

豪雨災害を対象とした データ駆動型経路選択モデルの構築

島村 聡¹・柳沼 秀樹²・寺部 慎太郎³・康 楠⁴・田中 皓介⁵

¹学生会員 東京理科大学大学院 理工学研究科土木工学専攻修士課程

(〒278-8510 千葉県野田市山崎2641) E-mail:7618519@ed.tus.ac.jp

²正会員 東京理科大学 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)

E-mail: yaginuma@rs.noda.tus.ac.jp

³正会員 東京理科大学 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)

E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp

⁴正会員 東京理科大学 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)

E-mail: kangnan@rs.tus.ac.jp

⁵正会員 東京理科大学 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)

E-mail: tanaka.k@rs.tus.ac.jp

災害発生直後、時々刻々と変化する交通ネットワークの状態を考慮した上でドライバーの避難行動を把握することは、被災地域からの迅速な避難行動や救助活動等を行う上で必要不可欠である。しかし、変化し続ける道路状況を把握可能なリアルタイム性の高いデータは少なく、また複雑に接続する道路ネットワークを考慮可能な分析は難しい状況である。本研究では、リアルタイムに取得可能かつ多くの道路を網羅するETC2.0プローブデータと、リンクの逐次選択により経路単位での選択枝列挙が不要であり様々な要因に対してパラメータ推定が可能であるRecursive Logitモデル(以下RLモデル)を利用しモデルの構築を行った。その結果、災害時におけるドライバーの行動傾向がある程度再現可能であることを明らかにした。

Key Words : Recursive Logit model, route choice model, ETC2.0

1. はじめに

近年、我が国では多くの地域で頻繁に自然災害が発生しており、インフラを含めて社会全体に大きなダメージを与えている。2015年9月10日に発生した関東・東北豪雨では、鬼怒川堤防破堤により道路の遮断が発生し、道路ネットワークの持つ十分な機能を発揮できない状況に直面した。こうした交通ネットワークの混乱は交通規制、通行止めなどを引き起こし、迅速な避難行動や救援救助活動の妨げとなる。このような災害時において、交通ネットワークの性能低下を最小限に抑えるためには、時々刻々と変化する交通ネットワークの状態を考慮した上でドライバーの避難行動を把握することが必要不可欠である。

ドライバーの経路選択を表現するモデルとして、離散選択モデルを援用した経路選択モデルが挙げられる。しかし、全ての選択可能な経路を列挙し、各選択枝の効用を定義する必要があるため、現実的には難しい。そのため、これまでに様々な条件を設けて選択枝集合を限定して、対象経路を制限したモデ

ル構築せざるを得なかった。それに加えて、被災範囲は常に変化し続けるため、選択枝を限定するモデルを適用することは困難である。

以上を踏まえて、本研究では、災害時における円滑な避難を念頭に、時々刻々と変化する交通ネットワークの状態を考慮した経路選択モデルを構築する。具体的には、リアルタイム性の高いプローブデータを活用し、道路リンクの被害状況を反映したネットワーク状態の記述を行う。さらに、選択集合を列挙しない逐次選択モデルであるRecursive Logit (以下RL)を援用したモデルを構築する。これにより、これまででは難しかった災害時のような予測の難しい状況での経路選択行動が記述可能となり、災害時の避難誘導計画の策定に資することが期待される。

本論文の構成を述べる。2.ではプローブデータおよび離散選択モデルを用いた経路選択モデルに関する研究のレビューを行い、本研究の位置づけを述べる。3.では本研究で用いるETC2.0の概要と鬼怒川堤防決壊時をケーススタディとして基礎分析を行う。4.ではRLモデルの精度検証を行う。5.ではETC2.0を

用いた経路選択モデルの構築を行う。6. では本研究の結果と今後の課題をまとめる。

2. 既往研究の整理と本研究の位置づけ

(1) 経路選択モデルに関する研究レビュー

ドライバーの経路選択行動を正確に把握、予測することで交通量配分における推定交通量の精度向上や交通管理における交通誘導など、多様な交通政策に活用が期待できる。これまで、交通量配分における経路選択モデルとして、最短経路法が採用されてきた。これは、ドライバーが目的地までの所要時間が最小となる経路を正確に把握し、経路選択を行っているという仮定のもとで配分を行うモデルである。しかし、全てのドライバーが同じ判断基準を持ち、かつ交通状況について完全に情報を把握しているとは考えにくい。そこで、離散選択モデルを利用した経路選択モデルの活用によりドライバーごとの嗜好性を表現することでより精緻に経路選択行動が把握、予測が可能となる。しかし、ドライバーの経路選択行動は多種多様であり、大まかな法則性や傾向はあるものの正確に経路選択行動を把握することは難しい。そのため、これまでに多くの経路選択モデル、また経路選択理論に関する研究がされてきた。

安藤らは、経路選択モデルの利用により現実ドライバーの個々の嗜好性や運転の目的など所要時間以外の要因も加味して経路選択行動が把握できると考え、現実の経路選択行動を調査した2つのデータをもとに現実の経路選択行動と既存の経路選択モデルとを比較、検証した。その結果、現実の交通流においてドライバーは所要時間、道路幅員、信号交差点数、右折回数等を考慮して経路を選択していることを明らかにし、またMNL、C-Logit、GEVの3つのモデルで推定を行い、C-Logitが最も適合していることを明らかにした¹⁾。

Fosgerauらは、従来の経路選択モデルでは選択肢集合の列挙が必要でかつ経路は無限に存在するため列挙は困難であるということや、出発後の変化を考慮できないという点を指摘した。これらの問題点を解決するために、従来のパスベース（経路単位）の経路選択モデルではなくリンクベース（経路を構成するリンク単位）での逐次的に経路を選択する経路選択モデル（Recursive Logit Model）を提案した。また、シミュレーションデータと実データの両方で推定可能であることを示すことにも成功した²⁾。

大山、羽藤らは、ドライバーの経験により得られた空間知識によりネットワークを把握していることを前提とした既存の経路選択モデルでは災害時のようなドライバーが経験や情報を持たず先読みができない状況での経路選択行動の把握は困難であると考え、こうした意思決定の動学性を記述するため空間割引率の概念を導入した一般化RLモデルを提案した。

また、東日本大震災時の首都圏のデータを用いたパラメータ推定を行い平常時データと比較を行うことで、災害時は近視眼的な意思決定が重視されまた経路選択行動メカニズムが動的に変化したことを明らかにした⁶⁾。

(2) ETC2.0に関する研究

橋本、岡本、蔵本らはETC2.0プローブデータを用いて抜け道道路の特定と、抜け道における事故特性についての考察を行い、自動車対自動車事故や自動車単独事故と人対自動車事故は全く異なる事故であることを明らかにした。また、抜け道道路では抜け道道路以外の生活道路において4.88倍の事故が起きていることを明らかにした³⁾。

(3) 本研究の位置づけ

本研究では、リンクの逐次選択により経路選択を表現することでモデル構築が可能となるRLモデル²⁾を利用しモデル構築を行う。その際シミュレーションネットワークを用いて他の離散選択モデルとの精度比較を行うことで、改めて有意性について確認する。また、ETC2.0プローブデータにより得られるネットワーク情報を利用することでETC2.0の新たな利用法を提案するとともにドライバーの行動が把握可能であるかについて検証する。その際2015年9月10日に発生した関東・東北豪雨により影響を受けた鬼怒川周辺にてモデル構築を行い、また平常時と災害時それぞれにおいてドライバーの行動がどの程度把握可能であるかについて検証を行う。

3. ETC2.0を用いた経路選択実態の分析

(1) ETC2.0の概要

ETC2.0とは、従来のETCの自動料金収受システムに加え、道路上に設定されているITSスポットとETC2.0対応車両との双方向通信によって、リアルタイムでの渋滞回避支援や安全運転支援等の情報を受けることが出来るスポット通信サービスである。また、同様に高度道路交通システムのVICISでは最大200kmの範囲での道路情報提供が可能であったが、ETC2.0は高速かつ大容量の通信によって、最大1000kmの範囲で、より高速に情報を受け取ることが可能となる。ITSスポットから様々な支援情報を得られる一方で、ETC2.0対応車両からは走行履歴や経路情報等のビッグデータを受信しており、これらを利用したサービスの導入が予定されている⁴⁾。

しかしながらETC2.0データはITSスポットによって自動的に収集されるため、機材の不調等により異常なデータが生じる可能性がある。そこで本章ではデータの整理と該当データの抽出を行うと共に、ODの集計を行うことで経路選択実態を明らかにすることを目的とする。

ETC2.0は2011年よりサービスが開始され、2016年4月現在、関東地域の自動車保有台数2287万台のうちETC2.0セットアップ台数は48.6万台であり、関東圏内でのETC2.0セットアップ率は約2.1%と、このデータによって実交通の全貌を明らかにできるものではないといえる。そのため本稿ではデータ上のデータが実交通の一部であることに留意し分析を行うこととする。また、ITSスポット及び経路情報収集装置は2016年3月現在、関東圏内において760基が整備されており、そのうち58.9%が高速道路上に整備されており、関東圏の路線の90%以上をカバーしている。

(2) 使用データの概要

本研究では、2015年9月1日から9月11日までのETC2.0データを用いて分析を行う。以下にてETC2.0データの概要を記述する。ETC2.0から得られるプローブデータは主に走行履歴情報と挙動履歴情報に大別される。走行履歴情報は車両が200m走行もしくは進行方向が45°以上変化する度にデータの取得を行う。取得するデータは主に、時刻、緯度経度、道路種別、速度等で示される情報である。一方、挙動履歴情報は前後加速度、左右加速度、ヨー角速度のどれか一つが一定の閾値を超えた時点で最大値の一点のデータを取得する。取得するデータは時刻、緯度経度、道路種別、速度に加え前後加速度、左右加速度、ヨー角速度等で示される情報である。本研究では正確な走行軌跡の取得が必要なため、200mごとに緯度経度データが取得される走行履歴データを用いる。

また、この2つのデータに共通している点として、個人が特定されないような加工が施されている点が挙げられる。例えば、起終点、すなわちエンジンをONあるいはOFFを行った地点から500m程度のデータを消去することで出発地と目的地を分からないようにしている。また1日単位で車両を識別するIDが変更される仕様となっており、日を跨いだデータの分析が不可能となっている。そのため、本稿では鬼怒川決壊が発生した9月10日のデータと、常時のデータを1日単位で比較することで分析を行うものとし、経路データ中に生じた欠損は、一時駐車により前後500mのデータが削除された可能性があるため、1000m未満の欠損は無視するものとする。

(3) 分析対象地域

本研究では、鬼怒川決壊によるリンク断絶の影響を、シミュレーションを用いて検証することを目的とするため、鬼怒川決壊による浸水区域を含む茨城県南部から埼玉東部、千葉県北西部を含む以下の図-1に示す二次メッシュの範囲で基礎分析を実施した。

また、ETC2.0データは1日のプローブデータが6桁の3次メッシュ単位で1つのcsvファイルに整理されている。本研究ではドライバーごとに走行履歴データを取得する必要があるため、まずデータを運行ID別に分割を行う。また、ドライバーの中には複

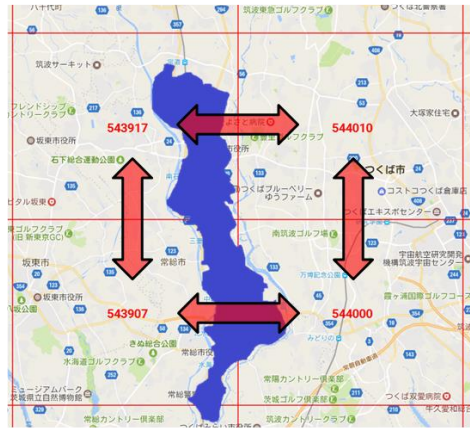


図-1 基礎分析対象地域

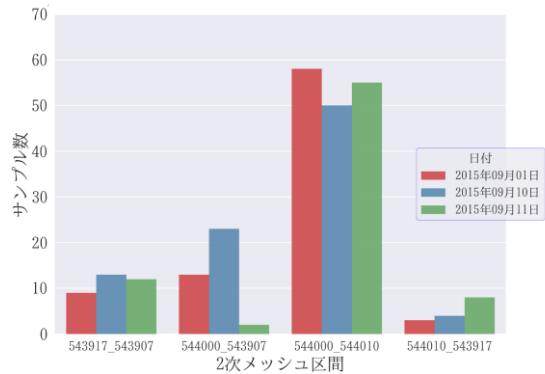


図-2 06時から13時までのメッシュ間別移動交通量

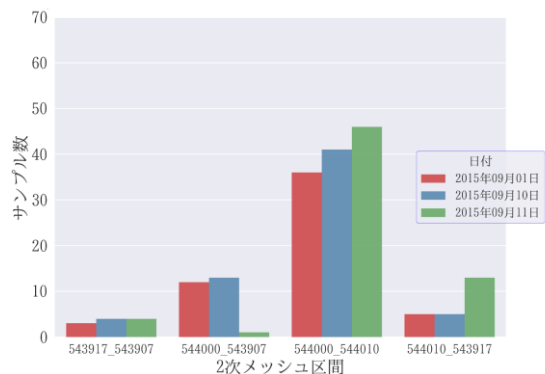


図-3 13時から18時までのメッシュ間別移動交通量

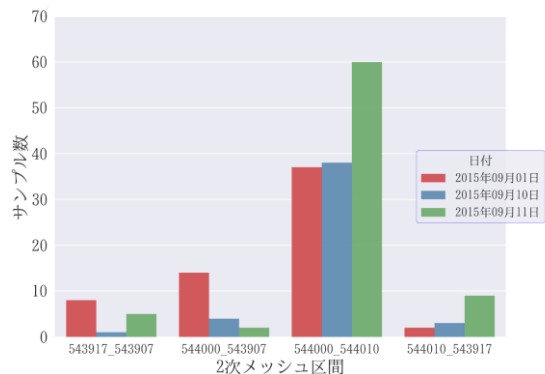


図-4 18時から24時までのメッシュ間別移動交通量

数のメッシュを跨いで移動するデータも存在すると考えられるため、該当するデータを 1 つのファイルに結合する作業が必要である。

(4) 破堤付近でのOD分析

浸水の被害の影響を最も受けていると考えられる 543907, 543917, 544000, 544010 の 4 つのメッシュ地域を対象に、これらのメッシュを起終点とした 4 つの移動パターンを図-1 に定義し、6 時から 13 時、13 時から 18 時、18 時から 24 時の 3 つの時間帯でそれぞれ 2 次メッシュ間移動数の集計を行った。ここで、鬼怒川の決壊は 9 月 10 日 12 時 50 分頃に発生しており、その前後での交通量変化を分析する。また、図-1 の青い範囲は決壊により被害を受けた地域を示している。

図-2 より、堤防決壊が起きていない 9 月 1 日と 10 日では 544000⇄543907 間や 543917⇄543907 間の方向にて移動が行われていることが観測されている。一方、9 月 11 日ではこれらの区間での交通量が減少している。原因として、これらの区間の移動には鬼怒川と並行した道路や横断する道路を数多く利用するため、鬼怒川堤防の決壊の影響からこれらの区間の経路を避けたためと考えられ、迂回路として 543917⇄544010 間や 544010⇄544000 間の移動が増加している。

図-3, 4 からは、決壊による浸水範囲が変化する際の交通量の変化が読み取れる。544000⇄54390 間や 543917⇄543907 間の方向の移動は減少し、一方で 544000⇄544010 間は交通量が増加している。こうした変化の様子から利用可能、また不可能なリンクによるドライバーの経路選択の変化を観測できることがわかる。

以上より、災害発生前後の変化するネットワークの状態を ETC2.0 プローブデータの利用により把握可能であることが明らかになった。

4. RL モデルを用いた経路選択モデルの構築

(1) 離散選択モデル概要と課題点

交通行動をモデルとして記述し、実際の交通ネットワークの挙動を予測、評価する研究は様々行われてきた。その中でも、式(1)で示されるような多項ロジットモデルの場合は経路間の誤差が互いに独立、即ちそれぞれの経路が無関係であることを前提 (IIA 特性) としたロジット型の多項選択として経路選択結果が導かれる。

$$P_n = \frac{e^{V_n}}{\sum_n e^{V_n}} \tag{1}$$

誤差を経路ごとに独立と仮定しているために、経路間の離散選択確率問題として解くことができ計算が容易である一方、実際の交通ネットワークにおい

ては経路間に多くの共有リンクが存在し、リンク間の誤差の相関関係は複雑になるため、共有部分のリンクを過大に評価してしまうという問題が存在する。

この経路重複問題を解決したロジット型モデルとして提案されたのが、例えば式(2)で示される C-Logit モデルである。C-Logit モデルは多項ロジットモデルをベースとしたロジット型確率配分で、経路の効用関数に式(3)で表される commonality factor と呼ばれる変数を用いて経路の重複部分の影響を表現することで、経路重複問題の緩和を図っている。これと似た要領で、経路重複問題の解決に向けて様々なモデルが開発されてきた。

$$P_n = \frac{e^{V_n - cf_n}}{\sum_n e^{V_n - cf_n}} \tag{2}$$

$$cf = \delta \ln \sum_n \left(\frac{L_{mn'}}{L_n^{1/2} L_n'^{1/2}} \right) \tag{3}$$

これらモデルを実際の交通ネットワークに適用した際に共通して生じる問題として、選択肢集合として全利用経路の列挙が必要という問題が挙げられる。実ネットワーク、特に都市圏のような複雑なネットワークを持つ場所では全経路のパターンを列挙するのは不可能であり、適用は非現実的である。

(2) Recursive Logit モデル概要

上記の問題を解決したモデルとして提唱されたのが本研究でも用いる RL モデルである。前述した従来の経路選択モデルは経路を選択肢集合として、経路の選択確率を求めたが、RL モデルの場合は経路を構成するリンクを選択肢集合とし、リンクごとに選択確率を求め、リンク選択確率の総乗によって経路の選択確率を求める。これにより全経路の列挙必要性がなく、リンクの選択肢集合だけで経路の選択確率計算ができる。一方で RL モデルの問題点としては、経路の重複を完全に考慮することができないという点が挙げられる。この問題については後述する Link Size 修正項によって効用を差し引くことで重複の影響を緩和させることが可能である。

以上の点からも本研究のような実ネットワーク上での経路選択確率計算には RL モデルが適していると言える。

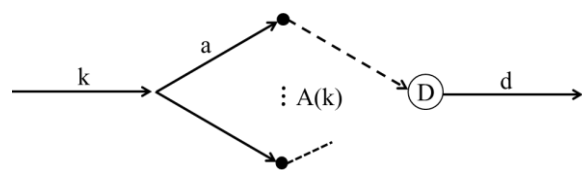


図-5 定式に利用するネットワーク

次に RL モデルの定式化を行う。図-5 のようなネ

ネットワークを考える。リンク k に接続するリンクの選択肢集合を $A(k)$ とする。また目的地はダミーリンク d による吸収状態を考える。リンク k を選択した旅行者が次に移動するリンクとしてリンク $a \in A(k)$ を選択する場合の効用は、経路 a に固有の瞬間的な効用 $v_n(a|k)$ と誤差項 $\varepsilon_n(a)$ の和として式(4)で表される。 μ はスケールパラメータである。

$$u_n(a|k) = v_n(a|k) + \mu\varepsilon_n(a) \quad (4)$$

また、確率過程の持つマルコフ性により、旅行者の意思決定は過去の状態に依存せず現在の状態のみが影響するという原則のもと、旅行者は瞬時の効用 $v_n(a|k)$ とその後期待される効用 $V_n^d(a)$ の和が最大となるリンクを選択すると考えられる。よってリンク k の価値関数 $V_n^d(k)$ は式(5)で表される。

$$V_n^d(k) = E \left[\max_{a \in A(k)} (v_n(a|k) + V_n^d(a) + \mu\varepsilon_n(a)) \right] \quad (5)$$

よってリンク k からリンク a に進む選択確率 $P_n^d(a|k)$ は多項ロジットモデル型として式(6)で表される。

$$P_n^d(a|k) = \frac{e^{\frac{1}{\mu}(v_n(a|k) + V_n^d(a))}}{\sum_{a' \in A(k)} e^{\frac{1}{\mu}(v_n(a'|k) + V_n^d(a'))}} \quad (6)$$

価値関数 $V_n^d(k)$ はログサム変数を用いて、式(7)のように書き換えることができる。 $\delta(a|k)$ は $a \in A(k)$ の時 1, それ以外の場合が 0 である。

$$V_n^d(k) = \begin{cases} \mu \ln \sum_{a \in A} \delta(a|k) e^{\frac{1}{\mu}(v_n(a|k) + V_n^d(a))} & \forall k \in A \\ 0 & k = d \end{cases} \quad (7)$$

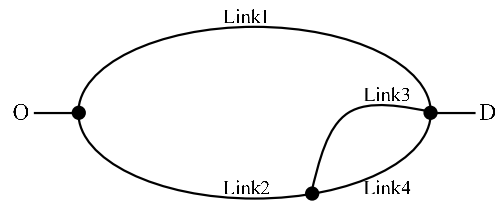


図-6 シミュレーションネットワーク

表-1 各経路設定とその相関関係

経路	1	2	3
1 : O→Link1→D	1.0		
2 : O→Link2→Link3→D	0.0	1.0	
3 : O→Link2→Link4→D	0.0	0.8	1.0

表-2 各経路サンプル数

経路	所要時間(分)	交差点有無	選択数
1	10+乱数	0	370
2	10+乱数	1	314
3	10+乱数	1	316
			計 1000

(3)各モデル精度比較

RL モデルを利用したモデル構築に向けて、初めに他の離散選択モデルを用いて精度比較を行った。図-6 に示すシミュレーション用ネットワークを用い各モデルにてパラメータ推定を行った。また、各経路の設定とその相関関係を以下のように設定した。このとき、経路の効用は式(8)のように設定する。

$$V = (-2.0) * \text{所要時間} + (-1.0) * \text{交差点数} \quad (8)$$

これら条件のもと、各経路の所要時間を 10 分+乱数(平均が 0, 標準偏差が 1 の正規分布に従う乱数)と設定し 1000 サンプル分用意した。(表-2)

次に、RL モデルの推定結果と比較に用いるモデルとしては離散選択モデルの基本モデルの MNL モデ

表-3 各モデルによる推定結果

	MNL		PSL		RL		RL_LS					
	β	t 値	β	t 値	β	t 値	β	t 値				
所要時間	-4.527	-9.272	**	-4.492	-8.604	**	-4.527	-9.272	**	-6.464	-2.420	*
交差点	-0.106	-1.544		-0.267	-0.307		-0.106	-1.544		0.371	0.571	
PS 修正項				-0.309	-0.185							
LS 修正項										-0.823	-0.739	
サンプル数	1000		1000		1000		1000					
初期尤度	-1098.6123		-1098.6123		-1098.6123		-1098.6123					
最終尤度	-1047.6798		-1047.6627		-1047.6798		-1047.4055					
尤度比	0.04636		0.04638		0.04638		0.04661					
修正済み尤度比	0.04454		0.04365		0.04454		0.04388					

*5%有意 **1%有意

ル, 経路重複を考慮した MNL モデルの PSL モデル, 経路列挙不要な MNL 型モデルの RL モデル, 経路重複を考慮した RL モデルの RL_LS モデルを用いる. また, 推定に際し使用する変数としては共通に経路所要時間(TIME, OD 間の総所要時間)と交差点ダミー(IS, 交差点の有無, 1=有, 0=無)を用いた. 仮説としては所要時間が短く, また直進の経路をドライバーは好むとし, 両変数ともパラメータは負に働くと考えられる. また, PSL モデルには追加で Pass Size 修正項(PS 項, 重複分考慮のための項), また, RL_LS モデルには追加で Link Size 修正項(LS 項, 重複分考慮のための項)を設けた.

以上のモデル, 変数を用いてパラメータ推定を行った. 以下がその結果である(表-3). 結果より, MNL モデルと RL モデルのパラメータ値, 尤度比といった全ての要素が同じ値を示したことから MNL モデルと同等の精度が RL モデルから得ることが明らかになった. また, 所要時間においては全てのモデルにてパラメータがマイナスに働いていることからドライバーの傾向を把握可能なモデルが構築できたと考えられる. 一方, 交差点ダミーに関しては影響がほとんどなく, 今回のシミュレーションネットワーク設定では有意に働いていないことが明らかになった.

以上の検証より, RL モデルは MNL モデルと同等の精度があることが確認されたため, 複雑な道路接続を考慮可能である点から本研究に最適なモデルであることが言える.

5. 実データを用いた経路選択モデルの構築

(1) 対象メッシュにおけるドライバーの基礎分析

本研究では, ドライバーの経路選択に影響がある変数として経路所要時間と経路距離であると仮定しモデルの構築を行った. 初めに選択結果と変数の関係や傾向をつかむため基礎分析を行った. 9月1日にて, 1次メッシュ(5439, 5440)を対象として3次メッシュ単位でOD探索を行い25種類のODパターンを含む256サンプルを抽出した. このとき, 所要時

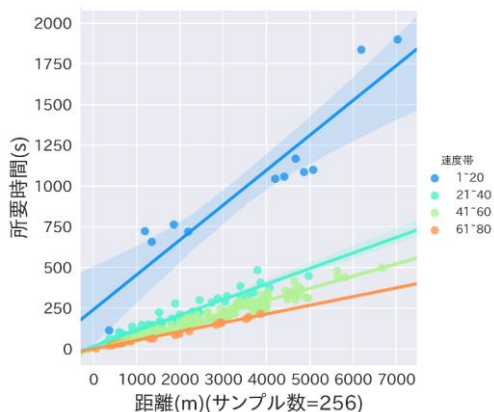


図-7 時間と距離の速度帯別散布図

間と移動距離について相関関係を調べた結果が図-7である. 図より, 時間と距離には相関関係があることがわかる. また, 速度帯別に相関関係を調べたところ, 明らかに混雑時のデータが存在することがわかる. 本研究ではこの点を考慮し, 9月1日にて観測されたサンプルの中から混雑時に該当するものを除くことで, 精度の高いモデル構築を試みた.

また, 所要時間と移動距離ともに値が大きいほど選ばれにくい傾向にあり両変数が経路選択に与える影響が似ていることから, 本研究では多重共線性を考慮し所要時間のみをモデル構築には用いることとした. 両変数を用いたモデル構築について過去に提案されているため本来ならば本研究にても構築し比較すべきであるがこの点に関しては今後の課題とさせていただきます.

以上より, 本研究では所要時間, また複数リンクに接続するリンクに対しては交差点ダミーを考慮しモデル構築を行った.

(2) RL モデル構築と推定結果

上記の分析結果を踏まえ, モデル構築に用いる変数を変えながら最も精度の高いモデル構築を目指す. 本研究では4パターンの組み合わせを提案した. 以下にそれぞれの効用設定を示す(式(9,10,11,12)). ここで, Tは所要時間, Iは交差点数, LはLS項を用いたモデルであることを表す.

$$RL(T) : v(a|k) = \beta_{TT}TT_a \quad (9)$$

$$RL(T+I) : v(a|k) = \beta_{TT}TT_a + \beta_{IS}IS_a \quad (10)$$

$$RL(T+L) : v(a|k) = \beta_{TT}TT_a + \beta_{LS}LS_a \quad (11)$$

$$RL(T+I+L) : v(a|k) = \beta_{TT}TT_a + \beta_{IS}IS_a + \beta_{LS}LS_a \quad (12)$$

上記の効用設定のもと, モデル構築を行いパラメータ推定した結果を表-4に示す.

表より, 全パラメータにて有意性が認められ, また多くの変数を用いてモデル構築を行う方がより尤度比も高くなるという知見が得られた. さらに, 混雑時に該当するデータを除くことで全サンプルにてモデル構築を行った場合よりも高い尤度比を得ることができた.

一方で, 尤度比は基準といわれる0.2を大きく下回るためモデルの適合度は高いとは言えない. また所要時間パラメータに関して負に影響があると考えられていたが, 実際は正に影響を持つことが明らかになった. この原因として, 一つにモデルの完成度が低いことが挙げられる. しかし, t値は有意を示すため必ずしも尤度比が低いことに原因があるとは言いきれない. 他の原因としては, 所要時間が負に影響を持つという仮説が間違っていたことが考えられる. 基礎集計では多くのサンプルは所要時間が短い経路を選択しているように見られたが, 実際は所要時間以外の要因も多く存在することが考えられるため, 必ずしも所要時間が負に影響を持つとは言い切れない.

(3) モデル利用による災害時行動の再現と把握

次に、構築モデルから現況再現、また再現性の確認を行う。尤度比から見た場合モデルの完成度は低いと考えられるが、ドライバーの実経路選択と比較することで現段階におけるネットワークの状態把握の程度をみる。ここでは、前節にて一番尤度比の高かった3変数を使った場合のモデルを利用する。

再現性評価図を図-7に示す。縦軸は経路に対するドライバーの実選択確率を示し、横軸はモデルから予測される経路の選択確率を示す。相関係数に着目すると0.57を示し、ある程度相関関係があることがわかる。これより、モデルから導かれるドライバーの選択行動はある程度再現性があるとの知見を得た。

一方で、実選択確率とモデルにより算出される選択確率とに大きな差があるサンプルも多く存在する。これはモデルの尤度比が低いことが原因として考えられるため、モデルの精度向上が必要である。

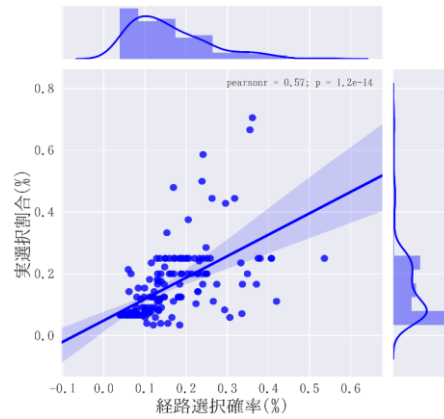


図-7 再現性評価図

上より、リアルタイムで取得可能なプローブデータを用いてドライバー個人ごとの嗜好性を考慮可能なRLモデルを利用しモデル構築を行えば、災害時のような予測不可能な事態におけるドライバーの経路選択行動が把握可能であることを示すことができた。

一方で本研究における課題点として、構築したモデルの精度があげられる。尤度比が小さい値を示した点、そして実選択確率と推定結果を比較した再現性を示す相関係数の大きさと分布の様子から構築したモデルは有効なモデルとは言い切れないため精度向上が必要である。また、サンプルデータを集計する際混雑時に関しては考慮したが道路管理者情報については考慮せずにモデル構築を行った。本来ならば高速道路や国道、県道など様々な道路が存在するためこれによる性能の差についても考慮すべきである。

今後はモデル精度向上を行うとともに、災害時の時々刻々と変化するネットワークの状態を考慮し頻繁に更新可能なモデルの構築を行う予定である。

6. おわりに

本研究では、実データとしてETC2.0プローブデータと逐次選択型で表現されるRLモデルを利用し経路選択肢集合の列挙を必要としないモデルの構築を行うことで、これまで提案されてきたモデルのような限定的な経路設定の中で構築されたモデルでは表現できなかった複雑な道路の接続を考慮したモデリング、また推定計算が可能になることを示すことができた。また、構築したモデルにより算出される経路選択確率と実際の選択確率とを比較するシミュレーションを行った結果、ある程度の再現性があることがわかりモデルの有効性を示すことができた。以

表-4 各モデルによる推定結果

変数	RL(T)		RL(T+I)		RL(T+L)		RL(T+I+L)	
	推定値	t 値	推定値	t 値	推定値	t 値	推定値	t 値
所要時間	0.019	2.53 *	0.0219	3.62 **	0.0367	4.97 **	0.0382	4.51 **
交差点数			-0.445	-8.19 **			-0.394	-6.91 **
LS 項					-2.154	-4.74 **	-0.150	-2.70 **
サンプル数	274		274		274		274	
初期尤度	-1395.41		-1395.41		-1395.41		-1395.41	
最終尤度	-1392.54		-1359.92		-1381.54		-1356.30	
尤度比	0.0021		0.0254		0.0099		0.0280	
修正済み尤度比	0.0013		0.0240		0.0085		0.0259	

*5%有意 **1%有意

参考文献

1) 安藤,正幸, 高山,純一, 中山 晶一郎: 交通流観測結果によるLogit型経路選択モデルの検証 土木学会論文集D3, pp435-453, 2011
 2) Mogens Fosgerau, Emma Frejinger and Anders

arlstrom : A link based network route choice model with unrestricted choice set, Transportation Research PartB, pp70-80, 2013
 3) 橋本成仁, 岡本雅之, 蔵元真: ETC2.0プローブデータを用いた抜け道道路の特定とその事故

- 特性に関する考察, 土木計画学研究・講演集, pp.1838-1839, 2016
- 4) 国土交通省: ETC2.0 は ETC2.0 へ, <http://www.mlit.go.jp/road/TTS/j-html/etc2/index.html>
 - 5) 羽藤英二: ネットワーク上の交通行動, 土木計画学研究・論文集 vol.19, pp13-27, 2002
 - 6) 大山雄己, 羽藤英二: 一般化 RL モデルを用いた災害時の経路選択行動分析, 交通工学論文集, 第3巻, 第5号, pp.1-10, 2017
 - 7) Xinjun Lai, Michel Bierlaire: Specification of the cross-nested logit model with sampling of alternatives for route choice models, *Transportation Research PartB*, pp220-234, 2015
 - 8) 兵藤哲郎, 遠藤弘太郎, 萩野保克, 西隆太: Path Size Dial Logit モデルの提案とその適用可能性, *交通工学*, Vol.44, No.4, pp.66-75, 2009
 - 9) 兵藤哲郎, 章翔: Mixed Logit モデルの汎用性に着目した特性比較分析, *土木学会論文集*, No.660/IV-49, pp.89-99, 2000
 - 10) Tien Mai, Mogens Fosgerau, Emma Frijinger: A nested recursive logit model for route choice analysis, *Transportation Research PartB*, pp100-112, 2015
 - 11) Vittorio Marzano, Andrea Papola: On the covariance structure of the Cross-Nested Logit model, *Transportation Research PartB*, pp83-98, 2008
 - 12) Chieh-Hua Wen, Frank S. Koppelman: The generalized nested logit model, *Transportation Research PartB*, pp627-641, 2001
 - 13) E. Abbe, M. Bierlaire, T. Toledo: Normalization and correlation of cross-nested logit models, *Transportation Research PartB*, pp795-808, 2007
 - 14) 柳沼秀樹, 福田大輔, 山田薫, 松山宜弘: 離散選択型歩行者挙動モデル推定のための歩行者座標の自動抽出に関する基礎的研究, *土木学会論文集 D3*, Vol.67, No.5, pp787-800, 2011
 - 15) 山道真人, 角谷拓: MCMC 法を用いたシミュレーションモデルのパラメータ推定・ベイジアンキャリブレーション入門, *日本生態学会誌* 59, pp.207-216, 2009
 - 16) 兵藤哲郎, 室町泰徳: 個人選択行動モデルの最近の開発動向に関するレビュー, *土木計画学研究・論文集*, Vol.18, no.3, 2001
 - 17) 山本俊行: 離散選択モデルの発展と今後の課題, *交通工学*, Vol.47, No.2, pp.4-9, 2012
 - 18) 葛西誠, 小田崇徳, 内海泰輔, 泉典宏, 山川英一: 一般道性能照査のための性能曲線推定法, 浦田淳司, 井料隆雅: 未観測ネットワークにおける OD 交通量パターンへのサンプリング手法, *土木計画学研究発表会・講演集*, No.54, pp42-52
 - 19) 金子法子, 福田大輔: リンクベース再帰的ロジットモデルの首都圏道路網における経路選択分析への適応, *土木計画学研究発表会・講演集*, No.54, pp1339-1404
 - 20) 大山雄己, 羽藤英二: 観測不確実性における経路選択モデルの不動点問題, *土木計画学研究発表会・講演集*, No.54, pp32-41

CONSTRUCTION OF DATA DRIVEN ROUTE CHOICE MODEL WITH UNRESTRICTED CHOICE SET FOR HEAVY RAIN DISASTER

Satoshi SHIMAMURA, Hideki YAGINUMA, Shintaro TERABE,
Nan KANG and Kosuke TANAKA

The previous choice models who propose a path from the assembly of limited choices under the limited conditions have been proposed up to now in plenty. But there was a problem that it's difficult to consider an unexpected phenomenon at the time of an accident because these ways were limited. To solve this problem, I will propose an available route choice model built in the sequential selection type in the accident called Recursive Logit model (RL model) for the choice of path in a network with no restriction on the choice set. RL model can estimate the path choice probability because the model can estimate the performance of the connected link by the sequential selection even when appear the accident. I made it clear to be able to reproduce the tendency of the behavior at the time of an accident and have advantage with other models by estimating simulation using real data called ETC2.0 data and confirming the reproducibility.