

プローブデータを基本にした空間経路配分モデル*

Spatial route assignment model based on probe person data*

山川佳洋***・羽藤英二**

By Yoshihiro YAMAKAWA***・Eiji HATO**

1. はじめに

近年、GPS 携帯電話を用いた交通行動データの観測手法であるプローブパーソン技術の発展を背景として、豊富な位置情報を活かした新たな交通行動モデルリングが行われている。経路選択モデルも例外でなく、同一個人のday-to-dayの行動データを用いることで経路選択行動の分析が行えるようになり、それによって選択肢集合同定や選択肢間の相関を考慮したパラメータ推定方法など様々な問題を解決することが可能となった。そのためミクロ交通シミュレーションなどの動的なネットワーク解析への適用可能性も向上したと考えられる。

しかしGPSデータをモデル化するにはネットワークと繋がりのない緯度、経度の座標データに対しておおらかじめ用意したネットワークデータを用いて経路を再構築する作業が必要となる。既往研究ではこのようなデータ操作にはマップマッチングやトリップエンドの特定などが挙げられる¹⁾。一般的にマップマッチングのアルゴリズムは計算時間でその性能が評価され、“真の”選択経路が分からないため、正確さを評価することは難しい。GPSデータは観測精度が原因で観測された緯度経度などの座標と実際の移動点は一致せず、ある一連の観測データについてのトリップに対して1つの経路を特定しようとするマップマッチングの操作ではその過程で誤差が生じてしまい、結果としてモデルのパラメータにもバイアスをもたらすと考えられる。

本研究ではデータの取得後、モデル化の前にあらかじめマップマッチングを行うことなく、観測点の誤差を許容したまま複数経路として扱うことで、GPSデータのようなネットワークフリーデータをネットワークベースのモデルに調和させるようなモデル化の枠組みを提案し、従来のマップマッチング型の経路選択モデルとの比較を行う²⁾。

*キーワード：経路選択、交通行動調査

***学生員、東京大学大学院工学系研究科

(東京都文京区本郷七丁目三番地一号、

Email yamakawa@bin.t.u-tokyo.ac.jp)

**正員、工博、東京大学大学院工学系研究科

2. モデルの定式化

本論文では経路選択モデル $P_n(p|C_n(s); \beta)$ の未知パラメータ β を推定することを目的としている。またこのモデルではマップマッチングを行わず1つの観測 i について経路間の重複の高い複数の経路として扱い、選択肢集合に含めるため、経路選択モデルは式(1)で表され、IIA特性を緩和することのできるCross-Nested Logit (CNL) モデルを使用する³⁾。

$$P_n(p|C_n(s); \beta) = \sum_m P(m) * P(p|m) \quad (1)$$

$$P(m) = \frac{\left(\sum_n (\alpha_{mp} e^{V_n})^{1/\mu} \right)^\mu}{\sum_b \left(\sum_n (\alpha_{bp} e^{V_n})^{1/\mu} \right)^\mu}$$

$$P(p|m) = \frac{(\alpha_{mp} e^{V_p})^{1/\mu}}{\sum_l (\alpha_{ml} e^{V_l})^{1/\mu}}$$

$$\alpha_{mp} = \left(\frac{L_m}{L_p} \right) : 0 \leq \alpha_{mp} \leq 1$$

$P(m)$: リンク m を選択する確率

$P(p|m)$: リンク m を選択したとき、経路 p を選択する確率

α_{mp} : アロケーションパラメータ

μ : スケールパラメータ

L_m : リンク m のリンク長

L_p : 経路 p の経路長

V_p : 経路 p の効用の確定項

ここで $C_n(s)$ はODペア s についての選択肢集合で個人 n 、 p は $C_n(s)$ 内の1つの経路を考えている。一連のデータ (d_1, d_2, \dots, d_k) である個人 n のある観測 i に対して、まず位置データを時間ごとに結び位置間直線経

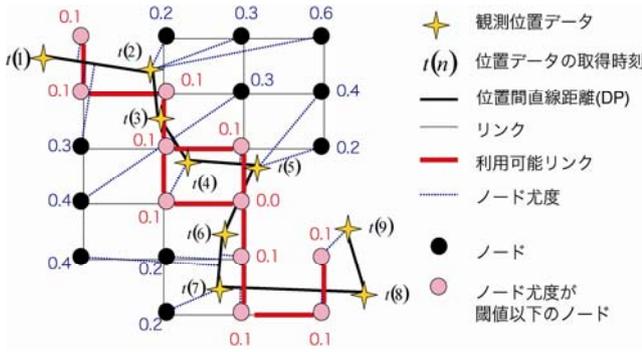


図 1 ノード尤度の計算と利用可能リンクの抽出

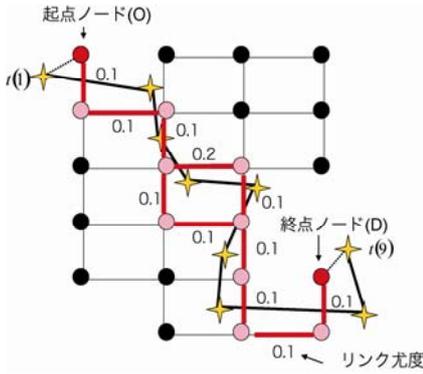


図 2 OD 決定とリンク尤度の計算

路(DP)とする。各取得位置データ間を結ぶ仮想リンクを $(l_1, l_2, \dots, l_{k-1})$ とする。式(2)に示されるようにDから全てのノード (e) までの最短距離を計算し、ノード尤度の計算をする。ノード尤度は、走行経路上のノードとしての尤もらしさでありDPから各ノードまでの最短距離とし、対象となる全てのノードについて計算される。

$$NL(i|e) = \min_{l \in l_1, \dots, l_k} \Delta(e, l) \quad (2)$$

$\Delta(e, l)$: ノード e とDPの要素である仮想リンク l までの距離

DPと全てのノード間のノード尤度に対して閾値を設定し、閾値以下のノードを全て抽出する。抽出したノードで両端のノードが抽出されている利用可能リンクを抽出する。例として以上を図1に示す。

このとき d_1, d_k について最も距離の近いノードを観測 i のODペア s として決定する。

次に抽出されたリンク (m) に対し式(3)からリンク尤度を計算する。リンク尤度は走行経路上のリンクとしての尤もらしさである。例として以上を図2に示す。リンク尤度の設定は図3に示す。

$$LL(i|m) = (l_{upN} + l_{dnN}) * L_{length} / L_{lane} \quad (3)$$

l_{upN} : リンクの起点ノードからDPまでの距離

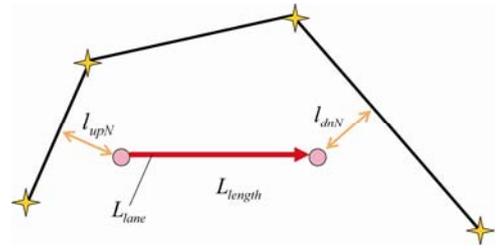


図 3 リンク尤度の設定

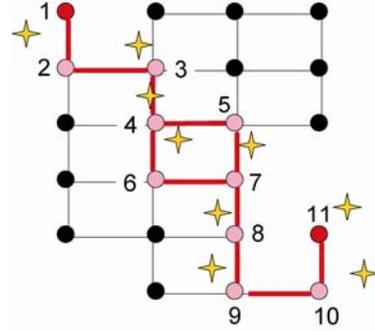


図 4 経路の抽出

l_{dnN} : リンクの終点ノードからDPまでの距離

L_{length} : リンク長

L_{lane} : リンク車線数

ODペア s を結ぶ経路集合の中で抽出されたリンクのみを通過する経路を観測 i に対応する経路 p とする。図4のときを例として示すと経路 p は

$$\{(1,2,3,4,5,7,8,9,10,11), (1,2,3,4,6,7,8,9,10,11)\}$$

で表される。

そのときODペア s において個人 n の観測 i を再現する確率 $P_n(i|s)$ を導く。その式は式(4)のように表される。

$$P_n(i|s) = \sum_{p \in C_n} \sum_m LL(i|m) * P(m) * P(p|m) \quad (4)$$

$LL(i|m)$: 観測 i におけるリンク m のリンク尤度

経路選択モデルのパラメータ β は式(5)で表される尤度関数 $L(\beta)$ を最大化することによって得られる。

$$L(\beta) = \prod_{i \in I_n} P_n(i|s) = \prod_{i \in I_n} \sum_{p \in C_n} \sum_m LL(i|m) * P(m) * P(p|m) \quad (5)$$

I_n : 個人 n に関わる観測 i の集合

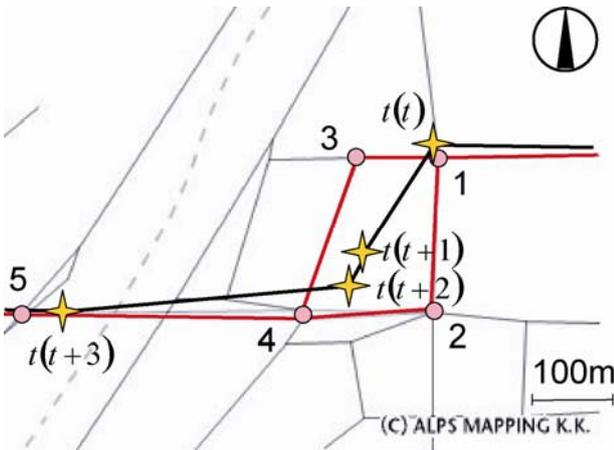


図5 実際の観測データ

3. 適用例

本章では実際の観測データを例として、本論文が提案するモデル化の有用性について考えていきたい。図5は実際のGPSによる自動車の観測データである。データの概要は次節で示す。ノード尤度から利用可能リンクを抽出すると経路として考えられるのは、 $\{(1,2,4,5), (1,3,4,5)\}$ である。従来のマップマッチングを適用するとリンク尤度の小さい $\{(1,3,4,5)\}$ が特定される。しかし図5の場合、観測データから1つの経路を特定することは困難であり、アルゴリズムを用いて1つの経路を特定することは誤差につながると考えられる。

4. ケーススタディ

(1) 使用データ

本研究では、松山プローブパーソン調査2004(以下、MPP2004)によって得られたday-to-dayの経路選択行動データを使用する。MPP2004の調査対象地域は図6で示される松山都市圏(松山市(北条を含む)、伊予市、東温市(重信町、川内町)、砥部町、松前町の3市2町)、調査期間は2004年1月26日から2004年2月29日の連続する35日間、調査対象時間は24時間、被験者は317名である。データのトラッキング間隔は自動車トリップで旅行時間が1時間を越えるものは40秒、それ以外は10分間隔である。不完全な形式のデータをクリーニングした後のデータ数はトリップ数が24188、ロケーション数が596739である。ネットワークデータはリンク数が22736、ノード数は8106である。今回のケーススタディでは任意のモニター4人(ca001, ca038, ca210, wn006)の自動車トリップに関してパラメータ推定を行う。

(2) 選択肢集合

経路選択モデルの推定には選択肢集合 $C_n(s)$ を定義す

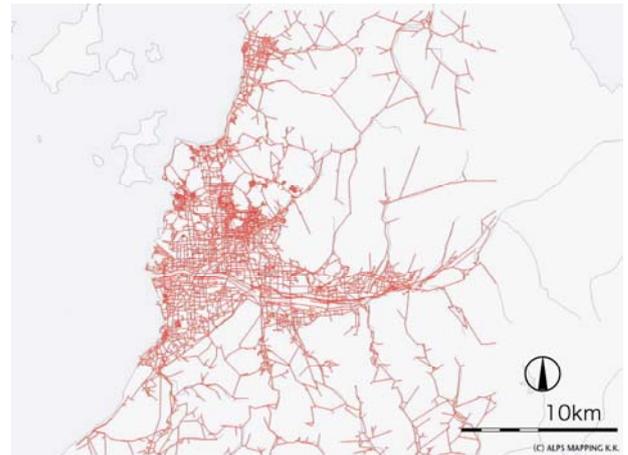


図6 松山都市圏ネットワーク図

る必要がある。個々のODペアに対してゲートウェイの概念を用いて、あらかじめ最短経路探索を応用しなす角 θ をパラメータとした空間的に広がりのある経路集合を列挙した後、ラベリング法を用いて特定の経路属性について最適と考えられる経路からなる選択肢集合の絞り込みを行う。このような選択肢集合生成法は従来のk番目経路探索と比べ計算性を向上させ、説明変数間の相関を減らし推定バイアスを除くことができると考えられている^{4) 5)}。

(3) パラメータ推定

経路選択モデルの説明変数には経路長、幹線比率(全経路長に占める複数車線リンクのリンク長の総和の割合)、右左折数を用いる。また観測データと取得間隔より平均旅行速度が概算できるため、平均旅行速度が極端に小さいエリアを混雑エリアとしてダミー変数で取り扱う。結果及び考察に関しては第39回土木計画学研究会にて発表する。

5. まとめ

GPSデータを用いた経路選択モデルの構築には従来、マップマッチングなどのデータ操作を行うことが必要であった。しかしこのようなデータ操作は誤差やバイアスを生じる可能性があるため極力避けるべきである。本研究では従来マップマッチングで使われるリンク尤度をモデル式に組み込むことでこのようなデータ操作なしにモデルのベースとなるネットワークデータに対してGPSデータの曖昧さを残したままモデリングする手法の提案を行った。この手法は経路選択モデルの推定結果の向上だけでなく、従来のマップマッチング型の経路選択モデルに比べ、データの取得からモデル化までの計算時間の向上も期待できる。

参考文献

- 1) 朝倉康夫, 羽藤英二, 大藤武彦, 田名部淳 : PHSによる位置情報を用いた交通行動調査手法, 土木学会論文集, Vol. 48, No. 653, pp.95-104, 2000
- 2) Bierlaire, M. and Frejinger, E. : Route choice modeling with network-free data, Transportation Research PartC 16, pp. 187-198, 2008
- 3) Vovsha, P. and Bekhor, S. : Link-nested logit model of route choice : overcoming route overlapping problem, Transportation research Record, 1645, pp. 133-142, 1998
- 4) 山川佳洋, 羽藤英二 : ラベリング法を用いた経路選択枝集合の有用性の検証, 第28回交通工学研究発表会論文報告集, pp.297-300, 2008
- 5) Ben-Akiva, M., Bergman, J., Daly, J., and Ramaswamy, R. : Modeling inter urban route choice behavior, Proceeding of 9th International Symposium on Transportation and Traffic Theory, pp.299-330, 1984