

人流シミュレーションにおける 複数の評価基準を考慮したOD表の推定

川口 英俊^{1,2,a)} 野田 五十樹^{2,1,3,b)}

概要：エージェントベースの人流シミュレーションにおけるOD表の推定精度と観測地点の設定の関係を実験により調べ、議論する。本研究の最終的な目的は、マルチエージェント社会シミュレーションのデータ同化手法の確立である。マルチエージェント社会シミュレーションの精度を観測データを基に向上させた研究は数多くあるが、未だ画一的な方法は確立していない。実験の結果、観測値点数が少ない場合、精度が不安定になるが、観測地点の設定方法によっては高い精度を維持出来ることを解明できた。

1. はじめに

エージェントベースの人流シミュレーションにおけるOD表 (Origin Destination Table) の推定精度と観測地点の設定の関係を実験により検証した。OD表とは、ある特定の地点間の移動量を表した行列形式の表である。

本研究の最終的な目的は、マルチエージェント社会シミュレーションのデータ同化手法の確立である。データ同化とは、現実の観測データとシミュレーションの出力を比較し、観測データに近似した出力となる入力パラメータを推定することである。人流や交通、経済などの社会現象は多様な側面があり、データ同化の評価基準は数多く考えられ、未だにその理論は未確立である。

本稿では、社会シミュレーションの中から人流シミュレーションをデータ同化の実験対象として議論する。推定するパラメータはエージェントのOD表の一部であり、評価基準は地図上の特定地点の通過人数とする。

2. データ同化の構想

本研究で構想しているデータ同化の基本指針は、トライ&エラーの繰り返し処理である。様々に想定した設定に則って作成した入力パラメータでシミュレーションを行い、その出力データと観測データを比較し、何らかの方法で入力パラメータの調節を繰り返す。図1にその概要を示す。マルチエージェントシミュレーションの性質上、解析的に解くことはほぼ不可能である。その基本指針に従い、

進化的計算のひとつである多目的遺伝的アルゴリズムの考え方を拡張し、データ同化へ応用していく。

社会的現象はその行動モデルや相互作用の理論がまだ不完全であり、多くの未定のパラメータや設定が残っている。このため、社会シミュレーションによる応用を考える上では、実世界の観測で得られるデータに類似した結果を出力する入力パラメータや設定を探索する必要が出てくる。

例えば、人流シミュレーションにおいて、心理面などの意図や心理といった不可観測なパラメータを特定することができれば、様々な状況・設定の変化を想定したシミュレーションを行うことが可能となり、施策・意思決定の支援に有用である。

人流や交通などの社会現象は多様な側面があるため、観測データとシミュレーションのデータ同化も複数の評価基準が考えられる。例えば、人流シミュレーションにおいては、複数地点の通過人数や平均速度などが考えられる。しかし、評価基準すべてについて最高の評価を得る完全最適解を得ることが理想だが、現実的ではない。そのため、得られる解は評価値にトレードオフの関係があるパレート解の集合とするほうが現実的である。

そこで本研究ではまず、同化を行うパラメータの推定に、観測がどの程度寄与しうるかを、定性的に分析することを試みる。データ同化での最大の困難は、同化に必要な観測が十分に行えないことである。そこで、そもそもどの程度の観測が必要なのかを知ることは重要な第一歩となる。また、上記のパレート解としてのデータ同化を扱う場合でも、観測の仕方とパレート解全体の形を知ることは重要になってくる。そこで、以下では、与えられた観測によりどの程度、望みの入力データ推定 (データ同化) ができるかに焦

¹ 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻

² (独) 産業技術総合研究所 サービス工学研究センター

³ JST

a) kawaguchi.h.ac@m.titech.ac.jp

b) i.noda@aist.go.jp

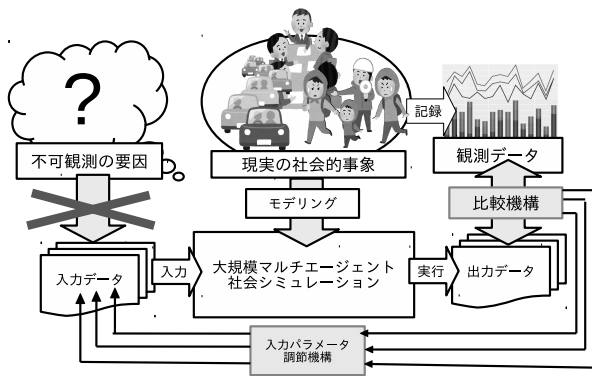


図 1 構想しているデータ同化の基本指針

点を当てて分析・検討をすすめる。

3. 関連研究

観測データを基にマルチエージェントシミュレータの精度・信頼性を向上させようという研究は数多く行われている。しかし、画一的な方法は未だに確立しておらず、各々が独自の方法でデータ同化を行っており、観測者による主観的判断も多く含まれている。

竹内らは Social Force モデルを用いた歩行者・自転車のマルチエージェントシミュレーションにおける現況再現性の検証を行っている [1]。Social Force モデルの諸パラメータをトライ&エラー形式で手作業で調整し、検証指標を観測映像から目視で計測していた。ある程度の精度を確認できたが、計測の労力が大きく、観測者によって誤差がある可能性がある。

上野らは、ミクロ交通流シミュレータのエージェントモデルのパラメータを、観測データから調整している [2]。具体的には、センサから 1 時間あたりの交通量を測り、速度と車頭間距離や加速度の関係を改善していた。結果として、精度の良いシミュレーションを行えたとしている。

犬飼らは、花火大会の歩行者をビデオカメラにより観測し、避難行動マルチエージェントシミュレータにおけるエージェントモデルのパラメータや行動ルールを設定した [3]。

上述した研究では、いずれもエージェントに内包される心理的で不可観測なパラメータを調整している。本研究では、そのようなパラメータの画一的な推定方法について検討していく。

4. 実験

1 つの入力パラメータを推定する際、複数の評価基準がどのように精度に影響するかを調べるために人流シミュレーションを用いた実験を行った。OD 表の特定地点から他の特定地点への人数を推定パラメータとする。複数の評

価基準としては、21 地点分の観測地点の通過人数を採用した。

4.1 人流シミュレータ

本実験では、人流シミュレータである山下ら [4] の Crowd-Walk シミュレータを用いる。歩行者をエージェントとしてモデル化したマルチエージェントシミュレータである。

CrowdWalk の特徴は以下のとおりである。

- ソーシャルフォースモデルに基づき速度を決定するため、渋滞や対向流の影響を考慮したシミュレーションが可能。
- ネットワークモデルを採用しているため、2 次元自由空間モデルに対して軽量であり、大規模シミュレーションや網羅的シミュレーションを実現しやすい。
- エージェントごとに OD や経路、歩行パラメータなどを設定でき、多様な状況をシミュレーションできる。

本研究ではこれらの特徴を活用し、多数のシミュレーションにより、データ同化の定性的な分析を試みる。

4.2 シミュレーション設定

地図データと OD 表を入力パラメータとしてシミュレータへ入力する。OD 表に記述された設定のエージェントをすべてシミュレーション開始時に生成する。エージェントたちは自律的に各々設定された目的地へ向かっていき、到着したエージェントは消滅する。全エージェントが目的地へ到着した時点でシミュレーションは終了し、各エリアのエージェント通過人数を出力する。

データ同化精度と観測地点設定の関連を評価しやすくするためにシンプルな設定でシミュレーションを行う。

地図データ

地図データは 2×5 に区分けされたエリア 2 つを 1 本の橋を繋ぐイメージで設定した。図 2 に概略図を示す。数字の書いてあるマス一つ一つをエリアと定義する。その数字はインデックスである。左右にあるアルファベット A~J はエージェントの出発点および目的地である。エリアを一つの部屋とみなすならば、外との出入口と捉えることもできる。

エージェントの挙動

それぞれのエージェントは、最短経路で設定された目的地へ移動する。全く距離が同じ経路がある場合は、その中から一様にランダムに選択する。エージェントの進行方向は上下左右のいずれかで、斜めのエリアへ移動することはできない。例えば、C → I へ移動する場合は、 $9 \rightarrow 10 \rightarrow 11 \rightarrow 12$ までは一意に決定するが、そこから $12 \rightarrow 13 \rightarrow 17 \rightarrow I$ と $12 \rightarrow 16 \rightarrow 17 \rightarrow I$ という 2 通りの経路が考えられる。

OD 表

歩行者エージェントの出発地と目的地は左右に 5 つづ

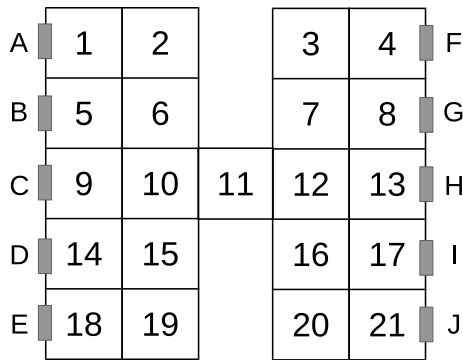


図 2 シミュレーションの地図の概略図

表 1 実験の OD 表

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A	0	9	23	30	44	23	37	65	69	X
B	3	0	19	24	28	14	25	41	61	100
C	2	3	0	13	19	13	17	33	35	70
D	4	5	7	0	6	3	6	12	13	29
E	0	2	2	2	0	7	1	14	13	24
F	0	9	5	12	9	0	6	17	28	41
G	3	3	5	6	14	3	0	21	24	35
H	0	4	6	4	8	6	6	0	17	24
I	0	1	1	0	3	3	3	6	0	13
J	1	1	2	1	2	0	0	5	0	0

つの計 10 箇所設定している。OD 表の設定を表 1 に示す。行が該当するインデックスの出発地からの列インデックスの場所への移動人数である。例えば、A から C へ移動するエージェントの数は 23 体である。本実験では、A から J へ移動するエージェント数 (表 1 右上の X) に絞って推定を行う。大まかな移動の傾向としては、左上の A に近いほど入ってくるエージェントが多く、右下の J に近いほどを目的地として移動するエージェントが多い。X は [20, 500] の間の整数値を一様乱数で決定する。この数値をデータ同化として推定して精度を検証する。

4.3 精度の検証方法

ここでは、X のデータ同化の問題を、ここでは単純な関数近似とみなす。すなわち、観測データを入力とし、X を出力とする関数を構成するという問題として定義する。そして、3 層ニューラルネットワークのバックプロパゲーション学習により、この関数近似を試みる。そして、その学習精度により、データ同化と観測の関係についての分析を行う。

上記の定式化により、ニューラルネットの構成は以下のようなになる。入力層のノードの数は観測地点の数と等しくなる。この観測地点の数を 1 から 21 までで推定を行い、そ

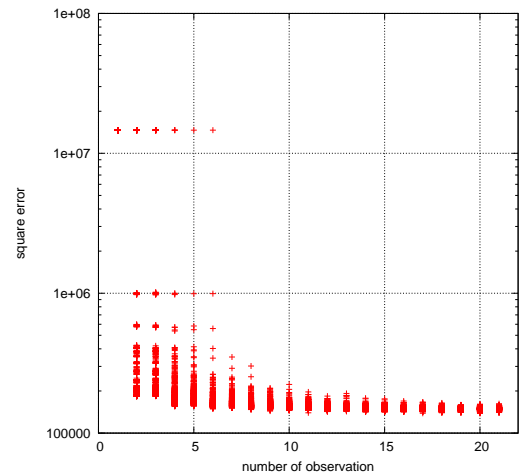


図 3 観測地点数とデータ同化の精度

の際の精度を確認していく。隠れ層のノード数は入力ノードの数の半分 (小数点以下切り捨て)。なお、1 つの場合は隠れ層の数は 0 をとり、その場合は 2 層のニューラルネットワークとなる (実質は 1 次式)。

シミュレーションを 1400 回実行し、教師データとテストデータはそれぞれ 700 個ずつ用意した。それぞれの出力は OD 表の A → J への人数となり、入力観測データの個数と同次元のベクトルである。ニューラルネットワークの学習と評価を観測地点数 1 から 21 個それぞれにおいて 400 回ずつ行い、テストデータによる推定値と実際の値の二乗誤差の合計を計算し、それを精度の値とした。観測地点のインデックスのリストは重複なしで毎回ランダムに選択した。

4.4 実験結果と考察

実験結果を図 3 に示す。横軸は観測地点の数であり、縦軸はニューラルネットワークの推定値と教師データの二乗誤差の合計である精度を表す。

図 3 から、以下のことが分かる。

- 観測地点の数が多いほど、精度も上がり、安定した結果を得ることができる。
- 観測地点数が少ない場合、精度が不安定になっている。
- 観測地点数が少ない場合でも、選択された場所によってはかなりの精度を維持することができる。

観測地点数が多いほど高精度かつ安定している事は自明である。ここで着目すべきは、観測地点数が少ない場合、不安定になっているが観測地点の選択パターンによっては高い精度を維持できている点である。

5. おわりに

本稿では、マルチエージェント社会シミュレーションのデータ同化手法の基本構想を述べ、複数の評価基準の基礎の 1 つの入力パラメータの推定精度についての実験・検証

を行った。

今後は2つ以上の入力パラメータの推定と通過人数だけでない複数の観測データとの関連を調べ、データ同化手法の洗練化を行っていく。

参考文献

- [1] 竹内内篤, 河村成人, 大脇鉄也, 濱本敬治, 上坂克巳: 歩行者・自転車マイクロシミュレーションの現況再現性の検証に関する一考察, 土木計画学研究・講演集 41,367(2010)
- [2] 上野秀樹, 平田洋介, 大場義和: 交通現象を高精度で再現できるミクロ交通流シミュレータ, 東芝レビュー 64,4,pp.23-26(2009)
- [3] 犬飼洋平, 小国健二, 堀宗朗: 計測に基づく避難行動マルチエージェントシミュレータの開発, 応用力学論文集 8,pp.629-636(2005)
- [4] 山下倫央, 副田俊介, 大西正輝, 依田育士, 野田 五十樹: 一次元歩行者モデルを用いた高速避難シミュレータの開発とその応用, 情報処理学会論文 53,pp.1732-1744(2012).