

# 目的地推定に基づく移動軌跡からの人行動の長期的予測に関する研究

## A Study for Long-range Prediction of Pedestrian Movement from Trajectories Based on Destination Estimation

○山口 廣高  
Hirotaka Yamaguchi

森下 壮一郎  
Soichiro Morishita  
東京大学

浅間 一  
Hajime Asama

The University of Tokyo  
yama@race.u-tokyo.ac.jp

**Abstract:** 人と移動ロボットとが共存する環境において衝突回避は重要な課題である。特に歩行中の人物との衝突回避のためには、その人物の行動を予測しながらロボットの軌道生成を行わなければならない。それにはロボットのゴール付近における衝突の危険性を評価するための長期的な予測が必要である。本研究では、隠れマルコフモデルを用いた歩行中の人物の目的地推定手法を応用し、さらにそこから後向きの確率計算を行うことで人の行動の長期的な予測を試みた。

### 1 はじめに

移動ロボットを含むサービスロボットには人と安全に共存できる機能が必須である。特に人と移動ロボットとの衝突回避は至上の課題であり、様々な研究が行われている。

松丸らは、移動ロボットの接近を人に予告することでこの問題を回避しようとしている[1]。具体的には、移動ロボットに搭載したプロジェクタを用いて、矢印を地面に投影して動作予告をするものである。しかしながらこのような解決手段は人がロボットの接近に気づかなければ衝突の危険が大きくなるので、安全性を高めるには移動ロボットが人の行動を予測して軌道生成することが同時に必要である。

環境内の人間の行動予測は一般に計測時からの前向きの計算により行われている。例えば、向山らはパーティクルフィルタに基づく複数のモデルを用いた人の行動予測を行っている[2]。しかしながらこのような手法は誤差が累積するので、長期的な予測を行うと精度が著しく低くなる。

以上の背景から、本研究では長期的な予測を精度良く行う手法の確立を目指し、移動軌跡から推定した歩行中の人物の目的地からの後向きの確率計算による人の行動の予測を試みる。これは、既に西村らにより提案されている隠れマルコフモデルを用いた歩行中の人物の目的地推定手法[3]を応用するものである。そして実データを元にした実験を行い手法の有用性を検証する。

### 2 理論

本節では、西村らによる隠れマルコフモデルに基づく目的地推定の概略を述べ、さらにその応用とし

ての後向きの確率計算による長期的行動予測手法について述べる。

#### 2.1 隠れマルコフモデルによる目的地推定

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、歩行者の移動を候補点間の移動により分類するもの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。

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、 $\Omega$  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、 $\Pi$  は初期状態確率である。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  $\Omega$ 、初期状態確率行列  $\Pi$  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を表すために、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。初期状態確率は  $\Pi = (\pi_{01}, \pi_{02}, \pi_{03}) = (1, 0, 0)$  とする。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  $\lambda_k$  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。

## 2.2 記号出力尤度の計算

本稿では、任意の時刻  $t$  における記号出力尤度による予測を試みる。記号出力は環境内の人物の位置に対応しているので、これを記号出力尤度を計算することで人物の位置を予測できると考えられる。以下にその手続きを示す。

人が環境内で、出発点から目的地に到着するまでにかかる時間を  $\tau$  とする。到着時刻  $\tau$  は正規分布に従うと仮定し、実環境で計測した行動パターン既知の歩行パターンを元にしてその分布の平均  $m$  と分散  $s$  を計算しておく。

目的地に到着しているときの状態の確率分布を  $\pi_\tau = (0, 0, 1)$  とし、時刻  $\tau$  に目的地に到着するときの時刻  $t$  ( $t < \tau$ ) における状態の確率分布  $\pi_t(\tau)$  を次のように逐次的に計算する。

$$\pi_\tau(\tau) = (0, 0, 1) \quad (1)$$

$$\pi_{ti}(\tau) \propto \sum_k \sum_j a_{ij} b_j(\omega_k) \pi_{(t+1)j}(\tau) \quad (2)$$

ただし、 $\pi_{ti}(\tau)$  は計算の度に  $\sum_i \pi_{ti}(\tau) = 1$  となるように正規化する。そして、時刻  $t$  における記号出力の尤度  $p_t(k)$  を次のように計算する。

$$p_t(k) = \int_t^\infty \{N(\tau, m, s^2) \sum_i \pi_{ti}(\tau) b_i(k)\} d\tau \quad (3)$$

ここに、 $N(\tau, m, s^2)$  は平均  $m$ 、分散  $s^2$  のガウス関数である。

## 3 実験

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、時刻  $t$  における記号出力尤度を求めた。入り口を出発点とし、目的地の候補として {右奥、カンファレンスルーム} を設定した。行動パターンごとに分類した歩行パターンを用いて、目的地到着時刻  $\tau$  の分布を表す正規分布のパラメータを決定した。

## 4 結果・考察

右奥に行く行動パターンにおける記号出力尤度の分布を Fig. 1 に示す。左から  $t = 15, 45$  の時のものである。輝度が高い方が尤度が高いことを示す。なお、到着時刻  $\tau$  の分布の平均  $m = 51.2$ 、標準偏差  $s = 4.54$  であった。Fig. 1 を見ると、 $t = 15$  では比較的の分布

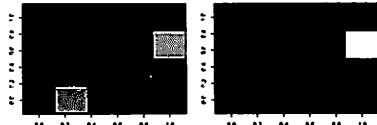


Fig. 1: 右奥に行く行動パターンにおける記号出力尤度の分布

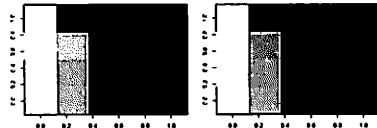


Fig. 2: カンファレンスルームに行く行動パターンにおける記号出力尤度の分布

が広いが、 $t = 45$  の時には目的地の周辺に集中して分布している。すなわち長期的な予測ほど精度が良くなっていることがわかる。次にカンファレンスルームに行く行動パターンの場合を Fig. 2 に示す。左から  $t = 15, 45$  のものである。なお、到着時刻  $\tau$  の分布の平均  $m = 78.0$ 、標準偏差  $s = 24.9$  であった。Fig. 2 を見ると、時刻  $t$  に応じた尤度の分布にほとんど変化は見られなかった。右奥とカンファレンスルームとの結果が変わった理由として、 $\tau$  の分散の違いがあげられる。尤度計算で  $\tau$  の分布で重みづけして積分しているので、その分散が大きいほど尤度の分布も広がってしまう。また、カンファレンスルームの方は  $\tau$  の平均も大きく、それだけ逆向きの推定の誤差が蓄積されたことも考えられる。

## 5 結論

本論文では、目的地推定手法を応用することによる人の長期的な行動予測を行った。これは目的地の推定結果から後向きの計算により予測を行うものである。そして、実データを用いた実験により前向きの行動予測では誤差が蓄積されやすい目的地付近で精度よく行動予測ができる事を示した。今後、中間地点における誤差を軽減する手法について検討する。

## 参考文献

- [1] 松丸 他: プロジェクタを用いて次の動作を予告表示する機能を持つ移動ロボットの開発, 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No.3, pp. 410-421, 2007.
- [2] 向山 他: 複数予測モデルを持つパーティクルフィルタを用いた行動推定, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2007, 1A1-N08, May 10-12, 2007.
- [3] 西村 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—累積判別率による評価—, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, Vol. 106, No. 470, pp. 43-47, 2007.