手描き入力に適応した HMM に基づくマップマッチング手法

石田 惇 金 鎔煥 山本 大介 高橋 直久

†名古屋工業大学大学院工学研究科工学専攻 〒 466-8555 名古屋市昭和区御器所町 E-mail: †atushi@moss.elcom.nitech.ac.jp, ††{kim,yamamoto.daisuke,naohisa}@nitech.ac.jp

あらまし 災害の被害を軽減する手法の一つに、津波避難シミュレーションがある。従来の津波避難シミュレーションは、最短経路などのアルゴリズムを用いて機械的に避難経路を推定する手法や、住民に対して対面形式でヒヤリングを実施して避難経路を収集する手法などが検討されてきた。前者は精度に、後者は人的コストに問題があった。そこで本論文では、タブレット上に表示された地図を指でなぞることで、避難経路を高速かつ高精度に推定する手法を提案する。具体的には、隠れマルコフモデルに基づくマップマッチング技術を手描き入力に適応する。これにより、手描き入力から高精度な経路を推定することができる。また、手描き入力に対しデータ間引きアルゴリズムを適応する。これにより、マップマッチングにかかる計算時間を減らすことができる。

キーワード マップマッチング、隠れマルコフモデル、手描き、道路ネットワーク

1 はじめに

日本では近年、各地で自然災害が発生しており、それら災害 の被害を軽減する手法として、ハード対策とソフト対策がある. ハード対策は構造物による被害軽減手法で、堤防や耐震補強な どが挙げられる. ソフト対策は構造物によらない被害軽減手法 で、津波避難シミュレーションやハザードマップなどが挙げら れる. 津波避難シミュレーションは、想定した津波から避難す る様子を再現したものである. 津波避難シミュレーションに必 要なデータは,地図データ,津波浸水予測データ,避難開始時 間と移動速度と避難経路を含んだ避難者データである. 地図 データは OpenStreetMap に代表されるオープンデータベース ライセンスにより自由に利用可能である. 津波浸水予測データ は国土交通省から取得できる. 避難者データは絶対的なデータ がないため近似する必要がある. 避難者データのうちの避難経 路を近似する方法は、種々の研究がなされている. 鈴木ら [1] は、距離や標高のほかに川や海から避ける方向など、様々なパ ラメータが関係することが明らかになっている. 渡辺ら [2] と 畑山ら [3] は、住民が指定した経路や最短経路を避難経路とし ている. このように、津波避難シミュレーションに関する既存 研究は、最短経路や標高などのパラメータに基づいて推定して いる. また, 新帯ら [14] が提案した右左折回数が最小となる経 路を用いることも考えられる. しかしそれら既存手法では, 実 際に住民が避難する経路と異なっている可能性があるため、推 定精度に問題がある. また、ヒヤリングによる避難経路データ の手入力は、現地に赴きヒヤリングする手間とデータを手入力 する手間があるため、人的コストに問題がある.

そこで本研究では、ユーザ自身が避難する道のりをタブレット上で入力したデータに対して、高速かつ高精度に推定する手法の考案を目的とする. 経路を推定する手法として、マップマッチング手法がある. 従来研究では、GPS に特化したマップマッチングであったが、本研究では手描きに特化したマップマッチ

ングを提案する. 隠れマルコフモデルを用いたマップマッチングに手描きの特性を加えることで,手描き入力に対して経路を高精度かつ高速に推定可能となる. 本研究の目的を達成する上で,次のような課題がある.

課題1 経路推定として用いられるマップマッチングは GPS データを対象とした手法が主である. GPS データは出発地から目的地まで一筆書きのデータであるが、本研究で扱う手描き データは自宅から避難場所まで一筆書きでなぞるとは限らない. そのため、既存手法をそのまま避難経路の推定に適応することはできない.

課題2 GPS データは 1 分あたり数回から数十回の頻度で取得されており、そのデータに対してマップマッチングの研究が主にされている.一方、手描きデータは 1 秒あたりに数十回と、GPS と比べて高頻度で緯度経度座標データを取得できるため、既存手法をそのまま適応した場合にマップマッチングにかかる計算時間が増加する.

課題3 既存のマップマッチング手法には、GPS の測位誤差を考慮して計算する仕組みがある. 手描きデータではユーザの手振れによる誤差が含まれるが、手描きした際の縮尺によってシステムに入力される値が変動するため、既存手法における誤差を考慮する仕組みをそのまま適応した場合、誤差を正しく許容できない. また、既存手法は GPS に特化したマップマッチングであるため、手描きデータに対して有効に機能するとは限らない.

これらの課題を解決するために、以下のようなアプローチを提案する.

アプローチ1 一筆書きで描かれているデータをグループでまとめ、緯度経度座標系に基づいてグループを並べ替える事で、自宅から避難場所までの一筆書きのデータに変換する.

Pプローチ2 手描きデータに対し、Ramer 法によるデータ間引きを適応することで、データの特徴量を維持しつつデータ量を削減する.

アプローチ3 隠れマルコフモデルを用いたマップマッチング (HMM マップマッチング) において,手描きした際の縮尺によって誤差の許容範囲を変化させる. また, HMM マップマッチングの遷移確率に手描きの特性を加えた改良を行う.

2 関連研究

被災リスクを可視化する上で津波避難シミュレーションは有効な手法で、より現実に近いシミュレーションをするためにどのような住民データが適切なのかに関して、種々の研究 [1-3] がなされている。ここでいう住民データとは、避難開始時間と移動速度と避難経路のことを示す。

また、GPS などの位置データから道路上の位置や経路を推定する技術として、マップマッチング技術がある。この技術は交通流解析やナビゲーションシステムなどの多くのアプリケーションの前処理段階で行われている。Chao ら [4] は、既存のマップマッチングにおいて隠れマルコフモデルを用いたマップマッチングが有効であることを示した。HMM マップマッチングのアルゴリズムは様々なものが考案されている [5-7]. 本研究では、[5] を参考に HMM マップマッチングを適応する。

また、マップマッチングの応用に関する研究を以下に示す. Martinez Lerin ら [9] は、ネットワーク制約のある移動軌跡の汎用エンコーダを提案し、提案した汎用エンコーダと 2 つの経路探索アルゴリズムを組み合わせることで、道路ネットワークに沿った移動軌跡の経路が変わらずサイズを縮小するエンコーダを実装した。山本ら [10] は、Bluetooth Low-Energy (BLE)ビーコンを用いたユーザの経路と滞在の新規推定手法を提案した。GPS の分野で用いられているグローバルマップマッチングの考え方を、BLE ビーコンに基づく経路推定に応用している.

入力系列から特徴点を抽出し処理をしやすくするアルゴリズムは,主に手描き文字認識の分野で研究が盛んに行われていた [11–13]. 本研究では,特徴量を維持しつつデータ量を減らす目的として Ramer 法 [11] を適応する.

3 提案システムの実現法

3.1 提案システムの構成

提案システムの概要を図1に示す。提案システムの入力データは,手描きによって得られたタブレット上のピクセル座標である。システムに入力する際に,そのデータを緯度経度座標系に変換する。次に,n筆書き補正機能により,どんな描き順で描かれたデータであっても,GPS データと同様の処理が可能なデータが出力される。次に,間引き機能により特徴量を維持しつつデータ量が削減されたものが出力される。最後に,HMMによるマップマッチング機能により手振れ等の誤差を許容した上での推定経路が出力される。

提案システムは、n 筆書き補正機能、間引き機能、HMM によるマップマッチング機能からなる。それぞれの実現法を以下に示す。

入力系列(緯度経度座標系のリスト)

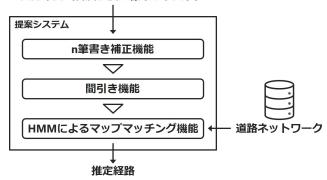


図 1 入力系列に対して、n 筆書き補正機能、間引き機能、HMM によるマップマッチング機能の順に機能が働くことで推定経路を出力する.

3.2 n 筆書き補正機能

n 筆書き補正機能では,入力系列 T(緯度経度座標データ,時間データ)から順序よく並べられた緯度経度座標系列を出力する.入力系列 T の定義を以下に示す.

$$T = (t_n | n = 0, ..., N - 1) \tag{1}$$

• t_n はn番目の入力データで、緯度データ $(t_n.lat)$ と経度データ $(t_n.lng)$ と時間データ $(t_n.t)$ を含んでいる。

n 筆書き補正機能の手順を以下に示す.

手順1 入力系列のうち,0.2 秒以上の空白がある箇所をセグ メント分割する.

手順 2 各セグメント端点の距離を計算し、一番近いペア (t_a, t_b) を探索する.

手順 3 t_a と同じセグメントの端点 t_aPair を見つけ, t_a と t_aPair を訪問リスト visit に加える.

手順 4 $t_a Pair$ に一番近いセグメント端点 t を t_a とし, t_a が visit に含まれていなかったら手順 3 に戻る.

手順 5 t_b と同じセグメントの端点 t_b Pair を見つけ, t_b と t_b Pair を訪問リスト visit に加える.

手順 6 $t_b Pair$ に一番近いセグメント端点 t を t_b とし, t_b が visit に含まれていなかったら手順 5 に戻る.

手順7 visit から入力系列を復元する.

3.3 間引き機能

間引き機能では,n 筆書き補正機能の出力データから Ramer 法を元にしたデータ間引きアルゴリズムによって間引かれた データを出力する.間引き値 c の定義を以下に示す.

$$c = \frac{T \times d_m}{d_t} \tag{2}$$

- d_m は、Web マップ左端から右端の距離 [m] である.
- d_t は,タブレット上の画面端 [cm] である.本研究では,iPad Air(第 3 世代)を横向きで用いているため, $d_t=21.3$ となる.
 - しきい値 T は 0.5 とした.

データ間引きアルゴリズムの手順を以下に示す.

手順1 入力系列の始点と終点を特徴点として追加する.

手順2 隣の特徴点同士を線で結び、隣接特徴線とする、

手順3 隣接特徴線から最遠の入力点を特徴点の候補とする.

手順 4 特徴点の候補と隣接特徴線との距離が間引き値 c 以上の場合、特徴点として追加する.

手順 5 全ての隣接特徴線の探索を終えるまで手順 2-4 を繰り返す.

手順 6 上の手順で求めた特徴点リストのそれぞれの要素間距離を求める.

手順7 要素間距離が 3.4 章の radius 以上となる 2 つの要素 に対して. 以下の処理を行う.

手順 8 2 つの要素の間の時間データに対応する trajectory を、要素間に追加する.

また、本研究で用いている HMM によるマップマッチング機能ではベクトルデータを利用しているため、データ間引きアルゴリズムを適応したのちにベクトル生成を以下の手順で行う.

手順1 入力系列のi番目とi+1番目を結ぶベクトルをvecとする.

手順 2 入力系列の i 番目と i+1 番目の距離を計算する.

手順 3 入力系列の i 番目と i+1 番目の時間差を計算する.

手順 4 $\frac{\mathbb{E}^{\mathbb{R}}}{\mathbb{E}^{\mathbb{B}^{\mathbb{R}}}}$ を v_scalar とする.

手順 5 $\|vec\| = v_scalar$ となるように vec の値を調節する.

手順 6 vec_list に vec を追加する.

手順7 手順2-6を繰り返す.

手順8 vec_list に vec_list の末尾のベクトルを追加する.

3.4 HMM によるマップマッチング機能

HMM によるマップマッチング機能では,間引き機能の出力データから HMM マッチングを適用して経路を出力する. HMM マップマッチングには,候補点取得半径 radius と出力確率 $p(p_i|t_n)$ と遷移確率 $p(i\to j)$ という仕組みがある.候補点取得半径 radius の定義を以下に示す.

$$radius = \frac{2.0 \times d_m}{d_t} \tag{3}$$

- d_m は、Web マップ左端から右端の距離 [m] である.
- d_t は,タブレット上の画面端 [cm] である.本研究では,iPad Air(第 3 世代)を横向きで用いているため, $d_t=21.3$ となる.
- 定数 2.0 は,人差し指の大きさの平均が 1.33[cm] であるという統計 [15] に基づき,指の大きさ分の手振れが発生すると仮定して導出する.

入力点 t_n の時の候補点 p_i の出力確率 $p(p_i|t_n)$ の定義を以下 に示す.

$$p(p_i|t_n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$
(4)

• x は、入力点 t_n と候補点 p_i の直線距離である.

候補点 p_i から p_j の遷移確率 $p(i \rightarrow j)$ は以下の 2 つのスコア を元に算出する.

$$T = 1 - \frac{\|\boldsymbol{t_{n \to n+1}} - \boldsymbol{p_{i \to j}}\|}{\max(\|\boldsymbol{t_{n \to n+1}}\|, \|\boldsymbol{p_{i \to j}}\|)}, T = \begin{cases} T & (T \ge 0) \\ 0 & (T < 0) \end{cases}$$

$$M(\mathbf{v_0}, \mathbf{v_0}, l_1, ..., \mathbf{v_0}, l_k) = \frac{\sum_{i}^{K} l_i ||\mathbf{v_i} - \mathbf{v_{i-1}}||}{\bar{v}_{i \to j} \sum_{i}^{K} l_i}$$
(6)

- $t_{n\to n+1}$ は、入力点 t_n から t_{n+1} を結ぶベクトルである.
- $p_{i \to j}$ は、候補点 p_i から p_j を結ぶベクトルである.

本研究では,スコアTで採用している数式5を正規化ベクトル間距離と命名する.スコアMは既存研究[5]より,運動量変化関数と命名されている.HMMマップマッチングの手順を以下に示す.

手順1 入力系列の i 番目の点 t_i'' からの距離が range 以内となる道路上の候補点 r を探索する.

手順2 入力系列の i+1 番目の点 t''_{i+1} からの距離が range 以内となる道路上の候補点 l を探索する.

手順3 各候補点 l の出力確率 $p(l|t''_{i+1})$ を計算する.

手順 4 候補点 $i \rightarrow j$ の遷移確率 $p(i \rightarrow j)$ を計算する.

手順 5 各候補点 l に対し、 $\max_{r \in segR} \{score[r] \cdot p(r \rightarrow l)\}$ を保存する.

手順 6 入力系列の最後の点の計算が終わるまで、手順 1-5 を繰り返す.

手順7 Vitabi アルゴリズムを用いて、スコアが最大となる候補点リストを探索し復元する.

手順8 求めた候補点リストをリンク ID リストに変換したものを出力する.

4 プロトタイプシステム

3章で述べた全機能を有する提案システムのプロトタイプを開発した. 開発には, Windows10, Eclipse, Java, JSP, Servlet, JavaScript, PostgreSQL を用いた. 動作確認には, iPad 版のGoogle Chrome を用いた.

4.1 プロトタイプシステムの概要

プロトタイプシステムでは、提案システムの全機能を実装した. 地図データは OpenStreetMap の地図サーバから取得する. 道路データは研究室サーバ内にあるデータベースから取得する. プロトタイプシステムを起動し、iPad 上で指をなぞることで推定経路が表示される.

4.2 操作コマンド

プロトタイプシステムには、移動モードと描画モードの2つのモードがある. プロトタイプシステムを起動すると、描画モードの状態で Web マップが表示される. 描画モードの状態で指でスワイプ動作を行うと、軌跡が表示される. 移動モードの状態で指でスワイプ動作を行うと、Web マップが移動する. モード変更ボタン(画面左下)をタップすると、モードが切り替わる. スワイプ軌跡が表示された状態で表示ボタン(画面右下)をタップすると、推定経路が表示される(図2). スワイプ軌跡が表示された状態で削除ボタン(画面右下)をタップする

と, スワイプ軌跡が削除される.







入力系列

推定経路

図 2 Web マップ上でスワイプ操作することで軌跡が表示され、表示 ボタンをタップすることで推定経路が表示される.

5 評価実験

本章ではプロトタイプシステムを用いた評価実験とその結果, 考察について述べる.

5.1 評価実験の目的

評価実験の目的は,手描きデータによるマップマッチングにおいて,提案手法と従来手法の推定精度と推定速度を比較し,提案手法の有効性を検証することが目的である.また,数式 (2) で定義された間引きしきい値 T の変化による推定精度の違いも評価する.

5.2 実験方法

5.2.1 実験で用いるデータ

評価実験で用いるデータは入力データと正解データである. 入力データは、本学学生 10 人に対し iPad Air(第3世代)でプロトタイプシステムを用いて収集した. ユーザが描く経路の種類は以下の6 通りで、経路 1 つごとに以下のそれぞれのマップ環境下で経路を描く. 一次避難所が小学校であるような、目的地の重複がある場合は除外している. また、自宅と目的地がズームサイズ 17 の画面に収まらない場合は、自宅が画面内に収まるようにユーザが調整する. 経路の種類は自宅から小学校、中学校、駅、バス停、コンビニ、一次避難所の6 通りである. 実験に使った地図の具体例を図3に示す.





図3 ユーザ自身が自宅と目的地にピンを刺した後,思い描いた道のりをタブレット上に入力する.

マップ環境の種類は以下の通りである。マップ環境4にある白地図とは、地図がまったく表示されない状態のことを示す.

マップ環境1 ズームサイズ 17(1/4000 の縮尺)

マップ環境 2 ズームサイズ 16 (1/8000 の縮尺)

マップ環境 3 ズームサイズ 15 (1/15000 の縮尺)

マップ環境 4 ズームサイズ 17 + 白地図

入力データ収集システムを用いて収集した入力データの構造 を表1に示す.

表 1 入力データ収集システムを用いて収集した入力データの構造

| カラム名 | データ型 | 説明 |
|-------|-------------------------------|------------------|
| id | Integer | 入力データを一意に識別する ID |
| date | String | データが入力された日時 |
| input | ArrayList <point2d></point2d> | 入力データの緯度経度座標リスト |
| time | ArrayList <double></double> | 入力データの時間データリスト |
| case | String | 手描きされた際のマップ環境 |

5.2.2 対象手法

収集した入力データに対して,以下の手法をそれぞれ適応 する.

ベースライン 逐次マッチング:入力点から一番近い道路上の リンクを出力する手法.

HMM-Goh HMM マップマッチング [5] を適応した手法.

HMM-Goh-T HMM-Goh のうち、スコアT のみを遷移確率で用いた手法.

HMM-Goh-M HMM-Goh のうち、スコア M のみを遷移 確率で用いた手法.

HMM-Cos HMM マップマッチング [5] の遷移確率のスコアTをコサイン類似度にした手法.

HMM-Cos-T HMM-Cos のうち、スコアT のみを遷移確率 で用いた手法.

HMM-Nor HMM マップマッチング [5] の遷移確率のスコアTを正規化ベクトル間距離にした手法.

HMM-Nor-T HMM-Nor のうち、スコアT のみを遷移確率で用いた手法.

対象手法で適応している HMM マップマッチングの遷移確率のスコアT は、Gohら [5] が定義した距離不一致関数、統計学や機械学習の分野で用いられているコサイン類似度、本研究で提案した正規化ベクトル間距離の3つである。正規化ベクトル間距離は数式5で示した通りである。コサイン類似度の定義を以下に示す。

コサイン類似度
$$T = \frac{\boldsymbol{t_{n \to n+1}} \cdot \boldsymbol{p_{i \to j}}}{\|\boldsymbol{t_{n \to n+1}}\| \|\boldsymbol{p_{i \to j}}\|} T = \begin{cases} T & (T \ge 0)\\ 0 & (T < 0) \end{cases}$$
(7)

5.2.3 評価方法

収集した入力データに対し、プロトタイプシステムを適応した際の推定経路と、正解経路の比較することで推定精度と推定速度の評価を行う. なお正解経路は、ユーザにヒヤリングして得られたデータを用いる. 推定精度は適合率、再現率、F値を評価尺度として用いる. 推定速度は、対象手法の処理時間を計測することで求める.

適合率は、推定経路がどの程度正解しているかを示す. 推定

経路の正確性が高いほど適合率は1に近づく. 再現率は,正解 経路がどの程度推定経路として出力されたかを示す. 推定経路 の網羅性が高いほど適合率は1に近づく. 適合率と再現率の尺 度に対して総合的な評価をするのが F 値である. 推定精度が高 いほど, F 値は1に近づく. 適合率,再現率, F 値の計算方法 を以下に示す.

M:対象手法によって推定された経路の道路ネットワーク上のリンクの集合

T: 正解データによる経路の道路ネットワーク上のリンクの 集合

適合率: $p = N(M \cap T)/N(M)$ 再現率: $r = N(M \cap T)/N(T)$ F 値:F = 2/(1/p + 1/r)

5.3 実験 1

5.2.2 章で述べた全ての対象手法について、計算時間の傾向について調査する.

5.3.1 結果と考察

各手法の中で、比較的時間がかからない手法について、全てのマップ環境を合わせた計算時間の結果を図4に示す。ベースラインの平均計算時間に対するHMM-Cos-TとHMM-Nor-Tの片側のt検定の結果を図5に示す。各手法の中で、比較的時間のかかる手法について、全てのマップ環境を合わせた計算時間の結果を図6に示す。HMM-Gohを除いた結果を図7に示す。

図 4 において,比較的時間がかからない手法では平均計算時間が 52[ms] から 68[ms] の範囲で収まっている.よって,ベースライン,HMM-Cos-T,HMM-Nor-T はオンライン処理に向いている手法であることが分かる.また,比較的時間がかからない手法では,間引きしきい値による計算時間の影響は小さいといえる.図 5 において,HMM-Cos-T 2 HMM-Nor-T のいずれの手法においても有意水準 10.05 を下回っている.よって,比較的時間がかからない手法のうちベースラインが最も推定速度が速い手法であることが確認できた.

図 6 において、比較的時間のかかる手法のうち HMM-Goh 以外の手法はほぼ同等の計算時間が記録されている。HMM-Goh を除いた図 7 においても、HMM-Goh-T、HMM-Goh-M、HMM-Cos、HMM-Nor の計算時間に差がないことが記録されている。また、平均計算時間が 5000[ms] 以上であるため、比較的時間のかかる手法はオフライン処理に向いている手法であることが分かる。

全てのマップ環境における 計算時間[ms](平均値)の推移

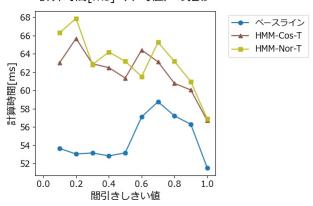


図 4 全てのマップ環境を合わせた場合における,比較的時間がかからない手法の平均計算時間 [ms] の結果である.

全てのマップ環境における 計算時間[ms]のt検定の推移

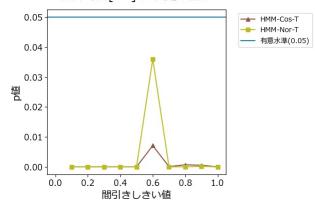


図 5 ベースラインの平均計算時間 [ms] に対する HMM-Cos-T と HMM-Nor-T の片側の t 検定の結果である.

全てのマップ環境における 計算時間[ms](平均値)の推移

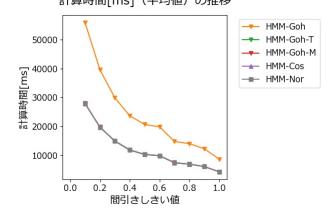


図 6 全てのマップ環境を合わせた場合における,比較的時間がかかる 手法の平均計算時間 [ms] の結果である.

全てのマップ環境における 計算時間[ms] (平均値) の推移

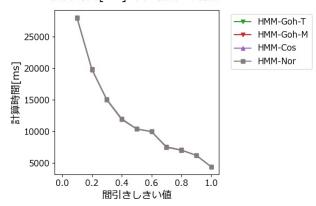


図 7 HMM-Goh を除いた手法の平均計算時間 [ms] の結果である. HMM-Goh 以外の手法は計算時間に差が僅かなため折れ線グラフが重なっている.

5.4 実 験 2

実験 2 では,実験 1 で明らかになったオンライン処理向けの手法 (ベースライン,HMM-Cos-T,HMM-Nor-T) のうち,推定精度が最も良いものと調査する.

5.4.1 結果と考察

オンライン処理向きの手法について F 値を評価し、推定精度 が最も良いものを調査する。オンライン処理向きの手法で全てのマップ環境を合わせた F 値の結果を図 8 に示す。ベースラインの F 値に対する HMM-Cos-T と HMM-Nor-T の片側の t 検定を行った結果を図 9 に示す。

図8において、間引きしきい値が大きくなるほどF値が下がり、推定精度が落ちている。また実験1により、オンライン処理向けの手法において、間引きしきい値による計算時間の影響は小さいことが明らかになっている。よって、オンライン処理においては、間引きしきい値0.1が最も良い値といえる。図8の間引きしきい値0.1の部分に注目すると、HMM-Nor-Tが最も高いF値を記録している。また、図9においては、ベースラインのF値に対する HMM-Nor-T の有意性は確認されなかった。よって、オンライン処理向きの手法のうち推定精度が比較的高い手法は、本研究で提案した HMM-Nor-T であることが示された。

全てのマップ環境における F値(平均値)の推移

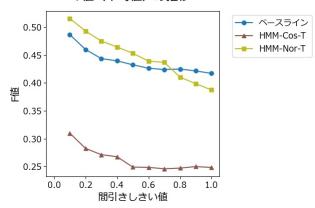


図8 全てのマップ環境を合わせた場合における, オンライン処理向き の手法の F 値の結果である.

全てのマップ環境における F値のt検定の推移

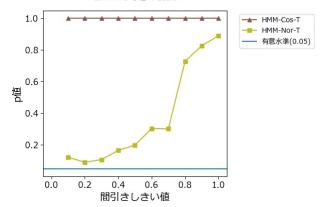


図 9 ベースラインの F 値に対する HMM-Cos-T と HMM-Nor-T の 片側の t 検定の結果である.

5.5 実験 3

実験 3 では、実験 1 で明らかになったオフライン処理向けの手法 (HMM-Goh, HMM-Goh-T, HMM-Goh-M, HMM-Cos, HMM-Nor) のうち、推定精度が最も良いものと調査する.

5.5.1 結果と考察

オフライン処理向きの手法について F 値を評価し、推定精度 が最も良いものを調査する。オフライン処理向きの手法で全てのマップ環境を合わせた F 値の結果を図 10 に示す。HMM-Gohの F 値に対する HMM-Goh-M と HMM-Cos と HMM-Nor の片側の t 検定を行った結果を図 11 に示す。

図 10 において、間引きしきい値が大きくなるほど F 値が下がり、推定精度が落ちている。また、オフライン処理は計算時間より推定精度の方が重要である。よって、オフライン処理においては、間引きしきい値 0.1 が最も良い値といえる。図 10 の間引きしきい値 0.1 の部分に注目すると、HMM-Nor が最も高い F 値を記録している。また、図 11 において、HMM-Nor は有意 水準 0.05 を下回っている。よって、オフライン処理向きの手法

のうち推定精度が高い手法は、本研究で提案した HMM-Nor であることが示された。また、HMM-Goh と比較して HMM-Nor は早くて精度が良い手法であることが確認できた.

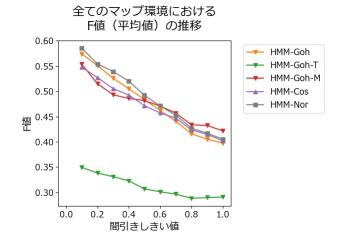


図 10 全てのマップ環境を合わせた場合における,オフライン処理向 きの手法の F 値の結果である.

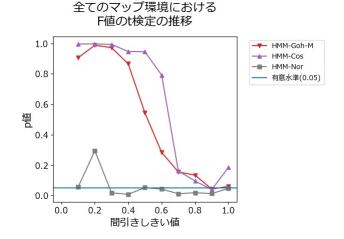


図 11 HMM-Goh の F 値に対する HMM-Goh-M と HMM-Cos と HMM-Nor の片側の t 検定の結果である.

6 おわりに

本研究では、入力データに関わらず一意なデータ処理を可能とする n 筆書き補正機能と、推定精度を維持しつつ推定速度の高速化を図る間引き機能と、手描きの特性を考慮した HMM によるマップマッチング機能により、タブレット上の手描き入力から避難経路を高速かつ高精度に推定する手法を提案した。そして、これらを実現したプロトタイプシステムを実装し、プロトタイプシステムを用いた評価実験を行った。評価実験の結果、オンライン処理向きの手法の中で比較的推定精度が高い手法は、正規化ベクトル間距離を適応した HMM マッチングのスコア Tのみを遷移確率で用いた手法であることが確認できた。オフライン処理向きの手法の中で最も推定精度が高い手法は、正規化

ベクトル間距離を適応した HMM マッチングであることが確認できた。

今後の課題として, n 筆書き補正機能の有効性を評価する実 験や間引き機能の有効性を評価する実験を行う必要がある. 今 回の評価実験では、間引きを行っていないデータを入力データ として各手法を適応した場合に計算時間が膨大であったため, 間引きを行っていないデータの比較結果を示すことができてい ない. HMM の状態数と計算時間に相関関係があるという仮定 の下、間引きしきい値と HMM の状態数の関係性について調査 することで, 間引き機能の有効性を評価することができると考 えられる. また、Ramer 法の間引きしきい値の最適化による 推定精度と推定速度の両立や、候補点取得半径の最適化で冗長 な計算の削減による推定速度の向上が考えられる. アルゴリズ ムの改善点として、入力データに中央分離帯が設置されている 大規模な道路の近くを通る場合に推定精度が下がる傾向にある ため、対象箇所に適した改善が挙げられる. 候補点間の道路上 のパスを求めるのに時間がかかる場合においては、道路ネット ワーク上のの全ノードペアの最短経路問題を解くアルゴリズム であるワーシャル-フロイド法による結果をサーバへ保存する ことで、当該箇所の計算時間削減が期待される. ワーシャル-フ ロイド法を適応した際の既存の HMM マッチングの計算時間, 正規化ベクトル間距離を適応した提案手法の計算時間に関する 評価実験を行うことが必要であると考えられる.

文 献

- [1] 鈴木介, 今村文彦:住民意識・行動を考慮した津波避難シミュレーション, 自然災害科学, Vol.23, No.4, pp.521-538, 2005.
- [2] 渡辺公次郎, 近藤光男: 津波防災まちづくり計画支援のための津 波避難シミュレーションモデルの開発, 日本建築学会計画系論文 集, Vol.74, No.637, pp.627-634, 2009.
- [3] 畑山満則,中居楓子,矢守克也:地域ごとの津波避難計画策定を支援する津波避難評価システムの開発,情報処理学会論文誌, Vol.55, No.5, pp.1498-1508, 2014.
- [4] Chao, P., Xu, Y., Hua, W., Zhou, X.: A Survey on Map-Matching Algorithms, In proceedings of the Australasian Database Conference on Databases Theory and Applications, 12008, pp.121–133, 2020.
- [5] Goh, C.Y., Dauwels, J., Mitrovic, N., Asif, M.T., Oran, A., Jaillet, P.: Online map-matching based on hidden markov model for real-time traffic sensing applications. In proceedings of the 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pp.776–781, 2012.
- [6] Newson, P., Krumm, J.: Hidden markov map matching through noise and sparseness. In proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems, pp. 336–343, 2009.
- [7] Osogami, T., Raymond, R.: Map matching with inverse reinforcement learning. In proceedings of the Twenty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2013.
- [8] Viterbi, A.: Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm, IEEE Transactions on Information Theory, Vol.13, No.2, pp.260-269, 1967
- [9] Martinez Lerin, P., Yamamoto, D., Takahashi, N.: Encoding network-constrained travel trajectories using routing algorithms, International Journal of Knowledge and Web Intelligence, Vol.4, No.1, pp.34-49, 2013.

- [10] Yamamoto, D., Tanaka, R., Kajioka, S., Matsuo, H., Takahashi, N.: Global Map Matching using BLE Beacons for Indoor Route and Stay Estimation, Proc. of the 26th ACM SIGSPATIAL 2018, pp.309-318, 2018.
- [11] Ramer, U.: An Iterative for the Polygonal Approximation of Plane Curves, Computer Graphics and Image Processing, Vol.1, No.3, pp.244-256, 1972.
- [12] 近藤邦雄,木村文彦,田嶋太郎:曲面の形状感の表現(第3報) 手書き入力による図形作成法,精密工学会誌,Vol.53, No.4, pp.607-612, 1987.
- [13] 松田浩一, 近藤邦雄: 手書き図形入力のための時系列情報を利用した逐次清書法, 情報処理学会論文誌, Vol.40, No.2, pp.594-601, 1999.
- [14] 新帯里奈, 山本大介, 高橋直久:ストロークネットワークを用いた道なり有線経路探索システムの実現, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム論文集, pp.396-403, 2016.
- [15] Kawauchi, M.: AIST Japanese Hand Dimension Data List of Dimension Items, 2012, https://www.airc.aist.go.jp/dhrt/hand/index.html, (accessed 2022-01-26)