

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

葛谷 栞[†] 坂本 瞭[†] 山崎 隼也^{††} 濱田 恵輔^{††} 中島 伸介[†]

[†] 京都産業大学 コンピュータ理工学部 〒603-8555 京都府京都市 北区上賀茂本山

^{††} 京都産業大学大学院 先端情報学研究科 〒603-8555 京都府京都市 北区上賀茂本山

E-mail: [†]{g1244415,g1244488,nakajima}@cc.kyoto-su.ac.jp, ^{††}{i1558183,i1458067}@cse.kyoto-su.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の周辺地域の中で Serendipity 度が高いスポットを抽出し、これを經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 なスポットを經由した寄り道と好みのスポットを經由した寄り道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、自転車ナビ、Serendipity 指向情報推薦、ルート推薦、寄り道推薦

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や自転車ナビの利用者が増えている。現在利用されている歩行者ナビ・自転車ナビは、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、「いつもとは違う経路を通ってみたい」「何か新たな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をもつ人も多いと思われる。情報推薦は、情報検索とは異なり、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、面白味もなく、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・自転車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 の高いスポットを經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」という意味であり、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。

本研究では、歩行者ナビ・自転車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する。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共に、これらを經由した場合の最短経路を判定し、寄り道スポット毎の Serendipity スコアおよ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、ユーザにとっての特異度なども考慮することで、パーソナライゼーションを実施することを考えている。また、本研究は、歩行者ナビや自転車ナビだけでなく自動車のカーナビゲーションシステムへ適用することも可能であると考えている。

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 コストの算出方法、4章では Serendipity な寄り道推薦方式の提案、5章にて評価実験、6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をしている。

若尾ら [2] 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、セレンディピティの向上が想定されるとしている。

奥ら [3] 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、セレンディピティ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、探索的にセレンディピティ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 [4] は領域間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およびセレンディピティ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 [5] 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。迷う仮定で、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 [6] 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、歩行者ナビおよび自転車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

本研究では、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する。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、住居地、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なものとする。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くない場合でも社会認知的な目新しさの検知が可能手法を開発する。

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

本提案手法では、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 (I)
- スポットの流行および新鮮度 (F)
- スポットの実力発揮度 (A)
- ユーザにとってのスポットの特異度 (U)
- スポットの平均評価値 (R)
- スポット & ユーザ合致度 (M)

3.1.1 節から 3.1.6 節で各パラメータの詳細を説明する。

3.1.1 スポットに対するユーザ興味度

スポットに対するユーザ興味度は、過去の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。過去の履歴がなく初めて利用する場合は数個の設問を設け、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。

具体的な興味度の算出方法としては、ユーザ登録時に興味があるカテゴリと興味がないカテゴリを選択させることで、該当カテゴリの初期興味度を設定する。また、システム利用後の寄り道スポット利用履歴を分析することにより、興味度の修正を随時行う。あるユーザのスポット i に対する興味度 I_i の算出は以下の式に基づいて行う。ただし、このスポット i は、カテゴリ k に属するものとする。

$$I_i = \alpha \cdot S_k + (1 - \alpha) \cdot \frac{C_k + V_k}{C_t + V_t} \quad (1)$$

ここで、 S_k は、ユーザが明示的に興味がないと意思表示した場合には 0 となり、それ以外は 1 となる。 C_k は、ユーザ登録時に興味があるカテゴリとして選択しているかを示す値であり、 k を選択していれば 1 となり、選択していなければ 0 である。 C_t は、ユーザ登録時に興味があるカテゴリとして選択したカテゴリの総数である。この時、ユーザは少なくとも 1 つのカテゴリを選択しているものとする。 V_k は、システム利用時にカテゴリ k に属する寄り道スポットに立ち寄った回数であり、 V_t は、システム利用時に寄り道スポットに立ち寄った総数である。 α は重み係数であり、 $0 < \alpha < 1$ の値を取る。これにより、 S_k の値が 1 であれば、 I_i は、 $\alpha < I_i < 1$ となり、 α によって、 I_i の最小値を設定することができる。

3.1.2 スポットの流行および新鮮度

スポットに対する新鮮度 (Freshness) 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、「ゲゲゲカフエ」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。

スポット i に対する新鮮度 F_i の算出は以下の式に基づいて行う。ただし、このスポット i は、カテゴリ k に属するものとする。

$$F_i = 1 - \frac{d_i}{D_k}(1 - \beta) \quad (2)$$

ここで、 D_k は、カテゴリ k に属するスポットの新鮮度有効期限である。 d_i は、スポット i が新設されてからの経過日数（流行により新鮮度が出現した場合には、その日からの経過日数）を示し、 $0 < d_i < D_k$ の値を取る。 β は重み係数であり、 $0 < \beta < 1$ の値を取る。これにより、 $d_0 = D_k$ であれば、 F_i は、 $\beta < F_i < 1$ となり、 β によって、 F_i の最小値を設定することができる。

3.1.3 スポットの實力発揮度

スポットの實力発揮度は、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、雨の日や寒い日は値を減少させる。レストランの場合は、食事時の時間帯に高い値となる。

スポット i に対する實力発揮度 A_i の算出は以下の式に基づいて行う。ただし、このスポット i は、カテゴリ k に属するものとする。

$$A_i = ability(k, c) \quad (3)$$

ここで、 $ability(k, c)$ は、カテゴリ k のスポットの實力発揮度を示す。 c は、対象ユーザのコンテキスト情報である。すなわち、スポットのカテゴリ k と、対象ユーザのコンテキストにより決定される。

3.1.4 ユーザにとってのスポット特異度

スポット特異度は、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。しかし、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。

ユーザ u にとってのスポット i に対する特異度 U_i の算出は以下の式に基づいて行う。

$$U_i = unique(i, u)$$

$$unique(i, u) = Exp(i, u) * unique_p(i, u) \quad (4)$$

ここで、 $unique(i, u)$ は、ユーザ u にとってのスポット i に対するスポット特異度を示す。すなわち、対象スポットと、対象ユーザの組み合わせにより決定される。経験ベース $Exp(i, u)$ と住居地ベース $unique_p(i, u)$ という2つ

のパラメータを用いることで、特異度の算出を行う。まず、経験ベース $Exp(i, u)$ は、ユーザ u がスポット i を訪問したという経験があるか、ないかである。ユーザ u が訪れたことがある場合は、 γ となり訪れたことがなければ1とする。 γ は重み係数となり、 $0 < \gamma < 1$ の値をとる。住居地ベース $unique_p(i, u)$ は、ユーザ u の住居地におけるスポット i の特異度である。例として、手羽先屋の「世界の山ちゃん」がある。手羽先という名物から名古屋（愛知）では特異度が低いが、東京では特異度が高いといえる。また、東京から名古屋（愛知）へ旅行や観光などで来たユーザ u にとっても「世界の山ちゃん」の特異度は高いといえる。各スポット i は各都道府県に対する特異度がある。先ほどの「世界の山ちゃん〇〇店」というのは、47都道府県に対する特異度情報を持つ。各スポットに47都道府県に対する特異度のデータベースを持たせることとする。

3.1.5 スポット平均評価値

スポットの平均評価値は、ユーザレビュー等の平均値に基づいて算出する。スポット i に対する平均評価値 R_i の算出は以下の式に基づいて行う。

$$R_i = \frac{1}{2} + \frac{E_p(i) - E_n(i)}{2(1 + E_p(i) + E_n(i))} \quad (5)$$

ここで、 $E_p(i)$ はスポット i に対するポジティブな評価数、 $E_n(i)$ はスポット i に対するネガティブな評価数である。 $E_t(i)$ はスポット i に対する評価の総数であり、 $E_t(i) = E_p(i) + E_n(i)$ である。

これにより、ポジティブな評価が多ければ R_i の値は1に近づき、ネガティブな評価が多ければ R_i の値は0に近づくことになる。

3.1.6 スポットに対するユーザ合致度

スポットに対するユーザ合致度とは、性別・年齢・居住地等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「子供」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 mismatches の寄り道スポットの推薦を防ぐことが可能となる。算出方法としては、スポット毎に合致度が高いユーザ特性を設定しておき、そこから大きく外れるユーザの合致度を低く設定する。

ユーザ u にとってのスポット i に対する合致度 M_i の算出は以下の式に基づいて行う。

$$M_i = match(i, u) \quad (6)$$

ここで、 $match(i, u)$ は、ユーザ u にとってのスポット i に対する合致度を示す。ただし、この時ユーザ u の好みは考慮しない、基本的にはデモグラフィック情報のみを考慮して算出される。

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、以下の式に基づいて算出される。

$$Serendipity(i) = I_i \cdot F_i \cdot A_i \cdot U_i \cdot R_i \cdot M_i \quad (7)$$

$$Serendipity(i) = \omega_1 I_i + \omega_2 F_i + \omega_3 A_i + \omega_4 U_i + \omega_5 R_i + \omega_6 M_i \quad (8)$$

上記の式において被験者実験を行ないより良い結果を得られた式を今後用いることとする。

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

4. Serendipity な寄り道推薦方式

ユーザが寄るスポットの滞在時間は考慮するものとする。しかし、ユーザによつての滞在時間は異なるため、システム利用時に設定できるものとし、ユーザが指定しない場合はシステム側のデフォルトの数値を入力することとする。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。

ユーザに対する仮想コストの算出と提示方法は以下の手順で行う。

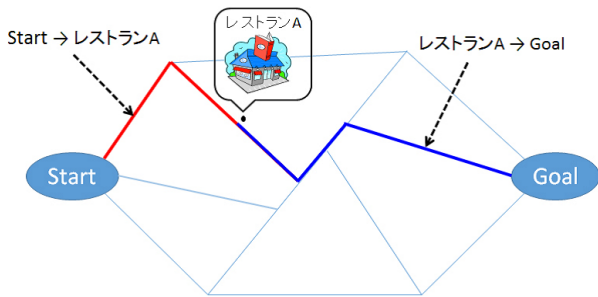


図1 各経路のスコアに基づくスコア算出

- 手順1 ユーザが出発地 (Start)・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 → 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 →?, ?→ 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 上記手順4の寄り道スポットの Serendipity スコアに基づいて、仮想コストを計算
- 手順6 寄り道無しの経路 (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、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。Y 件の提示においては多様性も考慮する。

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 →?, ?

→ 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 →?」の最短距離と「?→ Goal」の最短距離を個別に計算して統合する。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。以下に検討中の仮想コストの計算方法を以下に示す。

$$Cost_{hypo1} = Cost_{real} \cdot (1 - Serendipity(i)) \quad (8)$$

$$Cost_{hypo2} = \frac{Cost_{real}}{1 + Serendipity(i)} \quad (9)$$

ただし、 $Cost_{hypo1}$ は仮想コスト1であり、 $Cost_{hreal}$ は実際のコスト (所要時間) である。 $Serendipity(i)$ は、スポット i の Serendipity スコアである。



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

$Cost_{hypo1}$ と $Cost_{hypo2}$ の2種類の計算方法を検討しているが、後に行う予備実験の結果に基づいていずれかの方法を採用する。

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にて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のである。推薦経路としてユーザに提示され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。図2に、Serendipity スコアを考慮した寄り道経路の提示例を、図3に、Serendipity スコアを考慮した寄り道経路のリスト提示例を示す。

5. 評価実験

この実験では、Serendipity なスポット推薦における有用性の検証を行うとともに、4章で述べた Serendipity スコアの算出方法、仮想コストに適している式の検証を行う。

5.1 予備アンケート

評価実験を行う前に被験者に予備アンケートを以下の項目で回答してもらう。

- ・ 性別
- ・ 年齢
- ・ 居住地
- ・ 好みのカテゴリの選択
カフェ/洋服屋/居酒屋/公園/雑貨屋/本屋
博物館・美術館/映画館/レストラン/花屋

5.2 評価実験で利用する各パラメータ

この評価実験では、大学生1名に回答してもらい表示する場所は京都の四条烏丸～祇園四条間に設定する。四条烏丸～祇園四条間を直径とする範囲に限定する。また、Serendipity スコアの算出方法は評価実験用に簡易式を用いることとする。

5.2.1 評価実験でのスポットに対する興味度

興味度は、予備アンケートの回答を利用する。被験者の選択した好みのカテゴリを抽出し、その中で順位を付けてもらう。上から順に興味度の値を設定する。今回は以下の値で設定する。

表1 興味度の順位

1位	1.0
2位	0.9
3位	0.8
4位	0.7
5位	0.6
6位以下	0

5.2.2 評価実験でのスポットの流行および新鮮度

新鮮度はスポット情報を取得出来なかったため最長を1年とし、開業1日目、5日目、1ヶ月、半年、1年とし興味度と同様に値を設定する。

表2 開業からの経過日数

1日目	0.95
5日目	0.9
1ヶ月	0.7
半年	0.5
1年	0.3

5.2.3 評価実験でのスポットの実力発揮度

実力発揮度ではコンテキストや同行者を考慮し値を設定する。今回は天気(晴れ/雨)、時間(朝/昼/夜)、季節(夏/冬)を考慮する。これらのコンテキストの組み合わせを考え、そのカテゴリに最も適している組み合わせを最高値とし最も適していない組み合わせを最低値とする。評価実験では同行者は考慮しないものとする。

5.2.4 評価実験でのユーザにとってのスポット特異度

スポット特異度は、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。本研究では訪問したことがあるか、居住地であるかを基にスポットへの特異度を算出する。評価実験では訪問した経験があるかは考慮せず、スポットが地域特有であるかどうか、チェーン店であるかどうかの判断で行う。スポットが地域特有かどうかはその店の外観、あるいは雰囲気から判断した。

表3 スポットの特異度

地域特有	0.95
チェーン店ではない	0.9
チェーン店	0.7

5.2.5 評価実験でのスポット平均評価値

スポット平均評価値は、Google マップのレビューを用いて各スポットを5段階で評価されているものを利用する。また、各カテゴリのスポットを範囲の中から、10件ずつを抽出するものとする。予備アンケートに回答した際に、興味のあるカテゴリとして選択したカテゴリ以外は、評価実験では表示せずに実験を行った。

5.2.6 評価実験でのスポットに対するユーザ合致度

ユーザ合致度は年齢とカテゴリがどれだけ合致しているかとし、評価実験では子供、成人、老人に分けてその中で最も合致していると思うカテゴリ2つに0.9を付け、最も合致していないと思うカテゴリ2つに0.3をつける。それ以外のカテゴリには0.6の値に設定する。

表4 子供の場合

本屋	0.9
服屋	0.9
カフェ	0.6
居酒屋	0.3
雑貨屋	0.3

5.3 評価実験の内容および結果

上記の予備アンケートの結果から、ユーザの嗜好に合ったカテゴリを抽出し、各パラメータを考慮したSerendipity スコアを算出する。そこから得られた値を用いて、仮想コストを算出する。その結果から得られた上位5件と最短経路を表5のパターンで計算し提示する。

提示例は図4及び表5のような形での提示を行う。

また、本実験ではユーザのスポット滞在時間については考慮しないものとする。

Serendipity スコア

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

$$(2) \quad Serendipity(i) = \omega_1 I_i + \omega_2 F_i + \omega_3 A_i + \omega_4 U_i + \omega_5 R_i + \omega_6 M_i$$

仮想コスト

$$(1) \quad Cost_{hypo1} = Cost_{real} \cdot (1 - Serendipity(i))$$

$$(2) \quad Cost_{hypo2} = \frac{Cost_{real}}{1 + Serendipity(i)}$$

表 5 被験者への提示例

	仮想コスト (1)	仮想コスト (2)
Serendipity スコア (1)	パターン 1	パターン 3
Serendipity スコア (2)	パターン 2	パターン 4

複数のシチュエーションを想定し、被験者に実験を行ってもらった。シチュエーションの変化によって実力発揮度の値は異なるため、今回の評価実験では、晴れ×昼×夜、晴れ×夏×夜、雨×昼×夏の3つのシチュエーションを仮定し、実験を行った。また、図4と図5を被験者に提示し、全てに対して各5段階評価で経路の提示に対してどれほど満足したかを回答してもらった。また、各シチュエーションごとに最もよかったパターンの回答ももらった。



図 4 Serendipity スコア及び仮想コストを考慮した経路の提示例

順位	カテゴリ	店名	コスト	時間
1位	カフェ	ブチャジャボネ	8.0	14
2位	雑貨屋	白竹堂 本店	8.8	15
3位	カフェ	フランソア喫茶	9.3	16
4位	洋服屋	京こふく	12.4	17
5位	雑貨屋	じゃんばら京都	12.9	19
—	最短経路	—	13	13

図 5 結果の提示例

これらの評価実験を行った結果を、図6と図7にて説明する。図6は、4パターンの計算方法それぞれにおける3シチュエーションの満足度の合計をグラフにしたものである。図7は、各シチュエーションにおける満足度順位を示している。本論文で行った実験では、パターン1の計算方法が最も良い結果となった。すなわち、Serendipity スコア (1) および仮想コスト (1) の組み合わせである。ただし、本実験における各パラメータの計算方法の影響や、実験回数が十分でないこともあり、現時点ではパターン1の計算方法が優れていると結論づけることはで

きない。事実、図7で示しているように、シチュエーション2においては、パターン2の計算方法の満足度が最も高いという結果となっている。したがって、各パラメータの計算方法や追加実験の実施も含め、今後さらなる検証が必要であると考えている。

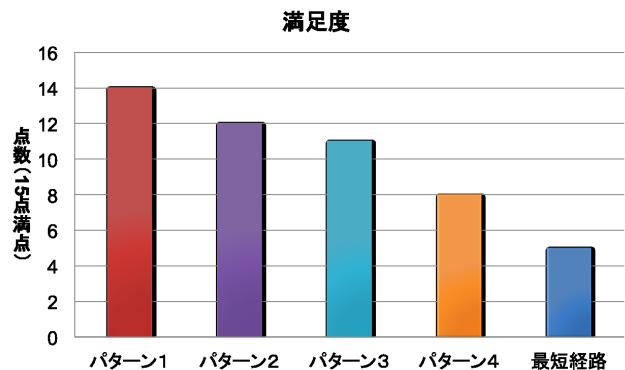


図 6 3シチュエーションの満足度の合計

シチュエーション① (晴れ×昼×冬)		仮想コスト
1位		パターン1
2位		パターン2
3位		パターン4
シチュエーション② (晴れ×夜×夏)		仮想コスト
1位		パターン2
2位		パターン1
3位		パターン3
シチュエーション③ (雨×昼×夏)		仮想コスト
1位		パターン1
2位		パターン3
3位		パターン2

図 7 各シチュエーションにおける満足度の順位

6. ま と め

本稿では、寄り道スポット（ショップ、レストラン、公園等）の Serendipity スコアと、これらを経由した場合の所要時間を考慮することによる、歩行者ナビ・自転車ナビにおける Serendipity な寄り道推薦方式の提案を行なう。また、本研究の有用性に関する予備実験及び考察を行った。予備実験では、実際に存在する経路を利用し、被験者の満足度に関する考察を行った。従来の最短経路のみの推薦よりも、本研究の提案手法の方が良い結果を得られた。また、この実験より Serendipity スコアと仮想コストの適当なパターン（組み合わせ）を得ることはできた。今後は、提案手法の改良を行いつつ、システムの実装を目指す。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 26280042 による。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] 山崎隼也, 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] 若尾健伍, 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).
- [3] 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 II -, Vol.25, No.1, pp.524–539 (2013).
- [4] 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).
- [5] 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).
- [6] Daniele Quercia, Rossano Schifanella, Luca Maria Aiello: The Shortest Path to Happiness: Recommending Beautiful, Quiet, and Happy Routes in the City, Proceedings of the 25th ACM Conference on Hypertext and Social Media (HT'14), pp.116–125 (2014).