

# 大域的経路選好と局所的反応を考慮した ネットワーク行動モデル

大山 雄己<sup>1</sup>

<sup>1</sup>正会員 芝浦工業大学 工学部土木工学科 (〒 135-8548 東京都江東区豊洲 3-7-5)  
E-mail: oyama@shibaura-it.ac.jp

事故/イベントによる通行止めや標識・掲示板による情報提供など、事前に認知していなかった道路状況を旅行者が局所的に認知・反応して経路を変更することで、ネットワーク上の交通流は変化する。本研究では、こうした局所的な行動調整を大域的な経路選好と同時に分析するためのフレームワークとして、即時効用関数の分解に基づく再帰的経路選択モデルを定式化する。本モデルは実際の観測経路データをもとに推定が可能であり、ネットワークの属性ごとに大域的・局所的な意思決定に与える影響を分析できる。実際の適用例では、情報提供の遅れにより、事前に認知した所要時間と実際との間にギャップが生まれて局所的な経路変更が生じ、交通流のダイナミクスが変化することが示された。また実際の歩行者データへの適用では、リンク長等の大域的に認知される属性に対して、緑地等景観要素は局所的に認知され、場所場所での経路判断に影響を与えていることを明らかとした。さらに局所的な認知が存在するケースでは、歩行者が通りやすい街路に対して直接接続する街路に政策導入を行う必要があることを、シナリオ分析により提示した。

**Key Words:** Route choice, en-route, local response, Markov decision process, travel information, pedestrian

## 1. はじめに

ネットワーク上を移動する旅行者は、提供された情報や過去の経験に基づいてネットワークの状況を大域的に認知して経路を選択し、一方で移動中に局所的な環境を観測し、近視眼的に行動を調整するものと考えられる。こうした現象は、事故/イベント時の道路状況の突発的变化や標識・掲示板等による局所的な情報提供に伴うドライバーの経路変更の他、視覚的に認知する街路の空間的特性 (e.g., 路面状況, 信号, 景観) に逐次的に反応する自転車・歩行者の行動など、様々なネットワーク上の移動で観測される行動である。旅行者の局所的な行動調整の結果、ネットワーク交通流のダイナミクスが受ける影響は小さくないと考えられ、旅行者の大域的な経路選好と局所的な反応を同時に考慮した分析が必要である<sup>1)</sup>。

旅行者の局所的な行動調整は、主にドライバーへの情報提供効果分析の文脈で、経路スイッチング行動<sup>2),3)</sup>としてモデル化され、DYNASMART<sup>4)</sup>などの交通シミュレータにも取り入れられている。基本的な経路スイッチングモデルは、現在の経路の所要時間  $TTC$  と、新たに情報が獲得されたうえでの最短経路の所要時間  $TTB$  を比較し、その差 (経路変更による時間短縮) が閾値以上であれば経路をスイッチする、という行動を記述するものである。この実証のためには、現在の経路 (経路変更が行われた場合にはその以前の経路) に関するデータ

が必要であるが、現実には潜在状態であり直接的な観測ができない。そのため、既往研究ではシミュレータを用いた実験室内実験によりデータを取得することが通常であり<sup>3)</sup>、実際の Revealed Preference (RP) データを用いた分析は行われていない。また、意思決定に関する2種類の属性  $TTC, TTB$  は大域的に認知される変数であり、局所的な (局所的に認知される) ネットワークの属性が経路選択行動に及ぼす影響を分析できない。

歩行者行動の文脈では、近視眼的な街路 (リンク) 選択行動をモデル化する際に、目的地方向角度や最短経路 (上にある街路) ダミーなどの大域的な目的地指向性に関する変数を導入した研究が存在する<sup>5),6)</sup>。これにより、街路の物的環境や視覚的環境に関する歩行者の局所的な反応を扱いながら、目的地方向へ効率的に移動する行動を記述可能である。同様のモデル化は、ミクロスケールの二次元的な歩行者行動分析でも行われている<sup>7)</sup>が、近視眼的なモデルでは旅行者が目的地へ向かう過程で取りうる経路全体の属性 (e.g., 経路距離, 経路所要時間) を限定的にしか分析できない。

一方で、同じくリンクベースの経路選択モデルである Recursive Logit (RL) モデル<sup>8),10)</sup>は、リンク選択効用の再帰的計算により価値関数を導入することによって、非明示的に経路としての属性を考慮することができる。しかし、旅行者がネットワークの属性を大域的に認知するという仮定に基づくため、特定の属性に対する局所的な認知・反応を分析することはできない。価値関数

(将来期待効用) に対する割引率を導入した Discounted RL (DRL) モデル<sup>9)</sup> は、近視眼的に(将来と比較して)現在の選択効用を重視する意思決定が記述可能であるものの、やはり大域的な認知が前提となっている。

本研究では、旅行者の大域的な経路選好と局所的な反応を同時に考慮し、かつ実際の経路観測データをもとに推定が可能な新たな経路選択モデルを提案する。より具体的には、RL モデル(マルコフ決定過程)の即時効用関数を、価値関数へ導入する大域効用とそれ以外の局所効用とに分解することによって、ネットワークの属性変数ごとに旅行者による認知のされ方と経路選択行動への影響を分析可能とする。また提案モデルを実際に用いて、自動車・歩行者の異なる交通モードにおける経路選択行動の現象分析を行い、その適用可能性を示す。自動車では、情報提供の遅れにより、大域的に認知される所要時間が実際の所要時間と異なる場合にネットワーク交通流がどのような影響を受けるかを、マルチエージェントシミュレーション(MAS)によって分析する。また歩行者分析では、実際の経路観測データを用いてモデル推定を行い、街路の魅力に対する歩行者の反応を明らかとするとともに、局所的な認知を考慮した政策のあり方について議論する。

## 2. モデル

有向グラフ  $G = (N, L)$  を考える。  $N$ ,  $L$  はそれぞれ、ノード、リンクの集合である。RL モデル<sup>10)</sup> と同様、状態  $k$  にある旅行者は、状態間推移に伴う即時効用  $u(a|k)$  および目的地  $d$  までの将来期待効用(価値関数)  $V^d(a)$  の和を最大化させるよう、次の状態  $a$  を選択すると仮定する。

### (1) 即時効用関数の分解

本研究では即時効用関数  $u(a|k)$  が、旅行者が大域的に認知する効用  $u_g(a|k)$  (global utility) と、局所的に(i.e., 状態  $k$  に到達してはじめて)認知する効用  $u_l(a|k)$  (local utility) に分解できると仮定する。このとき、

$$u(a|k) \equiv u_g(a|k) + u_l(a|k), \quad (1)$$

であり、 $u_g(a|k)$ ,  $u_l(a|k)$  それぞれはさらに確定的・確率的な効用の和として定義される:

$$u_g(a|k) \equiv v_g(a|k) + \epsilon_g(a|k), \quad (2a)$$

$$u_l(a|k) \equiv v_l(a|k) + \epsilon_l(a|k). \quad (2b)$$

ここで  $v_g(a|k) = v(\mathbf{x}_{g,a|k}, \beta_g)$  は大域的に認知される変数ベクトル  $\mathbf{x}_{g,a|k}$  の関数、 $v_l(a|k) = v(\mathbf{x}_{l,a|k}, \beta_l)$  は局所的に認知される変数ベクトル  $\mathbf{x}_{l,a|k}$  の関数であり、 $\beta_g, \beta_l$  はパラメータである。確率項については、以下の

2 種類の i.i.d. ガンベル分布を仮定する:

$$\epsilon_g(a|k) \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \text{Gumbel}(0, \mu_g), \quad (3a)$$

$$\epsilon_g(a|k) + \epsilon_l(a|k) \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \text{Gumbel}(0, \mu). \quad (3b)$$

ここで  $\mu_g, \mu$  は正のスケールパラメータである。

### (2) 価値関数の計算

旅行者は、 $u_g(a|k)$  のみを出発時にネットワーク全域に渡って認知し、大域的な経路選好に反映するものとする。したがって、状態  $k$  の価値関数  $V^d(k)$  は、以下の Bellman 方程式により定式化される:

$$V^d(k) \equiv \mathbb{E} \left[ \max_{a \in A(k)} \{v_g(a|k) + V^d(a) + \mu_g \epsilon_g(a|k)\} \right]. \quad (4)$$

ここで  $A(k)$  は状態  $k$  に接続する状態集合(i.e., 選択可能な行動集合)である。さらに確率項  $\epsilon_g(a|k)$  の分布の仮定により、式(4)は以下に帰着する:

$$V^d(k) = \mu_g \ln \sum_{a \in A(k)} e^{\frac{1}{\mu_g} \{v_g(a|k) + V^d(a)\}}. \quad (5)$$

つまり、 $V^d(k)$  は大域効用  $v_g(\cdot|k)$  の関数であり、局所効用  $v_l$  に依存しない。式(5)の両辺をさらに整理すると、

$$e^{\frac{1}{\mu_g} V^d(k)} = \sum_{a \in A(k)} e^{\frac{1}{\mu_g} \{v_g(a|k) + V^d(a)\}} \quad (6)$$

となる。これは連立一次方程式であり、行列表記を用いて次のように書き直すことができる:

$$\mathbf{z}^d = \mathbf{M}_g \mathbf{z}^d + \mathbf{b}^d \Leftrightarrow \mathbf{z}^d = (\mathbf{I} - \mathbf{M}_g)^{-1} \mathbf{b}^d \quad (7)$$

ここで、 $\mathbf{z}^d(|L|)$ ,  $\mathbf{M}_g(|L| \times |L|)$  はそれぞれ

$$z_k^d = e^{\frac{1}{\mu_g} V^d(k)}, M_{g,ka} = e^{\frac{1}{\mu_g} v_g(a|k)}$$

を要素に持つ列ベクトル、行列であり、 $\mathbf{b}^d(|L|)$  の要素  $b_k^d$  は  $k = d$  のときのみ 1, それ以外で 0 をとる。

### (3) 経路選択確率

状態  $k$  にいる旅行者が次の状態  $a$  を選択する確率は誤差項(3b)の仮定により、

$$\begin{aligned} p^d(a|k) &= \frac{e^{\frac{1}{\mu} \{v(a|k) + V^d(a)\}}}{\sum_{a' \in A(k)} e^{\frac{1}{\mu} \{v(a'|k) + V^d(a')\}}} \\ &= \frac{M_{ka}(z_a^d)^{\frac{\mu_g}{\mu}}}{\sum_{a' \in A(k)} M_{ka'}(z_{a'}^d)^{\frac{\mu_g}{\mu}}} \end{aligned} \quad (8)$$

となる。ここで、

$$M_{l,ka} = e^{\frac{1}{\mu} v_l(a|k)}, M_{ka} = e^{\frac{1}{\mu} v(a|k)} = M_{l,ka}(M_{g,ka})^{\frac{\mu_g}{\mu}}$$

である。式(8)はRLモデルと類似するが、即時効用関数の分解により、分母を状態  $k$  の価値関数を用いて書き換えることはできない。最終的に、経路  $\sigma = [k_1, \dots, k_J]$  の選択確率を、状態選択確率の積によって記述する:

$$P(\sigma) = \prod_{j=1}^{J-1} p^d(k_{j+1}|k_j). \quad (9)$$

なお、すべての属性変数が大域的に認知されると仮定し、局所効用  $v_l(a|k) = 0$  とすることで、本モデルは一般的な RL モデル<sup>10)</sup> に一致する。そのとき、式 (9) はすべての実行可能経路を選択肢集合とする Multinomial logit (MNL) 型経路選択モデルに等価である<sup>8),10)</sup>。

**(4) モデルの計算例**

局所的な認知効用を考慮したとき、大域的・局所的に認知されるネットワークの属性が経路選択行動にどのような影響を与えるのかについて、図-1 の Braess network を用いた計算例によって示す。各リンク  $a$  は、3つの属性変数  $x_a = (x_{a,1}, x_{a,2}, x_{a,3})$  を持つとする。これらの属性に関する認知(大域的 or 局所的)およびパラメータを表-1 のように4ケース設定し、経路選択確率の変化を分析した。なお、それぞれのケースは以下のような状況を想定している：

1. 最も基本的なケース: 旅行者は所要時間  $x_1$  を大域的に認知している
2. 突発的な渋滞がリンク  $a_3$  に発生し、正確に情報提供されるケース: 旅行者は実際の所要時間  $x_1 + x_2$  を大域的に認知している
3. 突発的な渋滞がリンク  $a_3$  に発生し、正確に情報提供されないケース: 旅行者は(期待)所要時間  $x_1$  を大域的に認知し、実際の所要時間との差  $x_2$  を局所的に認知する
4. 街路上に局所的な魅力が存在するケース: 旅行者は所要時間  $x_1$  を大域的に認知し、魅力  $x_3$  を局所的に認知する

スケールパラメータは  $\mu = \mu_g = 1$  と設定した。各ケースの経路選択確率結果を表-2 に示す。ケース 1, 2 では実際の所要時間が大域的に認知され、MNL 型の経路選択モデルと等しい選択確率が得られている。

ケース 3 では、リンク  $a_3$  上の突発的な渋滞の影響  $x_{a_3,2}$  が大域的に認知されないため、リンク  $a_2, a_5$  を利用する経路 2 の選択確率はケース 1 から変化していない。しかし、経路 1, 3 については選択確率の変化が生じている。出発時には経路 3 を利用しようとしていた旅行者が、リンク  $a_1$  の通過後に  $a_3$  の状況を認知することによって、経路 1 へ行動を変化させた結果、経路 1 の選択確率が増加している。結果として、実際の旅行時間は経路 1 よりも経路 2 の方が短い ( $7 < 8$ ) にも関わらず、選択確率は経路 1 の方が大きくなっている。

ケース 4 でも同様に、街路の魅力  $x_3$  は大域的に認知されないため、経路 2 の選択確率はケース 1, 3 と等しい。経路 1, 3 の間では、 $a_1$  の通過後にリンク  $a_4$  の魅力  $x_{a_4,3}$  が認知され、局所的なリンク選択に寄与した結果、(経路 3 の方が全体的な効用は高いにも関わらず) 経路 1 と 3 の選択確率が等しくなっている。

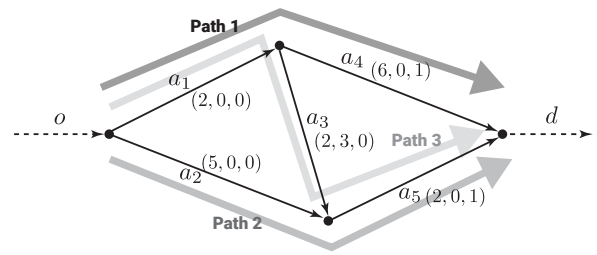


図-1 Braess network with three paths: (1)  $[o, a_1, a_4, d]$ , (2)  $[o, a_2, a_5, d]$ , (3)  $[o, a_1, a_3, a_5, d]$ . The numbers in the parentheses on each link indicate the link attribute vector  $x_a = (x_{a,1}, x_{a,2}, x_{a,3})$ .

表-1 Four test cases. The letter ‘G’ indicates that the attribute is a global variable, and ‘L’ is a local variable. The number for each attribute is the coefficient of the attribute. The resultant global and local utilities for each case are also shown in the fourth and fifth columns.

Case	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$v_g$	$v_l$
1	G / -1	-	-	$-x_1$	0
2	G / -1	G / -1	-	$-(x_1 + x_2)$	0
3	G / -1	L / -1	-	$-x_1$	$-x_2$
4	G / -1	-	L / +2	$-x_1$	$2x_3$

表-2 Route choice probabilities for four test cases.

Case	$P_1$	$P_2$	$P_3$
1	0.0900	0.2447	0.6652
2	0.2447	0.6652	0.0900
3	0.5521	0.2447	0.2031
4	0.3776	0.2447	0.3776

このように、本モデルは大域的な経路選好と局所的な経路変更/決定を同時に記述できるだけでなく、その影響を属性ごとに別々に捉えることができる。

**3. 適用分析**

本章では提案モデルの応用例として、(1) 自動車ネットワークにおける事故の発生と情報提供遅れの影響分析、(2) 歩行者経路選択行動における緑地の効果分析、の2種類の結果を提示する。

**(1) 情報提供遅れの分析**

本分析では、自動車ネットワークにおける事故の発生と情報提供の遅れが、交通流に与える影響を分析するため、簡易的なマルチエージェントシミュレーションを実施する。2.章(4)と同様の Braess ネットワークに基づき、本分析では1つめの属性  $x_{a,1}$  のみを自由流所要時間  $t_a^0$  として用いることとする。計算設定は以下とした：

- 対象計算期間 (ステップ) は  $s \in [0, 40]$
- ステップ  $s = 11$  において、リンク  $a_3$  の流入部で事故が発生し、それ以降は通行止め (リンク所要時間  $t_{a_3} \rightarrow \infty$ )
- 車両はリンク  $o$  から発生し、その発生間隔はポアソン分布に従う:  $\Delta t \sim \text{Exp}(1/v_{in}), v_{in} = 1.25$
- リンクの容量は全て  $c_a = 10$  とし、リンク所要時間  $t_a$  は以下の式に従う<sup>11)</sup>:

$$t_a = t_a^0 \left( \frac{x_a}{c_a} \right)^{-1} \left( \exp \left( \frac{x_a}{c_a} \right) - 1 \right)$$

- リンク所要時間の情報は 10 ステップごと (i.e.,  $s=0, 10, 20, 30$ ) に提供される。旅行者はその情報を (期待所要時間として) 大域的に認知し、実際の旅行時間 (との差) を局所的に認知する。この設定では、情報の更新頻度に応じて、旅行者の持つ情報とネットワークの実状況との間にギャップが存在し、特に、 $s = 11$  における事故発生から  $s = 20$  までの間は、通行止めの状況が (大域的に) 認知されないことを意味している。

計算結果として、10 ステップごとのリンク平均旅行時間 (図-2)・リンク平均流入台数 (図-3) を示す。ステップ  $s = 0 \sim 10$  はリンク  $a_3$  での事故発生前であり、主に経路 2,3 が使われている。事故発生後、 $s = 11 \sim 20$  ではまだ情報提供がなされておらず、それゆえ経路 3 を利用しようとする旅行者がリンク  $a_1$  に流れる。しかしリンク  $a_3$  が通行止めであることを局所的に認知し、旅行者が経路変更することによって、リンク  $a_4$  の流入台数・所要時間が増加している。その後  $s = 21 \sim 30$  では、事故の発生および経路 1 の混雑情報が提供され、大域的に認知されることによって、経路 3 を選択する旅行者が増加する。そして  $s = 31 \sim 40$  では混雑情報が行き渡り、需要が平準化されて経路 1 と 2 に同程度の交通量が流れる。

また、各リンクにおける存在車両台数の時間推移を図-4 に示す。事故発生 ( $s = 11$ ) 後にリンク  $a_4$  のフローが急増しているが、 $s = 20$  において情報提供がなされたあとは、リンク  $a_2$  の車両台数が増加した。再び、 $s = 30$  に情報提供がなされたあとは、リンク  $a_2, a_4$  の交通量は近い値をとった。なお、これら 2 つのリンクは自由流所要時間が長く、通過までに時間を要するため、他のリンクに比べて車両台数が多くなっている。

## (2) 歩行者の経路選択分析

つづいて、歩行者の経路選択行動分析への適用を行う。歩行者は他の交通手段利用時と比較して、移動中に認知する街路空間の魅力に反応し、近視眼的に行動を変化させやすいと考えられる。本研究では第 6 回東京都市圏パーソントリップ (PT) 調査補完調査<sup>12)</sup> として

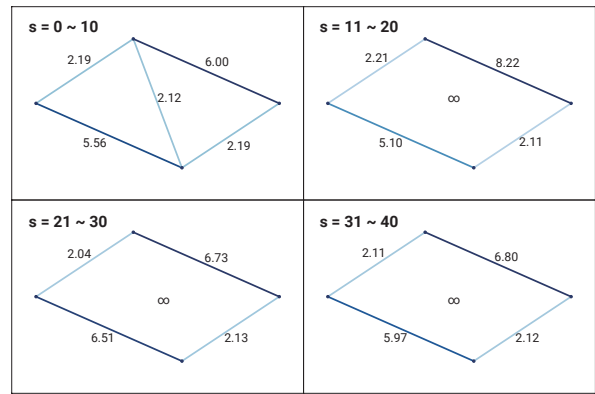


図-2 Link travel times averaged over times.

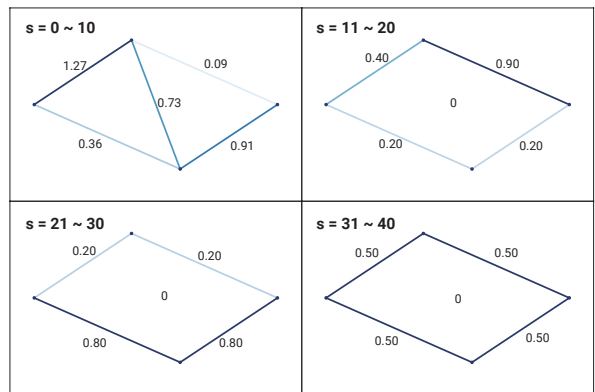


図-3 Link inflows averaged over times.

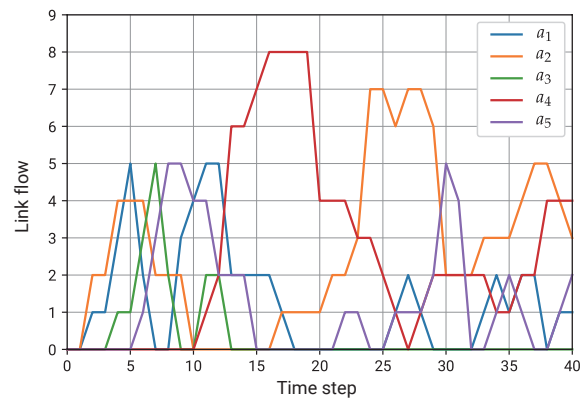


図-4 Link flows evolution.

実施されたプローブパーソン (PP) 調査のデータを用いて、横浜市 JR 関内駅を中心とする 800m 四方の歩行者ネットワーク (724 ノード, 2398 リンク, 8434 リンクペア) を分析対象とした (図-5)。関内エリアは散策に人気のスポットであり、海辺や公園をはじめとする多様な緑地空間が存在する。PP データをマップマッチング

することで、159 人の被験者から合計 410 の歩行経路データを得た。観測された目的地数は 164 ノードである。データの詳細は、Oyama (2022)<sup>13)</sup> を参照されたい。

本分析では特に、街路上の緑の存在が及ぼす効果に着目し、以下 2 種類の効用関数を仮定する。

$$\begin{cases} v_g(a|k) = \beta_{len}Length_a + \beta_{cross}Crosswalk_a \\ \quad + \beta_{green}Green_a - 10Uturn_{a|k}, \\ v_l(a|k) = 0, \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} v_g(a|k) = \beta_{len}Length_a + \beta_{cross}Crosswalk_a \\ \quad - 10Uturn_{a|k}, \\ v_l(a|k) = \beta_{green}Green_a, \end{cases} \quad (11)$$

ここで  $Length_a$  はリンク  $a$  のリンク長 (m/10),  $Crosswalk_a$  は横断歩道ダミーである。  $Green_a$  はリンク  $a$  沿いに緑地が存在しているかどうかを示すダミー変数である。また、U ターンには固定の負のペナルティ (= -10) を課した。ここで、効用関数 (10) では  $Green_a$  が大域的に認知され、Global な経路決定に影響を及ぼすこと (Global モデル), 一方で (11) は  $Green_a$  が局所的にしか認知されず、歩行者の Local な経路変更に影響を持つこと (Global-Local モデル) を仮定している。2 つの異なる効用関数での推定結果を比較することにより、緑地が歩行者行動にもたらす効果を分析する。なお、Global モデルは一般的な RL モデルと一致するものである。

最尤推定法により、パラメータ  $\beta_{len}, \beta_{cross}, \beta_{green}$  を推定した。スケールパラメータは  $\mu = 1$  で固定し、Local モデルの  $\mu_g$  については固定/推定する場合の両方について分析した。なお、 $Green_a$  が持ちうる正の効用効果を特定するため、プリズム制約の導入<sup>14)13)</sup> により価値関数の発散を回避した。その詳細やケーススタディにおける設定については Oyama (2022)<sup>13)</sup> を参照されたい。

推定結果を表-3 に示す。効用関数 (10) に基づく Global モデルの結果としては、 $\beta_{len}, \beta_{cross}$  ともに負の値であり、経路長の短い経路、横断歩道を渡る回数の少ない経路が好まれていることを示している。また、街路上の緑の存在が歩行者にポジティブな効果を与えること ( $\beta_{green}$  が正) も示されており、仮説に合致した結果となった。

次に、効用関数 (11) に基づく Global-Local モデルは、経路長や横断歩道の存在が大域的に認知される一方で、緑地の存在が局所的に認知されることを仮定したものである。モデルの高い非線形性を考慮し、まず  $\mu_g$  を固定して 0.1 から 1.5 まで 0.1 刻みで変化させてモデル推定を行った。その結果、 $\mu_g = 0.6$  のときに (対数尤度の観点から) 最も高い適合度が得られた。また、 $\mu_g$  を

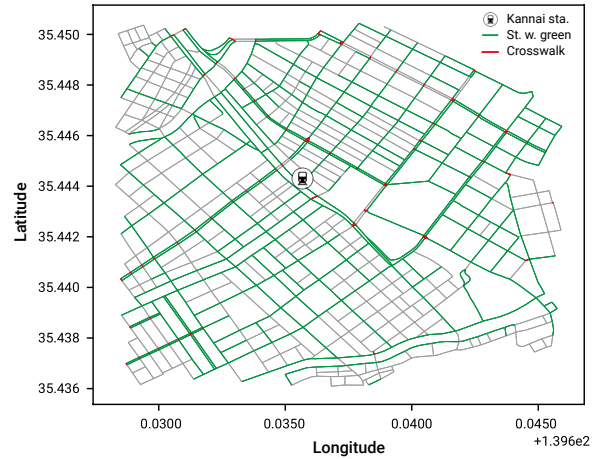


図-5 Pedestrian network for real application. The area is a mile square centered on the Kannai station. Green lines indicate streets with green, and red lines are crosswalks.

表-3 Estimation results.

	Global w. (10)	Global-Local w. (11)	
		$\mu_g$ fixed	$\mu_g$ estimated
$\hat{\beta}_{len}$	<b>-0.264</b>	<b>-0.211</b>	-0.209
std.err.	0.014	0.031	0.139
t-test	-19.508	-6.907	-1.501
$\hat{\beta}_{cross}$	<b>-0.758</b>	<b>-0.569</b>	-0.560
std.err.	0.082	0.138	0.532
t-test	-9.282	-4.123	-1.052
$\hat{\beta}_{green}$	<b>0.226</b>	<b>0.507</b>	0.510
std.err.	0.036	0.212	0.702
t-test	6.317	2.395	0.726
$\hat{\mu}_g$		0.600	0.575
std.err.		-	0.391
t-test		-	-1.09
LL	-1616.445	-1575.328	-1575.202
#paths	410	410	410

固定させずに  $\beta$  と同時推定したところ、その推定値は  $\hat{\mu}_g = 0.575$  となり、近い値を得た。属性変数の係数パラメータ  $\beta$  については、符号は Global モデルの結果と一致しており、歩行者にとって経路長や横断歩道の存在は負の効果、緑地の存在は正の効果を持つことが示されている。しかし両モデルの解釈は異なるものであり、Global-Local モデルでは、緑地の存在  $Green_a$  は局所的な経路選択行動の決定/修正に影響を及ぼし、緑地のある街路へ行動を促すことを示している。

最後に、このモデル推定結果を使って、歩行者の空間属性認知と政策の関連性を分析する。分析のため、図-6 のように関内ネットワークの一部 (関内駅北口) を取り出し、1 つの OD ペア間の経路選択に着目する。対象ネットワーク内のすべてのリンクで  $Green_a = 0$  と設定したものを “Base Scenario” とし、図-6 中で緑色で示さ

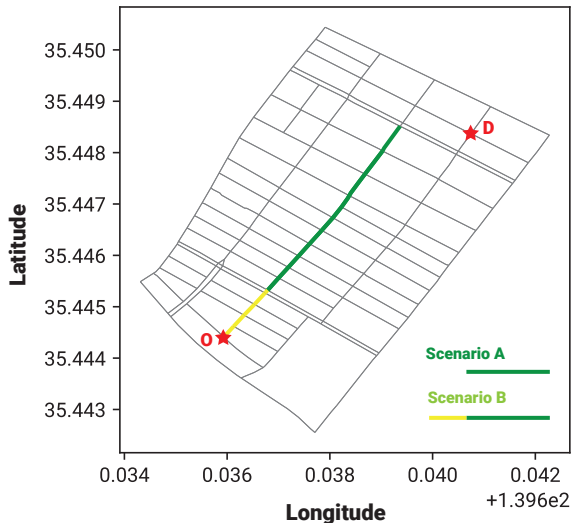


図-6 Simulation scenarios.

れたリンクで  $Green_a = 1$  としたものを “Scenario A”, さらに黄色で示されたリンクでも  $Green_a = 1$  としたものを “Scenario B” とする. 表-3 の推定結果を用いて, 各シナリオについて Global モデルおよび Global-Local モデル (with estimated  $\mu_g$ ) で 100 人の歩行経路を OD 間で生成した結果を図-7 に示す. リンクの青色はそのリンクが利用された回数が多いほど濃く, 少ないほど薄くなっており, 青に着色されていないリンクは利用回数が 0 だったものである.

Base Scenario ではすべてのリンクで  $Green_a = 0$  であるため, Global-Local モデルも実質的に Global モデルとなるが, パラメータ  $\hat{\beta}_{len}$ ,  $\hat{\beta}_{cross}$ , およびスケール  $\hat{\mu}_g$  の違いにより, モデル間で結果に差異が生じている. Scenario A では, 街路上の緑地が新たに設置されているが, Global-Local モデルでは出発時に歩行者に認知されず, モデル間で効果の違いが生じている. Global モデルによる評価では, 導入された緑地が大域的に認知され, 出発地から直進方向に継続して進む歩行者が増加する一方, Global-Local モデルでは緑地の存在を認知せず早い段階で右折する歩行者が多く存在する. Scenario B では出発リンクに直接接続する (出発時に認知される) リンクに緑地が導入され, より直進的に移動する歩行者が増加した.

これらの結果から得られる政策的示唆は, ネットワークの属性が局所的に認知されるとき, 政策を導入すべき街路をより慎重に選定する必要があるということである. Global-Local モデルで評価されたように, 歩行者がもともと通りやすい街路に直接接続する街路へ政策を導入することで, 経路選択行動を局所的に誘導することができる.

## 4. 結論

本研究では, ネットワーク行動における大域的な経路選好と局所的な反応に着目し, 新たな経路選択行動モデルを提案した. 具体的には, RL モデルの即時効用関数を分解するアプローチにより, ネットワークの属性ごとにマルチスケール (大域的・局所的) な行動への影響を分析できることを示した. 実際の適用例では, 情報提供の遅れにより認知上の所要時間と実際との間にギャップが生まれて局所的な経路変更が生じ, 交通流のダイナミクスが変化することが示された.

また実際の歩行者データへの適用では, 街路上の緑地 (がもたらす効用) が局所的に認知されると仮定したモデルが, 通常の (大域的認知の仮定に基づく) 経路選択モデルよりも高い適合度を得た. さらに, そうした局所的な認知が存在するケースでは, 歩行者が通りやすい街路に直接接続する街路に政策導入を行う必要があることを, シナリオ分析により提示した.

**謝辞:** 本研究は JSPS 科研費 20K14899 の助成を受けて実施したものです. また本研究では第 6 回東京都市圏パーソントリップ調査補完調査のデータをご提供いただき, 分析に使用しました. ここに感謝の意を表します.

## 参考文献

- 1) Como, G., Savla, K., Acemoglu, D., Dahleh, M. A., and Frazzoli, E.: Stability analysis of transportation networks with multiscale driver decisions, *SIAM Journal on Control and Optimization*, Vol.51, No.1, pp.230–252, 2013.
- 2) Mahmassani, H. S. and Jayakrishnan, R.: System performance and user response under real-time information in a congested traffic corridor, *Transportation Research Part A: General*, Vol.25, No.5, pp.293–307, 1991.
- 3) Mahmassani, H. S. and Liu, Y.-H.: Models of user pre-trip and en-route switching decisions in response to real-time information, *IFAC Proceedings Volumes*, Vol.30, No.8, pp.1363–1368, 1997.
- 4) Jayakrishnan, R., Mahmassani, H. S., and Hu, T.-Y.: An evaluation tool for advanced traffic information and management systems in urban networks, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.2, No.3, pp.129–147, 1994.
- 5) 竹上直也 and 塚口博司: 空間的定位に基づいた歩行者の経路選択行動モデルの構築, *土木学会論文集 D*, Vol.62, No.1, pp.64–73, 2006.
- 6) 大山雄己 and 羽藤英二: 街路景観の連続性を考慮した逐次的経路選択モデル, *都市計画論文集*, Vol.47, No.3, pp.643–648, 2012.
- 7) Antonini, G., Bierlaire, M., and Weber, M.: Discrete choice models of pedestrian walking behavior, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.40, No.8, pp.667–687, 2006.

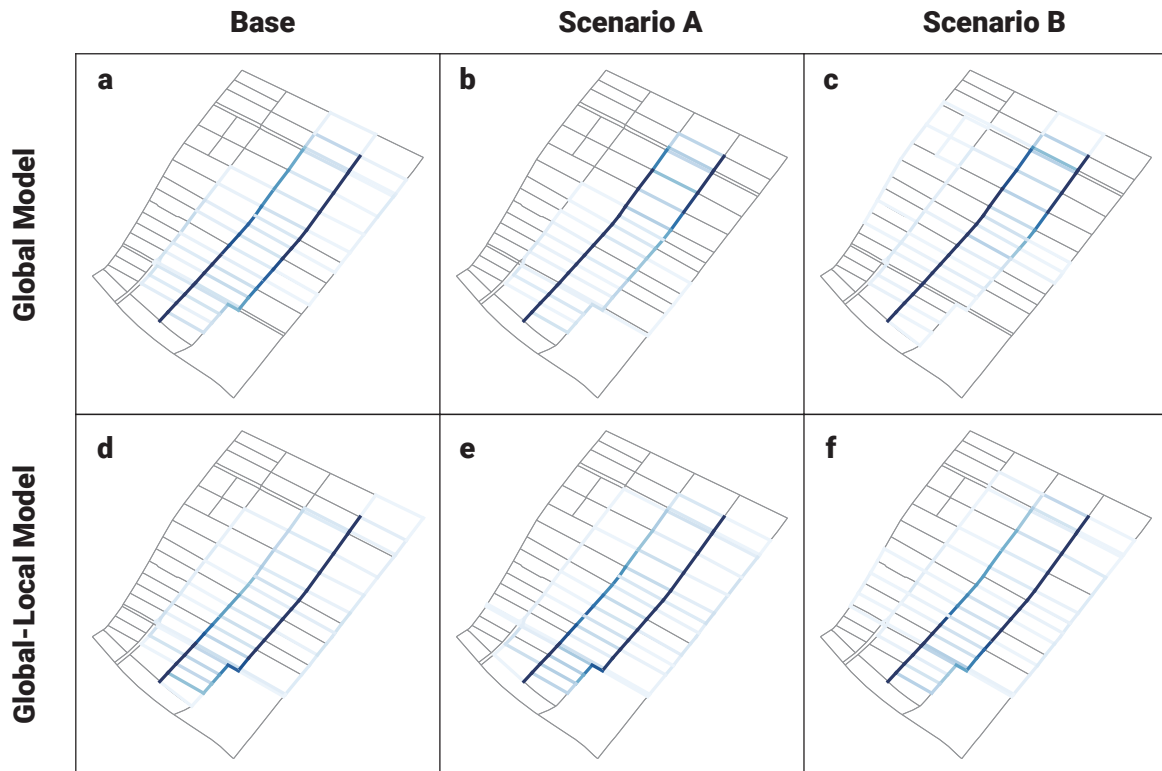


図-7 Simulation results.

- 8) Akamatsu, T.: Cyclic flows, Markov process and stochastic traffic assignment, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.30, No.5, pp.369–386, 1996.
- 9) Oyama, Y. and Hato, E.: A discounted recursive logit model for dynamic gridlock network analysis, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.85, pp.509–527, 2017.
- 10) Fosgerau, M., Frejinger, E., and Karlstrom, A.: A link based network route choice model with unrestricted choice set, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.56, pp.70–80, oct 2013.
- 11) Krall, V., Burg, M. F., Pagenkopf, F., Wolf, H., Timme, M., and Schröder, M.: Obscuring digital route-choice information prevents delay-induced congestion, *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, Vol.31, No.11, pp.113120, 2021.
- 12) 国土交通省: 第 6 回東京都市圏パーソントリップ調査補完調査, 2018.
- 13) Oyama, Y.: Capturing positive network attributes during the estimation of recursive logit models: A prism-based approach, *arXiv preprint arXiv:2204.01215*, 2022.
- 14) Oyama, Y. and Hato, E.: Prism-based path set restriction for solving markovian traffic assignment problem, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.122, pp.528–546, 2019.

(2022. 9. 30 受付)

**Global Path Preference and Local Response:  
A Network Route Choice Model with Decomposed Markov Utilities**

Yuki Oyama

Travelers can myopically modify their route choice behavior when locally perceiving network conditions while traveling through the network. These behavioral phenomenon can be observed, for examples, during drivers' route choice where a road accident happens in the network or pedestrians' route choice with the consideration of visual attractiveness of streets. To capture such local response together with global path preference, we propose a novel framework based on a recursive route choice model with decomposed instantaneous utilities. The proposed model was analyzed in the case studies of a vehicular network with travel information and a real pedestrian network. In the pedestrian case study, we found that pedestrians locally perceive visual spatial attributes such as green presence on streets and change their routes myopically.