

災害復旧期における アクティビティシミュレータの開発と適用

浦田 淳司¹・佐々木 泰²・井料 隆雅³

¹正会員 東京大学大学院 工学系研究科社会基盤学専攻 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

E-mail: urata@bin.t.u-tokyo.ac.jp

²学生会員 神戸大学大学院 工学研究科市民工学専攻 (〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)

E-mail: 184t112t@stu.kobe-u.ac.jp

³正会員 神戸大学大学院教授 工学研究科市民工学専攻 (〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)

E-mail: iryo@kobe-u.ac.jp

本研究では、これまで構築されていなかった復旧期の交通需要シミュレータを開発する。復旧期の交通需要計算にあたり、被災活動需要シミュレータと日常活動需要シミュレータの2つのアクティビティシミュレータを組み合わせる。これにより、被災者の物資調達を目的とした逐次的・探索的なトリップと非被災者の日常活動のためのトリップの両方を再現する。また、被災活動需要シミュレータでは物資供給施設での混雑を待ち行列モデルにより表現する。2016年熊本地震前後の滞在人口データを用いたパラメータキャリブレーションにより、二つのシミュレータを組み合わせることで、計算精度が向上することを示した。

1. はじめに

災害の発災時において、避難や救助といった命を守る行動・活動や事前に耐災害のためのインフラ整備は非常に重要である。災害発生後の避難生活や復旧活動、大きな被害を被らなかつた企業や住民の事業・生活を支えることも同様に重要である。交通問題に対象を絞ると、2016年熊本地震や2018年西日本豪雨において、災害復旧期において、都市内や都市間の交通混雑が激化し、救援物流や住民の通勤などの移動が、平時と比べて、かなり長時間化したことが報告されている^{1),2),3),4)}。これらの研究は、災害復旧期の交通混雑は、災害による交通ネットワークの損壊のみが原因ではなく、災害復旧期特有の交通需要も原因であることを指摘している。復旧期の交通混雑への対策として、ネットワークの効率的な啓開、エリア流入制御などの交通ネットワーク的な施策、始業時刻調整や相乗り促進などの需要マネジメント的な施策などがありえる。いずれの施策も復旧期の交通需要の把握・予測を必要とするが、災害復旧期の交通需要の予測手法は開発されていない。また、被災住民への調査の難しさもあり、復旧期における被災住民・非被災住民の生活行動パターンに関する情報・研究がそもそも少ない。既往研究^{5),6)}では、パッシブデータである滞在人口データに対して時空間分析を行い、2016年熊本地震の災害復旧期における滞在人口分布には、平時と同様の通勤・通学といった行動に加え、災害復旧期特有の被災者の物資調達行動に起因する特

徴があることを明らかにした。つまり、災害復旧期の交通需要の予測には、日常活動の交通需要予測と災害復旧時の交通需要予測を組み合わせた予測が必要である。また、復旧期の交通混雑状態は一日の中でも動的に変化するため、明らかに動的な対策及び需要予測が必要である。そこで、本研究では、災害復旧期の需要計算を目的としたアクティビティシミュレータを開発する。本研究で開発するアクティビティシミュレータは、復旧期交通の再現を目的としたシミュレータと日常交通の再現を目的としたシミュレータの二つを統合したシミュレーションである。

通常、アクティビティシミュレータは、複数の行動モデルを組合せて構築する。内包する行動モデルは、交通手段、目的地選択、出発時刻、活動時間等の選択行動を再現する。その際、各行動モデルの構造は論理的に設定できる。一方で、モデルがもつパラメータを実行動データを使わずに適切に与えることは難しい。実適用のためには、実データを用いたパラメータキャリブレーションが必要となる。しかしながら、災害復旧期の被災地において、多くの住民の行動を直接的に調査することは極めて難しい。本研究では、パッシブデータである滞在人口データを用いて、アクティビティモデルのパラメータキャリブレーションを行う。滞在人口データは、携帯電話の位置情報を元に定めたゾーン内にいる人数を示すデータであり、近年、災害時行動の特徴分析に適用されつつある^{7),8),9)}。存在位置をそのまま集計することで得られるため、パッシブODデー

タ等と比べれば、災害復旧期におけるオンライン型のキャリブレーションへの活用可能性も高いだろう。しかしながら、滞在人口データを活用して、アクティビティモデルのパラメータそのものをキャリブレーションした研究はほとんどない。

本研究では、2章で開発した復旧期アクティビティシミュレータの構成・具体を説明する。3章で滞在人口データを用いたパラメータキャリブレーションの方法を説明する。4章では2016年熊本地震時の滞在人口データや被災状況、避難・復旧関連施設の情報をを用いて、開発したシミュレータの妥当性検証を行う。5章では結論を述べる。

2. 復旧期アクティビティシミュレータ

本研究では、災害復旧期におけるアクティビティシミュレータの開発にあたり、日常活動を再現するアクティビティシミュレータ (ASTRO: Activity Scheduler To Reproduce Observed behavioral data with trip-chain condition) と被災住民の災害復旧期における活動を再現するアクティビティシミュレータ (SPACE: travel demand Simulator for Procurement Activities Caused by Earthquake) をそれぞれ開発する。SPACEは生活インフラ損壊による被災を受けた住民に適用し、ASTROはそれ以外の非被災住民に適用する。

(1) 復旧期活動のアクティビティシミュレータ

SPACEで再現する被災住民の災害復旧期の活動対象は、必要物資の調達行動である。復旧期は、生活インフラ（水、ガス、電気）の被災により、日常生活では移動なしに獲得できる水やエネルギーを得るための活動が必要となる。また、避難所生活下では、自宅生活に比べて物資貯蔵スペースも狭い。そのため、物資調達行動は頻繁になる。また、物資調達施設で長い待ち時間が生じる場合や、物資不足によって供給場所においても物資を得られないこともありうる。SPACEは、こうした調達行動の特徴の再現を狙いとするシミュレーションモデルである。

SPACEの大まかなフレームを説明する。各エージェントは、必要物資の状態量（保有量）をもち、この状態量は時間の経過とともに減少する。状態量が少なくなると物資供給施設に行き、物資供給を受け、状態量は増加する。また、各物資供給施設の物資保有量も設定する。施設がエージェントに物資供給するごとに施設の物資保有量は減少する。施設の物資保有量が0になった場合は、施設の供給サービスは停止する。施設には、一定期間ごとに一定量の物資が補給されると仮定する。本研究の数値計算では、被災者の必要物資として、水

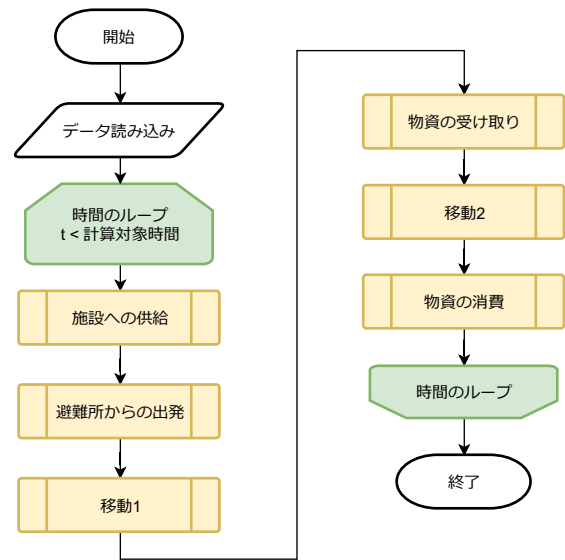


図-1 SPACEの計算フロー

(W), 食料 (F), 清潔性 (C) の3つを設定する。また、水は給水所 (ws), 食料は炊き出し施設 (ms) とスーパーマーケット (sm), 清潔性は銭湯 (pb) の各施設から獲得できるとする。

SPACEの具体的な計算フローを図-1に示す。まず、被害情報などのインプットデータを読み込む。主要なインプットデータは、対象ゾーン、被災者情報（居住場所ゾーン、被災状況等）、物資供給施設情報（供給物資、営業ゾーン・時間等）、対象ゾーン間の交通手段別の旅行時間である。タイムステップごとに、施設への供給、居住場所からの出発（出発選択、目的地選択、交通手段選択）、目的施設への移動、物資の受け取り、居住場所への移動、物資の消費の計算を対象時間が経過するまで繰り返す。

a) 施設への供給

銭湯以外の物資供給施設は、上述の通り、保有量を設定し、確率的に物資を補給する。時刻 t における施設 Y の保有量 ST の期待値は、

$$ST_Y(t) = ST_Y(t-1) + P_{in}^Y(t, t_{in}^Y) RS_Y - \sum_{vi} r_i^Y(t-1) \quad (1)$$

となる。 P_{in} は補給を受ける確率、 t_{in} は前回補給を受けた時刻、 RS_Y は一度の施設への補給量、 r_i^Y は被災者 i が補給を受けた量を示す。

b) 居住場所からの出発

出発選択

居住場所（被災した自宅又は避難所）に滞在している被災者は、時間の経過とともに各物資の状態量を消費する。各被災者は、物資獲得のために供給施設に出発するか否かを、各タイムステップごとに選択する。出

発選択は二項ロジットモデル (st :滞在, dep :出発) で記述し, その時刻 t における個人 i の確定効用 V は,

$$V_{st,i,t}^{X,dep} = C_{dep} \quad (2)$$

$$V_{de,i,t}^{X,dep} = (S_{i,t}^X - a_{i,t}^X) + \nu_{shlt_i}^X(t) \quad (3)$$

とする. X は物資を示し, S は基準保有量, a は保有量, ν_{shlt_i} は個人 i の居住場所ごとに与える出発魅力度である. 居住場所ごとに物資に関する情報が公式/非公式に伝わり, 同空間にいる個人間で共有される. これを出発魅力度 ν として表現する. 出発魅力度により, 同じ居住場所内の個人の出発選択には相関が生じる. 本研究では新規情報の到着を表現するため, 出発魅力度は確率 p_ν で更新する. 更新した出発魅力度の初期値は平均 0 ・分散 σ^2 の正規分布で与える. また, 魅力度の時間による陳腐化を反映し, $D(0 < D < 1)$ で時間減衰すると仮定する. つまり, 出発魅力度 ν_{shlt} の期待値は, $(1 - p_{\nu,shlt_i}^X)D\nu_{shlt_i}^X(t-1) + p_{\nu,shlt_i}^X\mathcal{N}(0, \sigma_\nu^2)$ である. 出発選択は全ての物資 X について行い, 一つ以上の物資で出発を選択した場合は, 出発とする. 複数物資について出発を選んだ場合には, 該当する全ての物資を獲得するための活動(チェーン)を行う. なお, 各個人の物資保有量の初期値は, 下限値 a_{low}^X と上限値 a_{up}^X の間で一様分布により与える.

目的地選択

物資供給を受ける目的地ゾーン z を選択する. ロジット型の離散選択モデルで記述する. 出発地 z' から目的地 z への確定効用は,

$$V_{z'\rightarrow z}^{i,t,dest} = -\beta_\tau c_{z'\rightarrow z} + \beta_g G_{z,t}^i + \eta_{z'\rightarrow z}, \quad (4)$$

$$G_{z,t}^i = \sum_{\forall X,y_X} d_i^X \log(N_z^{y_X}(t)), \quad (5)$$

$$\eta_{z'\rightarrow z} = \kappa_{z'\rightarrow z} \log(c_{z'\rightarrow z}) (\kappa_{z'\rightarrow z} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\kappa^2)), \quad (6)$$

とし, $c_{z'\rightarrow z}$ は OD ペア $z'z$ 間の旅行時間, G_z は目的地魅力度, β_τ, β_g はそれぞれのパラメータである. 目的地魅力度 G は, 個人 i が物資 X を欲しているかどうか(前述の出発選択で決定)を示すダミー変数 d_i^X と, ゾーン z 内の欲している物資 X を提供する施設種別 y_X の営業施設数 N により与える. 営業有無は営業時間及び保有量 ST により決定する. $\eta_{z'\rightarrow z}$ は OD ペアに共通する空間相関であり, 目的地選択の際に, 選択者の間で生じる相関を示す¹⁰⁾. また, 目的地選択の選択肢に, “滞在継続(居住場所に滞在)”を含める. この効用は $V_{home}^{dest} = C_{hm}$ で示す. V_{home} の設定により, 「物資が不足しているために出発を選択したものの, 近隣の物資供給施設が営業していないために結局出発しない」という状況を再現することができる.

交通手段選択

交通手段選択は旅行時間を効用とする多項ロジットモデルにより行う. 時刻 t において個人 i が出発地 z'

から目的地 z へ交通手段 mo で向かう際の確定効用は,

$$V_{z'\rightarrow z}^{i,t,mob} = -\alpha_\tau c_{z'\rightarrow z}^{t,mo} \quad (7)$$

とする. $c_{z'\rightarrow z}$ は OD ペア $z'z$ 間の旅行時間, α_τ はパラメータである. なお, 4. の適用計算では, 簡易化のため, 交通手段選択は距離帯・時間帯別の選択割合を利用する.

c) 物資の受け取り

物資供給施設では待ち行列の先頭から順にサービスを提供する. 施設はサービス提供に関するパラメータを持ち, 待ち行列の減少を算出する. まず, 給水所, 炊き出し, スーパーの各供給施設には, 待ち行列の捌け速度(サービス率 $SV_Y(Y = ws, ms, sm)$)を導入する. 施設 Y の 1 タイムステップ内のサービス提供の最大人数を SR_Y とする. サービス提供人数と施設訪問する被災者数により, 待ち行列の推移が定まる. また, 待ち行列がある状況においても, 保有量 ST_Y が 0 になった場合はサービスが終了となるため, 待っている被災者はサービスを受けられず, 目的地の選択を再び行う. 銭湯は, 利用者のサービス利用時間とサービス提供可能な容量を設定し, 待ち時間を算出する. サービス利用時間を対数正規分布(平均 μ_{pb} , 分散 σ_{pb})で与える. 銭湯を利用できる容量として, サービス提供可能人数 (SC_{pb}^{max})を設定する. 容量と滞在時間に応じた滞在人数を比較し, 待ち行列の推移を算出する. 被災者 i は各施設で物資(サービス) X を受けることで, 物資供給施設に十分物資がある場合では, 個人の保有量はスーパー以外の施設では規定量 S_i^X まで増加する, スーパーでは一定量 $A_{X=F}$ だけ増加する.

d) 移動

物資供給施設への移動

居住場所から出発した被災者は移動状態となり, 目的地への旅行時間が経過するまで移動状態を継続する. 旅行時間分のタイムステップが経過した後, 被災者は目的地ゾーンに到着する. なお, 移動時間は固定とする. 目的地選択の際には, ゾーン内の個別の利用施設を決めていない. ゾーン内に複数の利用可能施設がある場合には, 被災者の利用施設を一つ決定する必要がある. 施設決定にあたり, 候補となる施設は次の条件を満たす施設とする.

- 施設が提供する物資を被災者が求めている
- 被災者の当該活動チェーン内で未訪問である
- 施設が営業している(物資あり, かつ, 営業時間内) 該当する施設が複数ある場合には, ランダムに一つの施設を選び, 利用施設を決定する. 被災者は選ばれた施設の待ち行列の最後尾に並ぶ.

自宅への移動

出発時に必要とした物資を全て受け取った被災者は,

居住場所に戻る。移動状態の継続時間は、上述の物資供給施設への移動と同じである。必要とした全ての物資を受け取れなかった場合は、物資の獲得活動を継続する。活動継続にあたり、同じゾーン内に未訪問の利用可能施設があれば、そのうち一つの施設に移動する。同じゾーン内に未訪問の利用可能施設がなければ、出発ゾーンを滞在ゾーンとして、目的地選択を再度行う。なお、目的地選択で“滞在継続(居住場所に滞在)”を選んだ場合は、帰宅する。

e) 物資の消費

被災者 i は、活動場所(滞在, 移動, 供給施設)に関わらず、各タイムステップごとに物資消費量 PC_X^i を消費する。なお、物資の保有量の下限は 0 とする。

(2) 日常活動のアクティビティシミュレータ

ASTRO は日常活動を再現を目指すシミュレータであるが、あくまで SPACE と組み合わせることで復旧期の活動需要を再現することを目的とする。そのため、ASTRO が満たすべき要件として、(1) 旅行時間の変動による感度があること、(2) パラメータが比較的少数であること、(3) 時間表現の柔軟性が高いことの三つを設定する。災害時の旅行時間長期化による影響を捉えるため、要件 (1) は必須である。災害復旧期という詳細な行動観測が難しい事象を対象としているため、パラメータの数が多い細やかなモデル構造を用いたシミュレーションモデルを導入すれば、適切なパラメータを得ることは難しいだろう。限られたデータによるパラメータキャリブレーションを行うために、要件 (2) を満たすことが望ましい。また、開発したアクティビティシミュレータは動的な交通流シミュレータとの統合を前提としており、出発時刻や活動時間を細かな時間間隔で表現できるほうが望ましく、要件 (3) を設定する。

本研究では、既存のアクティビティシミュレーションモデルの中から三つの要件を満たす TASHA^{11),12)} を基として、改良を行い、ASTRO を開発する。ASTRO の詳細は佐々木ら (2019)¹³⁾ を参照とし、本稿での詳細の説明は割愛する。ASTRO の基本構成は、まず、PT 調査データを基に属性ごとの活動分布を作成し、作成した活動分布から各個人の活動回数・開始時刻・活動継続時間をサンプルし、活動列を得る。生成した活動列が、活動目的と活動順序の不整合がある等のトリップチェーンルールを破る場合は、活動列の調整を行う。次に、交通手段及び私事・業務目的の活動目的地を離散選択モデルにより付与する。次に、旅行時間を含めた活動列ごとに、トリップチェーンルール(活動時間の重複や過大な隙間時間等)を考慮し、活動の再サンプリング及び追加サンプリングを行う。最後にトリップチェーンルールの充足を確認し、個人の活動・トリップを確

定する。トリップチェーンルールの充足を評価する際に旅行時間を考慮しており、旅行時間が長期化した状況下では、活動数が減少する。また、パラメータの外生的な設定は、目的地選択・交通手段選択においてのみ必要となる。時間に関連する開始時刻・活動時間等は既存分布からの抽出により与えており、細やかな時間の記述が可能である。

基とする TASHA は、大規模交通調査で得た活動分布を用いて、個人の 1 日のアクティビティの再現を図るルールベースのアクティビティシミュレータである。属性ごとの活動分布からサンプリングした活動列をトリップチェーンのルールを満たすように整形し、個人のアクティビティとしている。これにより、全体としては、元の活動分布と似た活動群を得ることを目的としている。しかしながら、整形時のいくつかのルールは、チェーンルールに当てはまる活動列を得るまでサンプリングを繰り返し行う、活動追加の整形ルールはない等の恣意的な設定となっている。こうした設定に、結果は大きく依存してしまう。この課題の解消のため、ASTRO では活動の再サンプリングを元の活動分布を考慮した同時確率を用いて行う。具体には、元々抽出したチェーンルールを破る活動列 c のうち一部分を再サンプリングにより改変した活動列 c' を再設定し、この活動列 c' を

$$P(c') = \frac{N(c' \cap \text{チェーン制約})}{N(c)} \quad (8)$$

の確率に従い、採択する。棄却した場合は、 c のうち、チェーンを破る活動を除外した活動列 c'' を採用する。 c, c' は活動列、 $N(x)$ は実データにおける活動列 x を満たす活動数を示す。改変した活動列の採択判定に実データの活動分布を活用することで、実活動分布に近い結果を得ることができる。また、元の分布を考慮して活動列を整形するという基本的な考え方の導入により、TASHA に比べて、アルゴリズム設定の恣意性の低減にも繋がっている。

ASTRO の中で、外生的なパラメータを用いるコンポネントは、目的地選択と交通手段選択のみである。それぞれ、SPACE と同様に与える。目的地選択はゾーン間旅行時間とその空間相関を示す確率項、目的地魅力度のみにより構成する。以上の設定により、ASTRO は少数の外生パラメータにより、大規模交通調査と類似する活動分布を得ることができる。しかしながら、元の活動分布からのサンプリングの活用及び少数の目的地・交通手段選択の説明変数の利用により、評価できる施策効果が限定的であることが課題といえる。課題解決には、各コンポネントのモデルの高度化が必要となる。ただし、ASTRO は各コンポネントを独立的に入れ替えることができる逐次的な構成となっており、モデ

0	1	2	3
4	5	6	7
8	9	10	11

図-2 移動時の滞在人口の抽出例

ル高度化による施策評価も可能である。

3. パラメータキャリブレーションの方法

シミュレーションの再現性を高めるため、各ゾーンの滞在人口を用いてパラメータキャリブレーションを行う。滞在人口データはパッシブデータであり、災害復旧期における活動状態を捕捉しやすい点にメリットがある。まず、パラメータキャリブレーションにあたり、目的関数を設定する。ゾーン z 、時刻 t におけるシミュレーションによる滞在人口を $TP_{z,t}^s$ 、観測された滞在人口を $TP_{z,t}^o$ 、パラメータベクトル Θ とし、目的関数は、

$$\min_{\Theta} \sum_t \sum_z |TP_{z,t}^s(\Theta) - TP_{z,t}^o| \quad (9)$$

と定義する。

(1) 滞在人口データの生成

本節では、シミュレーション結果から滞在人口を計算するアルゴリズムを説明する。滞在人口の観測データとの比較のため、ASTROとSPACEによって得た個人が活動しているゾーンとトリップの結果から滞在人口を集計する。個人の状態は活動（滞在）と移動の二つがある。活動状態にある個人は各ゾーンにとどまっており、滞在時間を踏まえて滞在人口としてカウントする。移動状態にある個人は、存在するゾーンが移動中に変化するため、単純には滞在人口としてカウントすることができない。本研究では、移動状態にある個人のトリップ OD を結ぶゾーンを抽出し、抽出したゾーン上を等速で移動すると仮定し、各ゾーンの時間帯別滞在人口を計算する。例えば、図-2に示すように、ゾーン 0 からゾーン 11 へ移動する場合、直線上にある起終点も含めて 6 つのゾーンがある。旅行時間が 3 で出発時刻が s の場合、ゾーン 0,1 には時間帯 s に 0.5 人、ゾーン 5,6 には時間帯 $s+1$ に 0.5 人、ゾーン 10,11 には時間帯 $s+2$ に 0.5 人を移動時の滞在として集計する。

(2) 推定アルゴリズム

パラメータキャリブレーションの方法として、進化的アルゴリズムの一種である差分進化 (DE: Differential

Evolution)¹⁴⁾ を用いる。進化的アルゴリズムとは、遺伝的アルゴリズム¹⁵⁾¹⁶⁾¹⁷⁾に代表される、生物の集団遺伝・進化の過程を模倣して最適解を探索するための探索モデルあるいはアルゴリズムの総称である。DEは他の進化的アルゴリズムと同様に解集団に対する確率的な多点探索を行う。また、突然変異におけるステップ幅を探索点の収束に比例して決めるためステップ幅の制御が不要である点に強みがある。非線形問題、微分不可能な問題、非凸問題、多峰性問題など様々な最適化問題に適応されており、これらの問題に対して高速で頑健なアルゴリズムである。DEのアルゴリズムは改良手法を含め様々な手法が提案されている。本稿では、代表的な DE/rand/1/exp アルゴリズムを以下に示す¹⁸⁾。

- (a) 各ベクトル（個体） $X_i (i = 0, 1, \dots, n-1)$ の初期化と適応度（目的関数値）の計算。
- (b) ランダムに目標ベクトル X_t を選択。
- (c) ランダムに 3 つのベクトル X_a, X_b, X_c を選択（ただし X_t, X_a, X_b, X_c は互いに異なる）。
- (d) 突然変異は

$$V = X_a + F \times (X_b - X_c) \quad (10)$$

を用いて行う。 F は突然変異率で正の定数とする。

- (e) X_t と V を交叉率 CR で交叉し、新しいベクトル X_s を生成する。 CR は正の定数。
- (f) X_t と X_s の目的関数値を比較して、目的関数値の高いベクトルを次世代に残す。
- (g) 終了条件を満たすまで b から f を繰り返す。

本研究では、パラメータキャリブレーションのアルゴリズムとして、DE/rand/1/exp を使用する。計算にあたり、DE は C++ のヘッダーコード¹⁹⁾ を基に、アルゴリズムの修正や並列化機能の追加を行った。終了条件は世代数が設定した上限に達した場合とした。

4. 2016 年熊本地震への適用計算

(1) データ

2016 年熊本地震を対象としたシミュレーションの実施にあたり、本節では作成したデータの概要を説明する。シミュレーションへのインプットデータは大きく分けて、OD 間旅行時間、対象ゾーン、被災者、非被災者、物資供給施設（救援施設）、PT データの 6 つである。被災者、救援施設のデータは SPACE にインプットし、PT データ、非被災者のデータは ASTRO にインプットし、OD 間旅行時間、対象ゾーンのデータは両者にインプットする。また、パラメータキャリブレーションにおける観測滞在人口として、株式会社ゼンリンデータコムが販売している「混雑統計®」データを用いる。なお、本研究で用いたデータの一覧は付録 I に示す。主なインプットデータの作成・設定方法の概要は次の通

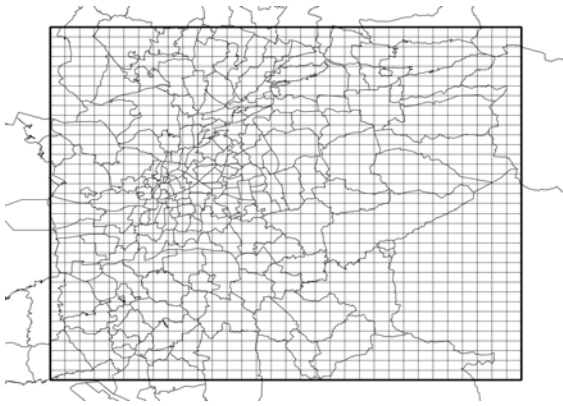


図-3 Cゾーンと3次メッシュ(熊本市近郊)

りである。

a) 対象ゾーンの設定

本項では、SPACE、ASTROそれぞれの計算対象ゾーン、滞在人口分布を用いたキャリブレーションを行う対象ゾーンについて説明する。キャリブレーション対象ゾーンは、県内の人口分布や熊本地震による被害状況、混雑統計データの特徴を踏まえて、サイズは3次メッシュ、エリアは熊本市を中心とする1152ゾーンとする。図-3の太黒線で囲んだ長方形内のエリアが対象であり、細灰色の線が3次メッシュを示す。SPACEの計算対象ゾーンも同じく3次メッシュとする。ASTROのキャリブレーション対象のゾーンも当然同じとするが、ASTROはPTデータをインプットとするため、ASTROの計算対象ゾーンは、PTデータで利用されているCゾーンとする。図-3の細黒線がCゾーンを表している。熊本中心部はCゾーンのサイズが小さく、一つのメッシュが複数のCゾーンに跨っている。一方で、郊外部はCゾーンのサイズが大きく、一つのCゾーンが複数のメッシュを含んでいる。まず、ASTROの計算対象ゾーンは、SPACEの計算対象ゾーン(1152メッシュ)と少しでも重なりがあるCゾーンとする。次に、ASTROのシミュレーション結果は、キャリブレーション対象ゾーンに分割する必要がある。具体には、算出されたCゾーンの滞在人口を、Cゾーンと重なりがある3次メッシュに、各メッシュの居住人口比率に応じて分配する。

ASTROで用いる目的地魅力度は、全産業従業者数と居住人口による重回帰分析により、簡易に与える。熊本PTの集中交通量を被説明変数とし、昼間・夜間の2時間帯で上記2つの説明変数との重回帰分析を行った結果を用い、各ゾーンの魅力度は、

- 昼間(8時17時): $1.51 \times \text{従業者数}$
 - 夜間(17時8時): $0.44 \times \text{従業者数} + 0.33 \times \text{人口}$
- により与える。なお、回帰分析の自由度調整済決定係数は0.60, 0.55であった。

b) OD間旅行時間

OD間旅行時間のうち、車両の旅行時間はETC2.0プローブデータとDRM全道路データを用いて算出する。その方法は、まず、ETC2.0プローブデータを用いてリンク平均旅行速度を算出する。この際、平均旅行速度の異常値(150km/h以上)は除外する。また、未観測リンクの平均旅行速度は、観測した全てのリンク旅行速度のうち、道路種別が同じリンク群の平均旅行速度により代替する。リンクごとの平均旅行速度とリンク長を用いて、各リンクの旅行時間を算出する。各OD間の旅行時間は、算出したリンク旅行時間を用い、最短経路探索により与える。車両以外の旅行時間は、ゾーン間の直線距離を熊本PTから算出した平均旅行速度で割ることにより算出する。平均旅行速度は、熊本PTで全トリップの交通手段別(徒歩、自転車、公共交通機関)の総旅行時間と総移動距離を求め、算出した。なお、車のOD旅行時間は災害前後で異なる期間のETC2.0データを用いているために異なるが、車以外のOD旅行時間は災害前後で同じである。

c) 被災者・非被災者

SPACEでは被災者、ASTROでは非被災者に対してシミュレーションを行う。また、SPACEでは生活場所により行動選択が異なる。そのため、メッシュごとに居住者を被災者・非被災者に分け、かつ被災者を避難所居住者・自宅居住者に分ける必要がある。具体的設定方法を説明する。まず、各メッシュのライフライン(水道、電気、ガス)の被害率の中で最大値を被災率とする。そのうえで、居住人口×被災率を被災者人口、残りを非被災者人口とする。次に、被災者を避難所居住者・自宅居住者に分けるにあたり、日ごとの市町村別避難所避難者数のデータを用いる。各市町村に属する各メッシュの被災者比率に応じて、市町村別避難所避難者数に一致するように、避難所居住者人数を各メッシュに配分する。例えば、メッシュ z の被災者数 R_z 、A市に属する被災者のいるメッシュを k, h の二つ、A市の避難所避難者数を S_A とすると、メッシュ h の避難所生活者数は $S_h = \frac{S_A R_h}{R_h + R_k}$ となる。

d) 物資供給施設

SPACEの入力である熊本地震発災後の物資供給施設(救援施設)の位置情報、営業時間、開設日のデータ作成方法を示す。位置情報はGoogle Crisis Response²⁰⁾から取得した位置を利用する。開設日、営業時間は、施設ごとに以下の方法で設定する。

避難所 市町村別避難所数をメッシュごとの被災者比率で配分することで、開設避難所を決定する。営業時間は24時間とする。

給水所 熊本市のみ詳細データを取得している。そこで、熊本市のデータの分布に従い、他市町村の開設日、

営業時間を与える。

炊き出し Google Crisis Response²⁰⁾ のカレンダー情報から入手した情報により、営業場所・日時・保有量を設定する。

銭湯、スーパーマーケット Web による情報収集から判明した営業再開日、営業時間を利用する。情報不明の店舗は収集した情報の分布を用いて補完する。

e) PT データ

ASTRO のインプットデータとして、熊本県で平成 24 年に行われた PT 調査データ²¹⁾(以下、熊本 PT)を用いる。なお、熊本 PT の調査対象者は約 12 万世帯、有効回収率は約 35%、有効サンプル数は約 10%である。

ASTRO での活動分布の集計にあたり、類似した活動分布の特徴をもつ個人属性分類を取り入れる。本研究では、子供 (20 歳未満)、成人男性 (20 歳以上 70 歳未満)、成人女性 (20 歳以上 70 歳未満)、高齢者 (70 歳以上) の 4 分類を用いる。また、ASTRO の計算にあたり、個人に居住地、勤務地を予め付与する。居住地は個人属性ごとに分布を作成し、勤務地は個人属性と居住地ごとに分布を作成する。その分布から居住地及び勤務地を抽出し、シミュレーション対象となる個人を設定する。

f) 滞在人口データ

本研究では滞在人口データとして、株式会社ゼンリンデータコムが販売している「混雑統計®」データを用いる。今回は熊本県内の 1 時間当たりの滞在人口密度を示す混雑度データを用いる。混雑度とは、測位された人数に対して滞在時間を掛け合わせ、さらに人口に合わせる形で拡大率を掛けた値である。なお、「混雑統計®」データは、NTT ドコモが提供するアプリケーション (※) の利用者より、許諾を得た上で送信される携帯電話の位置情報を、NTT ドコモが総体的かつ統計的に加工を行ったデータ。位置情報は最短 5 分毎に測位される GPS データ (緯度経度情報) であり、個人を特定する情報は含まれない。※ドコモ地図ナビサービス (地図アプリ・ご当地ガイド) 等の一部のアプリ。」であることに、留意されたい。

(2) 日常活動への適用

日常における活動計算は ASTRO で計算する、まず、観測滞在人口データ (真値) を用いて、パラメータキャリブレーションを行う。ASTRO でキャリブレーション対象とするパラメータは、目的地選択の二つのパラメータ (β_t , β_g) である。交通手段選択の影響は滞在人口には現れにくいいため、キャリブレーションの対象として設定しない。なお、実際の人口でシミュレーションを行うとキャリブレーションに時間がかかりすぎるため、実際の 1/6 の人口でシミュレーションを行い、最後に滞在人口を 6 倍に拡大する。パラメータの探索範囲は

β_t , β_g ともに $\{0.0, 5.0\}$ の範囲とする。DE の探索にあたり、個体数は 48、世代数の上限は 100 世代とする。なお、100 世代以内にパラメータが収束したことは確認している。学習用のデータとして、熊本地震発災前の 2016 年 4 月 1 日から 12 日までの間の平日のデータを利用し、結果の確認用の 4 月 13 日のデータをテストデータとする。キャリブレーションによって得たパラメータは $\beta_t = 0.010$, $\beta_g = 1.802$ であった。計算にかかった時間は、OpenMP による 24 スレッド並列下で、16 時間であった。なお、計算に利用したワークステーションの性能は、CPU は Xeon(R) Gold 6128 @ 3.40GHz、メモリは 81GB、コンパイラは g++ ver.7.4.0 である。

キャリブレーションで得られたパラメータを用いて ASTRO から出力されたトリップデータと、熊本 PT データの時間帯・活動目的別トリップ数の比較結果を表-1 に示す。総トリップ数は+0.5%であり、非常に高い精度で再現できている。目的別では、業務、仕事・学校、私事の誤差は 3%以下であり、再現性が高い。しかし、途中帰宅は過小評価、最終帰宅は過大評価となっている。双方を帰宅でまとめると良い精度といえるが、それぞれの再現性には改良の余地がある。時間帯で見ると、mid(日中)が-17.3%の過小評価、night が過大評価となっている。これは一番トリップが密集している mid から、トリップの少ない night へ活動が押し出されたことが原因であると考ええる。また、時間帯不明のトリップが PT データ内に計 21,592 トリップあり、時間帯別の推定精度の悪化の一因となっている。

キャリブレーションで得られたパラメータを用いて ASTRO で計算したシミュレーション滞在人口分布と 4/13 の観測滞在人口データ (真値) の滞在人口分布を時間帯別で比較した結果を図-4 に示す。それぞれの時間帯の平均滞在人口をカラーマップで表示している。am, mid, pm の 3 つの時間帯は滞在人口の分布が高い精度で再現できている。night は滞在人口のばらつきが大きいという点では再現出来ているが、真値で一番滞在人口が集中しているゾーンが再現されていない。夜間の目的地選択の精度が低いことが原因と考える。具体には、目的地のゾーン魅力度は、簡易に目的地の魅力度は日中と夜間の 2 分割かつ全活動目的共通で設定している。そのため、夜間の熊本市の繁華街 (観測データの人口集中エリア) への人の集まりが十分に再現できなかったと考える。

次に、キャリブレーションで得られたパラメータを用い、シミュレーション結果による滞在人口と観測滞在人口データを比較する (図-5)。散布図内の斜めの直線は $y = x$ を示す 45 度線である。RMSE は 1454.01 で、観測滞在人口が多いゾーンはシミュレーション計算による滞在人口も多いという傾向が再現できている。ま

表-1 時間帯・目的別トリップ数の比較

活動目的		am 6:00am-	mid 9:00am-	pm 3:00pm-	night 7:00pm-	不明	Total
業務	output trips	3553.3	6788.5	1993.6	2791.2	0.0	15126.6
	input trips	3350.0	8521.0	2193.0	478.0	520.0	15062.0
	output \pm trips	203.3	-1732.5	-199.4	2313.2	-520.0	64.6
	output \pm %	6.1	-20.3	-9.1	483.9	-100.0	0.4
仕事・学校	output trips	39100.6	8896.2	3011.2	4754.1	0.0	55762.1
	input trips	42334.0	9069.0	3111.0	1667.0	1307.0	57488.0
	output \pm trips	-3233.4	-172.8	-99.8	3087.1	-1307.0	-1725.9
	output \pm %	-7.6	-1.9	-3.2	185.2	-100.0	-3.0
私事	output trips	18198.3	31796.0	16292.9	14845.5	0.0	81132.6
	input trips	8406.0	41503.0	22662.0	5527.0	1727.0	79825.0
	output \pm trips	9792.3	-9707.0	-6369.1	9318.5	-1727.0	1307.6
	output \pm %	116.5	-23.4	-28.1	168.6	-100.0	1.6
途中帰宅	output trips	1966.4	5756.5	3643.4	885.9	0.0	12252.2
	input trips	1788.0	8595.0	5634.0	742.0	2635.0	19394.0
	output \pm trips	178.4	-2838.5	-1990.6	143.9	-2635.0	-7141.8
	output \pm %	10.0	-33.0	-35.3	19.4	-100.0	-36.8
最終帰宅	output trips	472.5	13930.3	47341.9	35065.7	0.0	96810.4
	input trips	349.0	11802.0	38512.0	18899.0	14815.0	84377.0
	output \pm trips	123.5	2128.3	8829.9	16166.7	-14815.0	12433.4
	input \pm %	35.4	18.0	22.9	85.5	-100.0	14.7
不明	output trips	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	input trips	533.0	1706.0	742.0	161.0	588.0	3730.0
	output \pm trips	0.0	0.0	0.0	0.0	-588.0	-3730.0
	input \pm %	0.0	0.0	0.0	0.0	-100.0	-100.0
Total	output trips	63291.2	67167.5	72283.0	58342.3	0.0	261084.0
	input trips	56760.0	81196.0	72854.0	27474.0	21592.0	259876.0
	output \pm trips	6531.2	-14028.5	-571.0	30868.3	-21592.0	1208.0
	output \pm %	11.5	-17.3	-0.8	112.4	-100.0	0.5

た、キャリブレーション実施の効果確認のため、キャリブレーション探索範囲内でランダムにパラメータを 10 ペア発生させ、発生パラメータにより ASTRO の計算を行い、観測滞在人口との比較により RMSE を算出した。パラメータキャリブレーションしたパラメータを用いた場合の RMSE の方が、全ての場合において、小さくなっており、パラメータキャリブレーションによる再現性向上の効果を確認した。

(3) 災害復旧期への適用

災害復旧期の活動計算は、ASTRO と SPACE の両方により行う。ASTRO は非被災者に適用し、SPACE は被災者に適用する。まず、観測滞在人口データを用いて、パラメータキャリブレーションを行う。キャリブレーションの対象とする SPACE のパラメータは、簡易な数値計算により滞在人口への影響があることを確認した 9 つのパラメータと、施設のサービス率に関するパラメータとする。キャリブレーションの対象とする ASTRO のパラメータは目的地選択の β_t のみとする。

このパラメータは SPACE と共通である。なお、 β_g は前節で得た値に近い 2.0 とする。外生的に与えることで、キャリブレーション対象とするパラメータ数を減らす。パラメータの探索範囲は表-2 に示す。また、SPACE の 1 タイムステップの長さは 10 分とする。なお、実際の人口でシミュレーションを行うとキャリブレーションに時間がかかりすぎるため、実際の 1/10 の人口でシミュレーションを行い、シミュレーションで得た滞在人口を 10 倍に拡大する。DE の探索にあたり、個体数は 48、世代数の上限は 150 世代 (上限以内でのパラメータの収束は確認) とする。学習用のデータとして熊本地震発災後の 2016 年 4 月 18~21 日の 4 日間のデータを利用し、結果の確認用のため、4 月 22 日のデータをテストデータとする。キャリブレーションによって得られたパラメータの値は表-2 に示す。日常時のキャリブレーション結果と比べると、目的地選択の旅行時間パラメータが大きくなっている。復旧期は日常時よりも旅行時間を重視し、活動目的地の選択を行ったためと考える。以

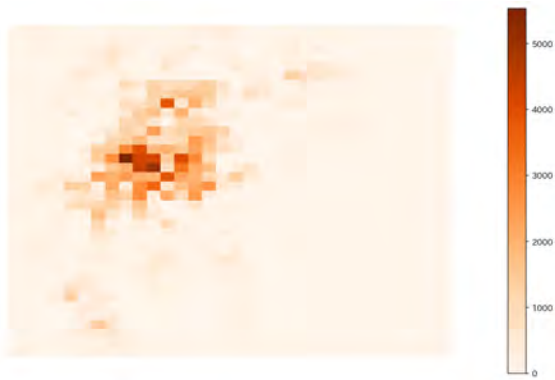


図-4-a シミュレーション am(6am-9am)

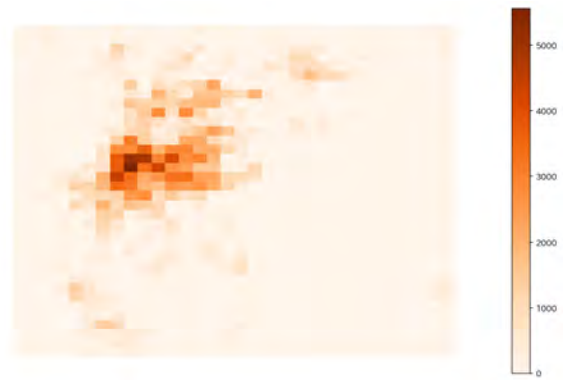


図-4-b 観測 am(6am-9am)



図-4-c シミュレーション mid(9am-3pm)



図-4-d 観測 mid(9am-3pm)



図-4-e シミュレーション pm(3pm-7pm)



図-4-f 観測 pm(3pm-7pm)

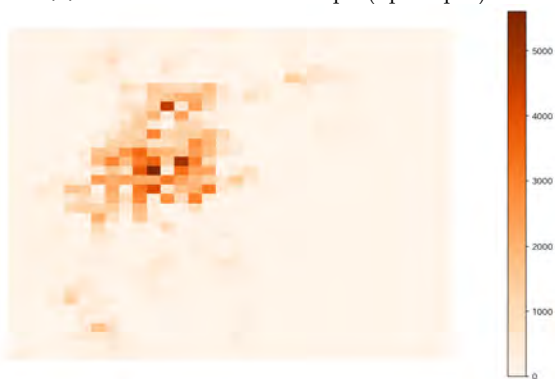


図-4-g シミュレーション night(7pm-6am)



図-4-h 観測 night(7pm-6am)

図-4 滞在人口分布の比較（日常）（観測：「混雑統計®」© ZENRIN DataCom CO., LTD.）

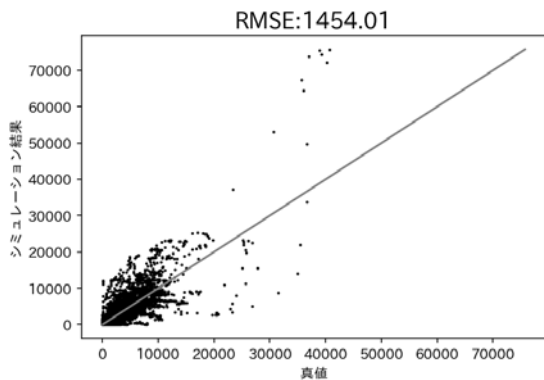


図-5 滞在人口の散布図による比較（日常時）
（「混雑統計®」©ZENRIN DataCom CO., LTD.）

表-2 キャリブレーション結果と探索範囲（復旧期）

パラメータ	推定値	探索範囲
目的地・旅行時間 β_r	1.38	0.0-2.0
目的地・空間相関 σ_r^2	2.71	0.0-5.0
目的地・非出発効用 C_{hm}	1.37	0.0-10.0
個人の基準保有量 $S^{\{X\}}$	3.31, 0.73, 7.90	0.0-10.0
施設のサービス率 $SV_{\{Y\}}$	3.15, 6.98, 1.74	0.0-10.0
初期保有の下限量 $a_{low}^{\{X\}}$	3.63, 8.24, 3.09	0.0-10.0

{X}=W,F,C, {Y}=ws, ms, sm

下の復旧期シミュレーションでは、この推定結果を用いる。

キャリブレーションで得たパラメータを用いて SPACE+ASTRO で計算したシミュレーション滞在人口分布と、真値（4/22 観測データ）の滞在人口分布を時間帯別で比較した結果を図-6 に示す。それぞれの時間帯の平均滞在人口をカラーマップで表示している。観測滞在人口の分布をみると、日常時（図-4）と比べて分散している。これは、復旧期特有の訪問先が増えたことと、魅力度の高い場所への中距離移動が短距離移動になったことが影響したと考える。シミュレーション結果においても、その分散が表現できており、日常時の ASTRO のみのシミュレーション結果よりもばらつきが大きくなっている。また、キャリブレーション実施の効果確認のため、キャリブレーション探索範囲内でランダムにパラメータを 10 組発生させ、発生パラメータにより ASTRO+SPACE の計算を行い、観測滞在人口との比較により RMSE を算出した。パラメータキャリブレーションしたパラメータを用いた場合の RMSE の方が、全ての場合において、小さくなっており、パラメータキャリブレーションによる再現性向上の効果を確認した。

最後に、SPACE+ASTRO の統合シミュレーション計算が、ASTRO 単体で災害復旧期の活動をシミュレーションするより、優れていることを示す。まず、図-7 は散

布図および RMSE を示す。RMSE は SPACE+ASTRO が ASTRO のみに対して小さくなっており、再現性の向上が確認できる。散布図の結果からも SPACE との統合により、より観測滞在人口に近い値が得られている傾向が確認できる。なお、ASTRO 単体でのシミュレーション計算は、上述の SPACE+ASTRO と同様のデータで、目的地選択パラメータ β_t, β_g をキャリブレーションして得た値 (0.020, 1.326) を用いている。

2016 年熊本地震において特に被害の大きかったエリアである益城町から熊本市東区健軍にかけての範囲（図-8-a）の 28 メッシュにおける総滞在人口の時間変動を図-8-b に示す。復旧期の ASTRO+SPACE のシミュレーション結果を総観測滞在人口と比較すると、総滞在人口の時間推移の形は再現できている。また、日常時に関しても ASTRO のみによるシミュレーション結果と観測滞在人口の時間変化の再現性は高い。日常時と復旧期の時間推移の形は全く異なっており、災害復旧期の活動を再現するためには、SPACE+ASTRO の統合型のアクティビティシミュレーションの導入が必要である。ただし、本適用結果の対象エリア内の総滞在人口はあっていない。滞在人口の総数を合わせるためには、シミュレーション計算のインプットである居住人口と観測滞在人口の夜間人口をフィットする工夫が必要となる。なお、ASTRO 単体でのシミュレーション計算は、前節の日常データを用いてキャリブレーションしたパラメータを用いている。

5. おわりに

本研究では、これまで構築されていなかった復旧期の交通需要シミュレータを構築した。被災活動需要シミュレータ SPACE と日常活動需要シミュレータ ASTRO という 2 つのアクティビティモデルを組み合わせることにより、復旧期の交通需要を再現した。

SPACE では、被災活動を逐次選択で記述することで、見通しの立たない一日のスケジュールを再現するモデルを導入した。救援施設への待ち行列導入による復旧期特有の混雑、被災者が物資を入手できなかった場合の再探索行動等を再現するモデルを構築した。SPACE は、基本的には、近くにある又は大規模な物資供給施設へのトリップを生成しており、力石ら⁴⁾が指摘している距離の短いトリップを再現できる。詳細な経路配分シミュレータと組み合わせることで、施設配置の交通混雑への影響を評価することもできよう。

ASTRO では、旅行時間長期化による活動減少を反映できること、時間表現の柔軟性が高いこと、パラメータが比較的少数であることを満たすアクティビティシミュレータを構築した。既存シミュレータである TASHA

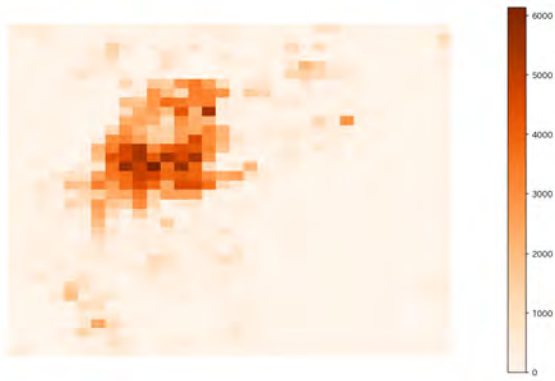


図-6-a シミュレーション am(6am-9am)

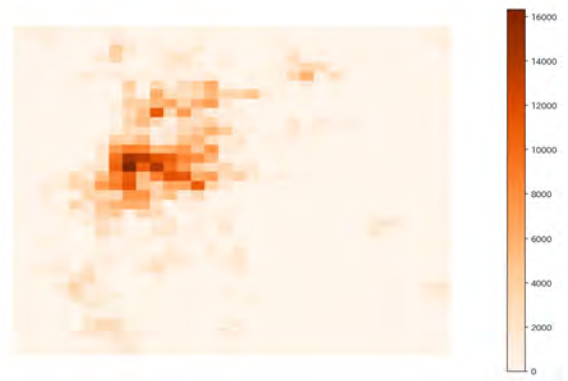


図-6-b 観測 am(6am-9am)

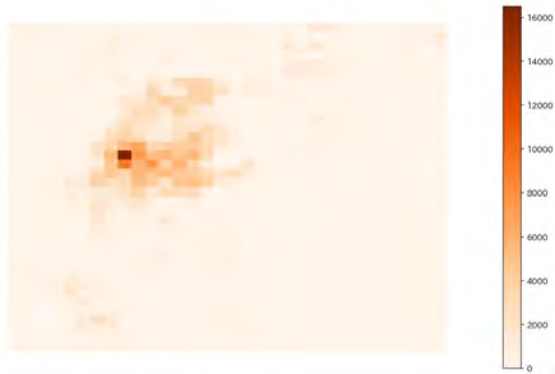


図-6-c シミュレーション mid(9am-3pm)



図-6-d 観測 mid(9am-3pm)

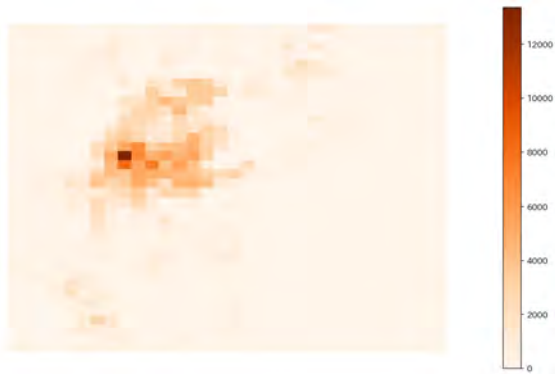


図-6-e シミュレーション pm(3pm-7pm)



図-6-f 観測 pm(3pm-7pm)



図-6-g シミュレーション night(7pm-6am)



図-6-h 観測 night(7pm-6am)

図-6 滞在人口分布（復旧期）（観測：「混雑統計®」© ZENRIN DataCom CO., LTD.）

を改良し、既存大規模調査データの活動分布に合うサンプリングアルゴリズムを導入した。提案する統合シミュレータの主な着眼は復旧期の行動評価であり、パラメータが少数であることや既存調査の活動分布に近い状態を再現できることは重要である。活動開始時刻や勤務地を外生的にエージェントに与えることで、災害復旧期のフレキシブルな勤務体系(始業開始時刻の調整、遠隔勤務等)の評価ができよう。

パラメータキャリブレーションを行い、災害復旧期という状況変化の大きい場合でもシミュレータの再現性を担保する方法を示した。復旧期の中では、比較的利用しやすい滞在人口データをキャリブレーションにあたって活用した。2016年熊本地震前後の実観測データを用いたキャリブレーションにより、ASTROによる日常時とSPACE+ASTROによる復旧期のいずれの場面においても、キャリブレーションによりシミュレーションの再現性が向上することを確認した。また、SPACE+ASTROの統合により、ASTROのみでは再現できない被災地における日中の活動増加を再現することができた点は大きな成果といえよう。

謝辞：熊本大学の溝上章志教授、円山琢也准教授には、被災地における活動実態についての有用なご意見をいただいた。ここに感謝の意を記す。また、熊本市、益城町から、復興業務で多忙の中、貴重なデータの提供を受けた。ここに感謝の意を記す。本研究の一部は、「ポスト「京」で重点的に取り組むべき社会的・科学的課題に関するアプリケーション開発・研究開発(文部科学省)」の重点課題(3)「地震・津波による複合災害の統合予測システムの構築」のサブ課題B「統合的予測のための社会科学シミュレーションの開発」の一環として実施された。

付録 I インプットデータ一覧

(a) 基本情報

- 人口分布(地図で見る統計²²⁾)
- 従業者数(〃)
- ETC2.0プローブデータ(平時:2016/2/1~2016/3/31, 復旧期:2016/4/17~2016/5/31)
- DRM全道路データ(平成26年版)
- 熊本PTデータ
- 混雑統計[®](2016/4/1~2016/4/30)

(b) 被害情報

- 地震震度分布(気象庁HP²³⁾より)
- 家屋被害:住宅倒壊数(SIP地震被害推定システムより)
- 避難所, 給水所, スーパーマーケット, 災害トイレ, 銭湯の开店情報(Google Crisis

Response²⁰⁾)

- 益城町の各避難所日別避難者数(益城町)
- 熊本県市町村別避難所・避難者数(熊本県災害対策本部会議資料等より)
- 熊本市給水所営業時間(Googleマイマップ)
- 炊き出し営業時間(Googleカレンダー)
- 銭湯, スーパー営業時間(各施設のHPより)
- 水道の被害・復旧(熊本県災害対策本部会議資料等より)
- 都市ガスの被害・復旧(〃)
- 電気の被害・復旧(〃)

参考文献

- 1) 桑原雅夫, 原祐輔, 三谷卓摩, 川崎洋輔, 竹之内篤, 井料隆雅, 浦田淳司. 熊本地震における都市内交通, 避難の実態と課題. 第54回土木計画学研究発表会・講演集(CD-ROM), 2016.
- 2) Yosuke Kawasaki, Masao Kuwahara, Yusuke Hara, Takuma Mitani, Atsushi Takenouchi, Takamasa Iryo, and Junji Urata. Investigation of traffic and evacuation aspects at kumamoto earthquake and the future issues. *Journal of Disaster Research*, Vol. 12, No. 2, pp. 272–286, 2017.
- 3) 力石真. 平成30年7月豪雨に学ぶ交通システムのリスク・ガバナンス. *交通工学*, Vol 54, No.3, 2019.
- 4) 力石真, 浦田淳司, 吉野大介, 藤原章正. 交通ネットワーク被災時の発生・集中・内々交通量及び旅行時間の変動特性. 土木学会論文集 B1(平成30年西日本豪雨災害特別企画), 2019.
- 5) Junji Urata, Yasushi Sasaki, and Takamasa Iryo. Spatiotemporal analysis for understanding the traffic demand after the 2016 kumamoto earthquake using mobile usage data. *21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp. 2496–2503, 2018.
- 6) 佐々木泰, 浦田淳司, 井料隆雅. 熊本地震復旧期における滞在人口分布の時空間分析. 第57回土木計画学研究発表会・講演集(CD-ROM), 2018.
- 7) 山口裕通, 奥村誠, 金田穂高, 土生恭祐. 携帯電話GPS情報から分かる熊本地震による行動パターンの被災・回復過程. 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol. 73, No. 5, pp. I.105–I.117, 2017.
- 8) 佐藤史典, 力石真, 藤原章正. モバイル空間統計を用いた復旧・復興過程の独立成分分析: 2014年8月広島土砂災害を例に. 第55回土木計画学研究発表会・講演集(CD-ROM), 2017.
- 9) 奥村誠. 都市内災害復旧過程の時空間パターンの把握. *都市計画論文集*, Vol. 50, No. 3, pp. 402–408, 2015.
- 10) Riki Kawase, Junji Urata, and Takamasa Iryo. Sampling approach on spatial variation for travel demand forecasting. In *6th Symposium of the European Association for Research in Transportation (hEART 2017)*, No. 143, pp. 12–14.
- 11) Eric J Miller and Matthew J Roorda. Prototype model of household activity-travel scheduling. *Transportation Research Record*, Vol. 1831, No. 1, pp. 114–121, 2003.
- 12) Matthew J Roorda, Eric J Miller, and Khandker MN Habib. Validation of tasha: A 24-h activity scheduling microsimulation model. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 42, No. 2, pp. 360–375,

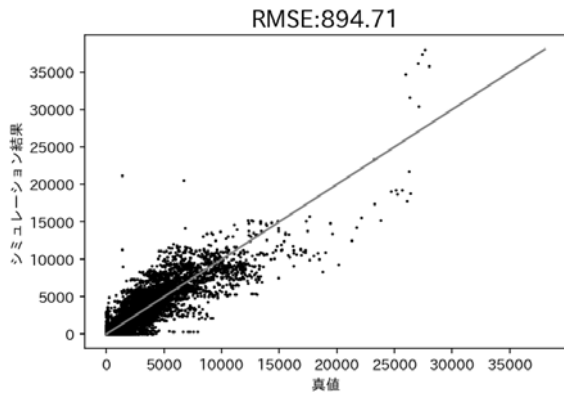


図-7-a SPACE+ASTRO

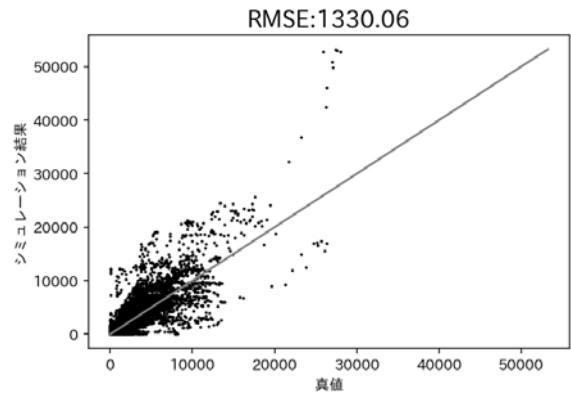


図-7-b ASTRO のみ

図-7 滞在人口の散布図による比較（復旧期）（真値：「混雑統計®」©ZENRIN DataCom CO., LTD.）



図-8-a 対象エリア

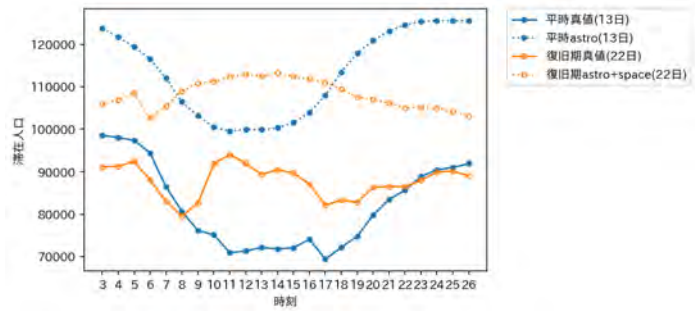


図-8-b 滞在人口の変動

図-8 被災中心地周辺の総滞在人口推移（真値：「混雑統計®」©ZENRIN DataCom CO., LTD.）

- 2008.
- 13) 佐々木泰, 浦田淳司, 井料隆雅. 災害復旧期における日常活動需要計算のためのアクティビシミュレータの構築. 第 60 回土木計画学研究発表会・講演集 (CD-ROM), 2019.
 - 14) Rainer Storn and Kenneth Price. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of global optimization*, Vol. 11, No. 4, pp. 341–359, 1997.
 - 15) 久保幹雄, J.P. ペドロソ. メタヒューリスティクスの数理. 共立出版, 2009 年 5 月 10 日発行.
 - 16) 小野功, 山村雅幸, 喜多一. 実数値 GA とその応用. 人工知能学会誌, Vol. 15, No. 2, pp. 259–266, 2000.
 - 17) 大谷紀子. 進化計算アルゴリズム入門 生物の行動科学から導く最適解. オーム社, 2018 年 6 月 25 日発行.
 - 18) 伊藤稔, 田中雅博. 関数値最適化のための particle swarm optimization, differential evolution, 実数値遺伝的アルゴリズムの探索性能に関する検討. 甲南大学紀要. 理工学編, Vol. 52, No. 1, pp. 125–135, 2005.
 - 19) Milos Stojanovic. differential-evolution. <https://github.com/milsto/differential-evolution>. 2019 年 11 月閲覧.
 - 20) Youth Action for Kumamoto. Google crisis response. <http://20160414kumamoto.wixsite.com/community>. 2016 年 4 月閲覧.
 - 21) 熊本県. 熊本都市圏都市交通マスタープラン. https://www.pref.kumamoto.jp/kiji_16775.html. 2019 年 12 月閲覧.
 - 22) 総務省統計局. 地図で見る統計 (統計 GIS). <https://www.e-stat.go.jp/gis>. 2017 年 12 月閲覧.
 - 23) 気象庁. 推計震度分布図. http://www.data.jma.go.jp/svd/eew/data/suikai/201604142126_741/201604142126_741_1.html. 2017 年 12 月閲覧.

Development of activity demand simulator for a disaster restoration period
and its application

Junji Urata, Yasushi Sasaki, Takamasa Iryo