求だけでなく，それによって得られた成果も含まれるとした．

Meckler と Hornbaek [8] によると，これらヘドニアとユーダイモニアについてポジティブ心理学の分野では長く研究されていたが，HCI・User Experience (UX) の分野では近年になって取り扱われるようになり，人々は自身の活動においてヘドニアとユーダイモニア両者を同じくらい意識しているため，ユーダイモニアを考慮することは HCI や UX の分野において重要であるとしている．POI 推薦の分野においてもユーダイモニアが重要であることをふまえて，本稿ではユーダイモニアを考慮し

た POI 推薦について取り組む。

3 問題定義

Twitter や Yelp などの SNS では、様々なユーザが投稿をする。これらの投稿には、場所やテキスト等の情報が付与されている。この投稿をレビューとして、本稿では用いる。

単一のレビューはユーザ集合 U 内のユーザ u が POI の集合 I 内の POI i について感想等のテキストデータを残したものである。 U 内のユーザ u の投稿したレビューの数を D_u と表現する。文書 d は、 $d = \{u, i\}$ で定義され、 u, i はユーザのインデックスおよび座標をそれぞれ表す。文書集合 D は全てのユーザからの文書の集合である。 l_i は場所 i の座標を表す。文書集合 D に潜在トピックと潜在的領域が存在すると仮定する。したがって、各文書 d はトピック z_d 、領域 r_d のように 1 つが割り当てられる。トピック数を Z 、領域数を R と定義する。

$\mathbf{i}$ は場所の観測変数を表し、 $\mathbf{z}$ と $\mathbf{r}$ はそれぞれトピックと領域の潜在変数とする。本モデルでは実世界上の POI の座標に着目し、平均座標 μ かつ共分散 Σ で表される 2 次元ガウス分布がチェックインする POI を決定すると仮定している。すなわち、領域の中心に近ければ近いほどより高確率でその POI にチェックインするということである。加えて、本モデルでは地理的に極めて近い場所に異なるカテゴリの POI があるという点も踏まえてユーザが任意の POI にチェックインする重要な理由はユーザの興味に起因すると仮定している。

Hu と Ester [5] の提案する空間トピックモデルと異なる点として、本稿では単語の情報を用いない。計算量を考慮した結果、用いるレビュー数を 1,654 件としており、またレビュー 1 つの単語数を 100 個以下としている。1,654 件のレビューからストップワードを削除した後の用いられている単語数は 31,300 個、ユニークな単語数は 5,312 個となる。このデータセットでモデルの学習を行うと、出現数の少ない単語しか用いられていない POI の予測評価値は極端に小さな値となってしまう。そのためノイズ除去のために出現数の少ない（例えば 100 個以下）単語を取り除くべきである。しかし、本研究で用いるデータセットはもともとユニークな単語数が少ないため、出現数の少ない単語を取り除いてしまうと、取り除いた単語でのみ構成されたレビューが多くなってしまい、学習を行うことができなかった。したがって、本研究では単語情報を用いていない。

4 提案モデル

4.1 ユーダイモニア文書とレビュー間の類似度の算出

まず、本稿で用いるユーダイモニア文書についての定義をする。2.4 節で述べているユーダイモニアを感じるような文書をユーダイモニア文書として定義する。ユーダイモニア文書は、ユーダイモニアそのものを説明している文書や、関連がありそうな文書とする。本研究において用いた文書として、ユーダイモニアに関する英語版 Wikipedia 記事 [13]、キリスト教に関する英語版 Wikipedia 記事 [14]、禅に関する Wikipedia 記事 [15]

がある。これらの本文のみを抽出し、用いた。

次に、ユーダイモニア文書とレビューとの類似度について定義する。類似度は Doc2Vec を用いて文書ごとに分散表現を獲得し、その後コサイン類似度を用いて算出する。2.3 節で述べているように、Doc2Vec を用いることによって、レビューとユーダイモニア文書などのすべての文書をベクトル化することができる。ユーダイモニア文書とレビューとの類似度を算出し、その値が大きいレビューほどレビューがユーダイモニアを感じるようなレビューに近いと考える。この類似度を x と定義する。

4.2 類似度情報の回帰

本稿では、空間トピックモデルに類似度情報を組み込んだモデルを実現するために、回帰モデルを導入する。ユーザ u の d 番目の類似度情報 $x_{u,d}$ は以下の仮定で生成する。

$$x_{u,d} \sim N((\mu')^T(z_{u,d}), \Sigma') \quad (1)$$

ここで μ' 、 Σ' は $x_{u,d}$ に関するパラメータである。 $(z_{u,d})'$ は Z 次元のバイナリベクトルであり、ユーザ u の d 番目の文書に割り当てられているトピックのインデックスに 1 が代入される。 μ' はこの回帰問題における回帰係数となる。また、類似度情報 $x_{u,d}$ は正規分布であると仮定をしているので、連続値を仮定している。2.2 節で述べたように、トピックと類似度情報を同時に学習する。本稿では、ユーザ毎のトピックの分布を計算しており、ユーザの嗜好をとらえている。したがって、ユーザの嗜好をとらえつつ、ユーダイモニアを考慮した推薦モデルになっている。これらを踏まえて、モデル作成に使用するデータ、トピックモデルに用いるパラメータ、またグラフィカルモデルを表 1、表 2、図 1 に示す。

表 1 モデル作成に使用する各データ

記号	定義
$i_{u,d}$	u 番目のユーザが投稿した d 番目のレビューに割り当てられた POI のインデックス
l_i	i 番目の POI の座標 (緯度経度)
$z_{u,d}$	u 番目のユーザが投稿した d 番目のレビューに割り当てられたトピック
$r_{u,d}$	u 番目のユーザが投稿した d 番目のレビューに割り当てられた領域
$x_{u,d}$	u 番目のユーザが投稿した d 番目のレビューがもつ類似度
Z	トピック数
R	領域数
U	ユーザ数
I	POI 数
D_u	u 番目のユーザのコメント数

表 2 トピックモデル内の各パラメータ

記号	定義
θ^0	トピックの背景分布
θ^{user}	ユーザ毎のトピック分布
η^0	領域の背景分布
η^{user}	ユーザ毎の領域の分布
ψ^0	POI の背景分布
ψ^{topic}	トピック毎の POI の分布
μ^r	領域 r における平均地の座標 (緯度経度)
Σ^r	領域 r における POI の共分散
$(\mu')^z$	トピック z をもつ文書の類似度のパラメータ
$(\Sigma')^z$	トピック z をもつ文書の共分散

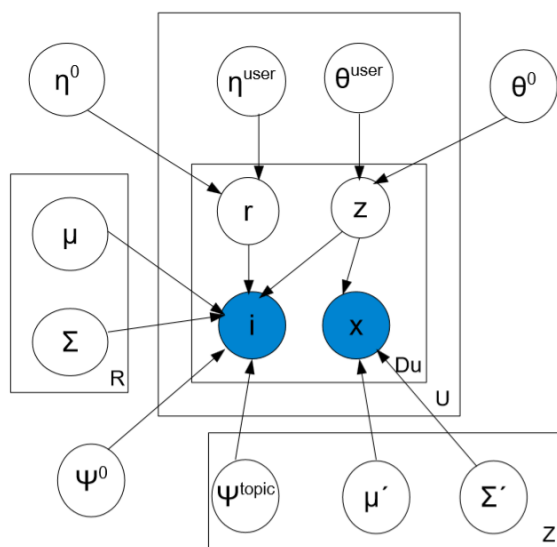


図 1 グラフィカルモデル図

5 実 験

本章では，以下のように予備実験と，二種類の実験による評価を行う．

[予備実験] ユーダイモニア文書とレビューとの類似度を用いて、レビューがユーダイモニアだと感じているようなレビューを出力することができているか

[実験 1] 提案手法の accuracy に関する性能評価

【実験 2】 提案手法がレビューがユーダイモニアだと感じているようなレビューを含む POI を出力できているかの評価

5.1 予備実験：ユーダイモニア文書とレビューとの類似度を用いて、レビューがユーダイモニアだと感じているようなレビューを出力できているか

5.1.1 実験内容

4.1 節で算出した、ユーダイモニア文書とレビューとの類似度情報を用いることでどの程度レビューがユーダイモニアだと感じているようなレビューを出力することができるのかについて評価を行う。

表3 ユーダイモニアかどうかの判断要素

eudaimonia core ++++	growth self-realization self-actualization development of potentials full functioning maturity
eudaimonia core +++	meaning purpose long-term perspective caring about and contributing to the broader context
eudaimonia core ++	authenticity identify personal expressiveness autonomy constitutive goals integrity
eudaimonia core+	excellence virtue using the best in oneself reaching a high standard signature strengths

5.1.2 データセット

データセットは Yelp [12] を用いる。Yelp データセットでは、緯度、経度が関連付けられたレビューをもつ。前処理として、ストップワードの削除、英語のレビューのみを適用するようにほかの言語のレビューは削除している。またレビューの条件として、レビュー 1 つの単語数が 100 個以下のものを用いている。この条件下でのレビュー数 1,563,247 件のレビューに対して、予備実験を行う。

5.1.3 実験準備

本実験において、用いるユーザイモニア文書として、4.1 節で述べた 3 つの文書を用いる。本節における類似度とは、これら 3 つのユーザイモニア文書と、データセットとして用いる 1,563,247 件のレビューに対してのものである。

5.1.4 評価方法

予備実験の評価方法として、主観評価を用いる。提案手法で出力したレビューがユーダイモニアを感じているレビューが実際にレビュー記述者がユーダイモニアを感じているような内容になっているかどうかを主観的に判断し、評価を行う。レビューがユーダイモニアかどうかの判断要素を表3に示す。これは心理学研究者のユーダイモニアを考えるうえでのコア要素、コアに近い要素を Huta と Waterman [6] がまとめたものを再編集したものである。13人の研究者がコア要素としたもののうち、より多くの研究者がコア要素としたものから順に示した。一番多くの研究者がコア要素としたものが eudaimonia core++++である。この表3を参考に、レビューの評価を行う。以下のレビューがユーダイモニアだと感じているレビューに対する評価の例を示す。

- The team at InHouse Techies is great. They handled a number of IT projects for our company and we are proud

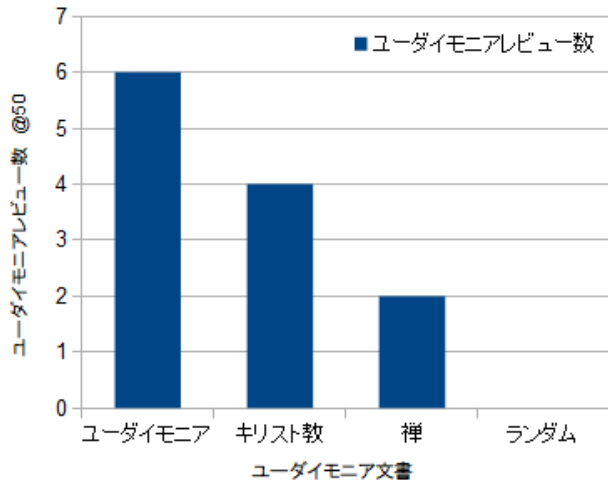


図2 レビューがユーダイモニアを感じているレビューの出力結果：提案手法 vs ランダム

to be partnered with them.

このレビューで特に着目すべき点として、「we are proud to be partnered with them.」という文がある。この文からレビューが誇りをもって仕事に臨んでいることがわかり、表3の「growth」, 「self-actualization」に該当すると考えられるため、レビューがユーダイモニアだと感じているレビューだと評価する。

5.1.5 実験結果

5.1.2節で示したデータセットを用いて、全レビューから類似度が大きい順に50個出力した結果を図2に示す。比較としてランダムにレビューを50個出力したものをを用いる。

図2より、ランダムにレビューを出力することに比べて、ユーダイモニア文書とレビューの類似度を用いたレビューがユーダイモニアを感じているレビューのほうが結果が向上していることがわかる。このことから、ユーダイモニア文書の類似度を利用することでレビューがユーダイモニアを感じているレビューを多く出力する可能性があることがわかった。

5.2 実験1：提案手法の accuracy に関する性能評価

本節では、提案手法の精度についての性能評価を行う。

5.2.1 実験内容

提案手法が被推薦ユーザが実際に訪れた POI をどれほど出力できているかを実験を通して検証する。

5.2.2 データセット

5.1.2節で述べたデータセットを用いる。表4に使用するデータセットの詳細を示す。

表4 データセット	
ユーザ数	49
POI 数	359
チェックイン/コメント数	1654
一人あたりの平均チェックイン数	33.8

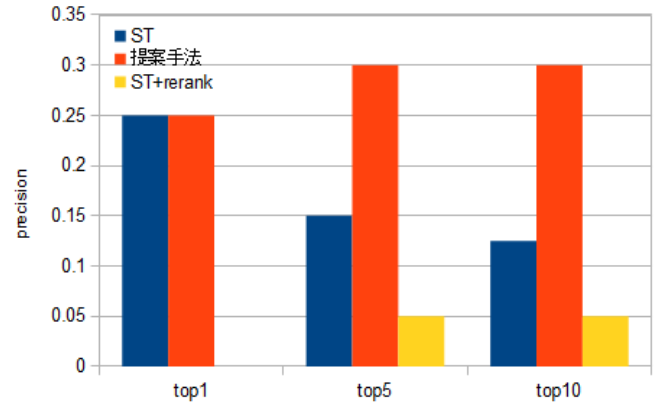


図3 精度評価

5.2.3 実験準備

本実験ではユーダイモニア文書は5.1節におけるユーダイモニアに関する英語版 Wikipedia 記事 [13] の本文のみを抽出した文書を用いる。本節における類似度とは、この文書とレビューとの類似度のことを表す。

本実験では各ユーザのチェックインの内、30%をテストデータとしてランダムに抜き取り70%をトレーニングデータとして扱った。被推薦ユーザはデータセットからランダムに4人抽出した。

評価指標として Top-k precision を用いる。Top-k precision とは予測評価値の上位 k 件の POI を出力したのち、それがどれだけテストデータに含まれるかに着目をする評価方法である。例えば、k=1 の場合、出力した予測評価値の最上位のものが実際に被推薦ユーザが訪れた POI ならば1となり、そうでない場合は0となる。POI 推薦では、「システムの出力のうち、実際に被推薦ユーザが訪れた POI をどれだけ見つけられるか」ということである。被推薦ユーザを A としたときの Top-k precision の式を以下に示す。

$$Top-k\ precision(A) = \frac{\text{num. of test POIs}}{\text{num. of POIs recommended for A}}$$

この Top-k precision を被推薦ユーザの数だけ評価し、その平均をとって最終的なシステムの評価とする。比較手法として以下のものを用いる。

- ST. 空間トピックモデル。本稿で既存手法として用いている手法。3章で述べているように、単語情報を用いていない。
- ST+rerank. 空間トピックモデルで出力した予測評価値の上位30件をA文書と各レビューの類似度をPOIごとに平均した類似度でリランキングを行ったモデル。トピックモデルの計算としては完結した後に、類似度を用いてリランキングを行っている。

5.2.4 実験結果

Top-k precision において、k=1, 5, 10とおき Topk 推薦リストでの評価を行った。その結果を図3に示す。この結果より、提案手法が既存手法の ST よりも Top-k precision 評価で高い精度の推薦ができていることがわかる。Top5, 10においては2.5倍以上の精度になっている。それに対して、類似度情報を用いた単純リランキング手法では精度が落ちている。

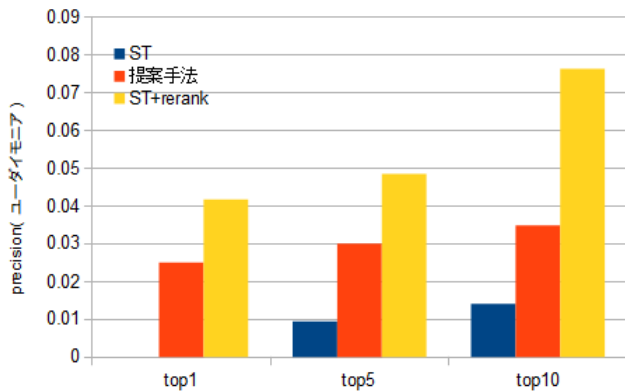


図 4 ユーダイモニア性能評価

5.3 実験 2：提案手法がレビューがユーダイモニアだと感じているようなレビューを含む POI を出力できているかの評価

5.3.1 実験内容

5.2 節での、提案手法、その他の手法を用いた Top-k 推薦リストがどれほどレビューがユーダイモニアだと感じているようなレビューを含む POI を出力できているかについて、表 3 を用いて主観的に評価する。データセットは 5.2 節と同じものを用いている。また、5.2 節で出力した Top-k 推薦リストにおける POI のレビュー 375 件を評価対象としている。

5.3.2 実験結果

提案手法、その他の手法を用いて、レビューを評価した結果を図 4 に示す。

図 4 より、提案手法が ST よりもレビューがユーダイモニアだと感じるようなレビューを出力できていることがわかる。ST+rerank 手法ではどの出力結果でも最高の結果を出している。このことから類似度情報を用いることでレビューがユーダイモニアだと感じているようなレビューを含む POI の出力ができていると考えられる。

次に、ユーダイモニアだと感じたレビューの例を以下に示す。

- Choo Choo Trains and kids just go together! This is perhaps the best value for younger-aged children ever! It is an amazing park with trains for the kids to ride and real trains to look at. Plus toy trains, swing sets, rides, and a sort of museum. NO COST to enter the park... and the rides / food are very reasonably priced. I bring my girls (9,6) here a few times a year. In the summer they have live concerts in the evenings for free too.

このレビューの特に着目すべき点として、「This is perhaps the best value for younger-aged children ever!」という文がある。この文から、このレビューはこの場所に行くことで、こどもへのいい影響が見込めることを投稿していることがわかる。表 3 の「purpose」, 「caring about」の部分に該当している。Ryan ら [16] によると、他者を気遣うことはユーダイモニアを助長すると主張している。そのことから、他者を気遣うような投稿をしているレビューがユーダイモニアを感じていると考えられる。

6 終わりに

本稿では、LBSN におけるレビューから得た特徴量からユーダイモニアを考慮した POI 推薦システムを提案するという問題に取り組んだ。本問題のようにユーダイモニアを考慮した POI 推薦研究は我々の知る限りでは過去に存在していない。幸せの種類の一つであるユーダイモニアを特徴量として与え、教師あり学習をトピックモデルに組み込んだ。実データを用いた評価実験では、精度面で既存手法と比べて、高い精度を発揮し、ユーダイモニアを感じるような POI を出力できるかという面でも一定の成果をだすことを確認した。

文 献

- [1] Panagiotis Adamopoulos and Alexander Tuzhilin. On unexpectedness in recommender systems: Or how to better expect the unexpected. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, Vol. 5, No. 4, pp. 54:1–54:32, December 2014.
- [2] David M. Blei, Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. Latent dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, pp. 993–1022, 2003.
- [3] David M. Blei and Jon D. McAuliffe. Supervised topic models. In *Proceedings of NIPS 2007*.
- [4] Liangjie Hong, Amr Ahmed, Siva Gurumurthy, Alex Smola and Kostas Tsioutsoulis. Discovering geographical topics in the twitter stream. In *WWW 2012*, April 16–20, 2012.
- [5] Bo Hu and Martin Ester. Spatial topic modeling in online social media for location recommendation. In *Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '13*, pp. 25–32, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [6] Veronika Huta and Alan S. Waterman. Eudaimonia and Its Distinction from Hedonia: Developing a Classification and Terminology for Understanding Conceptual and Operational Definitions. *Journal of Happiness Studies*, 2014.
- [7] Liu Kai. Happiness and Tourism. *International Journal of Business and Social Science*, Vol. 4, No. 15, 2013.
- [8] Elisa D. Mekler and Kasper Hornbæk. Momentary pleasure or lasting meaning?: Distinguishing eudaimonic and hedonic user experiences. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '16*, pp. 4509–4520, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [9] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. Corrado and J. Dean. Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality. In *Proceedings of NIPS 2013*.
- [10] Mao Ye, Peifeng Yin, Wang-Chien Lee, and Dik-Lun Lee. Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation. In *Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR '11*, pp. 325–334, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [11] foursquare. <https://ja.foursquare.com/>.
- [12] Yelp. <https://www.yelp.com/>.
- [13] <https://en.wikipedia.org/wiki/Eudaimonia>
- [14] <https://en.wikipedia.org/wiki/Christianity>
- [15] <https://en.wikipedia.org/wiki/Zen>
- [16] Richard M. Ryan, Veronika Huta and Edward L. Deci. Living well: a self-determination theory perspective on eudaimonia. *Journal of Happiness Studies*, 9, 139–170.