

# 大規模災害後の動学的人口移動予測に基づく復興補助政策の決定とその修正

## Designing and Revising Reconstruction Policies Based on Dynamic Population Movement Predictions after Large-Scale Disasters

小関 玲奈\*, 羽藤 英二\*\*  
Rena KOSEKI\*, Eiji HATO\*\*

We aim to model the long-term evacuation process as a recursive path choice problem under uncertainty and establish a framework for modifying the reconstruction policy by optimizing the Spatio-temporal allocation of assistance policies by dynamic Network Design Problem. We also attempt to reduce estimation bias by modeling the interaction of local communities during the recovery period as the expected number of people at the next time step (externality term) and estimating it endogenously through structural estimation. The empirical analysis shows a positive externality during the reconstruction process, suggesting that out-migration promotes further out-migration and the usefulness of collective relocation projects. We formulate a network design problem to optimize rent subsidies on a Spatio-temporal network, and case studies confirmed its usability and importance in revising recovery plans.

**Keywords:** Reconstruction, Recursive Logit model, Location choice, Network Design Problem  
復興計画, RL モデル, 居住地選択, ネットワークデザイン

### 1 はじめに

#### 1.1 研究の背景と目的

巨大災害や紛争の後には人々の故郷が破壊され、多くの住民が居住地選択を迫られる。復興が長期化した東日本大震災の被災者<sup>1)</sup>や、故郷の情勢と世帯の生存戦略にしたがって帰還と避難を繰り返す紛争地の難民<sup>2)</sup>の居住地選択には、長期にわたる復興やライフプランといった、将来を見据えながら行われる動学的意思決定がある。従って自然災害や紛争地の居住支援政策を検討する際には、これらの長期的避難を一連のプロセスとして捉え、政策決定も動学的に行う必要があるだろう。しかし、プロセスとしての被災者の居住地選択と広域人口移動に及ぼす影響を踏まえた、補助政策の時空間制御がなされてきたとは言い難い。

以上のような背景のもと本研究は、発災後の長期避難プロセスを不確実性下における再帰的経路選択問題としてモデル化し、動学的ネットワークデザインにより補助政策の時空間配分を最適化することで、復興政策の修正に向けた枠組みを構築することを目的とする。また、復興期の居住地選択における地域コミュニティの相互作用（外部性）が重要な役割を果たすことに着目し、推定バイアスを軽減することを試みる。

#### 1.2 論文の構成

本論文では、2章にて既往研究の整理と本論文の位置付けを行い、3章では外部性を考慮した動的居住地選択モデルの枠組みを提案する。4章では、3章で示した動的居住地選択モデルを下位問題とし、10年間の家賃補助の時空間配分を決定する動学的ネットワークデザインのフレームワークを提示し、5章にて東日本大震災後の居住履歴データを用いたケーススタディを行う。最後に6章で結論と今後の展望について整理する。

### 2 既往研究

#### 2.1 東日本大震災後の居住地選択と外部性

本研究では、より多くの人が都市 A を選択するほど都市 A の居住効用が高まることを「正の外部性」と定義し、逆に都市 A の効用が下がることを「負の外部性」と定義する。以下では、これらの外部性に関する事例をレビューし、発災後の居住地選択において外部性を考慮する重要性を示す。

東日本大震災では広域にわたる甚大な被害により復興事業に遅れが生じ、居住地選択を迫られる被災者が多数発生した<sup>3)</sup>。復興事業を遅らせた要因の一つとして、用地確保の困難さや技術者の不足<sup>4)5)</sup>があげられている。また東日本大震災では、借り上げ型仮設住宅が多数供給された。米野 (2018) は、借り上げ型仮設住宅の供給が建設型を上回った宮城県を対象に、被災した市町村から借り上げ型仮設住宅への入居、撤退後の住宅再建へと市町村を超える居住地移動が発生していることに着目し、市町村ごとの特徴を分析している<sup>6)</sup>。その結果、既存の民間賃貸住宅の多い仙台市やその周辺都市では市町村内で借り上げ型仮設住宅に入居する一方、小規模な沿岸の町からはこのような大都市へ転出しやすいという傾向を明らかにしている。

以上のことから、震災前の賃貸住宅容量に対する被災後の住宅需要量が居住場所の決定に影響を及ぼしていることが要因となり、復興過程において負の外部性が生じていると考えられる。

一方で、もともとの地域コミュニティの強さや復興過程で築かれたコミュニティの存在が各個人の住宅再建の意思決定に影響を及ぼしてきた事例も散見される。大宮ら (2012) は、応急期の陸前高田市において、高台の私有地が支援物資供給拠点や医療拠点として開放されて地域拠点を形成したこと示し、応急期にコミュニティスペース、

\*正会員 日本工営株式会社 (Nippon Koei Co., Ltd.)

\*\*正会員 東京大学大学院 工学系研究科 (The University of Tokyo)

交流の場が求められていたことを指摘している<sup>7)</sup>。

被災世帯率が約 7 割となった雄勝では、被災世帯の 13.7 パーセントの仮設住宅しか雄勝内に設置することができなかった。その結果多くの世帯が雄勝外に避難することを強いられ、全被災世帯のうち地区内再建を希望した世帯は 2 割に満たないという結果に繋がったと指摘されている。震災を機に 5 割以上の世帯が雄勝から流出しており、震災を契機とした小規模集落における世帯流出は大きな問題とされる<sup>8)</sup>。この事例は、地域内に残ることができた世帯が少なかったことにより地域内の居住効用が下がり、人口流出が加速したという意味において、正の外部性の一例として捉えられる。以上のように負の外部性（混雑）と正の外部性は被災地の居住地選択に一定の影響を与えており、これらを考慮した上で復興政策を検討することが必要といえよう。一方で、復興過程における外部性の理論的な分析が十分に行われているとは言い難い。そこで本研究ではこれらを外部性項としてモデル化し、実際の居住地選択においては正負どちらの外部性が卓越していたかを実証的に示すことを試みる。

## 2.2 再帰的逐次選択モデル

世帯情報・居住履歴データの取得が障壁となり膨大な研究蓄積のある居住地選択モデルの多くは静学モデルであるが、世帯・環境属性の時間変化<sup>9)10)</sup>、住宅市場の変動<sup>10)</sup>を考慮した動学モデルが構築され、静学モデルのバイアスが指摘されてきている。

本研究では、東日本大震災後の動的居住地選択を Discounted Recursive Logit Model (DRL モデル) によりモデル化した既往研究<sup>1)</sup>をベースとし、復興期の居住地選択における外部性を考慮したモデルへと拡張することを試みる。DRL モデルは、Fosgerau et al.(2013)<sup>11)</sup>によって提案された逐次経路選択モデルである Recursive Logit Model (RL モデル) に将来の不確実性を考慮できるよう将来効用に時間割引率を導入したモデル<sup>12)</sup>である。モデルの詳細は 3 章にて説明する。

## 2.3 ネットワークデザイン問題

Farahani et al.(2013)<sup>13)</sup> ではネットワークデザイン問題 (Network Design Problem: 以下 NDP) の包括的レビューが行われている。交通 NDP は、(1) ネットワーク改善のための政策策定、(2) この設計政策に対するネットワーク利用者の行動予測という二つの問題があり、多くは、上位問題に政策決定モデル、下位に需要モデルとする二段階構造が取られる。一方これまでの復興計画策定においては、被災者の居住地選択に政策が与える影響を考慮しながら最適化するという設計手法は取られていない。そこで本研究では、NDP を発災後の時空間ネットワークに援用し、復興政策の時空間最適化を試みる。

上位問題において道路ネットワークの離散的/連続的政策変数の最適化をする Road Network Design Problem では、多くが予算制約のもと旅行時間を最小化する单一目的の最適化が行われ、多目的最適化問題の場合、

Farahani et al.(2013) でレビューされている全ケースにおいて weighted sum approach が使用されている<sup>13)</sup>。バスの運行経路と運行頻度の最適化を GA アルゴリズムによる NDP として解いた既往研究でも、目的関数はオペレーションコスト、ユーザーコスト、外部性コストの加重和とされている<sup>14)</sup>。このように多目的最適化問題の解法として目的関数の加重和に頼るのではなく、パレートフロンティアを用いたメタヒューリスティックな方法の開発が必要であると指摘されている<sup>13)</sup>。

Scarinci et al.(2017)<sup>15)</sup> では、動く歩道のネットワーク構築のため、投資コスト最小化と旅行者の総旅行時間最小化の二つのトレードオフの関係にある目的関数を最適化するヒューリスティックなネットワーク更新法を提示している。ネットワーク更新の際には、探索のランダム性とネットワーク更新が総旅行時間に与える影響が最大のものを増加、最小のものを減少させる貪欲更新法とを近傍構造に仮定する。また、大山・羽藤(2017)<sup>16)</sup>は、多様で逐次的な歩行者の活動経路選択モデルで時空間相関を考慮して配分する問題を下位問題とし、(a) 地区の平均滞在時間最大化と合計拡幅面積最小化、(b) 総期待効用最大化と合計拡幅面積最小化の二つのパターンの多目的最適化問題として定式化し、二つの目的関数のトレードオフをパレートフロンティアとして示している。本論では、Scarinci et al.(2017)<sup>15)</sup>、大山・羽藤(2017)<sup>16)</sup> らのネットワーク更新法を援用し NDP を行う。

## 2.4 本研究の位置付け

本研究はまず、既往研究によって示してきた居住地再建における外部性をモデル化し、災害後の再帰的居住地選択モデルに導入することで推定バイアスを軽減することを試みる。次に、この動的居住地選択モデルを下位問題とし、災害後 10 年間の時空間ネットワークに対してネットワークデザイン問題を定式化する。震災後 10 年間の時空間ネットワークを対象にネットワークデザインを行うことで、いつ、どこに、どれだけの投資を行うかという時空間的な政策最適化のフレームワークを構築することが本論文の特徴である。

## 3 外部性を考慮した動的居住地選択モデル

本章では、災害後の動的居住地選択モデル<sup>1)</sup>をベースモデルとし、外部性を考慮するモデルへと拡張する。ベースモデルの詳細な説明は既往研究を参照されたい。

### 3.1 動的居住地選択モデル

本モデルでは、被災者の居住地選択履歴を発災後から 10 年間の時間軸と広域都市圏域を表す空間軸による時空間ネットワーク上で表現する。時空間ネットワーク  $\mathcal{G} = (S, A)$  は、時点  $t$  における居住地を表す状態ノード  $S$ 、居住地の時空間遷移行動を表すリンクの集合  $A$  によって構成される。 $S$  は時点  $t$  毎に異なる居住地ノード  $s_t = (t, l), (t \in T, l \in L)$  を要素を持つ。 $T$  は復興年限、 $L$  は居住地選択上での選択肢となる都市の集合

である。発災から  $T$  期までの被災者の居住地選択履歴は、時点  $t$  毎に居住地  $s$  を選択した一連の経路として、 $\sigma = [s_1, \dots, s_T] (s_T = d = (T, l))$  として表す。

ある時点  $\tau$  に居住状態  $s_\tau$  にある被災者は、次時点で取りうる居住状態の集合  $\mathcal{S}(s_\tau)$  の中から、次時点の居住状態  $s_{\tau+1}$  を選択する。このとき被災者  $n$  は、 $s_{\tau+1}$  で得られる即時効用  $u(s_{\tau+1} | s_\tau)$  と、 $s_{\tau+1}$  から最終時点  $T$  における居住状態  $s_T = d = (T, l)$  までの期待最大効用  $V^d(s_{\tau+1})$  との和を最大化するように選択する。最終時点  $T$  での居住状態  $d$  までの期待最大効用  $V^d(s_\tau)$  は Bellman 方程式<sup>17)</sup> により再帰的に表される（式（1））。以下、未知パラメータ  $\theta$  の表記は省略する。

$$V^d(s_\tau) = \mathbb{E} \left[ \max_{s_{\tau+1} \in \mathcal{S}(s_\tau)} \{v(s_{\tau+1} | s_\tau) + \beta V^d(s_{\tau+1}) + \mu \varepsilon(s_{\tau+1})\} \right] \quad (1)$$

$v(s_{\tau+1} | s_\tau)$  は即時効用の確定項である。 $\beta$  は  $0 \leq \beta \leq 1$  を満たす時間割引率であり、災害時の不確実性を反映する。ここで、誤差項  $\varepsilon(s_{\tau+1})$  に i.i.d. ガンベル分布を仮定すると、居住状態  $s_\tau$  から居住状態  $s_{\tau+1}$  に遷移する確率は式（2）のようにロジット型で記述される。

$$P^d(s_{\tau+1} | s_\tau) = \frac{e^{\frac{1}{\mu} \{v(s_{\tau+1} | s_\tau) + \beta V^d(s_{\tau+1})\}}}{\sum_{s'_{\tau+1} \in \mathcal{S}(s_\tau)} e^{\frac{1}{\mu} \{v(s'_{\tau+1} | s_\tau) + \beta V^d(s'_{\tau+1})\}}} \quad (2)$$

動的な居住選択経路  $\sigma$  の選択確率は、各時点  $\tau$  における居住状態選択確率（式（2））の積として表される（式（3））。

$$P_n(\sigma_n) = \prod_{\tau=1}^{T-1} P^d(s_{\tau+1} | s_\tau) \quad (3)$$

### 3.2 外部性を考慮したモデルの拡張

巨大災害後の居住地選択の意思決定においては、負の外部性や正の外部性といった他の被災者との相互作用があると考えられる。本節では、この外部性効果を実データによって推定するためのモデルの拡張を行う。

#### 3.2.1 外部性項の導入

外部性は同じ選択をする世帯数の関数によって表す。この外部性に対し推定されるパラメータの正負によって、意思決定において働いているのは正の外部性なのか負の外部性なのかを実証的に判断することができる。出発時刻選択を情報不完備ゲームと捉え、鉄道混雑効果を内生的に考慮した効用関数を定式化した既往研究<sup>18)</sup>を参考に、本モデルにおける外部性項を定式化する。

ここで、外部性項を次時点  $\tau+1$  に都市  $i$  を選ぶ被災世帯の期待人数、つまり居住状態ノード  $s_{\tau+1}$  を選択する期待人数  $EP(s_{\tau+1}; \theta)$  として定式化する（式（4））。

$$EP(s_{\tau+1}; \theta) = \sum_n P_n(s_{\tau+1}; \theta) = \sum_n \sum_{s_{\tau+1} \in g(s_\tau)} P_n(s_{\tau+1} | s_\tau; \theta) P_n(s_\tau; \theta) \quad (4)$$

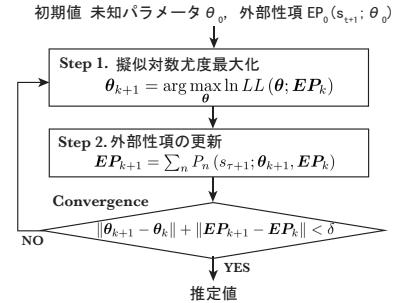


図 1 外部性項の構造推定アルゴリズム  
式（4）で表される外部性項を即時効用の確定項の説明変数として式（5）のように導入し、パラメータ推定を行う。

$$v(s_{\tau+1} | s_\tau; \theta) = \theta \mathbf{x}_{s_{\tau+1} | s_\tau} + \theta_{EP} EP(s_{\tau+1}; \theta) \quad (5)$$

$\mathbf{x}_{s_{\tau+1} | s_\tau}$  は居住ノードの組  $(s_\tau, s_{\tau+1})$  に関する属性変数ベクトルである。ここで、 $EP(s_{\tau+1}; \theta)$  は、推定される未知パラメータベクトル  $\theta$  よって決まるノード  $s_{\tau+1}$  の選択確率  $P_n(s_{\tau+1})$  によって定義されるため、モデル内で内生的に決定される。

#### 3.2.2 構造推定

図 1 に示すように、構造推定（NPL アルゴリズム）<sup>19)</sup>により内生的に決定される外部性項と未知パラメータを推定する。まず初期値  $\theta_0$ ,  $EP_0$  を与え、以下の 2 段階でのパラメータ更新を繰り返す。

Step 1  $k$  回目の出力  $\theta_k$ ,  $EP_k$  に対して、擬似対数尤度関数  $\ln LL(\theta; EP_k)$  を最大化するように  $\theta_{k+1}$  を求める（式（6））。

$$\theta_{k+1} = \arg \max_{\theta} \ln LL(\theta; EP_k) \quad (6)$$

Step 2 推定パラメータ  $\theta_{k+1}$  と  $EP_k$  より、外部性項を式（7）の通り更新する。

$$EP_{k+1} = \sum_n P_n(s_{\tau+1}; \theta_{k+1}, EP_k) \quad (7)$$

ある閾値  $\delta$  に対して収束条件  $\|\theta_{k+1} - \theta_k\| + \|EP_{k+1} - EP_k\| < \delta$  が満たされたまで Step 1-2 を繰り返し、収束した時の値を推定値とする。

#### 3.3 実証分析

本節では、外部性を考慮した動的居住地選択モデルを東日本大震災被災者の 10 年間の居住履歴に適用する。データは東日本大震災後 10 年間の居住履歴を web 調査で取得した既往研究<sup>1)</sup>と同じであり、時空間ネットワークおよび選択肢集合生成プロセスも同既往研究に従う。

#### 3.3.1 モデルの設定

対象期間は 2011 年から 2020 年の 10 年間とする。発災時点を  $t = 1$  とし、2011 年のみ 4step/year, 2012 年以降は 1step/year とする  $T = 14$  の時空間ネットワークとした<sup>1)</sup>。各世帯の居住先候補地は既往研究と同様 MCMC 法により 4 都市ずつサンプリングする<sup>1)</sup>。転出先候補は、被災県とする岩手県、宮城県、福島県は市町村単位、それ以外の県への移動は都道府県単位とする。

表 1 外部性項を導入した動的居住地選択モデルの推定結果

	All		Iwate		Miyagi		Fukushima	
	parameter	t-value	parameter	t-value	parameter	t-value	parameter	t-value
(1) 可住地人口密度 (人/ha)	0.015	17.70	0.032	11.44	0.026	15.13	0.012	8.71
(2) 平均家賃/平均所得	-0.043	-2.81	-0.101	-2.66	-0.033	-1.50	-0.047	-1.55
(3) 震災時点居住地ダミー* (EP/被災時点人口)*	1.174	20.07	1.238	7.61	1.572	15.19	0.828	8.59
(4) 移動時間 ( $10^{-4}s$ ) (注)*外部性項	-3.752	-30.43	-4.087	-12.40	-4.220	-15.51	-3.853	-23.13
時間割引率		0.60		0.60		0.60		0.60
サンプル数 (人数*time step)		283*14		65*14		108*14		110*14
初期尤度		-5100.18		-1171.42		-1946.36		-1982.40
調整済み最終尤度		-1672.75		-271.65		-578.52		-722.38
尤度比		0.67		0.76		0.70		0.63

### 3.3.2 効用関数

即時効用の説明変数は、(1) 可住地人口密度 (人/ha) (各年変動), (2) 平均家賃/平均所得, (3) 震災時点居住地ダミー\* (外部性項  $EP$ /被災時点人口), (4) 都市間移動時間 ( $10^{-4}s$ ), を用いた。 (2) は、各都市の平均課税対象所得<sup>(2)</sup>に対する平均家賃の割合である。被災自治体の平均家賃は住宅需要や復興進捗率等により変化するため、内生性を考慮することは重要と考える。被災自治体内の地区スケールの居住地選択を再現すること、家賃の内生性を考慮することは今後の課題である。 (3) が発災時点都市における外部性を表すものであり、ここでは次章以降の配分・ネットワークデザインにおける被災世帯数とのスケールを合わせるため、被災時点人口に対する割合として扱う。この変数のパラメータが正であれば、故郷に残る人が多いほど自分も故郷に残りたいと思う傾向を示すことになる。ここでは市町村単位の時空間ネットワークであるためマクロな復興需要の相互作用を表し、コミュニティ単位の相互作用を表現できていない。より詳細な地区単位のネットワークを構成ためには、地区レベルの統計データや自治体ごとの被災者居住履歴データの取得・公開が必要と考える。

### 3.4 推定結果

本論文では、(1) 全 283 サンプル、(2) 岩手県 (65 サンプル), (3) 宮城県 (108 サンプル), (4) 福島県 (110 サンプル) の 4 パターンで推定を行い、比較する。以下ではスケールパラメータは  $\mu = 1$ 、割引率は  $\beta = 0.6$  に固定する。パラメータの推定結果を表 1 に示す。全パターンで人口密度は正に有意な値、移動時間パラメータは全てで負に有意な値となった。また、(2) 平均家賃/平均所得は全サンプルと岩手県で負に有意な値となっており、平均所得に対する家賃の割合が高い都市は嫌われる傾向にあるといえる。つまり家賃補助を出すことで家賃の金額が下がると、その都市の魅力度が向上することになる。また、単純に家賃に対するパラメータではなく、平均所得に対する平均家賃の割合に対するパラメータであるため、同じ金額の家賃補助で家賃が割り引かれたとしても、平均所得が低い都市ほどその効果は大きくなるといえ、これを次章の NDP 問題における政策変数とする。

震災時点の居住地における外部性を表す (3) のパラ

メータは全てのパターンにおいて正に有意な値となり、復興過程の居住地選択においては震災時点居住地における正の外部性があるといえる。これは、被災地に残る人が多いほど地域の効用が上がるということである。つまり、グループ補助金や防災集団移転事業といった震災時点の居住地における正の外部性を生む復興政策は地域そのものの魅力を高め、こうした復興事業を利用しない人にとっても利益があるということになる。また反対に、地域から人口が転出すればするほど地域の魅力度は下がり、人口減少に拍車がかかる 것을意味するため、ソフト補助・ハード整備によって人口転出を抑制するマネジメントが重要になるといえるだろう。

## 4 時空間復興政策 NDP のフレームワーク

本章では、Scarinci et al.(2017)<sup>15)</sup>、大山・羽藤(2017)<sup>16)</sup>に基づき、復興期における時空間 NDP のフレームワークを示す。このネットワークデザインでは、各都市における家賃補助  $a_{st}$  (以降  $a_{t,i}$  と表記) を政策変数とし、その時空間配分を決定する。時点  $t$  の都市  $i$  における居住制約を  $C_{t,i}$  と表し、家賃補助を  $a_{t,i}^{(h)}$ 、家賃補助の全体を家賃補助ネットワーク  $S_a$ 、人口分布を  $pop_{t,i}$  と表す。また、その時点でのアルゴリズム反復回数  $h$  を変数の右肩に記す。その他の表記は 3 章と同じとする。なお、それぞれの  $t, i$  は 3 章における状態ノード  $s_t$  に対応するが、本章では時点  $t$  の都市  $i$  を明示的に記すためにこのような表記をとる。

### 4.1 STEP0: 初期値設定

まず各時点各都市における家賃補助の初期値  $a_{t,i}^{(0)}$  を全て 0 円とし、震災時点の人口分布  $pop_{0,i}$  を人口分布の初期状態、アルゴリズムの総反復回数  $I$  を設定する。人口の初期分布  $pop_{0,i}$  は、対象被災都市  $C_{damaged}$  の被災人口とする。発災年である 2011 年時点の居住地  $i$  ごとに、3 章でも用いた MCMC 法による選択肢サンプリング<sup>1)</sup> によって各被災世帯  $n$  の選択肢集合を形成する。

また、 $C_{t,i}$  は  $t$  期における被災都市  $i \in C_{damaged}$  の居住制限であり、避難指示を受けた原発被災地は避難指示解除まで  $C_{t,i} = 0$  とする。その他の被災地と非被災都市には全サンプルが居住可能な十分な容量を設定する。

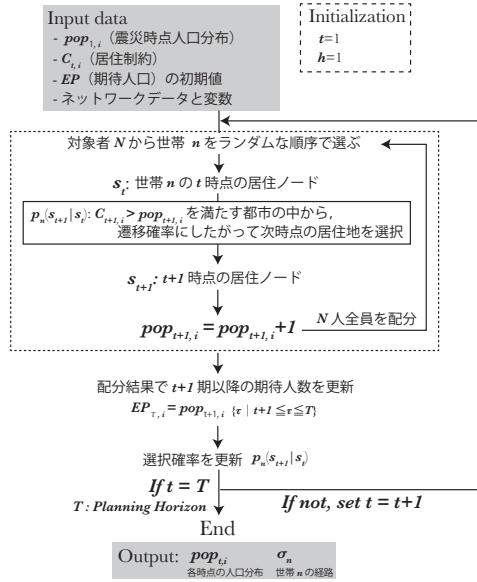


図2 復興期の人口移動配分アルゴリズム

#### 4.2 STEP1: 配分

図2に示す配分手順に従い、居住制限  $C_{t,i}$  と更新される家賃補助  $a_{t,i}$  に応じた配分結果として、各世帯  $n$  の居住履歴  $\sigma_n$  を出力する。3章の動的居住地選択モデルにおいて推定したパラメータを用い、居住状態  $s_{\tau}$  から居住状態  $s_{\tau+1}$  に遷移する遷移確率  $P^d(s_{\tau+1} | s_{\tau})$  を式(2)により求める。この選択確率に従い、世帯  $n$  はマルコフ過程によって居住地を逐次的に決定しているという仮定のもと、世帯  $n$  ごとに配分していく。具体的には、世帯  $n$  の居住状態  $s_t$  と状態遷移確率  $P^d(s_{\tau+1} | s_{\tau})$  に基づき、次の時点の居住状態  $s_t$  を選択させる形で配分する。時点  $t$  の都市  $i$  における居住世帯数が居住可能制限  $C_{t,i}$  が0の場合、都市  $i$  は選択肢候補から除外される。

#### 4.3 STEP2: 目的関数の計算

配分結果に基づき、トレードオフの関係にある目的関数  $Z_1$  と  $Z_2$  を計算し、二つの目的関数を最適化する。 $Z_1$  は総効用最大化 ( $Z_{1,1}$ ) と被災地人口最大化 ( $Z_{1,2}$ ) という二種類を扱う。一つ目は、総効用最大化であり、式(8)のように定式化する。

$$\max Z_{1,1} = \sum_{n \in N} V_n^d(s_0) \quad (8)$$

$N$  はサンプル数、 $V_n^d(s_0)$  は3章の式(1)によって算出される、発地状態ノード  $s_0$  における期待最大効用である。二つ目は、最終時点  $T$  における被災地人口の最大化であり、式(9)のように定式化する。

$$\max Z_{1,2} = \sum_{i \in C_{\text{damaged}}} \text{pop}_{T,i} \quad (9)$$

$C_{\text{damaged}}$  は被災都市であり、入力となる人口の初期分布として人口が存在する都市である。3つ目は、家賃補助総額の最小化であり、式(10)のように定式化する。

$$\min Z_2 = \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} a_{t,i} \text{pop}_{t,i} \quad (10)$$

#### 4.4 STEP3: 家賃補助ネットワークの更新

次に家賃補助ネットワーク  $S_a$  を更新し、新たなネットワークのもとで人口移動配分計算をすることを反復する。家賃補助ネットワークの最適化には、以下の方法で解の更新を繰り返すメタヒューリスティックな方法を採用する。更新単位  $a_{\text{unit}}$  を設定し、時点  $t$  の都市  $i$  への家賃補助を  $a_{\text{unit}}$  分、家賃補助下限値  $a_{\min}$  から上限値  $a_{\max}$  の間で増減させる。従って補助を減額させる更新では  $a_{t,i} - a_{\text{unit}} \geq a_{\min}$  が、補助を増額させる更新では  $a_{t,i} + a_{\text{unit}} \leq a_{\max}$  が制約条件となる。このネットワーク更新は発見的解法のうち改善法に位置付けられ、解の探索を行う近傍を定義する必要がある。そこで本研究では大山・羽藤(2017)<sup>16)</sup>を参考に、探索範囲の多様化と目的関数に対する局所最適解へと集中させる貪欲更新規則として以下の近傍構造の定義を仮定する。

#### ランダム性

- (1)Decrease-random-limit: 一様分布にしたがってランダムに抽出した  $a_{t,i}$  を  $a_{\text{unit}}$  分減らす。
- (2)Increase-random-limit: 一様分布にしたがってランダムに抽出した  $a_{t,i}$  を  $a_{\text{unit}}$  分増やす。

#### 補助金更新による総効用の変化量

- (3)Decrease-worst-limit: *worst* と定義される  $a_{t,i}$  (式(11)の値が最小のもの) を  $a_{\text{unit}}$  分減らす。

$$\varphi_{s_t}^{\text{loss}} = \left\{ \bar{v}_{s_t} \left( a_{t,i}^{(h)} - a_{\text{unit}} \right) - \bar{v}_{s_t} \left( a_{t,i}^{(h)} \right) \right\} \cdot \text{pop}_{s_t}^{(h)} \quad (11)$$

$\bar{v}_{s_t}$  は、ノード  $s_t$  の直近効用の確定項のサンプル  $N$  についての平均である(ノード  $s_t$  の直近効用は世帯  $n$  ごとに異なるため)。 $\varphi_{s_t}^{\text{loss}}$  は、家賃補助  $a_{t,i}$  を減らすことによって失われる効用の総和である。

- (4)Increase-best-limit: *best* と定義される  $a_{t,i}$  (式(12)の値が最大のもの) を  $a_{\text{unit}}$  分増やす。

$$\varphi_{s_t}^{\text{gain}} = \left\{ \bar{v}_{s_t} \left( a_{t,i}^{(h)} + a_{\text{unit}} \right) - \bar{v}_{s_t} \left( a_{t,i}^{(h)} \right) \right\} \cdot \text{pop}_{s_t}^{(h)} \quad (12)$$

$\varphi_{s_t}^{\text{gain}}$  は、家賃補助  $a_{s_t}$  を増やすことによって得られる効用の総和である。

#### 4.5 STEP4: 解の採択条件の確認

最適化アルゴリズムの  $h$  回目で得られる目的関数の値  $Z_1^{(h)}$ 、 $Z_2^{(h)}$  が  $\neg \left\{ \exists S_a \in F, Z_1 \geq Z_1^{(h)} \cap Z_2 \leq Z_2^{(h)} \right\}$  を満たす時パレート解として採択し、パレートフロンティア  $F$  に加える。 $h$  回目の解  $Z_1^{(h)}$ 、 $Z_2^{(h)}$  がパレートフロンティア内の解  $Z_1$ 、 $Z_2$  に支配されない場合にのみ、新たにパレートフロンティアとして採択されることになる。本研究では  $I$  回の補助金ネットワークを保存し、 $I$  回の繰り返し終了後に、二種類の目的関数  $Z_{1,1}$  と  $Z_{1,2}$  のそれぞれに対し、パレートフロンティアを採択する。これにより、採択される補助金ネットワークが目的関数の違いによってどのように異なるかを比較可能とする。



図 3 計算シナリオ

表 2 復興需要と期待人口初期値の設定

demand	期待人口割合初期値	
	1年目	変更時
宮古市	41	0.80
釜石市	37	0.80
大船渡市	39	0.80
陸前高田市	40	0.80
気仙沼市	111	0.80
南三陸町	33	0.80
女川町	33	0.80
石巻市	331	0.80
多賀城市	55	0.80
岩沼市	23	0.80
南相馬市	42	0.80
浪江町	72	0.00
		0.00

## 5 東日本大震災後の東日本におけるケーススタディ

本章では、図3に示すようなシナリオ分析を行う。1)被災後1年目で被災者の居住履歴データを収集し、1年目のデータのみを用いてネットワークデザインにより10年間の家賃補助政策(2011年計画)を検討するシナリオ1と、2)1)と同様の設定のうち5年目に再度被災者の居住履歴データを収集して再度ネットワークデザインを行い、6年目から10年目までの家賃補助政策を更新する(修正計画)シナリオ2とを想定し、人口移動と復興政策の比較検討を行う。以下では、目的関数に被災者の総効用最大化( $Z_{1.1}$ )と投資コスト最小化( $Z_2$ )の二つを設定するパターンを「総効用最大化」、被災地人口最大化( $Z_{1.2}$ )と投資コスト最小化( $Z_2$ )の二つを設定するものを「被災地人口最大化」と表記する。

### 5.1 時空間ネットワーク: 対象地域と計画期間

東日本大震災が発生した2011年から10年後の2020年までにおける東日本(東北・関東)を時空間ネットワークとする。被災三県(岩手県、宮城県、福島県)は全ての市町村を対象とし、その他の都県(青森県、秋田県、山形県、茨城県、栃木県、群馬県、埼玉県、千葉県、東京都、神奈川県)は県単位とし、説明変数は各県庁所在地のものとする。被災時点の出身地に応じ、MCMC法にて各被災世帯に対して選択肢集合を4都市ずつ抽出する<sup>1)</sup>。その結果抽出された都市は全部で68都市となった。時間軸については、3章の実証分析と同様に2011年に4time stepを設ける。以上のプロセスで生成した時空間ネットワーク(68都市\*14 time steps = 952個のノード)に対応する家賃補助額を決定する。

### 5.2 設定

復興需要(被災世帯)の発地となる被災都市と復興需要、外部性項(期待人数)の初期値 $EP$ の震災時点人口

表 3 配分時パラメータ

	1年目のみ		1~5年目	
	parameter	t-value	parameter	t-value
人口(人/ha)	0.018	9.80	0.016	14.21
平均家賃/平均所得	-0.062	-2.01	-0.053	-2.60
震災時点居住地ダミー*(EP/被災時点人口)	1.498	12.88	1.379	17.96
移動時間(10 <sup>-4</sup> s)	-3.171	-14.00	-3.250	-22.10
時間割引率		0.60		0.60
サンプル数(人数*time step)	283*4		283*8	
初期尤度	-1569.29		-3138.57	
調整済み最終尤度	-516.54		-1084.11	
尤度比	0.67		0.65	

表 4 各政策の計画段階想定値(括弧内)と10年後実現値

	2011年政策	2015年修正計画
総効用: $Z_{1.1}$	1573 (1975)	1574 (1934)
被災地人口(人): $Z_{1.2}$	642 (660)	672 (650)
コスト(円): $Z_2$	78,776,250 (82,786,250)	85,515,000 (85,603,750)

に対する割合を表2のように設定する。岩手県、宮城県の各市町村については、東日本大震災による全半壊戸数を100で除した値、原発事故の影響で全町避難となった浪江町は震災当時の世帯数、一部地域に避難指示が出た南相馬市は旧避難指示区域の2011年時点住民登録世帯数をそれぞれ100で除した値である。

外部性項 $EP$ は、パラメータ推定時のサンプル数と配分時のサンプル数のスケールを合わせるため、本節における $EP_t$ は震災時点人口に対する $t$ 期人口の割合として定義する。2011年時点の計画における $EP_t$ の初期値はどの都市も震災時点人口の8割として設定し、5年後の修正計画においては、仮設住宅総数(a:各都市の初年度建設型仮設戸数、b:自治体内みなし仮設戸数、c:自治体外みなし仮設戸数の総和)に対する、自治体内仮設住宅戸数(a+b)の割合<sup>(3)</sup>を設定する。

### 5.3 配分

シナリオ1では、2011年(4 time step)分のデータのみを使用して推定したパラメータで、シナリオ2では1年目から5年までのデータを使用して推定したパラメータ(表3)で配分計算を行う。

### 5.4 家賃ネットワーク更新法

4.4節で示した更新法にしたがってネットワークを更新する。この際、家賃補助は一定期間の連続性が必要であることを鑑み、3タイムステップを連続で更新する設定とする。これを各繰り返し $h$ 回目において3セットずつ選んで更新する。したがって各繰り返し回で最大9リンクが更新機会を与えられ、そのうち更新条件(補助上限と下限)を満たすものが更新される。ネットワーク更新アルゴリズムの反復回数は、 $I = 5,000$ とする。

### 5.5 結果

シナリオ1の被災地人口最大化パレートフロンティアを図4(a)に示す。図4(a)の青プロットは総効用最大化パレートフロンティア上の点であるが、その多くは被災地人口最大化パレートフロンティアの内側にあり、転出を促す傾向があることがわかる。図4(b)右図の総効用最大化パレートフロンティアより、被災者総効用は家賃

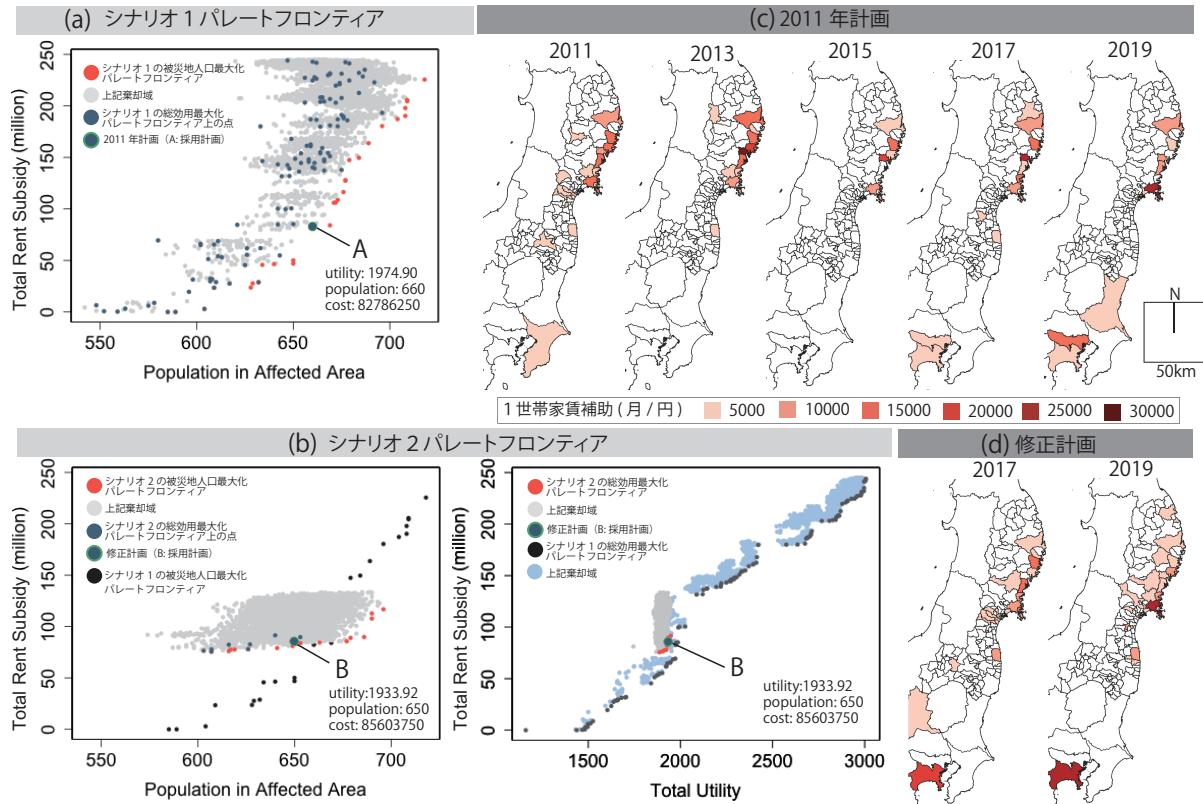


図 4 シナリオ 1 とシナリオ 2 のパレートフロンティアと 2011 年計画・修正計画における補助政策の時空間配分

補助総額に応じて上昇することがわかるため、総効用最大化パレートフロンティア上の政策のうち、被災地人口最大化パレートフロンティアにおいて投資効率の変化点付近の点（投資効率が悪くなる前で被災地人口が最大になる点）に最も近接している点 A を 2011 年計画として採用した。シナリオ 2 では、1~5 年の間は 2011 年計画（点 A）を実施し、更新パラメータ（表 2・表 3）で 6~10 年目のネットワークデザインを行う。その結果が図 4(b)である。このパレートフロンティア上で、2011 年計画の家賃補助総額に最も近く被災地人口パレートフロンティアに近い、総効用最大化パレートフロンティア上の点 B を修正計画として採用する。

ここで、シナリオ 1 にて 2011 年に決定した計画（点 A）を修正なしで 10 年間実施した 2011 年計画と、シナリオ 2 にて 2015 年に再調査を行い 2016 年以降の計画を修正した修正計画（点 B）とを比較する。図 4(c)(d)には、各家賃補助政策の時空間配分を図示する。2011 年計画 (c) では 2017 年と 2019 年において被災地への補助金の減額とともに関東圏での補助が行われている一方、修正計画 (d) では被災地への補助金を継続させ、かつ被災地周辺の内陸都市への補助が行われている。

次に、2011 年計画と修正計画のそれぞれについて、発災後 10 年間のデータから推定したパラメータを用いて配分（期待人口割合初期値は表 2 の変更時パラメータと同一）した際の目的関数の実現値と、各計画段階での想定値を比較する（表 4）。2011 年計画では被災地人口

が想定よりも実現値の方が低い一方で、修正計画では実現値が想定値を上回っている。採用した政策はどちらも効用最大化パレートフロンティア上の点であるが、図 4(c)(d) の補助金時空間配分からもわかるように、2011 年計画では関東への転出を想定した補助金配分となっており、修正計画では被災地および被災地周辺内陸都市での居住を想定した補助金配分となっている。2011 年時点の推定パラメータや外部性項の初期値にあたる期待人口割合の想定が転出を過大に推計させ、関東圏への移住を補助する政策が効用最大化政策になっていたことにより、結果として転出を促進する結果をもたらしたと考えられる。一方修正計画においては、2015 年の再調査段階において推定パラメータと外部性初期値の修正を行ったことで転出過大推計の 2011 年計画を修正し、2016 年以降は図 4 のように被災地とその周辺への補助を継続または増加させたことで、結果として被災地人口を増加させたと考えられる。したがって 5 年目時点での再調査を実施し新しいデータに基づいて計画修正を行うことで、災害直後（1 年目）とそれ以降の行動原理の違いを反映した人口移動をシミュレートでき、実情を踏まえた適切な政策に修正できていると考えられる。

## 6 結論と今後の展望

本研究では災害や紛争後の長期避難を一連の経路とみなし、外部性を考慮した動的居住地選択モデルを構築した上で、復興計画の時空間 NDP を定式化した。動的居

住地選択モデルに期待人口としての外部性項を導入し、NPL アルゴリズムを援用した構造推定により内的にはパラメータ推定を行うことを可能とした。東日本大震災後の実データによるパラメータ推定により、復興期の居住地選択には正の外部性が働いていることを示した。このことは、集団移転やグループ補助金といった正の外部性を高める政策の有用性を示唆し、逆に人口減少地域では人口減少に拍車がかかるこも意味する。

次に、復興期間の時空間ネットワークを対象とした動学的 NDP の定式化を行い、家賃補助金の時空間配分を最適化するフレームワークを示した。ケーススタディでは利用可能なデータに制約のある被災時を想定し、発災直後のデータと画一的な想定をもとに設定した復興計画と、5 年後に再調査したデータにより計画変更を行うケースとを比較した。総効用最大化パレートフロンティアのみで政策を決定すれば、大都市への移動を促進する補助政策がとられるが、被災地人口最大化パレートフロンティアを描き比較することで、両者のバランスの取れた政策を実施計画として採用した。二つのシナリオの比較の結果、10 年間の被災者の居住地選択行動により近いパラメータと周囲の転出状況（期待人口初期値）を踏まえて計画修正したケースにおいて、転出傾向の過大推計を修正し、被災地人口を確保できた。転出傾向の強い発災直後のデータのみで最適政策を決定すれば、大都市への居住支援という転出促進政策になる一方、再調査により長期的なデータを踏まえて再度ネットワークデザインを行うと、被災地およびその周辺の内陸都市への補助が増加した。以上から、その時に高い需要に対して場当たり的な支援をするのではなく、長期的な居住地選択メカニズムをふまえた被災地支援の重要性が示唆された。

今後の展望としてまず、外部性項に関する自治体間の異質性を把握する必要がある。本研究ではデータの広域性の都合上、被災地の外部性を同一のパラメータとして推定したが、各自治体の特徴を踏まえた復興政策の立案には、自治体固有のパラメータとして外部性項を推定することが必要である。次に、将来の不確実性を表す時間割引率の異質性を考慮することである。居住地選択において将来効用を考慮する程度は復興段階ごと、世帯属性ごとに異なるため、時間割引率の時間変動、世帯クラスごとの異質性を考慮するように発展させる必要がある。最後に、本研究では政策変数として家賃補助のみを考えたが、宅地造成や防護インフラの構築等ハードインフラへの投資額やその完成度を効用関数に取り込むことにより、ハード整備とソフト補助とのバランスを制御するフレームワークへと発展させることが考えられる。

### 【註】

- (1) 本来は time step ごとに時間割引率が効くため全 step の時間幅を共通させることができが妥当であるが、2011 年における移動が顕著であることから、2011 年のみ 4 つの time step を設けている。時間割引率の異質性を考慮することは今後の課題である。
- (2) e-Stat より、平均家賃住宅・土地統計調査/平成 25 年住宅・土地統

計調査/確報集計都道府県編(都道府県・市区町村)【市町村】表番号 78, 79 より、「家賃 0 円を含まない 1 ヶ月あたり家賃」を取得

- (3) 岩手県と宮城県におけるみなし仮設戸数は参考文献 20)21) より取得了した。南相馬市については同様のデータがなかったため 0.8 として設定、浪江町は避難指示により 0 とした。

### 【参考文献】

- 1) 小関玲奈, & 羽藤英二. (2021). 大震災後の広域人口移動予測に向けた動的居住地選択モデル. 都市計画論文集, 56(3), 595-602.
- 2) Monsutti, A. (2008). Afghan migratory strategies and the three solutions to the refugee problem. Refugee survey quarterly, 27(1), 58-73.
- 3) 近藤民代. (2015). 東日本大震災における自治体独自の住宅再建支援補助金メニュー創設の背景と特徴. 日本建築学会計画系論文集, 80(707), 135-144.
- 4) 近藤民代, & 柄谷友香. (2015). 東日本大震災の自主住宅移転再建にみる住宅復興と地域再生の課題. 住総研研究論文集, 41, 73-83.
- 5) 近藤民代, 柄谷友香. (2016). 東日本大震災後の自主住宅移転再建に伴う居住地の移動と意思決定プロセス—岩手県陸前高田市でのインタビュー調査を通して—. 地域安全学会論文集, 29, 207-218.
- 6) 米野史健. (2018). 宮城県の借り上げ仮設住宅における入退居時の市町村間移動の実態. 日本建築学会計画系論文集, 83(748), 1091-1098.
- 7) 大宮透, 小泉秀樹, 後藤智香子, 成瀬友梨, & 猪熊純. (2012). 大規模災害後の仮設期のまちづくりにおけるコミュニティ・スペース設置の意義. 都市計画論文集, 47(3), 553-558.
- 8) 山中新太郎, 佐藤光彦, & 藤本陽介. (2018). 渔村小集落における被災世帯の居住地再建意向と防集団地の立地特性. 日本建築学会計画系論文集, 83(745), 405-415.
- 9) Bishop, K. (2008). A dynamic model of location choice and hedonic valuation. Mimeo, Washington University in St. Louis, 1-38.
- 10) Bayer, P., McMillan, R., Murphy, A., & Timmins, C. (2016). A Dynamic Model of Demand for Houses and Neighborhoods. Econometrica, 84(3), 893-942.
- 11) Fosgerau, M., Freijinger, E., & Karlstrom, A. (2013). A link based network route choice model with unrestricted choice set. Transportation Research Part B: Methodological, 56, 70-80.
- 12) Oyama, Y. & Hato, E. (2017). A discounted recursive logit model for dynamic gridlock network analysis. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 85(September), 509-527.
- 13) Farahani, R. Z., Miandoabchi, E., Szeto, W. Y., & Rashidi, H. (2013). A review of urban transportation network design problems. European Journal of Operational Research, 229(2), 281-302.
- 14) Beltran, B., Carrese, S., Cipriani, E., & Petrelli, M. (2009). Transit network design with allocation of green vehicles: A genetic algorithm approach. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 17(5), 475-483.
- 15) Scarinci, R., Markov, I., & Bierlaire, M. (2017). Network design of a transport system based on accelerating moving walkways. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 80, 310-328.
- 16) 大山雄己, & 羽藤英二. (2017). 多目的最適化に基づく歩行者の活動ネットワークデザイン. 都市計画論文集, 52(3), 810-817.
- 17) Bellman R. Dynamic Programming. Princeton University Press, 1957.
- 18) 松村杏子, 武藤滋夫, 福田大輔, & 柳沼秀樹. (2012). 混雑した都市鉄道における出発時刻選択モデルの構造推定: ゲーム理論に基づいた実証研究. 土木計画学研究・講演集, 45(165).
- 19) Aguirregabiria, V., & Mira, P. (2002). Swapping the nested fixed point algorithm: A class of estimators for discrete Markov decision models. Econometrica, 70(4), 1519-1543.
- 20) 米野史健. (2019). 宮城県の借り上げ仮設住宅における入退居時の市町村内での移動実態. 日本建築学会技術報告集, 25(59), 429-432.
- 21) 米野史健. (2013). 岩手県の借り上げ仮設住宅における契約物件及び入居世帯の実態—東日本大震災後の借り上げに係る賃貸借契約書の記載情報の分析より, 都市住宅学 83 号, pp.85-90.