

人流シミュレーションのパラメータ推定手法

今井 武晃[†] 山中 章裕[†]

[†] NTT ソフトウェアイノベーションセンタ

〒 180-8585 東京都武蔵野市緑町 3-9-11

E-mail: †{imai.takeaki,yamanaka.akihiro}@lab.ntt.co.jp

あらまし 近年、多くの人が集まる公共施設や商業施設、展示会場で、人の位置座標の時系列データ（人流データ）を収集し、混雑緩和やマーケティングなどにおける施策検討に活用する事例が増加している。施策検討の際、現実の人流を模擬するシミュレーションを利用することで、施策の効果を予測することが可能である。人流のシミュレーションには、マルチエージェントシミュレーション（MAS）が広く用いられている。MAS では人をエージェントとして表現し、個々のエージェントに目的地への遷移やエージェント間の相互作用などのパラメータを設定することで、現実の複雑な人流を模擬することができる。しかし、パラメータの設定は個人の経験や勘で行う部分が多いため、対象の人流データに応じた客観的なパラメータ推定が困難である。本研究では、第一に、人流データの変換・比較・パラメータの更新という3つの処理を組み合わせたパラメータ推定方法を提案した。第二に、推定したパラメータの定量的な評価方法を考案した。これら2つの技術を用いて、人流データの特性やパラメータの種類に応じたパラメータ推定が可能であることを示した。

キーワード MAS, 人流シミュレーション, パラメータ推定

1. はじめに

多くの人が集まる公共施設や商業施設、展示会場で、人の位置座標の時系列データ（人流データ）を基に、都市計画や施設の混雑緩和、マーケティングなどにおける施策に活用する事例が増加している。例えば都市計画では避難経路分析 [1]、マーケティングでは展示会場での回遊行動分析 [2] といった活用例がある。

人流データの活用方法には、データ分析とシミュレーションの二種類がある。人流データを分析することで、パターンの抽出や近未来の予測などが可能になる。しかし、イベント会場におけるブースの配置変更後の動線評価など、現実人流データが存在しないケースにおいては分析を行うことができない。そのため、データ分析のみでこのような施策の有効性の評価をすることは困難である。一方、シミュレーションを用いると、このような施策案の評価が容易になる。シミュレーションは、展示物や出入口の配置などの環境に関する変数、人の速度や相互作用に関する変数をインプットとする。現実とは異なる状況における施策案の有効性を評価する場合、環境に関する変数を状況に合わせてシミュレーションを行い、生成したデータを利用できる。これにより、検討している施策の効果について定量的に見積もることが可能になる。

以降、本稿では現実の観測により収集したデータを実データ、シミュレーションにより生成したデータを模擬データと呼ぶ。また、人の速度や相互作用などに関わる変数をパラメータと呼ぶ。

1.1 本研究の全体像と貢献

現状、シミュレーションでパラメータを設定する際には、人が実際のデータを見ながら主観的に決定している。例えば、避難経路の設計をする場合、部屋の中を歩いている人を観察することで、それに合ったパラメータを設定し、シミュレーションにより

模擬データを生成する。しかし、主観的に設定されたパラメータでは、模擬データをどの程度対象データに近づけられたかを定量的に説明できず、シミュレーションの信頼性を保証することができない。この課題に対し、本研究では客観的な評価の下で対象データに対するパラメータ推定方法を考案した。この手法は3つの処理に大別される。

処理 1. 人流データの変換

観測によって取得した、またはシミュレーションによって生成した人流データを個々人の時系列に沿った軌跡や、人の数に着目したヒートマップなどの比較可能なデータ形式に書きかえる。

処理 2. データ同士の比較

「処理 1.」によって変換したデータ同士を比べるために、距離尺度や類似度などの指標を設定する。

処理 3. 指標に基づいたパラメータの更新

「処理 2.」で設定した指標に基づき、シミュレーションに設定するパラメータの最適値を求める。

これら3つの組み合わせのことをパラメータ推定フレームワークと呼ぶ。本フレームワークにより、現状では人の経験に頼って設定していたシミュレーションのパラメータを定量的に推定することができる。

これら3つの組み合わせにはそれぞれの処理ごとに自由度があり、様々に設定が可能である。本稿では、これらの組み合わせを評価する手法についても言及する。パラメータ推定結果に対して定量的な評価を与えるので、様々な状況のデータに対して高精度なパラメータ推定を行うための指針となる。これにより、様々な推定方法が選択可能となることが期待される。また、シミュレーションモデル作成者側への恩恵も期待される。例えば、一人ひとりが独立に動くことを想定したシミュレーションモデルに新たなグループ行動の効果を入れたいとする。このとき、モ

デル作成者側は新しいシミュレーションモデルのパラメータを設定をしなければならないが、全く新しいモデルに対しては経験知が存在せず、その設定が難しい。本研究を用いることで、そのような新しいモデルに対しても、パラメータ推定を行い、説得力を持ったモデルを作成することが可能になる。

本稿の構成は次のとおりである。2章では、本研究に対する関連研究について紹介する。3章では、本稿で用いるシミュレーションモデルについて述べる。4章で人流データからパラメータを推定するフレームワークについて述べ、続く5章で推定結果の評価方法についての提案手法を述べる。6章にて、提案手法を用いた実験と評価を行い、7章で本稿をまとめ今後の課題について論ずる。

2. 関連研究

実際の現象を模擬するために、シミュレーションでは数理的なモデルで現象を表現する。例えば古典力学に従う系であれば運動方程式により現象を記述できるので、数値計算のためにシミュレーションが用いられることがある。実際の現象は、単純な運動方程式で記述することは困難であるが、何らかの物理法則からのアナロジーから提案されたモデルは数多く、例えば人流や交通流を流体力学のアナロジーとして表現したモデルが提案されている [3-5]。しかし、流体力学のように、空間に対する流入出力や密度のようなマクロな変量で現象をモデル化する考え方は、人の動きのような人同士の相互作用が無視できない複雑な現象をモデル化することは困難である。

これに対し、人を粒子（エージェントと呼ぶ）とみなし、エージェントの相互作用を含めて人の動きを記述する枠組みとして、Multi Agent Simulation(MAS) が提案されている。MAS はエージェントに対し作用する力を、目的の場所へ向かう力、粒子間の相互作用、壁から受ける影響などに分解し、それぞれを独立に設定できる枠組みであるため、様々なモデルが考案されている [6-11]。

近年では、現実のデータと対応させて、MAS のパラメータを最適化させるような研究もされ始めている。シミュレーションのパラメータ設定の重要性に言及している研究はいくつかあり Howarth らは、シミュレーションで事前に設定するパラメータの違いによって、その後の施策に大きな違いが生まれることを示した [12]。Helbing らは、Social Force Model のシミュレーション結果を、パラメータ設定により動画のデータに近づけることに取り組んでいる [13]。また、Narang らは、心理学的な効果を MAS に導入しようと試み、そのパラメータを設定した [14]。これらは、いずれも密度と流量のプロットからなる基本図を実データにフィッティングさせることでパラメータ設定を行っている。しかし、依然として以下のような課題が残っている。

- より現実的なデータを対象にしたパラメータ推定

現状の研究では、人が一次元方向に移動する、混雑する場所が一箇所に限定される場合などを実験環境下で作り、それに対するパラメータ推定を行っていることが多い。しかし、現実の人流には回遊行動など二次元的な動き、混雑が複数個所で見られるなどというより複雑な状況も想定される。また、測定機器

によっては空間的・時間的な欠損などが含まれている場合もあり、完全なデータが常に得られるわけではない。そのような場合に既存手法が適用できるかどうかは不明瞭である。

- 推定方法の客観的な評価

パラメータ推定方法は様々な種類があり、それぞれ推定対象データの特性（データ欠損や時間/空間解像度）や状況に応じて、また、対象のシミュレーションパラメータに対して良い推定方法の組み合わせは変わることが予想される。しかし、現状では推定対象データからのパラメータ推定結果を客観的に評価する方法が確立されていない。そのため、あるデータに対してどのような推定方法が適しているかを述べることは困難である。

本研究では、推定対象データと模擬データを比較する際にヒートマップを用いた。これにより、時間空間解像度を任意に設定したデータの変換が可能にある。また、推定結果を定量的に比較するような手法も考案した。これら二つを組み合わせることで、データの特性や状況に対してどのような推定手法が良いかを比較できるようになり、様々な状況に対し高精度なシミュレーションを実現できる。

3. 人流シミュレーションモデル

3.1 Social Force Model

本研究では、連続空間で人の流れをシミュレーションする。その手法として、Helbing の Social Force Model (SFM) を用いる。Social Force Model では、目的地へと進む吸引力、人と人/人とモノの反発力から決定される力により、進む速度を決定する。エージェント α に与えられる力 F_α は、

$$F_\alpha = F_\alpha^0 + \sum_{\beta} -F_{\alpha\beta}^{\text{rep}} + \sum_B F_{\alpha B}^{\text{rep}} \quad (1)$$

$$F_\alpha^0 = v_\alpha^0 \vec{e}_\alpha - \vec{v}_\alpha \quad (2)$$

$$F_{\alpha\beta}^{\text{rep}} = V_{\alpha\beta} e^{-|r_{\alpha\beta}|/\sigma_{\alpha\beta}} \quad (3)$$

で与えられる。第一項は目的地へ向かう力 (\vec{e}_α は自分の位置 \vec{v}_α からの相対的な方向)。第二項はほかのエージェント β との間に働く反発力、第三項は壁や障害物 B から受ける反発力を現している。それぞれの力は上記のような標識で与えられる。つまり SFM において、設定するパラメータは、

- 速度に関するパラメータ（エージェントの平均速度と分散）
- 反発力に関するパラメータ（式中の V と σ ）

である。

3.2 回遊行動を模したシミュレータへの拡張

Social Force Model は、退出過程や双方向からの人の対流など、目的地が定まっている事象のモデリングには使われることが多いが、回遊行動などの複雑なものに使われている例は少ない。本研究は、エージェントが目的地を複数遷移するようなモデルを拡張する。これにより、イベント会場やお店の中で歩き回る様子などの動きも模すことが可能になり、広範な応用が期待できる。

本研究では複数目的地の間の遷移を遷移確率の行列で持たすことにより、これを実現した。目的地内にいるかどうかを、目的

地から特定半径内にエージェントがいるかどうかで判定する。目的地内にとどまり続ける確率を p_{stay} とすると、エージェントがその目的地に滞在する時間の期待値は $\frac{1}{p_{stay}}$ となる。これにより、入り口から出口までに複数の目的地を経由する動きを可能にした。

図1は、SFMで設定すべきものを図示したものである。パラメータを定めることでこれら4つを設定し、シミュレーションを行う。

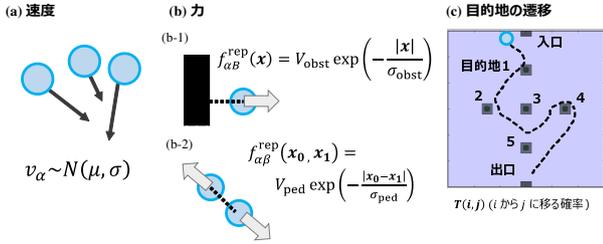


図1 各パラメータの図示. (a) 速度パラメータ, (b-1) モノに対する力パラメータ, (b-2) 人に対する力パラメータ (c) 遷移パラメータ

4. パラメータ推定フレームワーク

4.1 推定フレームワーク

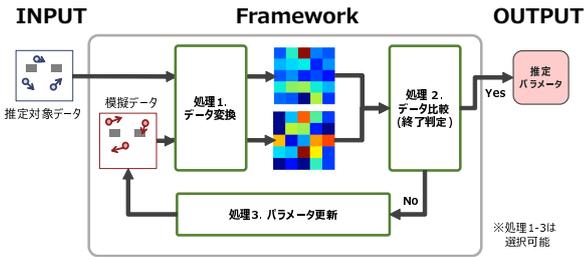


図2 パラメータ推定フレームワーク

本稿では、図2のフレームワークにより、シミュレーションのパラメータ推定を行う。パラメータ推定フレームワークは、位置座標の時系列データである推定対象データを入力とし、推定されたパラメータを出力とする。推定方法は、図2内の処理であるデータの変換・比較、パラメータの更新を組み合わせたものである。それぞれの処理は自由に選ぶことができ、選定した処理の組み合わせによって、推定結果が異なる。

4.2 人流データの変換

人流データは、取得の仕方や状況によって、保存されているデータ形式が異なる。これらを比較するためには、一度人流データを共通のデータ形式に変換する必要がある。変換方法には、軌跡、ヒートマップ、人の出入りの流量などがある。本研究では、これらの比較方法のうち、空間解像度・時間間隔を自由に設定でき、様々な測定データで用いることができる、グラフほど人流の動きの情報を落とすことなく変換することができる。という理由からヒートマップによる変換を採用する。図3に、空間解像度、時間間隔によって作られるヒートマップの違いについて図示した。

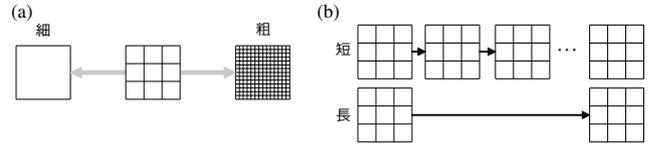


図3 (a) 空間解像度によるヒートマップの違い (b) 時間間隔によるヒートマップの違い

ここで、ある空間解像度 x_s 、時間間隔 t_s 、でのヒートマップ $H(x_s, t_s)$ と定義する。

4.3 変換されたデータの比較

ある空間解像度 x_s 、時間間隔 t_s 、での2つのヒートマップ H_1, H_2 の比較 $D(H_1, H_2)$ は、 $\text{Met}(H_1, H_2, t)$ を時間方向に足し合わせたもので定義され、

$$D(H_1, H_2) = \sum_{t=0}^{T_s} \text{Met}(H_1, H_2, t) \quad (4)$$

と表すことができる。ヒートマップ化する際に、時間間隔 t_s をひとまとまりとし、そのまとまりの個数を T_s とする。用いる指標については、画像処理のテンプレートマッチングなどの文脈で使われているものの中から有力な指標を4種類用いる。ここで、ヒートマップのある場所 x 、ある時刻 t の値を $m(x, t)$ と定義しておく。用意した指標 $\text{Met}(H_1, H_2, t)$ については表1の通りである。

4.4 パラメータの更新

シミュレーション同士の比較においては、最適化対象のパラメータに対して、関数の形を陽に表現できないこと、シミュレーション自体にランダム性が含まれることから、正確な指標の関数を描くことは困難である。そのため、指標に基づいてパラメータ更新を行う際にはメタヒューリスティックな手法を用いるのが適している。本研究では、Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) [15] をパラメータ更新手法として用いる。

5. 各処理の組み合わせの評価

5.1 評価方法の全体像

4章では、フレームワーク内の各処理について紹介し、それらの処理は様々に選択できることについて述べた。高精度なパラメータ推定を実現するためには、各処理の組み合わせのうち、どの組み合わせが最も良いかを評価する必要がある。本研究では、図4のような評価方法を考案した。入力には、検証用のパラメータと4章で述べたフレームワーク内の各処理を用意する。検証用パラメータというのは、実際のパラメータ推定を行う以前に事前実験をするために用意するパラメータであり、それによって生成された検証用模擬データをフレームワークに入力すると、推定方法によって異なった推定結果となる。このパラメータ推定結果と、検証用パラメータを定量比較し、最も良い推定方法を選ぶ。以下、各パラメータの評価方法について述べる。

i) 各パラメータの定量評価

3章で述べたように、本研究で推定するパラメータは大別し

表 1 ヒートマップを比較する指標

Met(H_1, H_2, t)	略称	式
Sum of Squared Distance	SSD	$\sum_{x=0}^{X_s} (m_1(x, t) - m_2(x, t))^2$
Sum of Absolute Distance	SAD	$\sum_{x=0}^{X_s} \ m_1(x, t) - m_2(x, t)\ $
Kullback Leibler Divergence	KL	$\left(p(x, t) = \frac{m(x, t)}{\sum_{x=0}^{X_s} m(x, t)} \right)$ $\frac{\sum_{x=0}^{X_s} \bar{m}_1(x, t) \bar{m}_2(x, t)}{\sqrt{\sum_{x=0}^{X_s} \bar{m}_1(x, t)^2} \sqrt{\sum_{x=0}^{X_s} \bar{m}_2(x, t)^2}}$
Zero-mean Normalized Cross Correlation	ZNCC	$\left(\bar{m}(x, t) = m(x, t) - \frac{1}{X_s} \sum_{x=0}^{X_s} m(x, t) \right)$

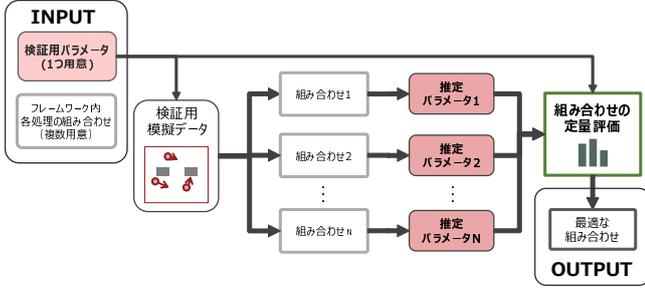


図 4 パラメータ推定手法の評価方法

て、エージェントの動く速さの個人差 (平均と分散)、エージェントに働く力、目的地間の遷移確率の 3 種類である。これらのパラメータはそれぞれエージェントの動きを決定するものであるが、それぞれの性質は大きく異なっているため、データの変換方法や比較方法などによって、推定が容易にできるパラメータと困難なパラメータがあることが想定される。そこで本稿は、パラメータの種類毎に推定結果の評価を定量化した。以下に定量化手法について述べる。

5.2 速度パラメータ

MAS では、速度の個人差を分布で与えることが多い。Helbing の SFM では、速度分布は平均 μ 、分散 σ のガウス分布 $N(v|\mu, \sigma)$ で与えられている。本稿では、この分布のずれを KL divergence を用いることで定量化する。

$$D(N_{\text{orig}}||N_{\text{sim}}) = \int_{-\infty}^{\infty} N_{\text{orig}} \log \frac{N_{\text{orig}}}{N_{\text{sim}}} dv \quad (5)$$

5.3 カパラメータ

力はエージェント同士、またはエージェントとモノの間の距離の関数 $f(x)$ で表される。従って、距離による力の差を下式のように積分することで定量化する

$$D(f_{\text{orig}}||f_{\text{sim}}) = \int_0^{\infty} |f_{\text{orig}}(x) - f_{\text{sim}}(x)| dx \quad (6)$$

SFM では力の関数は式 (3) で表現される。このうち V と σ のパラメータによって関数の形は変わってくるので、この差を式 (11) によって定量化している。

5.4 遷移パラメータ

目的地から目的地に行く時の遷移確率を離散分布だとみなし、その分布間の距離を KL divergence にて定量化する。T は遷移行列であり、 $T(i, j)$ は目的地 i から目的地 j へと移動する確率を表している。

$$D(T_{\text{orig}}||T_{\text{sim}}) = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N T_{\text{orig}}(i, j) \log \frac{T_{\text{orig}}(i, j)}{T_{\text{sim}}(i, j)} \quad (7)$$

図 5 は、上記 3 つの定量化のイメージを图示したものである。(a) はガウス分布のずれ具合、(b) は関数の絶対値の差、(c) は離散分布のずれ具合をそれぞれ図で表している。

現在は分布を仮定して計算をしているが、上記の定量化は、任意の分布に拡張をすることが可能である。そのため、これに当てはまらないような速度の分布や力の関数型に対しても定量的に評価することができる。それぞれのパラメータは距離を表しているなので、値が低いほどパラメータの推定結果として良いという評価を与えることが可能である。

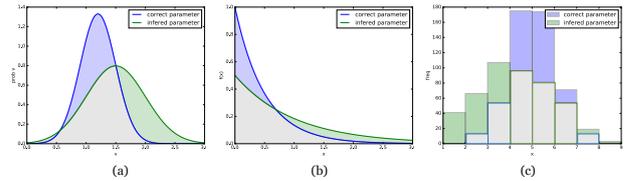


図 5 各パラメータの定量評価の图示. (a) 速度パラメータ, (b) カパラメータ, (c) 遷移パラメータ

6. 実験：実データによる検証

本技術の推定技術を実データに適用し、その効果を検証する。ここで、用いるデータは NTT の R&D フォーラム時^(注1)のデータである。例年混雑し、その混雑の緩和や効率良く全体を回ってもらえるような施策を打つことが課題となっている。まず、検証用データを作成し、それに基づき推定を行う。推定結果を評価し、最も良かった結果の推定手法を用いて実データのパラメータを推定する。

この実験により、本技術を適用しその効果を確認すると同時に、パラメータと推定方法の関係を考察する。

6.1 実験対象

本研究では、まず最適化の評価を行うために、障害物やピーコンの位置、元データの解像度など、シミュレーションで設定するパラメータ以外のフォーラムデータの特徴を設定する必要がある。表 2 に、今回対象とする R&D フォーラムデータの特徴をまとめた。

(注1) : NTT 研究所で例年行われる展示会

特徴	詳細
データの取得方法	最近傍のビーコンをその人の位置として保存
時間解像度	60[s/回] のサンプリング
空間解像度	ビーコンの間隔程度
取得できた人数の割合	全体の 10%
人の動きの様子	会場内を回遊する

6.2 事前評価：シミュレーションによるデータ作り

フレームワークの妥当性を評価するために、検証用模擬データを用いたパラメータ評価を行う。まず、会場、障害物の形や表 2 で述べた環境は人の手で容易に設定できるため、予め同等の状況を作っておく。本実験では図 6 のように設計した。赤い領域が会場、黒色の領域が入り口・出口、グレーの領域が目的地、緑の円がビーコンの位置である。

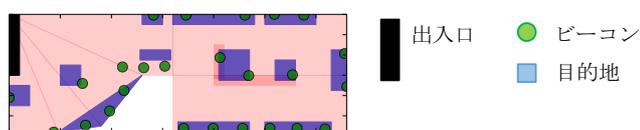


図 6 R&D フォーラム会場の設計

加えて、シミュレーションで設定すべきパラメータも予め設定する必要がある。表 3 は、本実験の正解としたパラメータである。フレームワークを用いてこれらのパラメータを推定し推定結果の評価を行う。

パラメータ	記号	正解値
平均速度	v_{ave}	1.20
速度の標準偏差	σ_v	0.25
人に対する力の大きさ	V_{ped}	0.5
人に対する力の範囲	σ_{ped}	0.5
障害物・壁に対する力の大きさ	V_{obst}	0.5
障害物・壁に対する力の範囲	σ_{obst}	0.5
遷移	T_{ij}	(注2)

6.3 事前評価：用いるフレームワーク内の組み合わせ

本実験では、フレームワーク内の処理を複数用意して実験を行った。まず、データの変換である。ヒートマップを作るにあたり、空間の区切り方と時間間隔に着目した。空間の区切り方については、図 7 のような、直交座標で空間を区切る Grid とビーコンの最近傍を考慮して区切る Voronoi の二種類を用意した。時間間隔に関しては、フォーラムデータの時間解像度 (表 2) も踏まえて、60s (1min)、300s (5min)、7200s (2h) の 3 種類を用意した。次に、データの比較方法だが、表 1 の 4 つの比較指標を用いる。最後にパラメータの更新には、CMA-ES(4.4 節) を用いた。

これらのうちのどの組み合わせが良いか、定量評価 (5 章) を行い比較をする。

(注2)：本稿において、遷移確率として推定するのは目的地にどれだけ滞在するかの確率 (T_{ij}) のみとした。

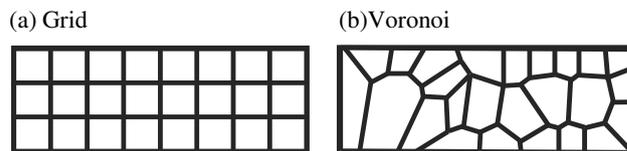


図 7 2 つのヒートマップ。 (a) 直交座標による分割 (Grid) (b) 指定点の最近傍による分割 (Voronoi)

6.4 事前評価：結果

図 8 に示す結果の通り、処理の組み合わせによって、高い精度で推定が行えていることがわかる。(a) が Grid による指標に基づいた推定結果、(b) が Voronoi による指標に基づいた推定結果である。色が薄いほど、パラメータ推定の性能が良い。まず、速度と遷移に関してだが、全体の傾向として Voronoi で表現したヒートマップを用いたほうが良い結果が出ている。次に、障害物に対する力に関してはどの解像度においてもうまく推定ができていないことが見て取れる。また、人に対する力に関しては、Voronoi で表現し、ZNCC を用いて比べるときにいい傾向を示していることが見て取れる。

今回の設定では、障害物に対する力のパラメータに関してはほぼ推定ができていない。これは、空間と時間の解像度が粗く、壁などの障害物に対する人の動きを捕らえられていないからだろうと推測できる。また、遷移に関して、Voronoi で作った指標のほうがよい結果を示したのは、元データの保持の仕方に起因すると思われる。元データでは、最近傍のビーコンを位置として保存しているため、その情報をうまく利用した Voronoi のほうが、その位置を無視した Grid よりも良いのだろうと推測される。

このように、パラメータ推定結果を定量的に比較することで、フレームワーク内の各処理 (変換や比較) のうち、どれが適しているかと、その理由について考察する材料になる。そして、このような評価結果を元に、遷移状態をうまく模擬したいなら Voronoi を用いる、速度をうまく模擬したいなら Voronoi で表現されたヒートマップに対して SAD を用いればよい、障害物に対する力をうまく模擬したいなら最適な処理を他に考える必要がある。というように、実データに対してフレームワーク内の推定処理をどう選べば良いのかを定量的に決定することができる。

6.5 実データへのパラメータ推定

前節での事前評価を基にして、パラメータ推定を実データに対して行う。図 8 より、各パラメータに応じて適切な推定方法が異なることを確認できた。そこで、それぞれ最も良かった手法で推定したパラメータを組み合わせ、それを用いて人流シミュレーションを行う。比較として、ランダムにパラメータ使ってシミュレーションを行った結果と、ランダムに選んだ推定処理方法 (本稿では、時間間隔 10 秒、Grid、SSD を用いた) で推定されたパラメータでシミュレーションを行った結果を用意した。

図 9 は、上記の方法で推定したパラメータを用いてシミュレーションを行った結果を比較したものである。各円の中心はビーコンが配置されている位置、円の半径は累積 2 時間に集まった人の数の分布となっている。

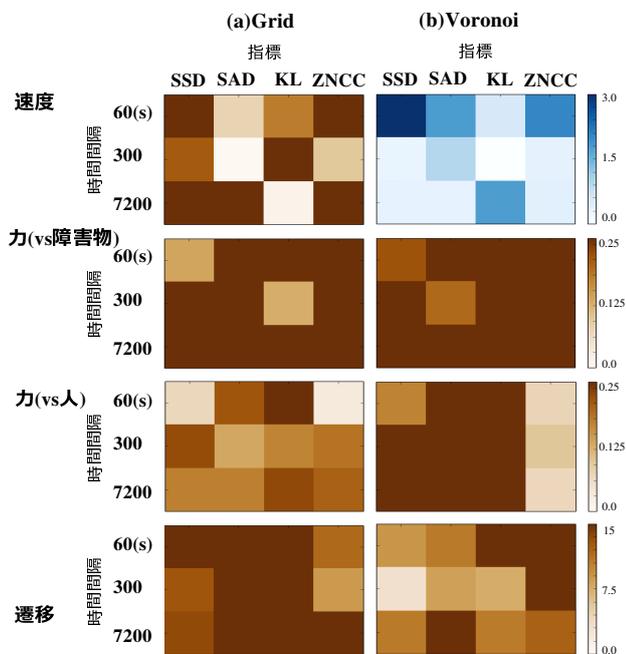


図 8 最適化結果の定量比較. (a) Grid, (b)Voronoi. それぞれのカラーマップの縦軸は時間間隔, 横軸は比較指標である.

図 9 では, (b), (c), (d) の順に, オリジナルのデータである (a) に近づいていることが確認できた. これによりパラメータ推定フレームワークの効果と, 推定方法の評価手法の優位性を確認した.

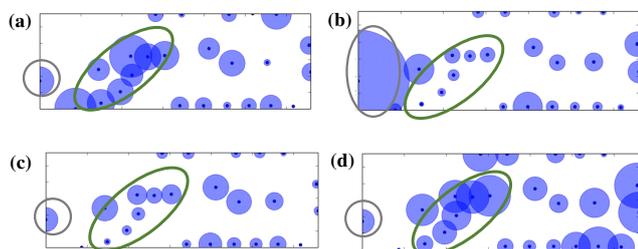


図 9 フォーラム 2 時間累積の人の分布. (a) 実データ, (b) ランダムにパラメータを設定した結果. (c) ランダムに推定方法を選び推定した結果, (d) 本研究により推定した結果.

7. まとめと今後の課題

本稿では, シミュレーションのパラメータを人流データから推定する手法について述べた. 提案技術により, 現実の人流データに対してどのような処理の組み合わせを用いて推定すればよいかを定量的に比較することが可能になった. それによってデータの特性や環境に応じてどのようなパラメータ推定手法を選定すれば良いのか, 事前評価を行うことができ, 推定技術の汎用性と精度の向上に貢献した. これにより, 混雑緩和やマーケティングに関する施策の検討など, 今までには困難だった人流データに対して, より高い信頼度をもって提供できると考えている.

一方で, 課題も多く残されている. ここでは, 今後取り組むべき課題について 3 つ述べる.

一つ目は, パラメータ推定に対する学習の安定性を高めることである. 本技術により, 推定手法を比較し, より良いものを選定できるようになった. しかし, 同じ状況に対して同じ指標を使って推定を複数回行うと, 結果が大きく異なることも少なくない. この原因に, シミュレーションのランダムな要素が高いという点が挙げられる. 同じパラメータであっても, MAS は行動選択に確率を含んでいるため, 結果が変わってしまう. これを防ぐためには, パラメータによる行動の分散を下げる必要がある. そのためには, 一度の定量評価のために, 複数回のシミュレーションを行い, その平均値をヒートマップデータにするなどの工夫を行う必要がある.

二つ目は, パラメータ推定のためにより良い指標や手法を検討することである. 今回は, 時間・空間解像度, ヒートマップの作り方, ヒートマップ間指標などを様々に変えて検討を行ったが, このほかにも様々な指標を作ることができる. 無数に存在するので, 効率よく指標を見つけるためには, ボトムアップ的なアプローチが必要である. まずは今回挙げた速度・力・遷移の値が人流に与える影響について精査し, その関係性を考察することで, より良い指標の選び方の指針を与える必要がある.

三つ目は, 人が直感的に正しいと思える閾値を与えることである. 本技術で, 定量化による指標と推定手法の相対評価は可能になった. しかし, 本技術による定量化は, どの範囲であれば現実に利用できるものであるのかの絶対評価は難しい. これに対しては, トップダウン的なアプローチが考えられる. アンケート調査などにより, より現実的だと人が思うラインはどこかを定める必要がある. また, 正解データからパラメータのずれが, どのように指標に影響を与えているのかを理解することで, 閾値を定めることができるのではないかと考えている.

文 献

- [1] 構造計画研究所, “社会シミュレーション”, <http://www.kke.co.jp/solution/theme/social/cat4/>
- [2] 日立情報エンジニアリング, “人流計測ソリューション”, http://www.hitachi-ite.co.jp/products/pplfw_sv
- [3] Lighthill, Michael J., and Gerald Beresford Whitham. “On kinematic waves. II. A theory of traffic flow on long crowded roads.” *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. Vol. 229. No. 1178. The Royal Society, 1955.
- [4] Helbing, Dirk. “A fluid dynamic model for the movement of pedestrians.” *arXiv preprint cond-mat/9805213* (1998).
- [5] Hughes, Roger L. “A continuum theory for the flow of pedestrians.” *Transportation Research Part B: Methodological* 36.6 (2002): 507-535.
- [6] Helbing, Dirk, and Peter Molnar. “Social force model for pedestrian dynamics.” *Physical review E* 51.5 (1995): 4282.
- [7] Burstedde, Carsten, et al. “Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton.” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 295.3 (2001): 507-525.
- [8] Nishinari, Katsuhiko, et al. “Extended floor field CA model for evacuation dynamics.” *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems* 87.3 (2004): 726-732.
- [9] Yu, W. J., et al. “Centrifugal force model for pedestrian dynamics.” *Physical Review E* 72.2 (2005): 026112.
- [10] Köster, Gerta, Franz Tremel, and Marion Gödel. “Avoiding numerical pitfalls in social force models.” *Physical Review E* 87.6 (2013): 063305.

- [11] Chraïbi, Mohcine, Armin Seyfried, and Andreas Schadschneider. "Generalized centrifugal-force model for pedestrian dynamics." *Physical Review E* 82.4 (2010): 046111.
- [12] Haworth, Brandon, et al. "Evaluating and optimizing level of service for crowd evacuations." *Proceedings of the 8th ACM SIGGRAPH Conference on Motion in Games*. ACM, 2015.
- [13] Johansson, Anders, Dirk Helbing, and Pradyumn K. Shukla. "Specification of the social force pedestrian model by evolutionary adjustment to video tracking data." *Advances in complex systems* 10.supp02 (2007): 271-288.
- [14] Narang, Sahil, et al. "Generating pedestrian trajectories consistent with the fundamental diagram based on physiological and psychological factors." *PLoS one* 10.4 (2015): e0117856.
- [15] Hansen, Nikolaus, Sibylle D. Müller, and Petros Koumoutsakos. "Reducing the time complexity of the derandomized evolution strategy with covariance matrix adaptation (CMA-ES)." *Evolutionary computation* 11.1 (2003): 1-18.