

疎な人物移動軌跡からの確率的セルオートマトンの構築とその予測への応用

古閑 勇祐^{1,a)} 川本 一彦^{1,b)} 岡本 一志^{1,c)}

概要：人物追跡の精度向上を目的に、観測した人物移動軌跡データに基づく確率的セルオートマトンを用いた人物の移動予測モデルを提案する。提案手法では、格子状のセルに分割された空間上の人物の移動を確率的な遷移関数で記述する。遷移関数の構築では、対象シーンにおける実際の人物の移動方向を累積し、あるセルから自身も含めた9近傍への移動の確率を用いる。このとき、十分に密な移動軌跡データが利用できれば、すべてのセルで信頼性の高い遷移関数を構築することができるが、実際には疎なデータしか利用できないことが多く、人物が一人も通過しないセルも存在しうる。そこで、そのようなセルに対して、人物が通過している周辺のセルの移動累積から補間を行い、遷移関数を与える。周辺に人物が通過したセルが存在しないときは、9方向が等確率である遷移関数を与えることにする。さらに、人物の移動速度が想定よりも速く、9近傍外への移動も起こるときには、対象人物の移動軌跡を補間することで密な移動軌跡を得ることにする。俯瞰視点で歩行者を撮影した実際の動画を用いて、人物の移動軌跡から遷移関数を作成し、数種類の遷移関数を用いて人物移動の予測精度を比較する。人物が通っていないセルの遷移関数の補間、移動速度が速い人物の移動軌跡補間後の移動累積への加算を行うことにより精度が向上することを示す。

キーワード：確率的セルオートマトン、移動予測

1. はじめに

動画上における物体追跡は、動画画像解析の中でも基本的な処理のひとつである。代表的な物体追跡の手法であるパーティクルフィルタを用いた対象追跡 [1] では、対象が直前に存在した地点付近をランダムに探索するランダムウォークモデルがよく利用される。対象追跡を行う際、ランダムに周囲を探索するよりも探索する範囲に制限をかけたほうが、追跡の精度向上が期待できる。人物追跡の場合は、人物の移動予測を併用し、探索範囲の制限に用いることで人物追跡の精度を向上させることができる。

本研究では人物の過去の移動履歴より、人物の移動軌跡を推定することを目的とする。移動予測としては、人物間の相互作用を組み込んだ歩行モデルの Social Force モデル [2] を用いる方法や、確率的セルオートマトン [3][4] を用いる方法がある。確率的セルオートマトンに基づく手法は、確率的な遷移関数を用いて人物の移動を記述する。文献 [3] ではシミュレーションモデルの構築が目的のために

遷移関数は人工的に与えられており、実際の空間でどのように遷移関数を与えればよいか検討されていない。文献 [4] では、空間に多項式曲面で決まるポテンシャル場を導入し、その勾配に基づき遷移関数を構築する手法が提案されている。ポテンシャル場を多項式曲面で表現することで、遷移関数の構築は少数パラメータ推定の問題として定式化できるが、一方で、障害物などの局所的に影響を及ぼすようなものがある空間では、例えば迂回経路を取るような遷移関数を構築することが難しい。

本研究では、確率的セルオートマトンモデルによる人物移動の予測のために、実際の移動軌跡データの局所的な移動から遷移関数を構築する手法を提案する。遷移関数の構築では、格子状のセルに分割された対象空間上で、近傍への局所的な移動を累積し、移動累積の総和が8近傍で1になるように正規化して構築する。ただし、実際に取得できる移動軌跡データは、空間に対して疎なものが多く、人物が一人も通過しない、あるいは少数だけが通過するセルが存在するため、このようなセルに対しては信頼性の高い遷移関数を構築することが難しい。そこで、そのようなセルに対して、周囲のセルの遷移関数より補間を行うことで、予測精度の低下を避ける。さらに、人物の移動速度が速いときには、近傍外へ移動する場合があります、遷移関数に近傍

¹ 千葉大学
Chiba University, Inage, Chiba 263-8522, Japan

a) x0t1530@students.chiba-u.jp

b) kawa@faculty.chiba-u.jp

c) okamoto.kazushi@chiba-u.jp

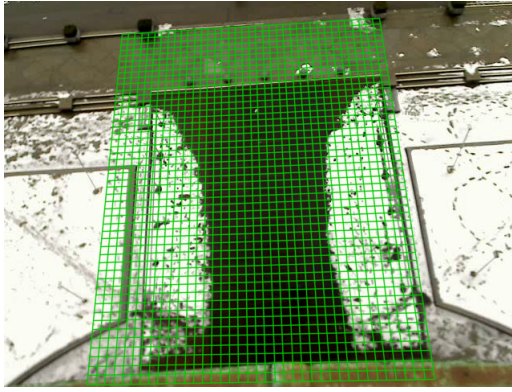


図 1 セルに分割された対象空間

への移動として累積することができない。そこで、速度が速い人物の移動軌跡を補間することで対処する。評価のために実際に観測した動画から実験を行い、予測した軌跡と人物が実際に移動した軌跡間の誤差を算出する。

2 節では、確率的セルオートマトンについてを記す。3 節では、遷移関数の構築方法を述べる。4 節では、提案手法を用いて、人物の移動予測の実験を行い、評価を行う。

2. 確率的セルオートマトンに基づく人物移動モデル

確率的セルオートマトンはセルの集合、セルの状態、および確率的な遷移関数からなる。人物の移動を予測するために、撮影した動画より実空間を表すセルや遷移の法則等を定めた確率的セルオートマトンを作成する。

図 1 のように同じ大きさの正方形が、2 次元の格子状に並んでいる空間を設定する。ここで 1 つの正方形をセルと呼ぶ。現実空間で直交するように (x, y) 座標を定める。セルのサイズは、動画上で 1 フレームでの人物の移動がおおよそ 1 セルになるように決定する。各セルの状態は対象セルに人物が存在する場合は 1、存在しない場合は 0 の 2 状態を表す。

セルオートマトンにおいて、時間は離散的に変化する。遷移関数は、各時刻のセルの状態の変化を決定する。遷移関数は、対象のセルの直前の時刻における周囲のセルの状態からのみ影響を受け、対象のセルの状態を決定する。遷移関数による状態の変化を任意に行うことで、任意の時刻におけるセルの状態を得ることができる。確率的セルオートマトンでは、遷移関数は確率的に定まる。

予測では対象セルに人物が存在する確率、すなわち状態が 1 になる確率を遷移関数を用いて求め、その確率を利用する。この確率を存在確率と呼び、この確率から移動予測を行う。ただし、この手法では予測する全対象の目的地がわかっているものとする。

3. 移動軌跡データからの遷移関数の構築

本節では移動軌跡データからの確率的セルオートマトン

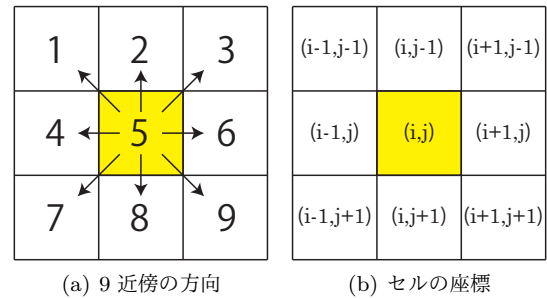


図 2 9 近傍 (Moore 近傍)

の遷移関数の構築法を示す。

3.1 実動画からの移動累積の作成

遷移関数は、事前に動画から作成する。動画中の人物はそれぞれ目的地を持っている。同じまたは近い目的地に向かっている人物は、類似した移動軌跡を移動するはずである。そこで、遷移関数は目的地別に作成を行う。

まず、画像上での人物座標を、ホモグラフィ行列を用いて歩行面に相当する 2 次元平面上での座標に変換する。そして、この座標 (x, y) を

$$i = \lfloor \frac{x}{l} + 0.5 \rfloor \quad (1)$$

$$j = \lfloor \frac{y}{l} + 0.5 \rfloor \quad (2)$$

と丸め込み、セル空間での座標 (i, j) に変換する。ここで、 l はセルの一辺の長さ、 $\lfloor \cdot \rfloor$ は床関数である。

遷移関数を作成するために、どの程度の人数がセル (i, j) から a 方向へ移動を行ったかを示す移動累積 M を作成する。ここで方向は図 2(a) のように、 $a \in \{1, \dots, 9\}$ で表す。自身のセルを含めた周囲 9 近傍のセルへの移動する可能性があると考え、移動累積は各セルごとにそのセルへの移動を意味する 9 方向の値を持つ。移動累積は $M_a(i, j)$ のように表し、座標 (i, j) における a 方向への移動数を示す。

移動累積 $M_a(i, j)$ は、対象セルを通過する人物が存在しない場合を考慮し、すべての a, i, j において M に初期値を設定する。実験では初期値を 0.5 としている。セル空間上で時刻 t に (i, j) に存在した人物が時刻 $t+1$ で、9 近傍中の a へ移動した場合、移動累積 $M_a(i, j)$ に 1 を加える。すべての人物の移動軌跡中の近傍への移動を移動累積に加算する。

障害物がある場合は、障害物も移動累積の考慮に入れる。障害物があるセルからの移動、および障害物があるセルへの移動は起こり得ないものとする。そこで、障害物の位置もセル上に変換し、障害物があるセルのすべての方向、および障害物に隣接するセルの障害物がある方向への移動累積を 0 とする。セルが存在する空間から外への移動も観測できないため、対象の移動累積も同様に 0 とする。

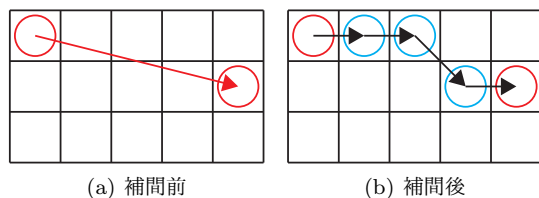


図 3 速度が速い人物の移動軌跡の補間

3.2 移動速度が速い人物の移動軌跡の補間

人物の移動速度が速く、1ステップで周囲9近傍外のセルへ移動する場合がある。このような場合は、9近傍への移動で表すことができないため、移動累積に加算することができない。そこで、1ステップに2セル以上移動する場合は、移動前後の2点間を離散直線で結び [5] 補間を行う。補間した移動軌跡を1ステップごとに移動していくものとして、近傍への移動を移動累積へ加算する。例として、図 3(a) のようにある人物が赤矢印のように赤丸間を移動した場合、図 3(b) のように補間を行い、図 3(b) 上を黒矢印のように1ステップごとに移動したものとして移動累積に加算する。

3.3 人物が通っていないセルの遷移関数の補間

空間を移動する人物が少ないとき、移動軌跡は空間全体に対して疎にしか得られない。移動軌跡が疎であると、人物が通過していないセルが多くなる。このとき、人物が通過していないセルは、移動累積の初期値通りに9方向への移動確率がランダムとなり予測精度が低下する。そこで、移動予測の精度を上げるため、人物が通過していないセルの移動累積を補間する。人物が通過していないセルの周囲8近傍のセルから移動累積の補間を行う。対象セルの通過人数を重みとして使用し、平均を算出する。セル (i, j) を通った人物の数を $p(i, j)$ としたときに、補間した移動累積 M' は

$$M'_a(i, j) = \sum_{u=i-1}^{i+1} \sum_{v=j-1}^{j+1} \frac{M_a(u, v)p(u, v)}{\sum_{s=i-1}^{i+1} \sum_{t=j-1}^{j+1} p(s, t)} \quad (3)$$

となる．セル (i, j) を通った人数は $\sum_{i=0}^9 M_i(i, j) - 4.5$ で求めることができる．ここで，4.5 は 9 方向への初期値の値である．

3.4 移動累積から遷移関数への変換

ここまで計算した移動累積は、人物が対象セルに移動した数を示すものであった。ここで、移動累積を、確率的な遷移関数へ変換する。移動累積 M から遷移関数 F は

$$F_a(i, j) = \begin{cases} \frac{M_a(i, j)}{\sum_{q=1}^9 M_q(i, j) - M_5(i, j)} & a \neq 5 \\ 0 & a = 5 \end{cases} \quad (4)$$

で求めることができる。これは、各セルから周囲 8 近傍に移動する確率となる。セルでの静止の人数である M_5 を除

0.1	0.6	0.1
	0.2	

図 4 遷移関数例

(a) 時刻 0

(b) 時刻 1

(c) 時刻 2

図 5 各時刻における，存在確率の例

いた理由としては，本研究では人物の移動ルートを求めることに焦点をしぼり，静止を考慮せずに作成するためである。

3.5 存在確率の計算

空間上のセルで、 n ステップ後に人物が存在する確率を計算する。各セルは人物が存在するかどうかの2状態をとり、そのセルに人物が存在する確率を求める。時刻0での初期位置 (i_0, j_0) から対象が移動を開始するものとする。時刻0で座標 (i_0, j_0) に対象が存在する確率は $P_0(i_0, j_0) = 1$ となる。時刻 t におけるセル (i, j) に対象が存在する確率を $P_t(i, j)$ とすると、時刻 $t+1$ で各セルに対象が存在する確率は、遷移関数を用いて

$$\begin{aligned}
P_{t+1}(i, j) = & F_1(i+1, j+1)P_t(i+1, j+1) + \\
& F_2(i, j+1)P_t(i, j+1) + \\
& F_3(i-1, j+1)P_t(i-1, j+1) + \\
& F_4(i+1, j)P_t(i+1, j) + \\
& F_5(i, j)P_t(i, j) + \\
& F_6(i-1, j)P_t(i-1, j) + \\
& F_7(i+1, j-1)P_t(i+1, j-1) + \\
& F_8(i, j-1)P_t(i, j-1) + \\
& F_9(i-1, j-1)P_t(i-1, j-1)
\end{aligned} \tag{5}$$

のように計算することができる。この演算を繰り返し、各時刻の各セルにおける人物の存在する確率を算出していく。

例として図 4 の遷移関数を，すべてのセルで持っている場合を考える．ただし，実際の遷移関数はセルにより異なる．時刻 0 で図 5(a) の確率 1 のセルに人物が存在しており，その人物以外は存在しない場合を考える．時刻が 1 に変化したときに，各セルに人物が存在している確率は，遷移関数により図 5(b) のようになる．同じように時刻 2 での各セルの存在確率は図 5(c) のようになる．

実データを用いて移動を予測し，存在確率の高低に伴ってセルに色付けをした様子が図 6 となる．時刻を経ると

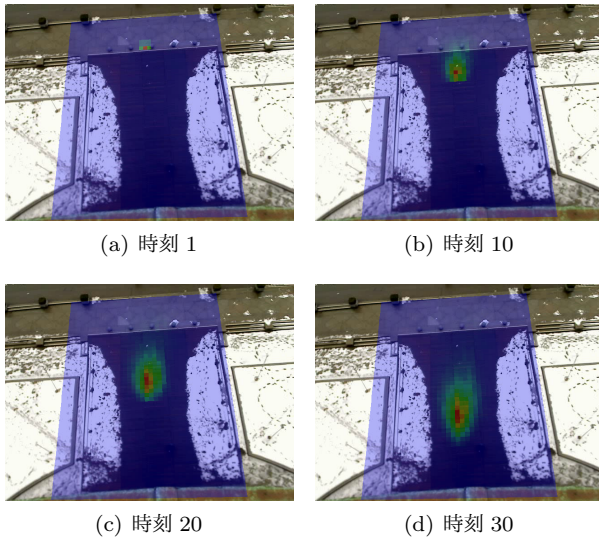


図 6 各時刻における存在確率の例。赤が確率高、青が確率低。

に、存在確率が高い地点が図の下の方に移動し、存在確率が高い部分が広がっていくことが確認できる。

4. 実画像を用いた予測性能の評価実験

文献 [6] の著者らが公開している動画から作成された 2 種類のデータセットを実験に使用する。このデータセットの動画は 25fps で撮影されているが、動画からの人物座標の取得は 2.5fps で行われている。データセットにはホモグラフィ行列で、画像上の人物位置を真上から見た画像上の位置に変換したものが含まれている^{*1}。人物の移動が 1 フレームあたり 1 セルになるように、セルのサイズは 0.45m に設定した。

4.1 予測誤差の評価方法

予測誤差の評価では、leave-one-out 交差検証を用いた。すなわち、移動軌跡データから評価用の一人分のデータを除き、残りの人物のデータから遷移関数を構築し、その遷移関数による予測ルートと真値ルート（実際の移動軌跡）を比較することを繰り返した。

評価対象が現れる時刻を $t = 0$ とし、初期位置を (i_0, j_0) で与える。そして、ステップごとに遷移関数により計算を行い、各セルの存在確率を求める。各時刻において、存在確率が最大になるセルを、その時刻での予測点とする。予測点と目的地間の最少距離が、一定回数更新されなかったときに予測を終了する。予測軌跡の終点を、予測点と目的地間が最少となる時刻の予測点のセルとする。各時刻での予測点間が 2 セル以上開くときは、その 2 点間を離散直線で結びセルの補間を行い、補間したセルを経由して移動したとする。本実験では人物の移動速度を一定としているため、予測中の 1 ステップと動画の 1 フレームは対応しない。

^{*1} ただし、与えられたホモグラフィ行列では画像上の位置と真上から見た画像上の位置が一致しない場合があるため、その場合はホモグラフィ行列を再計算した。

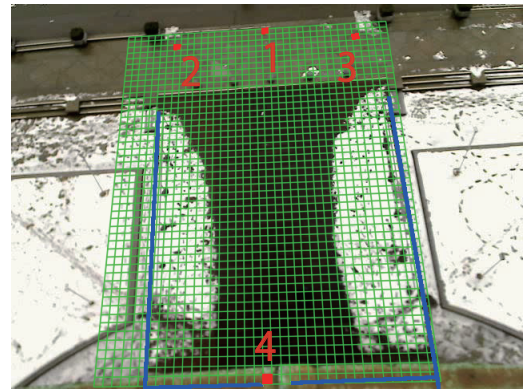


図 7 データセット 1 において、現実空間にセルを投影した様子。目的地は赤、障害物は青で示している。

表 1 データセット 1 において、設定した各目的地の座標

目的地番号	x 座標 (m)	y 座標 (m)
目的地 1	-7.45	5.86
目的地 2	-6.59	0.07
目的地 3	-6.56	11.87
目的地 4	13.87	5.57

補間の効果を検証するため、速度が速い人物の移動軌跡の補間の有無、および人物が通っていないセルの移動累積の補間の有無の組み合わせで 4 通りの遷移関数を用いた予測を比較した。速度が速い人物の移動軌跡の補間を軌跡補間と表現し、人物が通っていないセルの移動累積の補間を累積補間と表現する。

予測ルートと真値ルート間における誤差を評価のために求める。まず、真値ルートの各点から一番近い予測ルートの点までの距離を合計する。合計した値を真値ルートの点の個数で割り、求めた平均を誤差とする。

4.2 実験で用いるデータセット

データセット [6] 中の seq_eth という名称のデータを使用し、このデータセットをデータセット 1 と呼ぶ。データセット [6] 中の seq_hotel という名称のデータを使用し、このデータセットをデータセット 2 と呼ぶ。各データセットは人物の座標 (m) と人物ごとに ID が、フレームごとに記されている。ほかには、画像上における障害物の位置を示す画像、人物の目的地座標、およびホモグラフィ行列が与えられている。

目的地は与えられたものを使用する。実験で使った目的地座標を表 1、表 2 に示す。ただし、目的地がセル空間外に存在する場合や過剰に存在する場合があるため、次のように調整を行った。まず、セル空間外に存在する目的地はセル空間内に存在するように移動した。さらに、過剰に存在する場合は複数の目的地を 1 個の目的地に置きかえた。各人物の目的地は、最後に人物が存在していた座標に最も距離が近い目的地とする。動画のあるフレームの画像に目的地、障害物の位置を記したものが図 7、図 8 となる。

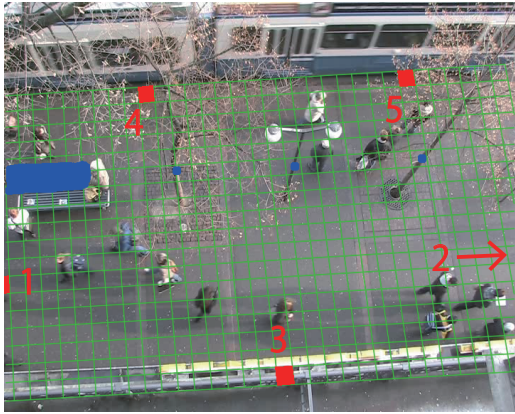


図 8 データセット 2 において、現実空間にセルを投影した様子。目的地は赤，障害物は青で示している。

表 2 データセット 2 において、設定した各目的地の座標

目的地番号	x 座標 (m)	y 座標 (m)
目的地 1	1.75	-10.25
目的地 2	1.75	4.32
目的地 3	4.38	-2.76
目的地 4	-3.29	-6.00
目的地 5	-3.29	2.00

4.2.1 結果

データセット 1 を使用したときの、予測ルートと真値ルートの 360 人分の平均誤差を表 3 で示す。表 4 に、それを目的地別の平均誤差に分けたものを示す。データセット 2 を使用したときの、予測ルートと真値ルートの 390 人分の平均誤差を表 5 で示す。表 6 に、それを目的地別の平均誤差に分けたものを示す。遷移関数については、速度の速い人物の移動軌跡の補間の有無，人物が通っていないセルの移動累積の補間の有無で 4 種類からなり，誤差をそれぞれ表している。例としていくつかの人物の真値ルートと予測ルートを図 9，図 10 に示す。

4.3 考察

表 3 と表 5 より，遷移関数の補間を行っていない場合の誤差がそれぞれ 2.7 と 1.4 となっている。遷移関数の補間を行ったとき，速度が速い人物の移動軌跡の補間，人物が通っていないセルの移動累積の補間，そして両方の補間を行った場合の順に精度が上がっていく。補間を両方行った場合はデータセット 1，2 で誤差が，それぞれ 1.3 と 1.0 まで低下している。これらの結果より，遷移関数の補間を行うことで人物の移動軌跡の予測精度の向上が行えることが確認できる。

また表 3 と表 5 より，データセット 1 のほうがデータセット 2 より誤差が小さい。この理由はセル空間がデータセット 2 のほうが狭いため，自由に動ける範囲が減るからではないかと考えられる。

表 4 と表 6 より，人数が多くなればなるほど，誤差は小

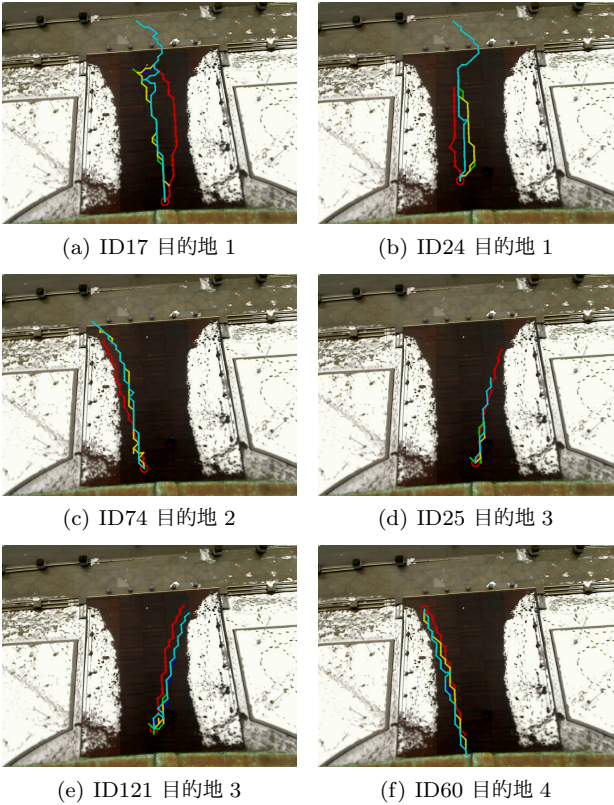


図 9 データセット 1，真値と予測ルート。赤:真値。緑:軌跡補間無，累積補間無。青:軌跡補間有，累積補間無。黄色:軌跡補間無，累積補間有。水色:軌跡補間有，累積補間有。大円:開始地点，小円:ルート構成。

表 3 データセット 1 真値ルートと予測ルートの誤差

遷移関数		平均誤差 (セル)
軌跡補間	累積補間	
無	無	2.7
有	無	1.7
無	有	1.6
有	有	1.3

表 4 データセット 1 目的地別 真値ルートと予測ルートの平均誤差および人数 (誤差の単位はセル)

遷移関数		目的地			
軌跡補間	累積補間	1	2	3	4
無	無	2.1	2.0	7.5	2.8
有	無	1.8	1.5	1.8	1.8
無	有	2.0	1.4	3.5	1.4
有	有	1.7	1.4	0.9	1.2
人数 (人)		55	73	18	214

さくなる傾向にある。表 4 の目的地 4，表 6 の目的地 1 と 2 に見られる。これは，同じ目的地の人数が増えれば増えるほど，移動累積の累積数が増え，遷移関数の移動確率の信頼性が向上するためではないかと考えられる。

そのほかに，誤差に影響を及ぼす大きな要因としては，目的地の周囲の状況がある。例えば，図 7 の下の赤四角が目的地 4 に該当するが，障害物的に周囲 1 セルしか通行可

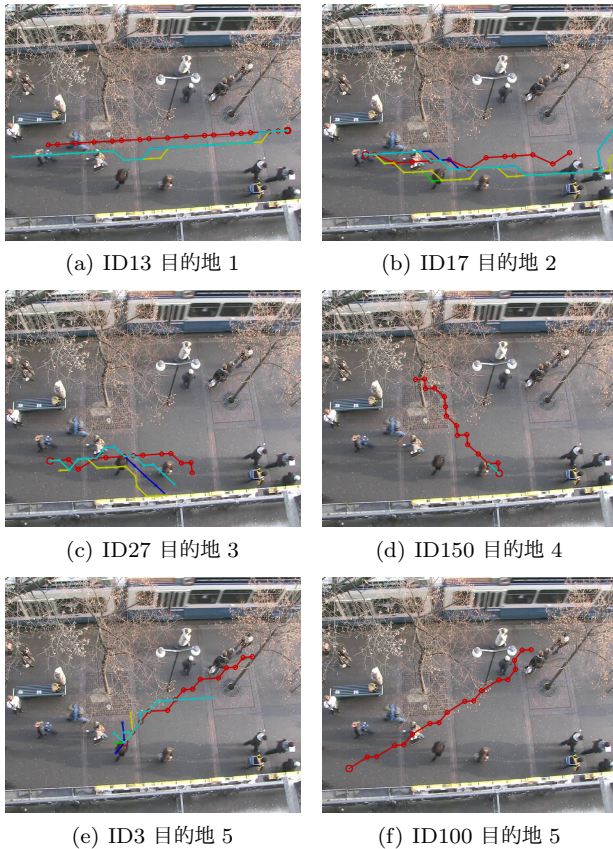


図 10 データセット 2, 真値と予測ルート. 赤:真値. 緑:軌跡補間無, 累積補間無. 青:軌跡補間有, 累積補間無. 黄色:軌跡補間無, 累積補間有. 水色:軌跡補間有, 累積補間有. 大円:開始地点, 小円:ルート構成.

表 5 データセット 2 真値ルートと予測ルートの誤差

遷移関数		平均誤差 (セル)
軌跡補間	累積補間	
無	無	1.4
有	無	1.2
無	有	1.1
有	有	1.0

表 6 データセット 2 目的地別 真値ルートと予測ルートの平均誤差および人数 (誤差の単位はセル)

遷移関数		目的地				
軌跡補間	累積補間	1	2	3	4	5
無	無	1.2	1.0	2.2	1.8	1.4
有	無	0.9	0.8	1.9	1.9	1.4
無	有	0.8	0.9	1.7	1.6	1.3
有	有	0.7	0.8	1.6	1.5	0.9
人数 (人)		121	122	71	44	32

能範囲が存在しない. そのため, 目的地 4 に確実に向かう必要があり, この場合の誤差が 1.2 と小さいのではないかと考えられる. 逆に, データセット 1 の目的地 1 は, 図 7 において画面上部の目的地 2 から目的地 3 の間に到達すれば歩行者の目的地は達成される目的地である. そのため, 歩行ルートが人物によって変わりやすく, 誤差が 1.7 と大き

くなっていると考えられる.

表 4 上の目的地 3 に関しては人物の移動軌跡が疎な場合の典型的な例である. 人数が少ないため補間を行っていない状態では少し移動地点が異なっただけで予測精度が落ちてしまう. しかし, ほとんどの人物が同じ移動軌跡を持っているため, 遷移関数の補間を行った場合は精度が著しく向上すると考えられる.

しかし, 遷移関数の補間を行っても移動予測の精度が向上しない場合もある. 図 10(f) のような場合であるが, この場合はこの人物の移動軌跡で移動する人物が存在しなかったため, 予測ルートを求めることができていない. このような場合は今後の課題としたい.

5. おわりに

本研究では, 確率的セルオートマトンを用いて, 人物の移動予測を行う手法を提案した. 実験では動画で観測されたデータを用いて, 提案手法により人物の移動軌跡を予測し, 実際に人物が移動した軌跡と予測した軌跡間の誤差を求めた. 提案した手法で移動速度が速い人物の移動軌跡の補間, 人物が通っていないセルの遷移関数の補間を行うことで, 予測の精度向上が行えることを示した. セルのサイズ 0.45m において, 1 セル程度の誤差範囲で移動軌跡を予測可能であることを示した.

本研究では人物の移動速度は一定であるとし, 目的地は既知であるとしている. 人物の移動速度が一定であると設定することにより, ある時刻で予測した移動軌跡上のどの地点にいるかがわからないという問題が生じる. さらに, 目的地が既知であるとしているが, 実際は各人物の適切な目的地の設定が必要となる. これらに対する適切な対処が今後の課題としてあげられる. 目的地に関しては, 人物の初期地点から目的地別に同時に予測を行うことで, 最もあてはまりのいいものを目的地として決定することができると思われる.

現在の目的地の設定は実験的に行っている. 目的地が多くなると人物の遷移関数の構築に使用する移動軌跡データが少なくなるが, 限定的な目的地への移動確率を持つ遷移関数が作成できるため, 予測精度に変化が生じると考えられる. そのため, 現在の設定よりも適切な目的地設定が存在する場合もありえる. そこで, 今後は目的地の個数や設定による影響も検証していきたい.

謝辞 本研究は JSPS 科研費 (25330186) の助成を受けたものである.

参考文献

- [1] M. Isard and A. Blake.: *Condensation—conditional density propagation for visual tracking*, International journal of computer vision, Vol. 29, No. 1, pp. 5–28(1998).
- [2] Dirk Helbing and Péter Molnár.: *Social force model for pedestrian dynamics*, Physical Review E, Vol. 51, No. 5,

- pp. 4282–4286(1995).
- [3] C. Burstedde, K. Klauck, A. Schadschneider and J. Zittartz.: *Simulation of pedestrian dynamics using a 2-dimensional cellular automaton*, Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 295, No. 3-4, pp. 507–525(2001).
 - [4] 田代祐志, 川本一彦, 岡本一志: 複数人物の移動軌跡データからの環境モデルパラメータの逐次ベイズ推定, 情報処理学会研究報告 CVIM, Vol. 2012, No. 2, pp. 1–7(2012).
 - [5] Bresenham J.E.: *Algorithm for computer control of a digital plotter*, IBM Systems Journal, vol. 4, No. 1, pp. 25–30(1965).
 - [6] S. Pellegrini, A. Ess, K. Schindler and L. V. Gool: *You'll Never Walk Alone: Modeling Social Behavior for Multi-target Tracking*, Proc. ICCV, pp. 261–268(2009).