

観測精度の異なるデータを用いた 3次元経路選択モデルの推計法

井澤 佳那子¹・羽藤 英二²・菊池 雅彦³
・石神 孝裕⁴・川名 義輝⁵・杉本 保男⁶

¹学生会員 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: izawa@bin.t.u-tokyo.ac.jp

²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: hato@bin.t.u-tokyo.ac.jp

³正会員 国土交通省都市局都市計画課都市計画調査室 (〒 100-8918 東京都千代田区霞が関 2-1-3)
E-mail: kikuchi-m28x@mlit.go.jp

⁴正会員 一般財団法人計量計画研究所 (〒 162-0845 東京都新宿区市谷本村町 2-9)
E-mail: tishigami@ibs.or.jp

⁵非会員 株式会社ワイヤ・アンド・ワイヤレス (〒 104-0061 東京都中央区銀座 6 丁目 2 番 1 号 Daiwa 銀座ビル 4F)
E-mail: yoshiteru.kawana@wi2.co.jp

⁶非会員 神戸市住宅都市局計画部都心三宮再整備課 (〒 651-0087 神戸市中央区御幸通 6-1-12 三宮ビル東館)
E-mail: yasuo_sugimoto@office.city.kobe.lg.jp

本研究は DDR(Bierlaire and Frejinger, 2008) の概念を組み込み、リンク・ノードからなるネットワークに対して空間生起確率行列に基づく領域基底 3 次元空間選択を評価する手法の提案を行った。ネットワークで構成される都市空間に面の概念を導入し、生起確率行列で拘束条件を与えることで、経路を一意に特定することなく経路選択モデルのパラメータ推定を可能にしている点に特徴がある。3 次元空間別の需要に関する知見を得られる可能性と経路を一意に特定することで生じる推定バイアスを緩和しうることを確認した。

Key Words : *Route choice model, Space choice model, Implicit network, Domain of data relevance(DDR), Spatial incidence matrices, Sparse data, Wi-Fi data, GPS data*

1. はじめに

急速な都市の発展により複雑化した駅まちにおいて都市計画上有効な施策立案を行うためには、都市内の歩行者の詳細な行動把握が重要である。従前の PT 調査と四段階推定法を基本とした交通行動分析では、ゾーン間の交通機関別、時間帯別の交通量を予測することができる一方で、経路選択行動や詳細な時間の使われ方を考慮できないなどの問題点が指摘されてきた。GPS と携帯通信機器を用いたプローブ型の観測手法の発展により、歩行者交通行動の観測分解能は高まったものの、GPS による観測には誤差が伴い、実際に施策の導入が想定される屋内空間の観測にはデータの欠損が生じるために正確な真の位置座標を得ることは難しい。一方、Hato(2010)⁶⁾ や Shafique& Hato(2016)¹⁴⁾ は複数センサーを用いることで屋内を含む行動状態を推計する方法を提案している。近年スマートフォンをはじめとする高度なセンサを搭載した情報端末の普及により、GPS 以外に Wi-Fi・加速度・磁気など多様なデータの取得が可能となったことで、これまで 2 次元ネットワーク上の行動に紐づけられていた観測を 3 次元ネットワーク

上の行動に紐づけることが可能になりつつある。各観測データの利点を生かし都市内行動を観測し把握するため、観測精度の異なるデータ双方に対応可能なモデルが必要である。

以上のような背景から、本研究は都市内行動の観測・モデリングにおいて、異なる観測特性をもつデータに対して 3 次元空間選択を評価可能な手法を提案する。経路選択モデルは歩行者の交通行動と交通量を政策変数によって評価可能であるため都市交通計画において重要な手法の 1 つである。しかし経路選択モデルのパラメータ推定を行うためには観測データをネットワーク上の経路情報に一意に変換する必要があり、その操作はパラメータ推定値にバイアスを与える可能性がある。特に Wi-Fi のように観測データが疎である場合に経路を特定する手法は未だ確立されておらず、都市内で 3 次元ネットワーク上の空間選択行動を説明できるモデルはない。

Bierlaire et al.(2008)⁴⁾ は、本来ネットワークに関連づけられないデータをネットワーク要素に変換するための概念として、行動データが存在しえた空間領域を Domain of Data Relevance(DDR) と定義し、実際の経

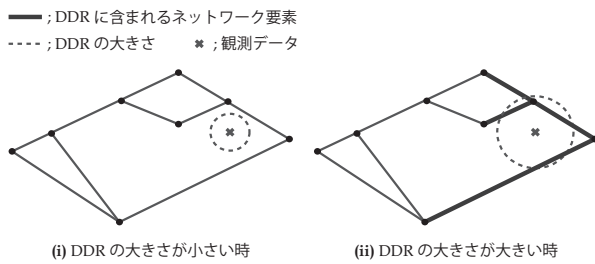


図-1 DDR の大きさ

路を implicit に扱いパラメータを推定する経路選択モデルを提案している。DDR の大きさは位置座標データの測定誤差やネットワークデータの誤差の大きさに依存し(図-1), 経路は各観測データの DDR 内全てのネットワーク要素を含む経路集合として決定される。

2. 調査データの特徴

PT 調査などを用いた従前の交通行動分析では、アンケート調査に基づきトリップ単位でゾーンを集計単位とする評価が行われてきたが、移動や滞在、トリップの起終点を定義することが難しい歩行者行動分析においてはあまり用いられて来なかった。プローブパーソン調査(PP 調査)の登場により歩行者行動分析は劇的に発展した(羽藤, 朝倉, 2000¹⁷)。PP 調査は GPS 機能付端末と web システムを組み合わせた交通行動調査で、個人の個人属性情報を伴う 2 次元平面上の行動データを連続的に取得することが可能である。一方、Wi-Fi の通信ログデータは、基地局の位置に依存して各観測データの取得点時間間隔及び取得点距離間隔が大きくそれらの間の不確定要素をモデル側で補う必要があるものの、集計データとして母集団代表性を担保した 3 次元空間上の行動データを大量に取得することができる。衛星や受信機側の状態に依存した誤差がある GPS データと比較し、Wi-Fi データには観測時刻や位置座標自体の誤差はないものの位置座標が必ずしもネットワーク上では得られない、同時点に複数箇所を得られるといった特徴がある。そのため 1 トリップを通じて観測できる点が限られていることから可能性のある経路選択肢集合が膨大になりやすいといった特徴を有する。

また、PP/Wi-Fi 調査では観測データの取得期間及び対象にも違いがある。PP 調査では、同一個人について数日から数十日に渡り継続的に観測が行われるのに対して、Wi-Fi 調査では Wi-Fi への通信が記録された不特定多数の集団について縦断的に長期間のデータを取得することが可能である。Wi-Fi 調査は PP 調査と異なり個人属性情報がないものの、各個人の日々の行動が長期間大量に観測されているため、活動の頻度や

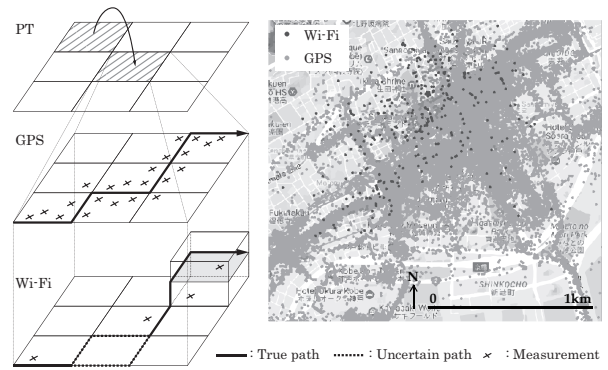


図-2 観測データ間の比較概念図

day-to-day の変動特性を分析することができる。各調査による観測データの間隔を比較して表-1 示す。

以上の特徴を踏まえ、本研究では特に GPS データと Wi-Fi データを用いた歩行者交通行動分析手法を提案する。観測データの持つ測位誤差を考慮すべき GPS データと、疎な観測データ間を行動モデルによる補足する必要がある Wi-Fi データ双方に適用可能な観測及びモデリング手法である点に新規性があると考えている。

3. 定式化

(1) 歩行者交通行動の分析アプローチ

人の行動を分析するアプローチにはラグランジュ型アプローチとオイラー型アプローチの 2 つがある。ラグランジュ型アプローチは、歩行者ごとに異なる位置座標の時間的変化を追従する形で記述を行う方法であり、プローブデータ分析の多くがこれに属している(Nikolic and Bierlaire, 2016¹²; Danalet et al., 2014⁹)。一方、オイラー型アプローチは一定の位置座標に注目対象を固定し、各時刻にそれぞれの固定点で観測された歩行者の移動を記述する方法である。前者のアプローチで各歩行者の経路を観測しその行動を把握する場合には各歩行者の連続した位置データを観測する必要があり、空間属性をモデルに導入しやすい。後者の場合は全ての固定点で各歩行者の位置データを観測する必要があり、個人の主体的空間認識に基づく意思決定を変数で表現しやすい。

特に Wi-Fi データの場合には、端末側が受信した複数基地局の識別 ID とそこからの電波強度が数秒間隔で得られる時系列ログデータと、基地局側が受信する不特定多数の端末識別 ID が各基地局において同時に観測されるデータの 2 種類がある。前者の場合には、電波強度が基地局との距離を変数として減衰する関数に従うと仮定することで、基地局との相対的距離を求めることができるが、基地局位置が未知である場合にはそ

表-1 観測データの調査間比較

	パーソントリップ (PT) 調査	プローブパーソン (PP) 調査	Wi-Fi 調査
観測方法	アンケート方式	GPS & Web ダイアリー	無線 LAN
単位	ゾーン (500 - 10km)	ドット (位置座標)	ドット (位置座標)
観測誤差	記憶に依存, 回答漏れ	数百 m - 数 m	数十 m - 数 m
個人属性	取得可能	取得可能	取得不能
サンプル数	大 (母集団代表性有)	小 (母集団代表性無)	莫大 (母集団代表性有)
情報	位置, 目的地, 交通手段	位置座標, 目的地, 交通手段, 経路, 加速度, 滞在時間	位置座標, 経路, 加速度, 滞在時間
特徴	広範囲	2次元空間, 各観測データ取得時点間隔及び距離が短い	3次元空間, 各観測データ取得時点間隔及び距離が長い, 複数個所で同時に観測される

の移動軌跡を特定することは難しく未だその手法は確立されていない¹⁸⁾。一方後者の場合は、観測が確率的であるため各個人固有の観測点を時系列データとしたとき各観測点が同時に観測されているという点に最も特徴がある。本稿では、後者の疎なデータの使用を想定し都市空間上の3次元の移動経路推計および経路選択モデルのパラメータ推定を行うことを目的とする。

(2) 観測データ

モデルで使用する観測データの記述について整理する。PP調査・Wi-Fi調査ともに、観測データは移動中の時系列データとして取得され、観測データ数を I とすると観測データ \hat{X}_G は観測時刻順に $(\hat{X}_{G_1}, \hat{X}_{G_2}, \dots, \hat{X}_{G_I})$ と表すことができる。GPSによる観測の場合、測位データは歩行者が存在するネットワーク上の真の位置に対して確率分布に従った誤差を伴って観測され、その確率分布は各リンクとは独立であると仮定することができる。Wi-Fiによる観測の場合、測位データは既知の観測点集合から得られるため誤差はない。したがってそれぞれの観測データは次のように表すことができる。

$$\hat{X}_G = (\hat{t}, \hat{x}_G, \hat{\sigma}) \quad (1)$$

$$\hat{X}_W = (\hat{t}, \hat{x}_W) \quad (2)$$

ただし、 \hat{t} は観測時刻、 \hat{x}_G 及び \hat{x}_W は位置座標、 $\hat{\sigma}$ はGPS衛星からの受信状況などに起因する水平方向の測位誤差である。

また、GPSデータの位置座標 \hat{x}_G は、緯度 \hat{x}_{lat} と経度 \hat{x}_{lon} の要素で、Wi-Fiデータの位置座標 \hat{x}_W は、緯度 \hat{x}_{lat} と経度 \hat{x}_{lon} 、高さ情報 \hat{x}_{alt} の要素で表す。

$$\hat{x}_G = (\hat{x}_{lat}, \hat{x}_{lon}) \quad (3)$$

$$\hat{x}_W = (\hat{x}_{lat}, \hat{x}_{lon}, \hat{x}_{alt}) \quad (4)$$

(3) 観測点固定型 3次元経路選択モデル

Wi-Fiデータから得られうる位置情報がすべて既知であることに着目すると、行動モデルをリンク遷移確率で表すことによって経路選択行動を記述することができる。歩行者はネットワーク $g = (V, L)$ 上のリンク L を連続的に移動し、出発時には最終的な経路を決定

せず、ノード V に至るごとに逐次的に次のリンクを選択すると仮定する。

まず、 m 種のアクセスポイント (AP) を観測しうる L 個のリンクを n 回観測することを考える。時刻 t に観測したリンクを l_t 、そのリンクから観測された観測値を x_t で表す (図3)。時刻 t にいるリンク l_t は時刻 $t-1$ にいるリンク l_{t-1} によって確率的に決まるとし、その確率を $a(l_{t-1}, l_t)$ で表す。なお、時刻 $t-1$ にいるリンクが i であるとき、時刻 t にいるリンクが j である確率は $a(i, j)$ である。また、時刻 t にリンク l_t にいて、 x_t が観測される確率を $b(l_t, x_t)$ で表すと、リンク j において既知の観測点集合の元 ν_k が観測される確率は $b(j, \nu_k) = P(x_t = \nu | l_t = j)$ となる。簡単のため、 $a(i, j) = a_{i,j}$ 、 $b(j, \nu_k) = b_{j,k}$ と書くこととする。

パラメータ A, B, ρ が既知であるとき、観測値 x を得る確率 $P(x)$ は次のように書ける。なお、 A は、 $a_{i,j}$ を (i, j) 要素に持つ $L \times L$ 行列、 B は、 $b_{j,k}$ を第 (j, k) 要素に持つ $L \times \rho$ 行列 (ρ はノード数)、 ρ_i は、初期状態がリンク i である確率である; $\rho = (\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_L)$ 。

$$P(x) = \Sigma P(x, l) = \Sigma \dots \Sigma \Sigma P(x, l_1 \cdot l_2 \dots l_n) \quad (5)$$

$$P(x, l) = \Pi a(l_{t-1}, l_t) b(l_t, x_t)$$

各無線 LAN アクセスポイント (AP) に対する観測確率行列 B を各リンクに与えることで、時刻 t における各リンク間遷移確率 $\Gamma_t(i, j)$ を次のように記述することができる。

$$\Gamma_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_i(X_t) \beta_{t+1}(j)}{\alpha_T(L)} \quad (6)$$

以上のような定式化より、図4の推定アルゴリズムによって、各パラメータ A, B を推定することが可能である。

(4) 領域基底 3次元経路選択モデル

a) 空間の記述

a).1 グラフの定義

都市空間に、ノードの有限集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_\rho\}$ 、 $L \subseteq V \times V$ を満たすリンク l_k (ノード対 $l_k =$

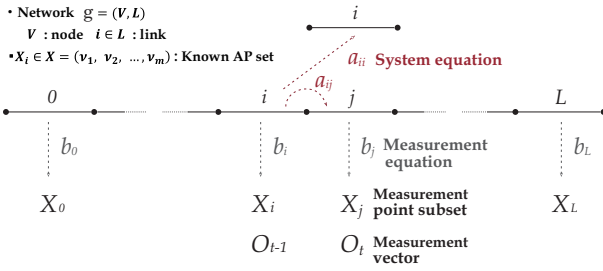


図-3 観測点固定型 3次元経路選択モデルの概念図

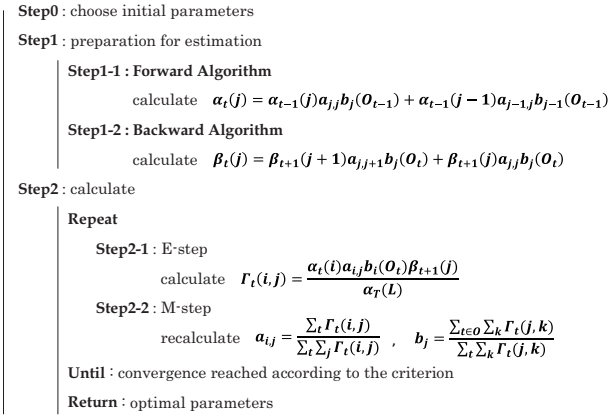


図-4 観測点固定型 3次元経路選択モデルの推定アルゴリズム

(v_{ik}, v_{jk}) の有限集合 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_L\}$, リンク集合 $f_k = \{l_{ik}, \dots, l_{jk}\} (j; Z, j > 2)$ である区画の有限集合 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_\lambda\}$, 各区画 f_k によって $b_k = f_k$ で対応づけられるビルの有限集合 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_\epsilon\}$, 各ビル b_k によって $b_k = \{h_{ik}, \dots, h_{jk}\} (j; Z+)$ で対応づけられるフロアの有限集合 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_\iota\}$ によって定義されるキュービックネットワーク $CG = (V, L, F, B, H)$ を考える。それぞれの集合は, incidence matrix によって記述することができる接続関数 $\Psi, \chi, \Phi, \xi (\Psi_{CG} : L \rightarrow V, \chi_{CG} : F \rightarrow L, \Phi_{CG} : B \rightarrow F, \xi_{CG} : H \rightarrow B)$ によって対応づけられている。観測データから, グラフに対してノード集合の中で経路の始点 (sou) と終点 (sin) を指定することができ, リンクに対してのみコストなどの量を付与することで空間ネットワーク $N = [CG; u]$ を定義する。ただし, $u; L \rightarrow R$ で, ノードに付与したい量はそのノード v_k に対して $degree(v_k)$ 本のリンクに対してそれぞれ付与することとする。

a).2 時間軸の導入

時間構造化ネットワーク上の活動経路¹³⁾ を考える。状態ノード $s_\tau = x \in X (X$ は離散空間集合で DDR の定義による) を要素としてもつ集合 S_τ , アーク $a_\tau = (s_\tau, s_{\tau+1})$ を要素としてもつ集合 E_τ の時間配列 $S = [S_0, \dots, S_\tau, \dots, S_T], A = [A_0, \dots, A_\tau, \dots, A_{T-1}] (T:時間制$

約) によって定義される時空間ネットワーク $G = (S, A)$ を考える。 G における path は初等閉路 (elementary path) として, 状態ノード系列 $P = (s_0, \dots, s_\tau, \dots, s_T)$ であり $a_\tau = (s_\tau, s_{\tau+1}) \in A (\tau = 0, 1, \dots, T-1)$ を満たすものである。 xyz 空間及び時間軸上の移動をこれによって記述する。

a).3 サブ時間制約

S と A の部分集合 $S' \subseteq S, A' \subseteq A$ によって定まる $G' = (S', A')$ が連結グラフであるとき G' を G の時空間サブネットワークであるとする。初期状態 $s_0 = x_{ini} \in X$, 次時点状態 $s_{T'} = x_{tem} \in X$ が与えられたとき, サブネットワークを考える。 S の部分集合 S' が与えられて, $x_{ini}, x_{tem} \in X$ を満たす, $a \in A'$ の系列で構成される G の時空間ハイパーアーク ϵ を生成することができる。ただし $\epsilon \subseteq 2^{S'}$. 状態 $s_\tau = x$ が存在するという命題が成立するか否かを表すインディケータ $I_\tau(x)$ を

$$I_\tau(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } C^{x_{ini}(x)} \leq \tau, C^{x_{tem}(x)} \leq T' - \tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

で定義し, $C(x)$ は始点と観測点取得次時点から任意の状態ノードに到達するまでの最小離散時間数であるとする。 a の接続条件はキュービックネットワーク上の接続関数 Ψ によって拘束される。今次の時点であるとしていたものを初期時点として更新することでサブネットワークの和集合として全体の時空間ネットワークを構成する。そのため, 各タイムスパンごとの path を構成する状態ノード集合 (ハイパーアーク) 同士は必ず横断する。

b) 経路選択モデル

DDR⁴⁾ の概念を組み込み, 経路を一意に特定することなく 3次元ネットワーク上の経路選択モデル $P(r|C_n(f_j); \theta)$ のパラメータ θ を推定する。ここで, r は経路, $C_n(f_j)$ は OD 区画ペア f_j を結ぶ経路集合である。個人 n の観測点 i (観測系列 $(d_1, d_2, \dots, d_\zeta)$) が所与であるとき, 関連 OD 区画ペア集合 F_i を DDR の定義⁴⁾ に倣って次のように特定する。まず, データ d をネットワーク要素に関連付けるため, 指示関数

$$\delta(d, e) = \begin{cases} 1 & e \text{ が } d \text{ に関連している場合} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

を定義しておく。 e はネットワーク要素, d はデータの DDR を示している。 3次元空間ネットワーク上に DDR の概念を拡張するため都市空間に面の概念を導入し経路選択モデルを構築する。都市空間が a) のネットワークで構成されているとき, 任意の観測データ系列 (経路) に対応するそれぞれのネットワーク要素 (リンク・ノード) は, 図 6 のような各空間要素同士の帰属制約,

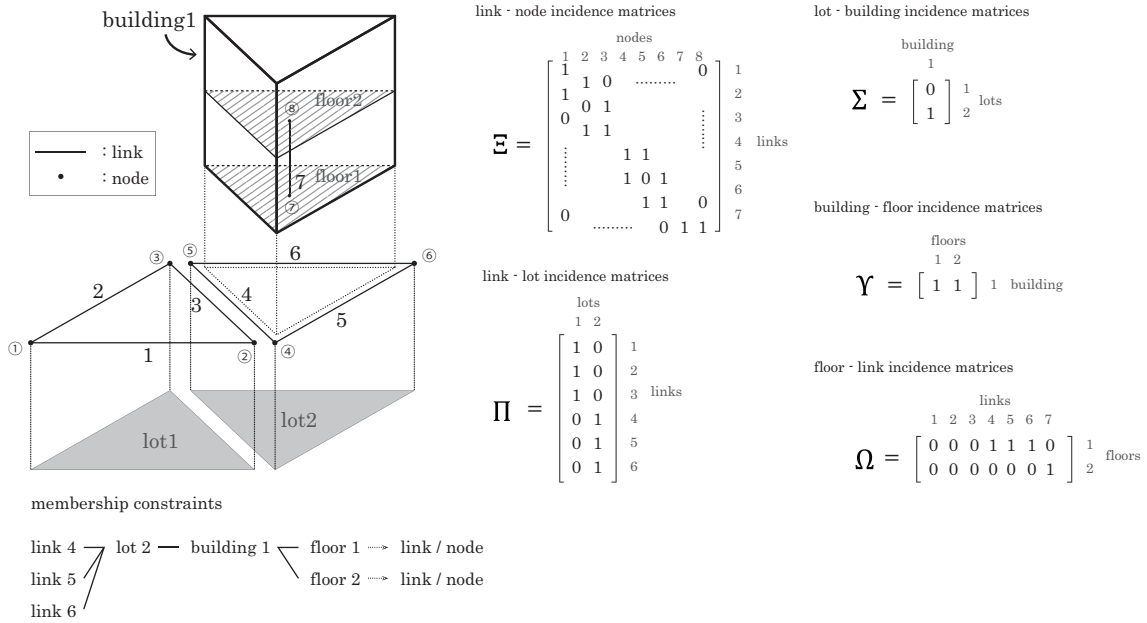


図-5 3次元都市空間の記述方法

incidence matrices Ξ , Π , Σ , Υ , Ω によって与えられる。例えば OD 区画ペア集合 F_i の DDR は次のように確定することができる。

$$F_i = \{f \in F | \delta(d_1; f_o)(d_k; f_d) = 1\} \quad (9)$$

ただし F は対象区域内の全ての OD 区画ペア。同様に、任意の関連 OD 区画ペア集合 F_i に対して、個人 n の観測点 i が生成する確率 $P_n(i|F_i)$ は、

$$P_{nt}(i|F_i) = \prod_{\tau} P_{n\tau}(i_{\tau}|F_i)$$

$$P_{n\tau}(i_{\tau}|F_i) = \sum_{f \in F_i} \sum_{b \in B_i} \sum_{h \in H_i} \sum_{s \in S_i} Q_n(s|S_i) Q_n(h|H_i) Q_n(b|B_i) \times Q_n(f|F_i) \sum_{r \in C_n(s)} P_n(i|r) P_n(r|C_n(s); \theta) \quad (10)$$

$Q_n(f|F_i)$: 関連 OD 区画ペア集合 F_i が所与であるとき、実際の OD 区画ペアが f である確率。

$Q_n(b|B_i)$: 関連 OD 区画（建築物集合）ペア $f(= B_i)$ が所与であるとき、実際の OD 建築物ペアが b である確率。

$Q_n(h|H_i)$: 関連 OD 建築物（フロア集合）ペア $b(= H_i)$ が所与であるとき、実際の OD フロアペアが h である確率。

$Q_n(s|S_i)$: 関連 OD フロアペア（OD ペア集合） $h(= S_i)$ が所与であるとき、実際の OD ペアが s である確率。

$P_n(i|r)$: 観測方程式。実際の経路が r であるとき、 i を観測する確率。

$P_n(r|C_n(s); \theta)$: 経路選択モデル。経路選択肢集合 $C_n(s)$ から個人 n が経路 r を選択する確率。 θ に依存。

いくつかの経路が同じ観測点に対応するので観測方程式 ($P_n(i|r)$) が重要となる。リンク (l_1, \dots, l_L) で構成

される経路 r に観測点 i が対応しているとき正の値をとり、各 DDR に関連する経路が少なくとも 1 つある（全ての $m = 1, \dots, K$ に対して $\delta(d_m, l_q) = 1$ であるような $1 < q < r$ を満たす q が存在する）、一連の位置が経路上のリンクの順番に一致する（全ての $m_1 < m_2$ に対して、 $\delta(d_{m_1}, l_{q_1}) = 1$ 且つ $(d_{m_2}, l_{q_2}) = 1$ ならば $q_1 < q_2$ を満たす）。最も簡便には、データ d と経路の距離 $D(d, r) = \min \Delta$ によって記述することができる。関連 OD ペア集合 $|F_i| > 1$ に対して観測 i があるとき、 $P_n(f|F_i)$ は定義され、 $P_n(f|F_i) = 1/|F_i| (\forall f \in F)$ 。その他についても同様。以上により 1 つの経路に関してそれぞれ OD とその移動軌跡に対する時間制約が決まる。

4. 数値実験

(1) 簡易ネットワーク

歩行者経路選択モデルのパラメータ推定における、領域基底 3 次元経路選択モデルの有効可能性を検証する。ここでは、図 6 の簡易ネットワークにおいて、OD ペアの観測確率を変えてパラメータの推定を行った。2 つの区画の間のリンクを選択する人が多い場合を仮定し、2 次元ネットワーク上の全てのリンクの移動時間は等しく、フロア 1 とフロア 2 の間のリンクの移動時間のみ 0、AP1 の観測が時間 t_1 で、AP2 と AP3 の観測が時刻 t_4 で得られ、時刻 t_2 と t_3 で観測は得られないとした。表 2 に推定結果を示す。経路あるいは区画ペアが一意に特定されている場合とそうでない場合とで異なる値が推定されていることがわかる。また、電波強度などの補足情報が得られ、OD ペアの確率をより詳細に

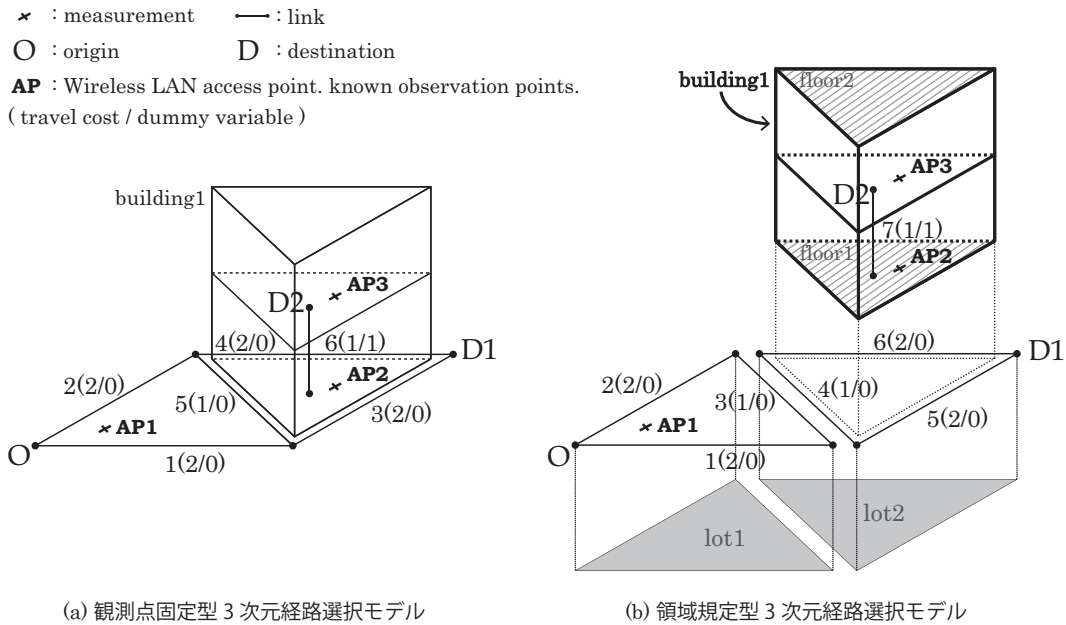


図-6 3次元ネットワークの例

表-3 PP 調査概要

調査期間	2013年11月1日～2013年11月30日
調査方法	スマートフォンセンサー観測と個人票及び回遊行動アンケート調査票
被験者	神戸市中心市街地に訪問することのある20代から70代の男女58名
測位間隔	1秒間隔以下
観測トリップ数	860トリップ

表-4 PP 調査概要

調査期間	2015年6月1日～2016年3月31日
被験者	708962人(検出Macアドレス数)
測位間隔	1秒間隔以上
測位点数	22949269 log
観測情報	固定観測点設置箇所, Macアドレス, 取得時刻

設定できる場合には、より正確な推定値が得られることを示唆している。

(2) ケーススタディ

ここでは、神戸市におけるケーススタディにて使用するデータの概要を記す。下記の観測データに加えて、2016年のゼンリン建物ポイントデータ及び土地利用データを説明変数として使用する。発表時にその推定結果と施策検討についてお知らせ予定である。

a) PP データ

本研究では、2013年に神戸市で行われたプローブパーソン調査データを用いて分析を行う。調査概要を表-3に示す。調査では、トリップの開始時・交通手段変更時・終了時に目的地での滞在目的や移動交通手段をGPS機能付携帯電話操作によって入力を行っている。GPS機能により出発地から到着地までの移動軌跡も取得される。PPデータでは、行動時にトリップの記録が行うが、トリップ・滞在の記録に誤りや修正がある場合であってもwebより被験者本人による修正が可能である。

b) Wi-Fi データ

本研究では、2015年から2016年にかけて神戸市で行われたWi-Fi調査データを用いて分析を行う。調査概要を表4に示す。調査では、調査機関内に固定観測点設置箇所範囲を訪れ、且つWi-Fi通信を許可している全ての人々が持つ通信機器端末からの発信情報を得ることが出来る。

5. おわりに

本研究はDDR(Bierlaire and Frejinger, 2008)の概念を組み込むことによって、観測精度の異なるデータに基づく3次元経路選択モデルのフレームワークを提案し、高さ情報をもつ観測データの場合に経路を一意に特定するか否かによって空間選択モデルのパラメータが大きく異なることを示した。ネットワークで構成される都市空間に面の概念を導入し、それぞれ生起確率行列で拘束条件を与えることで、本来的にネットワークに紐づけられない観測データから経路を一意に特定することなく経路選択モデルのパラメータ推定を可能にしている。これは観測データのもつ誤差に応じて、どのようなモデリングを適用するか十分に考慮する必要がある

表-2 経路選択モデルの推定結果

	$(\kappa_1 = 1.0, \kappa_2 = 0)$	$(\kappa_1 = 0.75, \kappa_2 = 0.25)$	$(\kappa_1 = 0.5, \kappa_2 = 0.5)$	$(\kappa_1 = 0.25, \kappa_2 = 0.75)$	$(\kappa_1 = 0, \kappa_2 = 1.0)$
time	-0.03736 (-0.06)	0.769 (0.0001)	0.796 (0.06)	0.825 (0.06)	0.365 (0.02)
cost	0.369 (2.007)	0.140 (2.149)	0.139 (0.008)	0.139 (0.01)	0.716 (0.04)
dummy	-1.099 (-5.993)	-1.140 (-5.849)	-1.205 (-5.716)	-1.284 (-5.612)	-1.387 (-5.546)
sample	100	100	100	100	100
L0	-438.203	-438.203	-438.203	-438.203	-207.944
LL	-391.202	-228.006	-287.058	-228.006	-160.938
ρ^2	0.107	0.480	0.345	0.480	0.226
$\bar{\rho}^2$	0.100	0.473	0.338	0.473	0.212

(κ_1, κ_2) = (Probability that the OD pair is OD1, Probability that the OD pair is OD2)
(t-value)

あることを意味し、疎な観測データを用いる分析のフレームワークを確立することは、都市計画におけるセンシングデザインおよびネットワークデザインを行う上で非常に重要である。

本稿では、3次元空間別の需要に関する知見を得られる可能性と経路を一意に特定することによってかかる推定パラメータ値に対するバイアスを緩和しうることを確認したが多くの課題を残している。まず、観測点固定型次元経路選択モデルの有効性検証があげられる。現状では簡易的なネットワークにおいても、逐次的な選択を仮定することによる推定誤差、初期値依存、過学習といった問題から安定した推定が行えていない。また、データの作成手法や複数回の推定による統計的な分析や初期値設定の影響といったパラメータ推定特性に関する検討、逐次型経路選択モデルなど他モデルとの比較検討、さらに実際のGPSデータとWi-Fiデータの両者を用いて構造推定した場合の本モデルの有効性について検証が必要である。これらの課題について現在取り組んでおり、発表時に紹介し施策検討と合わせて議論を行いたい。

参考文献

- 1) Dial, R. B. (1971), "A probabilistic multipath traffic assignment model which obviates path enumeration", *Transportation research*, Vol.5, No.2, pp.83-111.
- 2) Bell, M. G. (1995), "Alternatives to Dial's logit assignment algorithm", *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.29, No.4, pp.287-295.
- 3) Akamatsu, T. (1996), "Cyclic flows, Markov process and stochastic traffic assignment", *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.30, No.5, pp.369-386.
- 4) Bierlaire, M., and Frejinger, E. (2008), "Route choice modeling with network-free data", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.16, No.2, pp.187-198.
- 5) Frejinger, E., Bierlaire, M., and Ben-Akiva, M. (2009), "Sampling of alternatives for route choice modeling", *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.43, No.10, pp.984-994.
- 6) Hato, E. (2010). "Development of behavioral context addressable loggers in the shell for travel-activity analysis", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.18, No.1, pp.55-67.
- 7) Fosgerau, M., Frejinger, E., and Karlstrom, A. (2013), "A link based network route choice model with unrestricted choice set", *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.56, pp.70-80.
- 8) Bierlaire, M., Chen, J., and Newman, J. (2013), "A probabilistic map matching method for smartphone GPS data", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.26, pp.78-98.
- 9) Danalet, A., Farooq, B., and Bierlaire, M. (2014), "A Bayesian approach to detect pedestrian destination-sequences from WiFi signatures", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol.44, pp.146-170.
- 10) Chen, J., and Bierlaire, M. (2015), "Probabilistic multimodal map matching with rich smartphone data", *Journal of Intelligent Transportation Systems*, Vol.19, No.2, pp.134-148.
- 11) Mai, T., Fosgerau, M., and Frejinger, E. (2015), "A nested recursive logit model for route choice analysis", *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.75, pp.100-112.
- 12) Nikolic, M., and Bierlaire, M. (2016), "Data-driven characterization of pedestrian flows", *In hEART 2016, 5th Symposium of the European Association for Research in Transportation*, No. EPFL-TALK-223712.
- 13) Oyama, Y., Chikamatsu, K., Shoji, Y., Hato, E. and Koga, M.(2016), "Trajectory-oriented traffic management using sequential discount rate: a case study of the Great East Japan Earthquake", paper presented at the 11th ITS European Congress.
- 14) Shafique, M. A., and Hato, E. (2016). "Travel mode detection with varying smartphone data collection frequencies", *Sensors*, Vol.16, No.5, pp.716.
- 15) 伊藤創太, 羽藤英二 (2012), "PT・PP データのデータ融合による抜け落ち滞在の推定と補正手法", 第 11 回 ITS シンポジウム, CD-ROM.
- 16) 伊藤創太, and 羽藤英二 (2013), "時空間上の遷移確率に基づく歩行者流配分モデル", 第 48 回土木計画学研究発表会, CDROM.
- 17) 羽藤英二, and 朝倉康夫. (2000), "時空間アクティビティデータ収集のための移動体通信システムの有効性に関する基礎的研究", *交通工学*, Vol.35, No.4, pp.19-27.
- 18) 後藤祥孝, and 羽藤英二 (2016), "Wi-Fi 位置情報データを用いた 3 次元ネットワークにおける移動経路の推計", 第 54 回土木計画学研究発表会, CDROM.

Estimation method of route choice modeling in 3-D network with different measurement errors

Kanako IZAWA, Eiji HATO, Masahiko KIKUCHI, Takahiro ISHIGAMI, Yoshiteru KAWANA
and Yasuo SUGIMOTO

With the spread of information communication equipment equipped with various sensors in recent years, we have become able to analyze pedestrian traffic behaviors in downtown by using high resolution and large capacity data. In this research, we incorporate the concept of DDR (Bierlaire and Frejinger, 2008) and proposed a region-based three-dimensional space selection based on a space occurrence probability matrix for a network consisting of link nodes using behavior data with different observation accuracy. We propose a method to evaluate. By introducing the concept of planes into the urban space composed of networks and giving the constraint condition by the occurrence probability matrix respectively, it is possible to estimate the parameters of the route selection model without uniquely specifying the route. We confirmed that bias to the estimated parameter value can be relaxed by uniquely identifying the possibility of obtaining knowledge on demand by demand in three dimensional space and the route.