

# 散策型観光地における 観光スポットリコメンド手法の検討

花輪 圭祐<sup>1</sup>・寺部 慎太郎<sup>2</sup>・柳沼 秀樹<sup>3</sup>・田中 皓介<sup>4</sup>海野 遥香<sup>5</sup>

<sup>1</sup>非会員 東京理科大学大学院 理工学研究科土木工学専攻 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)  
E-mail: 7616100@ed.tus.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東京理科大学教授 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)  
E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 東京理科大学准教授 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)  
E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 京都大学大学院助教 工学研究科 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂)  
E-mail: tanaka.kousuke.6k@kyoto-u.ac.jp

<sup>5</sup>正会員 東京理科大学助教 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641)  
E-mail: unoharuka@rs.tus.ac.jp

観光客のニーズは近年多様化しており、様々なニーズに応えることのできる観光情報提供の手法を検討する必要性が生じている。そのような背景から、筆者は散策型観光地における観光スポットのリコメンドーションに対して、調査票による調査に比べて収集が簡単な Wi-Fi パケットセンサーによるデータを活用できるかどうかを検討してきた。本研究では、リコメンドーションアルゴリズムにニューラルネットワークを活用して、より潜在的な観光周遊のニーズを汲み出すものである。現時点では、EC サイトでのリコメンドーションにおいては、ニューラルネットワークを活用し、消費者のニーズを取り込もうとする研究は存在するが、観光周遊データを直接用いて、ニューラルネットワークを介して観光地や観光コースを決めるリコメンドーションについては議論が進んでいない。本研究では、実際にニューラルネットワークを観光地のリコメンドーションに活用すると、どれほどの性能が担保できるかを調べた。

**Key Words:** *tourism, Wi-Fi packet sensor, recommendation, collaborative filtering, neural network*

## 1. はじめに

### (1) 観光ニーズの多様化

観光客のニーズは、近年、多様化していると考えられる。これはここ十数年の急速なスマートフォンなどのモバイル端末の普及により、インターネットから場所や時間を問わず観光情報を取得できるようになったためである。従って、様々なニーズに応える新たな観光情報提供手法を検討する必要があると考えられる。

さらに、近年のインバウンド観光客による観光地の経済活性化の機会に合わせて、さまざまな観光情報戦略が提案されており、国を主導としたビッグデータの活用なども始まっている。

第 2 章でも説明するが、既往研究を遡ると WEB アンケート調査や SNS 等のロケーションデータを用いて、個々の観光客の興味を解析し、観光客に合わせた情報提供を行う手法が多く研究されている。一方で、Wi-Fi パケットセンサーのような実際の周遊行動に即してい

て、ランダムかつサンプル数の多いビッグデータを、リコメンドーションのような観光情報の提供に応用する研究は未だにない。

### (2) Wi-Fi パケットセンサーとリコメンドーション

周遊行動の把握手法として、Wi-Fi パケットセンサーは低コストかつ手軽に人流を計測できることから、活用が期待されており、すでにこのデータを活用した行動モデルや観光周遊調査などの研究が存在する。Wi-Fi パケットセンサーのメリットとして、GPS データやその他のプローブデータはスマートフォンなどの端末保持者に対して情報提供の許可を得る必要がある。対して Wi-Fi パケットセンサーによるデータは観光地や施設、事業者が提供している Wi-Fi ネットワークを活用したり、調査者が独自にセンサーを設置したりすることで、手軽に周遊行動を把握できるメリットがある。ただし、ことわりとして、個人の端末が特定できないように処理、さらにハッシュ処理を介して不可逆的に変

換したうえで使用するのが前提である。

また、行動経路の収集手法について、GPS 等の従来の人流観測手法は、測位精度が低く屋内での測位が不可能なことから、隣接した施設を巡ったなどの狭い範囲の行動履歴を把握するためには、あまり適していない。これに対して、Wi-Fi パケットセンサーによるデータは詳細な観測範囲が設定できることから、隣接した施設の訪問を区別できるなど、狭い範囲の行動履歴を把握することに適している。また、Wi-Fi 搭載機器の所持率は高齢者を含めて、増加を続けている。高齢者のスマートフォン所持率はH26年に30%程度であったが、H30年には55%程度まで増えている。高齢者のみならず、全年齢においても、H26年に65%であったスマートフォン所持率も80%程度まで上昇した<sup>2)</sup>。また、スマートフォンだけでなくタブレット保有率も上昇し、取得データの信頼性は、向上しつつある。

リコメンデーションについては、動画配信サービスやショッピングサイト、SNSなどに始まり、ユーザーのニーズに即した提案を可能にしてきた。観光地に適用すれば、観光地の負担軽減や観光客のニーズに即した情報提供につながるものがメリットとなると考えた。

このようなWi-Fi パケットセンサーとリコメンデーションのそれぞれメリットを踏まえて、筆者らは先行研究<sup>3)</sup>でWi-Fi パケットセンサーによるデータを用いて協調フィルタリングを活用したリコメンデーションをした場合にどのくらいの精度となるかを研究した。本研究はそれに続き、さらなる性能向上を目指すために、新たにニューラルネットワーク(以後、NNと表記する)を導入し、先行研究との比較を行った。

## 2. 既往研究

第2章では、リコメンデーションにビッグデータを活用した研究と、リコメンデーションにNNを活用した研究について紹介する。

### (1) ビッグデータを学習源としたリコメンデーション

まず、ビッグデータを分析することで観光地を推薦する研究をいくつか挙げたい。中嶋ら<sup>4)</sup>はTwitterやFoursquare, InstagramなどのSNSのツイートから複数人の観光周遊行動を取得し、その数学的距離を用いて観光客の好みを推測した。ツイート中に含まれる、位置情報やキーワードから、食事、景観、行動の3パターンに関連する観光に関するツイートを収集し、そのツイートをもとに観光ルートの抽出を行った。人気の観光地においてはツイート数が多く、推薦されやすくなるという側面も確認された。

樽井<sup>5)</sup>は協調フィルタリングとコンテンツ分析を利用して、全国規模での観光地の推薦を行う手法のプロトタイプを作成した。複数の観光地に対して、観光地の特徴ダミー(自然、保養、レジャー、文化、歴史遺産、グルメ)を設定し、これと観光地を行列とした観光地特徴ベクトルを設定した。さらにアンケートから得られた観光客の行動記録利用者履歴ベクトルと設定して、これと先ほどの観光地特徴ベクトルを掛け合わせて正規化を実施し、利用者特徴ベクトルを導いた。この行列に相関係数を用いて、利用者同士の数学的距離を導いて観光地を推薦した。

### (2) リコメンデーションへのNNの応用

続いて、リコメンデーションにNNを応用する手法についての既往研究を幾つか挙げたい。Heら<sup>6)</sup>は、従来のリコメンデーションに用いられてきた協調フィルタリングにNNを用いることによって、暗黙のフィードバックを得ようとした。この研究では、別のパーソナライズ手法のk近傍法や、アイテムの人気度をサイト閲覧数で判断しランク付けする非パーソナライズ手法のItemPop法と比較し、NNを用いるリコメンデーションについて検証を行い、性能の差を比較している。論文中には、上位にリコメンデされるアイテムの精度はどのくらいを示すグラフがあり、NNを用いるリコメンデーションの精度が従来の手法を上回ることを示している。

また、国内の論文として、長田ら<sup>7)</sup>は購買時に消費者の意思決定を考慮したリコメンデーションを実施するために、再帰型NN(RNN)を用いたリコメンデーションアルゴリズムを構築し、その性能を評価している。なお評価では、商品カテゴリ、商品ブランドに対してうまくリコメンデできていのかどうかに着目している。比較対象としてロジスティック回帰、NNも同様の学習データを利用して、RNNの性能評価を実施している。結果として、ロジスティック回帰およびNNは特定の商品カテゴリばかりの正答が多いが、RNNはそれに比べばらつきがでることが分かった。正解率に関しては、RNNの方が商品カテゴリにおいては3%良く、ブランドに関しては7%ほど低くなっている。学習効率に関しては、ロジスティック回帰やNNよりもRNNのほうが少ない学習回数で安定した精度が得られると結論づけている。単純RNNを利用していることから、さらなる性能向上にはネットワークの層数やユニット数を増やすことによってネットワークの表現力を上げる必要があると述べている。

これらの研究との区別として、本研究においては、「Wi-Fi パケットセンサーのデータを活用した場合」に

において NN によるリコメンドでどれほどの性能を担保できるか検証していく。

### 3. リコメンドアルゴリズムの構築<sup>8)</sup>

第 3 章では、リコメンドの結果を数学的に算出するために必要な手法の、協調フィルタリングと NN のそれぞれについて、リコメンドを行うにあたっての活用方法を解説する。

#### (1) 協調フィルタリング

先行研究<sup>9)</sup>では、リコメンドを行うにあたって、教師なし学習のコサイン距離を用いた協調フィルタリングのアルゴリズムを用いた。協調フィルタリングの過程について述べるが、これ以降、情報提供を行いたい観光客 1 人を「ターゲット」として扱い説明する。

協調フィルタリングでは、図-1 のように、4 段階のステップを経て、データの集合からターゲットに対して、それぞれの観光スポットがどれほどおすすめできるかを、数学的に算出することができる。

まず第 1 段階は、各観光スポットの評価値を成分とするベクトルを、すべての観光客に対して作成する。

第 2 段階は、ターゲットのベクトルと他のベクトルとの類似度を算出する。(1)の式を利用して、ターゲットのベクトルと、それ以外のすべてのベクトルとのコサイン距離(スカラー値)を算出し、ターゲットにするベクトルに、コサイン距離の近いベクトルを上位から順に一定数を選び出す。

第 3 段階以降では、ターゲットの観光スポットに n 層目

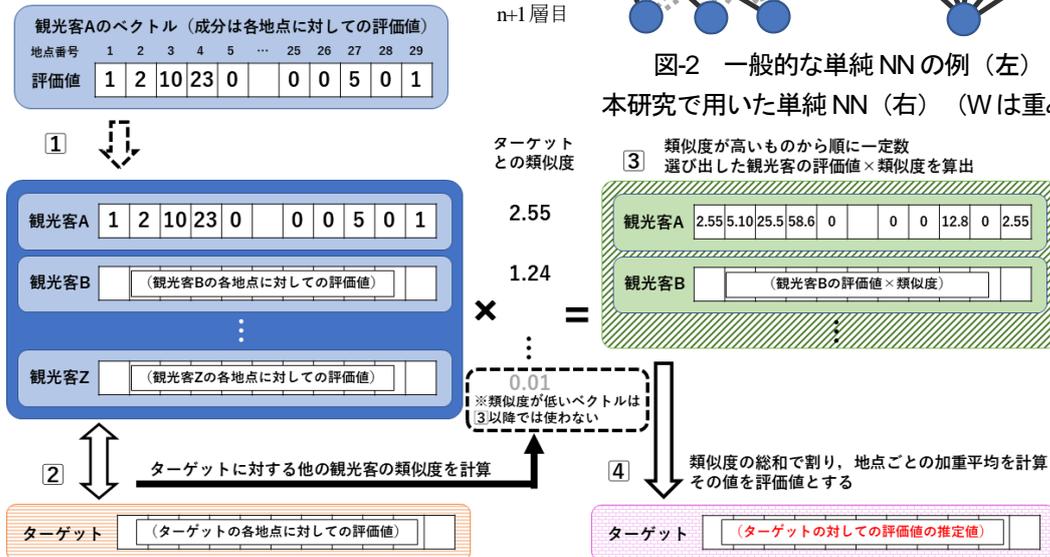


図-1 協調フィルタリングの概要

対する評価値の推定を行う。「ターゲットとのコサイン距離」と「第 2 段階で選び出した各ベクトルの成分(評価値)」を掛け合わせ、「類似度×評価値」を算出する。

最後に、類似度の総和で、「類似度×評価値」を割ることで加重平均を計算し、その値を地点ごとの「平均類似度得点(以降、得点)」とする。ここで算出される得点は、ターゲットが各地点に出す評価値の推定値と同義である。得点が大きい順に、ターゲットへのリコメンド順位として表示する。

なお、先行研究<sup>9)</sup>ではベクトル成分の評価値の代わりに、観光客の嗜好の評価値として、観光スポットごとの各 MAC アドレスのプロープ要求の観測回数を利用するものとする。これはスマートフォンが一定間隔でプロープ要求を発出するという性質を利用し、観光スポットに長く滞在すればするほど、多く観測されるため観測回数を活用している。観測回数を用いる理由として、長い滞在があるほど、観測回数が多くなると仮定し、「その観光施設が好みである」としたいからである。

なお、MAC アドレスとは、端末ごとに固有にもつ番号のことで、観測するデータ内に含まれているものである。

#### (2) NN

人間の脳を構成するニューロンを模して構築される、関数のネットワークを NN という。ネットワークを簡

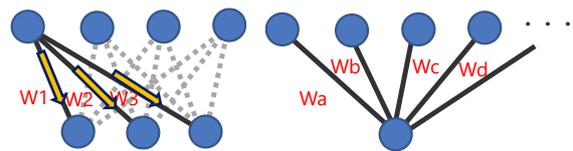


図-2 一般的な単純 NN の例 (左)  
本研究で用いた単純 NN (右) (W は重み)

易的に模した図は図-2 (右) のようになる。数式化すると電気信号を模した数値  $x$  に重み  $w$  をかけて和をとり、それを引数として活性化関数  $\theta$  に代入して計算し、さらにその結果に重みをかけて活性化関数に代入するといった具合に、電気信号の伝達を表現できる。ネットワークは自由に構築することができるが、本研究では図-2 (左) のようなシンプルな NN を利用する。

なお、NN に中間層を追加することで、一般に深層学習モデル (ディープラーニング) とすることができるが、一般に本研究のような単純なネットワークでも十分な表現があると言われているため、単純な NN を用いている。学習に用いたデータはこの章の第 1 項の協調フィルタリングと同じものである。

#### 4. アルゴリズムの性能評価

第 4 章では、本研究で推薦に用いるデータと、協調フィルタリング、NN の推薦のそれぞれの性能評価について説明する。

##### (1) リコメンドに用いるデータ

リコメンド手法を検討するにあたっては、小布施町において本研究が独自に実施した Wi-Fi パケットセンサーによる観光周遊調査のデータを使用した。

本調査の全 29 地点に Wi-Fi パケットセンサーと呼ばれるデータ収集のための機器を設置し (表-1)、センサー周辺に存在するスマートフォンなどから自動的に一定間隔で発出されるプローブ要求の通信データを取得した。調査対象が観光客であることから、一般的に観光客は土日祝日に集中することや小布施町の繁忙期が秋であることを踏まえ、2017 年 10 月 21 日 (土) ~ 22 日 (日) の 2 日間に調査を行った。ここで得られたデータのうち、観光客以外のデータをクリーニングするため、複数日で観測されていないデータを抽出した。クリーニングを行う理由は、観光客のみのデータを抽出したいからである。Wi-Fi プローブセンサーでは、観光客と地元住民を区別せず観測してしまうという問題があるが、小布施町は南北 5km 東西約 5km の小さな町であり、日帰りの観光客が主であるため、複数日観測されたデータは付近の店舗の従業員や地元住民として扱うものとする。今回は 2 日間のうち、データクリーニング済みの 10 月 21 日 (土) のデータを用いる。設置地点一覧は表-1 の通りである。

各地点における MAC アドレスの観測数は図-4 の通りである。リコメンドを行う前に、地点による偏りがあり、数か所で局地的にカウント数が高くなることに留意したい。

クリーニングしたデータを MAC アドレスごとに各地点でのプローブ観測回数を整理して、周遊行動データとし、5000 件を抽出し、リコメンドに用いた。

##### (2) 協調フィルタリングを活用した場合

筆者の先行研究<sup>3)</sup>より図-5 のように、全地点の平均で約 3 割の正解率になった。また、地点 No.1~5 や 10 に関して精度が高い理由として、観測数が多いことが挙げられる。No.17 や 21 などは、同一の端末から発出さ



図-3 小布施町 Wi-Fi センサー設置地点

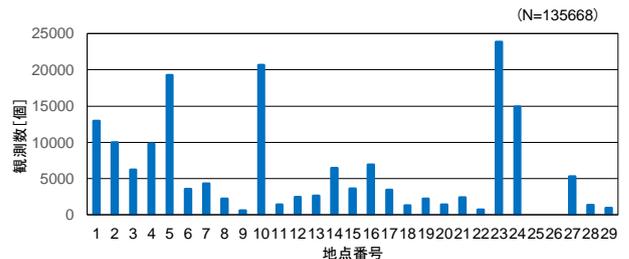


図-4 各観光スポットの MAC アドレス観測数

表-1 センサー設置地点一覧

No.	施設名称
1	桜井甘精堂・茶蔵 (さくら)
2	小布施堂傘風楼
3	北齋館
4	小布施堂本店
5	竹風堂小布施本店
6	日本のあかり博物館
7	森の駐車場
8	北齋館東町駐車場
9	おぶせミュージアム・中島千波館
10	北齋館バス駐車場
11	松葉屋本店から大日通りへの小径
12	栗の木美術館からやましち山野草店内を通り R403 に抜ける小径
13	町宮松村駐車場
14	ア・ラ小布施ガイドセンター
15	サンクゼールワイナリー小布施
16	小布施駅観光案内所
17	小布施屋 (6 次産業センター)
18	フローラルガーデンおぶせ
19	岩松院
20	おぶせ温泉 (あけびの湯)
21	おぶせ温泉 (穴観音の湯)
22	おぶせ藤岡牧夫美術館
23	JA ながの農産物直売所おぶせ SHOP おぶせ
24	道の駅オアシスおぶせ
25	周遊シャトルバス 2
26	周遊シャトルバス 1 (おぶせ ロマン号)
27	桜井甘精堂駐車場
28	栗の小径
29	浄光寺

れるプローブデータが他の地点よりも多く観測されることが原因として挙げられる。

### (3) 単純 NN を利用した場合

図-6 のように、ほとんどの地点で、正解率が 0 となり、期待された性能を得ることができなかった。この要因として、教師データを十分な数を確保できていないことや、ネットワークの構造が不十分であること、ハイパーパラメータのチューニングが不十分であることが挙げられる。

## 5. おわりに

本研究では、観光地推薦のために NN を活用した簡易的なリコメンドアルゴリズムを構築し、その性能を検証した。その結果、協調フィルタリングを活用した場合 3 割程度を確保できるのに対して、正解率がほぼ 0 となり、十分な性能を確保できなかった。今後の課題としては、NN に中間層を追加することや教師データを増やすなど、設定を変えて検証する。また、単純な NN にもかかわらず、十分な性能を確保できなかった原因を追究していく。

### 参考文献

- 1) 寺部慎太郎, 一井啓介, 柳沼秀樹, 小野瑞樹, 田中皓介, 康楠:Wi-Fi パケットセンサーを用いた歩行者行動・観光客周遊行動研究の包括的レビューとそれを踏まえた分析例示, 土木学会論文集 D3 (土木計画学) Vol.75, No.5 [土木計画学研究・論文集 36 巻], pp. I-669-I-679, 2019
- 2) 平成 30 年 通信利用動向調査報告書 (世帯編, 総務省)
- 3) [18:57] Shintaro TERABE [NEW]  
参考文献 3) を, 下記に直してください。
- 3) 花輪圭祐, 寺部慎太郎, 柳沼秀樹, 田中皓介:Wi-Fi パケットセンサーデータを用いた散策型観光地における観光スポットリコメンド手法の検討, 第 61 回土木計画学研究発表会・春大会, 2020 及び Keisuke Hanawa, Shintaro Terabe, Hideki Ya-

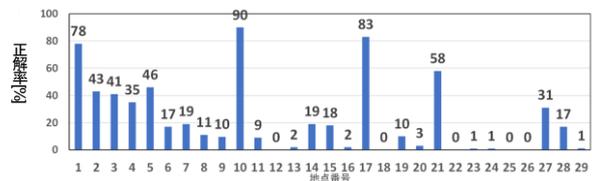


図-5 協調フィルタリングを利用した場合の正解率 (N=5000)

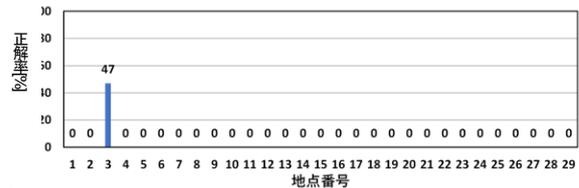


図-6 単純 NN を利用した場合の正解率 (N=5000)

ginuma, Kosuke Tanaka: Recommendation System for Tourist Attractions based on Wi-Fi Packet Sensor Data, Proceedings of the 101st Annual Meeting of Transportation Research Board, 2022, forthcoming

- 4) 中嶋勇人, 新妻弘崇, 太田学:位置情報付きツイートを利用した観光ルート推薦, 情報処理学会研究報告, Vol.2013-DBS-158, No.28, 2013
- 5) 樽井勇之:協調フィルタリングとコンテンツ分析を利用した観光地推薦手法の検討, 上武大学経営情報学部紀要第36号, p.1-14, 2011
- 6) Xiangnan He, Lizi Liao, Hanwang Zhang, Lijiang Nie, Xia Hu, Tat-Seng Chua: Neural Collaborative Filtering, International World Wide Web Conference Committee, pp.173-pp182, April, 2017
- 7) 長田拓也, 生田目崇: Deep Learning を用いたレコメンデーション-再帰型 NN を用いたレコメンドアルゴリズムの構築, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, 2015 年秋季全国研究発表大会 K1-8., pp204-pp207, 2015
- 8) 片田陽介:フリーライブラリで学ぶ 機械学習入門, 第 5 章レコメンデーション入門, p146-p166, 2017

(?.?.?)

## EXAMINING RECOMMENDATION SYSTEM FOR TOURIST SPOTS BY WI-FI SCANNER DATA

Keisuke HANAWA, Shintaro TERABE, Hideki YAGINUMA, Kosuke TANAKA, Haruka UNO

These days, tourists are visiting more various tourism spots than before. Therefore, we need a new method of providing information of tourist spots. In this study, we examined recommendation system for tourism spots by Wi-Fi scanner data. There are some researches that try to utilize neural networks to capture the needs of consumers in the recommendation of e-commerce sites. On the other hand, there has been little discussion on the recommendation of tourist attractions and courses by using the sightseeing tour data directly through neural networks. In this paper, we investigated how well the neural network can be used for the recommendation of tourist attractions.