

# 迷い状態検出のための動線解析

清水玲美 ○蓮池隆（早稲田大学） 中道上（福山大学）

## Trajectory Analysis for Detection of Stray Condition

R. Shimizu and \*T. Hasuike (Waseda University), N. Nakamichi (Fukuyama University)

**概要**— 本研究では、実測した歩行者の歩行軌跡の動線データを解析することで、歩行者が道に迷っている状態を検出することを目的とする。取得した動線データを状態遷移の表現に変換するため、類似した部分的な軌跡を表す部分行動モデルを作成し、部分行動モデルの組み合わせによって歩行軌跡を表現する。さらに、部分行動モデルに番号を付与することでこれを状態表現と対応付け、得られた歩行軌跡の状態遷移データを用いて、歩行軌跡のパターンを混合マルコフモデルによって学習する。最後に、得られた混合マルコフモデルを用いて、テストデータに対して迷い判定を行うことで、提案手法の有効性を評価する。

**キーワード:** 動線解析, 部分行動モデル, 混合マルコフモデル, ペアテスト

### 1 研究背景と目的

GPSやRF-IDなどの位置情報検出技術の発達により、人の移動履歴を捉えた動線データと、これを扱う技術に注目が集まっている。例えば、展示場や遊園地など、訪問客が集団となって回遊する場所においては、集団の流れを解析することで、訪問客に適切なタイミングで有用な情報を提供することができるようになる。また、災害時の人流データを収集することができれば、避難経路に関するより良い提案や、二次災害の防止策に関する提案なども可能となる。他にも、駅や空港などの多くの人が溢れ返る場所における歩行者動線データの収集と解析は、歩行者同士の事故防止や動線の最適化に活用できるなど、動線データの解析技術の適用範囲は幅広い。

一方で、集団ではなく個人単位の移動行動の解析手法は、未だ十分に検討されていない。日常生活における人の移動行動には、天候や環境、移動目的、個人の特性、興味対象、移動場所など、多くの不確定要素が相互に関係し合うため、これらをすべて考慮したうえで解析することは非常に困難である。これらの複雑さを排除するため、ある特定の状態にある移動者に着目することで、移動行動に影響する要素を減らした分析ができると思われる。

これまでにも、ある特定状態を迷いとして設定した状況下で、日常生活での迷いに付随する行動を研究したものが多く発表されている。実データを用いた定量的な研究の多くは、歩行速度に関する統計的な解析が主であり、動線データから得られる情報は、これまで迷いの行動解析に用いられてこなかった。しかし実際は、歩行者が道に迷った場合、速度のみならず、行動や歩行軌跡などにも特徴が出ることで予想できるため、道に迷っている歩行者の動線データを収集することができれば、実際の歩行軌跡を用いて迷いの解析を定量的に行うことができ、より実用的な研究結果が得られると期待できる。

以上をふまえ、本研究では「明確な唯一の目的地に到着すること」を目的とする移動者に着目し、その移動者の動線データを取得する。さらに、その動線データを解析することで、歩行者が道に迷っている状態にあるかどうかを検出する手法を提案する。本研究での提案手法を活用することで、将来的にはリアルタイム

で歩行者の迷い状態を検出し、歩行者に対して何らかの提案をするようなシステムを作成することが期待できる。

### 2 従来研究と本研究の立ち位置

#### 2.1 従来研究の概要

実動線の分析と移動行動のモデリングを行った研究に、小阪らの研究<sup>1)</sup>がある。小阪らはまず、全方位視覚センサにより撮影された画像を用いて、人物が部屋に入室してから退室するまでの移動を追跡し、足元位置の特定により、人物の歩行軌跡データを収集した。そして、得られた軌跡を座標の形式で表現することで動線データを取得し、さらに、取得した歩行軌跡のうち類似した部分を抽出し、類似部分の組み合わせで歩行軌跡を表現することにより、歩行軌跡を状態遷移の表現に変換する手法を提案した。また、得られた状態遷移表現から人物の移動行動のパターンを学習し、確率モデルを構築した。小阪らが行った提案では、部分行動モデルを作成する際に動的計画法を用いたDPマッチングを適用しており、これにより、従来手法における時間の伸縮への対応が不可能であったという問題点を解消することができた。この提案手法の優位性を、生成モデルの数の観点から示すことができたが、人物移動行動の確率モデルの評価を行うまでに至っていないため、DPマッチングの導入による全体的な手法の改善の有無は実証されていない。また、作成した確率モデルの応用手法は検討されていないため、実際の活用場面を検討する必要がある。

鈴木ら<sup>2)</sup>は、一般的な行動パターンから逸脱している人物の行動を検出するために、店舗内における回遊・滞留などの人物動線データを分析する手法を提案した。具体的には、位置座標のみの人物の移動軌跡データに対し、歩行速度をデータの要素に追加することで、速度による正規化を行い、これを用いた人物行動の隠れマルコフモデルを作成した。また、作成した隠れマルコフモデルから、各人物動線データ間の確率的距離を算出し、確率的距離の大きさによって逸脱行動人物を検出した。さらに、多次元尺度構成法により、人物動線データ間の距離情報に基づいた各人物の動線データを低次元空間へ射影し、射影された人物動線データを

k-meansクラスタリングによって分類することで、複数の人物行動パターンを取得した。最後にこの人物行動パターンを再び隠れマルコフモデルによってモデリングし、リアルタイムに逸脱行動人物の判定を行う手法を提案した。これにより、小規模な空間における人物移動行動の分析が可能になったが、鈴木らの提案手法では、空間を固定しなければならないため、特定の場所で取得した動線データのみにも適用が限られてしまうという問題点がある。

Linら<sup>3)</sup>は、認知症の高齢者の徘徊行動に着目し、同じような場所を繰り返し動くループ行動を徘徊行動として、リアルタイムのGPSデータから徘徊検出を行うシステムを開発している。しかしながら、迷い行動は同じ動作を繰り返す場合だけでなく、その種類は多種多様であるため、この研究をそのまま適用することはできない。

また一方で、最適な歩行者行動モデルの検討に関する研究として、浅原ら<sup>4)</sup>は、群衆シミュレーションを用いて展示会における歩行者行動シミュレーションを行い、このデータを用いて複数の確率モデルを作成した。作成した確率モデルを比較することで、混合マルコフモデルの優位性を示した。具体的には、シミュレーション結果から得られた歩行者軌跡において、歩行者の滞留した展示の履歴と展示の位置を関連付けて歩行者軌跡を状態遷移の表現に変換し、その状態遷移データを用いて複数の確率モデルを作成して行動予測を行い、その精度を比較した。代表的な歩行者行動の確率モデルである、マルコフモデル、隠れマルコフモデル、混合マルコフモデルの3種類において、混合マルコフモデルの歩行者行動の認識率が最も高いことを示し、混合マルコフモデルの優位性を示すことができた。しかし、浅原らの研究では実動線を用いておらず、仮想的なデータに留まっており、実際の歩行者の移動行動のもつ例外的行動や計測エラーなどには対応できない。そのため、実測データを用いた解析を行うためには更なる検討が必要である。また、展示物を状態遷移と対応付けている点から、やはり手法の活用場所が限られてしまうという問題点がある。

## 2.2 既存研究における主な課題

上記のように、個人単位の歩行者行動の解析に対してはいくつか重要な課題が山積している。第一に、従来研究の多くの提案手法が、特定の場所に活用シーンを限定せざるを得ないものであるため、場所を固定せずに解析を行うことができないという問題点がある。日常生活での移動行動は、職場や学校などの特定の場所のみならず、道路などの多様な空間制約状況下を移動しているため、どのような空間制約がある場所でも活用できるような解析手法を提案することは重要な課題である。

また、手法の実用を考えるとプライバシー保護の観点から、性別や年齢などの個人情報を得ることは困難である。さらに、状態遷移を考える際に、浅原ら<sup>[3]</sup>のように、地点と状態を対応付ける手法では、保持すべき状態数が膨大になってしまうため、現実的ではない。したがって、状態遷移の表現のためには、ある程度汎用性のある手法を検討する必要がある。

さらに、個人の移動行動のモデリングを行う際には、モデルについての考察とその活用手法を与える必要が

ある。従来研究では、移動行動をモデルによって認識するまでに留まっており、モデルをどのようにして活用するかは検討されていない場合がほとんどである。また、実際の行動を捉えるためには実測データを用いることが必須課題である。

## 3 提案手法の概要

本研究では、動者が道に迷っている状態を迷い状態、そうでない状態を正常状態と呼び、またこれらの動線を迷い動線、正常動線と定義した上で、迷い状態と正常状態の歩行者軌跡の間には明確な特徴の違いが表れると仮定し、「明確な唯一の目的地に到着することのみを目的とする歩行者」の歩行者軌跡から、歩行者が道に迷っているかどうかの判定を行う。

提案手法は2つのステップから構成される。第1ステップでは、歩行者軌跡を動線データとして取得し、得られた複数の動線データから類似した軌跡を抽出して部分行動モデルを作成する。また、作成した部分行動モデルの遷移によって歩行者軌跡を表現することで、歩行者軌跡を状態遷移の表現に変換する。第2ステップでは、得られた状態遷移データから歩行者の歩行者パターンを学習し、その行動を確率モデルによって認識する。これを歩行者行動モデルとし、歩行者行動モデルを用いて動線データの迷い判定を行うことで、確率モデルによる歩行者行動の認識度を評価する。以上のことから、提案手法では、部分的な歩行者軌跡を表す部分行動モデルと、歩行者の行動パターンを表す歩行者行動モデルという2つのモデルを用いる。Fig. 1は提案手法の概要図である。各ステップの具体的な内容と提案手法の流れを記す。

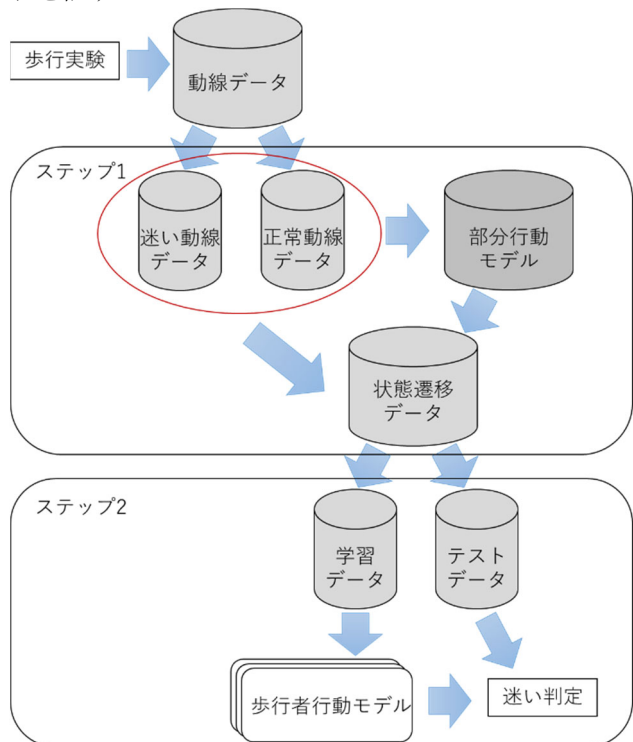


Fig. 1: 提案手法の概要

まず、データ取得のために、GPS端末を用いた歩行者実験を行い、歩行者軌跡を動線データとして取得する。

ここでの動線データとは、歩行者の移動した履歴を(緯度,経度,時間)の3つの要素によって記録したものである。さらに、動線データの取得と同時に、歩行中に道に迷った時刻を記録することで、歩行軌跡の迷い動線と正常動線への分類を可能にする。これによって、第2ステップで行う確率モデルを用いた迷い判定が容易になる。なお、実際のデータ収集時に迷ったどうかの判定方法に関しては、次節で記載のペアテストング手法を用いる

次に、第1ステップでは、得られた動線データから部分行動モデルを作成する。部分行動モデルの作成方法は、小阪ら<sup>9)</sup>の手法を基に、作成した部分行動モデルの組み合わせによって動線を表現することで、動線データを状態遷移の表現に変換する。これによって歩行者行動モデルの作成が可能になり、またデータの次元削減を図る。

第2ステップとして、第1ステップで得られた状態遷移データを用いて歩行者行動モデルを作成する。状態遷移データを学習データとテストデータに分け、学習データを用いて歩行者行動モデルの学習を行うことで、歩行者の歩行パターンをモデルによって認識する。その後、モデルの事後確率最大化によってテストデータの迷い判定を行うことで、本手法の有効性を評価する。

## 4 動線データの取得方法

本節ではペアテストング手法による、迷いボタンツールを用いた動線データ取得の実験方法について述べる。ただし、本研究において動線データは、一定の時間間隔で取得した位置情報(緯度・経度)が時系列で整列した数値の集合の形式で得られる。

迷いボタンツールとは、川野ら<sup>9)</sup>が開発した位置情報取得のためのシステムであり、迷いボタンツールを用いることで、スマートフォンを利用して、(緯度・経度・時刻)の3つの要素から歩行軌跡を取得することができる。また、あらかじめ歩行状態を定義し、定義した状態名を用いてボタンを作成することで、被験者が主観的に判断した歩行状態と、それを観測した時間を記録することができる。Fig. 2は迷いボタンツールの画面遷移である<sup>5)</sup>。

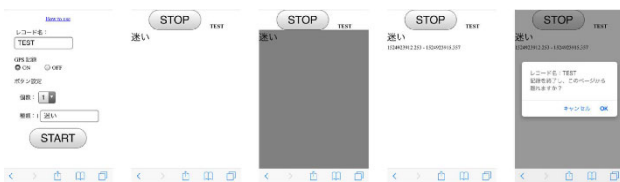


Fig. 2: 迷いボタンツールの画面遷移<sup>5)</sup>

本研究においては、迷い状態を判別することが目的であるので、迷いボタンを作成して実験を行う。これにより、歩行中に被験者が判断した迷い初めと迷い終わりの時刻を記録することができる。被験者は、この迷いボタンツールを搭載したスマートフォンを持って歩行をする。ただし、歩行の際には、迷い状態を取得するために、以下のルールにしたがって実験を行うこととする。

- 歩行者は予め地図を与えられ、地図に記載されたスタート地点からゴール地点を目指して歩行する。
- 歩行する際には、可能な限り、地図に記載されたル

ート通りに歩行することとする。ただし、道に迷った場合は、歩行者自身の方向感覚によって歩行ルートを変更して良いものとする。

- 歩行者は実験を行う土地について詳細な情報を持っていないものとする。
- 歩行者は自身が道に迷っている又は自身の居場所が分からないと感じた際に迷いボタンを押す。

### 4.1 ペアテストング手法の概要と有用性

実験の際に導入するペアテストング手法について中道らの研究<sup>9)</sup>を基に説明する。ペアテストング手法とは、被験者と観測者が二人一組のペアとなって実験を行うことで、被験者の評価を記録・確認する手法であり、主観的情報と客観的情報の両者から情報の補完を行うことを目的とした評価方法である。

本研究においては、歩行者と、歩行者を観察する追跡者が二人一組になり、歩行者が感じた主観的な迷い(または不安)と、追跡者が客観的に判断した迷いを記録し、両者の情報を照合することで、正確な迷い時刻の抽出を行う。ペアテストング手法は情報の補完にとって非常に効果的な手法であり、これを用いることにより、人の判断によって得られる情報の信頼性を高めることができる。特に本実験においては、被験者は自身が歩行している道についての詳細な情報を保持していないため、被験者本人の主観からは、道に迷っているかどうかの判断を行うことが困難である。したがって、ペアテストング手法を用いることによって、客観的に「道を間違えている」という状態を観測することができるため、情報の信頼性が増すと期待できる。

また、提案手法では、動線の解析の前段階として、得られた動線を迷い部分と正常部分の2種類に分類する必要がある。この際に迷い時刻を正確に抽出できるかどうか、手法の精度にも影響するのは明らかであり、ペアテストング手法を導入することによってこの課題は解決できると考えられる。

歩行実験によって得られた動線データを、迷いボタンの記録とペアテストング手法による情報補完で迷い動線と正常動線に分割・分類する段階までを動線データ取得実験とし、本研究では、動線データの迷い動線と正常動線への分割と分類を終えた動線データの集合を用いる。

## 5 歩行者動線の状態表現

歩行軌跡は部分的に類似した軌跡を多く含む。そのため、歩行軌跡をいくつかの部分的な軌跡に分割し、部分的な軌跡の遷移によって歩行軌跡全体を表現することで、データ量の削減と次元の圧縮を図る。本研究では、歩行軌跡を切り出して作成した部分的な軌跡を部分行動モデルと呼び、部分行動モデルに番号を付与することで、歩行者の状態表現とする。これによって、動線データを状態遷移データに変換する。

以下では記号列を次のTable 1に示すように定義する。



Table 1: 導線データにおける記号の定義

記号	定義
$I = \{I^z   z = 1, 2, \dots, N\}$	GPS データにより得られた歩行軌跡集合
$m = \{m^\mu   \mu = 1, 2, \dots, M\}$	部分行動モデル集合
$I_{ij}^z$	歩行軌跡 $I^z$ の区間 $(i, j)$ の軌跡
$n^z$	軌跡 $I^z$ の長さ
$t^\mu$	部分行動モデル $m^\mu$ の長さ
$(X_i^z, Y_i^z)$	$I^z$ における一定間隔で取得した人物位置の連続的な点列の情報

### 5.1 欠損部分の排除

GPSは、建物内や地下などの特定の場所では取得が困難である。また、通信や実験設備等の不具合により、取得が断続的になってしまう可能性がある。そのため、得られた歩行軌跡のデータには欠損部分が含まれている場合があり、欠損部分を連続的なデータとして捉えてしまうと、部分行動モデルに不具合が発生してしまう。したがって欠損部分は予め排除する。

本研究での取得データに対する欠損部分を、実際にはあり得ない距離の移動がデータ上で行われている場合と定義し、欠損部分の排除は以下のように行う。

入力軌跡 $I^z$ 上のすべての連続する点 $i, i+1$ について、 $(i, i+1)$ 間の軌跡のユークリッド距離 $D$ を計算する。

$$D = \sqrt{(X_i^z - X_{i+1}^z)^2 + (Y_i^z - Y_{i+1}^z)^2}$$

もしも $D$ が閾値 $T_d$ 以上である部分が存在した場合、入力軌跡を $i$ 以前と $i+1$ 以降に分割する。したがって、この操作を行うことによって、入力軌跡 $I^z$ は

$$\begin{cases} I'^z &= I_{0,i}^z \\ I'^{z+1} &= I_{i+1,n^z}^z \end{cases}$$

の2つに置き換わる。

### 5.2 滞留の排除

滞留部分を排除せずに部分行動モデルを作成してしまうと、保持すべき部分行動モデルの数が膨大になってしまう可能性がある。したがって、滞留部分は予め部分行動モデルの作成対象から排除し、滞留として状態の登録を行う。滞留の排除方法は次の通りである。

入力軌跡 $I^z$ 中のある区間 $(i, j)$ において、入力軌跡の位置座標に変位がない場合、すなわち、すべての点 $k (i \leq k \leq j)$ において

$$\begin{cases} X_k^z &= X_{k+1}^z \\ Y_k^z &= Y_{k+1}^z \end{cases}$$

を満たす場合、入力軌跡を $i$ 以前と $j$ 以降に分割する。ただし、位置座標に変位がない時間が短い場合は滞留と見なすべきではないため、入力軌跡の分割は、区間 $(i, j)$ の長さが閾値 $D_{stop}$ 以上である場合のみ行う。この操作により、入力軌跡 $I^z$ は

$$\begin{cases} I'^z &= I_{0,i}^z \\ I'^{z+1} &= I_{j+1,n^z}^z \end{cases}$$

の2つに置き換わる。

### 5.3 部分行動モデルの作成

入力軌跡に対し、欠損部分・滞留に関する前処理を終えた軌跡集合を $I' = \{I'^z | z = 1, 2, \dots, N\}$ とする。これらを新たな入力軌跡として部分行動モデルを作成するアルゴリズムを以下に述べる。

本研究でのアルゴリズムは小阪ら[1]の手法を応用したものであるが、本研究において動線の類似度計算の際に用いる手法は、小阪らの提案した時間伸縮への対応のためのDPマッチング手法ではなく、既存の類似度計算の手法とする。これは、迷い状態の検出においては、ある区間の歩行にかかる時間、すなわち歩行速度は重要な指標であると考えられるため、軌跡が同じ場合でも、時間が異なる場合は同一と見なすべきではないと考えたためである。

本アルゴリズムは探索、部分行動モデルの作成、部分行動モデル間の探索の3ステップからなる。

#### STEP1 : 探索

入力された軌跡 $I'^z$ の中に、既にデータベースに保持されている部分行動モデルが含まれていないか探索をする。入力軌跡中のある区間の軌跡 $I_{ij}^z$ と部分行動モデル $m^\mu$ との類似度 $D(I_{ij}^z, \mu)$ を以下の(1)式から算出し、最大の類似度を持つような、 $[(i^*, j^*), \mu^*]$ の組を求める。

$$D(I_{ij}^z, \mu) = \frac{1}{t^\mu} \sum_{t=1}^{t^\mu} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left\{ \frac{(X_{i+t}^z - X_t^\mu) - X_t^\mu}{\sigma_X^{\mu^2}} \right\}^2 + \frac{\{(Y_{i+t}^z - Y_t^\mu) - Y_t^\mu\}^2}{\sigma_Y^{\mu^2}} \right\} \quad (1)$$

ただし、モデルとの類似度は、位置座標の変化で考える必要があるため、(1)式で用いる入力軌跡の座標は、入力軌跡の区間の始点 $(X_i^z, Y_i^z)$ が原点となるように入力軌跡を平行移動した座標とする。部分行動モデルに関しては、モデル作成時に予め始点を原点に平行移動した軌跡であるため、平行移動の処理は必要がないことに注意する。また、(1)式で用いた $\sigma_X^{\mu^2}$ 、 $\sigma_Y^{\mu^2}$ は、それぞれ部分行動モデル $m^\mu$ に対する位置X、位置Yの分散である。

もし $D(I_{i^*j^*}^z, \mu^*)$ が閾値 $T_s$ 以上であれば、区間 $(i^*, j^*)$ の入力軌跡 $I_{i^*j^*}^z$ に一致する部分行動モデルが存在するとし、入力軌跡 $I'^z$ から $I_{i^*j^*}^z$ を除いた前後の軌跡をそれぞれ新たな入力軌跡とする。この操作により、入力軌跡 $I'^z$ は、

$$\begin{cases} I'^{z1} &= I_{0,i}^z \\ I'^{z2} &= I_{j^*,n^z}^z \end{cases}$$

の2つに置き換わる。

再び含まれる部分行動モデルを探索するため、新たな入力軌跡に対し、STEP1を繰り返す。ただし、新たな入力軌跡の長さが閾値 $T_{Lmin}$ 未満の場合は棄却し、探索を行わない。

#### STEP2 : 部分行動モデルの作成

もし $D(I_{i^*j^*}^z, \mu^*)$ が閾値 $T_s$ 以下であれば、入力軌跡 $I'^z$ のうちには、既存の部分行動モデルに一致する区間が存在しないとして、入力軌跡を新たな部分行動モデル $m^{new}$ として保存する。ただし、入力軌跡の長さが閾値 $T_{Lmax}$ 以上であれば、入力軌跡中の $T_{Lmax}$ 以前の部分を部分行動モデル $m^{new}$ とし、 $T_{Lmax}$ 以降の部分を新たに入力軌跡 $I'^z$ とする。

$$m^{new} = I'^z \quad (\text{if } n^z \leq T_{Lmax})$$

$$\begin{cases} m^{new} = I'_{0,T_{Lmax}}{}^z & (\text{if } n^z > T_{Lmax}) \\ I'^z = I'_{T_{Lmax},n^z}{}^z \end{cases}$$

ただし、部分行動モデル作成の際には、モデルの始点 $(X_0^\mu, Y_0^\mu)$ が原点となるように軌跡の平行移動を行うことに注意する。上記で新たに作成された部分行動モデル $m^{new}$ に対して、探索を行うためSTEP3を実行する。また、新たな入力軌跡 $I'^z$ に対して、再び含まれる部分行動モデルを探索するため、STEP1へ戻る。

### STEP3：部分行動モデルの同一部分の探索

新しく生成された部分行動モデル $m^{new}$ が、既にデータベースに保存してある部分行動モデルに含まれていないか探索を行う。

$\mu \neq new$ なる部分行動モデル $m^\mu$ を入力軌跡 $I''^\mu$ とし、入力軌跡中のある区間の軌跡 $I''_{ij}^\mu$ と部分行動モデル $m^{new}$ との類似度 $D(I''_{ij}^\mu, new)$ を、全ての区間について求める。

$D(I''_{ij}^\mu, new)$ のうち最大の類似度 $D(I''_{i^*j^*}^\mu, new)$ が閾値 $T_s$ 以上であれば、部分行動モデル $m^\mu$ 中に、 $m^{new}$ が含まれるとし、部分行動モデルを分割して保持する。すなわち、以下の式で表現されるように、部分行動モデル $m^\mu$ の $i$ 以前の部分を新たな部分行動モデル $m^{new2}$ 、 $j$ 以降の部分を新たな部分行動モデル $m^{new3}$ とし、既存の部分行動モデル $m^\mu$ はデータベースから削除する。

$$\begin{cases} m^{new2} = m_{0,i^*}^\mu \\ m^{new3} = m_{j^*,t}^\mu \\ m^\mu = \emptyset \end{cases}$$

ただし、 $m^{new2}, m^{new3}$ の長さが閾値 $T_{Lmin}$ 以下であれば棄却する。新たに生成された部分行動モデル $m^{new2}, m^{new3}$ について、再び同一部分の探索を行うため、STEP3を繰り返す。 $D(I''_{i^*j^*}^\mu, new)$ のうち最大の類似度 $D(I''_{i^*j^*}^\mu, new)$ が閾値 $T_s$ 未満であれば、次の部分行動モデル $\mu \neq new$ を探索する。

これらの操作を、すべての入力軌跡に対して、新たな部分行動モデルが作成されなくなるまで繰り返す。これら部分行動モデル生成アルゴリズムの概要図をFig. 3に示す。

また、部分行動モデルの作成と同時に、歩行軌跡の状態遷移データへの変換も行う。本研究においては、部分行動モデルに対して番号を付与し、この番号により状態を表現するため、部分行動モデルを作成する際に、入力軌跡中のある区間に一致する部分行動モデルのモデル番号 $\mu (\mu = 1, 2, \dots, M)$ を、遷移の順に保持しておく。これにより、アルゴリズム終了と同時に歩行軌跡は状態遷移データに変換される。次節の歩行者行動モデル作成において用いるデータは、本節にて作成された状態遷移データである。

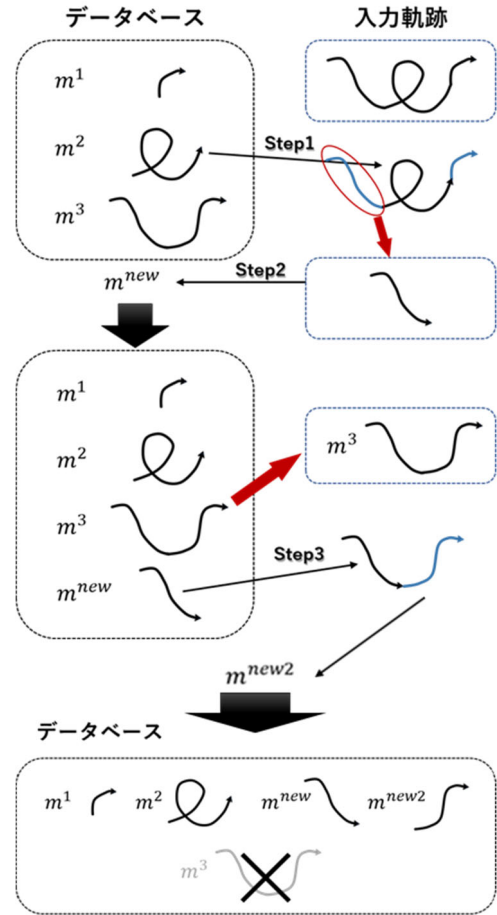


Fig. 3: 部分行動モデル作成アルゴリズムの概要

## 6 歩行者行動モデルの作成

### 6.1 歩行者行動の確率モデルの比較

歩行者行動モデルとして検討されている確率モデルのうち、代表的なものとして、混合マルコフモデル(以下、MMM)と隠れマルコフモデル(以下、HMM)がある。本研究では2節で述べた浅原ら<sup>4)</sup>の研究結果を参考にして、HMMに着目する。Fig. 4およびFig. 5はそれぞれ、歩行者行動モデルとHMMをグラフィカルモデルで表現したものである。

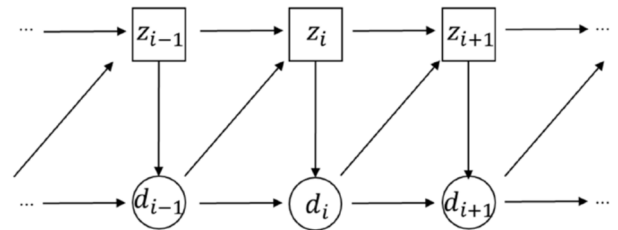


Fig. 4: 歩行者行動のグラフィカルモデル

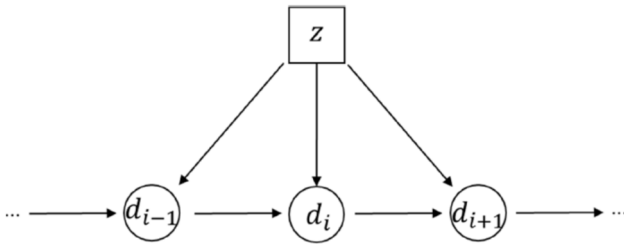


Fig. 5: 混合マルコフモデル

グラフ中にて、歩行者の観測可能な状態系列 $\{d_n\}$ は、測位データに状態判別処理を適用して得られる記号列である。本研究においては、部分行動モデルがこれにあたる。一方で、歩行者は外部からは観測不能な、感情や興味対象、環境への適応など、内部的な状態変数 $\{z_n\}$ を保有しており、歩行者の移動はこの状態変数の影響を受ける。一般に、この観測不能な変数は隠れ変数と呼ばれており、観測可能な量から隠れ変数を推定する手法がよく知られている。以降では、測位データにより観測される状態 $\{d_n\}$ を空間状態、観測不能な内部的状態 $\{z_n\}$ を内部状態と呼ぶ。

Fig. 4 は、実際の歩行者行動を示したモデルである。このモデルでは歩行者の次の空間状態は、直前の空間状態とその時点での内部状態に依存するため、状態遷移は、空間状態による制約と内部状態に依存する確率に基づく確率過程により決定される。このように、実際の歩行者モデルは、内部状態と空間状態が相互に影響し合うことで状態が決定されるが、その構造は非常に複雑であり、モデル推定のために必要なデータ量が膨大である。また、他の確率モデルに比べてパラメータ推定のための収束計算が煩雑である。これらの困難を避けるために、既にモデル計算の手法が確立されている、MMM を考えることとする。

Fig. 5 に示される混合マルコフモデルは、歩行者行動モデルにおいて、内部状態が時間変化しないと仮定して得られるモデルである。MMM では、最初に決定される一つの内部状態のみにより空間状態間の遷移確率が決まり、以降の空間状態間遷移は直前の空間状態によってのみ決定される。前述の通り、実際の歩行者は環境や興味によって内部状態が変化するため、内部状態が変化しないと仮定したこのモデルは、本来は歩行者行動のモデリングに対しては好ましくないと考えられるが、本研究では「明確な目的地をただ一つ持ち、目的地への到達のみを目的とする歩行者」のみに着目して解析を行うため、歩行者の内部状態は時間変化しないと近似することができる。また、考慮すべき内部状態が少ないため、比較的少ないデータでもモデルが計算できるという利点もある。

以上のことから、本研究においては、歩行者行動モデルとして混合マルコフモデルを採用する。なお、混合マルコフモデルのパラメータ推定決定には最尤推定法およびEMアルゴリズムを用いる。

## 6.2 迷い状態の判別

混合マルコフモデルを用いて、動線データの迷い状態を判別する手法は次の通りである。

まず、モデル計算を行う前に、第4節で示した実験手順により、予め動線データを正常動線と迷い動線に

分割・分類しておく。また、学習には正常動線と迷い動線の両方を用い、EM アルゴリズムによって行い、学習によって得られた混合マルコフモデルから、学習に用いた正常動線と迷い動線の各データについて、生成モデルの推定を行う。ある動線データ $d_n$ の生成モデルを表す変数 $z_{nk}$ を、一対K符号化法を用いて、 $k$ 番目のモデルから生成されたデータは $z_{nk} = 1$ 、それ以外は $z_{nk} = 0$ と表すこととする。 $z_{nk}$ は、 $d_n$ に対する混合マルコフモデルの事後確率最大化によって推定することができるので、 $d_n$ は $z_{nk} = 0$ の事後分布

$$P(z_{nk}|d_n) = \gamma^k(d_n)$$

つまり負担率が最大のモデルから生成されたと推定できる。学習データの生成モデルを推定し、データが正常動線に当たるのか迷い動線に当たるのかを判別することで、モデルを正常モデルと迷いモデルの2種類にクラスタリングすることができる。つまり、正常動線を生成するモデルは正常モデル、迷い動線を生成するモデルは迷いモデルといったように、生成されたデータのうち最も尤度の高いクラスターをモデルのクラスターとして判別すれば良い。

さらに、迷い状態を判別する対象となるテストデータに対しても、同様に生成モデルの推定を行い、生成モデルが迷いモデルと正常モデルのどちらのクラスターに所属するかを判定することによって、迷い判定をすることができる。また、迷いモデルと正常モデルへのクラスタリング後の生成モデルを更にクラスタリングすることで、迷い動線や正常動線の歩行パターンを抽出することができる。

## 7 実験と分析・考察

### 7.1 実験概要

まず初めに、迷いボタンツールを用いたペアテストイング手法によって歩行実験を行い、動線データと迷い時刻を取得し、得られた動線データを迷い動線と正常動線に分割する。

次に、分割後の動線を入力軌跡として部分行動モデルを作成し、動線の状態表現を得る。これによって動線が状態遷移に変換され、最後に状態遷移データから歩行者行動モデルを作成し、モデルを利用して迷い状態の判別を行う。

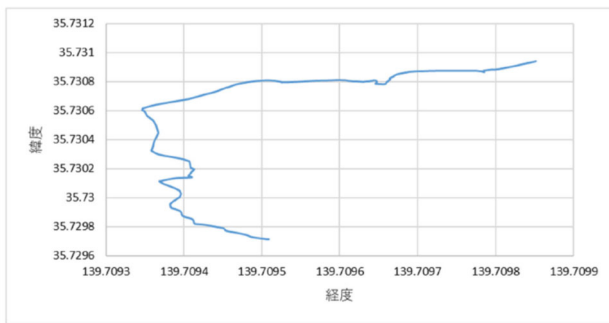
### 7.2 動線データの取得

動線データは、川野ら<sup>9)</sup>の迷いボタンツールを用いたペアテストイング手法によって取得した。動線取得方法の概要は以下のとおりである。

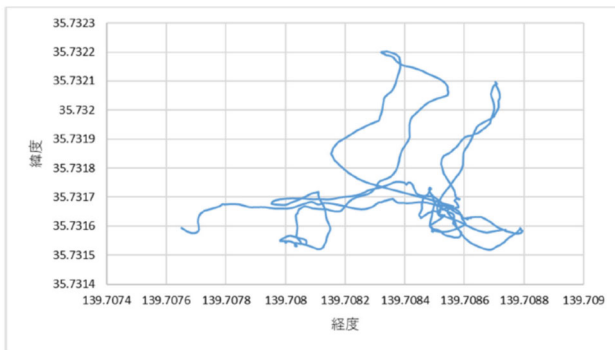
1. 予め、出発地・目的地・目的地までのルートを決め、被験者には簡易地図を示す。本実験での簡易地図は、道路の道幅の大小関係や交差点の数は正しく書かれているが、目印となる建造物の一部は正しく書かれているが、方角や交差点間の距離などは明記していない。
2. 歩行者と追跡者がそれぞれGPS端末を持ち、決められたルートを歩行し、その移動軌跡と迷い時刻を迷いボタンツールによって記録する。

- 得られたデータについて、歩行者と追跡者がそれぞれ観測した迷い時刻を照らし合わせることで、情報の補完を行い、正確な迷い時間と迷い地点の抽出を行う。

実験は都内の3地点で行い、合計で22人分の動線データを得た。得られたデータのうち17名分を学習データ、5名分をテストデータとし、各データについて、迷いボタンツールによって記録された迷い時間を用いて、迷い動線と正常動線への分割を行った。これによって最終的に得られた迷い動線と正常動線のデータの概要をTable 2に示す。以降では、Table 2に示された分割後のデータを入力軌跡とする。また、Fig. 6に示す動線は、動線の分割によって得られた迷い動線と正常動線の例である。



(a) 正常動線の例



(b) 迷い動線の例

Fig. 6: 歩行軌跡の例

Table 2: 取得データの概要

	迷い動線	正常動線
学習データ	22	35
テストデータ	9	13
合計	31	48

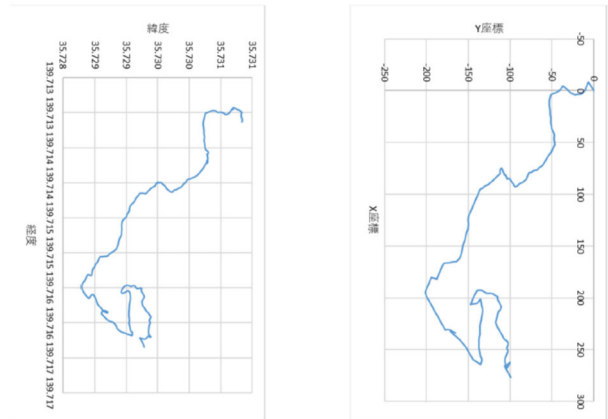
### 7.3 部分行動モデルの作成

入力軌跡を用いて、部分行動モデルを作成したところ、部分行動モデルは、滞留のモデルを合わせて108個生成された。この部分行動モデルを用いて動線を状態遷移の表現に変換した。部分行動モデルの合成によって表現した動線の例をFig. 7に示す。

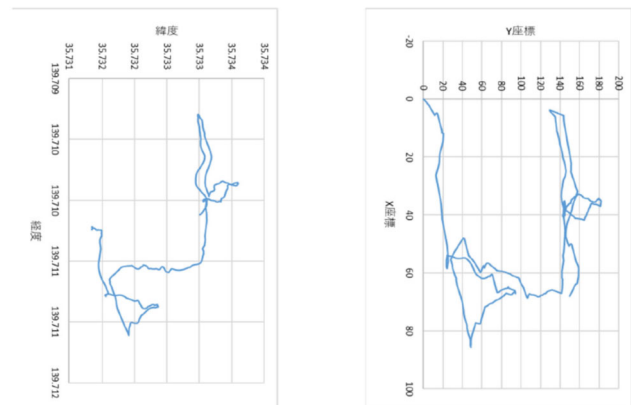
Fig. 7からも見て取れるように、正常動線に関しては、実測の動線とモデルから構築される動線がほぼ一致していることがわかる。迷い動線についても、モデルから構築される動線の方がやや冗長に表現されているものの、右下や左上に見られる特徴的な行動部分は実測と同様の傾向が示されている。よって、迷い動線についても、モデルの妥当性が示されている。

### 7.4 歩行者行動モデルによる迷い判別

最後に、得られた状態遷移データの集合を用いて混合マルコフモデルを作成し、テストデータに対して迷い判別を行った。迷い判別の結果をTable 3に示す。



(a) 実測からの正常動線(左図)と部分行動モデルの組み合わせによる正常動線(右図)



(b) 実測からの迷い動線(左図)と部分行動モデルの組み合わせによる迷い動線(右図)

Fig. 7: 歩行軌跡の例

Table 3: 混合マルコフモデルによる迷い判別結果

	迷い動線	正常動線
迷い判別動線	6	4
正常判別動線	3	9
合計	67%	69%



## 7.5 実験結果の考察

歩行者の迷い状態と正常状態では歩行軌跡に異なる特徴が表れるという仮定の下、実験を行ったところ、テストデータの迷い動線・正常動線への迷い判定の正答率はそれぞれ 67%、69%となった。この結果から、仮定通り、歩行者の歩行軌跡には、迷い状態と正常状態で明確に異なっている点があると言える。このことは、Fig. 6 や Fig. 7 に示される歩行軌跡を見ても明らかであり、提案手法は歩行軌跡に現れる迷い状態と正常状態の違いを表現することができたと考えられる。また、部分行動モデルの作成に際してモデル数をモニタリングしたところ、モデル作成の終盤では新たな部分行動モデルが作成されることはほとんどなかったことから、歩行軌跡の類似部分を確実に捉えることができたと考えられる。

次に、提案手法のステップごとに手法の考察を行う。STEP1 終了の段階において、本研究では部分行動モデル間の違い(例えば、位置座標の変化は類似しているが、変化にかかる時間が異なっているモデルなど)や、迷い動線と正常動線におけるそれぞれ尤度の高い部分行動モデルの分析など、歩行者行動モデル作成以前の特徴についての定性的な分析を行っていない。本研究では、歩行者行動モデルを作成することで特徴の抽出を行ったが、前述の分析を行うことによって、迷い状態と正常状態の特徴の違いを定性的に可視化できると考えられる。また、STEP2 の段階においては、従来研究に倣った歩行者行動モデルに用いる確率モデルの検討は行ったものの、実際にモデルごとの精度の違いなどの比較を行っていない。実際は実測データを用いてモデルごとの違いを比較し、最適なモデルの選択を行う必要があると考えられ、モデルの検討を注意深く行うことで、迷い判定の精度を更に高めることができると期待できる。

## 8 まとめと今後の課題

実測した歩行者の歩行軌跡を記録した動線データを解析することで、歩行者が道に迷っている状態を検出することができた。提案手法では、実際に複数の地点にてペアテスト手法による歩行実験を行い、歩行軌跡と歩行者が迷った時間を記録することで、動線データを取得した。取得した動線データを状態遷移の表現に変換するために、類似した部分的な軌跡を表す部分行動モデルを実測データから作成し、部分行動モデルの組み合わせによって歩行軌跡を表現した。これによって歩行軌跡のデータの次元を削減することができ、さらに、部分行動モデルに番号を付与することで状態遷移の表現を得ることができた。得られた歩行軌跡の状態遷移データを用いて、歩行行動のパターンを混合マルコフモデルによって学習し、得られた混合マルコフモデルに対して学習には使用していない実測データの迷い判定を行うことで、提案手法の有効性を評価した。これによって、迷い状態にある歩行者と正常状態にある歩行者の間には、明確な特徴の違いが表れることを示すことができた。

本研究では、歩行軌跡の状態遷移データに対して、定性的な分析を行わなかった。したがって、迷い状態の歩行軌跡と正常状態の歩行軌跡に現れる特徴を、モ

デル上でしか表現できなかったため、今後は特徴を可視化することで、迷いやすい道や迷いやすい歩行特徴を表現することができるようになると考えられる。また特徴の可視化によって、迷い状態になるタイミング等も分析できるため、迷いはじめた歩行者に対して、正しい道へ誘導するような情報を送信するなど、実際の道や歩行者に対して有意義な提案ができるようになるであろう。

また、歩行者行動モデルのパラメータ推定においては、従来手法に倣った手法を用いているが、EMアルゴリズムの最初のステップである初期化のステップにおいて、本研究ではランダム初期化を行った。ランダム初期化の問題点を確認するためにEMアルゴリズムの収束計算を複数回行い、迷い判定の精度を確認したところ、初期値に依存して迷い判定の精度にばらつきが出てしまうことがわかった。迷い判定に際しては安定的に高い精度を得られることが求められるため、初期化の方法に関しては今後の検討が必要である。

## 参考文献

- 1) 小阪勇気, 平山高嗣, 岩井儀雄, 谷内田正彦: 全方位画像を用いた歩行軌跡による確率的人物行動認識システム, 情報処理学会研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア(CVIM), 2005-CVIM-149, 163/170 (2005)
- 2) 鈴木直彦, 平沢宏祐, 田中健一, 小林貴訓, 佐藤洋一, 藤野陽三: 人物動線データ群における逸脱行動人物検出及び行動パターン分類, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J91-D No.6,00.1550/1560 (2008)
- 3) Q. Lin, D. Zhang, X. Huang, H. Ni and X. Zhou, "Detecting wandering behavior based on GPS traces for elders with dementia", Proceedings of 12th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV2012), 672/677 (2012)
- 4) 浅原彰規, 丸山貴志子, 佐藤暁子: 混合マルコフモデルに基づく歩行者動線解析手法, 情報処理学会論文誌, 52-1,00.187/196 (2011)
- 5) 川野由香子, 中道上, 津田将行: 行動分析におけるペアテスト手法による補充効果, 電子情報通信学会, HCG2016-C-1-4, 80/87 (2016)
- 6) 中道上, 川野由香子, 浜信彦, 渡辺恵太: 振る舞い記録のためのペアテスト手法の提案, ヒューマンインタフェース学会論文誌, 20-4, 427/434 (2018)