

推薦論文

街角の群衆の歩行者位置推定

藤田 悟^{1,a)} 森田 晴香²

受付日 2014年3月26日, 採録日 2014年10月8日

概要: 本論文では、街角の歩行者の歩行経路推定を高度化する技術について述べる。まず、Helbingの提唱する群衆に働く斥力モデルに基づく歩行モデルを用いて、個人ごとに異なる斥力パラメータの推定を行った。実際に、街角の歩行者の詳細な歩行行動を記録し、各人に様々なパラメータを設定して歩行シミュレーションを行い、経路推定の誤差を最小化するパラメータ群を抽出した。抽出結果から、それぞれの個人により、歩行パラメータの偏りが大きいことが示された。すなわち、近くにいる人との距離のとり方、避けるときの斥力のかけ方、歩行速度を調整する時定数などが、歩行者1人1人で異なることが明らかになった。この個人ごとに異なる歩行パラメータを用いることで、歩行者の位置や歩行経路をより精度高く推定できることを示し、さらに、より現実に近い群衆行動を再現できることを示した。

キーワード: 群衆シミュレーション, 歩行モデリング, 歩行経路推定, 位置推定

Estimation of Pedestrians' Locations in Street Crowd

SATORU FUJITA^{1,a)} HARUKA MORITA²

Received: March 26, 2014, Accepted: October 8, 2014

Abstract: This paper describes a crowd simulation with various parameter values for each pedestrian defined in Helbing's model, which represents a pedestrian as a molecular and determines the pedestrian's walking direction against a compound force of repulsion from the other pedestrians. This model defines many parameters in the pedestrian's force model, though most researches assign the identical values into all pedestrians on behalf of simplicity. An actual crowd, however, has so various parameters assigned to the pedestrians, that the total behavior might be much different from the behavior with the identical parameters. This research, therefore, observed actual pedestrians walking on a street corner at Kichijo-ji, analyzed the behaviors using the video camera in detail, and extracted appropriate parameters in Helbing's model for each pedestrian. The extracted parameters were assigned to simulation agents to reproduce pedestrians' locations and a crowd behavior on computer. This simulation achieved the pedestrian crowd more properly, in which they behave diversely and dynamically.

Keywords: crowd simulation, pedestrian modeling, walking path estimation, location estimation

1. はじめに

歩行者の位置推定技術としては、GPSや加速度センサ、ジャイロセンサなどを用いたものが一般的である [5] が、詳細な歩行行動に関する位置推定には様々な課題が残る。

たとえば、加速度計からのデータだけでは、速度の予測が難しく、加速度や歩数から統計的あるいは経験的に速度を決定する方法が用いられている [10]。しかし、歩道や通路を歩いている歩行者は、他の歩行者との衝突を避けるために、立ち止まったり、歩く速度を調整したりする行動を頻繁に繰り返すため、歩行行動が乱れ、速度の予測誤差が大きくなり、位置推定をさらに難しくする。

¹ 法政大学情報科学部デジタルメディア学科
Department of Digital Media, Faculty of Computer and Information Sciences, Hosei University, Koganei, Tokyo 184-8584, Japan

² ヤフー株式会社
Yahoo Japan Corporation, Minato, Tokyo 107-6211, Japan

a) fujita_s@hosei.ac.jp

本論文の内容は2013年7月のマルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2013) シンポジウム2013で報告され、ユビキタスコンピューティングシステム研究会主催により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である。

一方、群衆の中における人々の歩行行動を説明するモデルとして、人を粒子で表現し、それぞれの人の間に粒子間力のように心理的斥力と物理的斥力を定義するモデルが Helbing らによって提案されている [3], [4]。このモデルを用いることで、人の衝突回避行動に説明が与えられ、群衆の歩行行動をより忠実に再現することができる。しかし、心理的斥力や物理的斥力の定義は、多くのパラメータを持ち、実際の個々の人の動きを詳細に再現するためには、これらのパラメータに適切な値を設定する必要がある。これに関して、Helbing らの研究論文の中では、災害の緊急避難的な状況下においては、パラメータの分散や偏りは、群衆の全体的な歩行行動にあまり大きな影響を与えないと述べられてきた。

本論文では、個人ごとの歩行パラメータの偏りが、様々な群衆の歩行行動に影響を与えているのではないかという仮説を立て、街角の歩行者を観察し、個々の歩行者のパラメータ抽出を行った。具体的には、実際の群衆を観測し、その群衆の中における特定の人物だけをシミュレーションエージェントに置き換えたときの歩行シミュレーションを行い、その歩行経路を実際の歩行経路と比較することで、各個人を特徴づける最適な歩行パラメータを抽出した [1], [2]。そして、以上により求めたパラメータを歩行者 1 人 1 人に設定して群衆シミュレーションを行い、歩行者が均質なパラメータを持つ場合と比較することで、各個人を持つパラメータの偏りが個人の歩行経路と、群衆全体の行動にどのような影響を及ぼすのかについて考察した。実験結果から、個人ごとの歩行パラメータの偏りは大きく、速度変化のための時定数は従来提唱されたモデルと比較して 1 から 3 倍程度、心理的斥力の係数は 0.005 から 0.5 倍程度、心理的斥力が大きく変化する距離は 0.1 から 1 倍程度に広く分散することが明らかになった。また、このパラメータを用いたシミュレーション実験からは、群衆が左右両方向からすれ違うときに、同じ方向に向かう人が列を作ってすり抜ける状況において、列が短時間で解消される様子などを再現させた。

本論文で述べる個人ごとの歩行パラメータのばらつきを知ることににより、混雑状況によって変わる歩行速度や歩行距離など、歩行者のより詳細な位置推定が可能になると考える。対向者の影響で速度を落としたのか、興味のある店・商品を見つけて速度を緩めたのかを識別し、歩行者の興味を分析することに応用していきたいと考える。また、ゲームなどの仮想的空間内の歩行行動の再現についても、本論文で得た歩行パラメータの分布を用いることにより、よりリアルな街角の歩行者を描くことに役立つと考える。

以下、2 章で Helbing の群衆の歩行モデルについて説明し、3 章で街角の群衆の観測結果から、歩行パラメータを抽出する方法について述べる。続く 4 章で、実際に観測されたデータに基づき、パラメータを抽出し、5 章でこのパ

ラメータを用いた群衆シミュレーションについて述べる。6 章で、パラメータの分散に関する考察を加え、7 章で全体のまとめと今後の課題を述べる。

2. 群衆の歩行モデル

群衆の歩行モデルは、コンピュータグラフィックスや画像認識の分野と、群衆の行動モデル分析の分野の両者でさかんに研究が進められてきた [11]。中でも、エージェントを用いた歩行のモデル化の研究は注目を集め、Musse らは、人の衝突回避行動やグループ形成をルールで記述する方法を提案した [9]。さらに、人の力学モデルとして群衆を表現した研究に Helbing らの研究がある [3], [4]。

Helbing の歩行者モデルでは、人と人、人と壁の間に物理的斥力と心理的斥力が働くと仮定し、複数のパラメータから計算される合力によって進行方向を決定する Social force model を提案している。このモデルにおける歩行者に働く力関係のイメージを図 1 に、力学方程式を式 (1) に示す。

$$m_i \frac{dv_i(t)}{dt} = m_i \frac{v_i^0(t) - v_i(t)}{\tau_i} + \sum_{j \neq i} f_{ij} + \sum_w f_{iw} \quad (1)$$

m_i は歩行者 i の体重、 $v_i^0(t)$ は希望速度ベクトル、 $v_i(t)$ は現在の速度ベクトル、 τ_i は速度変化の時定数である。また f_{ij} は歩行者 i が歩行者 j から受ける力であり、 f_{iw} は歩行者 i が壁 w から受ける力である。式 (2) と式 (3) に、 f_{ij} と f_{iw} の詳細なパラメータを示す。

$$f_{ij} = \left\{ A_i \exp\left(\frac{r_{ij} - d_{ij}}{B_i}\right) + kg(r_{ij} - d_{ij}) \right\} \mathbf{n}_{ij} + \kappa g(r_{ij} - d_{ij}) \Delta v_{ji}^t \mathbf{t}_{ij} \quad (2)$$

$$f_{iw} = \left\{ A_i \exp\left(\frac{r_{iw} - d_{iw}}{B_i}\right) + kg(r_{iw} - d_{iw}) \right\} \mathbf{n}_{iw} - \kappa g(r_{iw} - d_{iw})(\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{t}_{iw}) \mathbf{t}_{iw} \quad (3)$$

式 (2) の $A_i \exp((r_{ij} - d_{ij})/B_i) \mathbf{n}_{ij}$ は心理的斥力を表しており、 A_i 、 B_i は定数、 r_{ij} は歩行者 i と j の身体の半径の和、 d_{ij} は各歩行者間の距離、 \mathbf{n}_{ij} は、歩行者 j から i の向きに働く単位ベクトルである。心理的斥力の値は、歩行者 i と j が近づけば近づくほど大きくなる。 $kg(r_{ij} - d_{ij}) \mathbf{n}_{ij}$

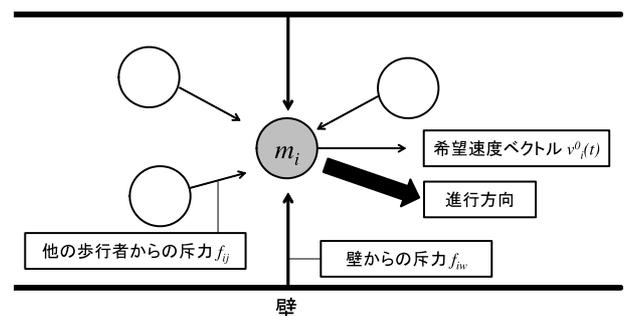


図 1 Helbing の歩行モデル

Fig. 1 Social force model by Helbing.

は物理的斥力を表しており、 k は定数、 $g(x)$ は身体同士が接触したとき ($x > 0$) にだけ値が生じる関数である。

$$\begin{aligned} g(x) &= x, & \text{if } x > 0 \\ &= 0, & \text{otherwise} \end{aligned} \quad (4)$$

物理的斥力は、心理的斥力と同様に、歩行者 i と j が近付けば近づくほど大きくなる。 $\kappa g(r_{ij} - d_{ij}) \Delta v_{ji}^t t_{ij}$ は摩擦力を表しており、 κ は定数、 Δv_{ji}^t は接線速度差、 t_{ij} は \mathbf{n}_{ij} に直交する単位ベクトルである。式 (3) は、式 (2) とほぼ同様の力学方程式を、人と壁の間に適用したものである。

上述のモデルを用いて Helbing は、緊急避難時の群衆の挙動について実験を行い、その群衆の再現に成功した。たとえば、部屋の出口付近に同心円状に群がる群衆の様子や、そのときの退出にかかる時間などを計算で求められることを示した。

3. 歩行パラメータの抽出

3.1 抽出対象の歩行パラメータ

Helbing の歩行者モデルは、様々なパラメータを持つ。たとえば、歩行者 i の体重を表す m_i や希望速度を表す $v_i^0(t)$ などがこれにあたる。既存研究の多くはこのような歩行者すべてに同じパラメータ値を設定していたが、現実の群衆では年齢や性別、グループの人数によってパラメータ値は異なるはずである。さらに他人と近付きすぎて不快に感じる距離は、人によって様々である。本論文では、式 (1)、式 (2) から、特に以下の 3 つのパラメータに注目して、個人ごとの値を抽出する。

- τ_i : 速度変化の時定数
- A_i : 反発力の係数
- B_i : 人と人が反発し始める距離

歩行者 i の体重 m_i 、半径 r_i 、希望速度 $v_i^0(t)$ については、撮影したビデオ映像と実データの座標を参考にして決定する。人と人が接触したときの抵抗と摩擦パラメータである k と κ は、接触が起きないと計測できない値であるため、本論文のパラメータ抽出の対象としない。

3.2 パラメータの決定法

個人ごとの最適なパラメータを決定するための事前準備として、歩行者の歩行経路データを作成する。本論文では、街角の歩行者のビデオ映像から歩行経路データを作成した。次に、取得した歩行経路データ中の 1 人の歩行者をシミュレーションエージェントに置き換えた歩行シミュレーションを行う。すなわち、置き換え対象の歩行者に Helbing モデルのパラメータを設定し、Helbing の歩行モデルに従って歩行経路を推定する。このとき、選択したシミュレーションエージェント以外の歩行者については、実際の歩行者の歩行経路データを与える。そして、対象の歩行者のシミュレーションエージェントとその歩行者の実際の位置デー

タの誤差を評価する。シミュレーションエージェントは、一步の移動を行い、移動先の推定位置との誤差を評価した後、移動後の実データが存在する座標位置に強制移動させる。これは、シミュレーションエージェントを実データの座標位置に移動させない場合、比較する移動先が、徐々に大きく離れていき、必要以上に大きな誤差として測定される可能性があるためである。以上の動作を、歩行経路に沿って繰り返し行い、歩行経路のステップ分について誤差を計算し、その誤差の合計値を最小にするパラメータ集合を最適なパラメータと決定する。

各パラメータには、初期値として Helbing の標準パラメータを設定する。希望速度 $v_i^0(t)$ は、個人ごとの平均歩行速度を映像から計算することで求める。以上のパラメータで歩行経路に沿った 1 通りのシミュレーションを行った後に、パラメータを設定値付近で微小変化させ、再びシミュレーションを行う。これを繰り返して、推定位置の誤差の合計を最小にするパラメータの組合せを探索する。3 次元のパラメータと誤差の評価関数の関係について、事前実験から、多峰性は観察されなかったため、今回の探索には、単純な山登り法を用いた。すなわち、最小とするパラメータの組合せを見つけたらその値を次の初期値に設定し、繰り返し、その値付近で誤差の合計を最小とするパラメータの組合せを探索する。徐々に、パラメータの変化量を小さくしていき、ある閾値範囲内に変化が収束したところで、選択したパラメータの最適な組合せを決定する。ただし、 A_i と B_i は、式 (2) から分かるように、指数関数 $\exp()$ の中と外にあって、互いに影響しあい、発散する現象がしばしば観測された。より具体的に説明すると、指数関数の中の値は、歩行者間の距離が歩行者の半径の和より大きいという一般的な場合において負の値となり、 B_i を小さくすると、負の値が大きくなり、全体に働く力が小さく評価される。このとき、 A_i を大きくすることで働く力が相殺され、 A_i と B_i の均衡解が見つけにくくなる。そこで、本論文では、 A_i と B_i の一方を Helbing の論文に沿った定数として仮置きし、他方のパラメータだけを変化させて適切な値を求め、その後は、他方のパラメータを前記の方法で求めた値に固定して、最初のパラメータの方の変化の様子を分析するという手法を採用した。

3.3 視野と希望速度を考慮したパラメータ決定法

3.2 節で最適なパラメータの決定法について述べたが、ここでは、Helbing モデルの希望速度 $v_i^0(t)$ を実測から求めた平均速度 (m/秒) としていた。しかし、歩行者は対面する歩行者などの障害物を避けながら歩いているので、実測の平均速度は、希望する歩行速度より遅くなっていると考えられる。また、Helbing のモデルでは、歩行者の周囲から力を受けるモデルになっているが、街角の通常の歩行では、歩行者の視野があって、後ろにいる歩行者からの

影響は少ないと考えられる。このような、希望速度 $v_i^0(t)$ や、視野モデルについても考慮してシミュレーションを行い、歩行経路の誤差を最小にするパラメータを決定することで、より最適な歩行モデルを獲得できると考える。本論文では、以上の考えから、視野と希望速度を考慮したモデルについても、パラメータ抽出の実験を行い、結果の差異について議論する。

4. 歩行パラメータ抽出実験

4.1 分析対象

街角を再現するにあたり、吉祥寺商店街の撮影を行った。場所として商店街を選択した理由は、買い物をするために急に立ち止まったり進行方向を変えたりするなど様々な歩行者を観測できると考えたからである。撮影を行った日時、天候を以下に示す。

- 場所：吉祥寺商店街（幅 7m × 長さ 25m）
- 日時：2012 年 7 月 18 日 18:45~19:00
- 天気：晴れ 降水量：0.0mm

4.2 歩行者の座標取得

本論文では、撮影したビデオ映像から、歩行者の地表面上の歩行経路を抽出した。すなわち、動画を 20 フレーム（約 0.67 秒）ごと読み込み、歩行者のスクリーン座標を取得する。歩行者の座標は足元の座標で測定する。そして、このスクリーン座標を地表座標に変換することで、地表面上の歩行行動を分析できるようになる。座標取得を行った歩行者は、3 分間映像の中で 238 人で、歩行者の密度は 0.20 人/m² で、歩行者の平均速度は 0.71 m/秒であり、人通りが多いものの、普通に歩行できる程度の混雑状況であった。

4.3 歩行パラメータの抽出実験

3.2 節で述べた提案手法を用いて 1 人 1 人に適したパラメータを抽出するシミュレーション実験を行う。適切なパラメータを抽出する対象の歩行者は、商店街を手前から奥、または奥から手前に真っすぐ単独で歩行する人と定める。観測データ 238 人中、対象者は 70 人である。本論文で行うシミュレーション実験のモデルは、以下の 3 つのモデルとする。

- 標準モデル
- 視野情報を加えたモデル
- 視野情報と希望速度を変化させたモデル

標準モデルとは、歩行者 i の希望速度 $v_i^0(t)$ に、実データから求められた各歩行者の平均速度を進行方向に設定したモデルとする。また標準モデルだけでなく、3.3 節で述べた最適パラメータを抽出するため、視野情報を加えたモデルと視野情報と希望速度を変化させたモデルについて実験を行う。視野情報を加えたモデルでは、自分の座標と他の歩行者の座標を比べて自分より後ろにいる歩行者を、進

行方向を決定する計算に利用しないこととした。視野情報と希望速度を変化させたモデルでは、標準モデルに視野情報を加え、希望速度の変化量として、平均速度 (m/秒) に 1.02, 1.04, 1.06, 1.08, 1.10, 1.12 倍の倍率をかけた値を設定した。

4.3.1 標準モデル

各歩行者より抽出した τ_i , A_i , B_i の累積確率密度分布を図 2 に実線で示し、平均と偏差を表 1 の左欄に示す。 τ_i と A_i の抽出は、 $B_i = 0.08\text{m}$ に固定して実験した。一方、 B_i の抽出は、 $A_i = 2,000\text{N}$ に固定して実験した。これは、すでに述べたとおり、 A_i と B_i の両者を変数とした場合、互いに発散してしまうことがあり、それを回避するための施策である。また、抽出対象者 70 人中で、結果として得

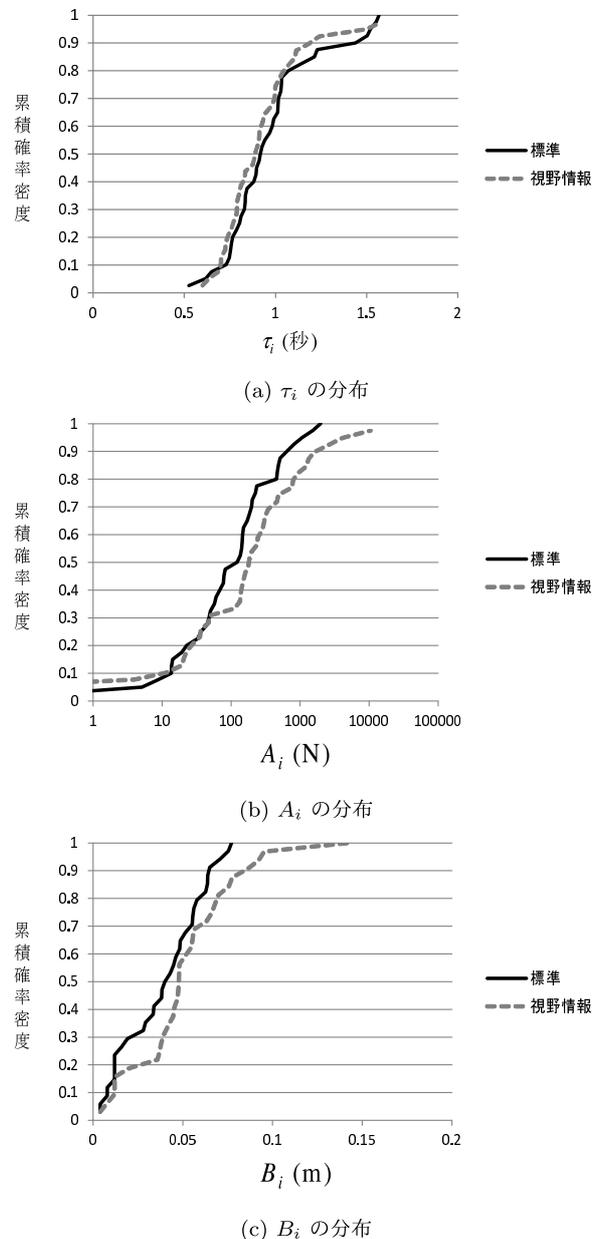


図 2 標準モデルと視野モデルのパラメータ抽出結果
Fig. 2 Extracted parameters for standard and view models.

表 1 標準モデルと視野モデルの歩行パラメータ

Table 1 Averages and deviations of extracted parameters.

| | 標準モデル | | 視野モデル | |
|--------------|--------|--------|--------|--------|
| | 平均 | 偏差 | 平均 | 偏差 |
| τ_i (秒) | 0.975 | 0.252 | 0.933 | 0.232 |
| $\log(A_i)$ | 1.97 | 0.741 | 2.16 | 1.182 |
| B_i (m) | 0.0392 | 0.0220 | 0.0514 | 0.0287 |

られた A_i や B_i の収束値が負の数になる場合があり、これはデータから取り除いた。最終的に妥当なパラメータを得られた人数は、 A_i については 41 人、 B_i については 34 人である。

図 2(a) より各歩行者の適切な速度変化の時定数 τ_i の値は、0.5~1.5 秒に分布する結果となり、Helbing の歩行者モデルにおいて定められている $\tau_i = 0.5$ 秒よりも大きい。これは、Helbing のモデルが避難時の歩行者モデルを表しているのに対して、街角での歩行者は緊急性がなく、ゆとりのある歩行をしているため、希望速度に収束するまでの時定数が Helbing の歩行者モデルで定めた値よりも大きくなるのではないかと考えた。図 2(b) と表 1 の偏差欄より各歩行者の適切な反発係数 A_i の値は、大きくばらつく結果となった。図 2(b) では、 A_i の値を対数軸で表現しており、このグラフから、 A_i の値は 10 から 1,000 N という非常に広範囲に分布していることが分かる。また、Helbing の標準モデルでは、 A_i は 2,000 N であり、抽出結果は値としては小さい。以上のことから、 A_i は条件や環境によって変化するだけでなく、個人の特性によって大きく変化するパラメータであると考えた。図 2(c) より各歩行者の反発し始める距離 B_i の適切な値は、0~0.08 m の間に、ほぼ線形に分布した。表 1 より本論文で求めた B_i の平均は約 0.04 m であり、Helbing の歩行者モデルにおいて定められている $B_i = 0.08$ m の半分の値となった。 B_i の値は、心理的斥力を感じる距離を表現するといわれており、対人距離が近くなっても比較的気にしないという日本人の気質が影響しているか、あるいは、そもそも繁華街において、密度の高い状況を受容しているためではないかと考えた。

τ_i , A_i , B_i の分布と、男女、年齢、グループ人数、携帯電話使用状況との相関関係についても分析を行ったが、有意な差は観察されなかった。

4.3.2 視野情報を加えたモデル

視野情報を加えたモデル全体の結果を図 2 の点線と、表 1 の右欄に示す。図 2(a) より視野情報を加えたモデルの各歩行者の適切な時定数 τ_i の値は、視野情報を加えないモデルと大きく変化していない。一方図 2(b) と表 1 の偏差欄より、視野情報を加えたモデルの各歩行者の適切な反発係数 A_i の値は、標準モデルの結果より広くばらつく傾向が観察された。図 2(c) より視野情報を加えたモデルの各歩行者の反発し始める距離 B_i の適切な値は、0~0.15 m

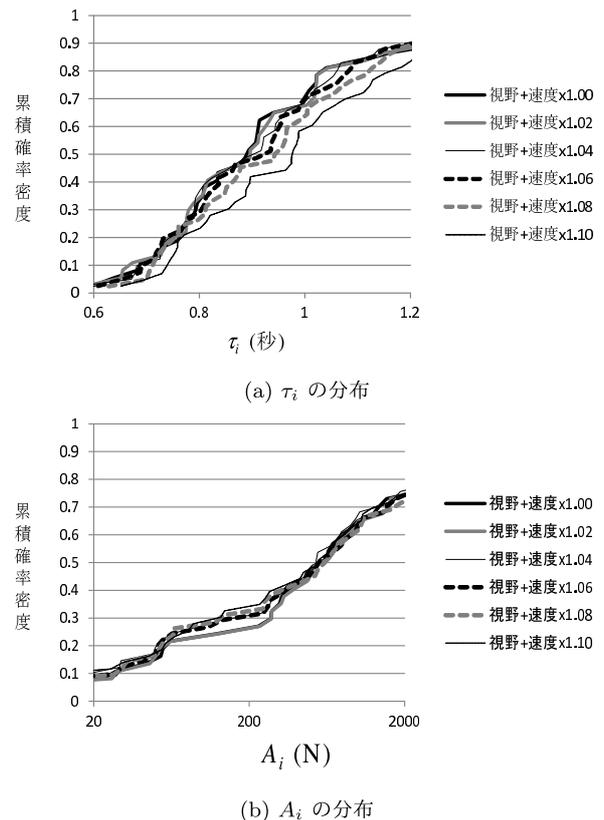


図 3 視野情報と希望速度を変化させたモデルのパラメータ抽出結果
Fig. 3 Extracted parameters for various desired speeds.

まで分布し、標準モデルと比べて B_i の値は広く分布し、平均値も大きくなることから、視野情報を加えると、歩行者は早めに他の歩行者を避け始めるように観察されたことになる。これは、視野情報が無い場合、反発力を後ろの歩行者からも受ける形にモデル化されていることになり、 B_i が大きくなると、後ろから押し出される形になってしまうのに対し、視野情報を用いることで、前を歩く歩行者からの斥力が正しく求められた結果ではないかと考える。

4.3.3 視野情報と希望速度を変化させたモデル

視野情報と希望速度を変化させたモデルの τ_i , A_i の結果を図 3 と表 2 に示す。この実験は、前項の結果を受けて、 B_i の値を 0.06 m に固定して実施した。図 3(a) と表から視野情報と希望速度を変化させたモデルの各歩行者の適切な時定数 τ_i の平均値は、いずれも 0.95~1.05 秒であり、図 2 と大きな違いは観測されなかった。この図を見ると、希望速度を増加させて設定すると、 τ_i の分布が全体に右寄り (値が大きくなる方向) に移動することが分かる。また、1.00 倍、1.02 倍については、分布もほぼ一致していることが分かる。図 3(b) と表 2 より各歩行者の適切な反発係数 A_i については、希望速度の影響は、ほとんどないことが分かる。最後に、位置推定誤差について、表 2 を見ると、1.00 倍で最小であり、1.12 倍に向けて、徐々に増加している。実験前の予想として、歩行者は前を歩く人に邪魔され

表 2 視野と希望速度による平均速度と偏差の変化

Table 2 Extracted parameters against desired speeds.

| 速度の倍率 | | 1.00 | 1.02 | 1.04 | 1.06 | 1.08 | 1.10 | 1.12 |
|--------------|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| τ_i (m) | 平均 | 0.952 | 0.955 | 0.955 | 0.966 | 0.988 | 1.023 | 1.055 |
| | 偏差 | 0.264 | 0.272 | 0.270 | 0.276 | 0.279 | 0.282 | 0.289 |
| $\log A_i$ | 平均 | 2.79 | 2.81 | 2.69 | 2.73 | 2.74 | 2.69 | 2.65 |
| | 偏差 | 1.04 | 1.05 | 1.15 | 1.11 | 1.11 | 1.12 | 1.19 |
| 位置誤差 (m) | 平均 | 0.223 | 0.224 | 0.224 | 0.225 | 0.225 | 0.225 | 0.227 |
| | 偏差 | 0.0483 | 0.0485 | 0.0496 | 0.0498 | 0.0496 | 0.0500 | 0.0502 |

表 3 希望速度設定と歩行経路予測の誤差 (m)

Table 3 Expectation errors against desired speeds.

| ID | 標準 | 視野付き | | | | | | |
|-----|--------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | | $\times 1.00$ | $\times 1.02$ | $\times 1.04$ | $\times 1.06$ | $\times 1.08$ | $\times 1.10$ | $\times 1.12$ |
| 20 | 0.255 | 0.257 | <u>0.247</u> | 0.247 | 0.249 | 0.250 | 0.252 | 0.255 |
| 31 | 0.299 | 0.275 | 0.274 | <u>0.273</u> | 0.274 | 0.274 | 0.274 | 0.275 |
| 146 | <u>0.203</u> | 0.205 | 0.204 | 0.205 | 0.205 | 0.206 | 0.207 | 0.208 |
| 208 | 0.160 | 0.155 | 0.153 | 0.152 | 0.151 | 0.151 | <u>0.150</u> | 0.150 |

表 4 位置推定の誤差

Table 4 Expectation errors in location estimation.

| | 提案モデル | | | | 固定モデル | | | |
|--------|----------------|--------|----------------|-------|---|--------|---|--------|
| | $B_i = 0.08$ m | | $B_i = 0.06$ m | | $\tau_i = 0.5$ 秒 $A_i = 2,000$ N $B_i = 0.08$ m | | $\tau_i = 1.0$ 秒 $A_i = 1,000$ N $B_i = 0.06$ m | |
| | 標準 | 視野 | 標準 | 視野 | 標準 | 視野 | 標準 | 視野 |
| 平均 (m) | 0.250 | 0.241 | 0.256 | 0.244 | 0.311 | 0.277 | 0.244 | 0.222 |
| 偏差 | 0.0890 | 0.0737 | 0.0928 | 0.074 | 0.1241 | 0.0832 | 0.0932 | 0.0647 |

て、希望速度を達成できずに歩いているものと考え、希望速度を高く設定するモデルの方が、位置推定が正しく行えると考えていた。しかし、実際には、歩行者は流れの速度に希望速度を合わせ、あまり、ストレスを感じないで希望どおりの速さで歩いていることが示された。

4.4 最適なモデルの評価

希望速度に対する最適値を詳細に評価するために、表 3 に、個人別に見た歩行経路の位置推定誤差 (単位: m) を示す。この表の値は、ID に示される個人に対する歩行経路分のステップの誤差の平均値を示し、小さい値がより適したモデルであることを意味する。誤差が最小値を持つモデルの値を下線で示している。この表には、最小値が希望速度の 1.00 倍ではなかった歩行者を選択的に掲載している。表 3 より ID が 146 の歩行者は標準モデルが最小であり、視野を前方だけに限定せずに、全方位からの力を受けるモデルで歩行行動を説明する方が適していることを表している。その他の多くの歩行者は、1.02 ないし 1.04 倍が最小値であり、1 人だけ、ID が 208 の歩行者は、1.10 倍が最小値のモデルとなった。このような結果から、最適なモデルは 1 人 1 人異なっており、歩行速度にストレスを持って歩行している人も少数存在することが確認できた。

4.5 パラメータの位置推定能力

本節では、抽出したパラメータの位置推定能力や訓練データの数に対する推定能力の変化について実験と考察を行う。

位置推定能力の評価のために、歩行者の歩行経路データを二分し、前半のデータでパラメータを抽出し、後半のデータに対して、抽出パラメータを用いた位置推定を行う実験を行った。実験では、比較のため、Helbing の論文にある $\tau_i = 0.5$ 秒、 $A_i = 2,000$ N、 $B_i = 0.08$ m の固定パラメータを用いた位置推定結果と、実験から得られた平均的な値 $\tau_i = 1.0$ 秒、 $A_i = 1,000$ N、 $B_i = 0.06$ m を固定パラメータとして用いた位置推定結果についても同様にシミュレーションにより計算した。結果を、表 4 に示す。個別パラメータを抽出したモデルは平均的に 0.25 m 前後の誤差で安定しており、一方、固定パラメータの実験は、Helbing のパラメータでは誤差が大きかったものの、実験から得られた平均的なパラメータモデルでは、提案モデルを上回る誤差の小ささを示した。

個別に抽出したパラメータが、十分な位置推定誤差の結果を導けなかったことに関して、学習データを二分したことによるデータの少なさの問題があると考えられる。対象となる歩行者経路データのデータ数は、1 人の歩行者に対して、

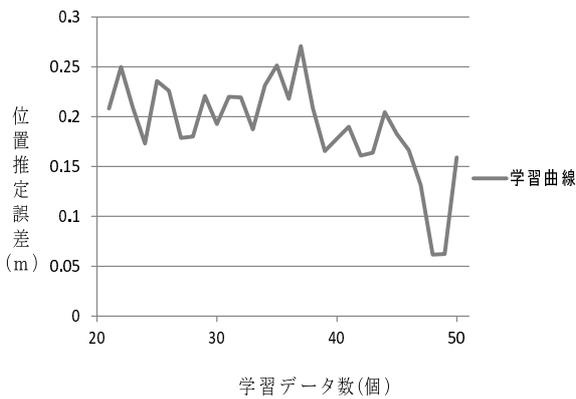


図 4 歩行経路データ数と位置推定誤差

Fig. 4 Estimation errors in location estimation vs. length of data sequence.

短いものは10個程度(約7秒), 多いもので60個程度(約40秒)であり, 二分することで, それぞれ, 5個, 30個という学習ポイントしか存在しないことになる. 図4に, 歩行経路データ数とその抽出パラメータを用いた位置推定誤差の関係を示す. この図から, データ数が20程度では, 誤差が0.2~0.25mあり, データ数が40を超えると平均的に0.2mを下回るようになる. t検定による検証を行った結果では, データ数20~30個の区間とデータ数40~50個の区間の位置推定結果を比較すると, $p = 0.0092 < 0.01$ となり, 有意水準1%の有意差で平均値が低下することが確認された. この検証結果から, 個別の歩行者に対するパラメータ抽出には, 十分なデータ数が必要であることを示しているとともに, 本提案手法によるパラメータ学習が, 適切に行われていることを示すグラフでもあると考える.

5. 群衆シミュレーション

5.1 多様なパラメータによる群衆シミュレーション

本節では, 歩行者1人1人に異なったパラメータを与えた場合, 群衆全体にどのような影響を与えるのかを分析した. そこで, 以下の3種類のパラメータ集合を与えた歩行者を用いて群衆シミュレーションを行い, その違いを観察した.

- Helbingのパラメータ: Helbingの標準パラメータを統一的に付与
- 統一獲得パラメータ: 獲得パラメータの平均値を統一的に付与
- 個別獲得パラメータ: 獲得パラメータを個別に付与

Helbingのパラメータでは, 歩行者すべてにHelbingモデルの標準値である $\tau_i = 0.5$ 秒, $A_i = 2,000$ N, $B_i = 0.08$ mを設定する. そして, 統一獲得パラメータでは, 全エージェントに対して, 同一の値として, 平均値 $\tau_i = 1.0$ 秒, $A_i = 1,000$ N, $B_i = 0.06$ mを設定する. Helbingのモデルは避難時の歩行モデルを表しているのに対し, 本論文で求めたパラメータの平均値は街角の歩行モデルを表しており,

表 5 群衆の交差にかかる時間比較

Table 5 Time spent for crowds to pass by.

| | 平均 (秒) | 偏差 (秒) |
|------------------|--------|--------|
| Helbing パラメータを利用 | 95.2 | 3.32 |
| 統一獲得パラメータを利用 | 97.3 | 2.97 |
| 個別獲得パラメータを利用 | 96.5 | 2.57 |

避難時の歩行者と街角の歩行者では群衆全体に与える影響がどのように異なるのかを比較する. 個別獲得パラメータでは, シミュレーションで求めた最適なパラメータ集合を歩行者1人1人にランダムに設定する.

街角の状況としては, ほぼ, 同人数が双方向から歩行してくる状況や, 一方向の歩行者が多数を占める状況, 信号待ちなどの直後で集団になって歩行者が歩いてくる状況など, 様々な状況がありうる. 本論文で獲得したパラメータを使って, それぞれの状況に対応できると考えるが, 特に, 双方向からの歩行者の通行状況を模した環境を応用事例として, 詳細な群衆シミュレーションを行った. すなわち, 幅20m, 長さ50mの道路で, 左右から100人ずつの歩行者が集まって来て, 衝突をさけながらすり抜ける群衆シミュレーションを実施した. 3種類の異なるパラメータ集合を与えた歩行者の比較方法は, 群衆中の歩行者の集団行動の観察と, 歩行者の目的地到達時間とする. 歩行者の目的地到達時間とは, 左から右に歩いている歩行者はスタート地点から右の端に, 右から左に歩いている歩行者はスタート地点から左の端にたどり着いた時間を計測し, 200人の到着時間の中央値(すなわち, 100人目がゴールに到着した時間)を求めた.

5.1.1 群衆シミュレーションの実験結果

実験は, パラメータ集合の種類ごとに1,000回ずつ行った. 表5は, 200人の歩行者のゴール到着時間の中央値を記録し, その1,000回の試行の平均と偏差を示したものである. 表5から, 到着時間の平均は, Helbingのパラメータを与えたグループが小さかった ($p < 0.001$ で有意). B_i が大きいことで, 斥力が生じにくく, 衝突が小さかった結果, 短い時間ですれ違いができたようである. 一方, 個別獲得パラメータを利用したモデルでは, 平均時間ではHelbingのパラメータのモデルに劣るものの, 他と比べて偏差が小さい値を示した. 個々の歩行者が異なるパラメータを持つことによって, 衝突しても大きく滞留せず, 対向する歩行者の間をすり抜けていく道を見つけたためであると考えられる.

図5は, 双方向からの歩行者がすれ違うときの様子の一部を拡大して示している. ○で示すエージェントが左から, ×で示すエージェントが右から歩いてくるところであり, すれ違うときに, 歩行者が列をなす筋のような状態が観測された. 図では, 左下に×の列があり, その少し上に長い○の列があり, さらに上に×の集団があり, その○の

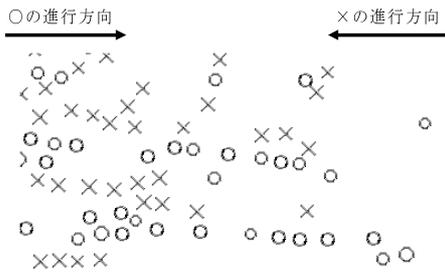


図5 対向者を避けるための列の形成

Fig. 5 Sequence generation in pedestrian simulation.

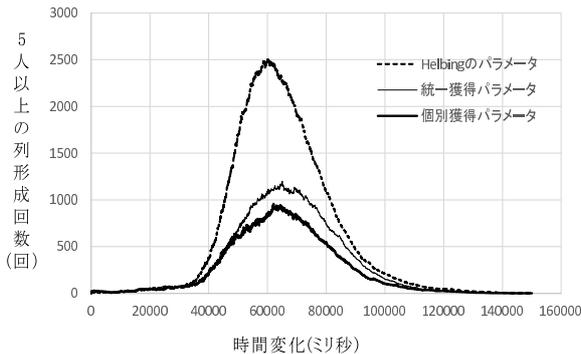


図6 5人以上の列形成の時間変化

Fig. 6 Simulation along individual parameters extracted in this paper.

列が観察されている。このように、逆方向に向かう歩行者列が相互に櫛状に形成される現象が起きる。これは、日常生活で、駅の構内などの人混みを横切るときに、前を歩く人の後ろに連なって歩くことで前に進みやすくする行動と同様の行動が再現されたと考える。しかし、Helbingのパラメータを与えたときには、すれ違いが終わった後も列が解消されず、不自然さがあつた。一方、個別獲得パラメータを用いたシミュレーションでは、大人数の歩行者の筋はあまり観察されず、少人数の小さな筋がいくつもでき、その後、自然と列が解消されて自由歩行を開始する現象が観察された。

図6は、1,000回のシミュレーションの中で、5人以上が列をなして連なった観測数の時間変化を表している。列の定義としては、前の人との距離が3m以内で、前の人の位置との左右のずれが50cm以内で、かつ、隣を同じ方向に向かって歩く人が2m以内に存在しないという定義を採用した。グラフの横軸はミリ秒であり、60,000ミリ秒前後ですれ違いを起こして、多数の列が形成されたことを表している。破線のHelbingのパラメータを用いたモデルでは、5人以上の列が非常に多く発生し、時間的にも長く継続していることが分かる。一方、本論文で得られた個別獲得パラメータを設定したモデルでは、5人以上の列の形成は、Helbingのモデルの30~40%程度である。統計的な有意差も確認した。また、グラフには示していないが、2人あるいは3人だけの短い列は、3つのモデルともほぼ同数

が発生していることを確認した。

6. 考察

本論文では、現実に近い街角の歩行行動の再現と歩行者の位置推定をめざすために、街角の歩行者の分析、歩行パラメータの抽出実験、最適なモデルの評価、様々なパラメータによる群衆シミュレーションの実験について述べた。

歩行パラメータの抽出実験では、各歩行者の適切な τ_i , A_i , B_i の値を求めることができた。本論文で求めた τ_i の平均は、どのモデルでもHelbingの歩行者モデルにおいて定められている $\tau_i = 0.5$ よりも大きく、街中での歩行者は緊急性がなく、ゆとりのある歩行をしていると考えた。この他、 A_i の値は分散が大きく、 B_i の平均は、Helbingのモデルより小さな値となった。視野を用いたモデルと用いないモデルについて比較を行ったが、視野を用いたモデルの方が推定位置の誤差も小さく、よりよいモデルであることが示された。適切なパラメータは、男女や年齢などの条件でクラスタリングすることは難しく、個人ごとにまったく違う値となった。このことから、すべての歩行者に同じ値を与えるのではなく、各歩行者に違うパラメータを設定すべきであると考えた。

歩行者モデルを用いて、群衆の中の歩行者の位置推定精度を上げるといふ考え方については、学習データ数を十分に確保できれば、Helbingの標準モデルよりも高精度な推定が行えることを示した。ただし、実際の街角の歩行者は、店舗のディスプレイにつられて歩行速度を緩めたり、突然立ち止まったり、様々なノイズ要因があり、パラメータ抽出を難しくした。外部要因が少ない環境で個人の歩行パラメータを事前抽出しておき、そのパラメータに反して歩行が乱れた場所を特定して、店舗への興味レベルや、歩行の障害となる構造などに言及できれば、より興味深いデータとなるであろう。

様々なパラメータによる群衆シミュレーションの実験によって、歩行者1人1人に異なるパラメータを与えた場合の群衆への影響を分析することができた。異なるパラメータを与えた群衆では、小さな歩行者の筋ができては消滅することを繰り返した。また実際の街角の群衆でも、前の人に続いて歩こうとするため、シミュレーション結果のような歩行者の筋ができる。しかし、歩行者すべてに同じパラメータを与えたときのような大人数の歩行者の筋は不自然であり、実際の街角では小さな筋がいくつもできては消えてを繰り返している。このことから、歩行者1人1人に異なるパラメータを与えることで、より自然な群衆を再現できたのではないかと考える。

以上の結果は、Helbingが論文中で述べているように、パラメータが分散する影響は少ないという予想に反したものである。Helbingの主張は、パニック状態での人の行動を表していて、出口付近に人が固まる様子をシミュレー

ションしていたのに対し、本論文では、街角の群衆の歩行シミュレーションを行っているというように、そもそも状況が異なることが、パラメータに対する影響の有無に関する結果の違いにつながっているのではないかと考える。すなわち、パニック状態の再現ということだけに関しては、パラメータの分散の考慮は必要がないが、一般的な人の歩行に現れては消えるパターンへの影響という意味では、パラメータの分散が影響を与えていることを示すものといえる。

歩行パラメータは、歩行者がグループで歩いているか否かにも影響される。特に、歩行速度は、グループの人数が多いほど、遅くなることが知られている [6], [7], [8]。しかし、グループの大きさに対して、平均歩行速度が低下すること以外については、有意な差を導くことはできなかった。

7. まとめ

本論文では、実際の街角の歩行者と Helbing の歩行者モデルを比較して、1人1人に適合したパラメータを抽出するシミュレーションを提案し、歩行者の位置推定と複雑な群衆の忠実な再現をめざした。第1歩として、実際の街角の歩行者の特徴について分析した。最適なパラメータの定義について述べた後、標準モデル、視野情報を加えたモデル、視野情報と希望速度を変化させたモデルを用いて、それぞれの最適なパラメータ集合を求めた。適切なパラメータは個人ごとに大きく異なり、各歩行者に異なったパラメータを設定することで、より精度の高い歩行経路の推定が行えることを示した。また3つのモデルを比較して、最適なモデルの評価について述べた。様々なパラメータによる群衆シミュレーション実験では、1人1人異なるパラメータを適用させた場合、歩行者の小さな筋ができては消えを繰り返す様子が観察され、より自然な群衆を再現することができた。

今後の課題としては、本論文で求めた様々な分析や観察結果を基に、複雑な群衆をより忠実に再現する方法と評価方法について考える。

参考文献

- [1] 藤田 悟：群衆からの歩行パラメータ抽出，第5回データ指向構成マイニングとシミュレーション研究会 (2013).
- [2] 藤田 悟，森田晴香：群衆の中の歩行者の位置推定，マルチメディア，分散，協調とモバイルシンポジウム，pp.196-203 (2013).
- [3] Helbing, D. and Péter, M.: Social force model for pedestrian dynamics, *Physical Review E*, Vol.51, No.5, pp.4282-4286 (1995).
- [4] Helbing, D., Farkas, L.J. and Vicsek, T.: Simulating dynamical features of escape panic, *Nature*, Vol.407, pp.487-490 (2000).
- [5] 興梠正克，大隈隆史，蔵田武志：歩行者ナビのための自動センサモジュールを用いた屋内測位システムとその評価，シンポジウム「モバイル08」，pp.151-156 (2008).

- [6] 倉林 雅，藤田 悟：少数の可観測者を含む群衆歩行シミュレーション，合同エージェントワークショップ&シンポジウム (2010).
- [7] 倉林 雅，藤田 悟：センサを活用した都市空間の歩行シミュレーション，情報処理学会第73回全国大会 (2011).
- [8] Moussaïd, M., Perozo, N., Garnier, S., Helbing, D. and Theraulaz, G.: The Walking Behaviour of Pedestrian Social Groups and Its Impact on Crowd Dynamics, *PLoS ONE*, Vol.5, No.4 (2010).
- [9] Musse, S.R. and Thalmann, D.: A Model of Human Crowd Behavior: Group Inter-Relationship and Collision Detection Analysis, *Proc. Workshop of Computer Animation and Simulation of Eurographics '97*, pp.39-51 (1997).
- [10] 上坂大輔，村松茂樹，岩本健嗣，横山浩之：手に保持されたセンサを用いた歩行者向けデッドレコニング手法の提案，情報処理学会論文誌，Vol.52, No.2, pp.558-570 (2011).
- [11] Zhan, B., Monekosso, D.N., Remagnino, P., Velastin, S.A. and Xu, L.-Q.: Crowd Analysis: A Survey, *Mach. Vision Appl.*, Vol.19, No.5-6, pp.345-357 (online), DOI: 10.1007/s00138-008-0132-4 (2008).

推薦文

本論文は、これまでの群衆行動推定などで行われてこなかった日常環境において群衆の中の人を推定しようという新たな取り組みであり、新規性が高い。シミュレーションにより方式の検討も行われており、論文誌推薦対象として適切であると考えた。

(ユビキタスコンピューティングシステム研究会主査
角 康之)



藤田 悟 (正会員)

1984年東京大学工学部電気工学科卒業，1986年同大学大学院工学系研究科電子工学専攻修士課程修了，1989年同大学院工学系研究科電気工学専攻博士課程修了。同年日本電気株式会社入社。2008年から法政大学情報科学部

デジタルメディア学科教授。マルチエージェントシステム，センサ応用システム，3次元キャプチャリング等の研究に従事。電子情報通信学会，人工知能学会各会員，工学博士。



森田 晴香

2013年法政大学情報科学部デジタルメディア学科卒業。同年ヤフー(株)入社。ヤフオク!カンパニーで業務に従事。現在に至る。法政大学在学中に群衆シミュレーションの研究に従事。