

# パーティクルフィルタを用いた災害時におけるリアルタイムな人流推定手法 Real-Time Prediction of People's Movement under Disaster Situations using Particle Filter

○矢部 貴大<sup>1</sup>, 関本 義秀<sup>2</sup>, 樫山 武浩<sup>3</sup>, 金杉 洋<sup>4</sup>, 須藤明人<sup>5</sup>

○Takahiro YABE<sup>1</sup>, Yoshihide SEKIMOTO<sup>2</sup>, Takehiro KASHIYAMA<sup>3</sup>, Hiroshi KANASUGI<sup>4</sup> and Akihito SUDO<sup>5</sup>

自然災害による被害の軽減は重要な課題であり、防災技術の革新が急がれている。特に、災害発生後の人々の過密集を防止・軽減することは、人々の安全を守る上で非常に重要である。本研究では、予測が困難とされている災害時の数時間先の人々の流動を高精度で予測するために、災害行動モデルを用いたシミュレーションとリアルタイムな観測データをパーティクルフィルタ手法により同化する手法を提案する。提案手法の検証を行うため、東京都心3区において東日本大震災の際の観測データを用い、人流推定実験を行った。その結果、高精度でリアルタイムな状況を反映した人流推定を行うことができ、さらに災害発生時の人々の挙動についても、アンケート調査によって得られた真値と近い結果が得られ、本手法による人流推定と人々の行動分析の有効性が確認された。

**Keywords:** 防災, 人流推定, データ同化, エージェントシミュレーション, 行動モデル

## 1. 背景

東日本大震災では、首都圏では都心における公共交通機関の麻痺によって500万人以上の帰宅困難者が発生し、主要駅などにおける人口の滞留による混乱が見られた。南海トラフ沖地震など様々な災害の発生が想定される中、二次災害や救急活動の遅れを防ぐため、特に、災害対策を司る意思決定を行う立場からは、災害発生後の初期対応を決定する際の根拠として災害発生後の数時間先の人々の流動の正確な把握は需要が高まっている。

データ処理能力の向上や様々なデータの流通により平時のリアルタイムな人々の分布状況は、許諾を得たユーザのGPS情報を基に推定した500メートル四方のメッシュ（以下、500メートルメッシュ）ごとの人口情報であるゼンリンデータコム社（以下、ZDC）の「混雑統計」や、携帯基地局の履歴情報（以下、CDR）を同様にメッシュ集計したドコモ社の「モバイル空間統計」に代表されるように、一般に有償提供され始めている。また、以上のようなメッシュ集計人口ではなく平時の個々人の詳細な移動系を含めた流動については、全人口の約2%のサンプルの日常的な行動パターンを集計したパーソントリップ調査（以下、PT調査）を基に全人口分の流動を推定する

Sekimoto *et al.*<sup>1)</sup>や、CDRを用いて推定を行う Iqbal *et al.*<sup>2)</sup>などが存在し、詳細なネットワークにおけるリンク交通量の高精度な推定等は未だ難しいものの、蓄積された大量のデータを用いて推定する研究は世界中で進められている。

しかし、流動の把握を平時においてではなく、大地震などの災害発生後に行うことを目標とした場合、蓄積されたデータの少なさや災害時の行動の予測の難しさが課題として挙げられる。そのため、災害発生後の流動推定については、D'Orazio *et al.*<sup>3)</sup>などの一つの建物内などの狭い領域での推定や、大佛<sup>4)</sup>のようなアンケート調査の結果を基に決定した避難シミュレーションを用いたアプローチに限られる。都市レベルの広域を対象とし、エージェントシミュレーションと観測データの同化によってリアルタイムに推定を行う研究はChen *et al.*<sup>5)</sup>の例で見られ始めたところであり、ミクロな災害行動モデルのパラメータを観測データによって同化し災害発生後の流動推定を行った例はない。

従って本研究では、災害行動モデルによるシミュレーションと観測データを用いた行動パラメータの同化により災害時の人流をリアルタイムに推定する手法を提案する。具体的には、2章でパーティクルフ

---

1 学生会員, 学士, 東京大学大学院工学系研究科

〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1 Ce507 e-mail: [yabe0505@iis.u-tokyo.ac.jp](mailto:yabe0505@iis.u-tokyo.ac.jp) Phone: 03-5452-6406

2 正会員, 博士 (工学), 東京大学生産技術研究所

3 非会員, 博士 (情報学), 東京大学生産技術研究所

4 正会員, 修士 (環境学), 東京大学地球観測データ統融合連携研究機構

5 正会員, 博士 (工学), 東京大学生産技術研究所

---

フィルタ手法を用いて災害行動シミュレーションに観測データを同化させ流動推定を行う手法を説明し、3章で東日本大震災発生時の都心3区の実際のデータを用いた検証実験の結果を示し、誤差の要因を考察し、最後に4章で今後の発展可能性について述べる。

なお、関連研究として、アンケート調査で得られたデータを基にパラメータを決定し災害発生時の行動をシミュレートしたものとしては、帰宅行動モデル・帰宅意思モデルを用いた大佛<sup>4)</sup>や鉄道運行再開後の帰宅モデルも組み込んだ下平<sup>6)</sup>、降雪モデルと帰宅モデルを組み合わせた宇佐美<sup>7)</sup>の研究がある。また、マルチエージェントシミュレーションと観測されたCDRを同化し、ポテンシャルモデルを用いて数時間後まで推定したChen *et al.*<sup>5)</sup>があり、一定の推定精度を見せている。しかし、エージェントに対して密集・拡散という動かし方しか作用できないマクロなシミュレーションであるため、なぜ推定された動き方を選択したかが判別できないことに加え、災害発生時に観測データが欠落した場合はポテンシャル面が作成できないため適用が難しい。また、データ同化の技術に関しては交通の分野では、都市圏の交通流動をタクシーに搭載されたリアルタイムなプローブデータで同化したHofleitner *et al.*<sup>8)</sup>や、同様にプローブデータや感知器情報を同化してOD交通量やリンク交通量を推定する花房ら<sup>9)</sup>がある。

## 2. 手法

本研究では、ミクロな災害行動シミュレーションと逐次観測される集計GPSデータをパーティクルフィルタによって同化することで、リアルタイムな観測に対して尤もらしい災害行動モデルの最適パラメータを推定し、それを用いて数時間先までの流動を推定することを目指す。本章では、その具体的な推定手法の提案を行う。

### 2.1 本手法で用いる手法の概要

本研究で推定を試みる災害発生後の人々の行動は平時と大きく異なり予測が困難だと考えられるため、行動モデルのパラメータを固定値として与えるのではなく、多数の候補を与え、それらの尤度を計算することで、当該時刻・エリアにおける最適パラメータを推定する手法をとる。この手法を用いることで予測が難しい人々の流動もリアルタイムに推定することが可能となる。

上記の形で災害行動モデルの最適パラメータを推定するが、図1に、本手法の概略フローを示した。具体的には、まずPT調査と平時の観測される人口

分布データから推定した災害開始時刻 $t = t_0$ の人々の分布を初期分布とする(2-2で詳述)。

次に、2.3で詳述するミクロな災害行動モデルを用いたシミュレーションにおいて多様なパラメータを用いて $t = t_1$ の人々の分布のシナリオ候補を多数生成する。

それらの一つ一つのシナリオ候補をそれぞれパーティクルとし、逐次観測された人々の人口分布データとパーティクルフィルタにより同化させることで、尤もらしい行動モデルのパラメータセットを求める(2-4で詳述)。

そして最後にこうして求められた最適パラメータセットを災害行動モデルに適用しシミュレートを進めることで、数時間先までの人々の流動を推定する。また、リアルタイムなデータが観測される度にこの手法を繰り返し適用し、最適パラメータセットを更新する。

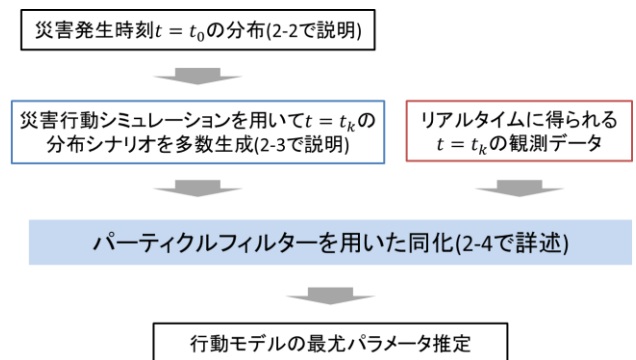


図1 本手法における最適パラメータ推定フロー

Fig. 1 Diagram of Method Flow

### 2.2 初期分布の作成方法

災害発生時刻 $t = t_0$ の人々の位置情報は平時の状態であるため、Sekimoto *et al.*<sup>1)</sup>で用いられている手法を用いてPT調査からPTゾーンの分解能で推定を行い、さらにZDCの提供する同時刻のメッシュ集計データである「混雑統計」を用いてメッシュレベルの分解能に最適配分したものを用いた。PTゾーン $Z_k$ に属するメッシュ $m_{ki}$ への配分確率は式(i)より算出される。

$$p(m_{ki}|Z = Z_k) = \frac{M_{m_{ki}}}{M_{Z_k}} \quad (i)$$

ただし、 $M_x$ はエリア $x$ における「混雑統計」での人口を表す。さらに、各人の位置を配分先のメッシュ内の建物に秋山ら<sup>10)</sup>の手法で配置した。

なお、 $t = t_0$ の初期値には、以上の方法で求めた各人の位置情報に加え、PT調査の付属情報として得られる年齢、性別、居住地域、トリップ目的など、表1に見られるような個人属性が含まれる。

表1 PT調査に付属している個人属性

Table 1 Attributes included in the PT survey

個人属性	世帯属性	トリップ	居住地
性別	世帯人数	交通手段	居住区域
年齢	世帯構成	交通目的	
職業			

2.3 災害行動モデルとシミュレーション

本節では、本研究で用いる災害行動モデルを組み込んだシミュレータについて説明する。

2.3.1 災害行動モデル

本手法では詳細な、個人属性の違いに配慮した動きをシミュレートするために個人ベースのミクロな災害行動モデルを用いる。与えられたパラメータセットは4つのパラメータから構成され、各パラメータは1タイムステップの間にエージェントが各行き先候補へ向かう確率と災害発生後の行動開始までの時間を決定する。災害行動モデルのフローチャートは図2の様になっており、図中のそれぞれのパラメータの示す意味は表2にまとめてある。これらのパラメータは、伊藤ら<sup>11)</sup>の震災後の行動のアンケート調査の結果を基に設定した。

本シミュレーションはPT調査の持つ個人属性を利用しているため、各エージェントの自宅位置もPTゾーンの分解能(約1~2キロメートル四方)で与えられている。また、災害行動モデルでは「立ち寄り行動」は近隣(500メートル四方)のランダムな商業施設に向かうトリップと定義した。

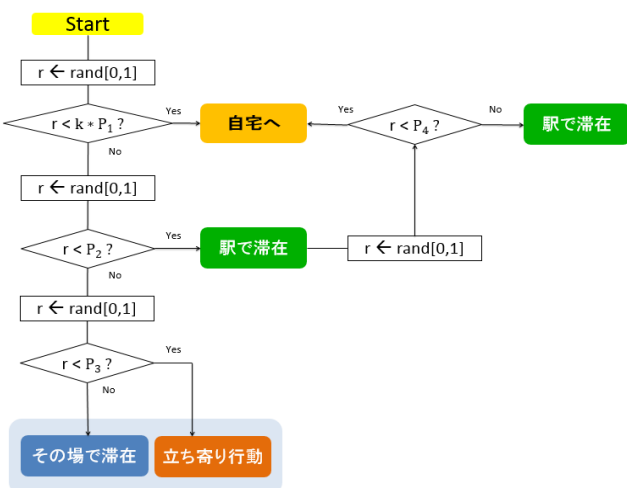


図2 災害行動モデルのアルゴリズム

Fig.2 Algorithm of the Disaster Behavioral Model

表2 災害行動モデルのパラメータ

Table 2 Parameters of the Disaster Behavioral Model

パラメータ	説明
$P_1$	自宅に直接向かう確率 ( $0 \leq P_1 \leq 1$ ) ※年齢・自宅までの距離により変化
$P_2$	最寄り駅に向かう確率 ( $0 \leq P_2 \leq 1$ )
$P_3$	立ち寄り行動を行う確率 ( $0 \leq P_3 \leq 1$ )
$P_4$	駅にいる場合に、電車を諦め自宅へ徒歩で向かう確率 ( $0 \leq P_4 \leq 1$ )

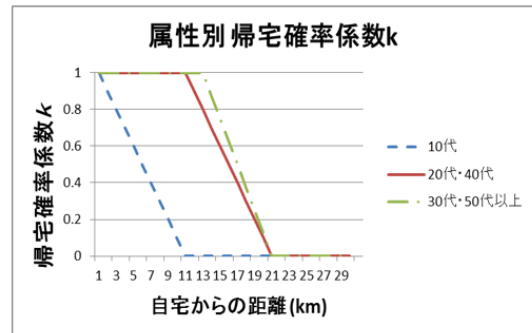


図3 属性別の帰宅確率係数

Fig.3 Coefficient of  $P_1$  According to Personal Attributes

さらに、大佛<sup>4)</sup>を参考に、個人の年齢と自宅までの距離の二つの属性を基に、帰宅確率 $P_1$ に個人属性係数 $k$ をかけ、個人属性の違いによる行動パターンの相違もモデルに組み込んだ。 $k$ の値は図3の通りである。

以上のアルゴリズムに従って、本研究における災害行動モデルでは、エージェント $n$ の個人属性 $Att_n$ と行動モデルのパラメータ4つを束ねたベクトルであるパラメータセット $Para(t_k)$ を与えることで、エージェント $n$ の行き先と移動開始時刻が決定される。

2.3.2 シミュレーション

災害行動モデルに基づいた人流を再現するために、モデルによって行き先と移動開始時刻が決定された多数のエージェント(都市レベルであると数十万~数百万)をマルチエージェントシミュレーションで動かす。本研究では、岡村ら<sup>12)</sup>にて提案されている待ち行列モデルに、経路探索手法としてダイクストラ法を組み込んだシミュレータを用いた。

## 2.4 パーティクルフィルタによる同化手法

災害行動モデルによって得られたシミュレーション結果と観測されるデータの同化には、近年逐次型データ同化手法として注目されているパーティクルフィルタ<sup>13),14)</sup>を用いた。これは、多数のパーティクルを用いて、前状態からの予測と現在の観測情報から、現在の状態を推定する手法である。非線形の任意のモデルに適用することができるデータ同化手法として汎用性が高く、複雑な分布も比較的容易に近似可能であるという特徴をもつ。

人流推定の分野においては、パーティクルフィルタを用いた例は中村ら<sup>15)</sup>などが挙げられるが、個人ベースのPT調査に基づく拡大係数や移動経路の推定に対して行われたものであり、本手法の様に各個人の災害発生時の行動の推定に対して適用したものはない。

本手法では、それぞれのパーティクルは、災害行動シミュレーションにおける全エージェントの個人属性、位置情報、災害行動モデルのパラメータセットから構成されており、タイムステップ $t$ におけるパーティクル $i$ の状態ベクトル $x_i(t)$ を次の式(ii)ように定義した。全パーティクル数を $N$ とすると、 $i \in N$ である。

$$x_i(t) = (Att, Pos_i(t), Para_i(t))^T \quad (ii)$$

$Att$ は全エージェントの個人属性を表す時間一定なベクトル、 $Pos_i(t)$ と $Para_i(t)$ はそれぞれタイムステップ $t$ におけるパーティクル $i$ の中での全エージェントの位置情報ベクトルと、その災害行動モデルのパラメータセットである。

本手法におけるパーティクルフィルタは4つのステップからなる。パーティクルフィルタの概略フローを図4に示した。まず、与えられた初期分布から多数のパーティクルを生成する(2.4.1で詳述)。次

に、得られたパーティクルの尤度を算出し(2.4.2で詳述)、それを基に最適パラメータを計算し(2.4.3で詳述)、最後に次のタイムステップのパーティクルを生成する(2.4.4で詳述)。

### 2.4.1 多数のパーティクルの生成

与えられた初期分布状態 $x(t_0)$ から、 $Para_i(t)$ を各 $i$ について様々な値に変化させシミュレーションを繰り返すことで、タイムステップ $t$ における様々な人口分布シナリオ、すなわち多数のパーティクルを生成する。たとえば、4つのパラメータに対して4つずつ値を試行すれば、 $4^4 = 256$ パーティクルが生成される。幅広いパラメータ値を探索し、真値解となるパーティクルを生成することで、予測の困難な災害時の人々の流動も候補として与えることが可能になる。

### 2.4.2 パーティクルの尤度決定

次のステップでは、リアルタイムに得られる同時刻の観測データ $Pos_D(t)$ を用いて、生成されたパーティクル $x_i(t)$ の人口分布 $Pos_i(t)$ の、真値である人口分布 $Pos^*(t)$ に対する尤度をそれぞれ計算する。ここで、 $Pos_D(t)$ は500mメッシュごとに集計されたデータであるため、比較を可能にするために $Pos_i(t)$ も個人ベースの非集計データから500メートルメッシュ集計データに変換する。

ここで、 $Pos_D(t)$ としては具体的にはZDCの混雑統計データを想定している。このデータは、GPS情報の提供を承諾した約0.5%のサンプルの情報からZDCが独自に推定したものであり、 $Pos^*(t)$ とは誤差が生じている。この1/200サンプリングの誤差がどの程度のものであるかを適切に評価し、以下の式(iii)で表される尤度関数を推定することが肝要である。

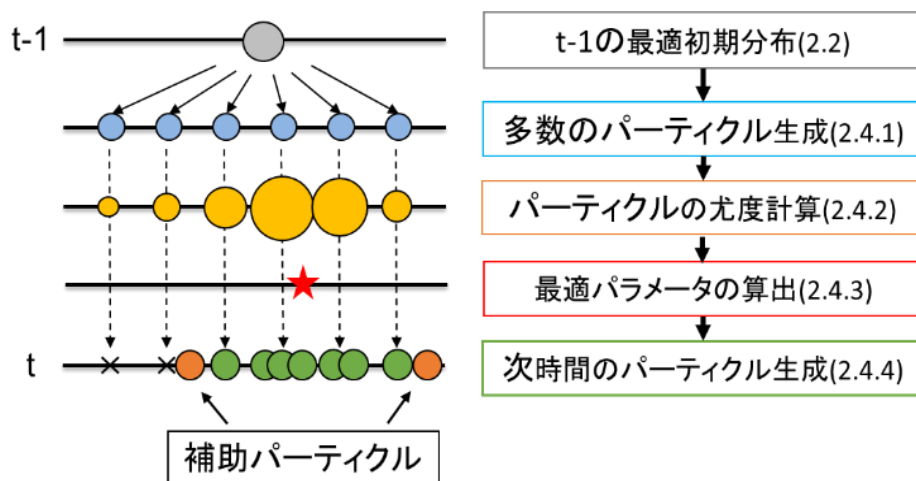


図4 パーティクルフィルタの概略

Fig.4 Diagram of Particle Filter



$$p(Pos_D(t)|Pos(t)) \quad (iii)$$

#### 2.4.2.1 メッシュごとの観測データの誤差関数

ZDCの混雑統計データに見られるようなサンプリングによってメッシュごとに生じる誤差を、以下の簡易実験によって定量的・帰納的に求めた。

#### 実験

1. 「真値」となるエージェントの疑似的な位置データ $D^*$ を作成し、メッシュ集計する。メッシュ $i$ の真値の人口が $M_i^*$ の時、 $D^* = \{M_1^*, M_2^*, \dots, M_N^*\}$ である。
2. 1000回、ランダムに0.5%のエージェントをサンプリングし、全数拡大・メッシュ集計する。k回目の集計データを $D_k = \{M_1^k, M_2^k, \dots, M_N^k\}$ とする。
3. 1000個のメッシュ $M_i$ の推定値が、 $N(M_i^*, \sigma(M_i^*))$ に従うと仮定し、 $\sigma(M_i^*)$ を計算する。
4. For ( $1 \leq k \leq 1000$ ), さらにすべてのメッシュに対して手順3を繰り返し、 $\sigma(M_i^*)/M_i^*$ の値をプロットし、関数をフィッティングさせる。

以上の実験の結果、メッシュ $M_i$ の誤差の分散 $\sigma(M_i)$ の経験式は、式(iv)となった。

$$\sigma(M_i) = M_i^* * 14.47 * (M_i^*)^{-0.51} \quad (iv)$$

以上より、0.5%のサンプリングを行った際、メッシュ $M_i$ の人口の尤度関数 $L_i(M_i^*|M_i)$ は式(v)に従う。本研究では、この式を採用する。

$$L_i(M_i|M_D) = g(M_D); \quad (v)$$

$$g(x) = N(M_i, M_i * 14.47 * (M_i)^{-0.51})$$

#### 2.4.2.2 パーティクルの観測データの誤差関数

パーティクル $x_i(t)$ の尤度は、メッシュ $k$ における尤度を $L_k$ とすると、以下の式(vi)で求められる。

$$L_i(Pos_i^*(t)|Pos_D(t)) = \prod_{k=1}^N L_k \quad (vi)$$

#### 2.4.3 推定パラメータの算出

推定パラメータは、各パーティクルの持つパラメータと尤度の重みづけ平均で表される。すなわち、パーティクル $x_i(t)$ のパラメータセットを $Para_i(t)$ 、尤度を $L_i$ とするとき、推定パラメータセット $Para_{opt}(t)$ は以下の式(vii)で求められる。

$$Para_{opt}(t) = \sum_i Para_i(t) * L_i / \sum_i L_i \quad (vii)$$

以後、次の観測データが得られるまでは、 $Para_{opt}(t)$ を用いて災害行動シミュレーションにより数時間後までの人流を推定する。

#### 2.4.4 次時間のパーティクルのリサンプリング

パーティクルフィルタ手法において重要であるのは、同化を終えた後の、次の同化時刻のためのパーティクル生成手法、いわゆるリサンプリング手法である。標準的なパーティクルフィルタ手法においては、2.4.2.2において計算された各パーティクルの尤度に比例するパーティクル数を、式(viii)より $t = t_{k+1}$ において生成する。

$$N_i = L_i / \sum_i L_i * N_{all} \quad (viii)$$

ただし、 $N_i$ は $x_i(t_k)$ から生成されるパーティクル数、 $N_{all}$ はパーティクルの総数を表している。この手法により、リサンプリングの際に尤度の高いパーティクルを生成するパラメータに絞られていく。

しかし、人流推定の課題として、急激に人々の流動が変化することがある。図5は東京駅前と茅場町の2つのメッシュ内の人口のある日の移り変わりを図示したものであるが、赤丸で囲まれた午前7時周辺を境に大きく人口の変化量が大きくなっていることが判る。このような急な人々の流動の変化に対応できるように、リサンプリング時においてある程度幅広いパーティクルを用意しておく必要がある。

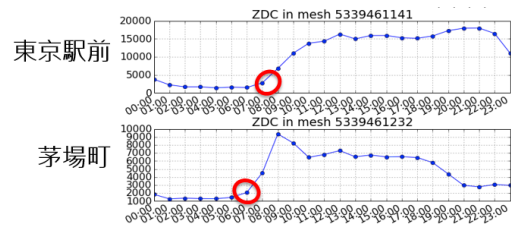


図5 東京駅前と茅場町のメッシュにおける人口変動

Fig.5 Fluctuation of Population in meshes in Tokyo and Kayaba-cho

そこで本手法では、上記のような標準的なパーティクルフィルタで用いるリサンプリング手法に加え、最適パラメータから一定量 $\theta$ 離れたパーティクルを「補助パーティクル」として生成する手法を提案する。補助パーティクルのパラメータセットは式(ix)によって定義される。

$$Para_{aux,i}(t_{k+1}) = Para_{opt}(t_{k+1}) \pm \theta_i \quad (ix)$$

さらに、パーティクルに多様性を持たせるために、標準的なパーティクルフィルタによって生成されたパーティクルのパラメータにも、揺らぎを持たせる。したがって、標準的なパーティクルフィルタから生成されるパーティクルのパラメータは以下の式(x)のようになる。ただし、 $\epsilon = N(0,0.05)$ に従う。

$$Para_{PF',i}(t_{k+1}) = Para_{PF,i}(t_{k+1}) + \epsilon_i \quad (x)$$

時刻 $t = k + 1$ において新たにリサンプリングされるパーティクル群 $Par_{k+1}$ は、式(ix)で定義された補助パーティクルと、式(x)で定義される標準的なパーティクルフィルタから求めたパーティクル群を合わせた集合となる。このようにパーティクルをリサンプリングし、次の時刻における同化を行う。

また、パーティクルの総数については、リアルタイムに計算が可能である必要がある、という制約条件があり、実験時の計算機の機能に応じて決定する。

### 3. 東日本大震災における検証実験

本手法の検証を行うために、東日本大震災発生後の東京都心の3区(新宿区・千代田区・文京区)における人流を、リアルタイムに観測データが得られたと仮定して推定する実験を行った。

#### 3.1. 実験に用いたデータ

本手法を適用する際に必要なインプットデータとしては、平成20年度東京パーソントリップ調査データ、シミュレーションにおいて用いる道路ネットワークデータ、災害発生時にリアルタイムに入手可能な観測データとして用いるZDCが提供している混雑統計データ、そして同社が提供する住宅地図データが挙げられる。混雑統計データと道路ネットワークについては、より詳述する。

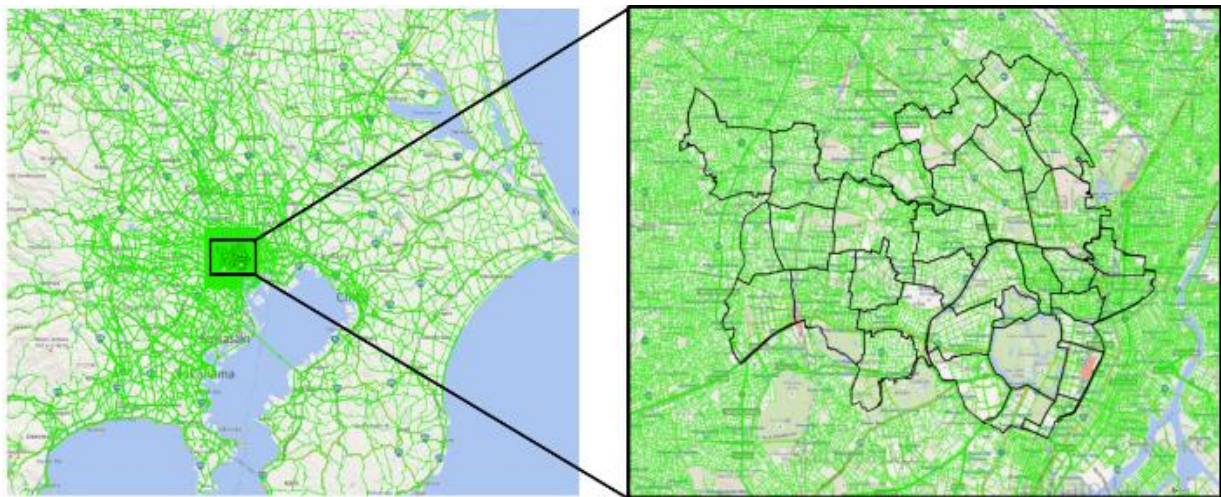


図7 実験で用いた道路ネットワーク

Fig.7 Road Network that we used in the Experiment

#### 3.1.1 混雑統計データについて

混雑統計データとは、ZDCが提供している、時間帯ごと・地域エリアメッシュごとの人口分布データである。全人口の0.5%程度の位置情報提供の承諾を得たサンプルから得られるGPS情報を500メートルメッシュごとに集計し、全数に合うように総数を拡大して提供している。1/200のサンプルを抽出する際に生じる誤差は2.4.2で評価をした。図6に、実験対象エリアである都心3区の混雑統計データの3月11日14時(地震発生直前)の例を示す。このように、メッシュごとに集計人口が示されており、1時間ごとにデータが得られる。東日本大震災の際もデータが提供されたことより、災害時の人流推定における同化用データとして適切であると考えられる。

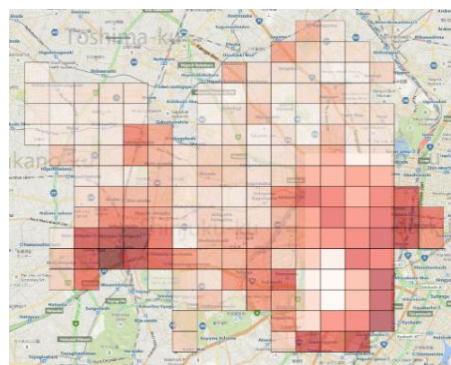


図6 混雑統計データのサンプル

Fig.6 Sample of 'ZDC Density Data'

#### 3.1.2 道路ネットワークについて

本手法では、主に2.3節で述べたシミュレーションにおいてエージェントを、道路ネットワーク上を動かす。その際、必要となる道路の情報は財団法人デジタル道路地図協会が提供しているデジタル道路地図の情報を加工して用いている。シミュレーションをリアルタイムな推定に間に合うスピードで動かす

うえで重要なファクターが、用いる道路ネットワークの密度である。これは、シミュレータ内で経路探索を行う際検討するルート候補がネットワーク密度に比例して増えるためである。

そのため、本実験では都心 3 区内の人々の流動を求めるものなので、図 7 に示されているように、対象エリアを含むエリアのみを最密ネットワークにし、それ以外の首都圏全域のネットワークを幹線道路以上の格付けの道路のみに限定したネットワークに加工した。図 7 ではネットワークを緑で示している。左の図では首都圏全体の疎なネットワークと中心部の密な部分の差がはっきりとわかり、その中心部を拡大したものが右の図である。このネットワークの総リンク数は、274825 本となっている。

### 3.2 実験設定

本実験では、以下の仮定を置いた。

- 1 時間ごとに観測データ (混雑統計) が得られる。
- 鉄道が復旧し始める 23:00 頃まで推定するため、鉄道すべて停止している。

また、シミュレーションでは、全数 (約 330 万人) を動かすと処理時間が長くなるため、1/50 である約 66,000 人 (エージェント) を用いた。なおこのサンプリングについては、ランダムに抽出した。

よって、本実験では東日本大震災発生時の都心三区 (新宿区・千代田区・文京区) における人々の流動を震災発生後 8 時間後まで、1 時間ごとにリアルタイムな観測データを用いて同化を行いながら推定を行っていく。

### 3.3 実験結果

実験では、東日本大震災発生 8 時間後までの東京都心 3 区内の人々の行動を推定した。毎時間観測データが入手可能と仮定したため、毎時間最適パラメータを更新した。表 3 は、毎時刻の最適パラメータを示したものである。 $P_1$  に関しては、時間が経過するにしたがって値が大きくなっていることから、夜にかけて帰宅を開始した人々は増えていることが判る。補助パーティクルフィルタ手法を新たに用い、幅広いパーティクルを用意したことで、このような大きなパラメータ値の変動にも対応することが可能であった。

今回得られた帰宅開始割合は、図 8 のように大佛<sup>4)</sup>が帰宅開始割合としてアンケート調査より仮定した値と大きく異なることが判明した。

表 3 実験で推定されたパラメータ

Table 3 Estimated Parameters from Experiment

t	$P_1$	$P_2$	$P_3$	$P_4$
1	0.02373	0	0	0
2	0.02943	0.003560	0.00794	0.01383
3	0.02341	0.000115	0.00140	0.01655
4	0.03486	0.000142	0.00147	0.02430
5	0.08017	0	0.00584	0.02351
6	0.13815	0	0.01349	0.05767
7	0.22480	0.000021	0.02035	0.07341
8	0.21209	0.000059	0.03522	0.15368

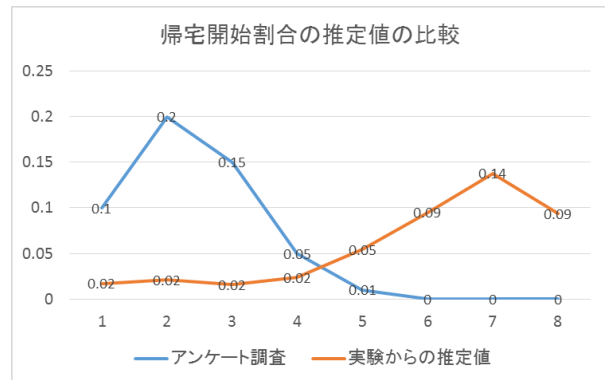


図 8 帰宅開始割合の推定値の比較

Fig.8 Comparison of Percentage of People Going Home

アンケート調査では、多くの人々が災害発生数時間後以内の帰宅行動を開始すると回答したが、実際はもっと遅く行動を開始していたことが判る。ただし、このアンケート調査では首都直下型地震が起きたという想定で回答されたものであるため、東日本大震災より被害の大きい災害を想定していることに留意する必要がある。このことから、災害の種類・規模によって人々の行動パターンが大きく異なることが判明し、どのような規模の災害に対してでも適用できるという本手法の特徴の有用性が示された。

図 9 は、毎時間更新された最適パラメータセットを用いた時の推定の精度 (同時刻の混雑統計データとの相関係数とメッシュごとの誤差の RMSE) の移り変わりを表したものである。また、本手法の推定精度の相対的な指標として、大佛<sup>4)</sup>が帰宅開始割合としてアンケート調査より仮定した値を用いて推定を行った場合の推定精度も掲載する。本手法では時間が経過し、人々の行動が多様化した後でも 0.97 程度と高い推定精度を保っている。さらに、RMSE に関しては 3000 から 4000 の間を推移しており、これは発生時における平均メッシュ人口である 14150 人の 21% から 27.5% に相当する。これより、従来のアンケート調査を用いた災害シミュレーションよりも



相関値・RMSE とともによく、現実に近い流動・分布を再現できていることが判る。

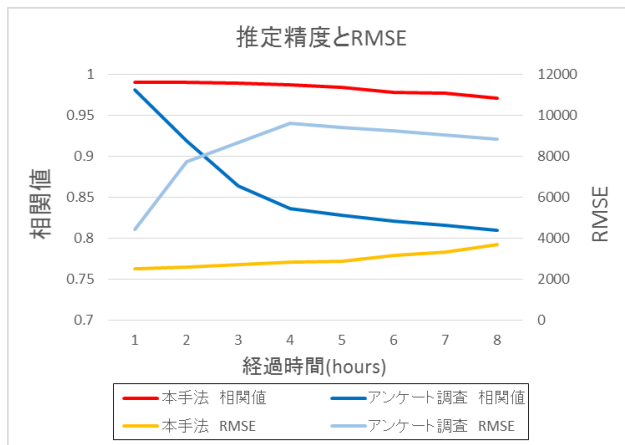


図9 本手法と既存手法の推定精度比較  
Fig.9 Comparison of Accuracy of Estimation

### 3.4 今後の課題となる誤差の要因

最後に、本節では今回の手法における主な誤差の要因について述べ、今後の課題を明確にする。

#### a) 災害行動モデル

本手法で用いた災害行動モデルは、行き先候補が自宅・最寄り駅・近隣商業施設の3つしかないものであり、いわばシンプルなものである。実際の人々の行動は、伊藤ら<sup>14)</sup>で見られるようにもっと多様であり、今後そのような行動をどのようにモデルに取り込むかは大きな課題である。今後は、震災だけでなく分析対象となる災害の種類も量も増やし、人々の行動は何によって決定されるかということについてより深く考察することが重要である。

#### b) 観測データの真値に対する信頼度

今回の手法と実験では、用いた観測データの真値に対する尤もらしさを決定する際、サンプリングされることによる誤差のみを評価したが、実際には位置情報の計測のタイミングが一樣でないという観測誤差、さらには企業がデータの生成の際に施す処理などによる誤差も存在する。このような様々な誤差を考慮し、観測データを適切に評価することが、特に観測データが断片的になってしまう可能性が高い災害発生時では重要であると考えられる。

### 4. おわりに

本研究では、災害時の人流を、災害行動シミュレーションとリアルタイムに得られる観測データの同化をする手法によって推定する手法の提案を行い、実データを用いた検証実験では、相関値 0.97 という

高精度で推定が行えた。今後、メッシュベースの相関値ではなくリンクベースのより細かい部分の精度を向上させていくことや、実際に地方自治体などの意思決定機関のニーズに合ったアウトプットを出せるように改良をしていきたい。

### 謝辞

本研究は、総務省「G空間プラットフォームにおけるリアルタイム情報の利活用技術に関する研究開発」やJST CREST「科学的発見・社会的課題解決に向けた各分野のビッグデータ利活用推進のための次世代アプリケーション技術の創出・高度化」の支援を受けた。また、後者のCRESTでは、データ同化の部分において、統計数理研究所の樋口知之所長、中野慎也博士、齋藤正也博士から有益な助言を頂いた。

### 参考文献

- 1) Sekimoto, Yoshihide, et al. "Pflow: Reconstructing people flow recycling large-scale social survey data." *IEEE Pervasive Computing* 10.4 (2011): 0027-35.
- 2) Iqbal, Md. Shahadat, et al. "Development of origin-destination matrices using mobile phone call data." *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 40 (2014): 63-74.
- 3) D'Orazio, Marco, et al. "Agent-based model for earthquake pedestrians' evacuation in urban outdoor scenarios: Behavioral patterns definition and evacuation paths choice." *Safety science* 62 (2014): 450-465.
- 4) 大佛俊泰, 守澤貴幸, 「都市内滞留者, 移動者の多様な状態と属性を考慮した大地震時における広域避難行動シミュレーションモデル」, 日本建築学会計画系論文集 (2011), 第76巻, 大660号
- 5) Chen, Francis, Zhi Zhai, and Greg Madey. "Dynamic adaptive disaster simulation: developing a predictive model of emergency behavior using cell phone and GIS data." *Proceedings of the 2011 Workshop on Agent-Directed Simulation*. (2011) Society for Computer Simulation International
- 6) 下原祥平, 渡邊泰史, 島崎敏一, 金子雄一郎, 「地震発生時における東京都「地震発生時における東京都内滞在者の帰宅行動モデル」(2010), 土木学会社技術研究論文集 土木学会社技術研究論文集 Vol.7, 45-53
- 7) 宇佐美沙織, 加賀谷誠一, 内田賢悦, 田口哲明, 「GISを用いた震災時帰宅者行動分析に関する研



- 究」, 土木学会安全問題研究論文集 (2009) Vol.4
- 8) Hofleitner, Aude, et al. "Learning the dynamics of arterial traffic from probe data using a dynamic Bayesian network." *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 13.4 (2012): 1679-1693.
  - 9) 花房比佐友, et al. "市街地道路交通を対象としたナウキャストシミュレーションシステムの構築." *生産研究* 65.2 (2013): 181-186.
  - 10) 秋山祐樹, 金杉洋, 関本義秀, 柴崎亮介, 住宅地図データを用いた人々の時刻別空間位置の精細化, 第 32 回交通工学研究発表会論文集 (2012), pp.317-323
  - 11) 伊藤香織, 青野貞康, 大森宣暁, 「首都圏における震災時帰宅立ち寄り行動の実証研究 - 東日本大震災に関する Web アンケート調査に基づく分析 - 」, 日本都市計画学会都市計画論文集(2013) Vol. 48, No.3,
  - 12) 岡村寛明, 桑原雅夫, 吉井稔雄, 西川功: 一般街路網シミュレーションモデルの開発と検証, 第 16 回交通工学研究発表会論文集 (1996), pp.93-96
  - 13) 樋口知之. "粒子フィルタ." *電子情報通信学会誌* 88.12 (2005): 989-994.
  - 14) 樋口知之. *データ同化入門: 次世代のシミュレーション技術*. 朝倉書店 (2011)
  - 15) 中村敏和, 関本義秀, 薄井智貴, 柴崎亮介, パーティクルフィルタを用いた都市圏レベルの人の流れの推定手法の構築, 土木学会論文集 D3 (土木計画学) (2013), Vol.69, No.3, pp.227-236

(投稿 : 2015 年 5 月 8 日)