

非集計ロジットによる経路選択モデルを内在した OD 交通需要・交通状態の動的推定に関する研究

Dynamic OD and Traffic State Estimates with Imbedding Logit-Based Route Choice Model in Kalman Filter

北海道大学大学院工学研究科 学生員 上出 祐次 (Yuji Kamide)
北海道大学大学院工学研究科 正員 中辻 隆 (Takashi Nakatsuji)

1. 本研究の背景と目的

現代社会において自動車交通は経済活動や日常生活を支える重要な役割を担っている。しかしその弊害である交通渋滞によって多大な時間的損失や環境問題が引き起こされ、多くの主要都市において深刻な問題となっている。既存の社会基盤を効果的に利用する手法がこれらの問題を解決する手段として有効であると考えられ、その確立が期待されている。これに対する効果的と考えられる解決手段としては、効率的に交通運営と交通システムの制御を行う高度な交通管理システムが挙げられる。高度な交通管理システムとは、既存のシステムと ETC や VICS などの ITS 技術との連携・融合をはかることによって実現する。

現在日本では、警察庁が ITS の一環として、「交通管理の最適化」を目指した新交通管理システム(UTMS)の研究開発及び実用化・整備を推進している。これらのシステムにおいては、現在及び将来の交通状態、ネットワークの交通需要の正確な把握が必須であるとされている。しかし、ネットワークの交通需要などではネットワークが大きくなるにつれて未知数が膨大になり、推定に費やす時間が多くなることの問題がある。このため、未知数を減らすことの重要性が指摘され、その手法の確立が求められている。

そこで本研究では OD 交通需要・交通状態の推定における未知数を減らすことを 1 つの目的としている。また、その推定モデルを用いて、ドライバーへの正確なリアルタイムでの交通情報の提供を行うことも目的としている。ドライバーに提供する交通情報は様々あるが、本研究ではドライバーにとって特に重要であると考えられる渋滞度・旅行時間の 2 つを求める指標とする。

2. 本研究のフロー

本研究のフローを図 1 に示す。本研究の特徴として、首都高速道路の利用者に意識調査を行い、非集計ロジットモデルによる経路選択モデルを構築することである。また従来は旅行時間のみを考慮したものが多いが、他の説明変数や個人属性を考慮した点も特徴である。この経路選択モデルを用いることにより、未知数を減らすことが可能になる。

一方でマクロ交通流モデルのパラメータの感度分析を行い、フィードバック推定法である Unscented カルマンフィルタを適用する。構築した非集計ロジットモデルによる経路選択モデルと Unscented カルマンフィルタ

を組み合わせることにより、予測モデルを構築する。予測モデルでは OD 交通需要、交通状態を推定し、その結果を ETC データや感知器データを比較することによって精度の検証を行う。また予測モデルを用いたリアルタイムでの情報提供を可能にする。

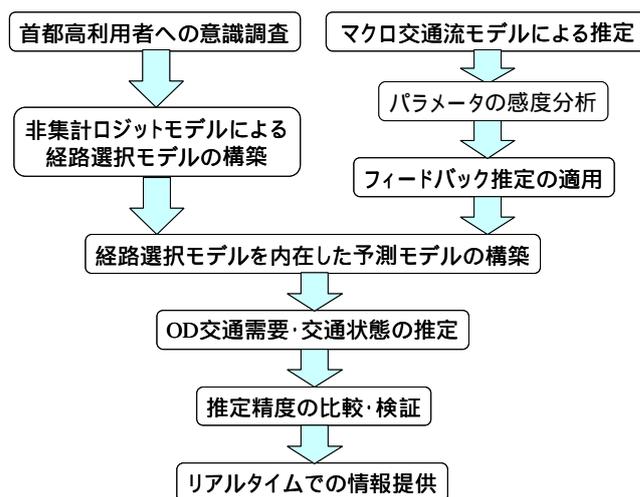


図 1. 本研究のフロー

3. 対象地域

本研究で考えている対象地域である首都高速道路の一部を図 2 に示す。この範囲で高速湾岸線、K1 号横羽線についての経路選択モデルを構築し、検証を行う。その後、構築した経路選択モデルが首都高速道路のネットワーク全体にも適用することができるか検証する予定である。

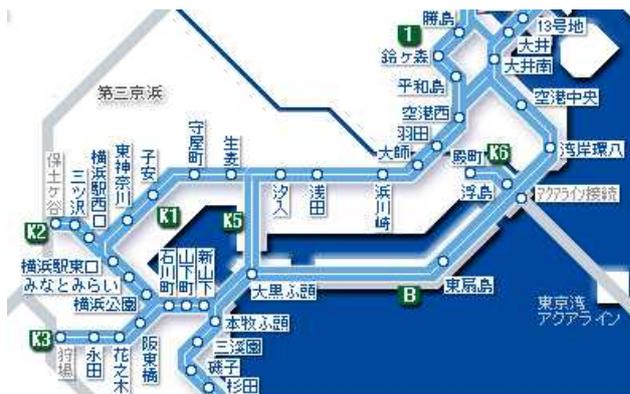


図 2. 本研究の対象地域

4. 経路選択問題

首都高速道路のような大規模なネットワークを対象とした予測を行う場合、経路選択の問題が避けられない。従来は Dial のアルゴリズムを用いた均衡配分モデルが使われてきた。しかし、Dial のアルゴリズムを用いる多くの配分モデルでは、ドライバーは膨大な数に上るすべての利用可能経路から利用経路を選択すると仮定している。また、均衡配分モデルにおいて経路選択モデルに導入される説明変数は旅行時間のみ（もしくは一般化費用のみ）であることが多い。

そこで本研究では、個人属性など、旅行時間以外の説明変数を加えた非集計ロジットモデルを適用することを試みる。具体的には、首都高速道路利用者に意識調査を行い、非集計ロジットモデルを構築することによって、予め静的な経路選択プログラムを組み込むこととする。

また、大規模なネットワークの場合ノードなどが非常に多くなるため、未知数の数が膨大になってしまう。そこで本研究では、経路の選択だけではなく、目的地の選択に非集計ロジットモデルを用いることで未知数を減らすことを考えている。

4-1. 非集計ロジットモデル

交通需要予測における非集計分析によって構築される非集計モデルは非集計行動モデル、あるいは離散型選択モデルとも呼ばれる。非集計行動モデルの基本的な前提は、「個人が交通行動の基本的な意思決定単位であり、個人はある選択状況の中からもっとも望ましい選択肢を選択する」というものである。ある選択肢 j の持つ「望ましさ」 U_j 、あるいは「効用(Utility: U_j)」は、その選択肢の持つ特性 X_j と個人の社会経済属性 S_n によって異なると考えられるが、その要因のすべてを観測することは不可能である。そのため、効用は確率的に変動すると考えるのがランダム効用理論のアプローチである。

ランダム効用理論では、効用 U_j は確率的に変動する部分（確率項） ε_j と変動しない部分（確定項） V_j に分けられ、その線形性を仮定して以下のように表す。

$$U_j = V_j + \varepsilon_j$$

交通行動の分析において、ランダム効用理論が妥当と考えられる理由には他に個人の行動は必ずしも合理的な選択行動に従うとは限らないこと、情報の不完全性の問題などが挙げられる。この誤差項の分布にガンベル分布を用いた非集計ロジットモデルがよく使われている。

4-1-1. 目的地選択に関して

目的地の選択の予測に用いる特性変数は目的地の魅力度と経路旅行時間（経路コスト）を考えている。魅力度については算定が難しいため、未知数のまま取り扱っていくことも考慮しなければいけない。ここで魅力度は目的地の固有変数、経路旅行時間は共通変数である。個人属性は目的地の選択に関しては影響しないと考えた。目的地の確定項の効用は(1)式で表される。

$$V(\text{目的地}) = \beta_1 \times (\text{経路旅行時間}) + \beta_2 \times (\text{魅力度}) \dots (1)$$

β_k : パラメータ

またこの効用を用いて各 OD 交通量は(2)式で求めることができる。

$$q_{rs} = O_r \cdot P_s = O_r \frac{\exp(\theta_1 V_s)}{\sum_{j \in J_n} \exp(\theta_1 V_j)} \dots (2)$$

q_{rs} : OD 交通量	O_r : 出発地の発生交通量
P_s : 目的地 s を選択する確率	
θ_1 : スケールパラメータ	V_s : 目的地 s の効用

4-1-2. 経路選択に関して

経路選択の予測に用いる特性変数は経路旅行時間、経路距離、渋滞度を考えている。経路距離、渋滞度は経路の固有変数、経路旅行時間は共通変数である。個人属性として考えているのは、対象地域の把握度、運転頻度である。対象地域の把握度とは、どのくらい首都高速道路に慣れているか、経路を把握しているかなどを意味している。経路の確定項の効用は(3)式で表される。

$$V(\text{経路}) = \beta_3 \times (\text{経路旅行時間}) + \beta_4 \times (\text{渋滞頻度}) + \beta_5 \times (\text{走りやすさ}) + \beta_6 \times (\text{経路距離}) + \beta_7 \times (\text{運転頻度}) + \beta_8 \times (\text{首都高習熟度}) \dots (3)$$

またこの効用と上記で示した各 OD 交通量を用いて、経路交通量は(4)式で求めることができる。

$$f_{rs}^k = q_{rs} \cdot P_k = q_{rs} \frac{\exp(\theta_2 V_k)}{\sum_{j \in J_n} \exp(\theta_2 V_j)} \dots (4)$$

f_{rs}^k : 経路交通量
P_k : 経路 k を選択する確率
θ_2 : スケールパラメータ V_k : 経路 k の効用

4-2. 非集計ロジットを使うことによる未知数の変化

表 1 に本研究で用いる予定のネットワークの一部の概要を示す。これは首都高速道路のネットワークで、非集計ロジットモデルを使わなかった場合の未知数を示している。ここには中規模までしか載せていないが、大規模となるとさらに未知数は増大し、未知数の同定に大きな時間を費やすことになる。しかし、これに本研究で用いる非集計モデルを使うことによって未知数は小規模で 17、中規模で 31 に減らすことができる。目的地の選択のところで魅力度を未知数として取り扱うとしても、未知数は小規模で 22、中規模で 49 まで減らすことはできる。そこで本研究では魅力度を算定しないで、未知数のまま扱っていくこととする。

表 1. 対象ネットワークの概要

	小規模	中規模
ノード(IC・JCT)数	10	33
リンク数	24	77
流出ノード(オンランプ)数	7	21
流入ノード(オフランプ)数	7	21
ネットワークの規模	7km × 6km	20km × 15km
モデルにおける未知数	23	65

5. フィードバック推定手法

5.1 カルマンフィルタ

カルマンフィルタは理論的に予測された計測量と実測された計測量との誤差に比例して状態量の補正を行うフィードバック手法の1つであり、状態変量の動的推定手法として広く用いられている。ここにおける補正係数であるカルマンゲイン(K)は、状態変量の誤差の共分散行列から得られている。推定手順は大きく分けると、以下の2つのステップからなっている。(図3)

予測課程：流入部における交通量 $u(k)$ と前の時刻における交通状態をシミュレーションに与えて、計測値を入手する前の交通状態と計測値の予測値を計算する。

更新過程：交通状態の予測値を計測値の乖離に応じて調整を行う。

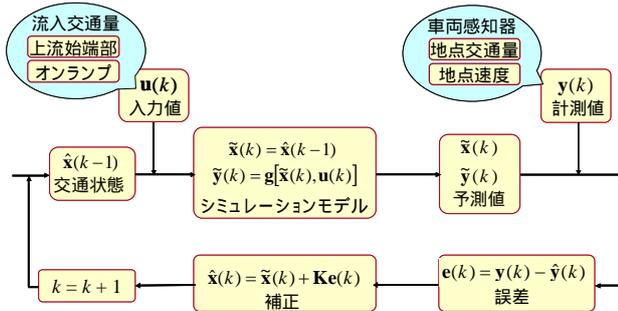


図3. カルマンフィルタによるフィードバック推定

5.2 拡張カルマンフィルタ(EKF)

線形問題を扱うカルマンフィルタは非線形問題について応用できない。そこで非線形問題を線形化しカルマンフィルタの考えを適応したのが拡張カルマンフィルタであり、改良を重ねながら広く使われてきた。しかし、カルマンゲインの導出において状態方程式と観測方程式を微分演算する必要があり、複雑なシミュレーションモデルを組み込むことは困難であった。

5.3 Unscented カルマンフィルタ(UKF)

1990年代末に、明示的に表現された状態方程式や観測方程式なしにカルマンゲインを求め、カルマンフィルタによるフィードバック推定を可能とする Unscented カルマンフィルタが提案された。これはすなわち、複雑な構造を有するシミュレーションモデルを状態/観測方程式とすることができるということの意味し、その適用性を大きく拡大した。また Unscented カルマンフィルタは、非線形カルマンフィルタのテイラー展開において2次項までの精度を保証するだけでなく、従来の線形化にともなう微分演算なしにカルマンゲインを求めることができるという数値計算上極めて優れた特質も有している。

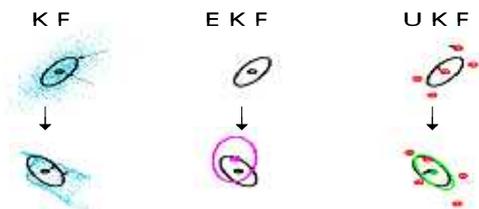


図4. カルマンゲインの計算イメージ

6. シミュレーションモデル

6.1 マクロ交通流モデル

5章で述べたように、Unscentedカルマンフィルタはいかなるシミュレーションモデルにも適用可能であることを特徴としている。本研究ではこのシミュレーションモデルにマクロ交通流モデルを採用する。マクロ交通流モデルについては中辻³⁾に詳しい。

6.2 パラメータの感度分析

マクロ交通流モデルでは、パラメータの値が精度に大きな影響を及ぼすと考えられるため、パラメータの変動による感度分析を行った。感度分析に用いたのはPayneモデルとHelbingモデルの2つのマクロ交通流モデルである。Payneモデルについては緩和時間と調整パラメータ、Helbingモデルについては緩和時間と反応時間Tを内在しているため、それらを変動させ、パラメータの与える影響を調べた。それぞれのパラメータを変化させた値を表2に示す。

表2. パラメータの変動値

(sec)	10	20	30	
T(sec)	1.0	1.5	1.8	2.0

比較に用いたデータはINTEGRATIONから得た人工の観測データを用いた。このデータと数値シミュレーションの結果を比較してRMSEを求めた。図5、図6はそれぞれPayneモデルとHelbingモデルの交通量についてのRMS Eである。

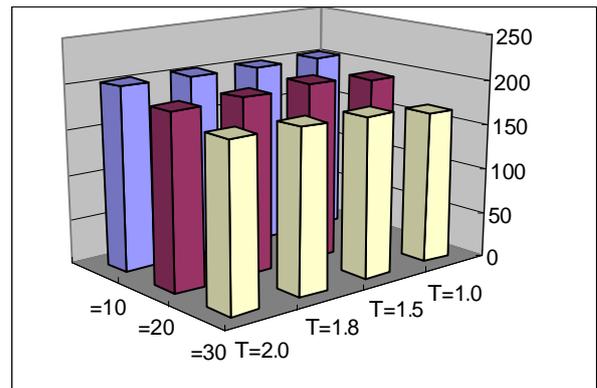


図5. RMSE(交通量) - Payne モデル

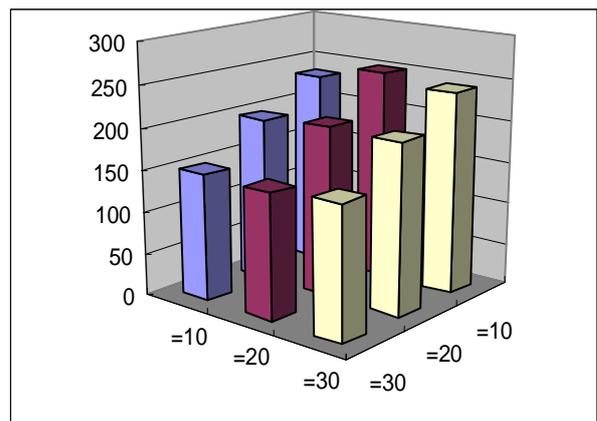


図6. RMSE(交通量) - Helbing モデル

これらの結果より、まず緩和時間については変動が大きく、 $t = 30(\text{sec})$ のときの精度が高いことが言える。調整パラメータ、反応時間Tについては大きな変動は見られず、有意な差があるとは言えない。ただし、反応時間は交通状況によっても変わってくると考えられるので、その時々交通状況も加味する必要があると思われる。そのためこれらのパラメータは予め設定してしまうよりも、シミュレーションの中にパラメータの同定を組み込むことで推定精度が向上するのではないかと考えられる。

7. 意識調査

7-1. 意識調査の概要

経路の選択意識を把握するために、意識調査を行った。意識調査の概要を表3に示す。首都高速の場合、ETC利用が多く、料金所などでの配布は難しいため、大黒PAで意識調査を行った。

表3. 意識調査概要

調査日	平成19年11月19日(月)、20日(火)
対象者	首都高を利用しているドライバー
方法	直接配布・郵送回収
配布場所	大黒PA
配布票数	476
回収票数	160
回収率	33.61%

7-2. 意識調査の内容

意識調査では個人属性、当日の移動区間・経路についてのRPデータ、直交表を用いてプロフィールを作成した代替案についての評価を尋ねている。本研究ではまず当日の移動区間・経路に関するRPデータを用いることで、経路選択モデルを構築する。

7-3. 調査票の分析

図7、図8は回答者の性別、年齢をまとめたものである。性別を見ると圧倒的に男性が多くなっている。これはドライバーの方に答えて頂いたため、男性中心となったものと思われる。年齢については比較的バランス良くデータを取ることができた。

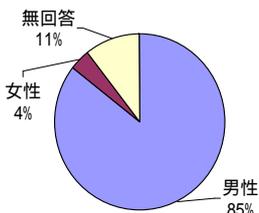


図7. 個人属性-性別

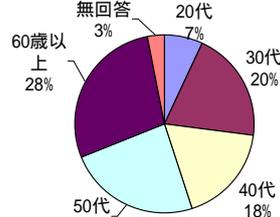


図8. 個人属性-年齢

図9、図10は当日の経路を選択した理由について尋ねた結果の性別、年齢別の集計である。性別については差が見られたものの、女性票数が圧倒的に少ないため性別による違いは考慮できないと考えられる。年齢別では20代の回答が他の年代と違い、走りやすさよりも空いていることを重視していると言える。そのため年齢も経路の選択行動に影響を与える可能性があると言える。

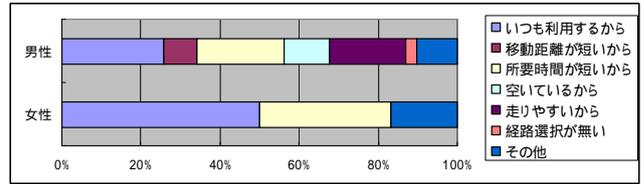


図9. 性別-経路選択理由

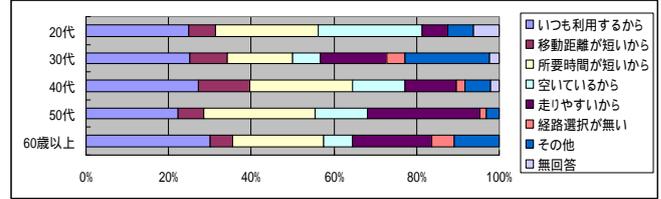


図10. 年齢-経路選択理由

7-4. RPデータによる選択確率

図11は回答者の当日の利用経路、図12は高速湾岸線、K1号横羽線の選択確率を示したものである。

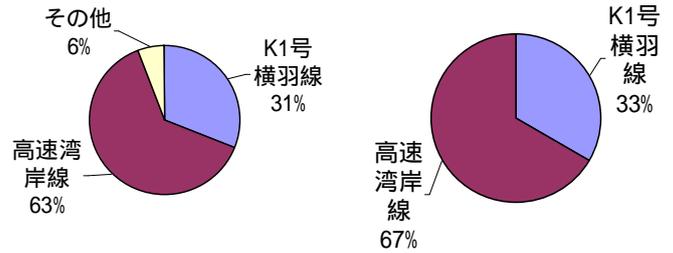


図11. 当日の利用経路

図12. 経路の選択確率

高速湾岸線、K1号横羽線の選択確率については以下のステップで算出を行った。

1. 全てのODを抜き出し、経路選択があるか判断する。
2. 経路選択のあるすべてのODの利用経路毎にトリップを算出する。
3. 各経路を使ったトリップ数から選択確率を算出する。

8. おわりに

本研究では首都高速道路利用者を対象に、経路選択モデルを作成するための意識調査を行った。今後は経路選択モデルを作成し、その結果がRPデータによる選択確率と一致するか検証を行う。さらに Unscented カルマンフィルタを組み合わせることによって予測モデルを構築し、その推定精度の検証を行う必要がある。

またこの区間で作成した選択確率モデルが首都高速道路全体で使うことが可能か調べる必要がある。全体で使えるようであれば、将来的にはマイクロ交通流シミュレーションに細かく個人属性を与えることで、現在よりもより現実に即したシミュレーションが可能になると考えられる。

参考文献

- 1) 土木学会編、非集計行動モデルの理論と実際、土木学会、1995
- 2) 交通工学研究会編、やさしい非集計分析、丸善、1993
- 3) 中辻隆、交通流におけるフィードバック原理に基づく推定技術の現状と展望、IATSS Review, Vol.30、2006