

SNS データを用いた寄り道スポットの Serendipity スコア算出方法

太田 竜人[†] Panote Siriaraya[†] 坂本 瞭[†] 北山 大輔^{††} 中島 伸介[†]

[†] 京都産業大学コンピュータ理工学部 〒603-8047 京都府京都市 北区上賀茂本山

^{††} 工学院大学 情報学部 〒163-8677 東京都 新宿区西新宿

E-mail: [†]{g1544232,k6180,g1244415,nakajima}@cc.kyoto-su.ac.jp, ^{††}kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし スマートフォンの普及に伴い、利用者が増えている歩行者ナビは、出発地から目的地までの最短経路を算出してユーザに推薦することが可能である。一方、情報推薦において、意外かつ有用な情報を提供するような Serendipity 指向情報推薦が注目されている。我々はこれまでに、ユーザごとの出発地から目的地までの周辺地域の中で Serendipity 度が高いスポットを抽出し、これを経由しつつタイムロスが少ない経路を見つけて、ユーザに対して推薦することを可能とする Serendipity な寄り道推薦方式について検討した。本稿では、各ユーザにおける Serendipity なスポットを経由した寄り道と、好みのスポットを経由した寄り道のどちらを選択するかという実験を行い、寄り道をする上で Serendipity な情報を提供することの意義に関する検証を行う。

キーワード 歩行者ナビ, Serendipity 指向情報推薦, ルート推薦, 寄り道推薦, ソーシャルメディアデータ

1. はじめに

近年、スマートフォンの普及に伴い歩行者ナビの利用者は増加している。現在利用されている歩行者ナビは、ユーザ自身が出発地から目的地を入力することで、最短経路や乗換回数の少ない経路等が推薦される。一方、最短経路に比べてそれほど大きなタイムロスが無いのであれば、「いつもと違う経路を通ってみたい」「何か新しい発見ができるようなスポットを推薦して欲しい」等のようなユーザからの要望も考えられる。例えば街を歩いていて、ふと立ち寄ったお店で見つけた商品(洋服や書籍等)を思わず購入してしまったという経験がある人も多いと思われる。情報推薦は情報検索と異なり、ユーザの明示的な要求に近いアイテム(もしくは情報)のみを提供するだけでは面白みがなく、ユーザの満足度を高めることは難しい。すなわち、歩行者ナビにおいて、常に最短経路や乗換回数の少ない経路のみを推薦するのではなく、ユーザにとって有益かつ意外な発見を提供することが可能な Serendipity の高いスポットを経由するような経路を併せて推薦することの意義は大きいと考える。

Serendipity とは「偶然によって思いがけず価値のあるものを発見する能力」を意味し、情報推薦技術の研究分野において注目されているキーワードである。情報推薦技術において「Serendipity な情報推薦」とは、ユーザにとって未知であり、かつ有用性の高いアイテムの推薦を意味する。

先行研究[2]では、歩行者ナビ向けの経路推薦において、Serendipity なスポット推薦を可能とする経路推薦方式を提案した。具体的には、寄り道スポット(ショップ、レストラン、公園等)の Serendipity スコアを算出するとともに、これらを経由した場合の最短経路を判定し、寄り道スポット毎の Serendipity スコア及び所要時間をリストにしてユーザに提示することを可能にするものである。なお、Serendipity スコアは、ユーザによっても異なるため、ユーザの興味度も考慮することで、パーソナライゼーションを実施することを考慮する。

以降の構成は、2章で関連研究を紹介する。3章では寄り道スポットの Serendipity スコアの算出方法、4章では Serendipity な寄り道推薦方式の提案、5章ではソーシャルネットワークデータを用いた Serendipity スコアの算出方法、6章で予備評価実験、7章でまとめを述べる。

2. 関連研究

情報推薦において、意外性、有用性の高い推薦手法に関する研究として、山崎ら[1]はアイテムに対する認知度とユーザ評価を考慮した Serendipity 指向情報推薦方式に関する研究を行っている。彼らは、対象ユーザの興味領域における認知度は高くはないもの、かつ、この対象ユーザよりも興味領域に対して詳しいユーザグループ内では認知度が高いようなアイテムを検出し、これを対象ユーザに推薦することを特徴とする、Serendipity 指向情報推薦方式を提案している。

若尾ら[3]は化学反応の概念を取り入れたフュージョンベースアプローチを料理レシピに適用した推薦システムを提案している。特に、合成と分解、状態変化に対応したフュージョン方式の提案を行った。提案手法により、Serendipity の向上が想定されるとしている。

奥ら[4]はユーザが任意に選択した2つのアイテムを混ぜ合わせることで、Serendipity なアイテムを発見するというアイデアに基づく推薦システムを提案している。2つのアイテムを混ぜ合わせることで、推薦アイテム群を出力することをフュージョンと呼び、このアイデアに基づいた推薦システムをフュージョンベース推薦システムと呼ぶと述べている。従来の推薦システムでは、ユーザの嗜好に合ったアイテムをユーザの負担がなく、効率よく提示することを目的としていたものが多いが、奥らの提案システムでは、ユーザがシステムとのインタラクションを通じて、探索的に Serendipity なアイテムを発見することを支援することが目的である。システムの構造として、外発的偶然

を発生させる構造, 内発的偶然を発生させる構造を実装したインタフェースについて述べている。

次にナビゲーションシステムについての研究として, 今村ら [5] は領域内の距離に応じて情報粒度を変化させる歩行者ナビゲーションを提案している。提案手法により, 領域として区切られた位置を 4 つの段階の情報粒度と対応させ, 位置に応じて最適な情報を利用者に提供する。段階に応じて情報を提供し, ユーザの興味を高める。

ナビゲーションシステム及び Serendipity に関する研究として, 既存の観光ナビの多くはカーナビの考え方を踏襲しているため, 現在地と目的地の間の最適ルートを明示的に提案しているが, 仲谷ら [6] はあえて詳細なルート情報を提供しないことで, 興味深いルートや観光スポットを誘発することを提案している。実験の結果から, 計画とは異なるルートを選んだり, 道に迷ったりしながらも, その事自体を楽しんでいる様子がわかる。迷うことが楽しいという評価は, 迷うことを嫌がる一般的な傾向とは逆の評価であると述べている。迷う過程で面白そうな道を発見したり, 興味深い店を見つけて立ち寄るなど, 「偶然の出会い」が誘発された結果だと報告している。

最短経路にこだわらないルート推薦に関する研究として, Quercia ら [7] はユーザに単なる目的地までの最短経路を推薦するのではなく, 多少遠回りでもユーザにとって最も好ましいルートを推薦することを提案している。Quercia らの研究では, 最短経路だけでなく, 楽しいルート, 美しいルート, 静かなルートの 3 つを提示し, 多くのユーザが最短経路よりもこれら 3 つのルートの方を評価したと報告している。

以上のとおり, 寄り道スポットの Serendipity スコアに基づいて, 歩行者ナビにおける寄り道推薦を行おうとする研究は行われておらず, 本研究を行う意義は高いと考えている。

3. 寄り道スポット Serendipity スコア

先行研究では, 所要時間等のコストだけでなく, スポットの Serendipity スコアを考慮した仮想的なスコアの算出を可能とする手法を提案した。これにより, Serendipity スコアを考慮した各経路のランキングが可能となる。またユーザの好み, 居住地, 行動パターン, コンテキスト等を考慮するため, ユーザ毎に異なるスコアの算出が可能となる。さらに, SNS 分析等による世間のトレンド分析を行うことで, スポットそのものが新しい場合でも, 社会認知的な目新しさの検知が可能な手法を開発する。また, その手法に基づいた寄り道推薦を行うためのシステムも構築する。

3.1 寄り道スポット Serendipity スコアの算出時に考慮するパラメータ

先行研究で提案した手法では, Serendipity の観点から各スポットが寄り道する価値がどの程度あるのかを表す Serendipity スコアを算出する。本節ではこの Serendipity スコアの算出時に考慮するパラメータについて説明する。寄り道スポットの Serendipity スコアの算出時に考慮するパラメータを以下に示す。

- スポットに対するユーザ興味度 (Interest)
- スポットの流行および新鮮度 (Freshness)
- スポットの実力発揮度 (Activeness)
- ユーザにとってのスポットの特異度 (Uniqueness)
- スポットの平均評価値 (Evaluation)
- スポット & ユーザ合致度 (Matching)

3.1.1 節から 3.1.6 節で各パラメータの概要を説明する。

3.1.1 スポットに対するユーザ興味度 (Interest)

スポットに対するユーザ興味度 (I) は, システムの使用履歴からユーザの好みを分析し, 嗜好に合ったスポットを推薦する。履歴がなく初めて利用する場合は数個の設問を設けて, そこからユーザの好みを推定する。また, キーワードやジャンル毎にスポットに対するユーザ興味度を算出し, 各ユーザのコンテキストに応じてスポット推薦を行う。

このユーザ興味度は, 事前に寄り道スポットのカテゴリを準備しておき, 各ユーザにとっての各カテゴリへの興味度を算出する。

3.1.2 スポットの流行および新鮮度 (Freshness)

スポットに対する新鮮度 (F) を表す。スポットそのものが新設された場合だけでなく, スポット自体は新しくないが, 世間のトレンドによって流行していると, そのスポットは新鮮であると判断する。例えば, 「ゲゲゲカフェ」という「ゲゲゲの鬼太郎」をテーマとした喫茶店が古くからあるとする。そこで, 「ゲゲゲの女房」というドラマが世間で流行すると, この「ゲゲゲカフェ」の新鮮度は高いと判断される。

3.1.3 スポットの実力発揮度 (Activeness)

スポットの実力発揮度 (A) は, コンテキスト (時間・天気・季節など) によって変化する。例えば, オープンカフェの場合は気候の良い晴れた日の日中が最も高い値となり, 雨の日や寒い日は低い値となる。また, レストランの場合は, 食事時の時間帯 (12 時から 13 時, 18 時から 21 時など) に高い値となり, そうでない時間帯は低い値となる。

3.1.4 ユーザにとってのスポット特異度 (Uniqueness)

スポット特異度 (U) は, 対象スポットがユーザにとってどの程度特異であるかを表す。例えば, ユーザ A の出身地が大阪, ユーザ B の出身地が愛知であり, 現在ユーザ A, B は名古屋に居るとする。ある手羽先チェーン店を二人に推薦するスポットとしたい場合, 愛知県在住のユーザ B にとってはそのスポットの特異度は低いが, ユーザ A にとってはそのスポットの特異度は高くなる。すなわち, 同じスポットでもユーザによって特異度は異なる。

3.1.5 スポットの平均評価値 (Evaluation)

スポットの平均評価値 (E) は, ユーザレビュー等の平均値に基づいて算出する。

3.1.6 スポットに対するユーザ合致度 (Matching)

スポットに対するユーザ合致度 (M) とは、性別・年齢・居住地などのユーザ特徴から推定されるユーザの好みと、スポットとの合致度である。例えば、「妖怪ウォッチ」と「子ども」は合致度が高いと考えられる。また、ネイルサロンの場合は、使用者を多く占めるのが若い女性であることから、主に若い女性との合致度が高いと考えることができる。これにより、あまりにミスマッチな寄り道スポットの推薦を防ぐことが可能となる。

3.2 寄り道スポット Serendipity スコアの算出方法

あるユーザにとってのスポット i の Serendipity スコアは、式 1 に基づいて算出される。

$$Serendipity(i) = I_i \cdot F_i \cdot A_i \cdot U_i \cdot E_i \cdot M_i \quad (1)$$

なお、 $Serendipity(i)$ は、 $0 < Serendipity(i) < 1$ の値を取る。

4. Serendipity な寄り道推薦方式

本節では先行研究で行なった、Serendipity な寄り道推薦方式について説明する。システムによる Serendipity な寄り道推薦は、以下の 6 つの手順に基づいて実行される。

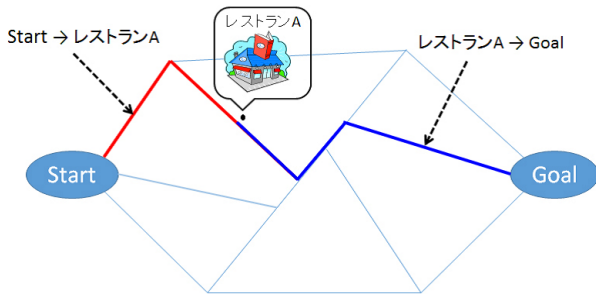


図 1 ダイクストラ法によるルート推薦方法

- 手順 1 ユーザが出発地 (Start) と目的地 (Goal) を決定
- 手順 2 周辺地域の Serendipity スコアの高いスポットを X 件抽出 (例えば 10 件)
- 手順 3 Start から Goal の最短経路とコスト (所要時間) の算出 (ダイクストラ法による)
- 手順 4 X 件のスポットに対して、Start からスポット、スポットから Goal の最短経路とコスト (所要時間) の算出 (ダイクストラ法による、図 1 参照)
- 手順 5 手順 2 および手順 4 で求めた Serendipity スコア、最短経路、コスト (所要時間) に基づいて、仮想コストを計算
- 手順 6 寄り道無しの場合 (手順 3 より) のコスト (所要時間) と、 X 件の寄り道経路 (手順 5 より) の仮想コストを比較し、仮想コストの上位 Y 件 (例えば 5 件) をユーザに提示する。なお、寄り道経路の場合はどのような寄り道スポットかを合わせて提示する。

手順 2 の「Serendipity スコアの高いスポットの抽出」は、3

章で述べた算出方法に基づいて行う。手順 4 の「Start からスポット、スポットから Goal の最短経路とコスト (所要時間) の算出」は、直接的にはダイクストラ法では計算できないため、図 1 に示すように「Start からスポット」の最短経路と「スポットから Goal」の最短経路を個別に計算し統合する。手順 5 では、 X 件の寄り道経路に対して、Serendipity スコアに基づいた仮想コストを計算する。式 2 に、先行研究で算出した仮想コストの計算方法を示す。

$$Cost_{hypo} = Cost_{real} \cdot (1 - Serendipity(i)) \quad (2)$$

$Cost_{hypo}$ は仮想コスト、 $Cost_{real}$ は実際のコスト (所要時間)、 $Serendipity(i)$ は、スポット i の Serendipity スコアを意味する。また、図 2 に Serendipity スコアを考慮した寄り道経路の提示例、図 3 に図 2 に基づいたルートのスポットのリスト提示例を示す。



図 2 Serendipity スコアを考慮した寄り道経路の提示例

寄り道スポット	経由コスト (分)	Serendipity スコア	仮想コスト
cafe	28	0.95	17
本屋	32	0.80	19
なし	20	—	20
居酒屋	35	0.75	22
人形屋	23	0.65	25

図 3 Serendipity スコアを考慮した寄り道経路のリスト表示例

図 3 は、仮想コストによるランキングを、各寄り道スポットを経由するルートで提示している。今回の場合、ユーザに推薦できるルートとして最も薦められるルートは、Serendipity スコアが最も高く仮想コストが最も低い、cafe を経由するルートとなる。このように仮想コストを採用することにより、Serendipity が高いスポットへの寄り道経路は、多少所要時間が長いとしても立ち寄る価値があるので、Serendipity スコアに基づいて仮想コストを低減させることが可能となる。これにより、実際の所要時間は多少長くても、手順 6 に行うランキングの際に推薦候補上位に残る可能性が高まる。推薦経路としてユーザに提示させる寄り道経路の数は、この仮想コストに基づいたランキングにより行うが、多様性も考慮して、同じカテゴリの寄り道スポットが並ぶ場合には、他のカテゴリのスポットを優先することも行う。

5. ソーシャルネットワークデータを用いた Serendipity スコアの算出方法

ユーザが立ち寄る店舗の情報は、ソーシャルネットワークデータを利用して取得する。本来は様々なサイトから様々なジャンルの店舗情報を得る必要があるが、本研究では Serendipity の有用性を証明するため、ジャンルは一つに限定する。今回は、予備評価実験の際に被験者に歩いてもらうルートの地理情報を考慮し、グルメ店舗に限定した。

GooglePlace API^(注1) と Foursquare API^(注2) を利用して、グルメ店舗に関する情報を取得する。Google Place API からは店舗の名前、口コミによる評価、緯度、経度、営業時間を取得する。Foursquare API からは Google Place API に加えて設立日、チェックイン数、ユーザ数、訪問回数、いいね！を押された回数のパラメータを取得する。

GooglePlace API と Foursquare API を用いてルートの Serendipity スコアを計算しやすくするため、図4のようなシステムを、Web アプリケーションとして構築した。そのシステムでは、表示されている地図周辺の店舗を検索して、API を参照することで、それらの店舗の情報を得る。その情報から店舗の持つ大まかな Serendipity スコアを計算することができる。なお、現在はルート全体の Serendipity スコアを計算するのが主な機能となっており、そのルートの Serendipity スコアを利用して、予備評価実験を行う、寄り道の推薦機能は現時点では実装されていない。

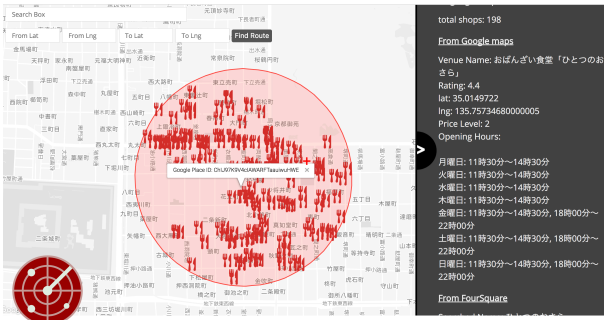


図4 APIを用いて作成した Web アプリケーションの画面

構築したシステムでは GoogleMapAPI を利用している。左下のアイコンをクリックすることで、画面に表示されている+のマーク(図4では表示されていない)周辺の店舗を検索、表示する。出現したグルメ店舗のアイコンをクリックすることで、右側の枠に GooglePlace API と Foursquare API によって参照された店舗の詳細情報および Serendipity スコアを求めるためのパラメータを表示する。

3.1.1 節から 3.1.6 節で説明した、先行研究で使用した各パラメータを本研究でも使用するが、先述の通り本研究では寄り道推薦のシステムは未完成であるので、ユーザの過去の使用履歴といったユーザ特性は使用しない。そのため、ユーザにとって

のスポット特異度、ユーザ合致度の2つのパラメータは今回は考慮しないものとする。また本研究を進めるにあたって、各パラメータの概要や計算式の変化などがあるため、それらについて説明する。

5.1 ユーザ興味度に代わるユーザ人気度 (Popularity) の計算

本研究では、ユーザ特性を使用しないため、3.1.1 節のスポットに対するユーザ興味度は、本研究では人気度 (P) として扱う。スポットに対するユーザ人気度は式3で求める。

$$\begin{aligned} UN &= \frac{FSUserNo}{FSEstDate} \\ UR &= \frac{FSRepeatUserNo}{FSEstDate} \\ P &= \frac{UN + UR}{2} \end{aligned} \quad (3)$$

$FSUserNo$ はその店舗に訪問したことがあるユーザ数、 $FSEstDate$ はその店舗が設立してからの経過日数、 $FSRepeatUserNo$ はその店舗に複数回訪問したことがあるユーザ数を意味する。また、 UN は訪問ユーザスコア、 UR は数回訪問するユーザスコア、 P はスポットの人気度を意味する。店舗に訪問したことがあるユーザ数、店舗が設立した日数、店舗に複数回訪問したことがあるユーザ数の情報は Foursquare API から取得する。

5.2 スポットの流行および新鮮度 (Freshness) の計算

3.1.2 節で算出したスポットの流行および新鮮度 (F') は今回、式4で求める。

$$F' = 1 - \frac{(FSEstDate)^2}{(FSCreateDate)^2} \quad (4)$$

$FSEstDate$ はその店舗が設立した日数、 $FSCreateDate$ は FourSquare のサービスが設立された日数を意味する。店舗が設立した日数の情報は Foursquare API から取得する。

5.3 スポットの実力発揮度 (Activeness) の計算

3.1.3 節で算出したスポットの実力発揮度 (A') は今回、式5で求める。

$$A' = \frac{GPopTime + \frac{5 - GPrice}{4}}{2} \quad (5)$$

$GPopTime$ はその店舗の繁盛する時間から計算する。ユーザが歩いた時間がその店舗の繁盛時間内に入れば1になり、入らなければ0になる。その情報は Foursquare API から得る。 $GPrice$ はその店舗の値段のスコア(良し悪し)を意味し、 $1 < GPrice < 4$ の値を取る。この値が高いほど、その店舗の取り扱う料理の値段が安いと言える。この情報は GoogleMapAPI から取得する。

(注1) : <https://developers.google.com/places/web-service/details?hl=ja>

(注2) : <https://developer.foursquare.com/docs/api/venues/details>

5.4 スポットの平均評価値 (Evaluation) の計算

3.1.5 節で算出したスポットの平均評価値 (E') は今回、式 6 で求める。

$$E' = \frac{\frac{GRating}{5} + \frac{FSRating}{10}}{2} \quad (6)$$

$GRating$ は Google が取得しているその店舗の平均評価値を意味し、 $0 < GRating < 10$ の値を取る。 $FSRating$ は Foursquare が取得しているその店舗の平均評価値を意味し、 $0 < FSRating < 5$ の値を取る。これらの値は、ネガティブな評価が多いと低くなり、 E の値は 0 に近づくことになる。逆にポジティブな評価が多いと高くなり、 E の値は 1 に近づくことになる。

5.5 ユーザ特性を考慮しない、寄り道スポット Serendipity スコアの算出方法

寄り道スポット Serendipity スコアは、3.2 節にて用いた算出方法と同様に求める。本研究ではユーザ特性を考慮しないため、スポット i の Serendipity スコアは、式 7 に基づいて算出される。

$$Serendipity'(i) = P_i \cdot F'_i \cdot A'_i \cdot E'_i \quad (7)$$

なお、 $Serendipity'(i)$ は、 $0 < Serendipity'(i) < 1$ の値を取る。

6. 予備評価実験

この予備評価実験では、Serendipity なスポット推薦における有用性の検証を行う。被験者となる大学生 5 名に、京都の四条烏丸から祇園四条間を直径とする範囲で、あらかじめ Serendipity スコアが高いルート、低いルートを前半と後半に分けて歩いてもらう。また所要時間は前半と後半合わせて約 30 分から 40 分で、被験者には次節で説明するアンケートに回答してもらう。

6.1 実施するアンケート

この評価実験では、被験者の感情が Serendipity スコアと関連付けできるかを調査することを目的としたアンケートに答えてもらう。アンケートに回答してもらう時期は、被験者実験を開始する前、前半のルートを歩き終わった後、後半のルートを歩き終わった後の 3 つである。内容は次節で説明する、各アンケートに回答する際の被験者の感情を測定するものとなる。時期が前後したアンケートの結果を参照することで、被験者が該当するルートを歩いたときに、どのような気分あるいは感情になったのかを推測することができる。また、それによって Serendipity スコアが高いルートを歩けばポジティブな感情になり、Serendipity スコアが低いルートを歩けばネガティブな感情になるという結果になれば、Serendipity スコアと人間の感情の関連性の有無の証明が可能と考えられる。

6.2 被験者の感情の測定方法

各アンケートでは、その時点での被験者の感情を測るため

に、PANAS(The Positive and Negative Affect Schedule) ^(注3) を利用する。PANAS を利用することで、被験者のポジティブな感情とネガティブな感情を測定し、その測定結果によって Serendipity スコアの統計的有意性を証明する。

この評価実験では、ポジティブ感情とネガティブ感情をそれぞれ 8 項目、合計 16 項目を、全く当てはまらない、当てはまらない、どちらかといえば当てはまらない、どちらかといえば当てはまる、当てはまる、非常に当てはまるの 6 件法 [8], [9] で被験者に回答させた。

以下に、今回使用した人間の状態を表した項目を示す。

- ポジティブ感情
 - － 活気のある
 - － 注意深い
 - － 機敏な
 - － 熱狂した
 - － 決心した
 - － 興奮した
 - － 興味のある
 - － やる気がわいた
- ネガティブ感情
 - － うろたえた
 - － イライラした
 - － うしろめたい
 - － 神経質な
 - － 苦悩した
 - － 恥ずかしい
 - － 恐れた
 - － ピリピリした

なお、これらのポジティブ感情、ネガティブ感情の項目順は、被験者に先入観による回答のずれを防止するため、アンケート毎にランダムに提示することとする。

6.3 歩行するルートについて

実際に被験者に歩いてもらうルートは、上記の通りであるが、アンケートによる Serendipity スコアの統計的有意性を証明するため、ある一定のルールに基づいて歩いてもらう。歩行ルートはあらかじめ用意した 5 通りのルートを使用し、前半ルートと後半ルートの所用時間の差はなるべく少なくする。基本的に、前半で Serendipity スコアが高いルート、後半で Serendipity スコアが低いルートを歩く。これに則って、アンケートで測定する被験者の感情で Serendipity 性があるのかどうかを調査する。また、前半ルートが歩き終わったあとは、肉体的疲労によって感情に歪みが生じて、後半ルートの評価が正確に測定できない可能性があるため、適度な休憩を取らせることとする。被験者は歩行中気になったスポットがあっても滞在しないものとし、ルートの提示は被験者の負担を考慮して、実験者がルートを持参し被験者に案内させる、また感情を計測す

(注3) : https://ir.lib.hiroshima-u.ac.jp/files/public/3/32396/2014101619004975950/HPR_11_225.pdf

るため、実験中は不必要な会話は控えるが、実験者は「この道には～といったお店があります」と、大まかにスポットの存在を示唆させる発言を行い、必要以上にスポットを意識させないようにする。

以下に、各ルートの大まかな情報を示す。

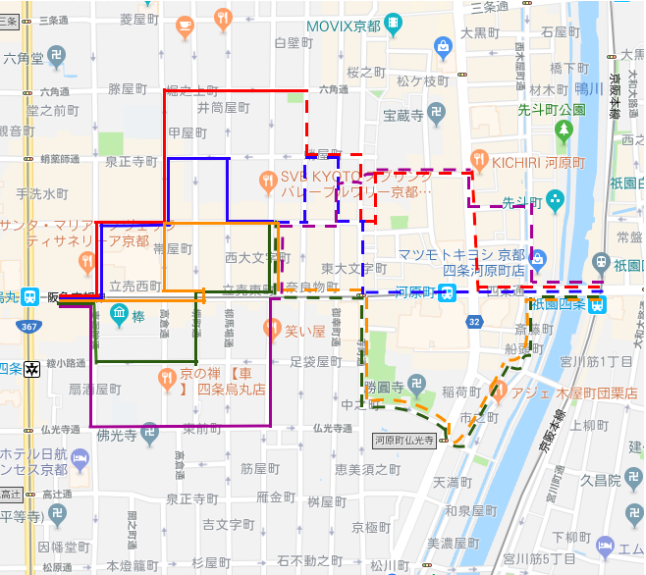


図 5 被験者に歩いてもらうルート

ルート	寄り道スポット数	Serendipityスコアの平均値	Serendipityスコアの標準偏差
1	5	0.63	0.093
2	3	0.69	0.040
3	4	0.65	0.070
4	4	0.41	0.024
5	3	0.57	0.037

表 1 前半で歩くルートの一覧

ルート	寄り道スポット数	Serendipityスコアの平均値	Serendipityスコアの標準偏差
1	3	0.43	0.080
2	5	0.38	0.034
3	2	0.38	0.000
4	2	0.64	0.045
5	4	0.42	0.032

表 2 後半で歩くルートの一覧

図 5 に記されている線分は、各ルートの通るべき道を示している。赤はルート 1 の道、青はルート 2 の道、緑はルート 3 の道、橙はルート 4 の道、紫はルート 5 の道で、前半ルートを実線、後半ルートを破線で示している。また、表 1、2 はそれぞれのルートのターゲットとする寄り道スポットの軒数および Serendipity スコアの平均と標準偏差を示している。また、ルート 4 はルートを設計する際に適切な組み合わせが存在しなかったため、Serendipity スコアが低いルートから高いルートに歩くことになっている。

6.4 予備実験の結果

これらの評価実験を行った結果を、図 6 に示す。

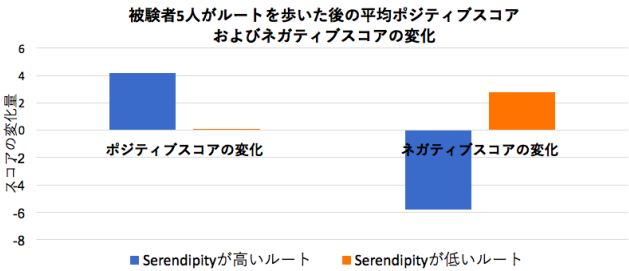


図 6 被験者 5 人がルートを歩いた後の平均ポジティブスコアおよびネガティブスコアの変化

図 6 は、各被験者に指定されたルートを歩かせた時、Serendipity スコアが高い場合と低い場合で、ポジティブスコア (感情) とネガティブスコア (感情) がどのように変化するかを表している。ポジティブスコアに関しては、Serendipity の高いルートでは大幅に増加するが、Serendipity の低いルートでは減少はしないものの、あまり増加しない。ネガティブスコアに関しては、Serendipity の高いルートでは大幅に減少するが、Serendipity の低いルートではある程度の増加が見られる。

これから、Serendipity の高いルートを通ることでポジティブ感情が増加し、被験者にとって満足を感じられるルートとなり、Serendipity の低いルートを通ることでネガティブ感情が増加し、被験者にとってつまらないと感じるルートであることが考えられる。

また、Serendipity が高いルートと Serendipity が低いルート間のポジティブスコアとネガティブスコアの違いが有意であるかどうかを、ウィルコクソンの符号順位検定を用いて調査した。検定結果として、ポジティブスコアに関しては、Serendipity が高いルートと Serendipity が低いルート間に有意な差は存在しないが、ネガティブスコアに関しては、有意な差が存在する結果となった ($Z=15$, $p<0.05$)。つまり、Serendipity が高いルートを歩いた後では、ネガティブ感情が大幅に減少するが、Serendipity が低いルートを歩いた後ではネガティブ感情はあまり変化しないと言える。

この評価実験から、Serendipity の概念と PANAS のポジティブ感情およびネガティブ感情の概念は大きく関連し、Serendipity は感情によって大きく左右されることが考えられる。本実験では、Serendipity を計測する対象となる店舗がグルメに限定していたが、今後は歩くルートによって測定対象となる店舗を柔軟に変化させていきたいと考える。実施場所については、先述のように四条烏丸～祇園四条間を直径とする範囲としていたが、被験者にとってその実施場所が馴染みのあるところなのか、それとも初めてであるかで、意外性、つまり Serendipity は大きく変化すると考えられる。今回の実験では Serendipity と PANAS の統計的有意性を証明することが目的であったが、

実際に寄り道推薦システムを構築する場合、ユーザ特性は必ず明確にしておかなければならないと考える。また、今回はターゲットとしたグルメ店舗数および歩行時間は、前半と後半でそれぞればらつきがあり、それによって実験結果が少々変化した可能性がある。そのため、今後実験を行う際はそれらの事項は固定化させておく必要があると考える。

7. ま と め

本稿では、寄り道スポット (グルメに限定) の Serendipity スコアと、これらを経由した場合の人間の感情の変化を考慮することによる、歩行者ナビにおける Serendipity な寄り道推薦方式の提案を行った。また、本研究の有用性に関する予備評価実験および考察を行った。予備評価実験では、実際に存在する経路を利用し、Serendipity スコアとポジティブ感情およびネガティブ感情の有用性に関する実験を行なった。しかし、本研究を通じて問題点がいくつか発覚した。

一つ目は、Serendipity スコアの算出方法が単調なことである。この改善方法として、6つのパラメータを詳細に調査し、どのパラメータが本研究で重要視されるのかを吟味し、そこから重み付けという形で Serendipity スコアの算出を行いたいと考えている。

二つ目は、スポットに対するユーザ興味度とユーザ合致度が類似していることである。意味合いとして、前者はユーザの潜在的な興味、後者は一般的なユーザの好み傾向であるが、この改善方法として一つ目の問題点と同様に、各々のパラメータの吟味を行い、重み付けを行うことで明確な差別化を行いたいと考えている。

三つ目は、被験者実験の徹底化である。6.4 節でも述べたように、今回の予備評価実験ではユーザ特性を考慮に入れていないこと、ルートの所要時間や通過するスポット数のぶれ等、粗が目立つ箇所が散見された。この改善方法として、まず実験条件の明確化を行うことで統計的な証明を行いやすくする。具体的には、ターゲットとなるスポットを一つに絞ることで所要時間の大幅短縮を行ったり、天気や交通などの環境要因ではなくスポットのみに集中して気分変化を図るという方法で改善を行いたい。またユーザ特性の考慮方法も、システムの構築を行うとともに明確化していきたい。

今後は、これらの問題点の解決を行いつつ、システムの実装を目指す。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 17H01822 による。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] 山崎準也, 中島伸介: アイテムに対する community 内認知度とユーザ嗜好度を考慮した Serendipity 指向情報推薦方式, 第 7 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2015), B2-3, 2015.
- [2] 葛谷栞, 坂本瞭, 山崎準也, 濱田恵輔, 中島伸介: 歩行者ナビ・自転車ナビにおける Serendipity な寄り道推薦方式の実験的考

- 察, 第 8 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2016), H1-4, 2016.
- [3] 岩尾健伍, 奥健太, 服部文夫: セレンディピティ指向料理レシピ推薦のためのフュージョンベースアプローチ, 情報処理学会全国大会論文集, Vol.2013, No.1 pp.681-683, 2013.
- [4] 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推薦システム, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌)-特集: Web インテリジェンスとインタラクション-, Vol.25, No.1, pp.524-539, 2013.
- [5] 今村忠芳, 島川博光, 佐藤慎也: 距離に応じて情報粒度を変化させる歩行者ナビゲーションシステム, 自動制御連合講演会講演論文集, Vol.48, pp.184-184, 2005.
- [6] 仲谷善雄, 市川加奈子: 偶然の出会いを誘発する観光ナビゲーションの試み, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.12, No.4, pp.439-449, 2010.
- [7] Daniele Quercia, Rossano Schifanella, Luca Maria Aiello: The Shortest Path to Happiness: Recommending Beautiful, Quiet, and Happy Routes in the City, Proceed-ings of the 25th ACM Conference on Hypertext and Social Media (HT'14), pp.116-125, 2014.
- [8] 川人潤子, 大塚泰正, 甲斐田幸佐, 中田光紀, "日本語版 The-Positive and Negative Affect Schedule (PANAS) 20 項目の信頼性と妥当性の検討", 広島大学学術情報リポジトリ, 2011, https://ir.lib.hiroshima-u.ac.jp/files/public/3/32396/2014101619004975950/HPR_11_225.pdf, 2018-1-05.
- [9] 佐藤徳, 安田朝子, "日本語版 PANAS の作成", CiNii, 2001, <https://ci.nii.ac.jp/els/contents110001223687.pdf?id=ART0001566189>, 2018-1-05.