

モンテカルロ木探索による ユーザ個人の嗜好を考慮した経路推薦手法とその評価

石崎 雄太^{1,a)} 高山 敏典² 戸川 望^{1,b)}

概要：スマートフォン、タブレットの普及によって、経路推薦・案内サービスは一般的なものとなった。従来のインターネット上で提供されてきた経路推薦・案内サービスでは、経路長・所要時間・料金の点で最適化した経路を推薦するサービスが主流である。これらのサービスでは異なるユーザでも同一の経路が推薦されることになるが、各ユーザは安全性や快適性の面から多種多様な嗜好を有している。ユーザ個人の嗜好を経路推薦に反映させ、そのユーザ好みの経路を推薦することが強く望まれる。一方で、ユーザ個人の嗜好は極めて曖昧で複雑なため、その評価が困難であるといった課題がある。本稿では、モンテカルロ木探索をベースにユーザ個人の嗜好を考慮した経路推薦手法 (P-UCT 手法) を提案する。提案手法では、まず初めに、ユーザの経路推薦履歴から特徴量を抽出し、Support Vector Machine (SVM) で評価器を作成する。その後、モンテカルロ木探索で出発地点から目的地までのランダムな経路を生成して、それらの経路がどの程度ユーザの嗜好に適合しているかを評価器によって判断する。このランダム経路の生成・評価を繰り返し実施することで、最終的に、ユーザの嗜好に最も近いと評価された経路が出力される。実験の結果、既存手法と比較して、提案手法が推薦した経路の平均評価点が上回る結果となった。

1. はじめに

1.1 ユーザ個人の嗜好を考慮した経路推薦

近年、スマートフォンやタブレットの普及が進み [9]、経路推薦・案内サービスが幅広く利用されている。従来のインターネット上で提供されてきた経路推薦・案内サービスでは、経路長・所要時間・料金の点で最適化した経路を推薦するサービスが主流であった。これらのサービスでは各ユーザの区別がされないため、現在地や目的地等の入力情報が同じであれば、異なるユーザでも同一の経路推薦がされることになる。しかし、実際の道路には交通量・幅員・勾配・段差等の特徴があるため、各ユーザは安全性や快適性の面から多種多様な嗜好を有している。実際、松田らのアンケート調査 [2] によれば、ユーザには階段等の段差や勾配が大きい坂を避けるような経路、人通りが多く歩道もある経路、右左折回数が少なく道に迷いにくい経路を選択したい等のニーズがあるとされている。ユーザ個人の嗜好を経路推薦に反映させ、そのユーザ好みの経路を推薦することが強く望まれる。

1.2 先行研究

個別のユーザに特化して、そのユーザの嗜好に合わせた経路推薦をする研究は、現在までも複数存在している。

松田らの研究 [2] では、ダイクストラ法を応用してユーザの嗜好を反映させる手法を提案している。松田らの手法では、アンケート調査に基づいて、ユーザの嗜好を定量化して経路コストの重み付けに反映する。これによって、探索アルゴリズムを従来のダイクストラ法に帰着させている。

原らの研究 [4] では、カーナビゲーションを対象に多目的遺伝的アルゴリズム (MOGA) を用いた手法が提案されている。MOGA を用いた手法では、経路情報を遺伝子としてコード化し、独自の評価関数により選択された優れた個体について、交叉や突然変異を繰り返すことで経路を推薦する。経路長、推定旅行時間、運転の快適性をそれぞれ独立した目的関数とし、性質の異なる経路を同時探索することで、ユーザ特化の経路推薦が可能となる。

赤坂らの研究 [3] では、アンケート調査に基づき個人ごとにファジィ測度・積分モデル [6] を構築して経路に対する好みを表現することで、個人の嗜好を反映した経路を選択するような主観的満足度の高いシステムが提案されている。

これらの先行研究はいずれも、アンケート調査に基づき、経路を構成する要素 (経路長、右左折数、勾配等) を個別に

¹ 早稲田大学
Waseda University

² ゼンリンデータコム
ZENRIN DataCom

a) yuta.ishizaki@togawa.cs.waseda.ac.jp

b) togawa@togawa.cs.waseda.ac.jp

重み付けすることで、ユーザに特化した経路推薦を実現している。しかし、ユーザ個人の嗜好を個別の経路要素に反映させたとしても、経路全体がそのユーザの嗜好に適合しない場合がある。例えば、あるユーザがランニングのための「階段と坂道の各距離の合計が同程度になる経路」を希望する場合、経路生成途中で両者の数を比較・評価しながら経路探索することは困難であるが、完成した経路に対しては、両者の数を比較して評価できる。つまり、ユーザ個人の嗜好に適合する経路を推薦するためには、経路要素を個別に評価するのではなく、経路全体を評価しユーザに提示する機構が必要不可欠となる。

この課題の解決のため、モンテカルロ木探索アルゴリズム [5,10,11] に注目する。モンテカルロ木探索では、モンテカルロ・シミュレーションを実行して準最適解を求めていくため、経路全体の評価が可能となる。モンテカルロ木探索では、アルゴリズム効率化のため、UCB1 値と呼ばれる探索中のノードの評価指標を使用している。UCB1 値の計算には、モンテカルロ・シミュレーションの結果に対して適当な報酬を設定する必要があるため、従来の UCB1 値をそのまま経路推薦に適用することはできない。いかに、UCB1 値に相当するノード評価指標を設計して、効率化を図るかが最大の問題となる。なお、我々が知る限り、モンテカルロ木探索を経路探索に適用した研究は存在しない。

1.3 本稿の提案

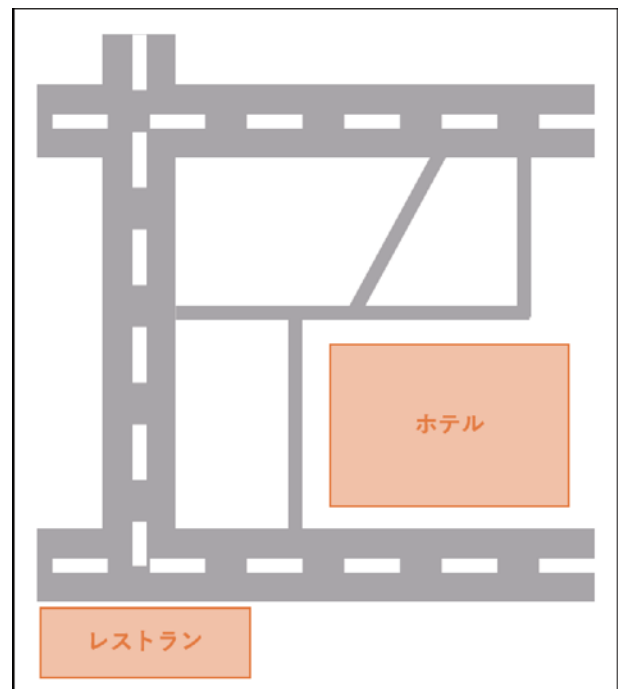
本稿では、UCT を利用したユーザ個人の嗜好を考慮した経路推薦手法 (P-UCT 手法) を提案する。特に、新たに P-UCB1 値をノード評価指標として設定し、アルゴリズム効率化を図る。P-UCB1 値とは、UCB1 値をベースにした、各ユーザにとっての各交差点の有望さを表す評価指標であり、これによりユーザの嗜好に適合する可能性の高い経路を効率的に探索できる。

提案手法では、まず、ユーザの経路推薦履歴から特徴量を抽出し、Support Vector Machine (SVM) [12] で評価器を作成する。その後、モンテカルロ木探索で出発地点から目的地までのランダムな経路を生成して、それらの経路がどの程度ユーザの嗜好に適合しているかを評価器によって判断する。このランダム経路の生成・評価を繰り返し実施することで、最終的に、ユーザの嗜好に最も近いと評価された経路が出力される。

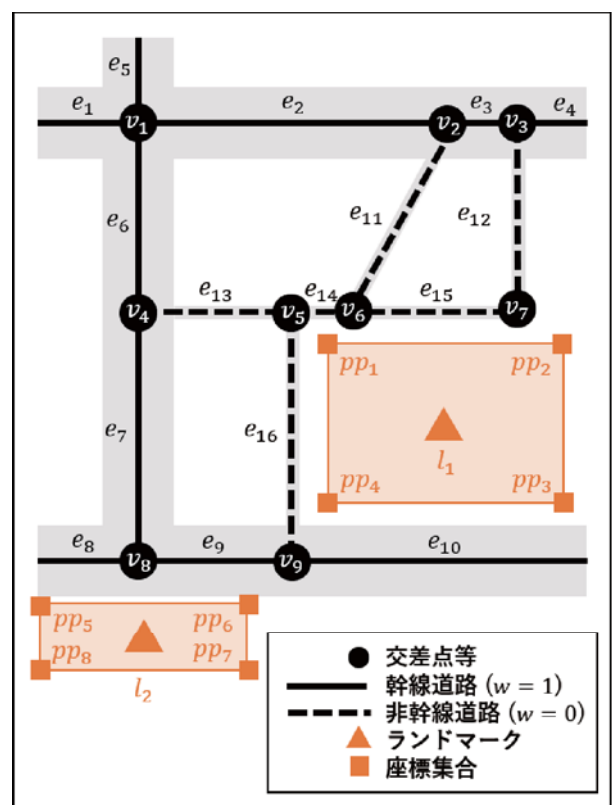
1.4 本稿の貢献

本稿の貢献は以下の通りである。

- (1) モンテカルロ木探索に着目することで、経路全体の評価が可能となり、ユーザ個人の嗜好を考慮した経路推薦を実現する。
- (2) 経路推薦をモンテカルロ木探索に適用するため、P-UCB1 値を提案した。P-UCB1 値は、各ユーザにと



(a) 地図表現.



(b) 道路ネットワーク表現.

図 1: 道路ネットワークの例.

て各交差点の有望さを表す評価指標であり、これによりユーザの嗜好に適合する可能性の高い経路を効率的に探索できる。

- (3) 推薦された経路を被験者が 4 点満点で評価する実験を実施した。その結果、既存手法 [2] の平均評価点は

表 1: 有名ランドマークと無名ランドマーク.

有名ランドマーク	官公庁施設, 官公庁建物, 教育施設, 学校, 病院, レジャー, 交通, 宿泊建物, 商業建物, 目標建物, 一般建物, 駅舎, 駅建物
無名ランドマーク	上記以外

1.875であったのに対し, 提案手法の平均評価点は最高で 3.000 となり, 提案手法で推薦された経路がよりユーザ個人の嗜好に適合していることが確認された.

2. ユーザ個人の嗜好を考慮した経路推薦問題

2.1 道路ネットワーク

道路ネットワークは, グラフ $G = (V, E)$ で表される. 道路ネットワークは, V は交差点, 曲がり角, 横断歩道や歩道橋の端点の集合, E は道路の集合である. 道路ネットワークには, 付加的にランドマークの集合 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$ が与えられている. 以降では, $v_s \in V$ を交差点ノード, $e_u \in E$ を道路エッジと呼称する.

交差点ノード $v_s \in V$ は, 緯度 lat , 経度 lng , 高度 z , 可視ランドマークの集合 $L_{visible} \subseteq L$ のパラメータを持つ. 可視ランドマークとは, 当該ノードにおいて目視可能なランドマークを指す. 各ランドマーク l_t は, カテゴリ ct , 高さ h , 座標集合 PP のパラメータを持つ. カテゴリ ct は, 当該ランドマークが有名ランドマークか無名ランドマークを表す. 有名ランドマークと無名ランドマークを表 1 にまとめる. 座標集合 PP は, ランドマークを多角形と見たとき, その多角形の頂点集合を表す.

道路エッジ $e_u \in E$ は, 道路種別 et , 勾配種別 sl , 横断有無 cr , 屋根の有無 hr , 幹線道路の是非 w のパラメータを持つ^{*1}. 道路種別 et は, 通常道路, 歩道, 横断歩道, 踏切内通路, 歩道橋等の道路のタイプを表す. 勾配種別 sl は, 坂, 階段, 段差, 平坦等の道路の傾斜や高低差を表す. 横断有無 cr は, 当該エッジが横断歩道等の道路を横断する経路であるかどうかを表す.

例 1. 図 1 に道路ネットワークの例を示す. 図 1(a) の地点には, 複数の幹線道路と非幹線道路が交差し, ホテルとレストランのランドマークが存在している. このような地点を道路ネットワークで表現すると, 図 1(b) のように, 9 個の交差点ノード $\{v_1, v_2, \dots, v_9\}$, 10 本の幹線道路エッジ $\{e_1, e_2, \dots, e_{10}\}$, 6 本の非幹線道路エッジ $\{e_{11}, e_{12}, \dots, e_{16}\}$, 2 個のランドマーク $\{l_1, l_2\}$ から構成される. 幹線道路の是非は, 道路エッジのパラメータ w によって判断される. 各ランドマークにはそれぞれ座標集合が紐付き, l_1 には $\{pp_1, pp_2, pp_3, pp_4\}$, l_2 には $\{pp_5, pp_6, pp_7, pp_8\}$ が対応している. ■

^{*1} これらのパラメータはゼンリンの道路ネットワークによる.

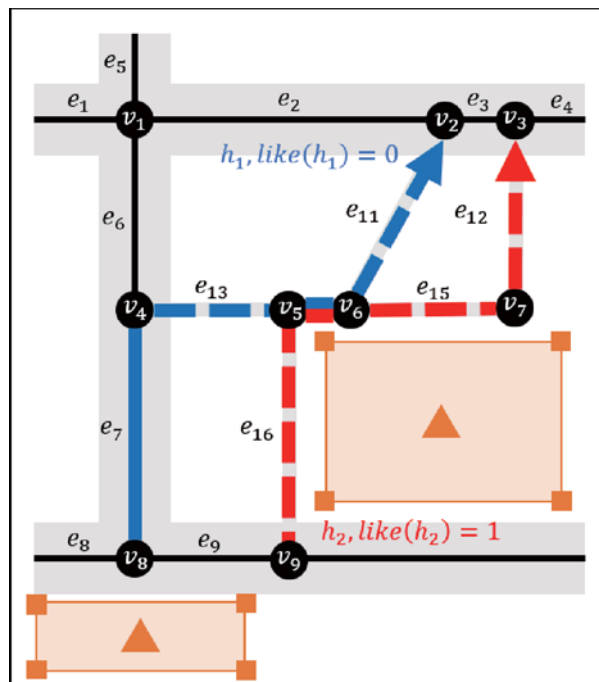


図 2: 経路推薦履歴の例.

2.2 経路推薦履歴

経路推薦履歴とは, これまでにユーザが推薦されてきた経路集合 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ と, 各経路がユーザ u の嗜好に適合したかどうかを表すパラメータ $like(h_n)$ から構成される. 経路推薦履歴の経路集合において, 出発地点や目的地点は様々であり, パラメータ $like(h_n)$ は, 好き/嫌いの 2 段階評価である.

図 2 に経路推薦履歴の例を示す. 図 2 では, 既に h_1 (青線) と h_2 (赤) の 2 経路が経路推薦されている. 経路 h_1 はユーザ u の嗜好に適合せず, 経路 h_2 はユーザ u の嗜好に適合したことを表している.

2.3 最適経路推薦問題

本稿で取り扱う最適経路推薦問題を以下に定義する.

定義 1 (最適経路推薦問題). 道路ネットワーク $G = (V, E)$ とユーザの経路推薦履歴が与えられたとき, 最適経路推薦問題とは, 始点 $v_s \in V$ から終点 $v_g \in V$ に至る道路ネットワーク上の経路を出力するものである. 但し, ユーザの経路推薦履歴に基づき, 出力される経路はユーザ個人の嗜好に沿ったものとする.

例 2. 例えば, 図 3 のような道路ネットワークが与えられ, あるユーザが経路推薦履歴のもと「ある程度の遠回りは許容できるので, 大通りを通る方が好ましい」という嗜好を有していたとする. このとき, 同ユーザが地点 v_s を出発地点, 地点 v_g を目的地点として入力した場合, 図中の赤線のような経路を出力する. なお, 図中の赤線で示される経路は, 青線で示される最短経路よりも距離は長い, 非幹線道路を通行しない経路となり, ユーザの嗜好に適合した

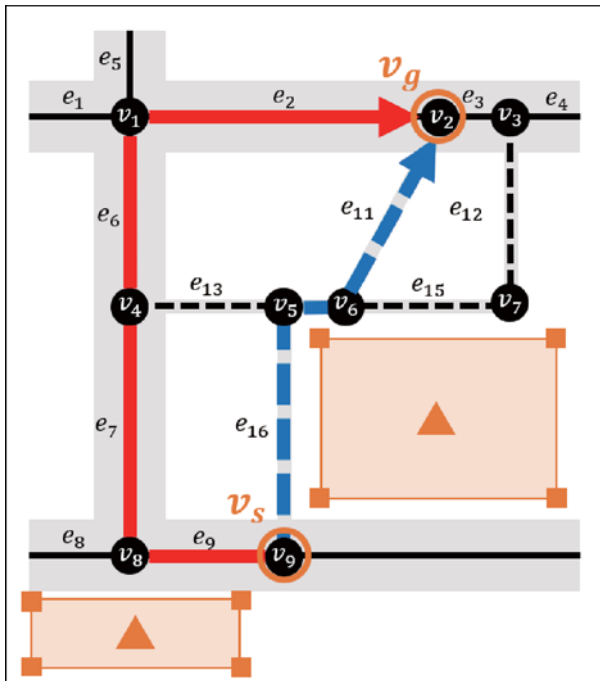


図 3: 最適経路推薦問題の例.

経路となっている。

3. ユーザ個人の嗜好を考慮した経路推薦手法 (P-UCT 手法)

ユーザ個人の嗜好を経路推薦に反映するためには、以下の 2 点が必要になる。

- (i) ユーザ個人の嗜好の取得.
- (ii) 経路全体を確認してから、経路評価をする機構.
 - (i) を実現するために、提案手法では SVM による機械学習を採用する。SVM は 2 クラスのパターン識別器として優れている。経路評価を好き/嫌いの 2 段階で格納するために、2 クラスのパターン識別器が必要になるので、SVM を選択した。
 - (ii) を実現するために、提案手法では代表的なモンテカルロ木探索である UCT を採用する。モンテカルロ木探索では、モンテカルロ・シミュレーションを多数実行して準最適解を求めていくため、経路全体の評価が可能となる。また、経路推薦をモンテカルロ木探索に適用するため、P-UCB1 値を提案する。P-UCB1 値は、各ユーザにとって各交差点の有望さを表す評価指標であり、これによりユーザの嗜好に適合する可能性の高い経路を効率的に探索できる。

以上の議論のもと、以下のように P-UCT 手法を提案する。

3.1 経路推薦アルゴリズム

提案する経路推薦アルゴリズムは、以下の Phase 1–Phase 3 から構成される。

Phase 1 : 評価器の生成

経路探索の実施前に、経路推薦履歴から SVM を用いて 20 種類の特徴量を抽出して評価器を作成する。

Phase 2 : 出発地点・目的地の指定

ユーザが出発地点 $v_s \in V$ 、目的地 $v_g \in V$ を指定し、 v_s にポイント $v_{now} \in V$ を置く。探索木中の全ノードのシミュレーション回数を 0 にする。

Phase 3 : 経路の探索・推薦

本フェイズは以下の 5 種類のステップから構成される。

(Step 1) 選択

道路ネットワーク上において、 v_{now} と接続されている全てのノードの中から、最も P-UCB1 値が大きいノード v_{select} を一つ選択する。

(Step 2) シミュレーション

v_{select} からシミュレーションを実施して、目的地 v_g までのランダムな経路 (プレイアウト経路) を作成する。

(Step 3) プレイアウト経路評価

プレイアウト経路から SVM を用いて 20 種類の特徴量を抽出する。抽出したプレイアウト経路の特徴量から、評価器がその経路がユーザにとって好みである確率 $0 \leq rw_{select} \leq 1$ を算出する (rw_{select} は報酬と呼ばれる)。

(Step 4) 更新

rw_{select} の値から v_{select} の P-UCB1 値を更新する。 v_{select} に対するシミュレーション回数を 1 増加させる。

(Step 5) 経路確定

(Step 1) から (Step 4) までを繰り返し処理する。(Step 4) 終了時に v_{select} に対するシミュレーション回数が閾値 N に達している場合、(Step 1) に戻る前に v_{select} を v_{now} とする。 v_{now} が v_g に到達したとき、 v_{now} が移動した経路を出力しアルゴリズムを終了する。

例 3. 図 4 に、経路推薦アルゴリズム実行例を示す。経路推薦履歴から評価器を作成する (Phase 1)。ユーザが出発地点と目的地を指定したら、ポイント v_{now} を出発地点に置く (Phase 2, 図 4(a))。 v_{now} と接続されている 2 交差点ノードでの P-UCB1 値を比較し、値が大きい交差点ノードを選択する (Phase 3-Step 1, 図 4(b))。選択した交差点からシミュレーションを実施して、目的地までのプレイアウト経路を作成する (Phase 3-Step 2, 図 4(c))。プレイアウト経路から SVM を用いて 20 種類の特徴量を抽出し、抽出したプレイアウト経路の特徴量から、評価器がその経路



図 4: 経路推薦アルゴリズム実行例.

がユーザにとって好みである確率を $0 \leq rw_j \leq 1$ 算出する (Phase 3-Step 3, 図 4(d)). rw_j の値から選択した交差点ノードの P-UCB1 値を更新し, 選択した交差点ノード v_1 のシミュレーション回数を 1 増加させ, 交差点ノードの選択作業に戻る (Phase 3-Step 4, 図 4(e)). 以上の作業を繰り返すと, 選択した交差点ノードでのシミュレーション回数が閾値 N に達する場合がある. この場合, 出発地点から選択した交差点までの経路が確定して, 経路探索が次段階へ進む (Phase 3-Step 5, 図 4(f)). ■

3.2 P-UCB1 値

P-UCB1 値とは, UCB1 値 [10] をベースにした各交差

点ノード $v_j \in V$ の有望さを表す評価指標であり, 3.1 節で提案した経路推薦アルゴリズムの挙動を制御する役割を持つ. 初期値は探索木中の全ノードで 0 とする. P-UCB1 値を式 1 に示す.

$$P-UCB1(v_j) = \bar{X}_j + \sqrt{\frac{2 \log n}{n_j}} \quad (1)$$

\bar{X}_j は当該交差点ノードを選択した際に返される報酬の期待値, n_j は当該交差点ノードを選択した回数, n は全交差点ノードの選択回数の総和である. 但し, n や n_j は v_{now} が更新されるごとに 0 にリセットされる.

報酬の期待値 \bar{X}_j は, 式 2 によって更新される.

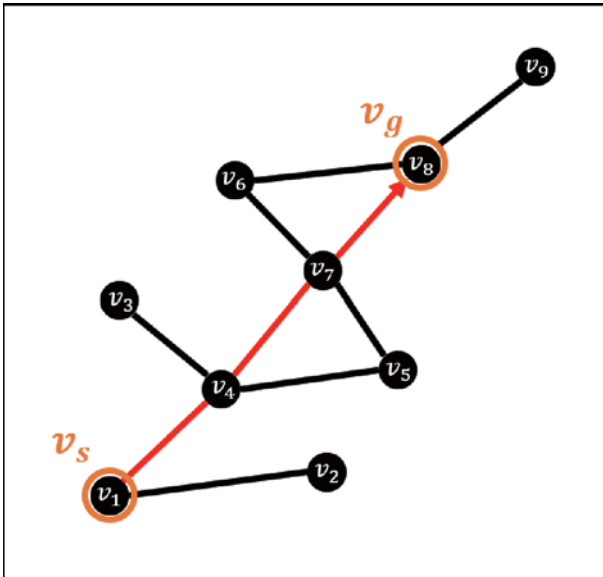


図 5: 分岐数の例.

$$\bar{X}_j = \frac{\sum_{k=1}^{n_j} rw_j(k)}{n_j} \quad (2)$$

$rw_j(k)$ は、 v_j にとって k 番目のプレイアウト経路に対する報酬である。

P-UCB1 値を導入することにより、以下の 2 点が可能となる。

- (i) 期待値が高い (有望な経路が生成できそうな) 交差点ノードは、選択回数を増加させ、より多くのシミュレーションを実施する。
- (ii) 選択回数が少ない交差点ノードは、実際よりも期待値が低く見積もられている可能性を考慮し、優先的に選択・シミュレーションを実施する。

これは、P-UCB1 値の式が (期待値)+(バイアス) という構成になっており、バイアスの値は当該交差点ノードが選択された回数が少ないほど大きくなるためである。

3.3 経路の特徴量

松田らのアンケート調査 [2] によれば、歩行者ユーザは一般に、「歩道のある道を通りたい」「階段は避けたい」等の道路種別や勾配種別に対するニーズを有している。米倉らの研究 [8] では、ランドマーク情報を利用することで人間の記憶に残りやすい経路生成が可能になると報告している。

以上を踏まえ、経路の評価指標として 20 個の特徴量を定義する。それらを以下に示す。

(A) 基本情報

1. 経路長

この特徴量は、出発地から目的地までの総距離を表す。

2. 分岐数

分岐 (分かれ道) の数は、経路中の迷いやすさの指標となり、ユーザの嗜好に影響を与える要因となり得る。この特徴量は、経路中に含まれる交差点ノードの総数と、 v_g を除く経路中に含まれる各交差点ノードの一つ隣に隣接する交差点ノードの総数との和を表す。分岐数の例を図 5 に示す。経路が赤線で示されるとき、経路中に含まれる交差点ノードは $\{v_1, v_4, v_7, v_8\}$ の 4 個、 $v_1 (= v_s)$ に隣接する交差点ノードは v_2 の 1 個、 v_4 に隣接する交差点ノードは $\{v_3, v_5\}$ の 2 個、 v_7 に隣接する交差点ノードは $\{v_5, v_6\}$ の 2 個になる。したがって、ここでの分岐数は 9 になる。

3. 右左折数

山本らの研究 [1] によれば、人間は 8 方向を基準にして方向を認識している。これを踏まえ、提案手法では 22.5 度以上の方向転換を右左折と定義する。この特徴量は、経路中の右左折の総数を表す。

(B) 道路種別

4. 歩道の経路長

この特徴量は、経路中に存在する道路種別 ct が歩道であるエッジの総距離を表す。

5. 歩道のエッジ数

この特徴量は、経路中に存在する道路種別 ct が歩道であるエッジの総数を表す。

6. 横断歩道の経路長

この特徴量は、経路中に存在する道路種別 ct が横断歩道であるエッジの総距離を表す。

7. 横断歩道のエッジ数

この特徴量は、経路中に存在する道路種別 ct が横断歩道であるエッジの総数を表す。

8. 幹線道路の経路長

この特徴量は、経路中に存在する幹線道路の是非 w が $true$ であるエッジの総距離を表す。

9. 幹線道路のエッジ数

この特徴量は、経路中に存在する幹線道路の是非 w が $true$ であるエッジの総数を表す。

(C) 勾配種別

10. 階段の経路長

この特徴量は、経路中に存在する勾配種別 sl が階段であるエッジの総距離を表す。

11. 階段のエッジ数

この特徴量は、経路中に存在する勾配種別 sl が階段であるエッジの総数を表す。

12. 坂の経路長

この特徴量は、経路中に存在する勾配種別 sl が坂であるエッジの総距離を表す。



(a) 新宿駅周辺.



(b) 高田馬場駅周辺.

図 6: 実験に使用した地図データ.

13. 坂のエッジ数

この特徴量は、経路中に存在する勾配種別 sl が坂であるエッジの総数を表す。

14. 段差の経路長

この特徴量は、経路中に存在する勾配種別 sl が段差であるエッジの総距離を表す。

15. 段差のエッジ数

この特徴量は、経路中に存在する勾配種別 sl が段差であるエッジの総数を表す。

16. 平坦の経路長

この特徴量は、経路中に存在する勾配種別 sl が平坦であるエッジの総距離を表す。

17. 平坦のエッジ数

この特徴量は、経路中に存在する勾配種別 sl が平坦であるエッジの総数を表す。

(D) ランドマーク情報

18. 可視ランドマーク数

可視ランドマークとは、各交差点ノードから目視で確認可能なランドマークを指す。提案手法では、竹田ら [7] の手法を用いて、各交差点ノードにおける可視ランドマークを求めた。この特徴量は、経路中の 1 交差点ノードあたりの平均可視ランドマーク数を表す。

19. 有名可視ランドマーク数

有名可視ランドマークとは、可視ランドマークの中で、カテゴリ ct が表 1 の有名ランドマークに該当するものである。この特徴量は、経路中の 1 交差点ノードあたりの平均有名可視ランドマーク数を表す。

20. 無名可視ランドマーク数

無名可視ランドマークとは、可視ランドマークの中

で、カテゴリ ct が表 1 の無名ランドマークに該当するものである。この特徴量は、経路中の 1 交差点ノードあたりの平均無名可視ランドマーク数を表す。

提案手法では、これらの特徴量を抽出して経路探索に反映させるために、SVM を用いる。経路評価を好き/嫌いの 2 段階で格納するために、2 クラスのパターン識別器が必要になるので、SVM を選択した。SVM のパラメータは、グリッドサーチで最適化を実施し、多項式カーネル、コストパラメータ $C = 1$ 、ハイパーパラメータ $\gamma = 0.1$ とした。

4. 評価実験

提案手法を Python3 で実装し、経路推薦実験を実施した。被験者として、22 歳から 23 歳の男女 8 名を対象に推薦させた経路を評価した。実際に使用した地図は、被験者が慣れているエリアである新宿駅周辺及び高田馬場駅周辺のものを選んだ。実験に使用した地図を図 6 に示す。

4.1 実験方法

次の (1)–(5) の手順により、評価実験を実施した。

(1) 記入

それぞれ異なる出発地点と目的地点を指定した地図を 15 種類 (新宿駅周辺を 5 種類、高田馬場駅周辺を 10 種類とした) 用意し、被験者は各地図に対して自身の好みの経路 (複数経路可) を記入する。出発地点と目的地点は、直線距離にして 300m–1000m の条件を満たすペアを選んだ。

表 2: 実験結果.

経路推薦手法		被験者								平均
		A	B	C	D	E	F	G	H	
提案手法	学習経路数 10	0	0	0	3	0	2	2	0	0.875
	学習経路数 20	0	2	4	3	2	1	4	3	2.375
	学習経路数 30	4	4	4	4	0	1	4	3	3.000
既存手法 [2]		2	4	4	0	0	2	1	2	1.875

(2) 学習

記入済みの地図を用いて、記入された経路と完全一致する経路を正例(好みの経路)、それ以外の経路をランダムに生成し、これを負例(好みでない経路)として経路推薦履歴とした。

(3) 経路推薦

正例・負例合わせて一定数の経路を経路推薦履歴として SVM に学習させた後、学習に使っていない出発地点と目的地点のペアを新たに指定し、2 地点間の経路推薦を実施する。本実験では、経路推薦履歴として SVM に学習させた経路数が 10, 20, 30 の時点を調査した。なお、正例と負例の数は同数になるように学習させている(例えば学習経路数 10 の場合、正例と負例を 5 ずつ学習させている)。

(4) 評価

提案手法によって推薦された経路が、ユーザの嗜好にどの程度適合しているかを被験者自身が評価する。評価は 0, 1, 2, 3, 4 の 5 段階の中から選択する形式で、最低評価が 0, 最高評価が 4 である。

(5) 既存手法との比較

比較のため、同地図に対して松田らによるダイクストラ法を応用した手法 [2] での経路推薦も実施し、同様に 5 段階で被験者自身が評価する。

4.2 実験結果

実験結果を表 2 に示す。学習経路数とは、4.1 節の Step 2 で学習した経路(正例と負例の合計)を表し、A-H は被験者を表す。被験者の下部の数字は、各被験者が推薦された経路に対して与えた評価点を表す。提案手法における評価点の平均は、学習経路数 10 で 0.875, 学習経路数 20 で 2.375, 学習経路数 30 で 3.000 となった。対して、既存手法 [2] における評価点の平均は、1.875 であった。

例として被験者 A の経路推薦結果を図 7-図 10 に示す。学習経路数が 10, 20 の時点では、分かりづらく入り組んだ経路が推薦されたため、評価点は 0 であった。学習経路数が 30 の時点では、被験者自身が普段通る経路とほとんど同じ経路が推薦されたため、評価点は 4 であった。既存手法によって推薦された経路に関しては、普段は通らないが右左折が少なく分かりやすい経路であることが考慮され、評価点は 2 であった。

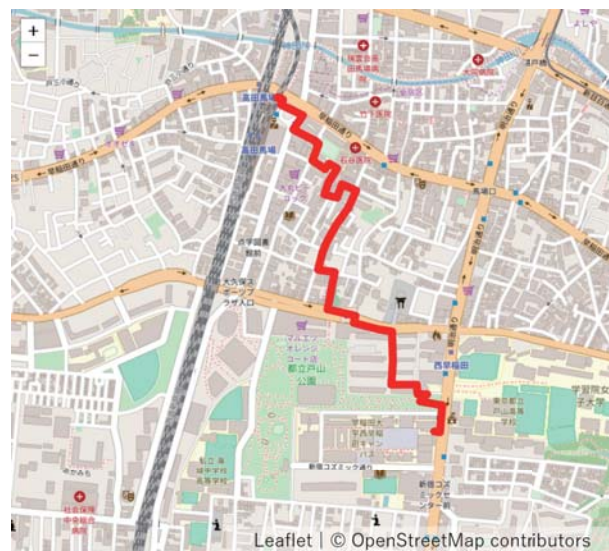


図 7: 提案手法(学習経路数 10)による被験者 A の経路推薦結果.

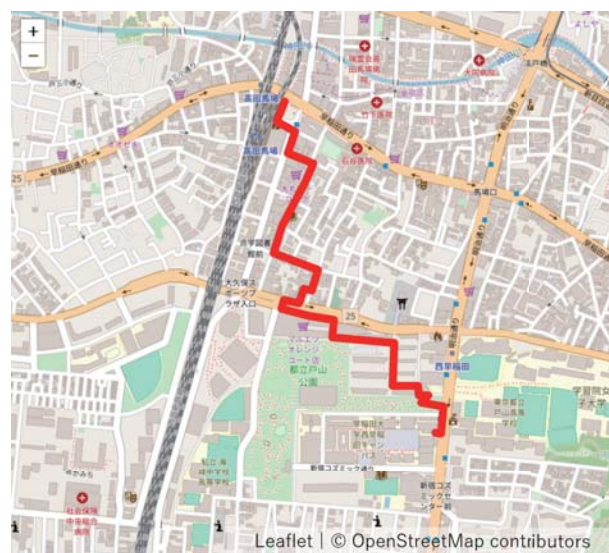


図 8: 提案手法(学習経路数 20)による被験者 A の経路推薦結果.

全体としては、学習経路数が 20 または 30 である場合には、既存手法と比較して優位性が見られる結果となった。本実験の傾向として、大通りを好んで通る被験者、右左折回数が少ないことを重視する被験者は経路推薦が成功しやすかった。一方で、入り組んだ住宅街や公園内を歩くよ



図 9: 提案手法 (学習経路数 30) による被験者 A の経路推薦結果.

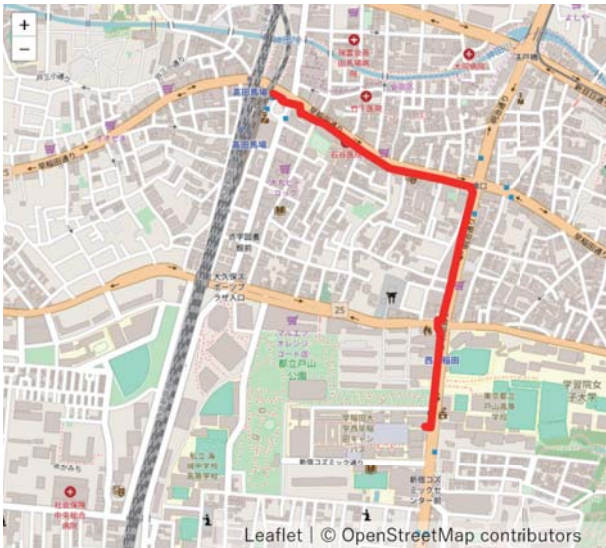


図 10: 既存手法 [2] による被験者 A の経路推薦結果.

うな経路を好む被験者は、経路推薦が上手いかず経路評価が低くなる場合が多かった。提案手法では、シミュレーション時に目的地まで辿り着いた経路が推薦候補となる。極端に複雑な経路の場合はそもそも目的地まで辿り着く確率が低いため、こうした結果が得られたと推測できる。

5. おわりに

本稿では、モンテカルロ木探索アルゴリズムを用いて、ユーザ個人の嗜好を考慮した経路推薦手法である P-UCT 手法を提案した。提案したアルゴリズムでは、まず、これまでにユーザに推薦された経路群 (経路推薦履歴) から SVM を用いて評価器を作成する。その後、複数回のモンテカルロ・シミュレーションを経て、ランダムに生成された経路を評価器によって評価し、その結果をフィードバックする

工程を繰り返し実施し、最終的に最もユーザの嗜好に沿っていると判断された経路が出力される。22 歳から 23 歳の男女 8 名を対象として評価実験を実施した結果、提案手法における評価点の平均は、学習経路数 10 で 0.875, 学習経路数 20 で 2.375, 学習経路数 30 で 3.000 となった。対して、既存手法における評価点の平均は、1.875 であった。全体としては、学習経路数が 20 または 30 である場合には、既存手法と比較して優位性が見られる結果となった。

今後の課題は、学習データを増やして、よりユーザの嗜好に適合した経路を推薦することである。

参考文献

- [1] 山本直英, 岡部篤行, “曲がり角が一つある通路における定性的方向推論についての実験による分析,” 人間・環境学会誌, vol. 7, no. 2, pp. 11–20, 2002.
- [2] 松田三恵子, 杉山博史, 土井美和子, “歩行者の経路への嗜好を反映した経路生成,” 電子情報通信学会論文誌 A, vol. 87, no. 1, pp. 132–139, 2004.
- [3] 赤坂優太, 鬼沢武久, “ファジィ測度・積分によって個人の好みを反映した歩行者ナビゲーション,” 日本知能情報ファジィ学会 第 21 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, p. 51. 日本知能情報ファジィ学会, 2005.
- [4] 原健太, 塚原荘一, 狩野均, 曾田敏弘, 黒河久, “多目的遺伝的アルゴリズムを用いたカーナビゲーションのための予測経路探索,” 情報処理学会研究報告高度交通システム (ITS), vol. 2006, no. 22 (2006-ITS-024), pp. 31–38, 2006.
- [5] 美添一樹, “モンテカルロ木探索-コンピュータ囲碁に革命を起こした新手法,” 情報処理, vol. 49, no. 6, pp. 686–693, 2008.
- [6] 塚本弥八郎, “単関数の表現とファジィ積分,” 日本知能情報ファジィ学会 第 25 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, p. 165. 日本知能情報ファジィ学会, 2009.
- [7] 竹田健吾, 柳澤政生, 戸川望, 新田知之, 進藤大介, 田中清貴, “迷いにくい可視ランドマークに基づく屋外歩行者ナビゲーションシステム,” 組込みシステムシンポジウム 2014 論文集, vol. 2014, pp. 102–107, 2014.
- [8] 米倉梨菜, 森永寛紀, 若宮翔子, 赤木康宏, 小野智司, 河合由起子, 川崎洋, “点と線と面のランドマークによる道路地図に頼らないナビゲーション・システム,” インタラクシオン, pp. 1–10, 2015.
- [9] 総務省, “情報通信機器の保有状況,” 2018, <http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h30/html/nd252110.html>.
- [10] C. B. Browne, E. Powley, D. Whitehouse, S. M. Lucas, P. I. Cowling, P. Rohlfshagen, S. Tavener, D. Perez, S. Samothrakis, and S. Colton, “A survey of monte carlo tree search methods,” *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, vol. 4, no. 1, pp. 1–43, 2012.
- [11] R. Coulom, “Efficient selectivity and backup operators in monte-carlo tree search,” in *Proc. International Conference on Computers and Games*, pp. 72–83, Springer, 2006.
- [12] N. Cristianini, J. Shawe-Taylor et al., *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods*, Cambridge University Press, 2000.