

群衆の中の歩行者の位置推定

藤田 悟¹ 森田 晴香¹

概要：本論文では，街中の歩行者を観測し，個々の歩行者の詳細な歩行行動と，群衆の粒子モデルに働く斥力を比較し，個人ごとに異なる斥力のパラメータ推定を行った．そして，各人に適切なパラメータを設定することで，群衆をより現実に近い形で再現することを目標にした．実際の群衆の観測結果からは，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取り方，避ける時の斥力のかけ方，歩行速度を調整する時定数などが，それぞれに異なることが示された．以上のように，群衆の中の人の特徴的な歩行パラメータを同定することで，個人の行動をセンサで観測して位置推定を行うだけでなく，周囲の歩行者の行動推定結果を利用して，相互に位置推定精度を高め合うことが期待できると考える．

Estimation of Pedestrians' Locations in Crowd

SATORU FUJITA¹ HARUKA MORITA¹

1. はじめに

歩行者の位置推定技術としては，GPSや加速度センサー，ジャイロセンサーなどを用いたものが一般的である [3] が，詳細な歩行行動に関する位置推定には様々な課題がある．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に速度を決定する方法が用いられている．しかし，歩道や通路を歩いている歩行者の場合は，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多くとっているため，歩行行動が乱れ，速度誤差が大きくなり，位置推定をさらに難しくしている．

一方，群衆の行動については，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して，人の衝突回避行動を説明し，群衆を再現する研究が行われている [1][2]．ただし，心理的斥力や物理的斥力の定義には，パラメータが多く，実際の個々の人の動きを再現できるものとは言い難い点も残る．これに関して，従来の研究では，パラメータの分散は，群衆の歩行行動にあまり大きく影響し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違いが，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，街中の歩行者を観察し，個々の歩行者の詳細な歩行行動と，群衆の斥力モデルを比較し，個人ごとに異なる斥力等のパラメータ推定を行った．そして，各人に適切なパラメータを設定することで，群衆をより現実に近い形で再現することを目標とする．

2. 群衆のモデリング

群衆を表現する著名な力学モデルとして，Helbing のモデルがある [1][2]．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．このモデルは Social force model と呼ばれ，歩行者を粒子として表す．このモデルの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．次に，式 (2) と式 (3) を用いて， f_{ij} と f_{iw} の詳しいパラメータについて述べる．

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

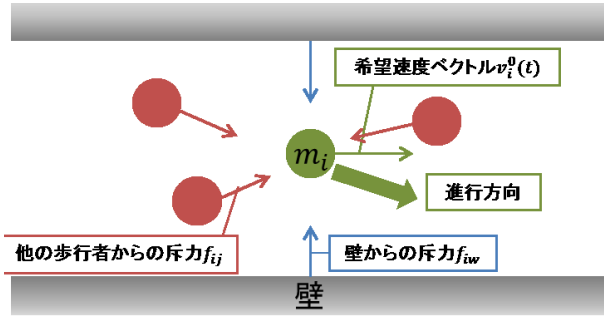


図 1 Helbing の歩行モデル.
Figure 1. Social force model by Helbing.

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

$$f_{iw} = A_i \exp\left(\frac{r_{iw} - d_{iw}}{B_i}\right) + kg(r_{iw} - d_{iw})n_{iw} - \kappa g(r_{iw} - d_{iw})(v_i \dot{t}_{iw})t_{iw} \quad (3)$$

式 (2) の $A_i \exp((r_{ij} - d_{ij})/B_i)$ 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 の体の半径の和, d_{ij} は各歩行者間の距離である. 心理的斥力の値は, 歩行者 i と j が近付けば近付くほど大きくなる. $kg(r_{ij} - d_{ij})$ 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 ($x > 0$) にだけ値をとる関数である.

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

心理的斥力と同様, 歩行者 i と j が近付けば近付くほど大きくなる. また 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. $\kappa g(r_{ij} - d_{ij})\Delta v_{ji}^t t_{ij}$ 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 n_{ij} に直行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, パニック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. 例えば, 部屋の出口付近に同心円状に群がる群衆の様子や, その時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. 群衆の中の歩行者の分析

本節では, 一人ひとりに適したパラメータを抽出するシミュレーション実験の事前準備として, 実際の街中の歩行者を実データで再現し, 歩行者の特徴を分析する.

3.1 分析対象

街中を再現するにあたり, 吉祥寺商店街の撮影を行った.

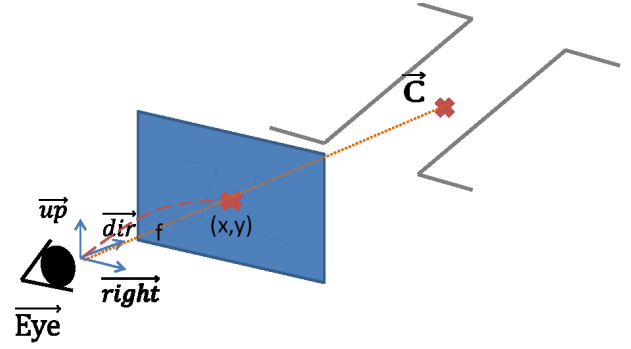


図 2 映像から平面への座標変換.
Figure 2. Coordinate transformation from video image.

再現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
- 日付: 2012 年 7 月 18 日
- 天気: 晴れ 降水量: 0.0mm
- 撮影時間帯: 18:45-19:00

3.2 歩行者の座標取得

本研究では, 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, 動画を一フレームごと読み込み, 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 人であった.

3.3 座標変換

本節では, 透視投影されたスクリーン上の座標から, 重力方向に平行投影された二次元平面上の座標に変換する方法について説明する. この座標変換投影のイメージを図 2 に示す.

地表面の z 座標が 0 になるような地表座標系を用意して, 視点ベクトルを E_{ye} 視線ベクトルを d_{ir} , 視線上向きベクトルを $u_{\vec{p}}$, 視線右向きベクトルを $right$ で表す. このとき, スクリーン座標 (x, y) の地表座標系上から見た座標 $\vec{P}$ は, 式 (5) で表現される.

$$\vec{P} = E_{ye} + f \vec{d_{ir}} + k(x \vec{right} + y \vec{u_{\vec{p}}}) \quad (5)$$

式 (5) の f は視点ベクトルからスクリーンまでの距離を示している. ここで, 座標 $\vec{P}$ に映し出される地表位置 $\vec{C}$ の座標は, パラメータ t を用いて, 次の式 (6) のように表される ($\vec{C} = (C_x, C_y, 0)$).

$$\vec{C} - E_{ye} = t(\vec{P} - E_{ye}) \quad (6)$$

両式より, スクリーン座標 (x, y) から地表位置 $\vec{C}$ が決定

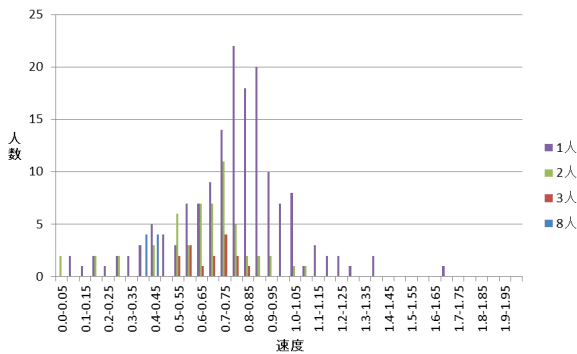


図 3 人数別グループ別の歩行速度分布.

Figure 3. Walking speed distribution for the number of group members.

表 1 人数別グループの平均速度, 分散, 標準偏差.

Table 1. Average, distribution and deviation of walking speeds.

	平均速度 (m/s)	分散	標準偏差
1 人	0.768	0.0623	0.250
2 人	0.639	0.0453	0.213
3 人	0.665	0.00864	0.0930

できる. 但し, 視点ベクトル $\vec{Eye}$, 視線ベクトル $\vec{dir}$, 視線上向きベクトル $\vec{up}$, 視線右向きベクトル $\vec{right}$, スクリーンまでの距離 f , 係数 k は, 撮影時に置いたビデオの位置及び角度から決定した. t は $\vec{C}$ の z 座標が 0 であることから, 方程式を解くことで計算できる. 最終的に, (C_x, C_y) が, 地表面における歩行者の二次元座標である.

3.4 グループ人数別平均速度分布

観察を行った 3 分間 238 人中, 単独歩行者は 159 人, 2 人グループ歩行者は 56 人, 3 人グループ歩行者は 15 人, 8 人グループ歩行者は 8 人であった. よって, 単独歩行者の出現率は, 6 割以上を占めていた. 図 3 と表 1 にグループ人数別の平均速度分布を示す. 表 1 のグループ歩行者の平均速度, 分散, 標準偏差については, 各グループから一人選択して算出した. 8 人グループ歩行者は一組しか存在しないため, 値を求めることができなかった. 図 3 から, 単独歩行者は 0.75 0.8m/s, 2 人と 3 人グループ歩行者は 0.7 0.75m/s, 8 人グループ歩行者は 0.35 0.45m/s が一番多く存在することがわかる. 以上, この図から, グループ歩行者は単独歩行者よりも歩行速度が遅くなることが確認できた. もうひとつの特徴として, 単独歩行者では速い歩行者と遅い歩行者の分散が大きく, グループ歩行者では比較的分散が小さい傾向がある. これは, グループ内の他の歩行者に歩行速度を合わせて歩くため, 極端に速くなったり遅くなったりしないためだと考える.

4. 歩行パラメータの抽出

本節では, 前節で述べた街中の歩行者の実歩行データと

Helbing の歩行者モデルを用いて, 一人ひとりに合った最適なパラメータを抽出するシミュレーション手法を提案する. 以下では, まず, 個々に変化させる対象パラメータについて説明する. 次に, 最適なパラメータの決定法について説明する. 最後に, 視野と希望速度を考慮したパラメータ決定法について説明する.

4.1 変化させるパラメータ

Helbing の歩行者モデルは, 様々なパラメータが存在する. 例えば, 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パラメータを歩行者全て同じ値に設定していたが, 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は異なるはずである. さらに他人と近づきすぎて不快に感じる距離などは, 人によって様々である. 特に本研究のシミュレーションでは, 式 (1), 式 (2) 中の以下の 3 つのパラメータを変化させる.

- τ_i : 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

また, 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. 人と人が接触した時の抵抗と摩擦パラメータ k と κ は, 接触がおきないと計測できないため本研究ではパラメータ抽出の対象としない.

4.2 パラメータの決定法

本研究では, 最適なパラメータを決定するために, 映像から取得した歩行経路データ中の一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シミュレートする. この時, 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用いる. ここで, 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データの位置の誤差が評価ポイントになる. シミュレーションエージェントは, 一歩移動を行うごとに実データの座標位置に戻し, 一歩ごとの中心間の距離のずれを比較する. 中心間の距離の比較方法のイメージを図 4 に示す. 青い丸が実際の歩行経路を表し, 緑の丸がシミュレーションエージェントの歩行経路を表している. 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戻さない場合, 2', 3' と大きく離れてしまう可能性があり, 比較する中心間の距離が必要以上に大きな誤差として測定される可能性がある. そこで本研究では, 2' を 2 の座標位置に戻し, 3 と 3' で中心間の距離を比較する. 以上の動作を繰り返し行い, 歩行経路分のステップについて誤差を計測し, その合計値を最

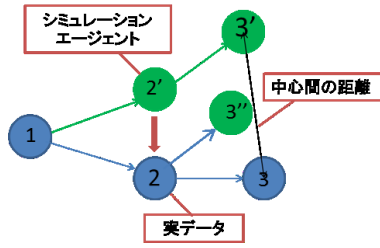


図 4 実測とシミュレーションの比較方法.

Figure 4. Comparison between measured and simulated data.

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、中心値として Helbing の標準パラメータを設定する. そして 3 つのパラメータの中心値付近で値を微小に変化させていき、誤差の合計を最小にするパラメータの組み合わせを探索する. 最小とするパラメータの組み合わせを見つけたら中心値をその値に変更し、繰り返し、その中心値付近で誤差の合計を最小とするパラメータの組み合わせを探索する. 以上のシミュレーションを何度も繰り返し、選択した 3 つのパラメータの最適な組み合わせを決定する.

4.3 視野と希望速度を考慮したパラメータ決定法

4.2 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.

5. 実験

5.1 歩行パラメータの抽出実験

本節では、前節で述べた提案手法を用いて一人ひとり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歩行する人と定める. 本研究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

表 2 標準モデルと視野モデルの歩行パラメータ.

Table 2. Extracted parameter values for standard and view

models.		標準モデル		視野モデル	
		平均	分散	平均	分散
	τ_i	0.986	0.0687	0.911	0.0321
	$\log(A_i)$	2.22	1.63	1.64	0.723
	B_i	0.172	0.0508	0.581	1.6

モデルとする. また標準モデルだけでなく、4.3 で述べたようにより最適な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更させたモデルについて実験を行う. ここでの視野情報とは、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考慮しないことを意味する. 視野情報と希望速度を変更させたモデルとは、標準モデルに視野情報を加え、希望速度を平均速度の数倍に変更したモデルのことである. 希望速度の変更では、平均速度に 1.02, 1.04, 1.06, 1.08, 1.1 をかけた値を設定した.

5.1.1 標準モデルの抽出結果

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 5 に赤い線で示し、平均と分散を表 2 の左欄に示す. 図 5(a) より各歩行者の適切な時定数 τ_i の値は、0.8-1.0 に多く集まる結果となり、またほとんどの値が 1.0 以下となった. 表 2 より本研究で求めた τ_i の平均は、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 5(b) と表 2 の分散より各歩行者の適切な反発係数 A_i の値は、ばらつきが大きくなる結果となった. 図 5(b) では、 A_i の値を対数軸で表現しており、Helbing の標準モデルでは、 A_i は 2000 である. このグラフから、 A_i の値は 2 から 150000 という非常に広範囲に分布していることがわかる. このことから、 A_i は条件や環境によって変化するだけではなく、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予想される. 図 5(c) より各歩行者の反発し始める距離 B_i の適切な値は、0.1 以下に多く集まる結果となり、0.2 以上の値は少なかった. 表 2 より本研究で求めた B_i の平均は 0.1 程度であり、Helbing の歩行者モデルにおいて定められている $B_i = 0.08$ に近い値となった. このことから、歩行者は避難時、通常時に関わらず、他の歩行者との距離がある程度近づくまであまり斥力を感じていないということが判断できた.

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.

5.1.2 視野情報を加えたモデルの抽出結果

視野情報を加えたモデル全体の結果を図 5 の青い線と、

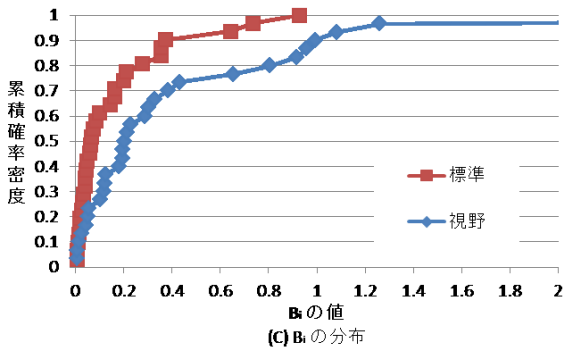
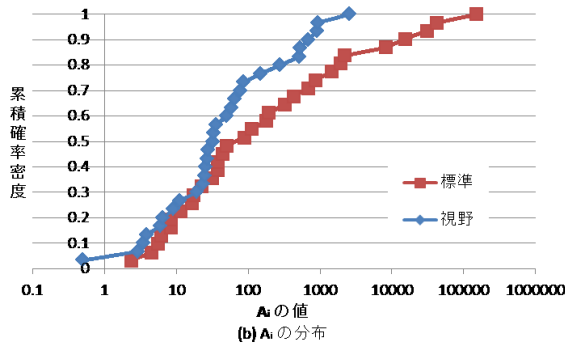
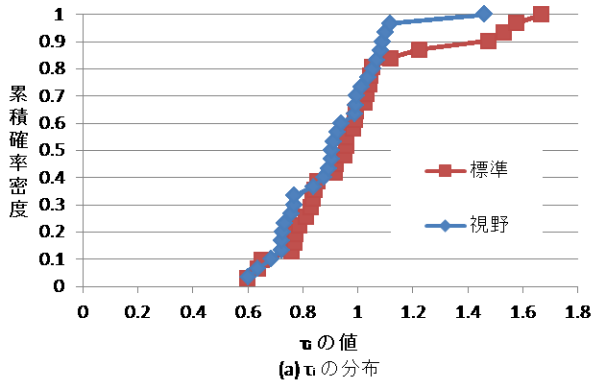


図 5 標準モデルと視野モデルのパラメータ抽出結果。

Figure 5. Extracted parameter values for standard and view models.

表 2 の右欄に示す。視野情報を加えたモデルと比較を行った。図 5(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、0.7-1.1 に多く集まり、表 2 より τ_i の平均は、Helbing の歩行者モデルにおいて定められている $\tau_i=0.5$ よりも大きい結果となった。標準モデルと比較して視野情報を加えたモデルは、 τ_i の値の平均と分散が比較的小さくなることが確認できる。図 5(b) と表 2 の分散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、標準モデルの結果と同様に、ばらつきが大きくなる結果となった。しかし、標準モデルと比較して視野情報を加えたモデルの A_i の値は、比較的小さくなることが確認できる。図 5(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、0.3 以下に多

表 3 視野と希望速度による平均速度と分散の変化。

Table 3. Extracted parameter values for various desired speeds.

速度の倍率		1.00	1.02	1.04	1.06	1.08	1.10
τ_i	平均	0.911	0.881	0.879	0.886	0.900	0.907
	分散	0.0321	0.0353	0.0354	0.0372	0.0391	0.0437
$\log A_i$	平均	1.64	2.07	2.16	2.00	2.07	2.03
	分散	0.723	0.680	0.948	0.910	0.981	1.020
B_i	平均	0.581	0.240	0.260	0.551	0.345	0.391
	分散	1.60	0.0650	0.0784	1.62	0.135	0.158

く集まる結果となった。視野情報を加えたモデルの B_i の最大値は約 7 であったが、図 5(c) では、標準モデルと比較しやすいように横軸の最大値を 2.0 としている。図 5(c) と表 2 の平均より視野情報を加えたモデルは、標準モデルと比べて B_i の値が大きくなることがわかる。このことから、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ということが判断できた。

5.1.3 視野情報と希望速度を変更したモデルの抽出結果

視野情報と希望速度を変更したモデルの τ_i , A_i , B_i の結果を図 6 と表 3 に示す。図 6(a) と表より視野情報と希望速度を変更したモデルの各歩行者の適切な時定数 τ_i の値は、どれも平均 0.9 程度になることがわかる。図 6(a) より、 τ_i の値が 0.6 から 0.8 の間は大きな変化はみられないが、0.8 以上になると若干変化がみられる。図 6(b) に、図 6(a) の横軸を 0.8 から 1.2 に拡大した図を示す。この図から、希望速度を平均速度の 1.0 倍から 1.02 倍に変化させた場合は τ_i の値は小さくなり、1.02 倍から 1.1 倍に変化させた場合は τ_i の値が大きくなることがわかった。図 6(c) と表 3 より視野情報と希望速度を変更したモデルの各歩行者の適切な反発係数 A_i の値はばらつきが大きくなり、 $\log(A_i)$ の平均は 2.0 程度になることがわかる。この図と表から、希望速度が A_i の値に大きく影響しないことが判断できる。図 6(d) と表 3 より視野情報と希望速度を変更したモデルの各歩行者の反発し始める距離 B_i の適切な値の平均は、1.02 倍が 0.24、1.04 倍が 0.26、1.06 倍が 0.551、1.08 倍が 0.345、1.1 倍が 0.391 という結果となった。1.06 倍の B_i の最大値は約 6 であった。

5.2 最適なモデルの評価

最適なモデルの評価として、前節で述べた標準モデル、視野情報を加えたモデル、視野情報と希望速度を変更したモデルを比較する。表 4 の歩行経路分のステップの誤差の合計値を示し、小さい値がより適したモデルであることを意味する。表 4 では、誤差が最小値を持つモデルの値を下線で示している。ID とは、実験対象である歩行者の個別番号であり、また適切な値を求められなかったものに関しては、“-” で示している。表 4 より歩行者 9 と 20 は標準モデル、歩行者 4 と 12 は視野情報を加えたモデル、1 と 31 と 44 は視野情報と希望速度を変更したモデルが、最適なモデル

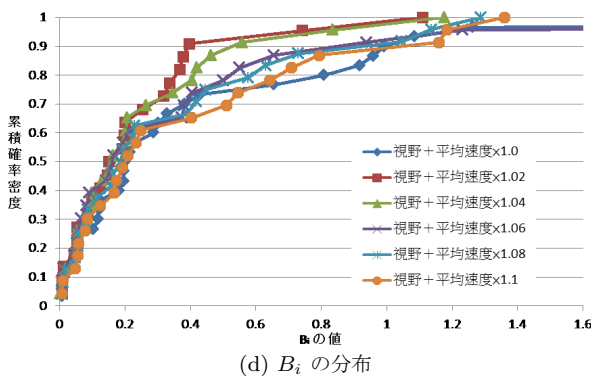
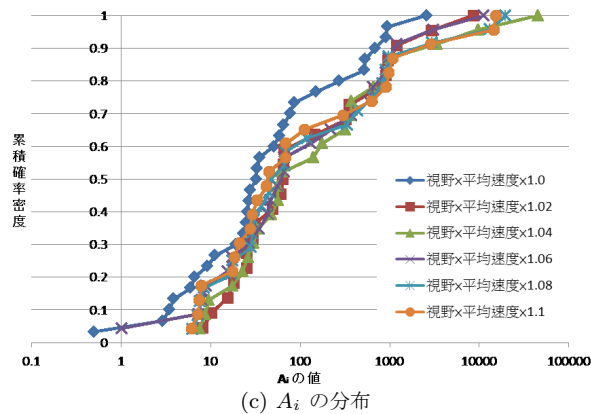
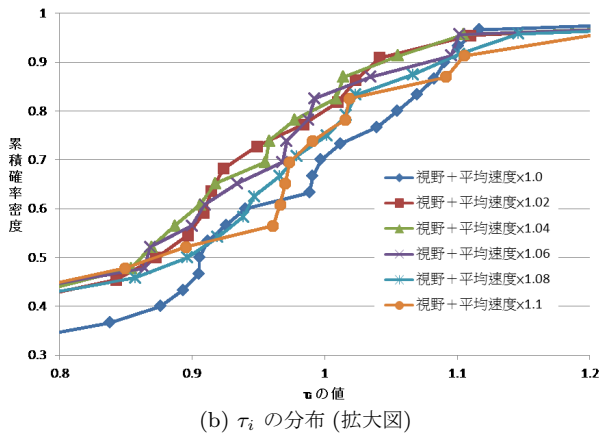
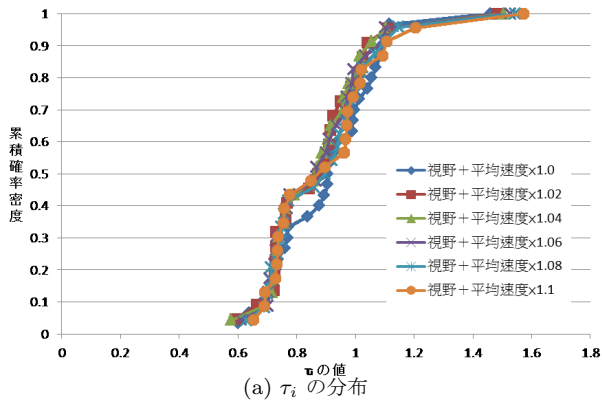


図 6 視野情報と希望速度を変化させたモデルのパラメータ抽出結果.
Figure 6. Extracted parameter values for various desired speeds.

ルであるという結果となった。このことから、全ての人に同じモデルを適用するのではなく、最適なモデルは一人ひとり異なっており、後ろの歩行者も意識する人や前の歩行

表 4 希望速度設定と歩行経路予測の誤差.

Table 4. Expectation errors against desired walking speeds.

ID	標準	視野付き					
		$\times 1.00$	$\times 1.02$	$\times 1.04$	$\times 1.06$	$\times 1.08$	$\times 1.10$
1	6.301	6.265	6.252	6.246	<u>6.245</u>	6.249	6.258
4	1.755	<u>1.735</u>	1.756	1.779	1.805	1.832	1.861
9	<u>5.240</u>	5.268	5.276	5.287	5.300	5.313	-
12	8.427	<u>7.582</u>	7.616	7.651	7.688	7.726	7.767
20	<u>5.834</u>	5.932	5.929	5.941	5.969	6.008	6.056
31	10.20	-	10.15	10.12	<u>10.11</u>	10.12	10.14
44	10.06	9.973	9.949	9.928	9.911	9.901	<u>9.896</u>

者だけを意識する人、希望速度が平均速度である人や少し速く歩きたいと考える人など、様々であると確認できた。

5.3 様々なパラメータによる群衆シミュレーション

本節では、実験から得られた様々なパラメータを用いた群衆シミュレーション実験を行う。そして、より現実に近い街角の歩行者の再現に向けて、歩行者一人ひとり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、その違いを比較した。

- Helbing パラメータ: Helbing の標準パラメータを统一的に付与
- 統一獲得パラメータ: 獲得パラメータの平均値を统一的に付与
- 個別獲得パラメータ: 獲得パラメータを個別に付与

Helbing パラメータでは、歩行者全てに Helbing モデルの標準値である $\tau_i = 0.5$, $A_i = 2000$, $B_i = 0.08$ を設定する。そして、統一獲得パラメータでは、 $\tau_i = 0.986$, $A_i = 167$, $B_i = 0.172$ を設定する。Helbing モデルは避難時の歩行モデルを表しているのに対し、本研究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、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。ここでの A_i の平均値とは、 A_i の対数の平均を求め、その値を指数変換した値とする。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一人ひとりにランダムに設定する。特に、例題として、左右から歩行者の集団が集まってきて、衝突をさけながらすり抜けるシミュレーションを行った。どちらの歩行者も 100 人ずつとした。3 種類のパラメータ集合を与えた歩行者の比較方法は、群衆シミュレーションを観察した様子と、歩行者のスループットとする。歩行者のスループットとは、左から右に歩いている歩行者はスタート地点から右の線に、右から左に歩いている歩行者はスタート地点から左の線に辿り着いた時間を計測し、200 人の到着時間の合計を算出し平均したものとする。

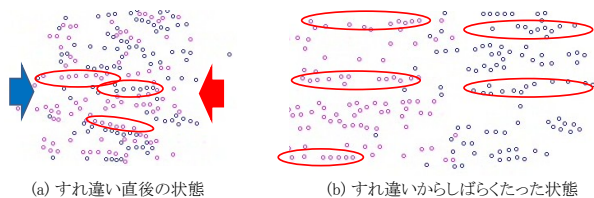


図 7 Helbing の標準パラメータを設定したシミュレーション結果.
Figure 7. Simulation along Helbing's parameters.

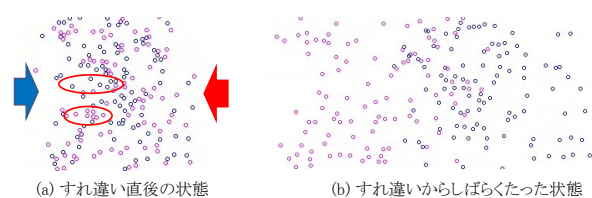


図 8 個別獲得パラメータを設定したシミュレーション結果.
Figure 8. Simulation along individual parameters extracted in this paper.

5.3.1 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 20 回ずつ行った。Helbing モデルの標準値を設定したシミュレーション結果を図 7 に、統一獲得パラメータを設定したシミュレーション結果を図 8 に示す。図 7, 8 の左の図は、群衆がすれ違う瞬間を表しており、右の図はすれ違った後、しばらくたった状態を表している。また表 5 に、200 人の到着時間の合計を算出した平均値の 20 回の平均と分散を示し、単位はミリ秒とした。図 7 から、歩行者全てに同じパラメータを与えた場合、楕円で示したような歩行者の筋がいくつもできた。しかし図 8 では、図 7 のような大人数の歩行者の筋はあまり観察できず、楕円で示したような少人数の小さな筋がいくつもできた。歩行者一人ひとりに異なったパラメータを与えた場合では、反対方向からの歩行者に隙間に入れられ、少人数の歩行者の筋ができては消え、できては消えを繰り返す様子が観察された。そして歩行者全てに同じパラメータを与えた場合とは異なり、すれ違った後は歩行者の筋は消えればらに歩行の様子が観察された。また、歩行者全てに同じパラメータを与えた場合と一人ひとり異なったパラメータを与えた場合では、歩行者の衝突に違いが観察された。同じパラメータの群衆は、前の歩行者が通った隙間を見つけて歩行するため、歩行者同士の衝突が少ない。一方、異なったパラメータの群衆は、両方向から来る歩行者が中央付近で密集してしまうため、歩行者同士の衝突が多く観察された。なお、Helbing パラメータと、統一獲得パラメータのシミュレーション結果については、見て明らかな違いは観察されなかった。

表 5 から、スループットの 20 回の平均は、どのパラメータ集合でもほとんど同じであった。しかし、歩行者全てに同じパラメータを与えた場合では、平均の分散が大きく、一人ひとり異なったパラメータを与えた場合では、平均の分散が小さくなる結果となった。個別獲得パラメータを設定したシミュレーションでは、平均の最小値と最大値の差が約 120 ミリ秒であるのに対し、Helbing モデルの標準値を設定したシミュレーションでは、約 250 ミリ秒も差があった。

6. 考察

本論文では、より現実に近い街角の歩行行動の再現をめざすために、街中の歩行者の分析、歩行パラメータの抽出

表 5 群衆の交差にかかる時間比較.

	平均 (ms)	分散
Helbing パラメータを利用	2740	3100
統一獲得パラメータを利用	2830	15900
個別獲得パラメータを利用	2850	1040

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。

歩行者の平均速度分布の分析では、グループ人数別に平均速度の特徴を知ることができた。図 3 と表 1 から、単独歩行者よりもグループ歩行者の方が平均速度は遅くなり、グループ歩行者の分散は小さくなることが確認できた。これらの結果は、過去のグループを扱った群衆の歩行行動の研究と一致するものである [6][4][5]。グループは、互いに速度を調整しながら、進行方向に向かって横に広がりながら歩行する傾向にある。必然的に歩行パラメータは、グループ内で平均化されるため、分散が小さくなると考えられる。以上の考察から、歩行者の位置推定を行う際には、一人で歩いているのか、グループで歩いているのかを区別して扱うべきであると考えられる。

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。表 2 と表 3 から、本研究で求めた 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 $\tau_i = 0.5$ よりも大きい結果となった。このことから、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予想される。また街中では、歩行者は群衆の流れに合わせて歩行していると考え、希望速度に収束するまでの時定数が大きくなるのではないかと考える。そして図 6(a) から、標準モデルに視野情報を加えると τ_i の値は小さくなることが確認できた。図 5(b) と図 6(b) から、 A_i の値はばらつきが大きい結果となった。図 6(b) から、視野情報を加えると A_i の値は比較的小さくなることが確認できる。後ろから同じ向きで歩いている歩行者に対しては、少し速く歩いて距離をとろうとするが、前から反対向きで歩いてくる歩行者に対しては、後ろに下がって避けたりはせずに左右どちらかに避けて歩行を続けるため、反発係数は小さくなると予想する。表 5 から、標準モデルの B_i の平均は、Helbing の歩行者モデルにおいて定められている $B_i = 0.08$ に近い値となった。 B_i

の値は τ_i や A_i とは異なり、図 6(c) のように、条件によって大きく変化する値であると判断できる。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、個人ごとに全く違う値となった。このことから、全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り、これにより複雑な群衆シミュレーションを再現できるのではないかと考えた。

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、歩行者一人ひとりに異なった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。異なった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えを繰り返し、中央付近で歩行者同士が密集して衝突を起こしてしまう結果となった。人と人が反発し始める距離である B_i の値が極端に小さい歩行者が、道の隙間を埋めて他の歩行者が通り抜けることを邪魔してしまうために、群衆の密集が生み出されたのではないかと考える。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ことが予想される。しかし、歩行者全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のではないかと考えた。このことから、歩行者一人ひとりに異なった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。この結果は、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、本研究では、街角の群衆の歩行シミュレーションを行ったというように、そもそも目的が異なることが、パラメータに対する影響の有無に関する見解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言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言える。

デッドレコニングの考え方に基づき、加速度や角速度、磁界の方向などを用いて、位置を推定する技術が研究されてきた。多くの研究は、単一の歩行者にセンサをつけた場合の推定技術について述べている。興梠ら [3] は、加速度・ジャイロ・磁気センサを用いて、カルマンフィルタを用いた補正を加えた位置推定技術を提案し、高い精度の推定に成功している。しかし、実験は、立ち止まらずに歩行するものであり、歩行者間の衝突などの複雑な事象に対応するには課題も多いと考える。今回の実験のように、複数の歩行者を観察することで、歩行者の歩行行動が、相互に影響し合っている。これを、うまく計測できれば、より精度の高い位置推定に役立てるのではないかと考える。

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、一人ひとり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、複雑な群衆をより忠実に再現することをめざした。第一歩として、実際の街中の歩行者の特徴について分析し、グループ人数別の平均速度の比較を行った。グループ人数別では、グループ歩行者の方が単独歩行者よりも平均速度が遅くなることが示された。そして、最適なパラメータの定義について述べたあと、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更したモデルを用いて、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べきであると予想された。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、一人ひとり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、本研究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] Helbing, Dirk and Molnár Péter, Social force model for pedestrian dynamics, *Physical Review E*, Vol. 51(5), pp.4282-4286, 1995.
- [2] Helbing, Dirk, Farkas, Illes J. and Vicsek, Tamas, Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*, Vol. 407, pp. 487-490, 2000.
- [3] 興梠 正克, 大隈 隆史, 蔵田 武志, 歩行者ナビのための自蔵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」予稿集, pp.151-156, 2008.
- [4] 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.
- [5] 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, 1R-4, 2011.
- [6] Moussad M, Perozo N, Garnier S, Helbing D, Theraulaz G, The Walking Behaviour of Pedestrian Social Groups and Its Impact on Crowd Dynamics. *PLoS ONE* 5(4): e10047. doi:10.1371/journal.pone.0010047, 2010.