

隠れマルコフモデルによる歩行パターンからの目的地推定

—推定結果評価手法の検討—

Estimation of Destination from Walking Patterns using Hidden Markov Model

—Investigation of Estimated Result Valuation Method—

非 西村 彬宏 (東大) 〇非 森下壮一郎 (東大)
正 浅間 一 (東大)

Akihiro NISHIMURA, The Univ. of Tokyo
Soichiro MORISHITA, The Univ. of Tokyo, mori@race.u-tokyo.ac.jp
Hajime ASAMA, The Univ. of Tokyo

In order to develop intruder detection system or provide user-focused services to walking persons, we proposed the method to estimate their destination from trajectory of walking persons with fixed camera using Hidden Markov Model. To evaluate availability of our method, we calculated discrimination ratio for elapsed time, and confirmed it reaches to 80% after 2 seconds of observation. However, it is not enough to evaluate availability, because the ratio of approach to destination is not reflected in this index. In this paper, we introduced the ratio of approach to destination as another index of availability, and present the calculation result of both of them. Additionally, we discuss about how to use them properly depending on the situation.

Key Words: Behavioral Analysis, Estimation of Destination, Hidden Markov Model, Evaluation Method

1 はじめに

歩行中の人物の意図推定は、主に次の2つに必要な技術である。すなわち、侵入検知などのセキュリティと、空間知能化などのサービス提供である。いずれにおいても人物の意図に応じて、警報を発したり適切なサービスを提供したりする必要がある。

他の状況における意図推定と比して歩行中の人物の意図推定には、対象となる人物の状態を直接計測することが出来ない点に難しさがある。個人を対象に計測されたデータではなく、例えば定点カメラで撮影した動画像などから意図を推定できなければならない。一方で歩行中の人物はただ漫然と歩いているのでない限り目的地に向かうという意図を持っている。すなわち歩行中の人物の意図とその目的地とは対応がある。一般には行動から意図を知ることはきわめて困難であるが、どこに向かおうとしているかを知ることは比較的容易であろう。このような条件下では人物の移動軌跡の解析が意図推定に有効であると考えられる。

以上の考えのもとに我々は移動軌跡からの目的地推定に関する研究を行っている。既に隠れマルコフモデルによる目的地推定手法を提案および実装しており、東京大学柏図書館で取得した動画像を用いた実証実験を行い有用性を検証した [1]。このとき経過時間に応じた判別率による評価を行い、2秒ほどの移動軌跡の観察により80%程度正しく目的地を推定できることを確認した。しかしながら、経過時間に応じた判別率による評価は目的地推定の評価手法として十分ではない。なぜならば、一定時間の経過により目的地に十分に近づいたために推定する必要はなくなっていることがあっても、それを判定することができないからである。これを防ぐために、例えば目的地までの到達度を指標にすることが考えられる。しかしながら最終的に目的地に到着していなければ到達度を知ることは出来ないから、到達度は推定の確からしさの指標には使えない。また、提案手法には設定が必要ないいくつかのパラメータがあり最適なものを決定するためにも何らかの評価手法がなければならない。

これらのことから、本稿では目的地推定の評価手法を確立するために経過時間に応じた判別率評価と到達度に応じた判別率評価との2つの指標による推定結果を提示し、それぞれを用いるべき局面やそのときの有用性について比較検討する。

2 理論

本節では、移動軌跡からの目的地推定問題に隠れマルコフモデル(HMM: Hidden Markov Model)を適用する手続きについて述べる。

2.1 移動軌跡の表現

あらかじめ対象とする環境において出発点あるいは目的地の候補となる点を定めておく。これらを候補点と呼ぶ。さらに、歩行者の移動は候補点間の移動により分類できるとして出発点と目的地との組で表し、これを行動パターンと呼ぶ。また、観測を始めてから経過した時刻 T までに得られた歩行者の移動軌跡を、位置座標の時系列データ (o_0, o_1, \dots, o_T) で表現し、これを歩行パターンと呼ぶ。ここに、 o_t は時刻 t における歩行者の位置座標である。時刻 $t=0$ のとき、歩行者は出発点にいる。歩行者が候補点の一つに到達した時点で目的地に到着したと見なしてその歩行者の観測を打ち切る。行動パターンは出発点と目的地により規定されているから、このとき観測された歩行パターンに対応する行動パターンは明らかである。このような歩行パターンを、行動パターン既知の歩行パターンと呼ぶ。なお、未だ目的地に到着していない歩行パターンは、行動パターン既知の歩行パターンを途中で観測したものであるとする。まだ行動パターンを決定することはできないので、これを行動パターン未知の歩行パターンと呼ぶ。行動パターンが異なるときでも、途中までの歩行パターンは同じになることが考えられるから、行動パターン未知の歩行パターンに対応する行動パターンは確率的である。

2.2 歩行パターンを表すモデル

ここでこれまでと逆に、各行動パターンに対応する歩行パターンを表すモデルを考える。このようなモデルが分かれば、行動パターン未知の歩行パターンについて、各モデルに対する適合度を計算して比較することにより対応する行動パターンを推定できると考えられる。行動パターン未知の歩行パターンに対応する行動パターンは確率的であるから、行動パターンに対応する歩行パターンも確率的モデルで表されなければならない。さらに、ある歩行パターンの時刻 t における座標 o_t は、そこに至るまでの座標 $o_{t'}$ ($0 \leq t' < t$) に依存するという性質がある。これらの

ことから、行動パターンに対応する歩行パターンはマルコフ過程で表現するのが適当である。しかしながら、そのマルコフ過程の状態遷移を直接観測することはできないので、隠れマルコフモデル (HMM) を仮定してパラメータ推定を行う。

2.3 HMM による目的地推定の手続き

行動パターン k に対応する歩行パターンを出力するマルコフ過程のパラメータを $\lambda_k = \{Q, \Omega, A, B, \Pi\}$ とする。ここに、 Q は状態の有限集合、 Ω は出力記号の有限集合、 A は遷移行列、 B は記号出力確率行列、 Π は初期状態確率行列である。また、 $k = (1, \dots, L)$ とし、 L は行動パターンの数である。これらのパラメータ推定には Baum-Welch algorithm を用いる。そのためにはあらかじめ状態の有限集合 Q と出力記号の有限集合 Ω 、初期状態確率行列 Π およびモデルトポロジを設定しておく必要がある。本稿では、歩行パターンの状態には出発点付近とその中間、目的地付近の3つの状態が存在すると仮定し、 $Q = \{q_1, \dots, q_N\}$ ($N = 3$) とする。ここに、 N は状態数である。また出力記号は歩行者の座標であるから、対象となる環境を空間分割して各セルに対応づけて $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_M\}$ とする。ここに、 M はセルの分割数である。初期状態確率行列は、Baum-Welch algorithm が用いられるときの慣例に基づき $\pi_i = 1/N$ ($i = 1, \dots, N$) とする。そして、この HMM は q_1 (出発点付近) から q_3 (目的地付近) へ方向へ進む状態遷移をすると考えられるからモデルトポロジは Left-to-right モデルを採用する。以上の条件設定をした上で、行動パターン既知の歩行パターンが出力されるような各行動パターンに対応する HMM のパラメータ λ_k を推定しておく。

行動パターン未知の歩行パターン O に対応する行動パターンを推定するには、以上に述べた手続きにより得られた HMM のパラメータを元に、Viterbi algorithm を用いてこれらの HMM が O を出力する尤度を計算する。そして、もっとも高い尤度が得られた HMM に対応する行動パターンを、 O に対応する行動パターンとする。

3 実験

前節までで述べた手法の有用性を検証するために、東京大学柏キャンパス柏図書館エントランスホールにおける実測データを用いて目的地推定実験を行った。

3.1 実験設定

入口上部に固定カメラを設置して取得した動画画像から背景差分法を用いて人物を抽出し、人物領域の重心の軌跡をその人物の移動軌跡とした。候補点は図 1 のように 6 つ設定した。



Fig. 1 Behavior pattern

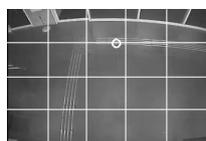


Fig. 2 Space sharing

さらに HMM のパラメータの一つであるセルの分割数 M を設定するために図 2 のように空間分割を行った。このとき $M = 20$ である。推定および評価に用いた歩行パターンの行動パターン毎の標本数を表 1 に示す。このうち行動パターン 4, 5 については標本数が極めて小さいので残りの 3 つの行動パターン推定結果について考察する。

3.2 経過時間に応じた判別率の推移

各行動パターンの経過時間に応じた判別率の推移を図 3 に示す。横軸が一人の人物について観測を初めてからの経過時間で、縦軸が判別率である。いずれの行動パターンにおいても観測を続

Table 1 The number of walking patterns for each behavior pattern

行動パターン	出発点	目的地	標本数
1	入り口	廊下 (左)	18
2		右奥	30
3		階段	34
4		カンファレンスルーム	3
5		PC ルーム	1

けていくと判別率が上がっていき、またほぼ 2 秒後 (破線で示した) に約 80% の判別率に到達していることがわかる。すなわち観測を始めてから 2 秒後に判断結果を確定することで 80% ほどの判別率が得られる。

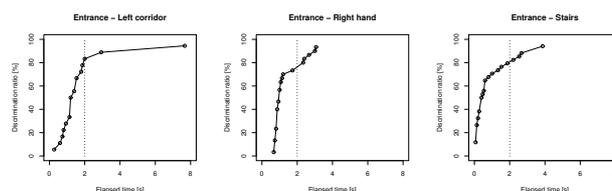


Fig. 3 Discrimination ratio for elapsed time

3.3 経過時間について正規化した判別率の推移

次に、各行動パターンの経過時間について正規化した判別率の推移を図 4 に示す。前節と同様に縦軸は判別率であるが、横軸は経過時間を正規化したものであり、目的地への到達度を表している。判別率の増加がなだらかになるところを破線で示した。「右奥」および「階段」へ向かう歩行者については行動全体の 3 割から 4 割を見ればほぼ確定できるが、「廊下 (左)」に向かう歩行者は行動全体の 6 割程度を見なければ確定できないことが分かる。しかしながら、「廊下 (左)」に向かう歩行者はカメラからフレームアウトするのが早く、これのみ結果が異なるのはそのためである可能性がある。

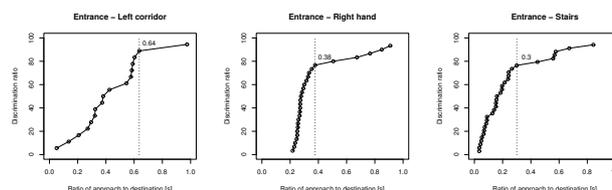


Fig. 4 Discrimination ratio for the ratio of approach to destination

4 おわりに

本稿では、目的地推定の評価手法について検討するために、経過時間に応じた判別率評価と到達度に応じた判別率評価との 2 つの指標による推定結果を提示し、その比較を行った。その結果、実験した環境においては 2 秒ほどの観測により 80% 程度の判別率が得られるが、行動パターンに応じてそのときの到達度は異なることを確認した。今後の課題として、さらにデータ収集を進めて標本数が少ないために検討できなかった行動パターンについても同様の傾向が見られるか確認することなどが挙げられる。

文献

[1] 西村 彬宏, 他: “隠れマルコフモデルによる歩行パターンからの目的地推定”, 第 7 回 SICE SI 部門 講演会, pp. 772-773, Dec., 2006.