

情報提供の高度化による経路選択行動及び  
道路網交通流への効果に関する研究

2008年1月

安 隆浩

## 序

近年、コンピュータ技術は急速に発達し、計算速度が大幅に向上したことにより、スーパーコンピュータではなく、パーソナルコンピュータを用いて複雑な計算ができるようになった。高速道路や主要幹線道路に設置されている交通検知器から得られる大容量の観測交通データを用いて、現在の交通状況を把握する計算ができる。さらに、道路区間の過去所要時間履歴を用いて、短期所要時間予測ができるようになりつつある。しかしながら、コンピュータ計算の速さのみでは、未来の交通状況を正確に把握することは困難である。時々刻々変化する交通需要パターン、マクロな交通流の移動、ミクロな車両の挙動、事故や災害等の突発事象を全て正確に予測することは極めて難しいためである。そのため、交通管制側では現在の交通状況が変化しないことを想定し、その状況を現在交通情報として提供している。

現在交通情報提供により、ドライバーの交通状況に関する不確実性を低減し、経路選択行動を変化させることで、渋滞の発生が抑制できるが、現在の交通情報を継続的に提供すれば、ドライバーの情報に関する信頼度や依存度の変化が少しずつ固定化され、情報提供効果が低下する恐れがある。また、突発事象が発生した渋滞区間では現在交通状況下の所要時間と実際所要時間に乖離が生じる可能性があり、交通需要が適切に分散されずネットワークの効率性が低下することを指摘した研究も存在する。故に、現在交通情報を補完する代替交通情報に関する交通情報高度化に向けた研究が必要となってくる。

本論文では、現在交通情報を代替する交通情報として傾向情報を想定した。傾向情報は現在の交通状況がどう変化するかに関する情報を矢印等で示す情報である。傾向情報提供時の効果として、ドライバーは現在の交通状況がどの方向に変化するかを知ることにより、現在交通情報提供時より交通状況に関する不確実性は低下し、交通需要が適切に分散され、ネットワークの効率性が向上することを期待している。しかしながら、実際傾向情報が提供されている区間は少なく、傾向情報提供時の効果に関する研究事例は少ない。そのため、本論文では仮想の交通状況下で傾向情報を提供する室内実験を構築し、得られたデータにより、傾向情報提供時の経路選択行動に関する考察を加えている。また、傾向情報が提供できる交通シミュレーションを構築し、ネットワークの交通状況を把握することにより、傾向情報提供時のネットワークへの影響の考察を行っている。

なお、本論文は傾向情報提供時の効果に関する今までの研究成果をまとめたものであり、この研究により傾向情報がより広範囲に提供されることを望んでいる。

2008年1月

安 隆浩

## 目次

第1章 序 論	1
1.1 研究の背景と目的	1
1.2 研究の構成	3
参考文献	6
第2章 傾向情報提供の可能性と交通行動データの収集法	7
2.1 道路交通情報システムの動向	7
2.1.1 道路交通情報の1次プロバイダー	7
2.1.2 道路交通情報の2次プロバイダー	9
2.1.3 道路交通情報の3次プロバイダー	9
2.2 現在情報提供の課題と傾向情報提供の可能性	10
2.2.1 現在情報提供の課題	10
2.2.2 傾向情報提供の可能性	12
2.3 交通情報提供下の交通行動データの収集法	13
2.3.1 顕示選考(Revealed Preference)データの収集	13
2.3.2 表明選考(Stated Preference)データの収集	14
2.4 結語	16
参考文献	17
第3章 観測交通量データを用いた交通情報提供の影響に関する実証分析	19
3.1 概説	19
3.1.1 研究の背景	19
3.1.2 本章の構成	20
3.2 分析対象及び分析データ	21
3.2.1 対象区間	21
3.2.2 分析データ	22
3.3 分析方法	24
3.3.1 分析の準備作業	24

3.3.2	名神高速道路の分岐率	24
3.3.3	通行券データによる対象区間内から流出する交通量の比率(経路固定層)	25
3.3.4	平均分岐率	26
3.3.5	観測交通量による分岐率と交通情報内容とのマッチング	28
3.4	分岐率から見た交通情報提供時の影響分析	28
3.4.1	交通情報の差による平均分岐率	28
3.4.2	各経路の交通情報と平均分岐率の比較結果	29
3.4.3	突発事象発生時の時間帯分岐率	32
3.4.4	突発事象発生時の時間帯分岐率の変化	32
3.5	交通情報提供時の経路選択モデルの構築	46
3.5.1	概要	46
3.5.2	経路選択モデルの構築	46
3.5.3	経路選択モデルの推定結果	47
3.6	結語	50
	参考文献	52

## 第4章 傾向情報提供時の経路選択室内実験の構築 53

4.1	概説	53
4.1.1	研究の背景	53
4.1.2	本章の構成	54
4.2	室内実験の構成	55
4.2.1	室内実験の種類	55
4.2.2	実験ネットワーク	55
4.2.3	実験データの設定	56
4.2.4	実験の実施状況	65
4.3	実験データの設定検証	70
4.3.1	実所要時間	70
4.3.2	予測所要時間	70
4.3.3	渋滞長情報と事故情報	71
4.3.4	傾向情報	72
4.4	室内実験データの経路選択に関する基礎分析	73
4.4.1	傾向情報が加わることによる経路1選択率の変化	73
4.4.2	最短経路選択率	76
4.4.3	傾向情報を活用したと見られる比率の分析	79
4.5	結語	81

参考文献	82
------	----

## 第5章 室内実験による傾向情報提供時の経路選択行動分析 83

5.1 概説	83
5.1.1 研究の背景	83
5.1.2 本章の構成	83
5.2 所要時間予測モデルの構築	84
5.2.1 概要	84
5.2.2 繰り返し実験データとして統計的手法	84
5.2.3 所要時間予測モデルの構成	88
5.2.4 所要時間情報実験の推定結果	89
5.2.5 渋滞長情報実験の推定結果	100
5.3 経路選択モデルの構築	109
5.3.1 概要	109
5.3.2 Mixed Logitモデル	109
5.3.3 経路選択モデルの構成	111
5.3.4 パラメータの同一性検定	112
5.3.5 所要時間情報実験の推定結果	113
5.3.6 渋滞長情報実験の推定結果	119
5.4 結語	124
参考文献	126

## 第6章 交通シミュレーションによる傾向情報の道路ネットワーク

### への影響分析 127

6.1 概説	127
6.1.1 研究の背景	127
6.1.2 本章の構成	128
6.2 動的な交通シミュレーションの構築	129
6.2.1 概要	129
6.2.2 交通シミュレーションの基本構成	130
6.2.3 経路選択モジュール	132
6.2.4 交通流モジュール	133

6.2.5	情報提供モジュール .....	135
6.2.6	分析ネットワークと基本ケース .....	137
6.2.7	交通シミュレーションの流れ .....	139
6.3	傾向情報とネットワークへの影響に関する分析 .....	140
6.3.1	情報利用率とネットワークの平均所要時間 .....	140
6.3.2	時間帯実所要時間の変化 .....	143
6.3.3	交通情報提供時の実所要時間の分布 .....	154
6.3.4	所要時間の差と経路1選択率の関係 .....	157
6.3.5	最短経路選択率 .....	157
6.4	傾向情報提供時のケーススタディ .....	160
6.4.1	交通需要パターンと傾向情報の効果比較 .....	160
6.4.2	情報の更新間隔と傾向情報の効果比較 .....	160
6.4.3	経路選択モデルと傾向情報の効果比較 .....	163
6.5	結語 .....	164
	参考文献 .....	164
	第7章 結論 .....	169

# 第1章 序 論

## 1.1 研究の背景と目的

近年、都市部の経済発展により、都市近郊及び外郭で都市化が進行して都市部が拡大される状況におり、自動車保有台数は増加傾向にある。AIRIA(自動車車検登録情報協会)によれば、日本全国の自動車保有台数は7,968万台(平成19年9月)<sup>1)</sup>となっており、家族1台の時代から1人1台の時代が近づいてきている。この自動車保有台数の増加とともに都市部では深刻な交通渋滞問題が浮上してきた。都市部では経済活動が活発に行われるため、交通需要が絶えず発生される。その中、都市部ネットワークの交通容量には限界があり、交通供給としての新道路建設にも限界があるため、都市間高速道路、都市高速道路および都市内主要幹線道路内では交通渋滞が慢性化してきた。交通管理者の立場で交通渋滞を解消するためには、もはや交通供給側の道路新設拡張には期待できず、交通需要を制御する方向に変化しつつある。例えば、交通需要を時間的、空間的に分散させることによって、ある1点に集中する交通を緩和して交通渋滞を解消する施策が考えられる。交通需要を分散させて交通渋滞を解消する施策としては交通情報提供が挙げられる。

近年、IT技術の発達により、先端の情報及び通信技術を交通分野に利用するITS(Intelligent Transportation System)が構築されている。ITS政策の項目にはVICS(Vehicle Information and Communication System)やATIS(Advanced Traveler Information System)等、多様な交通情報システムが含まれている。VICSの場合には、渋滞や道路規制の道路交通情報をVICSユニットが装着されているカーナビゲーション等の車載機に送信して表示するシステムである。VICSユニット車載機の出荷台数は1,892万台(平成19年6月)<sup>2)</sup>になり、自動車保有台数と共に増加しつつある。VICS以外にも、高速道路や都市高速道路の可変情報板とTV、ラジオを通じた交通情報は以前から提供されていた。可変情報板は道路案内標示のように道路に設置されて、道路の交通検知器から収集されたデータを利用して、所要時間情報、渋滞長情報、事故情報、道路規制情報等を提供している。TV、ラジオの交通情報放送では、特定のチャンネルや周波数で道路の交通状況が提供されている。また、インターネットから交通情報が提供されるようになり、高速道路や都市高速道路サイトには地図の形でネットワークの渋滞状況が確認できる。そして、出発地と目的地を入力すれば、到着所要時間が確認できる。さらに、CCTVが配置されている区間の交通状況の把握もできる。

このような、交通情報サービスの目的は、ドライバーの経路選択行動に影響を及ぼし、交通需要を分散させて経路利用の効率を向上することである。なお、交通需要の分散により、渋滞の緩和、環境の改善、エネルギーの節約等が期待されている。ドライバーは経験した経路の平均的交通状況しか知らない。そのため、経路を選択する時、現在の交通状況と未来の交通状況の変化に不確実な部分が存在する。例えば、ドライ

バーは経験によって主に経験した経路の交通状況は把握できるとしても、ネットワーク全体の交通状況は把握できないため、代替経路の交通状況は把握できない。同様に、走行した結果、選択した経路の交通状況は把握できるが、選択しなかった経路の交通状況は把握できない。

そこに、交通情報が提供されることにより、ドライバーは経験しなかったネットワーク全体の交通状況が把握でき、交通状況の不確実性が低下すると期待される。また、ドライバーは経験による交通状況と交通情報を比較しながら最適経路が選択できると考えられる。しかしながら、交通情報の提供が必ずしも交通需要をネットワークに最適配分してその効率を向上するとは限らない。既存研究によれば、情報利用者が多くて情報の信頼度が高い区間に所要時間情報を提供すると、所要時間が短い経路に交通が集中して渋滞が発生してしまうことがわかった。したがって、交通情報提供時にドライバーの経路選択行動と行動の変化によるネットワークへの影響の分析を行わず、交通情報を提供すると交通状況によってネットワーク効率が低下する可能性がある。

交通情報を提供したにも関わらずネットワーク効率が低下する要因として、現在の交通状況を交通情報として提供する現在情報が考えられる。大口ら<sup>3)</sup>によると、途中に流出入交通がない1OD2経路のネットワークでの実態分析から現在情報が提供されている区間に交通が両経路に交互に集中して渋滞が発生する現象が観測された。また、一般道路でも現在情報を継続的に提供することはネットワークに時間損失をもたらす可能性があるとして述べている。そして、構築した交通シミュレーションの結果から、改善策として交通情報の更新間隔の調節、高精度予測情報の提供、極端に現在情報の提供中止等を挙げている。同様に、現在情報を代替する交通情報の高度化に関する研究が活発に行われている。現在情報を代替する交通情報の中、過去の交通データを利用して未来の交通状況を予測する情報があるが、現在の技術水準では未来の交通状況を正確に予測することは困難である。しかしながら、未来の交通状況を定量的に予測することが困難であっても、交通検知器、CCTVカメラ等を利用して現在の交通状況がどの方向に変化するかを予測することは比較的容易である。この交通状況の傾向を交通情報として提供する傾向情報も現在情報の代替情報として利用できる。実際、首都高速道路では、所要時間の傾向を傾向情報として提供している。

現在情報のみ提供された時には、ドライバーは現在の交通状況が把握できるが、未来の交通状況の変化は不確実なままで、その未来の交通状況と現在の交通状況に乖離が発生した場合、ネットワークの効率性が低下する。しかしながら、傾向情報を提供することによって、現在の交通状況の変化が把握でき、交通状況の不確実性は低下すると考えられる。この不確実性の低下により、最適経路を選択するドライバーが増加することが期待される。また、交通情報に傾向情報が追加されることにより、経路選択に利用できる情報が増加し、経路選択行動の多様性が現れると考えられる。すなわち、現在情報のみ提供された時の経路選択行動とは異なり、ある経路に集中する交通

が分散されると考えられる。

このような傾向情報提供の影響を分析するためには、現状の交通情報提供時と同様に、傾向情報提供時にもドライバーの経路選択行動に及ぼす影響とその行動の変化によるネットワークへの影響を分析する必要がある。しかしながら、現在まで、傾向情報が提供されている区間と傾向情報に関する研究事例は少ない。したがって、本研究では傾向情報提供時のドライバーの経路選択行動を分析し、その行動がネットワークへ及ぼす影響を検討することを目的とする。以下に本研究により期待される結果を示す。

- ① 実際提供されている現状の道路交通情報のネットワークへの影響を分析し、現在情報提供により、特定の経路に交通量が過剰に集中する状況を把握し、傾向情報提供の妥当性が検証できる。
- ② 傾向情報提供時の経路選択室内実験を構築し、その結果データを用いて経路所要時間予測モデルや経路選択モデルを構築することにより、傾向情報に関する所要時間変化量が定量化と傾向情報が経路選択行動に影響を及ぼしているか把握ができる。
- ③ 情報の種類による経路選択モデルを用いてネットワークの交通状態が把握できるよう、交通シミュレーションモデルを構築し、傾向情報提供時の実際所要時間分布の安定性が検証でき、傾向情報提供によるネットワーク効率の向上が把握できる。
- ④ 多様なケーススタディにより、傾向情報提供時のネットワークへの影響が検討できる。

## 1.2 研究の構成

本研究の目的は傾向情報提供時のドライバーの経路選択行動とネットワークへの影響を分析することである。図1.1に本研究の構成を示す。以下に第2章からの内容を簡単に説明する。

第2章では、傾向情報提供の可能性と交通行動データの収集法に関して説明する。最初に、現在提供されている道路交通システムの動向を情報プロバイダによって区別し説明する。そこで、現在道路交通システムは主に現在の交通状況を交通情報として提供する現在情報であることを確認し、現在情報が持っている課題とその課題を改善する代替情報としての傾向情報の可能性に関して記述する。そして、傾向情報提供時の経路選択行動の特徴が収集できるような交通行動データ収集法に関して検討する。

第3章では、傾向情報の影響を分析する前に、実際ネットワークでの現在情報がネットワークに及ぼす影響に関して分析し、現在情報提供により特定の経路に交通量が過剰に集中する状況を把握することによって、傾向情報提供の妥当性に関して検証を行

う。一般的に交通情報提供の効果を分析する場合は、情報提供前後の交通状態の比較分析が多いが、第3章では実際提供されている交通情報と観測交通量データを用いて交通情報提供時のネットワークへの影響に関する実証分析である。交通情報提供時の影響を検討する指標として分岐率を定義し、交通情報と比較することによって情報への影響を分析する。また、現在情報提供時、交通が両経路に交互に集中する現象が発生するかを確認し、傾向情報提供の必要性を検討する。最後に、観測交通量データと交通情報を利用して集計型経路選択モデルを構築し、現在情報提供時の経路選択行動に関して分析する。

第4章では、傾向情報提供時の経路選択行動の分析のために必要な室内実験を構築する。そして、実験結果から得られたデータを用いて集計分析を行う。ネットワークの状況と交通情報が設定できるようPCを用いて繰り返し経路選択室内実験を構築する。また、交通情報の精度を調節することにより、情報の種類を区別し、異なる情報による影響が分析できるように設計する。そして、実験結果データを用いて設定通り実験が実行されたかを確認した後、結果データを用いて傾向情報の影響に関する集計分析を行う。

第5章では、室内実験の結果データを用いて、傾向情報提供によるドライバーの経路選択行動に及ぼす影響に関して分析する。最初に、傾向情報に関する所要時間変化量を定量化するために、傾向情報提供時の所要時間予測モデルを構築する。室内実験の設定では、走行結果が選択した経路のみ提供されることにより、前回選択経路に関する所要時間予測モデルと非選択経路に関する所要時間予測モデルを構築する。また、提供される交通情報により、所要時間情報実験と渋滞長情報実験に区別されているため、各実験の所要時間予測モデルを構築する。そして、実験結果データを用いて経路選択モデルを構築する。傾向情報は方向を示す情報であり、数値的情報ではないため、各経路の傾向情報が表す交通状況をダミー変数として設定し、経路選択モデルの推定を行う。経路選択モデルのパラメータ推定値から傾向情報提供時の経路選択行動の変化を検討する。

第6章では、第5章で推定された経路選択モデルを用いて交通シミュレーションを構築し、傾向情報提供時のネットワークへの影響を分析する。さらに、予測情報、現在情報と傾向情報提供時のネットワークへの影響を比較するため、3つの交通情報が提供できるシミュレーションを設計する。また、情報利用率の変化による影響を分析するため、情報利用層と情報非利用層に区別してシミュレーションを実行する。交通情報の種類による情報利用率と平均所要時間を比較し、提供情報による影響を各情報と比較する。また、提供された交通情報と実際所要時間を比較し、傾向情報が提供された時の実際所要時間分布の変化を把握する。さらに、ケーススタディを行い、多様な条件下の傾向情報提供時の影響を検討する。

第7章では、研究の結果から本研究の結論を示し、今後残された課題を整理する。

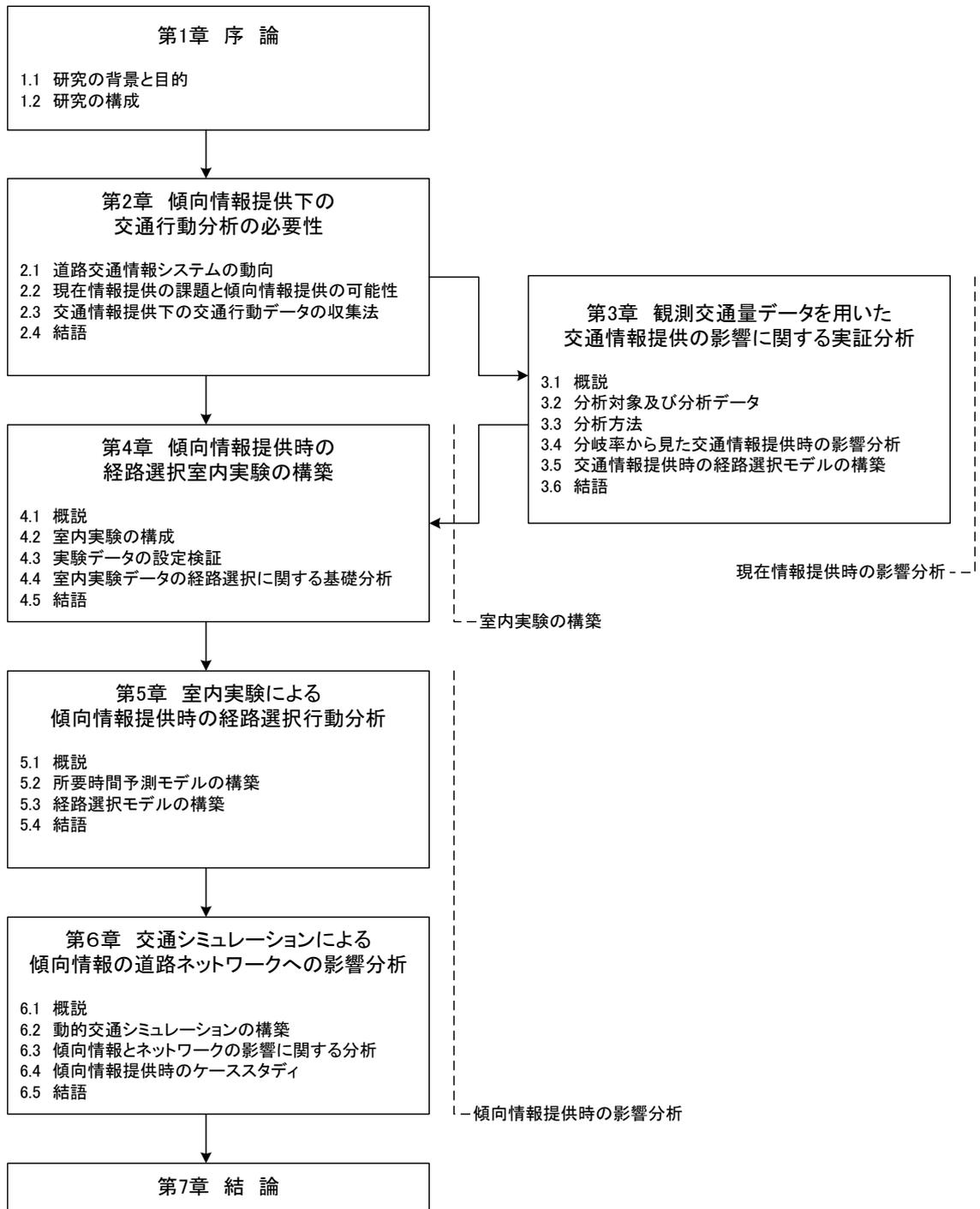


図1.1 研究の構成

## 参考文献

- 1) 財団法人 自動車検査登録情報協会, <http://www.airia.or.jp>
- 2) 財団法人 道路交通情報通信サービスセンター, <http://www.vics.or.jp>
- 3) 大口 敬, 佐藤貴行, 鹿田成則: 渋滞時の代替経路選択行動に与える交通情報提供効果, 土木計画研究論文集, Vol.22, No.4, 799-804, 2005.10

## 第2章 傾向情報提供の可能性と交通行動データの収集法

本章では傾向情報提供下の交通行動分析の必要性とそのデータの収集法に関して説明する。まず、現在利用可能な道路交通情報システムの現状と課題に関する動向を整理する。そして、道路交通情報システムの課題を改善するために、現在提供されている交通情報の代替情報として、傾向情報を利用することの趣旨を述べる。次に、傾向情報提供時の影響を把握するために、その基礎研究として交通行動分析、経路選択行動分析を行う必要性に関して説明する。最後に、交通情報提供時の行動分析データの収集法をとして、既存の研究において利用されている方法論を整理し、本研究で用いる傾向情報提供時の分析データの収集法を設定する。

### 2.1 道路交通情報システムの動向

近年、道路交通情報は様々なプロバイダーから多様なメディアを通じて入手できるようになりつつある。例えば、インターネットを通じて、道路交通情報を提供するサイトがある。また、携帯電話から手軽にインターネットに接続できるようになり、携帯電話を通じて、道路交通情報を見ることができる。そして、VICS(Vehicle Information and Communication System)ユニット等の車載カーナビシステムを装着したドライバは、運転中に道路交通情報が獲得できる。本節では道路交通情報プロバイダーを中心に多様な道路交通情報システムの動向に関して整理する。

#### 2.1.1 道路交通情報の1次プロバイダー

高速道路及び都市高速道路の主要区間には可変交通情報板(Variable Message Sign, 以下VMS)が設置されている。主要区間に設置されている車両検知器から得られた交通データを各道路施設の交通管制センターから収集し・処理し、加工した所要時間情報、渋滞長情報等の交通情報がVMSに提供されている。また、VMSには高速道路本線の通行止めや工事区間等の交通規制情報も提供されている。VMSのような交通情報は直接に交通管制センターからドライバーに提供する情報なので、1次プロバイダーからの交通情報だと言える。

1次プロバイダーは交通データがリアルタイムに収集され、膨大に蓄積された交通データを用いて、多様な目的の交通情報が作成できる。しかしながら、データの処理に一定時間を要すること、近未来の交通状態を予測する方法論に課題が多く残されていることのため、主に現時点の交通状況に対する所要時間情報と渋滞長情報が提供されている。VMSに提供される所要時間情報と渋滞長情報は、現時点の交通情報に対する現在情報であるが、所要時間情報の場合は区間毎に集計した車両検知器データを基にして、各区間の平均速度から区間所要時間を計算し、同時刻の各区間所要時間の合計値を対象区間全体に対して計算する。渋滞長情報の場合は各区間の交通状態（時間占

有率，速度等）から渋滞を判定し，渋滞になっている区間の距離の合計値を計算する．したがって，現在情報を提供する場合にもデータの処理を必要とする．そのため，交通情報はリアルタイムに更新されず，一般的に渋滞がない平常時の更新間隔は5分になり，渋滞が発生し交通状況が変化する場合は更新間隔がほぼ1分になる．また，交通情報の1次プロバイダーは各地域の高速道路及び都市高速道路交通管制センターと全国的に分散されており，管轄区域の交通状況をモニターし，制御を実施している．全国の道路交通情報を一括管理するための組織としては，(財)日本道路交通情報センター(以下，JARTIC)<sup>1)</sup>が設置されている．

JARTICは，道路交通の安全と円滑化のため，交通管理者及び道路管理者から収集した道路交通情報を道路利用者に提供することを主な目的として1970年設置された．JARTICでは道路交通情報を提供するため，高速道路や一般道路の工事，災害等による通行規制，事故，交通集中による渋滞等道路に関連するあらゆる情報について収集し，提供している．そして，2000年7月からインターネット上で道路交通情報提供を開始した．その内容として，24時間5分更新の全国高速道路と主要幹線道路の規制，渋滞情報などの交通情報を簡易図やテキスト等の形式で提供している．

簡易図には渋滞区間情報が地図形式で表示され，面的な交通状況が把握できる．例えば，出発前に簡易図を見ることにより，目的地まで行く経路の交通状況が把握できる．もし，行き先の経路が混雑していると，その経路を変更することもできる．テキストには主な区間の通行規制と所要時間が表示されている．しかしながら，区間の選択ができなく，目的地までの所要時間を計算することは容易ではない．このように，JARTICのインターネットからの交通情報は現時点の交通状況に対する現在情報が提供されている．

首都高速道路と阪神高速道路のような都市高速道路においても交通管制センターが設置されているため，1次プロバイダーとして交通情報が提供できるが，現在は全ての交通情報がJARTICに収集された後，そこから各種のメディアを通じて情報提供されている．しかしながら，インターネットサイトでは行き先の経路の所要時間を提供している．JARTICの主要区間所要時間とは異なり，経路の区間が選択でき，目的地までの所要時間を計算して，所要時間情報として提供している．現時点の交通状況はJARTICの情報を利用するしかないが，目的地までの所要時間は過去履歴データを用いて，その時間帯の過去平均所要時間が提供される．なお，その時刻だけではなく，その前後の過去平均所要時間も確認できる．インターネットサイトから提供されている交通情報は出発前に目的地までの交通状況が把握できるが，その時点の交通状況であり，現在情報として提供されている．したがって，走行中に，予想しなかった事故，災害等の突発事象が発生すると交通情報の精度は低下する．

### 2.1.2 道路交通情報の2次プロバイダー

道路交通情報は優先的にJARTICに収集されるようになってきているが、近年、その情報データは販売できるようになり、2次プロバイダーから交通情報を提供することが許可された。以前からテレビやラジオでは交通情報放送が流れていたが、それは2次プロバイダーからの交通情報と言える。

JARTICからの交通情報データを利用している2次プロバイダーとしてVICS(Vehicle Information and Communication System)<sup>2)</sup>がある。カーナビゲーションシステム装着車両の増加により、VICSユニットが搭載された車両も年々増加している。VICSとはVICSセンターで編集、処理された渋滞や交通規制等の道路交通情報を、FM多重放送、電波／光ビーコンを介してリアルタイムに送信し、カーナビゲーション等の車載機に文字、図形で表示する情報通信システムである。VICSユニットが搭載されている車両では、車内でリアルタイムに渋滞情報や交通規制情報といった道路交通情報が確認できる。また、運転中に自動的に渋滞を考慮した目的地到達予想時刻の再計算や渋滞を避けた迂回路の再検索ができる。そのため、インターネットサイトからの交通情報とは異なり、現在情報であっても、移動しながら交通状況が更新される逐次的現在情報である。

また、IT関連技術の進展に伴い、PC側インターネットサイトでも道路交通情報が観覧できる環境が整ってきた。また、携帯電話のインターネット方式がよく利用されている。JARTICからの交通情報が携帯電話のインターネットサイト会社にも販売され、交通情報が提供されている。NAVITIME<sup>3)</sup>という携帯電話からの交通情報提供会社は携帯電話サイトから走行中に道路交通情報が確認できる。また、提供されている情報は車両利用者のみではなく、公共交通利用者も利用できるもので、道路交通情報だけではなく、公共交通の時刻表と合わせた目的地までの総合的所要時間と経路が提供される。

### 2.1.3 道路交通情報の3次プロバイダー

近年、高速道路及び都市高速道路のように交通関連機関ではなく、民間企業でも交通情報を提供することがある。このような会社は主にVICSデータを加工して提供するため、道路交通情報の3次プロバイダーとして認識されつつある。道路交通情報を提供する民間企業の自動車会社では、各会社の純正カーナビにVICSデータを加工して渋滞を予測し、交通情報として提供している。

トヨタの場合はG-BOOK<sup>4)</sup>というシステムが開発され施行されている。G-BOOKは短期、中期、長期予測を行い、3つの予測を複合的に組み合わせ渋滞を予測している。短期予測は現在の交通渋滞の伝播現象から交通流の変化を予測し、中期予測は現在の交通状況と類似な渋滞状況を過去データから検索し、それを基に将来の渋滞変化を予測する。そして、長期予測は過去履歴データから将来の渋滞変化を予測する。交通渋

滞の伝播現象を予測するため、渋滞伝播シミュレーションを利用している。

ホンダの場合はInternavi<sup>5)</sup>というシステムが施行されている。Internaviは蓄積された過去履歴データを利用して渋滞を予測し、最適経路を案内している。

両システムともに、自社車両間の車載通信機を利用したプローブデータから、一般道路の交通状況を収集、蓄積している。そのデータを利用してVICSから提供されていない道路の交通情報も提供されている。

## 2.2 現在情報提供の課題と傾向情報提供の可能性

前節では道路交通情報を提供するプロバイダーが増加し、多様なメディアから手軽に交通情報に触れることができることがわかった。また、提供されている交通情報は主に現時点の交通状況に関する現在情報であることが確認できた。このような事実から、本節では交通管理者が現在情報を提供する時の課題に関して検討し、その改善方法として、傾向情報提供の可能性に関して考察する。

### 2.2.1 現在情報提供の課題

現在情報は現時点の交通状況が正確に把握できる情報ではあるが、時々刻々変化する未来の交通状況を予測する情報ではない。したがって、現在情報を提供することにより、目的地周辺およびその経路上の現在の交通状況を把握でき、ドライバーの交通移動に関する不確実性を低減させることにつながるが、ドライバーの実際到着時間や他経路に関する近未来の交通状況等は不確実なままである。すなわち、現在情報は予測情報ではないことに一つの大きな課題が残る。

上記したよう、VMSの所要時間情報やインターネットのJARTIC所要時間情報は現在情報であり、各区間から観測された平均速度に対する所要時間の区間合計値である。すなわち、現時点の交通状況が維持されると仮定した場合の所要時間である。そのため、現在所要時間情報と実際の所要時間との間に乖離が生じてしまう。例えば、現在所要時間情報は全区間の合計値13分になるが、実際所要時間は $t_4$ の区間5まで既に16分(=4区間×4分)かかっている。また、 $t_4$ の現在所要時間情報は26分になるが、区間1と区間2の交通量が多く、その交通量がボトルネックの区間7を走る時の区間所要時間は5分、6分より遅くなる可能性が高い。

したがって、現在情報は実際所要時間や未来の交通状況とは乖離する可能性が存在する。現在手軽に触れる交通情報のように、多数のプロバイダーから多様なメディアを通じ、交通情報を提供することは一般的にドライバーに交通状況の不確実性を低減し、ネットワークの効率性を向上するが、交通情報利用率が高く、深刻な渋滞が発生している状況では、現在情報の提供によって渋滞がない経路に交通が集中され、その経路に渋滞が発生し、新たな乖離が生じられる。このような乖離は情報の信頼性を通

減する要因になると考えられる。

実際の交通状態と現在情報との間に乖離から生じることによる状況を考察してみる。情報の利用率と情報の信頼度が高い状況で、交通需要が多く、既に、渋滞が発生している地点で現在所要時間情報と実際所要時間に乖離が生じれば、ドライバーは現在所要時間情報に基づいて経路選択を行う。その結果、選択された経路には実際所要時間によって配分される交通量とは異なる交通量が集中する。実際所要時間によって配分される交通量はネットワークを均衡状態に誘導するが、現在情報によって配分された過剰交通量はネットワークの交通状況を変化させて渋滞が発生する。この渋滞は現在所要時間情報と実際所要時間に新たな差を作ることになってしまう。流出入交通量がない2つの経路では交通量が両経路に交互に集中して渋滞が発生するハンチング現象が発生する。

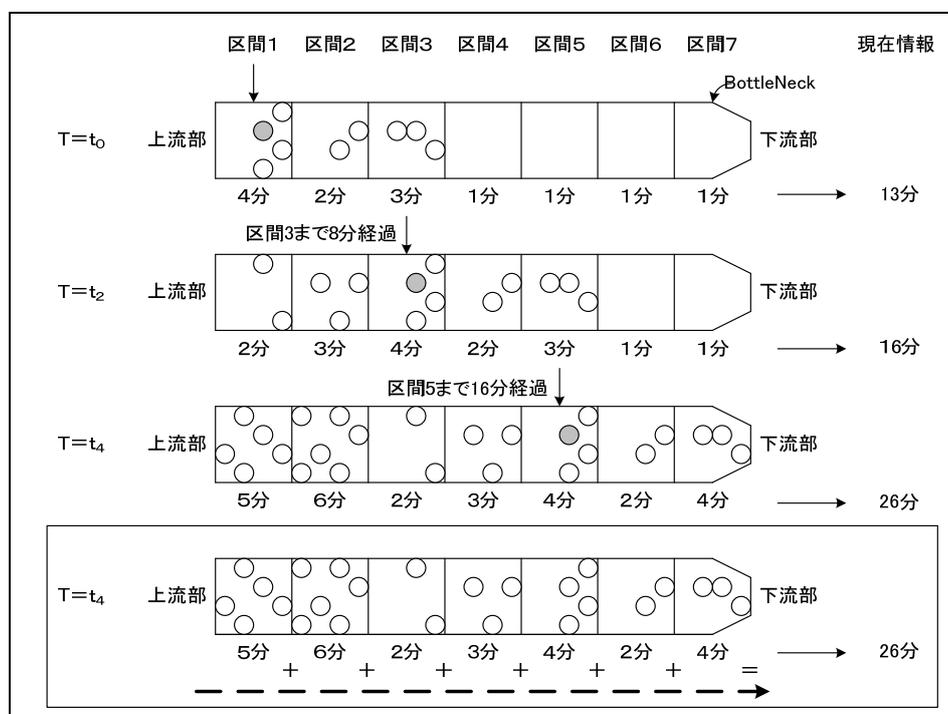


図2.1 現在所要時間情報と実際所要時間の差

大口ら<sup>6)</sup>は実際の都市間高速道路の2ルート区間においてハンチング現象を観測し、渋滞時に現在情報としての渋滞長情報を持続的に提供することの問題を指摘した。その研究ではシミュレーションモデルを構築し、現在所要時間情報の更新間隔を調節する方法、予測所要時間情報を提供する方法、現在所要時間情報の提供を中止する方法を用いて所要時間削減率を検討した。その結果として、ハンチング現象を低減するために、現在所要時間情報を提供することより予測所要時間情報を提供することを提案した。なお、実際所要時間が正確に予測できない場合は、現在所要時間情報の乖離に

より、他経路に交通量が集中することを防ぐため、極端に現在所要時間情報の提供を中止することが望ましいと述べている。

### 2.2.2 傾向情報提供の可能性

現在情報と実際所要時間との乖離から生じる問題点を改善するために、現在情報の提供を中止することは、むしろ現在の交通状況にも不確実性を招来する可能性がある。そのため、情報提供の中止よりは未来の交通状況を予測して提供することが望ましいと考えられる。しかしながら、精度が高い予測情報を提供することは容易ではない。事故、災害等の突発事象が発生した場合に未来の交通状況を予測することは非常に難しい。そこで、本研究では所要時間・渋滞長に関する予測値を提供することの代替情報として傾向情報の提供を検討する。

傾向情報とは未来の交通状況を定量的に正確に予測することではなく、交通状況が現状を基準としてどう変化するかを傾向を予測し、これを情報として提供するものである。すなわち、現在情報としての所要時間情報・渋滞長情報を基準に、その増減傾向を、矢印や三角マークのような記号を用いて提示するものであり、交通状況が現在より悪化する場合は上方向、変化しない場合は横方向、改善する場合は下方向の傾向情報を提供する。傾向情報の特徴として以下に整理する。

- ① 未来の交通状況を正確に予測することはできないが、交通状況の時系列データを利用し、交通状況の傾向は比較的に高精度で予測可能と考えられる。あるいは、近年、車両検知器やCCTV等により事故が発生する時点、解消する時点が把握できるようになったため、渋滞の伸縮及び交通状況の変化は容易に判断できる。
- ② 現在情報に傾向情報を追加して提供することにより、ドライバーは現在情報が実際所要時間を意味することではないことを認識する。そして、未来の交通状況の傾向がわかり、実際所要時間と乖離がある現在情報より交通状況の不確実性を低減する。
- ③ 複数の交通情報が提供されることにより、交通行動に多様性が現れる。したがって、現在情報によって選択された経路に交通量が集中することを分散させる。

しかしながら、道路ネットワーク上において、このような傾向情報の特徴が発揮され、情報提供効果が高まるか否かという課題について検討するためには、その基礎研究としてネットワークで傾向情報提供時の交通行動を分析する必要がある。そして、ネットワーク上でその交通行動を再現し、傾向情報提供時のネットワークへの影響を検討しなければならない。

## 2.3 傾向情報提供下の交通行動データの収集法

現在情報と傾向情報を同時に提供することの効果进行分析するため、まず傾向情報が提供された時の経路選択行動を分析する必要がある。交通行動を分析するデータの収集方法は従来の方と大きく差はないが、次の条件を満足できるようなデータ収集方法を選択しなければならない。

- ① 傾向情報は実際に提供されている道路ネットワークは非常に限定されており、傾向情報提供下での実際の交通行動を観測することは非常に難しい。そのため、仮想的に傾向情報を提供し、交通行動データが収集できる方法が必要となる。
- ② 現在情報と実際の交通状態との乖離を明示的に考慮でき、かつ、傾向情報が提供されることにより、現在情報が提供される時の交通行動と区別できる方法が必要となる。
- ③ 情報の精度と種類によって多様な交通行動が観測できる方法が必要となる。

本節ではこのような項目が検討できる収集方法を選択するため、従来の交通行動データの収集方法を整理する。

### 2.3.1 顕示選好(Revealed Preference)データの収集

交通情報提供時、ドライバーの交通行動の意思決定を把握するために、基本的にアンケート調査、あるいは、インタビュー調査が行われる。そこで、調査手法は収集されたデータが実際状況での選択データか仮想的状況での選択データかによって区別される。実際の選択データを顕示選好データ(Revealed Preference data : 以下、RPデータ)と呼び、仮想状況での選好意識データを表明選好データ(Stated Preference data : 以下、SPデータ)と呼ぶ。

RPデータを収集して行動分析を行えば、実際利用者の行動が実証的に分析でき、分析結果の説得力が大きく、現象の再現性も高い。しかしながら、ドライバーの選択肢集合、代替案の属性、交通状況等の制御が難しく、適切な分析のために必要なサンプル数も大きくなる。

運行中の交通機関に関する手段分担率や建設された経路の利用率等の調査によく利用されるが、傾向情報の場合、実際提供されている区間が少ないため、RPデータとして収集することは難しい。

### 2.3.2 表明選好(Stated Preference)データの収集

SPデータは仮想状況の選好意識を問うデータであり、実際の実態がなくても、代替案の選好情報が収集できる。また、RPデータに比べて操作性が高く、交通行動分析によく用いることが多い。一方、仮想状況の選択結果と実際の行動との一致性と仮想状

況の条件や質問方法による選択結果の中，個人の異質性等の問題もある．しかしながら，傾向情報下の経路選択行動については現状でRPデータを収集することは難しい．加えて，本研究では情報の精度・種類の差違が，利用者の経路選択に及ぼす影響を分析することを目指しており，精度や種類を体系的に設定できることが必要となる．そのため，本研究では，SPデータを利用して傾向情報提供時の交通行動分析を行う．

SPデータの収集法としては大別してアンケート（質問紙）調査による方法と室内実験による方法がある．次にSPデータを用いた分析事例を整理する．

### (1) アンケートによる調査法

アンケートによる調査法は被験者が日常的に経験している実際の交通環境を想定し，情報の有無による代替案の選好を問う研究事例が多い．アンケート調査は代替案の選好意識を日常交通行動の延長線で考え，比較的容易に回答する．しかしながら，代替案の属性に関するシナリオが限定され，幅広い状況の設定が容易ではない．

ここで，アンケート調査法による情報提供化の交通行動データの収集事例に関して整理する．森地，兵藤等<sup>7)</sup>は知覚所要時間の評価値を用いて，情報提供前後の経路選択モデルの効用関数パラメータから情報システムの精度の評価パラメータを求める手法を提案している．所要時間情報提供に関するSPデータを用いて，情報提供前の最長所要時間と最短所要時間と選択経路，そして，所要時間情報獲得後の経路選択の変化について質問している．普段，情報を利用しない人や高齢者が情報精度を高く評価する傾向があることを確認している．

羽藤等<sup>8)</sup>は情報提供時のドライバーの経路選好意識調査を行っている．情報提供後の利用経路選択に対して，情報提供前の利用経路とその混雑状況，情報提供前の選択予定経路及び情報の種類と精度が及ぼす影響について分析している．また，収集したデータを用いて，情報の種類別，精度別，走行経験別の経路選択モデルを非集計ロジットモデルとして推定している．

杉本<sup>9)</sup>は高齢化社会の到来と交通情報提供方策に関してアンケート調査を行った．年齢によって交通情報利用意向を分析した結果，高齢ドライバーの交通情報利用意向は若年層と比較して同等もしくは強いことがわかった．また，経路選択SP調査結果，渋滞増減傾向に関する情報がドライバーの意思決定に影響を及ぼす可能性が確認された．

### (2) 室内実験手法

室内実験手法では，被験者の交通環境及び代替案の属性を仮想状況とし，被験者の交通システムに対する知識を等しくして，代替案に対する選好を繰り返し問う調査法が多く行われている．この方法の利点は，同一被験者に繰り返し交通行動に関する選好を問うことにより，提供情報と情報の信頼度との関係が把握できることである．また，交通環境においても分析者が制御でき，多様な環境での交通情報の選好を問うこ

とが可能である。しかしながら、走行結果が実際のトリップコストとして認識されない問題点もある。次に、情報提供下の交通行動分析の研究事例を整理する。

MahmassaniとJayakrishnan<sup>10)</sup>は3平行経路ネットワーク上で所要時間情報により経路変更を行う経路選択層と固定層のドライバーの交通流をシミュレーションモデルを用いて動的に分析した。情報利用率と経路転換性に対する総走行時間、平均所要時間を評価して、情報機器の普及率がネットワーク効率性に大きな影響を与えることを明らかとした。現在走行中の経路を引き続き走行するよりも経路を変更することによってある一定レベル以上旅行時間が短縮される場合のみ変更を行う経路選択ドライバーと、経路変更を行わない経路固定ドライバーの2種類のドライバーを想定して分析を行い、経路選択ドライバーの割合が増加することによって交通下の影響が悪化することを指摘している。

Bonsall<sup>11)</sup>は走行する道路ネットワークに対する慣れ度をセグメント基準として設定し、VMSに対する反応の異質性を説明している。VLADIMIRと呼ばれる簡易シミュレータを使い、VMSの利用に関してドライバーのネットワークに関する知識ベースの違いが影響することを明らかにしている。日常的に運転しているドライバーほど主観的な判断に自身を持っており、予測情報や経路推奨などの誘導的な情報へは懐疑的な態度で接する。誘導情報が信頼でき、かつドライバー個人に適切なものではない限り、誘導情報は受け容れられない。ドライバーは慣れた行動を変更することに慎重である一方、一旦変更した後でも元の行動には戻りやすいという反応の非対称性を示している。ドライバーの情報に対する信頼度は交通行動が動的に変化していく過程が重要であると指摘している。

Adler et al.<sup>12)</sup>はFASTCARSを用いて、情報の獲得による経路選択行動の変更をモデル化している。実験は完全に仮想ネットワーク上をトリップすることになっている。収集データに基づき、代替経路への転換を被説明変数とした非集計モデルを推定している。説明変数としては、意思決定時点までの利用経路の旅行速度、利用経路と代替経路に関する知識レベル、トリップ中の情報の利用状況が含まれている。

宇野<sup>13)</sup>はPCを用いた交通情報提供下の経路選択行動に関して分析を行った。情報の精度と旅行時間予測メカニズムと経路選択メカニズムの関係を明らかにし、精度の高い情報が継続的に提供されれば、ドライバーの経路選択メカニズムは情報依存型となり、精度の変化にはある種の慣性があることを指摘した。また、交通シミュレーションを構築し、情報利用層の比率と情報提供効果の関係を分析し、情報提供効果は情報利用率が小さい時顕著であるが、利用率増加とともに、その効果が現象することを示した。

室町、兵藤、原田<sup>14)</sup>はPCベースのSP調査を駐車場情報案内システムに関してを行い、所要時間情報の評価値を情報の精度、情報値、情報に対する嗜好性の3要因で説明するモデルを提案している。提案したモデルでは情報の精度の変化が情報そのものの経路

選択に対する感度に与える影響が表現できることを確認している。

倉内、飯田<sup>15)</sup>は情報の精度が駐車場経路選択行動に及ぼす影響に関して分析した。駐車場情報を利用した室内実験を通じて情報の精度が高いと情報の依存度が増加することを確認した。

以上の交通行動分析のデータ収集方法の検討結果、本研究では、上記したような項目に対応できるSPデータ収集法のPCを用いた室内実験手法を用いることとする。また、傾向情報提供時の経路選択行動の変化がネットワークへの及ぼす影響を分析するため、交通シミュレーションモデルを構築する。

## 2.4 結語

本章では傾向情報提供下の交通行動分析の必要性に関して考察した。最初に、プロバイダ別に、現在提供されている道路交通情報システムの動向を整理した。様々な交通情報プロバイダから多様なメディアを通じて道路交通情報は提供されており、道路利用者も豊富な情報に容易にアクセスできる環境が整ってきている。しかしながら、現状で提供されている交通情報の多くは、現時点の交通状態の観測結果に基づく現在情報であり、情報の提供を受けた人が被るであろう交通コストを予測した情報では無い。現在情報については情報提供を受けた利用者の反応を考慮しておらず、実際の交通状態と提供情報の間に乖離が生じるため、ハンチング現象を引き起こす可能性があり、その結果として利用者から見た情報の信頼性を低下させる可能性が示唆される。現在情報の抱える課題を改善するための一つの方法として、本研究は傾向情報二着目する。

傾向情報と現在情報をあわせて提供することで、上記の問題点が改善されることが期待されるが、まだ、傾向情報が実際の経路選択行動に影響を及ぼすかは確認できていない。そのため、傾向情報を提供して交通行動を分析しなければならない。以下に傾向情報提供時の交通行動データを収集する時に検討する項目を整理する。

- ① 傾向情報は実際提供されている区間が少ないため、傾向情報が考慮できる仮想実験
- ② 現在情報と実所要時間の乖離が表現でき、傾向情報提供時の交通行動が区別できる方法
- ③ 交通情報の精度と種類によって多様な経路選択行動が収集できる方法

本研究では以上の項目に対応できるSPデータ収集法のPCを用いた室内実験手法を用いることとする。また、ネットワークへの影響はシミュレーションで分析する。

## 参考文献

- 1) 財団法人 日本道路交通情報センター, <http://www.jartic.or.jp>
- 2) 財団法人 道路交通情報通信サービスセンター, <http://www.vics.or.jp>
- 3) Navitime, <http://www.navitime.co.jp>
- 4) G-Book, <http://g-book.com>
- 5) Internavi, <http://www.honda.co.jp/internavi/>
- 6) 大口 敬, 佐藤貴行, 鹿田成則: 渋滞時の代替経路選択行動に与える交通情報提供効果, 土木計画研究論文集, Vol.22, No.4, 799-804, 2005.10
- 7) 森地茂, 兵藤哲朗, 小川圭一: 情報提供システム評価のための交通行動分析手法に関する研究, 交通工学, Vol.30, No.3, 21-29, 1995.
- 8) 羽藤英二, 谷口正明, 杉恵頼寧: 経路選択時の交通情報に対するドライバーの反応, 交通工学, No.1, Vol.30, 23-32, 1995.
- 9) 杉本一走: 高速道路2ルート区間における情報提供効果に関する研究, 京都大学 卒業論文, 2002.2
- 10) Hani S. Mahmassani, R. Jayakrishnan : System performance and user response under real time information in a congested traffic corridor, Transportation Research Vol.25A, 293-307, 1991
- 11) M. Wardman, P. W. Bonsall, J. D. Shires : Driver Response to Variable Message Signs : A Stated Preference investigation, Transportation Research Vol.5C, 389-405, 1997
- 12) Jeffrey L. Adler, Michael G. McNally : In laboratory experiments to investigate driver behavior under advanced traveler information systems, Transportation Research Vol.2C, 149-164, 1994
- 13) 宇野伸宏: 室内実験にも度ついた交通情報提供下の経路選択行動分析と効果評価分析, 京都大学大学院 博士学位論文, 1997.8
- 14) 室田泰徳, 兵藤哲郎, 原田 昇: 情報提供による駐車場選択行動変化のモデル分析, 土木学会論文集, No.470, IV-20, 145-154, 1993.7
- 15) 倉内文孝, 飯田恭敬: 情報精度が駐車場選択行動に及ぼす影響に関する実験分析, 土木学会論文集, No.653, IV-48, 17-27, 2000
- 16) R. Jayakrishnan, Hani S. Mahmassani, Ta-Yin Hu : An evaluation tool for advanced traffic information and management systems in urban networks, Transportation Research Vol.2C, 129-147, 1994
- 17) Hani S. Mahmassani, Yu-Hsin Liu : Dynamics of commuting decision behaviour under advanced traveler information systems, Transportation Research Vol.7C, 91-107, 1999
- 18) Hani S. Mahmassani, Rong-Chang Jou : Transferring insights into commuter behavior dynamics from laboratory experiments to field surveys, Transportation Research

Vol.34A, 243-260, 2000

- 19) Richard Arnott, Andre de Palma, Robin Lindsey : Does providing information to drivers reduce traffic congestion?, *Transportation Research* Vol.25A, 309-318, 1991
- 20) Moshe Ben Akiva, Andre de Palma, Isam Kaysi : Dynamic network models and driver information systems, *Transportation Research* Vol.25A, 251-266, 1991
- 21) Amalia Polydoropoulou, Moshe Ben-Akiva, Isam Kaysi : Influence of traffic information on drivers' route choice behavior, *Transportation Research Record* 1453, 57-65, 1994
- 22) Ka-Hung Lai, Wing-Gun Wong : SP approach toward driver comprehension of message formats on VMS, *Journal of transportation engineering*, 2000.5
- 23) Nobuhiro Uno, Yasunori Iida, Seiichiro Kawaratani : Effects of dynamic information system on travel time reliability of road network, *Traffic and transportation studies*, 911-918, 2002.6
- 24) 飯田恭敬, 内田 敬, 宇野伸宏 : 交通情報の効果を考慮した経路選択行動の動的分析, *土木学会論文集*, No.470, IV-20, 77-86, 1993.7
- 25) 飯田恭敬, 内田 敬, 中原正顕, 廣松幹雄 : 交通情報提供下の経路選択行動のパネル調査, *土木学会講演集*, No.16, 7-12, 1993.12
- 26) 飯田恭敬, 藤井 聡, 内田 敬 : 動的交通流シミュレーションを用いた道路網における情報提供効果に関する分析, *交通工学*, Vol.31, No.6, 19-29, 1996
- 27) 大口敬, 佐藤貴行, 片倉正彦, 鹿田成則 : 交通情報にもとづく代替経路選択行動と交通渋滞の実態解析, *ITSシンポジウム2002*
- 28) 羽藤英二, 朝倉康夫, 柏谷増男 : 複数情報リソース下における行動的不均衡を考慮した経路変更モデル, *土木学会論文集*, No.653, IV-48, 51-61, 2000.7
- 29) 柳谷正則 : 情報提供事業者への道路交通交通情報提供サービス(Jシステム)について, *交通工学*, Vol.37, No.3, 2002
- 30) 溝渕修治 : 阪神高速道路公団における情報提供技術と効果について, *交通工学*, Vol.34, No.4, 27-30, 1999
- 31) 澤田石貞彦 : 東名高速道路の交通情報収集, 処理, 提供の現状について, *交通工学*, Vol.36, No.3, 16-20, 2001
- 32) 岡田知朗 : 首都高速道路における動的交通データの収集とその活用, *交通工学*, Vol.36, No.3, 21-25, 2001
- 33) M. Schreckenberg, R. Selten : *Human Behaviour and Traffic Networks*, Springer
- 34) Richard Emmerink, Peter Nijkamp : *Behavioural and Network Impacts of Driver Information Systems*, Ashgate
- 35) 北村隆一, 森川高行 : *交通行動の分析とモデリング(理論, モデル, 調査, 応用)*, 技報堂出版

## 第3章 観測交通量データを用いた

### 交通情報提供の影響に関する実証分析

#### 3.1 概説

##### 3.1.1 研究の背景

近年、交通渋滞、交通事故等のあらゆる交通問題を情報、通信分野の技術を用い、解決しようとする動きが活発になっている。その中で、ITS(Intelligent Transportation System)はこの問題に密接に関係している政策であり、1980年代からそのシステムと細部内容に関する高度な研究が発展しつつある。なお、ドライバーに交通状況を提供し、交通問題を解決しようとする ATIS(Advanced Transportation Information System)は ITS に属する技術であり、車載ナビゲーションシステム、VICS システム、VMS 情報板等によりドライバーに交通情報を提供している。現在、この ATIS は広い範囲で運用され、交通情報の提供によるネットワークへの影響に関する研究の分析データとして多く利用されつつある。

また、ATIS が実施される以前から交通情報に関する研究は進められており、交通情報提供による影響分析研究は概ね3つの分野に区分される。実際の道路に設置されている VMS 情報板の影響を分析する研究、交通情報提供によるドライバーの選択行動に関する研究、シミュレーションモデルを利用した交通情報提供時のネットワークの交通流分析に関する研究が挙げられる。本章では、その中から実際の道路に交通情報が提供される場合における交通情報の影響に焦点を当てる。実際の道路に提供されている交通情報の影響に関する研究は日本高速道路公団(Japan Highway Public Corporation—当時、以下 JH)、首都高速道路、阪神高速道路等で頻繁に実施されている。その中には、ネットワーク内の 1OD2 経路を分析対象とする研究も存在する。すなわち、1つの経路が必ず選択され、経路選択の差が明確に見える地点における交通情報提供の影響を分析する研究である。しかしながら、現在では交通情報が提供される前の交通状況と提供した後の交通状況を比較する事前事後分析が主流であり、すでに交通情報が提供されている地点における交通情報提供の影響に関する研究は比較的少ないのが実情である。また、小規模のネットワークにおいても完全な 1OD2 経路のネットワークは少ない。例えば、高速道路には多数の IC が存在し、経路の中で流入、流出する内部交通量が存在する。ある経路を選択した交通流が交通情報提供によって選択されたかを確認する。そのため、交通情報提供の影響を分析する際には通行目的によって経路が決定される内部交通量を排除しなければならない。

内部交通量及び通過交通量を把握する時、OD 交通量データが利用されるが、対象区間の時々刻々変化する動的 OD 交通量データを収集することは困難である。もし、ネットワークデータが豊富であれば動的 OD 交通推定方法を利用して OD 交通量が推定でき

るが、本章では交通情報と観測交通量データ、1日通行券データから交通情報提供の影響分析を試みる。

そこで、本章では事前事後分析ができない交通情報システムが完備されている地点における交通情報の影響を実際観測交通量を用いて分析する方法に関して考察する。しかしながら、観測交通量データには OD 交通量情報が含まれていないため、経路選択率が計算できない。さらに、経路の途中に流出入 IC が存在する場合、内部交通量も把握できない。そのため、観測交通量を利用した新しい指標が必要になる。

本章では分岐後の交通量の比率を表す分岐率を新しい指標と定義し、経路選択率の代わりに利用する。また、分岐率指標には通過交通量と内部交通量が混在しているため、1日通行券データを用いて1日通過交通量と内部交通量との比率を計算して、平均内部交通量の比率を把握しておく必要がある。そして、交通情報の内容による分岐率指標の変化を観察することによって交通情報提供の影響を分析する。

### 3.1.2 本章の構成

上記したように、限定されているネットワークデータを有効に利用して交通情報提供の影響を検討する分析として、本章では実際ネットワークにおいて時々刻々変化する動的観察交通量と実際提供された交通情報の関係から交通情報提供の影響に関して実証分析を行う。観測交通量と交通情報内容を比較してドライバーが情報を参照しているかを分析する研究は多数存在する。大口らは東名高速道路において大井松田 IC から御殿場 IC まで左右 2 経路の車両感知器による観測交通量を用いて交通情報が提供された時、経路選択行動の変化と影響を分析して交通渋滞の実態解析を行った。この研究では各経路の観測交通量データを用いて左経路の利用率を計算、各経路の提供された交通情報の差と左経路の利用率を比較した上で交通情報の影響力を検討した。

本章では大口らの研究の左経路利用率に着目し分岐率を定義している。ただ、大口らが扱った 2 経路には内部に流出入 IC が存在しないのに対して、本研究の 2 経路には内部に IC が存在しているため、内部交通量を考慮して交通情報の影響を検討しなければならない。したがって、1日通行券データを利用して内部交通量を考慮する。このように、本章では内部交通量が考慮された分岐率と交通情報の内容を比較して交通情報提供の影響を検討することを目的とする。

また、本章では交通情報提供の正の効果のみではなく、交通情報提供の負の効果の 1 つとして交通情報が続けて提供される時に発生する恐れがあるハンチング現象にも着目する。大口らは時間的に交互に左右経路へ交通が集中する現象をハンチング現象 (hunting 現象) と説明し、実際交通量データからこの現象の発生が確認されている。本章では単位時間ごとの交通情報に対する観測交通量の変化を観察して、ハンチング現象の有無の検討を試みる。

第 3 章の構成に関して説明する。3.2 節では対象区間と分析データに関して説明し、

3.3 節では分析指標の定義と分析するために必要な作業を整理する。最初に分析の際に主に活用する分析指標の分岐率を定義する。提供された交通情報の内容と分岐率を比較することによって交通情報に影響されている時間が確認できると予想される。また、必要な作業として、交通情報データに含まれている渋滞事象データを利用して平常時と異常時を区別し、平常時の平均分岐率を計算する。そして、分岐率に内部交通量が入っていることを考慮するために 1 日通行券データによる内部交通量の比率を算出する。最後に観測交通量データと交通情報データの時刻を合わせるマッチング作業を行う。

3.4 節ではマッチングしたデータを用いて、経路間交通情報の差による平均分岐率の変化を検討する。全データから交通情報の差による平均分岐率を計算するので、交通情報の差による経路選択の全体的傾向を分析する。3.5 節では突発事象が起こった日の分岐率の変化を検討する。突発事象が起こった日の単位時間ごとの分岐率の詳細な変化から提供された交通情報によって経路選択が変化することを観察する。3.6 節では経路選択モデルを構築し、交通情報の内容と経路選択率の関係を統計的に考察する。また、平常時と異常時のモデルを区別し、経路選択率の変化を検討する。

## 3.2 分析対象及び分析データ

### 3.2.1 対象区間

この分析は、一日 10 万台以上の交通量を誇る名古屋と神戸を繋ぐ名神高速道路の瀬田東 JCT から大山崎 JCT の区間を対象にしている。区間内の京都南 IC では頻繁に渋滞が起こり、その対策として JH は京滋バイパスの西側と名神高速道路を連結することを決定し、2003 年に開通した。結果として、渋滞は大幅に緩和され交通事故等の突発事象がない場合は渋滞がほとんど観測されない。分析対象ネットワークを図 3.1a に示す。

全体の距離は 2 つの経路がおおよそ 28Km であり、名神高速道路の速度制限 100Km/h に対し、京滋バイパスは 80Km/h であり、所要時間は京滋バイパスの方が若干長い。ドライバーは栗東 IC 以東から茨木 IC 以西の間で 2 つの経路の中 1 つを選択する。なお、梶原および天王山トンネルの渋滞対策として平成 10 年に新トンネルが開通し、図 3.1b に示すようにトンネル部分は方向別に 2 経路となった。京滋バイパスの延伸は、各方向別の外側ルートと接続されたため、上り線の場合、京滋バイパスを利用するドライバーは事前にあらかじめ左ルートに行かなければならない。さらに、下り線では、京滋バイパスを利用し第 2 京阪道路に接続されているため、京滋バイパスを利用する交通量の中には第 2 京阪道路を利用する交通量も含まれている。名神高速の場合にも京都南 IC で流出する交通があるので、両経路に内部交通量があることを確認する必要がある。

対象区間の渋滞状況は茨木以西では、以前から渋滞が激しかったが、瀬田東以東はあまり渋滞がなく、京滋バイパスの延伸により、観測される渋滞は減少したが、週末とお盆といった時期、あるいは、交通事故、工事等の突発事象が起こった場合には京都南

IC 付近で渋滞の発生が確認されている。

JH では、ドライバーの意思決定を支援するために、VMS 情報板を通じて、時々刻々変化する交通情報を提供している。図 3.2 は現行の VMS 情報板である 2 つの黒い部分に名神高速と京滋バイパスの所要時間情報あるいは渋滞長情報が表示される。

### 3.2.2 分析データ

ここでは、表 3.1 のように 2003 年 10 月の 1 ヶ月間の名神高速と京滋バイパスの 5 分間観測交通量と、そのときの VMS 情報板のメッセージデータを利用した。また、対象区間内 IC に目的地がある内部交通量及び IC 間のインターペアの内部交通量をおおよそ把握するために、2003 年 10 月 23 日の通行券データを活用する。分析に使う交通量データは下り線については瀬田東 JCT 前後の 5 分間観測交通量を、上り線では大山崎 JCT 前後の 5 分間観測交通量である。



図 3.1a 対象ネットワーク

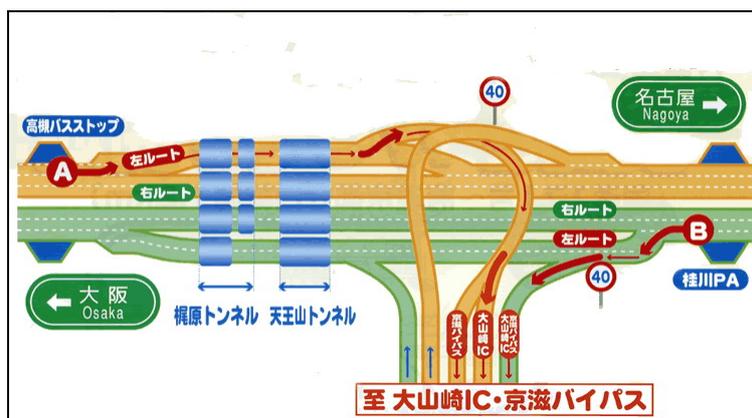


図 3.1b 大山崎 JCT の構造

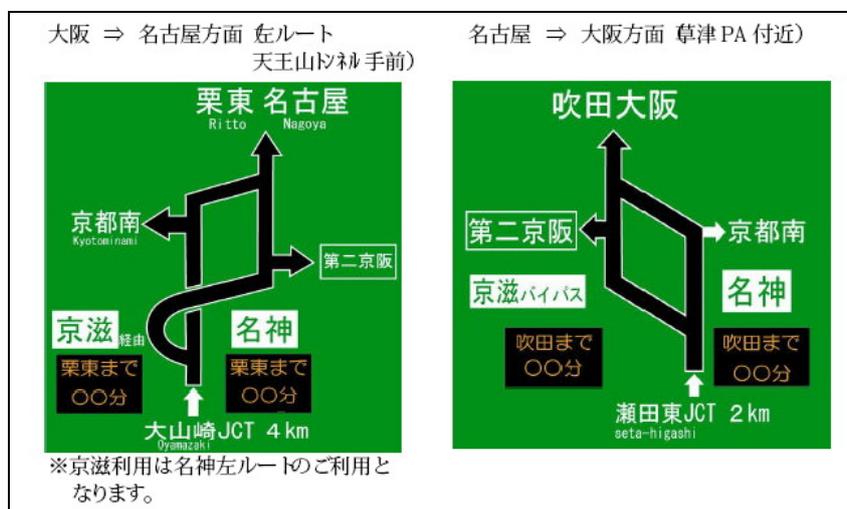


図 3.2 対象ネットワークに提供されている VMS(可変交通情報板)

表 3.1 分析データの概要

観測交通量データ	<ul style="list-style-type: none"> <li>平成 15 年 10 月 1 日～31 日</li> <li>各区間で観測された 5 分間交通量と速度に構成されている</li> </ul>
通行券データ	<ul style="list-style-type: none"> <li>平成 15 年 10 月 23 日</li> <li>各 IC 出入通行券データと流入 IC と流出 IC が記録されている</li> </ul>
交通情報データ	<ul style="list-style-type: none"> <li>平成 15 年 10 月 1 日～31 日</li> <li>各 VMS に表示された情報内容データであり、その内容が変化することに記録されている</li> </ul>

分析区間内には多数の VMS 情報板があるが、ここでは JCT で分岐する直前に設置されている図 3.2 のような特殊図形案内板の情報メッセージデータを利用することとした。交通情報データとしては、表示内容が変化するごとに、表示内容及び表示開始時刻が記録されている。また、図 3.2 の黒いボックスにおいて所要時間情報と渋滞長情報が表示されるが、交互に表示されるのではなく平常時には所要時間情報が、渋滞時は渋滞長情報が表示されるメカニズムになっている。

### 3.3 分析方法

#### 3.3.1 分析の準備作業

本章では観測交通量と交通情報データを用いて、交通情報提供による影響に関して分析を行う。まず、分析を行うために必要な準備作業を表 3.2 に示す。

表 3.2 分析準備作業の流れ

分析の準備作業	作業説明
1. 分岐率の定義	経路選択率の代替分析指標として名神高速道路に対する分岐率を定義する。
2. 内部交通量の計算	分岐率に含まれている対象区間内で流出する交通量を考慮する。
3. 平均分岐率の計算	平常時の分岐率を分岐率変化の基準として想定する。
4. マッチング作業	同じ時刻の分岐率と交通情報を比較するために、両データをマッチングする。

表 3.2 に示したように分岐率を定義し、分岐率に含まれている内部交通量を計算した後、異常時の分岐率を確認するため、平常時の平均分岐率を計算する。最後に、分岐率と交通情報を同じ時刻にマッチングして両データを比較する分析準備を完了する。次節から各準備作業に関してより詳細に説明する。

#### 3.3.2 名神高速道路の分岐率

交通情報提供の影響を分析する方法の中で、提供された交通情報の内容と経路選択率の変化を比較する方法がある。例えば、ある経路の交通情報内容が悪かった場合に経路選択率が低下したとすれば、偶然別の経路を選択したドライバーや必ず別の経路を利用する経路固定ドライバーを排除して、おおよそのドライバーは交通情報を参照した可能性が高い。

しかしながら、本章では観測交通量データを用いて交通情報データと比較しなければならない。提供された交通情報内容と観測交通量の変化を比較する方法は交通量が交通情報によって変化したのか交通需要によって変化したのか確認しにくい。そのため、経路選択率を代替する分析指標が必要になる。そこで、本章では、経路選択率の代替指標として観測交通量による名神高速道路の分岐率を以下の式 3.1 のように定義する。

$$DR_M = \frac{V_M}{V_M + V_K} \quad \text{式 3.1}$$

ここで、

$DR_M$  : 名神高速道路の分岐率  
 $V_M$  : 分岐後名神高速道路の 5 分間観測交通量  
 $V_K$  : 分岐後京滋バイパスの 5 分間観測交通量  
 である。

すなわち、分岐率を分岐後の名神高速の観測交通量と京滋バイパスの観測交通量の合計に対する名神高速の観測交通量の比率と定義する。瀬田東 JCT には瀬田東 IC から流出する交通量があるので、分岐前の観測交通量は利用しない。なお、観測交通量から平常時における名神高速の交通量が京滋バイパスの交通量より多いことが確認されたので、便宜上、分岐率の変化がよく見えると期待される名神高速道路の分岐率を利用する。

### 3.3.3 通行券データによる対象区間内から流出する交通量の比率(経路固定層)

交通情報提供の影響を分析するために名神高速の分岐率を利用する際、考慮しなければならないことは対象区間内で流出する内部交通量の把握である。対象区間内で流出する内部交通量が増大することは経路選択が限定される経路固定層が増大することとなる。すなわち、両経路に同じ内容の交通情報が提供されても名神高速の分岐率が 50% にならないことを意味する。

したがって、本章では 10 月 23 日の 1 日通行券データを用いて、名神高速と京滋バイパスの全流入交通量に対する対象区間内での流出交通量の比率を計算し、1 日経路固定層の比率を概ね把握する。そこで、各時間帯における経路固定交通の比率を図 3.3 に示す。図 3.3 に示したように、京滋バイパスより名神高速の対象区間内 IC から流出する交通量のはるかに多い。換言すれば、京滋バイパスより名神高速の観察交通量が多いことを示している。すなわち、両経路に同じ内容の交通情報が提供されても、名神高速の分岐率は 50% にならない。

また、図 3.3 から各時間帯の経路固定層の比率を見ると、名神高速の場合、6 時～19 時に経路固定層の比率が 40% を超えている。そして、朝 7 時～9 時を除けば名神高速の上り線が下り線より経路固定層の比率が高い。0 時～6 時はその差がより大きくなる。

内部交通量が多い朝から夕方までの時間帯には名神高速の分岐率が高くても、両経路の交通情報の内容によるものではないことを考慮しておく必要がある。また、内部交通量から上り線の名神高速の分岐率が下り線より高いことが予測できる。一方、京滋バイパスの場合、0時～3時の経路固定層の比率は若干低いものの、24時間ほぼ一定値を維持している。

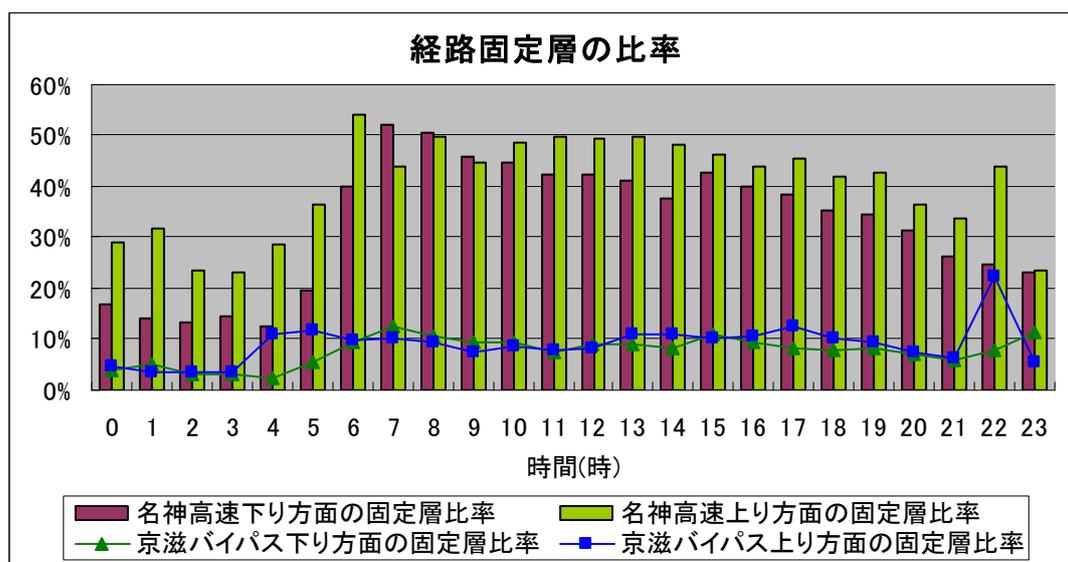


図 3.3 各時間帯経路固定層の比率

### 3.3.4 平均分岐率

前節で分岐率には内部交通量が含まれているので、分岐率の静的な数値と交通情報の内容を比較することでは交通情報提供の影響が把握できない。そこで、本章では日常的な交通状況の下で名神高速の分岐率を基準として想定し、その基準から外れている分岐率を交通情報の内容と比較することによって交通情報提供の影響を把握する。したがって、日常的な交通状況下の名神高速の分岐率を必要とする。

本章では、日常的な交通状況の時を平常時、渋滞が起こっている交通状況の時を異常時と区別し、平常時の平均分岐率を求めて交通情報提供の影響を把握することとする。つまり、平常時の観測交通量から得られる時間帯別の平均分岐率に対して、提供された交通情報の内容と比較することによって、その平均的な状況よりどれだけ分岐率の推移が変化するかを持って評価することとする。なお、分析データからの詳細な平常時と異常時の区別は、下り線で名神高速と京滋バイパスともに所要時間情報が 40 分、そして上り線で名神高速の所要時間が 35 分と京滋バイパスの所要時間が 40 分の場合を平常時とみなし、それ以外を異常時とした。そして、普段の交通パターンは平日と休日が違うことが知られているので、平日と休日の平均分岐率を分けて計算した。また、平均値

の信頼性を高めるため、1時間間隔に集計した時間平均分岐率として計算した。さらに、分岐率の90%信頼区間を求めて、分岐率はその区間を越えて変化する状態をドライバーが交通情報に影響されたとする。

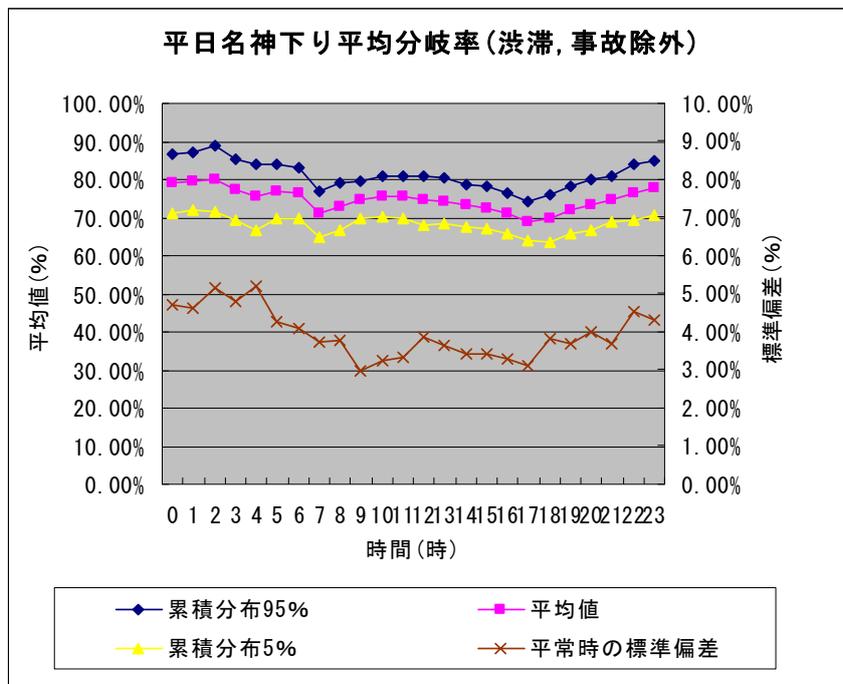


図 3.4 平日名神下り平均分岐率

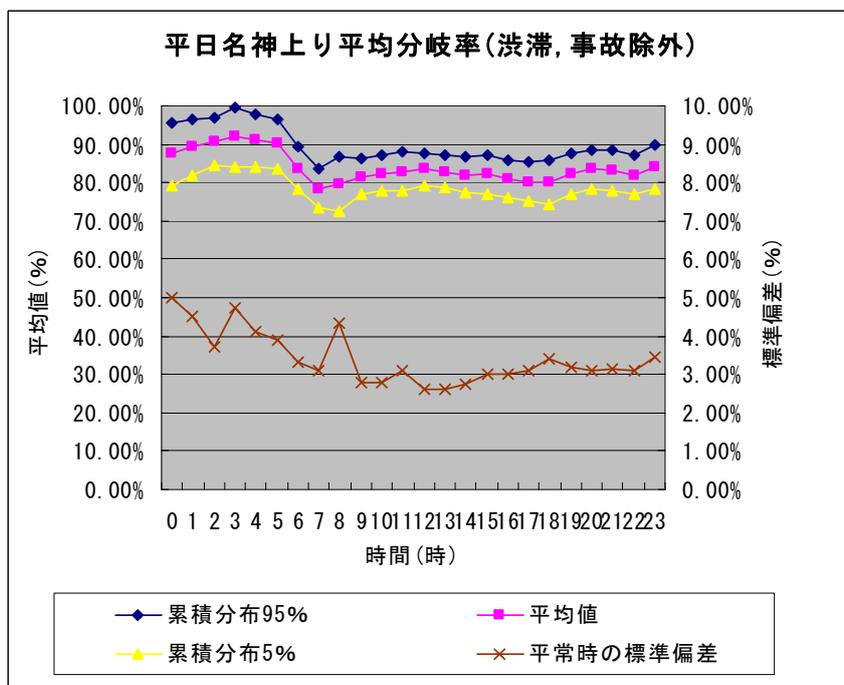


図 3.5 平日名神上り平均分岐率

図 3.4 と図 3.5 は 1 時間間隔の下り線と上り線の平日平均分岐率とその 90%信頼区間を示している。下り線の場合，名神高速の分岐率は 70%~90%になり，上り線と比べ 10%ほど高い。図 3.3 の経路固定層の比率を参考にすれば下り線，上り線に関係なく常に京滋バイパスより名神高速道路の利用率が高いことがわかる。しかしながら，23 時~6 時には経路固定層の比率が低いにもかかわらず名神高速の分岐率はそれ以外の時間帯より高い。これは一般的に名神高速道路が本線として認識され，京滋バイパスより名神高速が選好されていることだと考えられる。

### 3.3.5 観測交通量による分岐率と交通情報内容とのマッチング

分析データの交通情報に関する記録は表示内容の変化に応じて記録されているため，5 分間ごとに記録されている観測交通量とは整合しない。そのため，これら 2 つのデータをマッチングする必要がある。ここでは，提供情報の内容に対して交通量を比例配分することにした。さらに，分岐率を計算するためのデータ数の大きな偏りを防ぐため，同じ情報内容であっても観測交通量が更新される時間帯にはデータを 2 つに分割している。図 3.6 を例に説明すると，短時間に提供情報が変化するような Pattern B あるいは C のケースでは交通量を分単位で比例配分する。Pattern B の場合は  $(100/5+200*2/5) = 120$  になる。一方で，同じ表示が継続するような Pattern D の場合においては，観測交通量が更新される時間帯でデータを分割する。この作業により，分岐率を算定する際の最長の時間帯幅は 5 分となる。

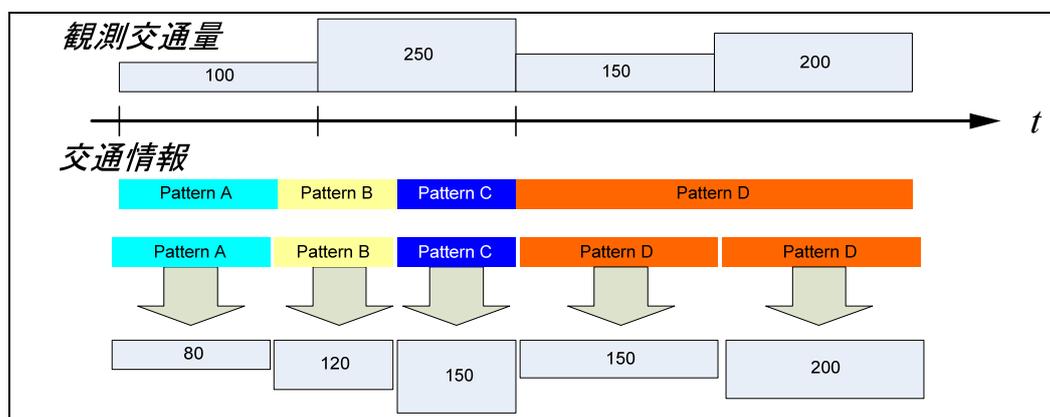


図 3.6 観測交通量と交通情報とのマッチング方法

## 3.4 分岐率から見た交通情報提供時の影響分析

### 3.4.1 交通情報の差による平均分岐率

5 分間観測交通量から得られた分岐率と交通情報データのマッチングを行い，各経路の所要時間情報と渋滞長情報による分岐率の変化を比較することができるようになった。交通情報データには所要時間情報と渋滞長情報が混在しているが，本節では両経路，

に同じ種類の交通情報が提供された時の分岐率の変化を見ることとする。この分析対象区間の特徴として平常時の名神高速の分岐率が非常に高いことがわかっているが、名神高速の交通状況が京滋バイパスの交通状況より悪い場合、名神高速の分岐率、すなわち、名神高速の経路利用率が低下することが期待できる。例えば、名神高速のみ所要時間情報が 30 分から 60 分になったら、渋滞を回避して名神高速の交通量は減少する可能性が高い。すなわち、名神高速の分岐率が低下する可能性が高い。このような変化から提供された交通情報の影響が把握できる。したがって、各経路の同じ交通情報の差に対する名神高速の分岐率を集計し、平均分岐率を計算して提供された交通情報の影響を検討する。

### 3.4.2 各経路の交通情報と平均分岐率の比較結果

両経路の所要時間情報と渋滞長情報に対する平均分岐率の変化図を下り線に関して図 3.7、上り線に関して図 3.8 に示す。

図 3.7 を見ると、所要時間情報が提供された場合、下り線では名神高速の所要時間は 45 分から 105 分まで変化することに対して、京滋バイパスは 45 分から 75 分までとなっている。また、京滋バイパスのみ渋滞が発生したケースは少ない。両経路の所要時間が 60 分までは両経路に同じ所要時間情報が提供されている時、75% の高い分岐率を維持していることがわかる。しかしながら、名神高速の所要時間が延伸することにより、名神高速の分岐率が急激に低下する。京滋バイパスの所要時間が 75 分の時も名神高速の所要時間が 105 分になることにより、名神高速の分岐率が低下することが見える。したがって、名神高速の交通状況が悪化することによって名神高速の分岐率が顕著に低下することから、ドライバーは経路選択に提供された交通情報を参考している可能性が高いと考えられる。さらに、両方の所要時間が増加することによって、全体的な分岐率が低下する傾向が見えるが、それは分析対象区間外に渋滞、事故等が発生した時、名神高速と京滋バイパスが両方混雑することになる可能性が高いので、ドライバーは名神高速を続けて走るより、京滋バイパスの中に接続している第 2 京阪高速を利用して渋滞を回避しようとしている可能性が考えられる。

渋滞長情報が提供された場合も同じ傾向が見える。両経路に対する渋滞長情報の多様な状況は見えなかったが、京滋バイパスの渋滞長が 7km、名神高速の渋滞長がそれ以上になった部分においては分岐率が急激に低下することが見える。

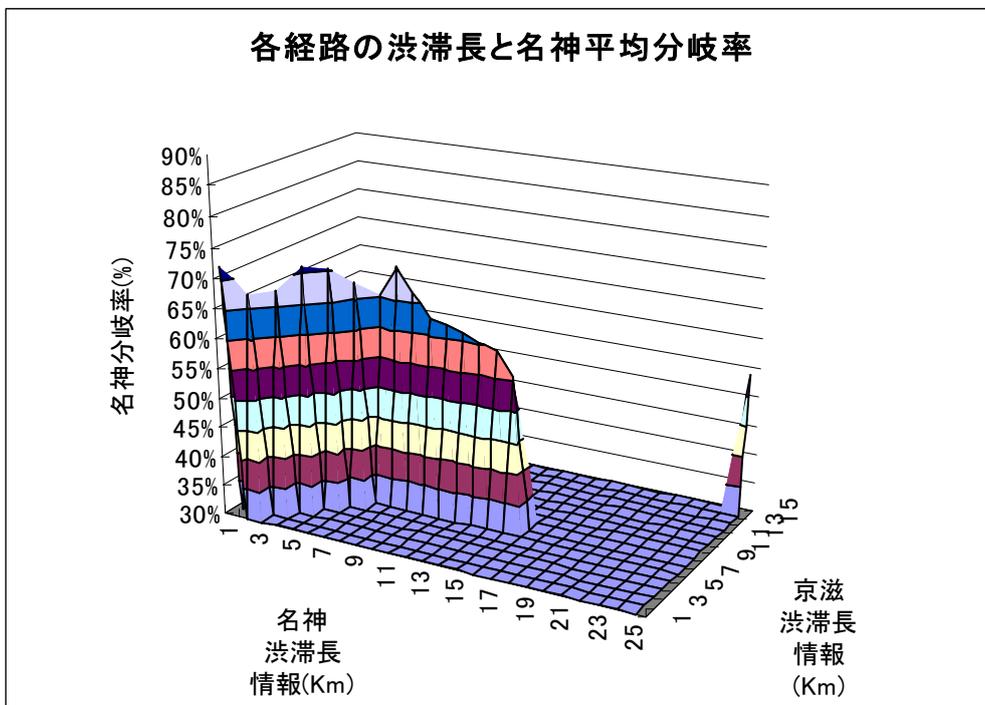
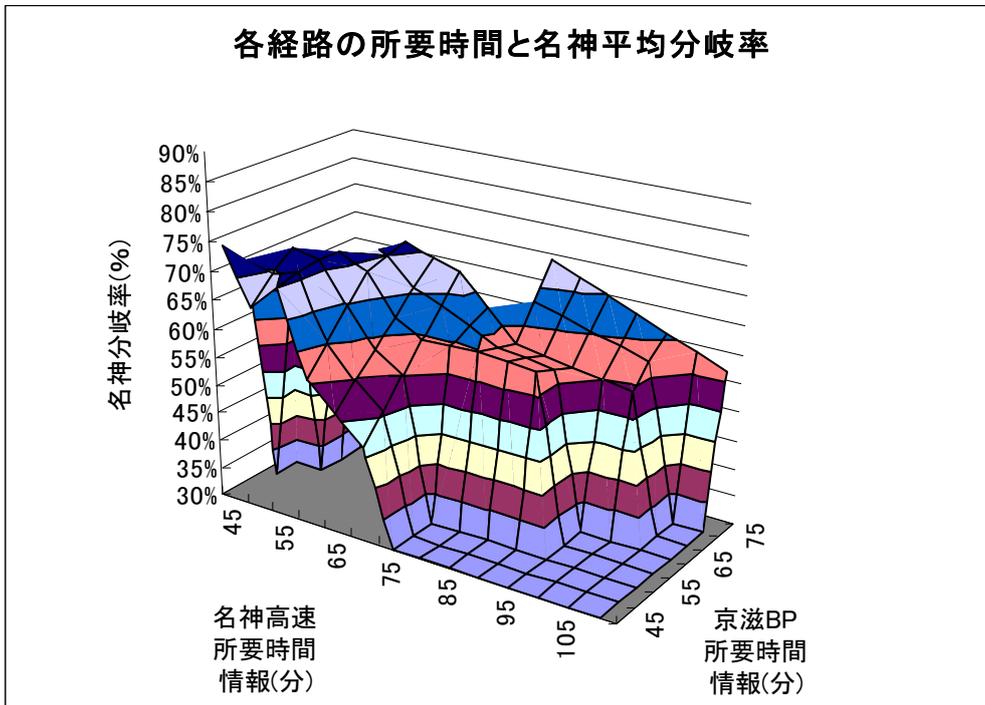


図 3.7 下り線各経路の所要時間／渋滞長と名神平均分岐率

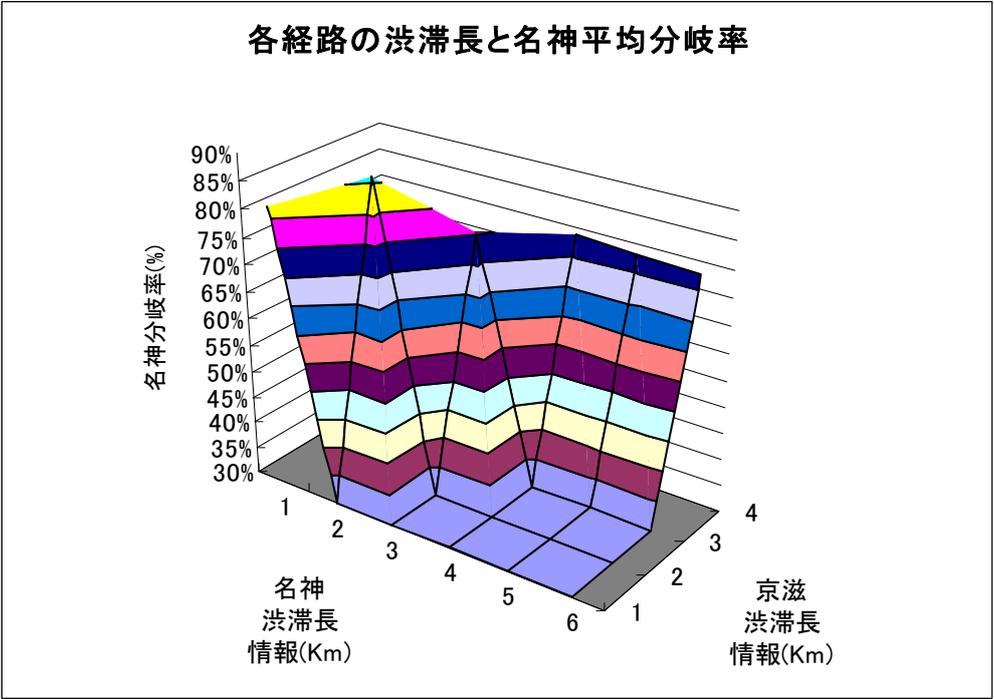
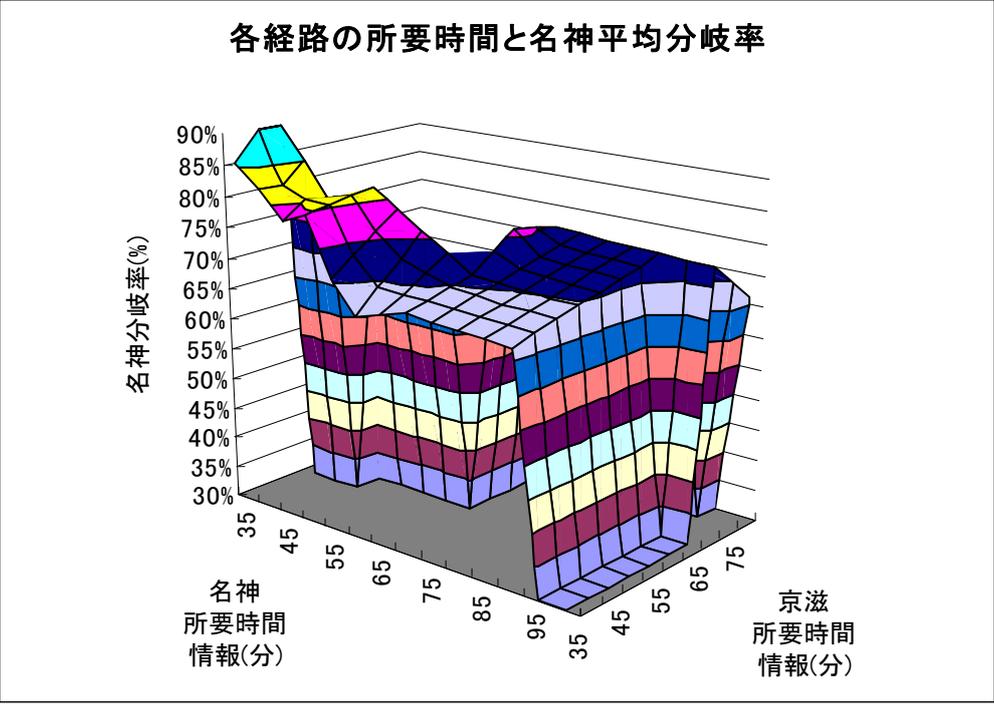


図 3.8 上り線各経路の所要時間／渋滞長と名神平均分岐率

また、図 3.8 を見ると、所要時間情報が提供された場合、図 3.1b に示したように上り線に構造上の差があったためか、あるいは、下り線では第 2 京阪高速という代替経路があったものの、上り線ではそのような代替経路がなかったためか、両経路の所要時間が遅い場合でも下り線のように名神高速の分岐率が全体的に低下しづらいようである。したがって、所要時間情報が提供された場合において上り線は下り線とは多少異なる結果になった。しかしながら、京滋バイパスの所要時間が 45 分から 65 分の間、名神高速の所要時間が 65 分程度になるまで分岐率が低下することがわかる。

そして、渋滞長情報が提供された場合も同じ傾向が確認できるが、渋滞が発生した状態で分岐率は 80%に低下している。両経路の渋滞長が長くなることによって分岐率は低下する。特に、名神高速の渋滞長が京滋バイパスより長かった場合は分岐率が低くなっていることがわかる。

両経路における交通情報と平均分岐率を比較した結果、少なくともドライバーは交通情報を参照し、経路選択に利用している可能性が高い。

### 3.4.3 突発事象発生時の時間帯分岐率

マッチングデータは 1 ヶ月間に交通情報の内容に変化があった場合を含め、短ければ 1 分単位に構成されている。ここまでの分析により、平常時の分岐率は平均 70%~80% になること、そして分岐率の平均値と提供情報の内容に相関性が高いことが集計的に確認された。しかしながら、渋滞、事故等による突発事象が発生した場合には、交通状態が動的に大きく変化するので、名神高速の分岐率の時間的変化を把握する必要がある。そして、その分岐率の時間的変化を検討することにより、突発事象が発生した付近の動的な交通状況が反映された交通情報が名神高速の経路利用率にどう影響を与えているかが確認できる。なお、現在提供されている情報が持っている欠点が発見できるかもしれない。上記したように、大口らは現在提供されている情報が持っている実際到着時間と所要時間情報とのズレにより、両経路に交互に交通量が集中するハンチング現象がネットワークの効率性を低下する恐れがあることを指摘している。分析対象区間においても実際到着時間を予測した交通情報を提供していることではないので、突発事象が発生した場合、交通情報を持続的に提供すれば、むしろネットワークには悪い影響を与える恐れがある。したがって、本節では突発事象が発生した日を対象とし、その事象が発生した付近の時間帯分岐率を分析して、交通情報提供の影響を検討する。また、突発事象の区別のために、交通情報データの中、事故、渋滞等による突発事象の有無に関するデータを利用する。

### 3.4.4 突発事象発生時の時間帯分岐率の変化

突発事象の記録が残っている時間帯について、分岐率の値を分析したところ、下り線は全 811 の突発事象のうち、273 事象(全突発事象の 34%)の分岐率が平均分岐率の 90%

信頼区間外に位置した。また、上り線は全 1201 の突発事象のうち、345 事象(前突発事象の 29%) が平均分岐率の 90%信頼区間の外に位置した。また、この全体突発事象データの中には所要時間情報が変化しない程度の渋滞情報も突発事象として記録されているため、全突発事象の 70%は平均分岐率の 90%信頼区間内に収まる程度の突発事象である。本節では残り 30%の突発事象、すなわち、大きな突発事象が起こった日の交通状況を時間帯分岐率から分析する。

10 月の 1 ヶ月間の分岐率、平均分岐率、提供された交通情報、突発事象の有無などを図 3.9、図 3.10 に示す。図 3.9 を見ると、下り線において平均分岐率 90%信頼区間から大きく外れる分岐率が 5 日、8 日、22 日、29 日に生じている。(これらの日は事故による渋滞が起こった日である。)そして、図 3.10 を見ると、上り線において平均分岐率 90%信頼区間から大きく外れる分岐率が 2 日、5 日、24 日、30 日に生じている。この時間帯分岐率の変化をより詳細に把握するため、その時間帯の分岐率、平均分岐率 90%信頼区間と両経路に提供された交通情報を比較してみる。下り線は図 3.11 から図 3.14 に、上り線は図 3.15 から図 3.18 までに突発事象が発生した日の時間帯分岐率と交通情報を示す。

図 3.11 を見ると 10 月 5 日の 13 時から 19 時頃までの間、最大渋滞長は名神高速道路 25m、京滋バイパス 15m になっていて、名神高速道路の渋滞長が京滋バイパスの渋滞長より 5km ほど長い渋滞長情報が提供されている。その後 21 時まで最大所要時間は名神高速道路が 110 分、京滋バイパスが 80 分になっていて、特に 19:00 頃からおおよそ 1 時間は、名神高速道路の所要時間が 20 分から 30 分程度遅い情報が提供されている。この日は分析対象区間外の名神高速下り線の下流側から事故が発生して両経路とも渋滞が激しかった日であった。12:45 頃に渋滞長情報に変更され、はじめは両経路とも同じ渋滞長が提供されているが、14:30 からは名神高速道路の方の渋滞長の方が長いという情報となっており、それに呼応して分岐率は低下していつている。17:00 ごろに分岐率は 50%程度まで低下し、さらに渋滞が解消し始め、所要時間情報に変更されても数時間分岐率が低い状態が継続している。名神高速と京滋バイパスの所要時間情報がほぼ同じ値をとる 19:30 ごろになって、ようやく分岐率が 90%信頼区間内に収まることを確認できる。この日は分析対象区間外で事故が発生して両経路に渋滞が発生しているが、図 3.3 からこの時間帯の経路固定層の比率を見ると、交通量の 40%が分析区間内で流出しているのもともと平均分岐率が高かった名神高速の方が京滋バイパスより渋滞している。その状況が交通情報として提供され、経路間の交通情報の差により、名神高速の分岐率が低下していくことが確認された。すなわち、経路間差がある交通情報が提供され、平常時の場合は名神高速に行く交通量が京滋バイパスに行くことになった。交通情報が提供されなかった場合の名神高速に集中する交通量によって渋滞がより持続したかもしれないが、その交通量が京滋バイパスに分散され、渋滞の解消時間を短縮したことは交通情報提供の効果として考えられる。

図 3.12 は 10 月 8 日の 4 時から 7 時頃まで事故が発生した時の分岐率である。この時間帯では、名神高速道路のみ所要時間情報の代わりに“渋滞中”という渋滞情報が提供された。その結果、名神高速の分岐率が 40%まで急激に低下している。図 3.3 から 5 時の経路固定層の比率は 20%であり、分析区間を通過する交通量が多く、経路間交通情報に差がない場合、経路利用率は 50%程度になるはずであるが、図 3.4 の平常時の平均分岐率は 80%であり、渋滞がない場合は名神高速が京滋バイパスより利用されている。しかしながら、渋滞が発生した場合は、両経路の中から経路を選択するドライバーが増加し、交通情報を参照するドライバーも増加する。すなわち、他の時間帯の経路固定層の交通量より減少した交通量が交通情報を参照しているので、経路間交通情報の差に反応する交通量も増加する。したがって、交通情報に差があれば名神高速の分岐率が他の時間帯より変動する。つまり、名神高速の分岐率が 40%だということは経路利用率が 40%程度になることであり、他の時間帯の分岐率が 40%の時より高い経路利用率になる。しかし、10 月 5 日とは異なり、“渋滞中”という情報だけで分岐率が低下していることは、ドライバーが渋滞長を勝手に長いと思い込んだ結果とも考えられる。

図 3.13 は 10 月 22 日の 0 時から 2 時頃まで事故が発生した時の分岐率である。突発事象発生時に名神高速のみ 3Km の渋滞長情報が提供され、その後、瞬間的に 70 分の所要時間情報が提供された。図 3.12 のようにこの時間帯も経路固定層の比率が低く、分岐率が 30%まで低下している。両経路の所要時間情報が 45 分になってから 2:30 頃まで分岐率は徐々に平常時の値に近づいていく。8 日のように夜中から夜明けまでは経路固定層の比率が低くなるので、交通情報による経路選択率の変化が明白に見えてくる。8 日の“渋滞中”という情報より 22 日の 3km の渋滞長の情報に分岐率が低いことから、ドライバーが経路選択に提供された交通情報を参照し、交通情報に影響された可能性が高い。

図 3.14 は 10 月 29 日の 17 時から 20 時頃まで事故が発生した時の分岐率である。両経路に 1km から 3Km の渋滞長が提供された後、名神高速 55 分、京滋バイパス 60 分の所要時間情報が提供された。最初、渋滞長情報が提供された時は分岐率が 45%まで低下する。その後、所要時間情報が提供された後から分岐率は回復していく。両経路の所要時間情報が 35 分になった時間帯にはほぼ 90%信頼区間内まで回復している。両経路の交通情報が所要時間情報になった後、分岐率が平均分岐率まで回復していくことから、ドライバーは経路選択の際に所要時間情報よりは渋滞情報に敏感に影響されることがわかる。また、この分析対象区間では平常時の名神高速の平均分岐率が高かったため、京滋バイパスのみ深刻な渋滞になれない。そのため、両経路に時間的に交互に交通流が集中するハンチング現象は発見しにくい。しかしながら、この日には両経路に同じ渋滞長情報が提供されたにもかかわらず、その後の所要時間情報は京滋バイパスの所要時間情報が名神高速より 5 分遅い。所要時間情報に差があることは渋滞長情報によって交通流が京滋バイパスに集中した結果が反映されたと考えられる。もし、このような情報が

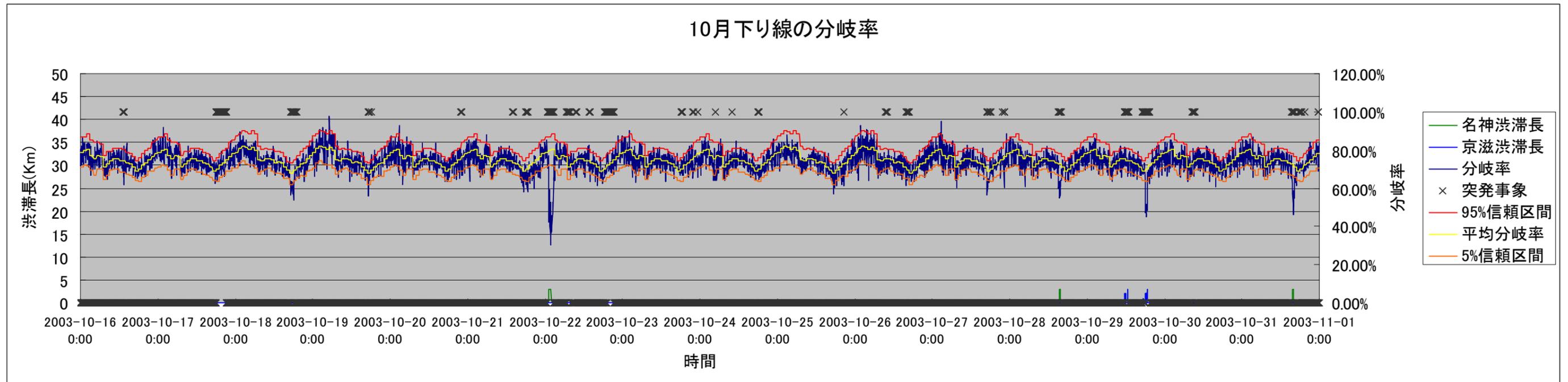
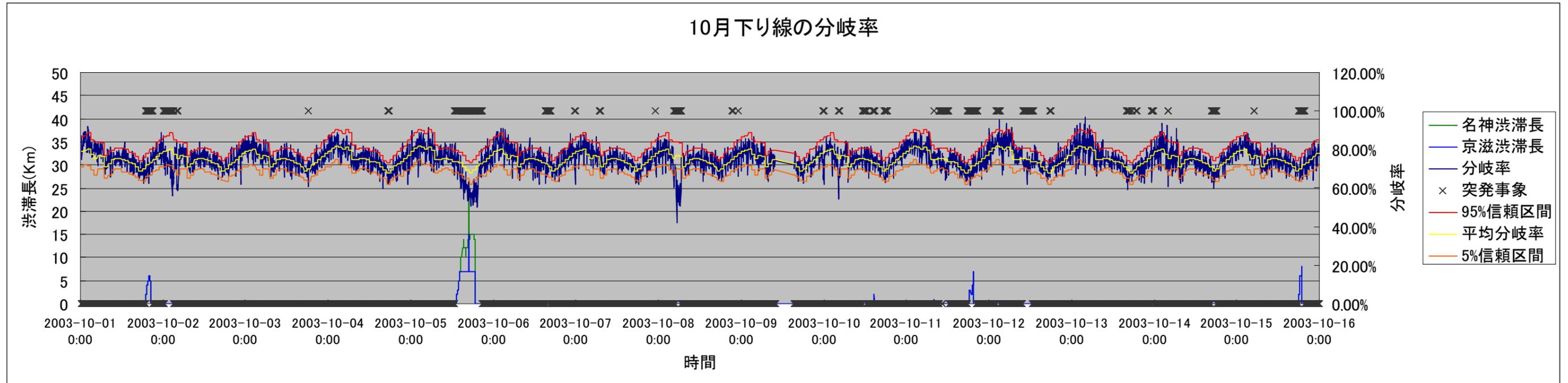


図3.9 10月下り線の分岐率

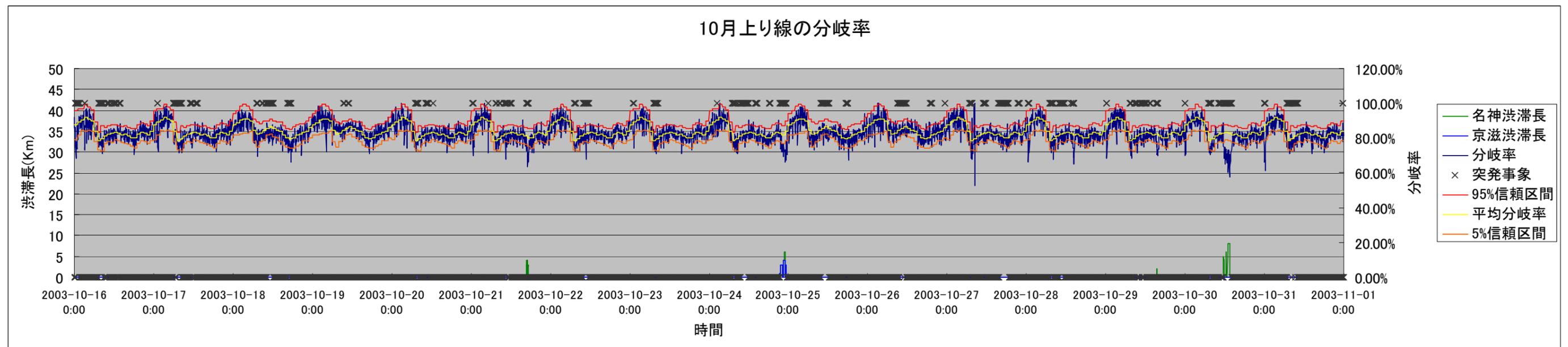
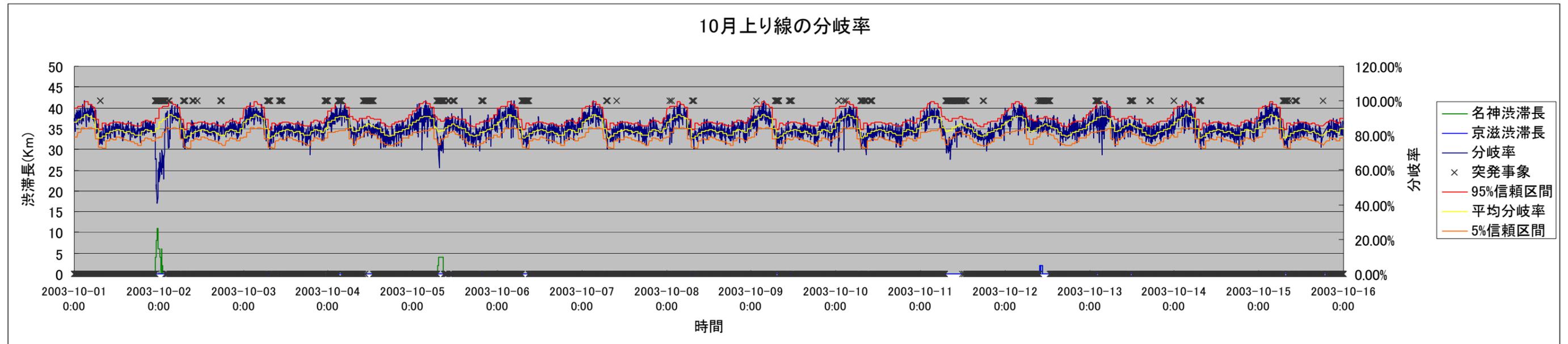


図3.10 10月上り線の分岐率

持続的に提供されればハンチング現象が発生する恐れもある。

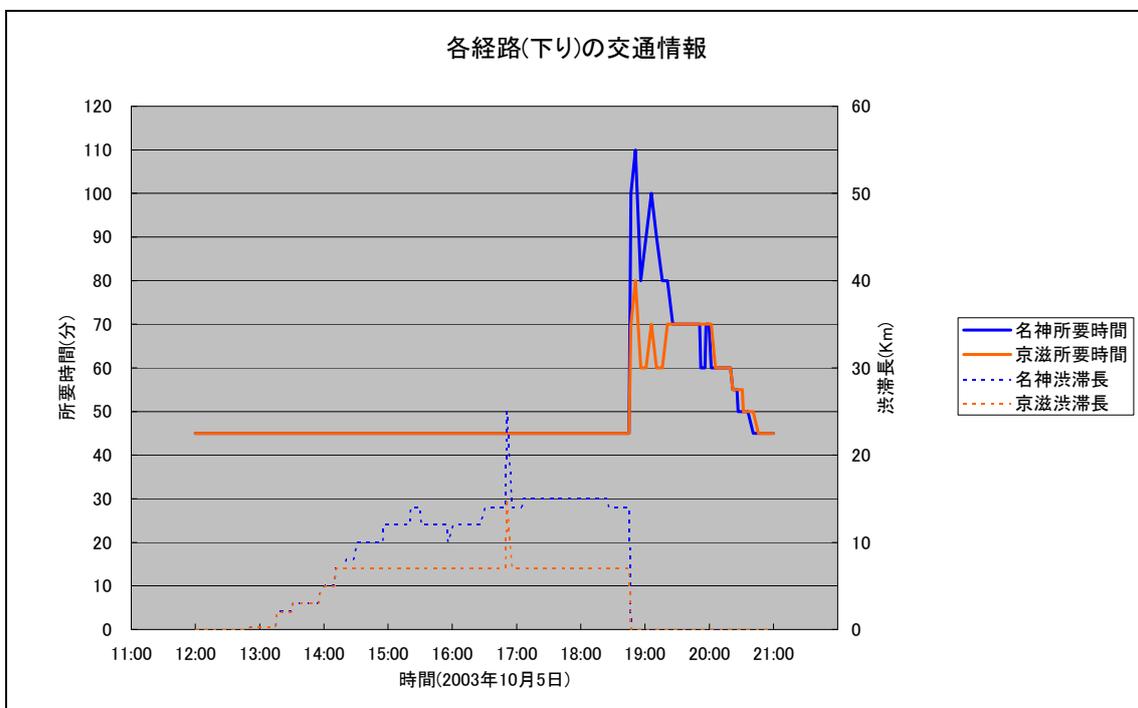
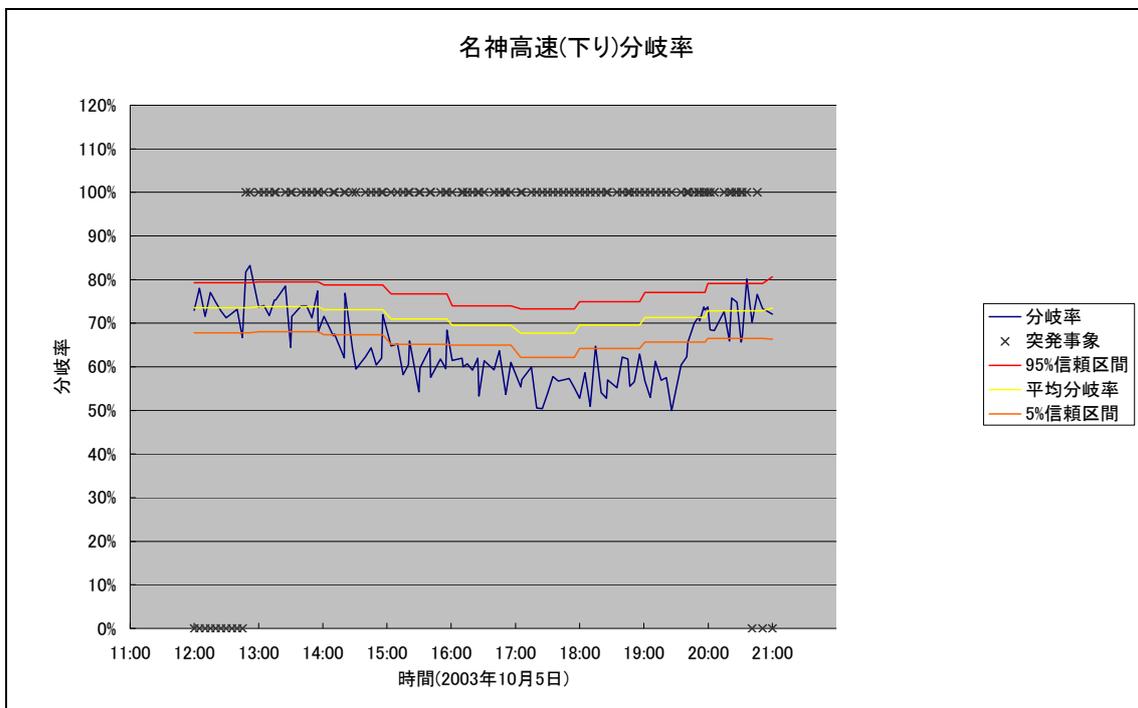


図 3.11 2003 年 10 月 5 日下り線の分岐率と交通情報

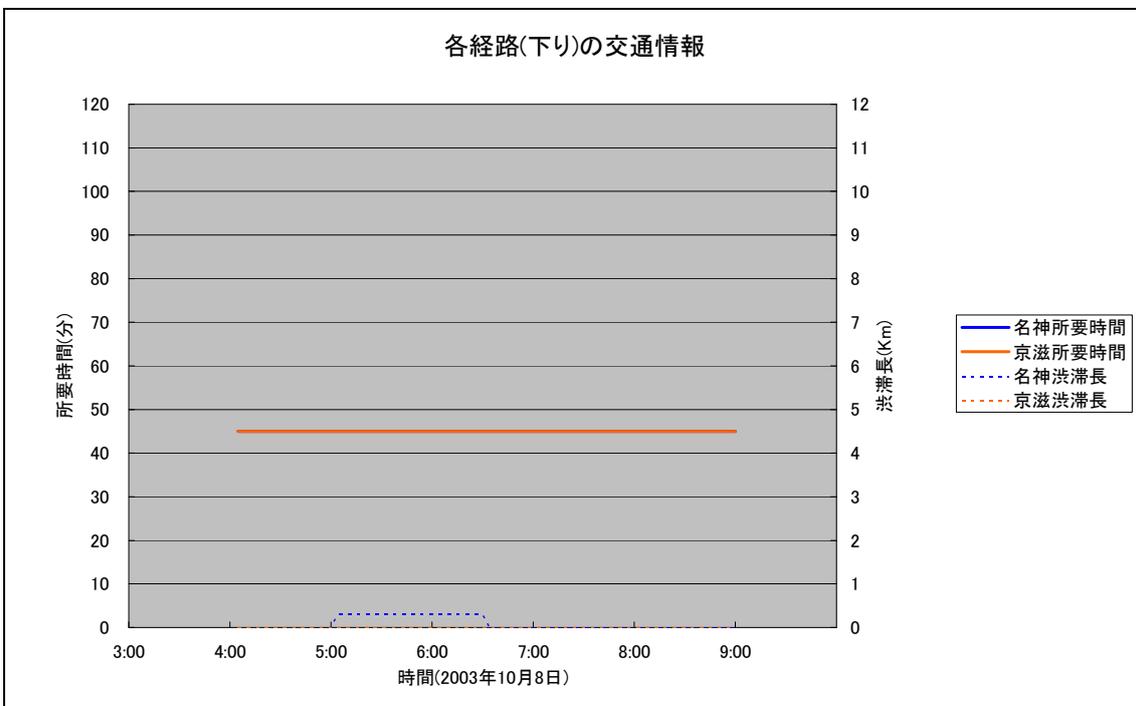
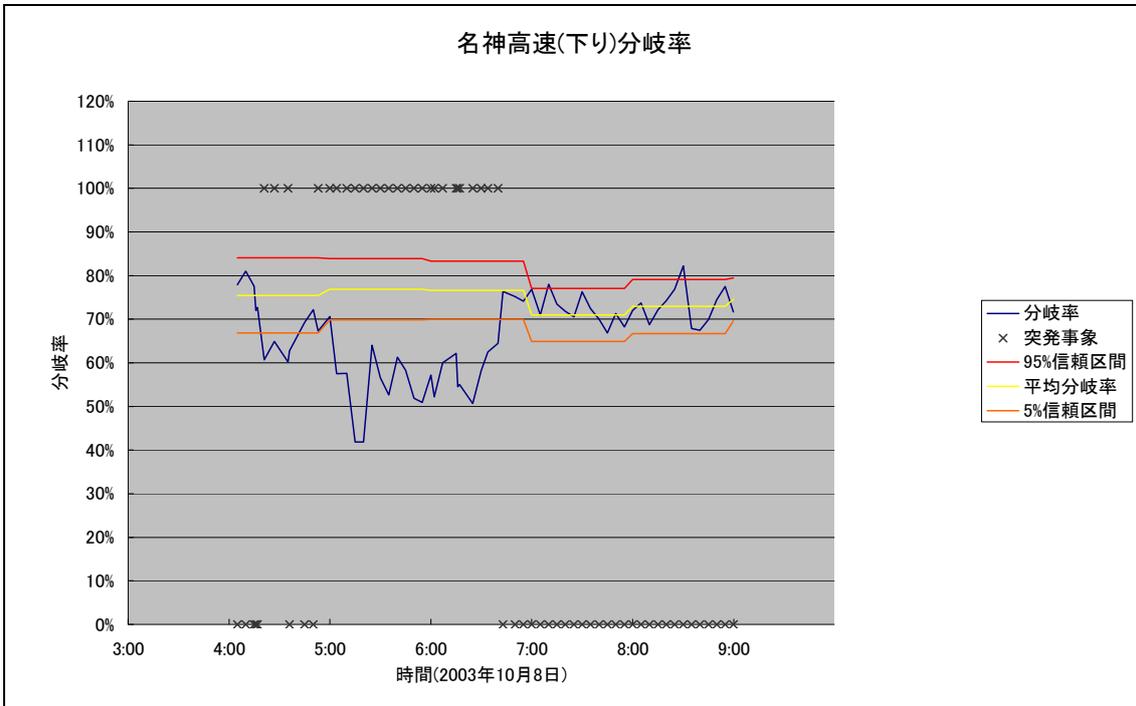


図 3.12 2003年10月8日下り線の分岐率と交通情報  
 (1km未満の渋滞長は交通情報板に”渋滞中”が標示)

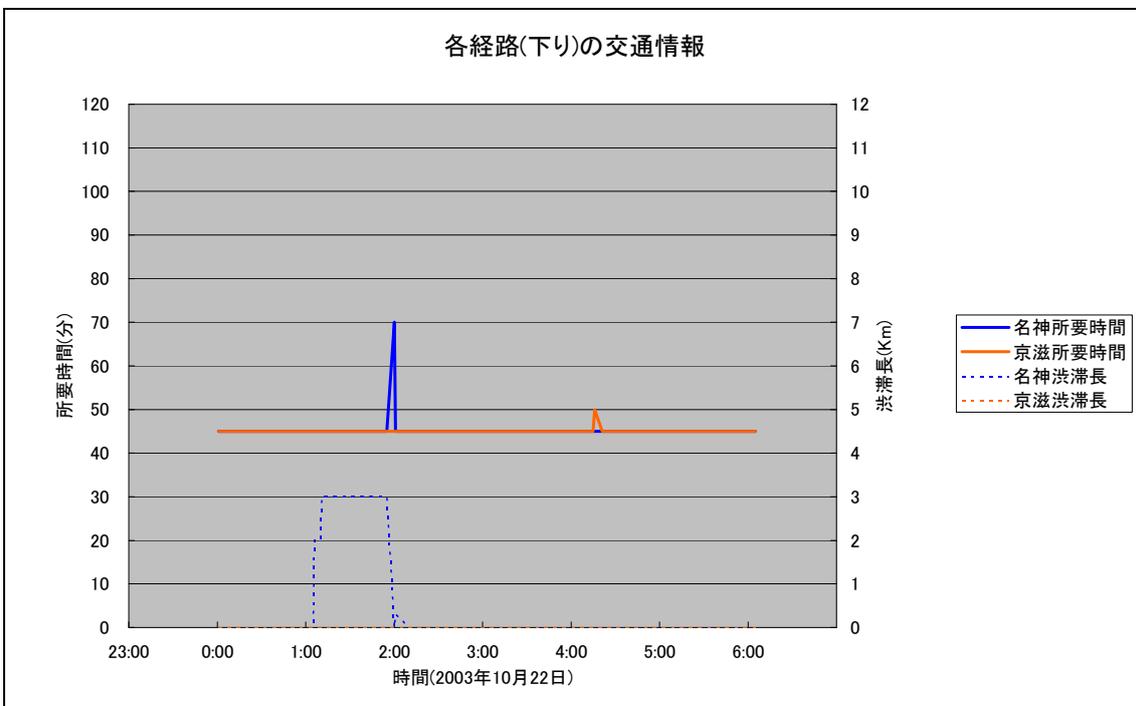
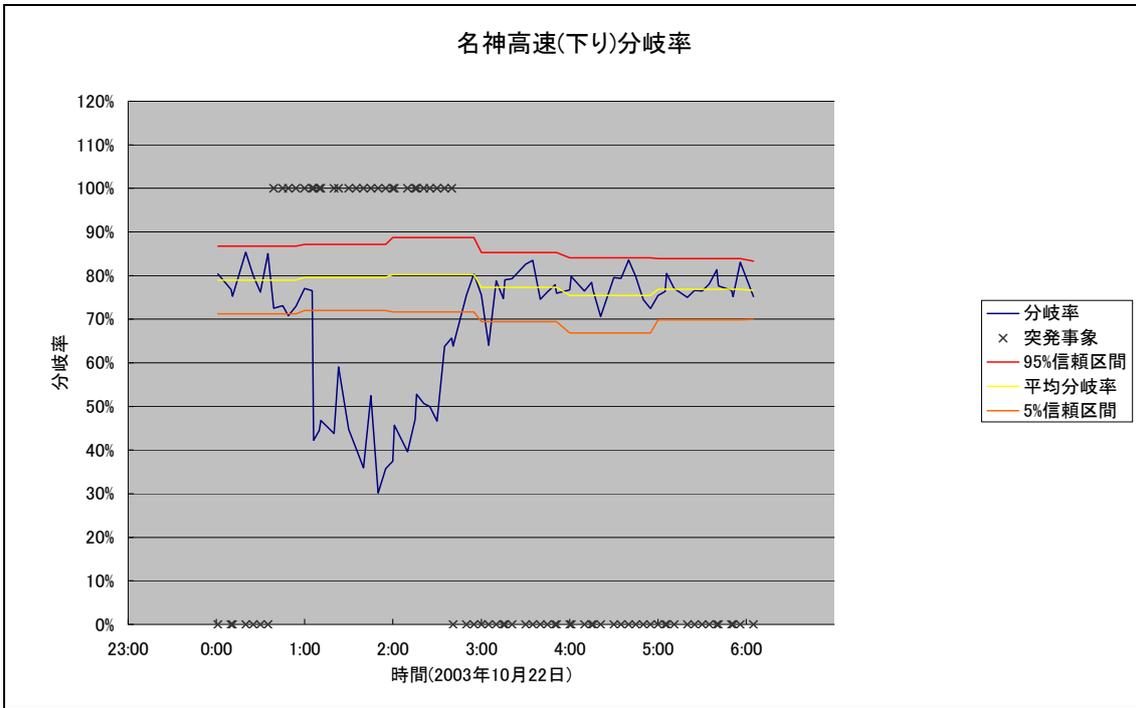


図 3.13 2003 年 10 月 22 日下り線の分岐率と交通情報

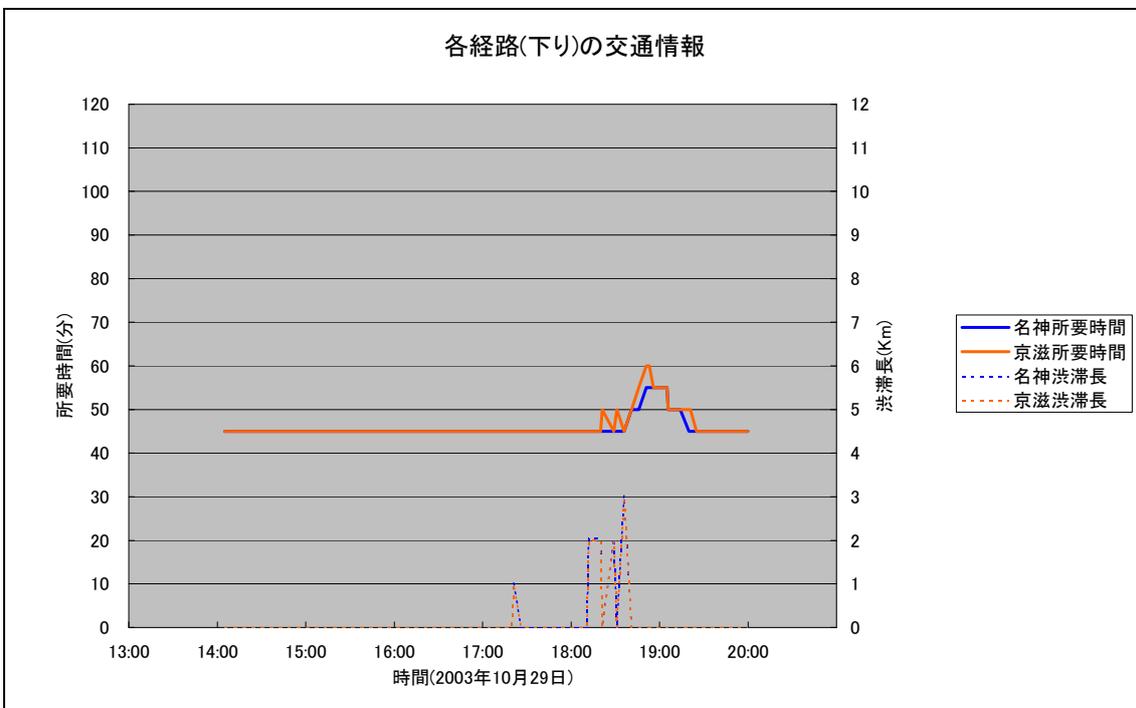
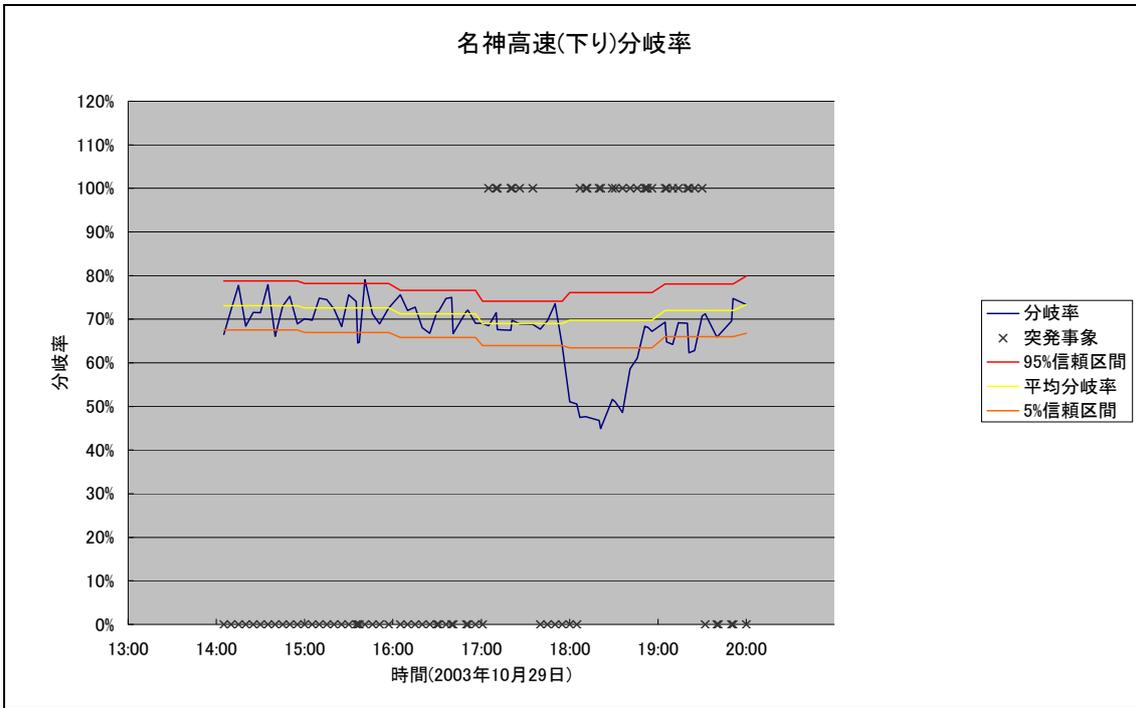


図 3.14 2003 年 10 月 29 日下り線の分岐率と交通情報

続いて、上り線に関する考察を進める。図 3.15 は 10 月 2 日の名神高速上り線の分岐率である。22 時から 1 時頃まで名神高速に事故が発生し、分岐率が急激に低下している。図 3.3 によるとこの時間帯は経路固定層の比率が低いので、交通情報に対する反応が明白に現れる。なお、名神高速のみ渋滞長が 11Km になり、交通流が京滋バイパスに集中して京滋バイパスの所要時間が 45 分と通常より 10 分遅くなっている。10 月 29 日の下り線のように、ハンチング現象とまでは言えないが、片側に渋滞情報が提供されることにより他の経路に渋滞が発生することが確認できた。その後、名神高速に所要時間 60 分と渋滞長 6Km が交互に提供されて分岐率が少し上昇するが、90%信頼区間の外側に位置している。このことから、上り線も下り線のようにドライバーは所要時間情報より渋滞長情報に敏感であることが示唆された。1:30 以降は事故が収まって、分岐率が平均分岐率になっていくが、名神高速の所要時間が 40 分になって、再び、分岐率が若干低下するが、その後、回復する。

図 3.16 は 10 月 5 日の 6 時から 9 時頃まで事故が発生した時の分岐率の変化である。7 時から名神高速のみ 4Km までの渋滞が発生し、分岐率は 60%まで低下する。8:45 以降、所要時間情報に変わり、45 分から 35 分の間で安定していくことによって、分岐率も 90%信頼区間内に戻る。

図 3.17 は 10 月 24 日の 21 時から 24 時頃まで渋滞が発生した日の分岐率の変化である。最初は名神高速、京滋バイパスともに渋滞長 3Km の渋滞が発生し、22:00 頃 10 分程度、所要時間情報に変わり、両経路とも所要時間が 70 分になる。分岐率は 75%まで徐々に低下していくが、その後、各経路に 6Km、4Km の渋滞長情報が提供され、23:00 頃 10 分程度、各経路に 100 分、80 分の所要時間情報が提供される。名神高速と京滋バイパスの交通情報に差が発生し、分岐率は 65%まで低下している。23:30 頃に渋滞が収まり、分岐率が 90%信頼区間内に戻る。図 3.3 を見ると、この時間帯の経路固定層の比率は下り線より高く、20%~30%である。また、図 3.5 を見ると平常時の平均分岐率も下り線より高く、80%~90%である。そのため、経路間交通情報に差があったが、下り線に比べて、分岐率は大きく変化していないと考えられる。

図 3.18 は 10 月 30 日の 11 時から 15 時頃まで名神高速のみ渋滞が発生した日の分岐率の変化である。11 時から始まった渋滞は所要時間情報が 70 分から 90 分まで伸び、渋滞長情報の 6Km と交互に提供された。分岐率も交通情報に呼応して広い時間帯にかけて 57%まで低下していく。

ここまでは、主な突発事象が発生した時間帯における名神高速の下り線と上り線の分岐率の変化と提供された交通情報を比較して、交通情報の影響に関して検討を行った。結果的に交通情報の変化に応じて、下り線と上り線に関わらず分岐率が低下していく様子が確認された。したがって、ドライバーは提供された交通情報を参照していることがわかり、提供された交通情報が経路選択に影響を及ぼしていることが明らかになった。

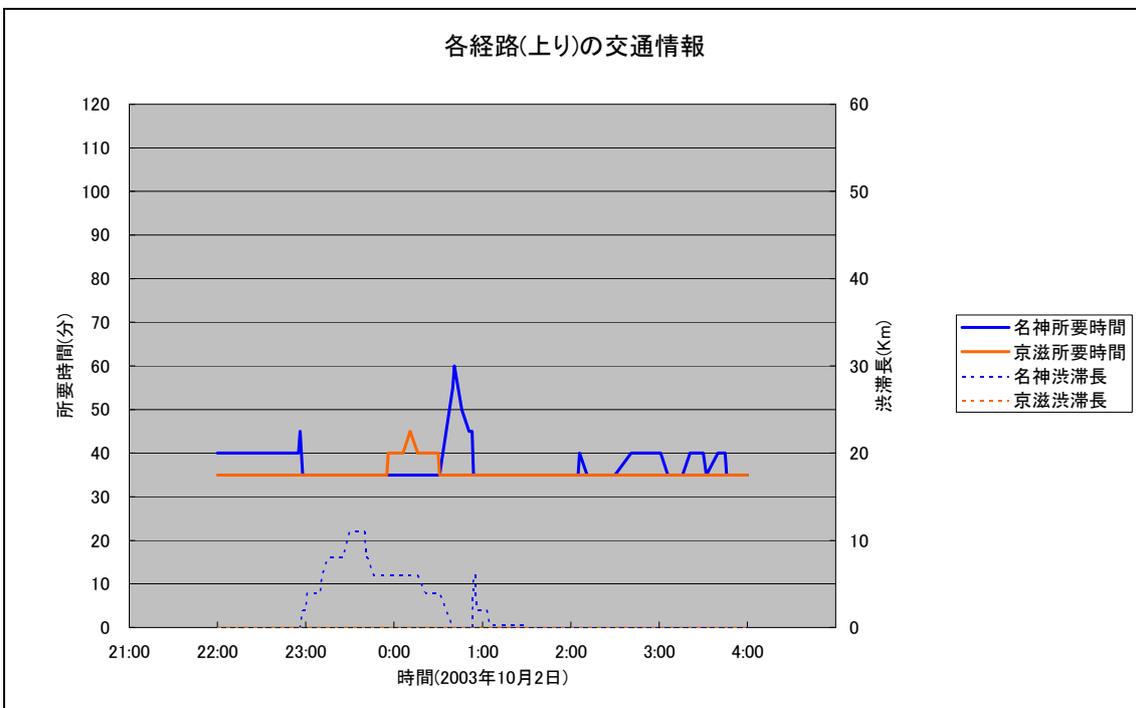
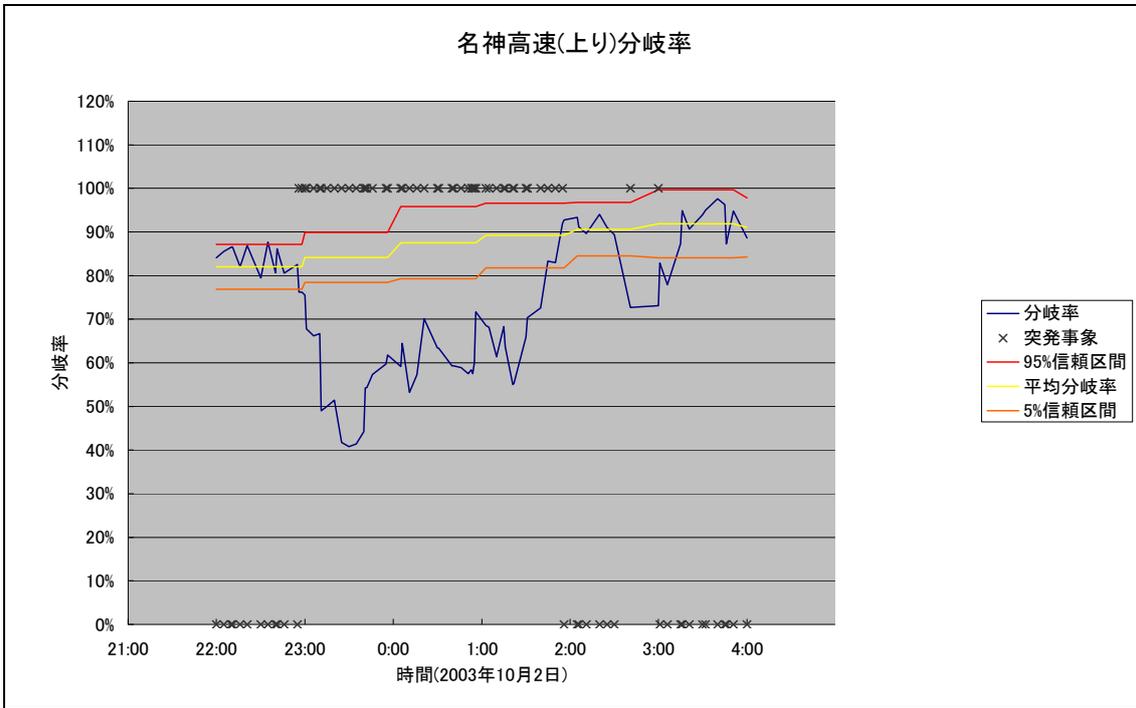


図 3.15 2003年10月2日上り線の分岐率と交通情報

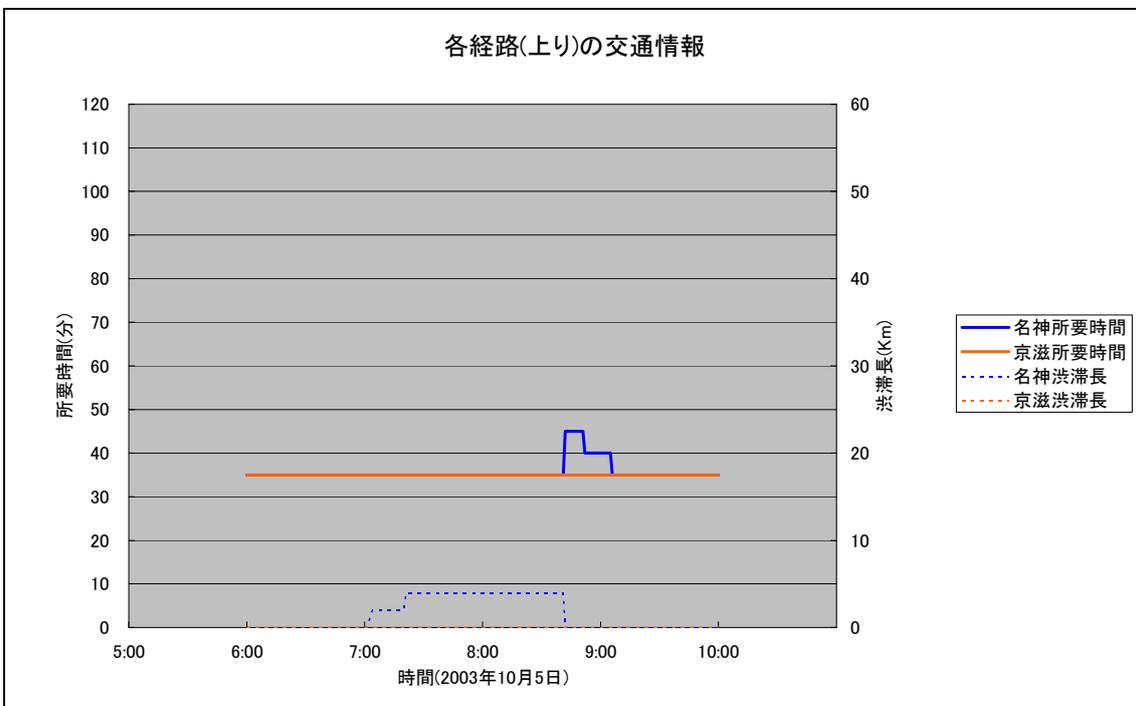
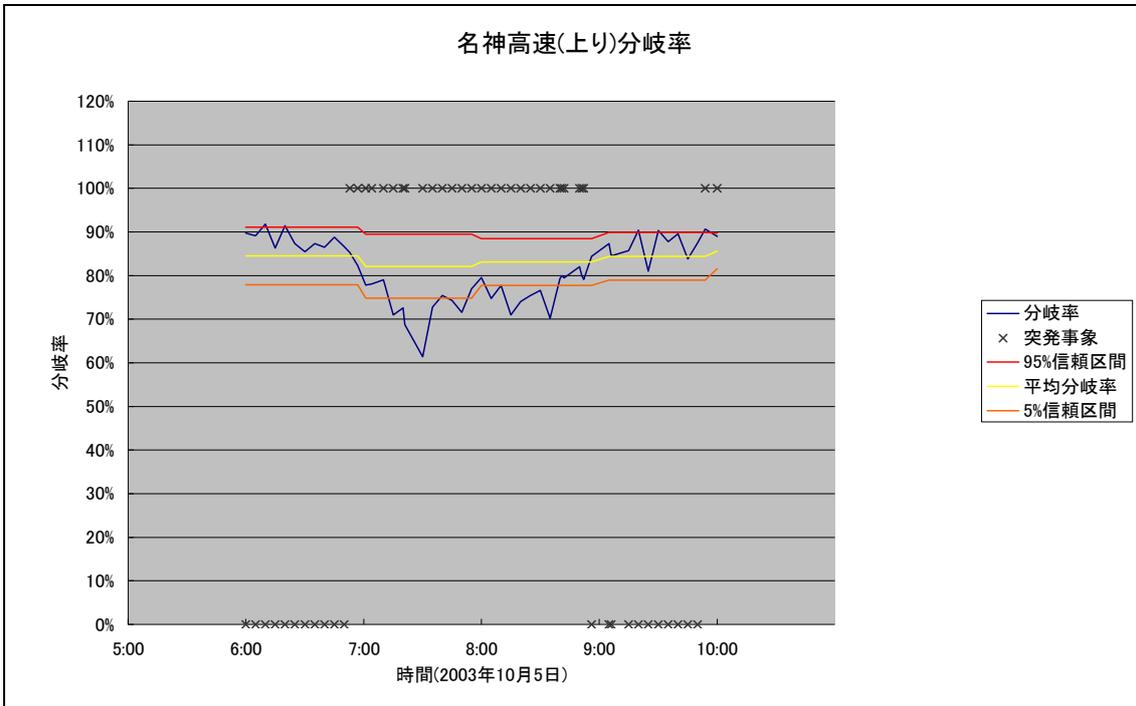


図 3.16 2003 年 10 月 5 日上り線の分岐率と交通情報

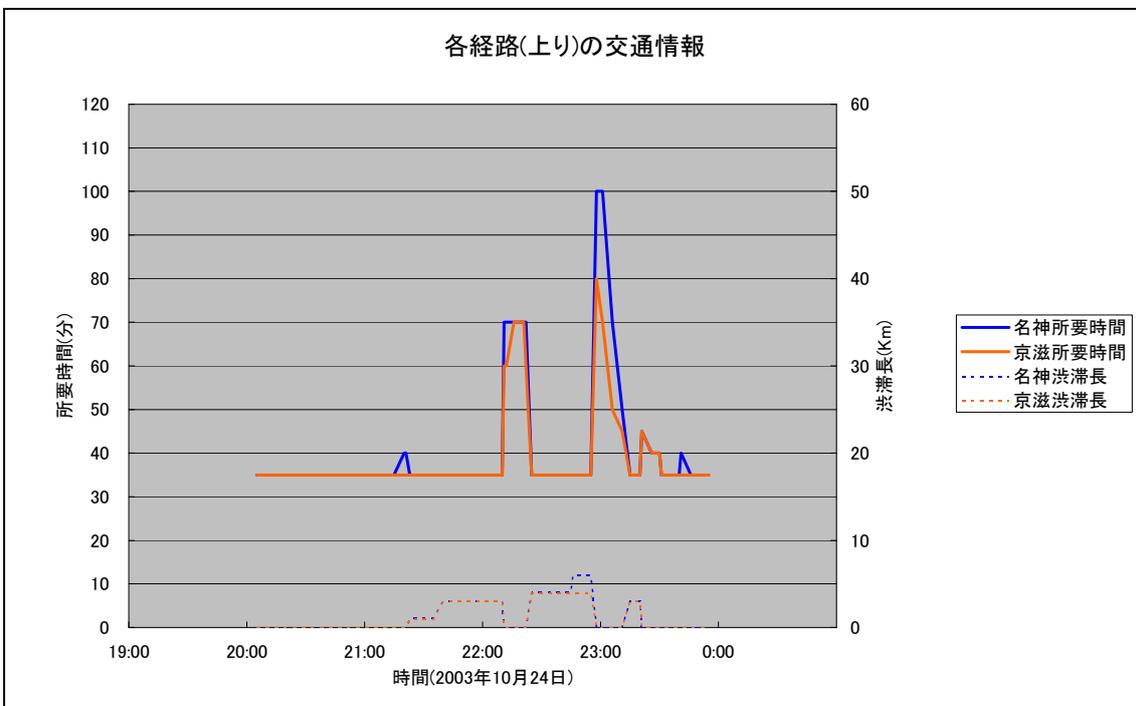
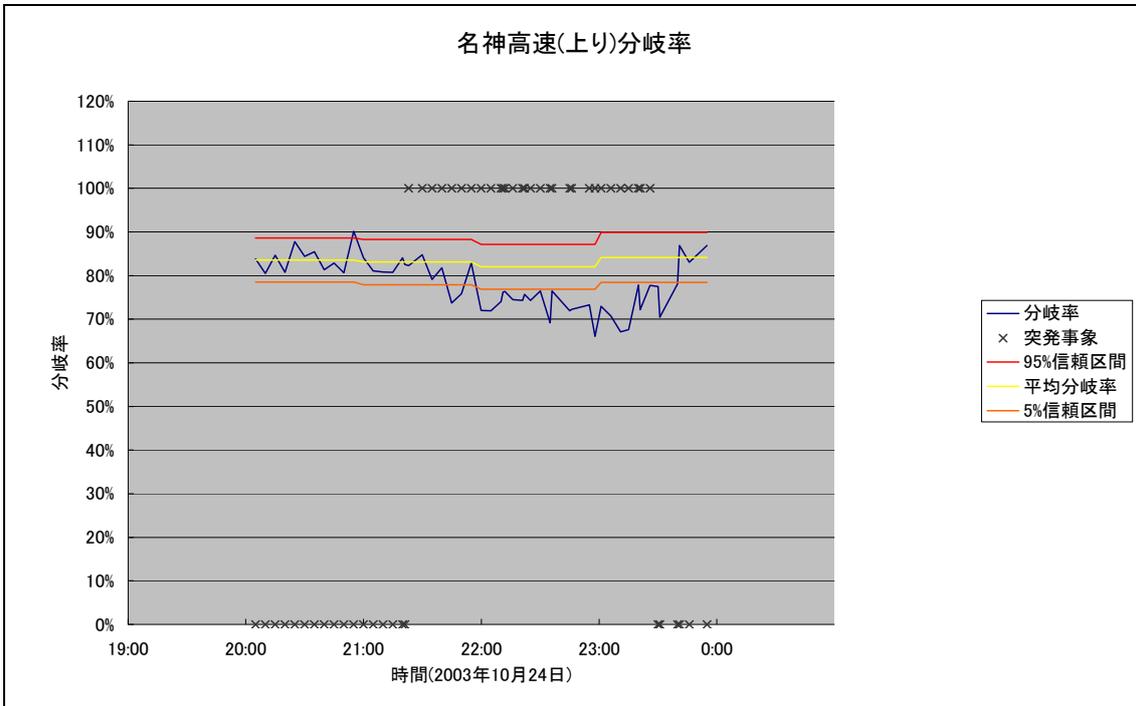


図 3.17 2003 年 10 月 24 日 上り線 の 分岐率 と 交通情報

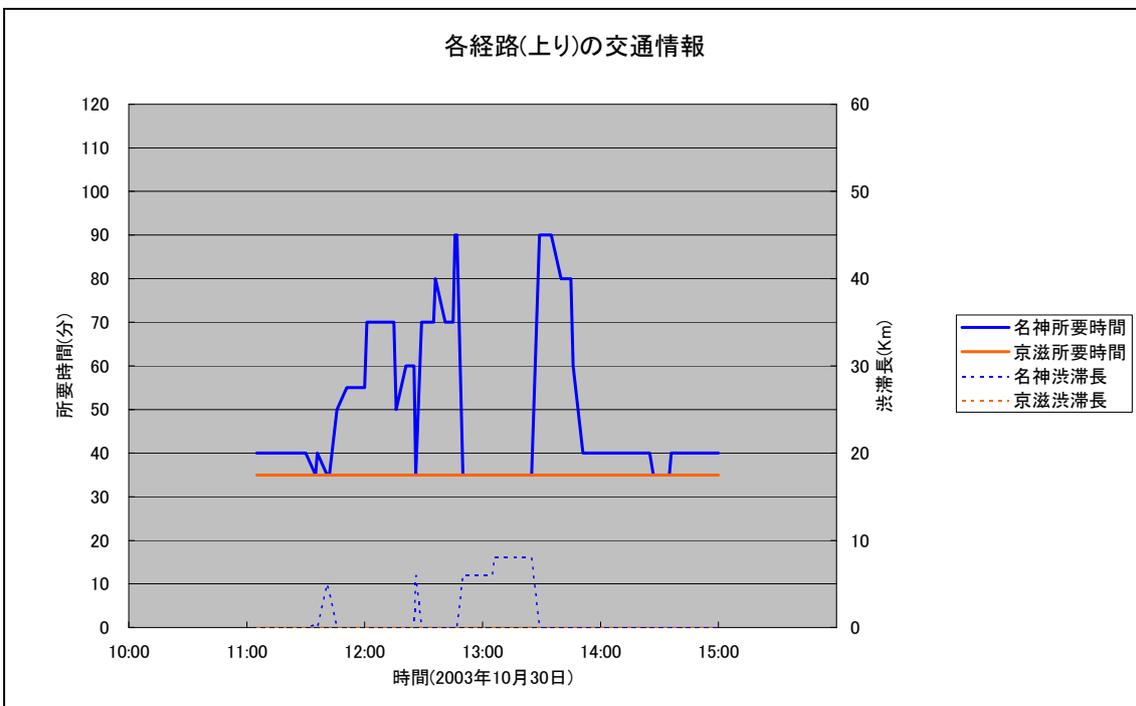
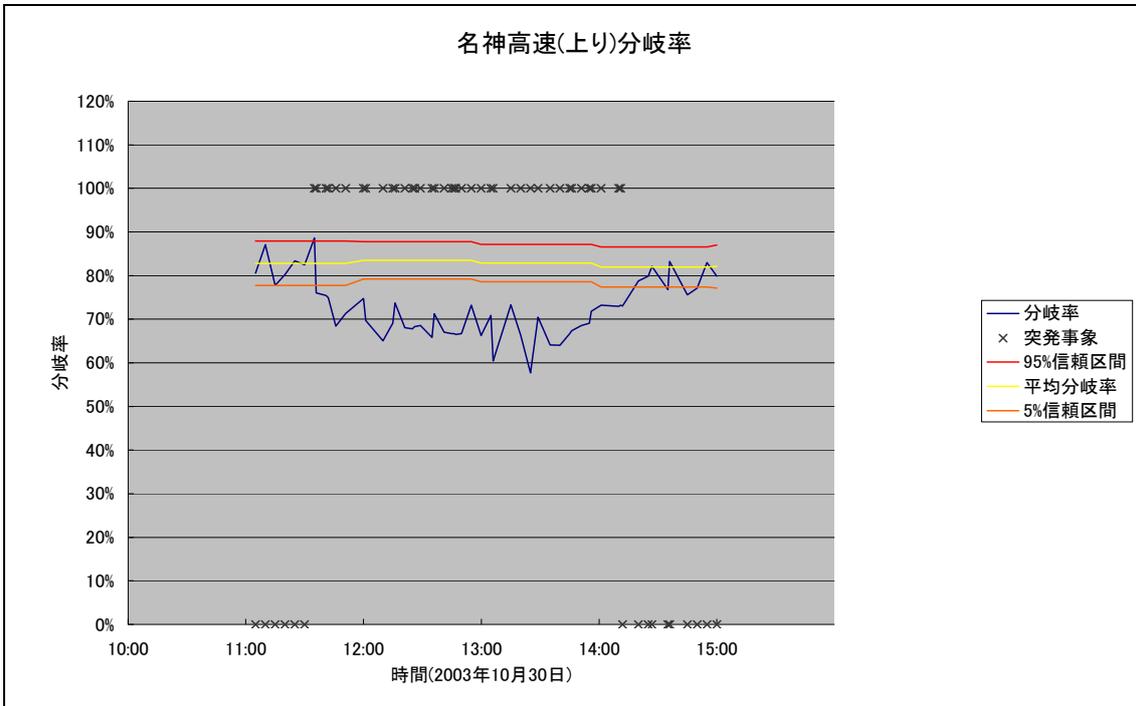


図 3.18 2003 年 10 月 30 日上り線の分岐率と交通情報

## 3.5 交通情報提供時の経路選択モデルの構築

### 3.5.1 概要

3.4 節の結果から提供された交通情報が経路選択に影響を及ぼしていることが確認された。しかしながら、名神高速の分岐率と提供された交通情報の統計的關係は明白になっていない。そのため、観測交通量と提供された交通情報のマッチングデータを用いて、経路選択モデルを構築し、観測交通量と交通情報の統計的關係を検討する必要がある。したがって、本節ではマッチングした交通データを用いて、経路選択モデルを構築する。

### 3.5.2 経路選択モデルの構築

一般的に利用される経路選択モデルの LOGIT モデルには様々な説明変数とともに選択肢の経路選択結果が必要になる。しかしながら、今回は経路選択結果として1人の経路選択ではなく、交通情報が提供された時の各経路の交通量を利用する。すなわち、各経路の交通量を多数のドライバーが同じ選択をしたと仮定して、経路選択モデルを構築している。構築するモデルには、各経路の交通量に対して経路選択に加重値をかける統計ソフト LIMDEP のオプションを使用して推定を行った。

また、マッチングデータには平常時のデータと異常時のデータが区別されていない。ただし、交通情報データの中に突発事象データがあるため、そのデータを平常時、異常時のダミー変数として活用し、全体のマッチングデータを用いて統合モデルを構築する。また、平常時、異常時の個別モデルを構築し、名神高速下り線と上り線の各々3つの経路選択モデルを構築する。各モデルの推定式を式 3.2 から式 3.4 まで示す。

#### ◎ 統合モデル

$$\begin{aligned} U_1 &= \beta_0 + \beta_1(1-\delta)Time_1 + \beta_2\delta Time_1 + \beta_3\delta Dist_1 \\ U_2 &= \beta_1(1-\delta)Time_2 + \beta_2\delta Time_2 + \beta_3\delta Dist_2 \end{aligned} \quad \text{式 3.2}$$

#### ◎ 異常時モデル

$$\begin{aligned} U_1 &= \beta_0 + \beta_1Time_1 + \beta_2Dist_1 \\ U_2 &= \beta_1Time_2 + \beta_2Dist_2 \end{aligned} \quad \text{式 3.3}$$

#### ◎ 平常時モデル

$$\begin{aligned} U_1 &= \beta_0 + \beta_1Time_1 \\ U_2 &= \beta_1Time_2 \end{aligned} \quad \text{式 3.4}$$

ただし、

$\beta_r$  : パラメータ  
 $Time_r$  : 経路 r の所要時間情報

$Dist_r$  : 経路 r の渋滞長情報  
 $\delta$  : 突発事象(0 : 平常時, 1 : 異常時)  
 である.

### 3.5.3 経路選択モデルの推定結果

推定結果は表 3.3 から表 3.5 までに示す. 統合モデルのパラメータと異常時, 平常時モデルを比較してみるとあまり差は見られなかった. しかしながら, 各モデルのうち, 平常時モデルは渋滞が発生していない状況における経路選択モデルなので, 所要時間が遅い場合は正確に表現できない. 一方, 異常時モデルは渋滞が発生していない状況では正確に表現できない. 全モデルの定数項は下り線が 1.0, 上り線が 1.6 程度であり, 上り線の名神高速の分岐率が高いことを示している. 図 3.4 と図 3.5 の平均分岐率において, 上り線が下り線より 10%程度高いことが反映されたと考えられる. そして, 全モデルにおいて, 平常時の所要時間パラメータより異常時の所要時間パラメータが相対的に 2 倍程度高く, 異常時の所要時間パラメータより異常時の渋滞長情報が相対的に 3 倍程度高い. つまり, 平常時の所要時間 < 異常時の所要時間 < 異常時の渋滞長の順に, 経路選択に影響を及ぼしていることがわかる. 相関係数は下り線が 0.16, 上り線が 0.33 になっている.

図 3.19 に経路選択モデルの推定結果による各経路の所要時間情報に関する異常時と平常時の名神高速選択率を示している. 異常時には, 所要時間が増加することによって, 傾きが急になるが, 平常時には, 平常時における経路選択率は渋滞, 事故等の突発事象が発生していないため, 両経路の所要時間が 50 分以上になる場合は存在しないが, それ以上の所要時間でも傾きが緩やかである.

ここまでは, 名神高速の分岐率と提供された交通情報の統計的な関係を検討してきた. 結果的に平常時と異常時の所要時間情報のパラメータが異なり, 平常時より異常時の所要時間の差による経路選択率の勾配が急になっていることから, 突発事象が発生した時の交通情報は経路選択に影響を及ぼしていることが確認された.

表 3.3 統合モデルの推定結果

モデル	下り線モデル		上り線モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	1.026	539.296	1.606	593.629
平常時の所要時間情報	-0.018	-11.727	-0.015	-20.500
異常時の所要時間情報	-0.039	-27.899	-0.032	-49.552
異常時の渋滞長情報	-0.107	-40.501	-0.120	-32.742
サンプル数	18332		18420	
相関係数	0.165		0.330	

表 3.4 異常時モデルの推定結果

モデル	下り線モデル		上り線モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	1.024	541.615	1.570	772.629
異常時の所要時間情報	-0.039	-27.821	-0.029	-46.236
異常時の渋滞長情報	-0.107	-40.366	-0.118	-32.319
サンプル数	18332		18420	
相関係数	0.165		0.330	

表 3.5 平常時モデルの推定結果

モデル	下り線モデル		上り線モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	1.015	538.377	1.554	611.920
平常時の所要時間情報	-0.017	-11.070	-0.006	-7.919
サンプル数	18332		18420	
相関係数	0.164		0.328	

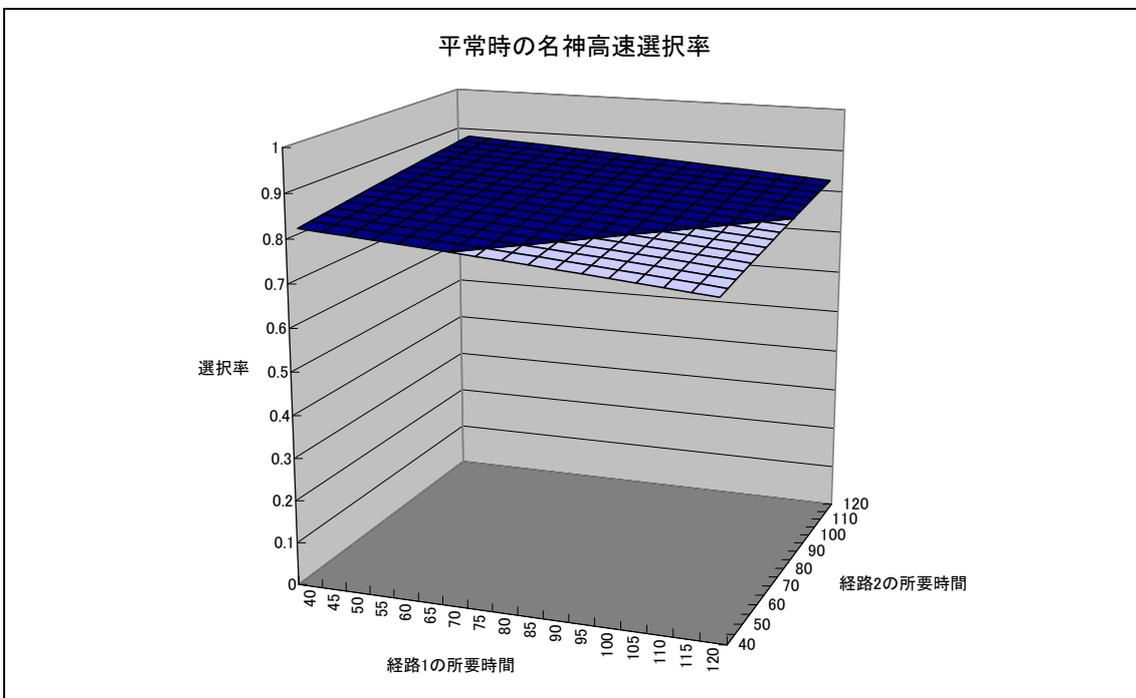
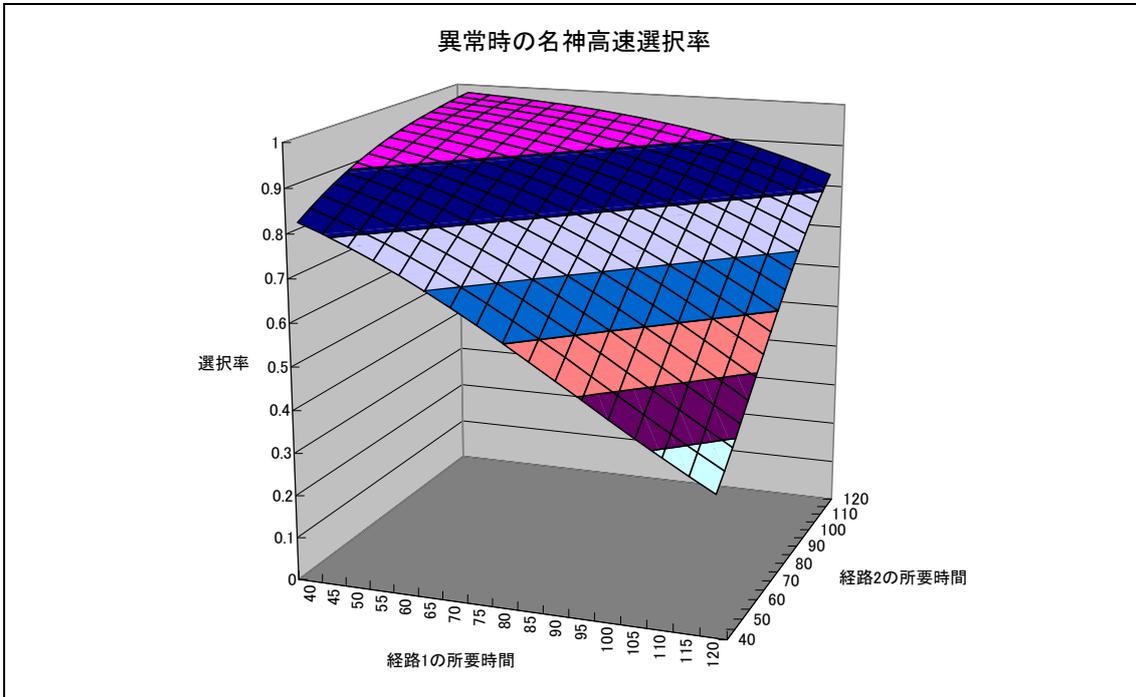


図 3.19 経路選択モデル推定結果による異常時と平常時の名神高速選択率

### 3.6 結語

本章は実際に交通情報が道路ネットワークに提供された時、提供された交通情報の影響を分析することが目的である。しかしながら、分析対象区間は交通情報が提供されていなかった時と提供された時を比較する事前事後分析ができない区間である。したがって、本章では提供された交通情報と観測交通量を比較することによって、交通情報提供の影響に関する実証分析を試みた。ただし、観測交通量は OD 交通量とは違い、経路情報が含まれていない。そのため、各経路の分岐後の観測交通量の比率である名神高速の分岐率を求め、その分岐率と提供された交通情報データとのマッチング作業を行い、交通情報データによる分岐率の変化を検討した。

本章では突発事象が発生した時、ドライバーが交通情報を参照して経路を選択していれば、名神高速の分岐率が大きく変化するという仮説から始まった。しかしながら、交通需要の変化や時間帯によって名神高速の分岐率は常に変化していた。そこで、交通情報の提供による分岐率の変化の基準になる指標が必要になり、平常時における 1 ヶ月の時間帯分岐率を平均して交通情報の提供による分岐率の変化の指標として利用した。そして、その平均分岐率の 90%信頼区間を外れれば、平常時の分岐率ではない判断基準として想定した。また、分岐率には分析対象区間内で流出する経路固定層が含まれていたため、1 日通行権データを利用して、両経路の観測交通量からおおよそ経路固定層の比率を把握した。経路固定層の比率は 40%~50%であり、平均分岐率は下り線と上り線に関係なく名神高速の分岐率が 50%より高かった。

ここからは上記したような状況において名神高速の分岐率と提供された交通情報の比較から得られた知見を整理する。

- ① 両経路の交通情報の差がある時、名神高速の分岐率は急激に低下することが明らかになった。下り線において、両経路に 45~50 分の所要時間情報が提供されると名神高速の分岐率は 75%を維持するが、名神高速の所要時間が遅くなると名神高速の分岐率は急激に低下した。一方、上り線において、両経路の所要時間が 65 分になるまで、名神高速の分岐率が低下することが確認できた。同様に渋滞長情報においても、上下線に関わらず、名神高速の渋滞長が長くなることによって、名神高速の分岐率は低下した。以上の結果から、ドライバーは交通情報を参照し、交通情報の差を把握しているかのように見える。すなわち、提供された交通情報がドライバーの経路選択に影響を及ぼしている可能性が高い。
- ② 突発事象が発生すると名神高速の分岐率が低下することが明らかになった。事故、火災等が発生した日に関する時間帯分岐率の変化を検討した結果、突発事象が発生した時は、名神高速の分岐率は平均分岐率の 90%信頼区間外まで低下した。特に、下り線の 5 日と上り線の 2 日は事故による渋滞が発生した日であり、名神高速の分岐率は下り線 50%、上り線 40%まで低下した。また、名神高速の分

岐率は分析対象区間の状況が回復する交通情報が提供されることによって 90% 信頼区間内に戻っていった。以上の結果から、名神高速の分岐率は交通情報の変化に応じて変化していることがわかった。しかしながら、交通情報が提供されることにより、交通流が京滋バイパスに集中され、京滋バイパスに渋滞が発生したケースも発見された。今回の分析対象区間は名神高速の分岐率が高かったため、ハンチング現象は観測できなかったが、現在提供されている交通情報には交通情報によって片側の経路に交通流が集中する恐れがあることがわかった。

- ③ 平常時と異常時において交通情報提供の影響が異なることがわかった。平常時と異常時における経路選択モデルの推定結果から、異常時の所要時間情報のパラメータが平常時より 2 倍高かった。異常時の渋滞長情報のパラメータは異常時の所要時間情報のパラメータより 3 倍高かった。したがって、突発事象が発生した時にドライバーは交通情報をより参照することが確認された。

このような知見から名神高速の分岐率と提供された交通情報を比較した結果、提供された交通情報がドライバーの経路選択に影響を及ぼしていることがわかった。しかしながら、分岐率では OD 交通量ではなく、経路利用率を表現するには不十分である等、本章には研究課題が残っている。以下には研究課題を整理しておく。

- ① より正確な経路利用率を把握するために、OD 交通量データが必要になる。観測交通量の限界は分析対象区間で流出する内部交通量が正確に把握できない。本章では 1 日の通行券データからおおよそ分析対象区間で流出する経路固定層の比率を把握している。しかしながら、1 日の経路固定層の比率パターンが毎日持続する保障はない。もし、OD 交通量データが得られない状況であれば、観測交通量と通行券データを利用した OD 推定モデルを構築する必要がある。
- ② 現在提供されている交通情報には交通情報によって片側の経路に交通流が集中する恐れがあるが、代替交通情報を考慮し提供することによって、交通量が適切に配分される可能性が考えられる。したがって、代替交通情報を考察して、その交通情報がネットワークにどう影響を及ぼすかに関する研究を必要とする。
- ③ 本章では 1OD2 経路のネットワークを利用して、交通情報提供の影響を分析したが、より複雑なネットワーク、例えば、選択肢が 3 つ以上あるネットワークや経路が交錯されている一般道路ネットワーク等で交通情報提供の影響を分析する必要がある。

## 参考文献

- 1) 大口 敬, 佐藤貴行, 鹿田成則 : 渋滞時の代替経路選択行動に与える交通情報提供効果, 土木計画研究論文集, Vol.22, No.4, 799-804, 2005.10
- 2) Richard Arnott, Andre de Palma, Robin Lindsey : Does providing information to drivers reduce traffic congestion?, *Transportation Research* Vol.25A, 309-318, 1991
- 3) P. Bonsall : Analysing and Modelling the influence of Roadside Variable Message Displays on Drivers' Route Choice, 7th World Conference on Transport Research, 1995
- 4) M. Wardman, P. W. Bonsall, J. D. Shires : Driver Response to Variable Message Signs : A Stated Preference investigation, *Transportation Research* Vol.5C, 389-405, 1997
- 5) Hani S. Mahmassani, R. Jayakrishnan : System performance and user response under real time information in a congested traffic corridor, *Transportation Research* Vol.25A, 293-307, 1991
- 6) Hani S. Mahmassani, Yu-Hsin Liu : Dynamics of commuting decision behaviour under advanced traveler information systems, *Transportation Research* Vol.7C, 91-107, 1999
- 7) 大口 敬, 羽藤英二, 谷口正明, 吉井稔雄, 桑原雅夫, 森田綽之 : 首都高速道路における経路選択行動に関する実態調査, 土木学会論文集, No.590, IV-39, 87-95, 1998.4
- 8) 大口敬, 佐藤貴行, 片倉正彦, 鹿田成則 : 交通情報にもとづく代替経路選択行動と交通渋滞の実態解析, ITS シンポジウム 2002
- 9) 飯田恭敬, 内田 敬, 中原正顕, 廣松幹雄 : 交通情報提供下の経路選択行動のパネル調査, 土木学会講演集, No.16, 7-12, 1993.12
- 10) 羽藤英二, 朝倉康夫, 柏谷増男 : 複数情報リソース下における行動的不均衡を考慮した経路変更モデル, 土木学会論文集, No.653, IV-48, 51-61, 2000.7

## 第4章 傾向情報提供時の経路選択室内実験の構築

### 4.1 概説

#### 4.1.1 研究の背景

近年、高速道路、都市高速道路及び主要幹線道路における道路交通情報板から交通情報が容易に取得できるようになった。なお、インターネットや車載ナビゲーションシステムからも交通情報が提供されている。その中でほとんどの交通情報は現在の交通状況を提供している。しかしながら、交通状況は時々刻々変化しているので、情報が提供された時点の交通状況は持続しない。もし、ドライバーが現在の交通状況から判断して経路を選択すれば、選択した経路の交通状況が悪化することもある。そのため、未来の交通状況を予測する必要があるが、時々刻々変化する交通状況の中、それを的確に予測することは容易ではない。事故、工事、災害等による突発事象が発生した場合、交通状況はより複雑に変化し、予測不能になってしまう。したがって、様々な交通状況に対応できる予測方法を考察しなければならない。

交通状況を予測する方法として過去の交通状況データを用いて予測する方法がある。例えば、過去の交通状況データから、過去の交通状況パターンを把握し、未来の交通状況を予測する方法である。また、類似な予測方法として、突発事象が発生した過去のデータを集め、突発事象の交通流を解析し、交通状況を予測する方法もある。最後に、今から交通状況がどう変化するかを予測する方法がある。その変化を定量的に予測することではなく、今の状況から改善する方向に進行するか、悪化する方向に進行するかに関する交通状況の傾向を予測する方法である。そして、その傾向予測を交通情報として提供する。

本章からは交通状況を予測する方法の中、交通状況の傾向を予測する方法を利用する。そして、この予測方法を傾向情報と呼び、傾向情報が提供された時、ドライバーの経路選択行動の変化とネットワークへの影響力に関して分析する。しかしながら、傾向情報が実際ネットワークに提供された事例は少ない。したがって、傾向情報が提供された時の実際交通状況データは少ない。そのため、本章ではPCを用いた傾向情報提供時の経路選択室内実験を構築し、次章から室内実験から得られたデータを用いて、傾向情報提供の影響に関して検討する。

本章において構築する室内経路選択実験の中、傾向情報は交通状況の変化を表現する情報であり、現在提供されている交通情報と一緒に提供される。すなわち、傾向情報は現在提供されている交通情報の中、所要時間情報や渋滞長情報に加えて提供することにする。したがって、今回の室内経路選択実験は所要時間情報と渋滞長情報を区別し、別々の室内経路選択実験を構築する。なお、傾向情報が加わった時の影響を比較するため、交通情報未提供時と所要時間情報か渋滞長情報のみ提供時の室内経路選択実験を行う。

#### 4.1.2 本章の構成

今回、構築する室内実験は PC を利用して傾向情報提供時の経路を選択する実験である。そして、傾向情報が提供された時、ドライバーの経路選択行動の影響を検討することが目的である。したがって、傾向情報が加わることにより、経路選択行動の変化が把握できるように実内実験を構築する。本章では室内実験の構成に関して説明をする。交通状況の表現や交通情報の提供方法を設定し、実験を実行中に設定通りに行われたかを検証する。そして、室内実験から得られたデータを用いて、傾向情報提供時の被験者の行動反応を集計的に分析する。次は第 4 章の構成を説明する。

第 4 章は 4.2 節で室内実験の構成に関して説明する。ネットワークの設定と交通情報データの作成、実験の順序等に関して説明する。4.3 節では室内実験が設定通り行われたかを検証する。4.4 節では室内実験から得られたデータを用いて、傾向情報提供時、ドライバーの経路選択行動に関して集計的に分析する。4.5 節では室内実験から得られたデータを用いた集計分析の結果を整理し、集計分析の意味と限界に関して整理する。

## 4.2 室内実験の構成

### 4.2.1 室内実験の種類

近年，高速道路，都市高速道路及び主要幹線道路において，広範囲に交通情報として所要時間情報と渋滞長情報が提供されている．渋滞が発生していない自由交通流では主に経路を通過するまでの所要時間情報が提供されている．一方，渋滞が発生すると渋滞長情報に変わり提供されている．場合によって，渋滞長が非常に長くなる時には，所要時間情報が提供される．今回の室内経路選択実験において提供される交通情報にはこの2種類の交通情報に加え，傾向情報が提供される．交通状況の変化によって，所要時間情報と渋滞長情報の両方とも変化するので，傾向情報は両交通情報に追加できる．なお，所要時間情報と渋滞長情報は，その情報が提供された時，ドライバーの交通情報に関する認識差のため，経路選択行動に及ぼす影響が異なると予想される．したがって，今回の室内経路選択実験において，2種類の経路選択実験を構築する．

- ① 所要時間情報と傾向情報が提供された経路選択実験
- ② 渋滞長情報と傾向情報が提供された経路選択実験

①の実験は所要時間情報と所要時間の変化に対する傾向情報を提供し，②の実験は渋滞長情報と渋滞長の変化に対する傾向情報を提供する．しかしながら，両方の実験は被験者に提供される情報のみ違い，実験の構成は概ね共通している．そして，実験の被験者はPCによって計算された交通状況に対する交通情報に基づいて繰り返し経路を選択する．また，繰り返し経路を選択する際，その環境をよく知っていると仮定する．便宜上，被験者の通行目的は通勤，通学のみ限定し，被験者は実験ネットワークの交通状況を把握していることを前提としている．この繰り返し経路選択実験から得られたデータを用いて，傾向情報提供時の影響を検討する．

### 4.2.2 実験ネットワーク

実際，ネットワークには複数の経路が存在し，ドライバーは各経路の交通情報を考慮し，複数の選択枝から経路を選択する．選択枝数が多くなれば，各経路に対する交通情報の影響を把握することは困難になる．そのため，各経路に提供されている交通情報に対して，被験者が容易に経路を選択できるように，実験対象ネットワークを10D2経路のネットワークとする．そして，ネットワーク中で，多様な交通状況が表現できるように，各経路の特性が異なるように設定する．実験対象ネットワークを図4.1に示す．

図4.1において，経路1は距離が15Km，都市部を通過し，経路2より短い経路になっている．経路1は相対的に短い経路のため，早く到着する場合もあるが，都市部を通過しているという設定なので，渋滞程度により非常に遅く到着する可能性もある不安定

な経路として設定されている。一方、経路2は距離が20Km、都市外郭部を通過し、経路1より長い迂回道路として設定されている。経路2は都市外郭部を通過している迂回道路なので、経路1より遅く到着するケースが多いが、深刻な渋滞が発生することが少なく、非常に遅く到着することがない比較的安定な経路として設定されている。

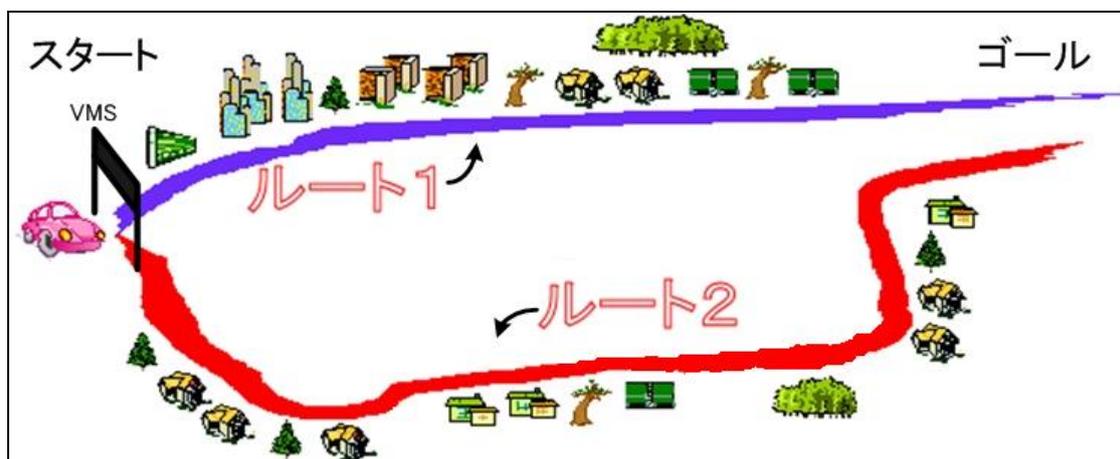


図 4.1 1OD2 経路の対象ネットワーク

#### 4.2.3 実験データの設定

##### (1) 実験の流れ

今回、実験は所要時間情報実験と渋滞長情報実験に区別されているが、実験の流れは概ね同一である。ここからは両実験共通の部分に関して説明する。本実験は各実験とも3Phaseで構成されている。Phase1では情報が提供されず、被験者は繰り返し経路選択から経路の特性を感じ、Phase2で所要時間情報及び渋滞長情報が提供された時の交通情報と経路の状況の関係を把握して行くように構成されている。最後に、Phase3では交通情報に傾向情報が加わった状況下で経路選択を行うように構成されている。Phase2とPhase3の経路選択行動の差異から傾向情報が提供された時の経路選択行動の影響が把握できると考えられる。

Phase1：情報なしの経路選択実験

Phase2：所要時間情報(あるいは渋滞長情報)のみを提供する経路選択実験

Phase3：所要時間情報(あるいは渋滞長情報)に傾向情報が加わった経路選択実験

Phase1, Phase2, Phase3の順で被験者に各Phase, 20ステップ合計60ステップ繰り返し経路選択を問う。(ただし、実験設定の誤りにより後に説明する所要時間情報

実験における Phase2, 3 の HH ケースのステップ数は 15 ステップになっている。) )

本実験は PC を利用して、経路選択実験を行うように構築されている。具体的に画面の構成、交通情報の計算、結果データの保存は ASP.NET を利用している。次に、経路選択実験の手順は以下に示す。なお、図 4.2 から図 4.6 には PC 上に構築した実験システムの表示画面を示す。

- ① 被験者に対して「研究の目的と趣旨」、「ネットワーク状況について」、「情報ってナニ?」を提示し、研究の内容を理解できるように、その内容を読ませる。注意事項として実験中に他の被験者との相談を禁じている。
- ② 情報を提示し(Phase 1 ではなし)、それぞれの経路に関する所要時間を予測してもらい、そのステップに選択した経路を選択させる。
- ③ 選択した経路に関する提供された情報(Phase 1 ではなし)、走行結果に相応する実所要時間、被験者が入力した予測所要時間を表示する。
- ④ 選択経路の走行結果に関する被験者の記憶を強化し、走行経験と提供情報の差別化を図るため、提示された実所要時間及び被験者の予測所要時間、そして、選択した経路を再入力してもらう。
- ⑤ ②～④のプロセスを 60 ステップになるまで繰り返す。
- ⑥ 被験者の属性に関するアンケートに回答してもらう。アンケートの回答項目は
  - ・ 性別
  - ・ 年齢
  - ・ 職業
  - ・ 運転免許有無
  - ・ 免許保有期間
  - ・ 自動車の利用頻度
  - ・ 自家用車の有無
  - ・ 実験に対する感想

である。

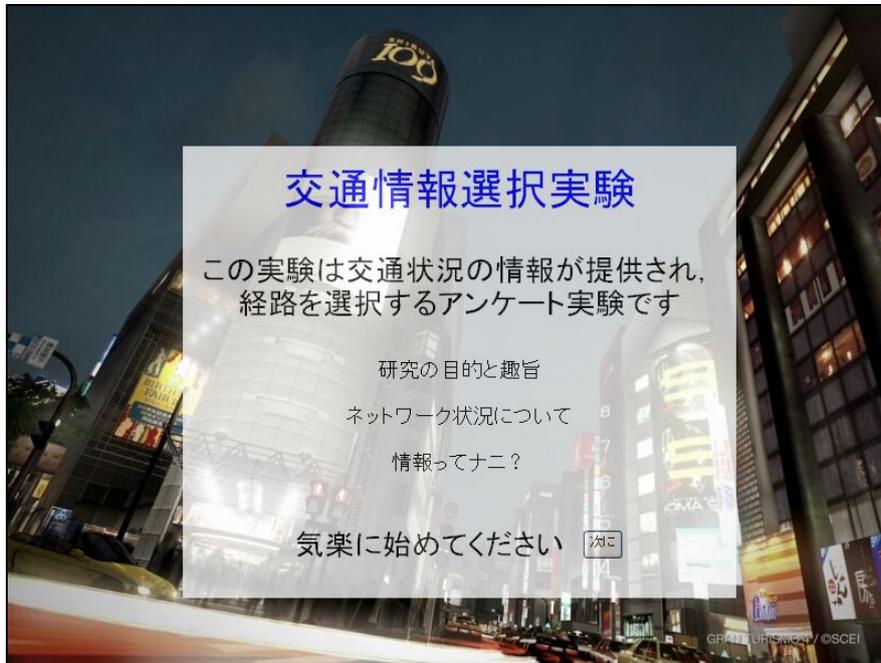


図 4.2 最初の実験説明画面



図 4.3 情報提供画面及び経路選択画面

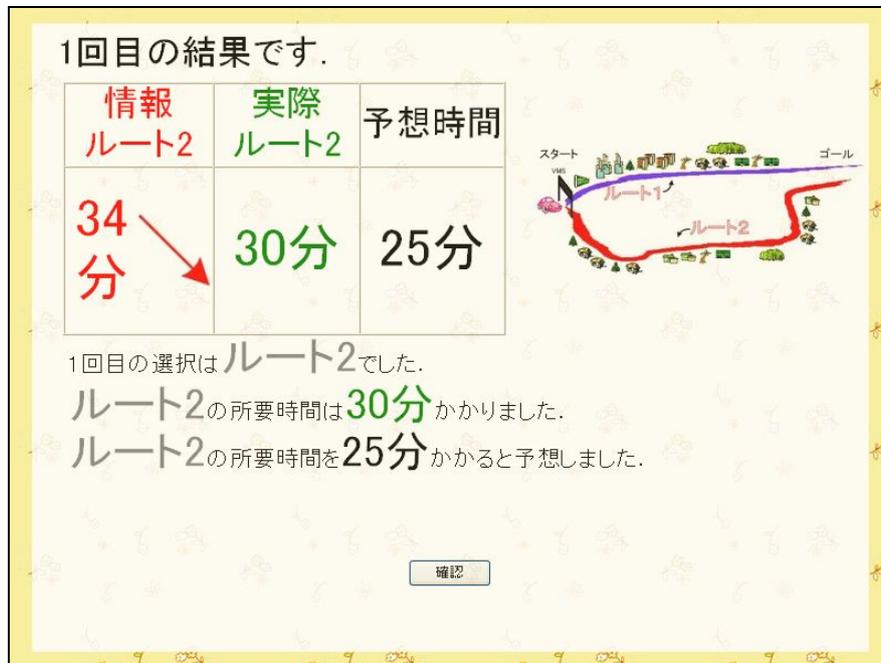


図 4.4 選択経路に関する結果画面

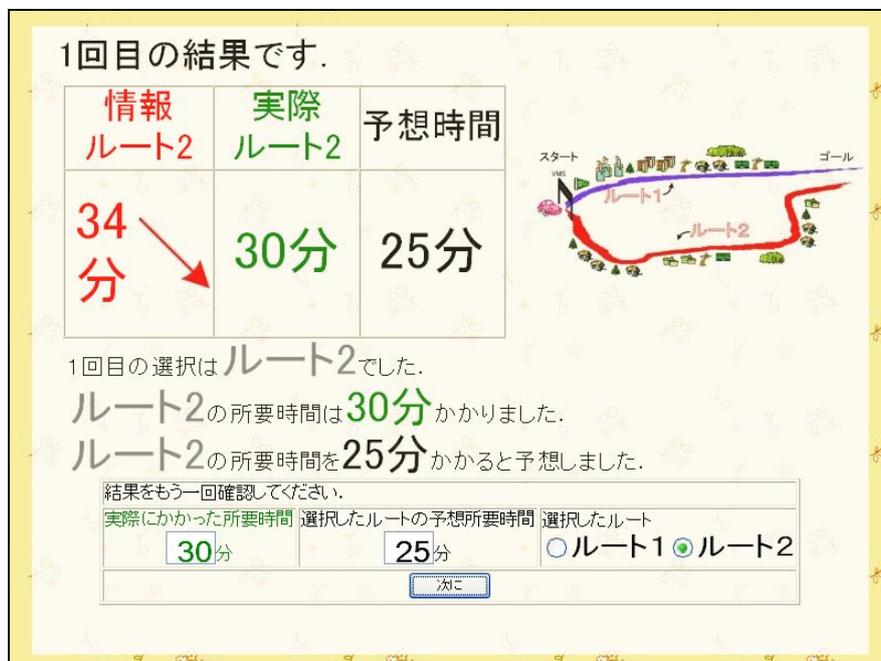


図 4.5 記憶の強化のための再入力画面

あなたのことについてお聞きします。

性別  男  女

年齢  歳

職業  学生  会社員  公務員  自営業  主婦  アルバイト  その他

運転免許  あり  なし

免許をとられてからどれぐらい経過していますか？

どの程度に車を使いますか？

いつでも利用できる車がありますか？  ある  なし

実験が終わって一言お願いします。  
(実験に関する質問も可能です。)

図 4.6 アンケート回答画面

## (2) 実験のケース

本実験では交通情報の精度が被験者の経路選択行動に及ぼす影響に関して考察するために、交通情報の精度によって被験者の経路選択行動は変わるという仮説を立て、検討する。次に、交通情報の精度が異なる 3 ケースの経路選択実験を示す。

Case1 : 交通情報、傾向情報が共に高精度(以下 HH ケースと呼ぶ)

Case2 : 交通情報が低精度、傾向情報が高精度(以下 LH ケースと呼ぶ)

Case3 : 交通情報、傾向情報が共に低精度(以下 LL ケースと呼ぶ)

この 3 ケースの実験結果を比較することによって、交通情報の精度の違いが被験者の所要時間予測及び経路選択に及ぼす影響が分析できる。一般的に精度の高い交通情報の予測は困難であり、ほとんどのネットワークにおいて現在の交通状況に基づいた現在情報が提供されている。現在情報には情報提供時点の交通状況とドライバーが実際に到着する時点の交通状況に差があるため、情報の精度が低下する可能性がある。したがって、本実験においては、Case1 が理想的ケース、Case2 が現実的に望ましいケース、Case3 は傾向情報の予測もできないケースで最悪なケースになっている。また、交通情報が高精度、傾向情報が低精度のケースは排除しているが、交通情報の精度が高い時、傾向情報の精度が低くなることはないため、ケースでは除外することとする。

### (3) 各経路の交通情報の設定

本実験における交通情報設定の流れを図 4.7 に示す。初めに、PC を利用し、指数分布を従う実所要時間を作成し、作成された実所要時間を基に誤差がある予測所要時間を作成する。そして、所要時間情報の場合は予測所要時間を所要時間情報として提供し、渋滞長情報の場合は予測所要時間から渋滞長を計算し、渋滞長情報を提供する。また、傾向情報は実所要時間と予測所要時間の差から計算し、傾向情報として提供する。そして、本実験では 1 回の実験(1 ステップ)ごとに図 4.7 の流れによる実所要時間、予測所要時間、傾向情報が計算され、被験者に交通情報として提供される。

なお、1 ステップが 1 日の交通行動を意味している。しかしながら、今回の所要時間がかかり遅い場合でも、次回の所要時間は遅くない場合もある。すなわち、今回の経路選択が次回の交通状況に影響を与えないと設定する。また、各経路の特性に従う交通状況を表現するために、各経路の所要時間分布が指数分布に従うように設定する。

#### ◎ 実所要時間の設定

本実験で提供する交通情報は仮想 1OD2 経路のネットワークから得られる。そのため、仮想ネットワークの交通状況を設定しなければならない。そこで、PC を利用し、ネットワーク内の各経路における実際にかかった所要時間(以下、実所要時間)を設定する。実験ネットワークにおける実所要時間は毎回ランダムに計算されるのではなく、ある一定の分布に従うように計算される。本来の所要時間分布は正規分布から少し左側に歪んだ形になる場合が多いが、数式表現が難しいため、便宜上、本実験では指数分布を利用することにする。なお、渋滞時と非渋滞時を区別するため、2 つの指数分布を組み合わせ、所要時間を計算する。次に、指数分布に従う所要時間を発生させる方法に関して説明する。

一様分布に従うランダム数を発生させる時は、プログラム言語の関数が利用できるが、それ以外の分布に従うランダム数値を発生させる時は、その累積分布関数の逆関数を知らなければならない。指数分布(式 4.1)は累積分布関数の逆関数を求めることが比較的容易であり、指数分布に従うランダム数値が発生できる。累積分布関数の逆関数である式 4.2 を利用し、指数分布に従うランダム数値を発生させて、その数値を実所要時間として使用する<sup>1)</sup>。

$$f(x) = \lambda e^{-\lambda x} \quad \text{式 4.1}$$

$$x = (-\log_e u) / \lambda \quad \text{式 4.2}$$

しかしながら、1 つの指数分布を利用することは、数値が高くなることにより、頻度が稀になり、交通状況が渋滞になる場合が少なくなる。そのため、本実験では 2 つの

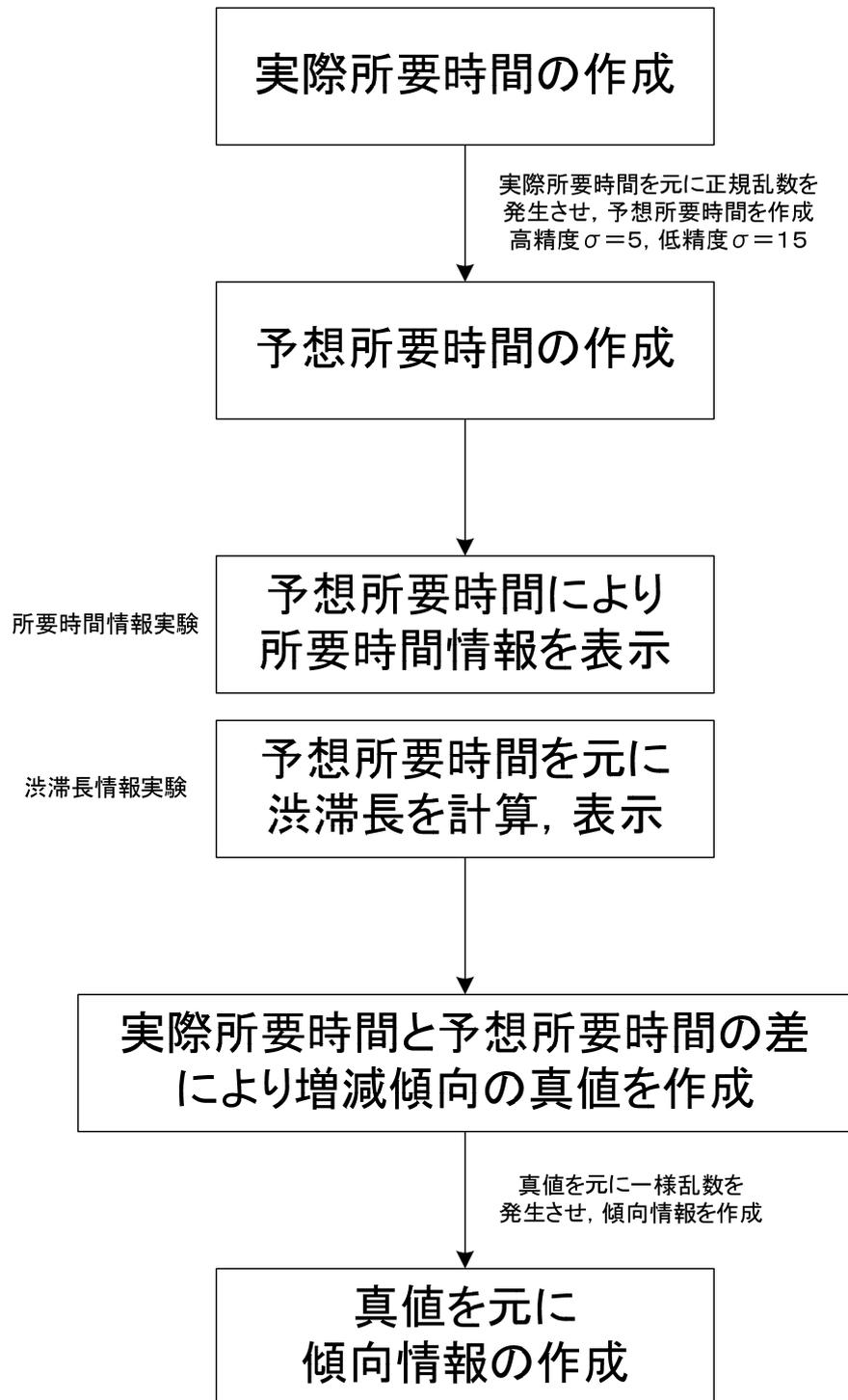


図 4.7 情報設定の流れ(所要時間情報実験と渋滞長情報実験)

指数分布を利用することにする。具体的に、一様分布のランダム数値の 80%が渋滞時の指数分布、残り 20%が非渋滞時の指数分布に従う。また、 $\lambda$ によって分布の最小値と平均が調節されるが、経路ごとに差が出るよう、異なる $\lambda$ を設定する。経路 1 は最小所要時間が 15 分にするので、経路 2 より早く到着できるように設定するが、 $\lambda$ を 0.05 に設定し、平均所要時間が遅く、渋滞時には所要時間がかなり遅くなる場合も出現するようにする。一方、経路 2 は最小所要時間を 20 分にし、経路 1 より早く到着できないように設定するが、 $\lambda$ を 0.1 に設定し、平均所要時間が早く、分布の分散が小さい安定的な分布になるようにする。また、2 つの指数分布の組み合わせに関しては、経路 1 において、一様ランダム数値の 0 から 0.6 までが 80%の確率で出て、0.6 から 1 までが残りの 20%の確率で出るように設定する。経路 2 において、一様ランダム数の 0 から 0.4 までが 80%の確率で出て、0.4 から 1 までが残りの 20%の確率で出るように設定する。これによって、自由交通流の交通状況を表す最短所要時間付近がよく発生することを抑制し、平均所要時間付近が頻繁に発生するようになる。

#### ◎ 所要時間情報の設定

本実験において、仮想ネットワークの交通状況を把握するため、各経路の実所要時間が計算されている。そして、交通情報は実所要時間を予測することにより、仮想ネットワークの交通状況を表現する。予測所要時間は実所要時間を平均とする正規分布に従う。予測所要時間の精度を区別するため、高精度の予測所要時間と低精度の予測所要時間を設定する。所要時間情報の精度は実所要時間と予測所要時間の差、すなわち、所要時間の誤差によって決定される。予測所要時間式は式 4.3 に示す。式 4.3 のように予測所要時間は実所要時間に誤差項が加わった式になる。

$$itime = rtime \pm \varepsilon \quad \text{式 4.3}$$

ただし、

<i>itime</i>	:	予測所要時間
<i>rtime</i>	:	実所要時間
$\varepsilon$	:	誤差項

である。

また、予測所要時間分布の誤差項は  $N(0, \sigma)$ と仮定している。すなわち、平均 0 の標準偏差  $\sigma$  を持つ正規分布だと仮定して、その標準偏差  $\sigma$  によって予測所要時間の精度が決定される。高精度ケースにおいては予測所要時間の標準偏差  $\sigma$  を 5 分に設定し、低精度ケースにおいては予測所要時間の標準偏差  $\sigma$  を 15 分に設定する。予測所要時間が計算された後に、所要時間情報実験の場合は式 4.3 から計算された予測所要時間を所要時間情報として設定する。渋滞長情報実験の場合は次の項目で説明する。

◎ 渋滞長情報と事故情報の設定

渋滞長情報の設定は所要時間情報の設定と概ね同一である。最初に実所要時間を想定し、その実所要時間に  $N(0, \sigma)$  に従う誤差項を加え、予測所要時間を計算する。そして、計算された予測所要時間から渋滞長を計算する。また、渋滞長情報の精度は所要時間情報の精度の決定方法と同じく、予測所要時間の精度によって決定される。すなわち、正規分布である誤差項の標準偏差  $\sigma$  によって規定される。高精度の渋滞長情報には標準偏差  $\sigma$  が 5 分、低精度なら 15 分になる。なお、渋滞が発生しない(すなわち、渋滞長が 0km)という状況が発生させるため、渋滞長の計算方法は計算された予測所要時間により、次の 2 ケースに分けて作成する。

経路 1 の予測所要時間が 25 分以上、または経路 2 の予測所要時間が 30 分以上の場合は次の式 4.4 に代入して各経路の渋滞長を算出する。

$$itime = dist \times 4 + (rdist - dist) \times 1 \quad \text{式 4.4}$$

ただし、

- itime* : 予測所要時間(分)
- dist* : 渋滞長(km)
- rdist* : 経路長(経路 1 なら 15km, 経路 2 なら 20km)

である。

なお、*itime* によっては  $dist > rdist$  となるケースが発生するが、渋滞長が経路長より長くなり、今回の実験において、渋滞が経路の上流部まで影響を及ぼすことは考慮していないため、 $x=R$  とする。また、渋滞長情報として少数点以下は切り捨て整数表示する。この式 4.4 は非渋滞時の平均速度を 60km/h、渋滞時の平均速度を 15km/h に仮定している。したがって、渋滞区間に 15km/h の逆数である 4(min/km)をかけて、非渋滞区間に 60km/h の逆数である 1(min/km)をかけている式になる。

そして、経路 1 の予測所要時間が 25 分以下、または経路 2 の予測所要時間が 30 分以下の場合は次の式 4.5 に代入し、渋滞発生確率  $p$  を決め、その確率によって渋滞長 1km が発生するように設定する。したがって、 $1-p$  の確率で渋滞が発生しない。この式は最短所要時間の場合渋滞は発生せず、予測所要時間が増加することによって渋滞発生確率が上昇する。

$$\begin{aligned} P &= 0.1 \times (itime - 15) \dots \text{経路1の場合} \\ p &= 0.1 \times (itime - 20) \dots \text{経路2の場合} \end{aligned} \quad \text{式 4.5}$$

ただし、

- $p$  : 渋滞発生確率
- itime* : 予測所要時間(min)

である。

また、同じ渋滞長であっても、「事故渋滞」、「自然渋滞」の経路選択行動が異なるかを検討するため、本実験では渋滞長情報に加え、事故が発生した場合、渋滞長情報の下に「事故」と表示する。「事故渋滞」は渋滞が発生した場合のみ、一様乱数により 40%の確率で発生させる。

#### ◎ 傾向情報の設定

傾向情報は三方向の矢印(上, 横, 下)で表示する。矢印が上向きなら、今後交通状況が悪化する。矢印が横向きなら、今後交通状況があまり変化しない。そして、矢印が下向きなら、今後交通状況が改善するという意味である。矢印の方向は実所要時間と予測所要時間の差で設定する。その差を計算し、傾向情報の真値として設定する。この矢印方向の真値に基づいて、一様乱数を発生させ、傾向情報の誤差を生成する。また、実所要時間と予測所要時間の差が±1分以内の場合、矢印方向を横に設定する。高精度の傾向情報は80%正解率を持ち、低精度の傾向情報は20%の正解率を持つように設定する。両実験に実所要時間と予測所要時間は計算されるので、所要時間情報実験と渋滞長情報実験に傾向情報設定の差はない。

#### 4.2.4 実験の実施状況

所要時間情報実験と渋滞長情報実験と 2 つの実験において、被験者は実験ごとに 60 名に設定し、3600 個のデータを収集した。なお、各実験に 3 つのケースがあるので、実験ごとに 20 名ずつとなる。被験者の個人属性は表 4.1, 表 4.2 に示す。被験者は主に男子学生である。被験者を研究室の近くで集めた結果、その属性に偏りが生じてしまった。今後、より広い範囲の属性を持つ被験者を集め、より一般化する必要があると考えられる。

表 4.1 所要時間情報実験の被験者属性

ID	性別	年齢	職業	免許	免許保有暦	運転頻度	自家用車	情報の精度
0107	男	25	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
0110	男	25	公務員	○	5年未満	毎日	○	HH
0202	男	24	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
0303	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH
0304	男	23	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
0320	男	19	学生	×				HH
0404	男	25	公務員	○	5年未満	半年に1	○	HH
0405	男	23	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH
0407	女	22	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH

(表 4.1 続き)								
ID	性別	年齢	職業	免許	免許保有暦	運転頻度	自家用車	情報の精度
0408	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH
0409	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH
0410	男	21	学生	○	1年未満	週に1, 2	×	HH
0411	男	24	学生	○	1年未満	週に1, 2	○	HH
0413	男	23	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH
0414	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH
0415	男	24	学生	○	10年未満	半年に1	×	HH
0416	男	23	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
0417	男	24	学生	○	10年未満	週に1, 2	○	HH
0512	男	24	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
0514	男	24	学生	○	10年未満	半年に1	×	HH
0112	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
0113	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
0114	男	20	学生	×				LH
0205	男	24	自営業	○	5年未満	週に1, 2	○	LH
0206	男	24	学生	○	10年未満	半年に1	×	LH
0208	男	23	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
0209	男	26	学生	○	10年未満	半年に1	×	LH
0210	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
0211	男	25	学生	×				LH
0213	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
0214	男	37	学生	○	15年未満	半年に1	×	LH
0215	男	24	学生	○	10年未満	毎日	○	LH
0302	男	21	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
0306	男	25	会社員	○	5年未満	週に1, 2	○	LH
0313	男	24	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	LH
0402	男	25	学生	○	10年未満	半年に1	×	LH
0403	男	22	学生	○	5年未満	週に1, 2	○	LH
0412	男	27	学生	○	10年未満	半年に1	×	LH
0507	女	25	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
0701	男	30	学生	○	5年未満	毎日	○	LH
0109	男	24	学生	○	10年未満	月に1, 2	×	LL
0203	男	25	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL

(表 4.1 続き)								
ID	性別	年齢	職業	免許	免許保有暦	運転頻度	自家用車	情報の精度
0204	男	22	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
0212	男	23	学生	○	1年未満	半年に1	×	LL
0307	男	25	学生	○	10年未満	週に1, 2	×	LL
0308	男	25	学生	○	10年未満	月に1, 2	○	LL
0310	男	21	学生	×				LL
0311	男	24	学生	○	10年未満	月に1, 2	×	LL
0312	男	23	学生	○	5年未満	週に1, 2	○	LL
0314	男	23	学生	○	5年未満	週に1, 2	○	LL
0315	男	21	学生	○	5年未満	週に1, 2	○	LL
0316	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
0317	男	22	学生	○	1年未満	半年に1	○	LL
0318	男	25	学生	○	5年未満	週に1, 2	○	LL
0319	男	24	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	LL
0504	男	23	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
0506	男	25	学生	○	5年未満	週に3, 4	○	LL
0509	女	23	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	LL
0510	男	25	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
0513	男	22	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL

表 4.2 渋滞長情報実験の被験者属性

ID	性別	年齢	職業	免許	免許保有暦	運転頻度	自家用車	情報の精度
2103	男	23	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
2104	男	24	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
2106	男	23	学生	○	10年未満	半年に1	×	HH
2107	男	25	学生	○	5年未満	月に1, 2	○	HH
2112	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH
2116	男	22	学生	○	1年未満	半年に1	×	HH
2202	男	26	学生	○	10年未満	半年に1	×	HH
2203	男	28	学生	○	10年未満	月に1, 2	×	HH
2209	男	24	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
2307	男	19	学生	○	1年未満	半年に1	×	HH
2308	男	18	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH
2309	男	22	学生	○	5年未満	半年に1	×	HH

(表 4.2 続き)								
ID	性別	年齢	職業	免許	免許保有暦	運転頻度	自家用車	情報の精度
2310	男	23	学生	○	5年未満	半年に1	○	HH
2311	男	25	学生	×				HH
2312	男	21	学生	○	5年未満	月に1, 2	○	HH
2404	女	26	学生	○	10年未満	半年に1	×	HH
2413	男	29	学生	○	10年未満	毎日	×	HH
2501	女	25	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
2506	男	23	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	HH
2508	女	24	学生	×				HH
2105	男	22	大学生	○	5年未満	月に1, 2	×	LH
2111	男	21	学生	×				LH
2113	男	24	学生	○	1年未満	週に1, 2	○	LH
2114	男	25	学生	○	10年未満	半年に1	×	LH
2115	男	25	学生	×				LH
2201	男	26	学生	○	10年未満	週に3, 4	○	LH
2204	男	21	学生	×				LH
2205	男	23	学生	○	5年未満	月に1, 2	○	LH
2206	男	18	学生	○	1年未満	半年に1	×	LH
2207	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
2301	男	24	学生	○	5年未満	週に1, 2	○	LH
2302	男	24	学生	○	1年未満	半年に1	×	LH
2304	女	32	学生	×				LH
2305	男	24	学生	○	5年未満	月に1, 2	×	LH
2313	男	27	学生	○	10年未満	週に1, 2	×	LH
2315	男	27	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
2406	女	27	学生	○	10年未満	月に1, 2	×	LH
2408	男	22	学生	○	5年未満	半年に1	○	LH
2503	男	25	学生	○	5年未満	半年に1	×	LH
2901	男	30	学生	○	10年未満	毎日	○	LH
2102	男	24	大学生	○	10年未満	半年に1	×	LL
2108	男	23	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
2109	男	23	学生	×				LL
2110	男	23	学生	○	5年未満	週に1, 2	○	LL
2117	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	○	LL

(表 4.2 続き)								
ID	性別	年齢	職業	免許	免許保有暦	運転頻度	自家用車	情報の精度
2303	男	23	学生	○	1年未満	週に1, 2	○	LL
2306	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
2402	男	22	学生	○	5年未満	週に1, 2	○	LL
2403	男	26	学生	○	10年未満	半年に1	×	LL
2405	男	22	学生	○	1年未満	半年に1	×	LL
2407	男	25	学生	○	10年未満	月に1, 2	×	LL
2409	女	21	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
2410	男	22	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
2411	男	24	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
2412	男	25	学生	○	5年未満	週に1, 2	○	LL
2414	女	20	学生	○	1年未満	半年に1	×	LL
2415	男	22	学生	×				LL
2504	男	32	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL
2505	男	23	学生	○	1年未満	半年に1	×	LL
2507	男	22	学生	○	5年未満	半年に1	×	LL

### 4.3 実験データの設定検証

ここから実験が設計通りに行われたかに関して検証する。すなわち、両実験 120 名に提供されたデータが実験の設定通り、各項目が生成されたかを検証する。

#### 4.3.1 実所要時間

所要時間情報実験の実所要時間分布を図 4.8 に示す。経路 1 は最短実所要時間が 15 分で 25 分～30 分に集中して発生しているが、100 分以上も発生することがあり、分布の分散が広いことがわかる。一方、経路 2 は最短実所要時間が 20 分で 30 分前後に集中して発生しているが、経路 1 に比べ、分布の分散が狭い。また、両経路の分布は指数分布を 2 つ組み合わせた形になって設定通りに実所要時間データが発生していることがわかる。また、渋滞長情報実験の実所要時間分布も類似な分布になっているのでグラフは省略する。

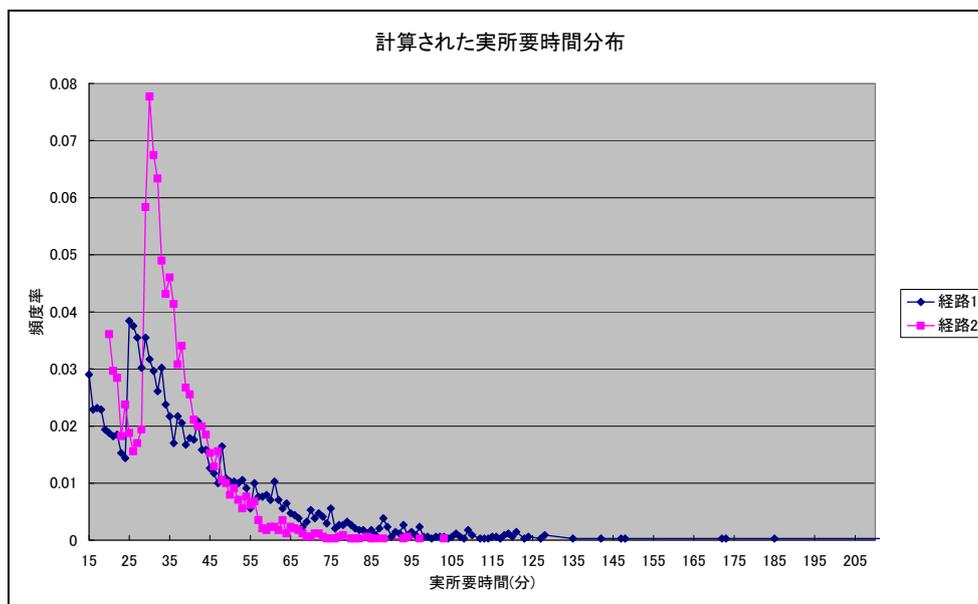


図 4.8 所要時間情報実験において計算された実所要時間分布

#### 4.3.2 予測所要時間

予測所要時間は実所要時間に  $N(0, \sigma)$  に従う誤差項が加わることにより計算される。高精度の予測所要時間は標準偏差  $\sigma$  が 5 分、低精度の予測所要時間は標準偏差  $\sigma$  が 15 分の正規分布から計算される。図 4.10 は発生したデータからの経路 1 の精度別誤差分布であり、図 4.11 は経路 2 の精度別誤差分布である。また、渋滞長情報実験においても類似な分布になっているのでグラフは省略する。

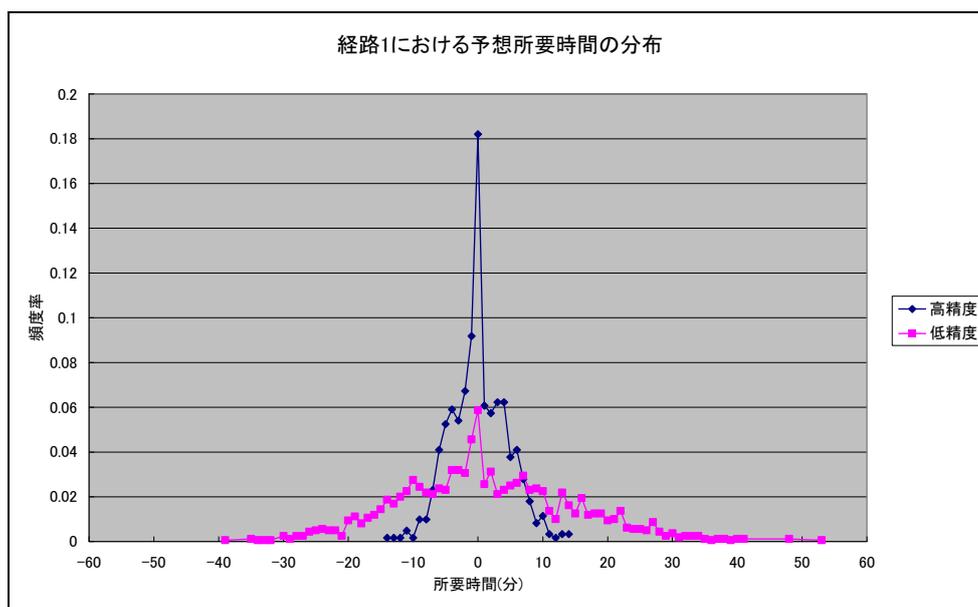


図 4.10 経路 1 における予測所要時間の分布

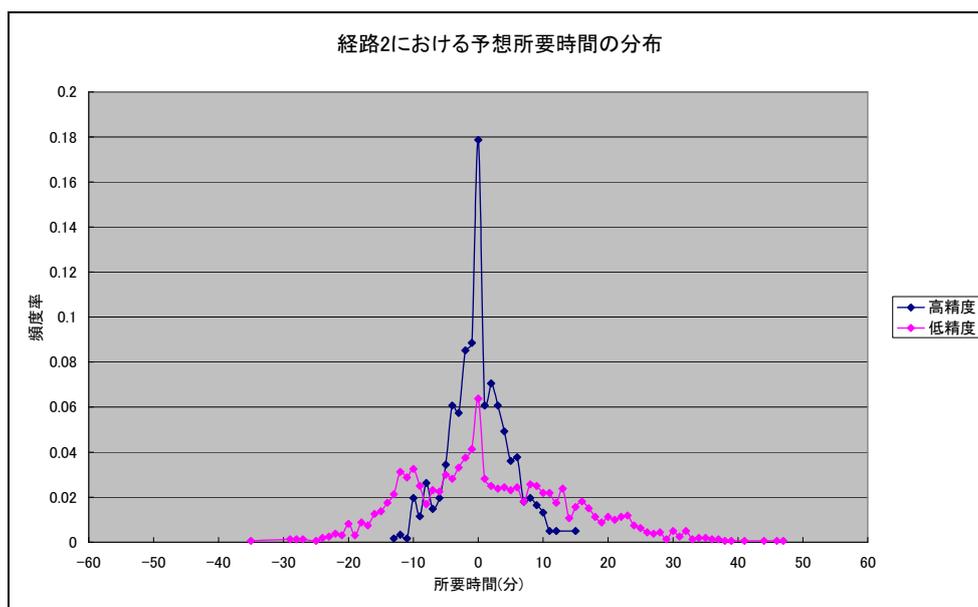


図 4.11 経路 2 における予測所要時間の分布

### 4.3.3 渋滞長情報と事故情報

本実験の渋滞長は予測所要時間から算出される。渋滞長情報の分布は図 4.12 に示す。経路 1 の場合は『渋滞なし』がなく、渋滞長 1km が一番多く、全体の 25%を超える。また、渋滞長 15km のケースが約 15%になる。これは経路 1 の不安定な特徴をよく表現している。一方、経路 2 の場合は『渋滞なし』が約 20%あり、平均渋滞長は 5km である。経路 2 が経路 1 より比較的渋滞が発生しにくい経路になっている。したがって、

対象ネットワークの設定通りになっている。

また、事故情報は表 4.3 で「事故渋滞」の発生確率を示す。両経路事故発生確率が 30%弱になっている。経路 2 には渋滞なしが入って経路 1 より確率が下がっている。そして、両経路ともに設定した 40%よりは小さくなっている。

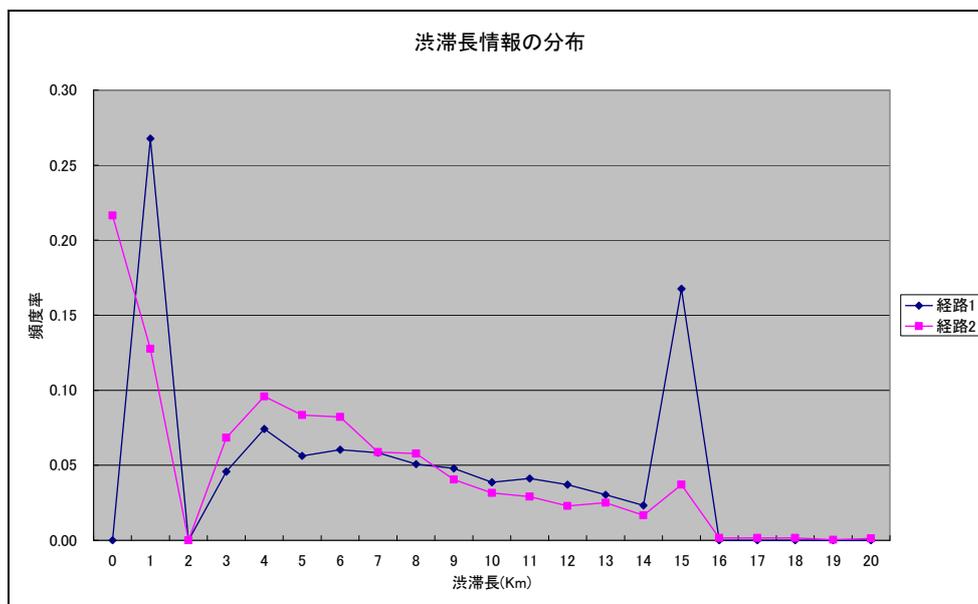


図 4.12 渋滞長の分布

表 4.3 事故渋滞の発生確率

	経路 1	経路 2
自然渋滞	70.4%	72.2%
事故渋滞	29.6%	27.8%

#### 4.3.4 傾向情報

傾向情報の場合、真値と提供する傾向情報の方向が一致するかが問題となり、そこから傾向情報の精度を設定する。高精度の傾向情報は 80%の正解率で、低精度の傾向情報は 20%の正解率で設定されている。実験結果からは所要時間情報実験において高精度傾向情報は 75%、低精度傾向情報は 30%の正解率になり、設定値との乖離が生じている。渋滞長情報実験においても類似する結果となった。

以上、実験において、各種変数がほぼ設定通り発生していることが確認された。したがって、この実験で収集されたデータを用いて分析を進めることとする。次節からは実験データを利用して、傾向情報が提供された時、経路選択行動に関して集計的に分析を行う。

#### 4.4 室内実験データの経路選択に関する基礎分析

今回の室内経路選択実験は交通情報が提供される Phase2 とその交通情報に傾向情報が加わる Phase3 に分類されている。また、提供された交通情報の精度の違いにより、交通情報提供の影響も異なるという仮説から Phase2 は高精度ケース、低精度ケースに Phase3 は HH ケース、LH ケース、LL ケースに分類している。各 Phase と各ケースのデータには提供された交通情報及び傾向情報とその選択結果が入っている。各 Phase と各ケースの交通情報と選択結果を集計して比較することにより、傾向情報が加わることに對する経路選択行動の変化や精度の違いによる交通情報の影響の変化等がおおよそ把握できる。そして、室内実験データの中には交通情報が提供された時の各経路の実所要時間が記録されているため、傾向情報が加わることにより、被験者の経路選択が望ましい選択になっているか確認できる。また、室内実験データの中には傾向情報データも記録されている。そのデータを利用すれば、傾向情報を活用し、相対的に遅い所要時間情報が提供されている経路をあえて選択している被験者が把握できる。すなわち、傾向情報を利用して被験者、換言すれば、傾向情報に影響されている被験者が把握できる。

本節では、室内実験データを用いて、経路選択モデルを構築する前に、室内実験データを Phase とケースごとに集計し、選択結果と比較しながら、被験者の経路選択が望ましい結果になったかを検討することにより、傾向情報提供の影響に関して集計的に分析する。

##### 4.4.1 傾向情報が加わることによる経路 1 選択率の変化

被験者の経路選択に對する所要時間情報に傾向情報が影響していく境界を把握するために、Phase とケース別に各経路の所要時間情報の差と経路 1 選択率の変化を検討する。図 4.13 と図 4.14 に Phase2 と 3 に對する各経路に提供された所要時間情報の差と経路 1 の選択率を示す。縦軸は経路 1 の選択率であり、横軸は各経路の所要時間情報の差である。横軸は 3 分ごとに標示されているが、実験で出現した各経路の所要時間情報の差を 3 分ごと集め、その中から経路 1 を選択した比率を計算した結果である。便宜上、横軸に書いてある時間は、その時間前後 1 分の範囲における経路 1 選択率になる。例えば、横軸の値が 0 の場合は所要時間情報の差が - 1 分から 1 分までのデータから経路 1 を選択した比率を示している。

図 4.13 には Phase2 の経路 1 選択率を示す。- 6 分と 6 分の区間、すなわち、各経路の所要時間情報の差が - 7 分から 7 分までの経路選択率を中心に見ると、高精度ケースは経路 1 選択率が 85% から 20% まで低下している。低精度ケースの経路 1 選択率も 70% から 30% まで低下している。0 分には両経路が既に 35%、30% まで低下している。そして、- 3 分に両経路の経路 1 選択率が 50% になっていることから、被験者は実験設定上、同様な条件であれば、実所要時間がよく変動する経路 1 より経路 2 を若干選好し

ていることがわかる。全区間では両ケースともに右下方向になっているが、高精度ケースが低精度ケースより勾配が急である。精度が高い所要時間情報が提供される場合、被験者は提供されている所要時間情報により敏感に反応することがわかる。したがって、提供される所要時間情報の精度により被験者の経路選択行動に変化が生じる可能性は高い。

図 4.14 には Phase3 の経路 1 選択率を示す。図 4.13 のように横軸 - 6 分と 6 分の区間を見ると全ケースが振動していることがわかる。HH ケースの振動幅が 1 番大きく LH ケース、LL ケース順に振動幅が小さくなっていく。HH ケースでは経路間所要時間差が 3 分あるのに対して、経路 1 選択率は 65%まで増加する。LH ケースは経路間所要時間差が 0 分の時、経路 1 選択率が 65%に増加する。傾向情報が加わることにより経路間所要時間差が小さい区間では経路 1 選択率が増加している。これは傾向情報が経路選択に反映されたことを示す。すなわち、早い所要時間の経路より傾向情報の方向が提示する早く到着するかもしれない経路を選択した可能性が高い。また、被験者は所要時間情報より傾向情報に敏感に反応していることがわかる。所要時間情報に傾向情報が加わることによって被験者は実所要時間がよく変動する経路 1 の変化が少し見込めるようになり、Phase2 での経路 2 に対する選好意識が薄くなったと考えられる。

しかしながら、LL ケースは傾向情報の精度が高い HH ケースと LH ケースと異なり、ほぼ振動していない他のケースとは違う形になっている。所要時間情報の精度と傾向情報の精度ともに低い状況なので、被験者は経路選択に混乱してしまう。したがって、傾向情報の精度が変わることによって、経路選択行動が変わったと考えられる。ただし、経路 1 選択率の傾きがほぼ水平になっていることから、両情報の精度が低くても、傾向情報が経路選択に影響を及ぼしていると考えられる。

以上、室内経路選択実験データを集計し、各経路の所要時間情報の差と経路 1 選択率の変化を検討した。その結果、Phase2 と Phase3 の経路 1 選択率の傾きが異なることから、所要時間情報に傾向情報が加わった場合、傾向情報が経路選択に影響を及ぼしている可能性は高い。ただし、この結果は集計的分析結果であり、統計的経路選択モデルを構築し、交通情報と傾向情報、そして、経路選択間の変化を分析する必要がある。

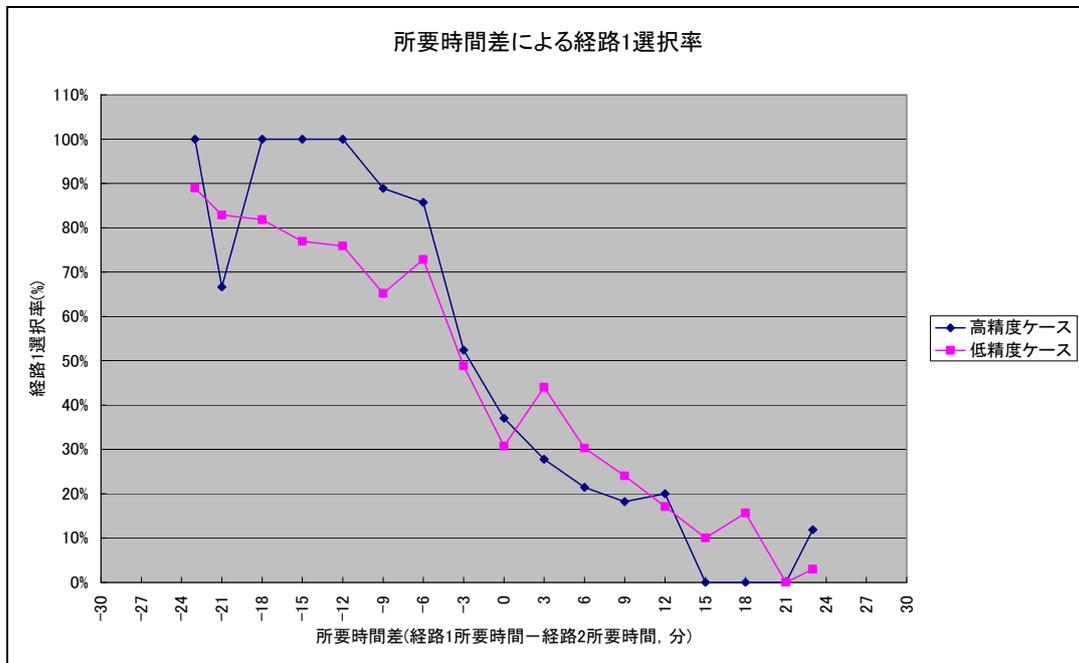


図 4.13 提供された所要時間情報の差と経路 1 選択率(Phase2)

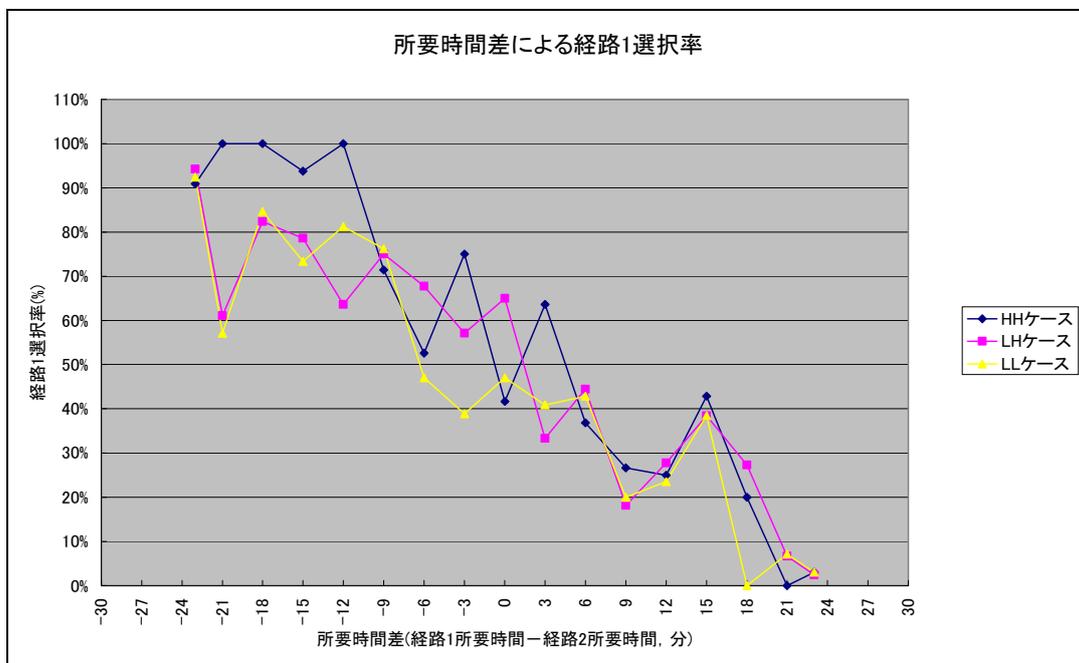


図 4.14 提供された所要時間情報の差と経路 1 選択率(Phase3)

#### 4.4.2 最短経路選択率

一般的に経路を選択した時の理想的結果は選択した経路の実所要時間が他の経路より早かった時である。すなわち、選択した経路の実所要時間が最短所要時間になった時、ドライバーは適切な経路選択をしたことになる。もちろん、すべてのドライバーが所要時間のみを判断基準として考慮しないかもしれない。目標した到着時間にちょうど到着するように望むドライバーがいれば、所要時間に関係なく、行き先の経路が固定されているドライバーもいる。しかしながら、一般的に早く到着できる経路を走れば、ドライバーの自由な速度調節により、目標到着時間に到着するように所要時間が調節でき、余裕を持って走行できる。したがって、本節では Phase とケースごとの被験者の最短経路選択比率を検討する。なお、今回の室内経路選択実験で提供された交通情報は精度が異なり、その情報のみで経路を選択すると最短経路ではない場合も出現する。本実験は傾向情報提供の影響に関して分析するので、低精度交通情報が提供される場合より、LH ケースの低精度交通情報に高精度傾向情報が加わった情報が提供される場合が高い最短経路選択率になることを望んでいる。次の表 4.4 から表 4.8 までは各 Phase とケースの ID 別最短経路選択率を示している。

表 4.4 と表 4.5 には Phase2 の最短経路選択率を示す。高精度ケースでは 305 個のサンプル数から 245 個(80.33%)の選択が最短経路選択になっている。ID 別に見ても、繰り返し経路選択の中から 70%~80%が最短経路を選択していることがわかる。304 番のように 100%最短経路を選択した被験者がいれば、404 番のように 40%しか選択していない被験者もいる。したがって、被験者の経路選択には多様性が存在している可能性も排除できないが、40%まで最短経路選択率が低い場合は、被験者が提供された所要時間情報を見て、わざと所要時間情報が早い経路を回避しているようにしか考えられない。低精度ケースでは 800 個のサンプル数から 532 個(66.50%)の選択が最短経路選択になっている。最短経路選択率が高精度より低下していることから、所要時間情報の精度が低下することにより、最短経路を選択する正確さも低下することが確認できた。

しかしながら、低精度所要時間情報が提供されたにもかかわらず、最短経路選択率が 66.50%の比較的高い比率になっている。これは各経路の所要時間がやや不正確に予測されても、経路間所要時間情報の差が大きい場合、所要時間情報が早い経路を選択することにより、最短経路が選択される可能性が高くなるためだと考えられる。そこで、やや精度が低下した交通情報でも、また、各経路の所要時間にやや不確実性が存在しても、その情報が提供されることにより、経路間の関係が把握でき、被験者を望ましい経路選択に導くことができると考えられる。

表 4.6 から表 4.8 までは Phase3 の最短経路選択率を示す。HH ケースでは 305 個の中、244 個(80.00%)の選択が最短経路選択になっている。LH ケースでは 400 個の中 292 個(73.00%)が、LL ケースでは 400 個の中 281 個(70.25%)が最短経路選択をしている。Phase2 の低精度所要時間情報のみが提供された時の 66.50%の最短経路選択率に比べ、

LH ケースの高精度の傾向情報が加わって提供されることにより、最短経路選択率が73.00%までに上昇している。集計的な結果として、所要時間情報に傾向情報が加わることにより、低精度な所要時間情報が提供されても、高精度の傾向情報が加われれば、最短経路を選択する確率が高くなることが明らかになった。また、LL ケースにおいても最短経路選択率が70.25%になっていることから傾向情報の精度に関係なく、傾向情報が経路選択に影響を及ぼしていると考えられる。

表 4.4 最短経路選択率(Phase2, 高精度ケース)

ID	選択率	ID	選択率
107	93.33%	409	80.00%
110	80.00%	410	80.00%
202	86.67%	411	93.33%
303	93.33%	413	73.33%
304	100.00%	414	73.33%
320	90.00%	415	66.67%
404	40.00%	416	73.33%
405	80.00%	417	73.33%
407	86.67%	512	66.67%
408	86.67%	514	86.67%
	選択数	全体数	選択率
全体	245	305	80.33%

表 4.5 最短経路選択率(Phase2, 低精度ケース)

ID	選択率	ID	選択率	ID	選択率	ID	選択率
112	70.00%	214	75.00%	109	65.00%	315	60.00%
113	75.00%	215	65.00%	203	70.00%	316	70.00%
114	80.00%	302	75.00%	204	65.00%	317	90.00%
205	50.00%	306	75.00%	212	35.00%	318	75.00%
206	60.00%	313	85.00%	307	80.00%	319	60.00%
208	70.00%	402	55.00%	308	70.00%	504	70.00%
209	65.00%	403	70.00%	310	60.00%	506	70.00%
210	70.00%	412	55.00%	311	45.00%	509	65.00%
211	50.00%	507	65.00%	312	70.00%	510	75.00%
213	55.00%	701	70.00%	314	65.00%	513	65.00%
全体	選択数	532	全体数	800	選択率	66.50%	

表 4.6 最短経路選択率(Phase3, HH ケース)

ID	選択率	ID	選択率
107	80.00%	409	60.00%
110	80.00%	410	86.67%
202	86.67%	411	73.33%
303	80.00%	413	80.00%
304	93.33%	414	100.00%
320	65.00%	415	80.00%
404	73.33%	416	86.67%
405	73.33%	417	86.67%
407	80.00%	512	80.00%
408	80.00%	514	80.00%
全体	選択数	全体数	選択率
	244	305	80.00%

表 4.7 最短経路選択率(Phase3, LH ケース)

ID	選択率	ID	選択率
112	80.00%	214	90.00%
113	75.00%	215	85.00%
114	70.00%	302	90.00%
205	70.00%	306	75.00%
206	50.00%	313	75.00%
208	80.00%	402	95.00%
209	70.00%	403	65.00%
210	65.00%	412	60.00%
211	40.00%	507	75.00%
213	90.00%	701	60.00%
全体	選択数	全体数	選択率
	292	400	73.00%

表 4.8 最短経路選択率(Phase3, LL ケース)

ID	選択率	ID	選択率
109	55.00%	315	60.00%
203	65.00%	316	80.00%
204	75.00%	317	70.00%

(表 4.8 続き)			
ID	選択率	ID	選択率
212	65.00%	318	75.00%
307	60.00%	319	60.00%
308	65.00%	504	65.00%
310	80.00%	506	75.00%
311	70.00%	509	80.00%
312	75.00%	510	70.00%
314	65.00%	513	95.00%
全体	選択数	全体数	選択率
	281	400	70.25%

#### 4. 4. 3 傾向情報を活用したと見られる比率の分析

傾向情報が経路選択行動に影響を及ぼすためには、各経路の所要時間情報の差が傾向情報の方向が持っている所要時間情報の増減値より大きくなければならない。被験者が傾向情報の方向による所要時間情報の増減値を5分と仮定すれば、各経路の所要時間差が10分以内であれば、被験者は所要時間情報より傾向情報の方向によって早く到着する経路を選択するかもしれない。したがって、本節では傾向情報の方向によって経路を選択し、所要時間情報が早い経路を選択していない、すなわち、所要時間情報より傾向情報に影響されたと考慮される結果を検討する。

表 4.10 にはジレンマケースで傾向情報を選択した比率を示す。ここで、ジレンマケースという状況は傾向情報が加わることにより経路選択にジレンマが生じる状況であり、早かった経路が傾向情報の方向により遅くなる可能性がある時である。今回の実験における傾向情報の方向には交通状況が変わらない(所要時間の変化が±1分以内)横方向が含まれているので、提供された所要時間情報が逆転した状況になるケースは6つになる。これを広い範囲でのジレンマケースと呼ぶ。横方向を除いて提供された所要時間情報が逆転した状況になるケースは2つになる。これを狭い範囲でのジレンマケースと呼ぶ。広い範囲でのジレンマケースになる状況と狭い範囲でのジレンマケースになる状況を表 4.9 に整理する。そして、ジレンマケースの状況で所要時間が早い経路を選択しなく、遅い経路を選択したということは、被験者は傾向情報の方向を参考して今の所要時間の状況が逆転すると見込んだことになる。そのように、ジレンマケースで早い経路を選択しなかった、すなわち、傾向情報を選択した比率を表 4.10 に示す。また、各経路の所要時間差が小さい場合は所要時間状況が逆転する確率が高くなるので、その時、傾向情報を選択した比率も検討する必要がある。したがって、表 4.10 には経路の所要時間差が10分以内になっているデータの中から、ジレンマケースを探し、その時、傾向情報を選択した比率も示す。

HH ケースでは広い範囲でのジレンマケースが 117 回あって 37 回(31.62%)傾向情報を選択している。横方向のジレンマケースを除いた狭い範囲でのジレンマケースではよりジレンマが生じる選択になるため 60 回の中で 25 回(41.67%)が傾向情報を選択して選択率が高くなっている。所要時間差が 10 分以内の場合、所要時間が若干変化しても状況が逆転する可能性が高いので、傾向情報選択率が 66.67%、77.27%までに上昇している。LH ケースでは傾向情報選択率が所要時間情報の差が大きい時も含まれている全体のジレンマケースでは 26.23%、35.00%と 10 分以内では HH ケースのように 61.54%、70.37%まで高くなっている。LL ケースでは傾向情報選択率が全体のジレンマケースでは LH ケースと近い 25.00%、31.50%であったが、10 分以内では 41.27%、43.59%に HH ケースと LH ケースよりあまり高くない。結果的にケースに関係なく、横方向が含まれているジレンマケースより上下方向のみのジレンマケースの傾向情報選択率が高かった。そして、所要時間差が 10 分以内の場合は傾向情報選択率が高くなることが確認できた。したがって、HH ケースと LH ケースにおいて各経路の傾向情報の方向が逆になっている状況で、その所要時間情報の差が 10 分以内であれば、傾向情報選択率が 70%になり、傾向情報が経路選択に非常に影響を及ぼしていることが確認できた。

表 4.9 ジレンマケースになる状況

	経路 1 所要時間	経路 1 傾向情報	経路 2 傾向情報
広い範囲	大	→	↗
	大	↘	↗
	大	↘	→
	小	↗	→
	小	↗	↘
	小	→	↘
狭い範囲	大	↘	↗
	小	↗	↘

表 4.10 ジレンマケースで傾向情報を選択した比率

		広い範囲でのジレンマケース		狭い範囲でのジレンマケース	
		全体	10 分以内	全体	10 分以内
HH	合計	37(117)	28(42)	25(60)	17(22)
	比率	31.62%	66.67%	41.67%	77.27%
LH	合計	48(183)	24(39)	42(120)	19(27)
	比率	26.23%	61.54%	35.00%	70.37%
LL	合計	40(160)	26(63)	27(86)	17(39)
	比率	25.00%	41.27%	31.40%	43.59%

(括弧内の数値はそのジレンマケースの合計)

## 4.5 結語

本章では現在提供されている交通情報の問題を解決するために交通情報に傾向情報を追加提供した時、ドライバーの経路選択行動の変化を分析した。分析方法として、PCを利用してドライバーの経路選択に関する室内経路選択実験を行った。室内実験は所要時間情報と傾向情報が提供された実験と渋滞長情報と傾向情報が提供された実験の2種類を実施した。そして、本実験は交通情報未提供時、現状の交通情報のみ提供時、傾向情報追加時と3Phaseに構成されている。被験者はそれぞれ20回ずつ計60回繰り返して経路を選択した。また、交通情報の精度を以下の3つのケースに分けて設定し、精度による経路選択行動の違いを検証した。

- ・ 交通情報，傾向情報が共に高精度(HH ケース)
- ・ 交通情報が低精度，傾向情報は高精度(LH ケース)
- ・ 交通情報，傾向情報が共に低精度(LL ケース)

そして、上記したように設定された室内実験から得られたデータを用いて、集計分析を行った。次に集計分析から得られた知見を整理する。

- ① 経路間所要時間差が - 6 分~6 分において所要時間情報のみ提供された Phase2 と傾向情報が加わった Phase3 の経路 1 選択率の形が異なり、所要時間差が小さい場合は傾向情報を参考している可能性が高いことを示唆した。
- ② 情報の精度が落ちることにより、最短経路選択率が低下した。しかしながら、Phase2 の低精度の所要時間情報のみ提供された時より、Phase3 の低精度の所要時間情報に高精度の傾向情報が加わり提供された時に、最短経路選択率が高かった。すなわち、傾向情報が加わることによって望ましい経路が選択できる可能性が高いことを示唆した。
- ③ 所要時間差が 10 分以内であり、狭い範囲でのジレンマケースでは HH ケース、LH ケースにおける被験者のおよそ 70%が所要時間情報より傾向情報の方を選択した。すなわち、経路間所要時間差が少ない場合、そして、経路の交通状況が逆転しやすい場合は、所要時間情報より傾向情報を信頼することがわかった。

以上の知見から傾向情報は経路選択に影響を与えている可能性が高い。しかしながら、集計データからの結果であり、統計的経路選択モデルを構築する必要がある。そして、その経路選択モデルから傾向情報と経路選択の関係を検討する。

## 参考文献

- 1) 飯田恭敬, 岡田憲夫 : 土木計画システム分析(現象分析編), 森北出版株式会社
- 2) Jeffrey L. Adler, Michael G. McNally : In laboratory experiments to investigate driver behavior under advanced traveler information systems, *Transportation Research Vol.2C*, 149–164, 1994
- 3) R. Jayakrishnan, Hani S. Mahmassani, Ta-Yin Hu : An evaluation tool for advanced traffic information and management systems in urban networks, *Transportation Research Vol.2C*, 129–147, 1994
- 4) Hani S. Mahmassani, Yu-Hsin Liu : Dynamics of commuting decision behaviour under advanced traveler information systems, *Transportation Research Vol.7C*, 91–107, 1999
- 5) Hani S. Mahmassani, Rong-Chang Jou : Transferring insights into commuter behavior dynamics from laboratory experiments to field surveys, *Transportation Research Vol.34A*, 243–260, 2000
- 6) Nobuhiro Uno, Yasunori Iida, Seiichiro Kawaratani : Effects of dynamic information system on travel time reliability of road network, *Traffic and transportation studies*, 911–918, 2002.6
- 7) 宇野伸宏 : 室内実験にも度ついた交通情報提供下の経路選択行動分析と効果評価分析, 京都大学大学院 博士学位論文, 1997.8
- 8) 倉内文孝 : 経路選択を考慮した駐車行動分析に関する研究, 京都大学大学院 修士学位論文, 1993.2
- 9) 瓦谷誠一郎 : 利用者意向分析に基づく交通情報システムの高度化に関する研究, 京都大学大学院 修士学位論文, 2000.2

## 第 5 章 室内実験データを用いた経路選択モデルの構築

### 5.1 概説

#### 5.1.1 研究の背景

第 4 章では、傾向情報提供時の交通行動の影響を分析するため、PC を用いた室内経路選択実験を構築した。そして、室内経路選択実験から得られたデータを集計し、傾向情報提供時の交通行動の影響を簡略的に分析した。その結果、傾向情報が経路選択に影響を及ぼしている可能性が高いことがわかった。本章では、第 4 章で得られた知見の統計学的な検証を行うこと、そして交通流シミュレーションの意思決定サブモデルの構築を行うことを目的として、室内経路選択実験から得られたデータを用い、被験者の経路選択行動をモデル化する。また、本実験では傾向情報が加わることにより、ドライバーの所要時間予測がどのように変化するかを分析するため、実験画面の中に各経路の所要時間を予測させており、この所要時間予測機構に関しても分析を進めることとする。

室内実験において、提供情報を参照した上での所要時間の予測値を各経路について質問しているが、ドライバーは一番早い所要時間と予測された経路を確定的に選択するとは限らなかった。すなわち、経路選択行動は所要時間予測と密接な関係があるが、その全てが所要時間予測によって決定されるわけではないといえる。そのため、室内実験データから傾向情報提供時の経路選択モデルを構築し、傾向情報が経路選択行動にどのような影響を及ぼしているかを検討する。

また、今回の室内実験は 1 人の被験者が繰り返して選択する実験であり、各データ間の独立性を持たない。そのため、今回の室内実験データをパネルデータのように扱い、隠れている個人間異質性が検討できるモデルを構築しなければならない。今回、所要時間予測モデルはランダム効果モデルを用いて推定を行う。また、経路選択モデルは個人間多様性が表現できる Mixed Logit モデルを用いて推定を行う。

#### 5.1.2 本章の構成

5.1 節では、本章の目的について述べた。5.2 節ではパネルデータを用いた予測モデルの統計的手法に関して整理する。そして、室内実験データを用いて、所要時間予測モデルを構築する。また、所要時間予測モデルの推定結果から、傾向情報の傾向方向の定量的感覚を検討する。5.3 節では Mixed Logit モデルに関して説明し、傾向情報提供時の経路選択モデルを構築する。そして、経路選択モデルの推定結果を示して、傾向情報提供時、経路選択行動の影響に関して分析する。5.4 節は傾向情報提供時の経路選択モデルに関する結論と今後の課題に関して整理する。

## 5.2 所要時間予測モデルの構築

### 5.2.1 概要

ドライバーは目的地まで経路を選択する時、提供された所要時間情報を活用するが、提供された所要時間情報を信じきって、所要時間予測を行わずに所要時間情報のみで経路を選択しない。ドライバーが経験した走行所要時間と提供された所要時間情報を比較しながら、経路の所要時間を予測する。本室内実験データには提供された所要時間と予測した所要時間が含まれているので、繰り返し選択実験で経験した所要時間と提供された所要時間情報を比較して、所要時間情報と所要時間予測の関係がわかる。すなわち、提供された所要時間情報を信じているか、ドライバーが経験した所要時間を信じているか、あるいは、その間で折衷しているかがわかる。

なお、室内実験の設定上、経路はある所要時間分布に従って所要時間が決定されるが、被験者はその分布を知らない。しかしながら、本実験は 20 回×3Phase=合計 60 回の繰り返しを行っており、最初は感じなかった経路の所要時間分布が実験回数が増加することによって徐々に形成されていくことになると考えられる。そして、ケースごとに 20 人の被験者がいるため、経験した所要時間と提供された所要時間情報の関係には個人差がある。なお、今回の実験では傾向情報が追加されており、提供された所要時間情報のみを利用して、所要時間を予測するわけではない。したがって、傾向情報と所要時間予測の関係が把握できると考えられる。

本節では室内実験にある所要時間予測項目を有効に利用するために、所要時間予測データを用いて、所要時間予測モデルを構築する。なお、前述したように、提供される情報の種類が 2 種類あるので、所要時間情報実験と渋滞長情報実験の両実験データに関する所要時間予測モデルを構築する。また、本実験では、被験者が選択した経路のみ、実際の所要時間が提示される。一般的に交通情報を利用し、選択した経路を走行したドライバーは結果的にその経路の実所要時間のみを知り、選択しなかった経路の実所要時間はわからない。そのため、前回選択した経路と前回選択しなかった経路の所要時間予測方法は異なると考えられる。したがって、本研究の所要時間予測モデルは前回選択した経路に関する所要時間予測モデルと選択しなかった経路に関する所要時間予測モデルに分類して所要時間予測モデルを構築<sup>2)</sup>することとした。

### 5.2.2 繰り返し実験データとして統計的手法<sup>2)</sup>

本実験において被験者は 1 人 60 回の繰り返し選択実験を行っている。したがって、1 人 1 回選択する実験と比較し、収集できるデータの量は多くなるが、その代わりに、繰り返し選択したデータが各データの間で独立しているか、各個人の効果に影響されていないかを検討する必要がある。そのため、本実験で得られたデータをパネルデータとして扱うこととする。

(1) パネルデータに関する特徴

パネルデータは同一主体の時系列方向のデータが複数のクロスセクションデータとして入っているデータであり、パネルデータを用いた統計的分析はクロスセクション分析手法と時系列分析手法を組み合わせた手法を利用する。すなわち、パネルデータとは同一の対象を継続的に観察し記録したデータのことを指す。例えば、複数の個人に家計簿を継続して記録してもらい、それを集計したデータであるとか、上場企業が企業業務内容を有価証券報告書として毎年、財務省に提出するデータを同一企業ごとにまとめたデータ等をパネルデータという。すなわち、複数の実験者の一人に対して長い期間をかけて数回実験を行う時に収集できるデータである。本実験のデータとパネルデータとは繰り返す時間の間隔が異なるが、個人としての効果と時系列としての効果を分析することは概ね同一である。パネルデータの基本構造を図5.1に示す。

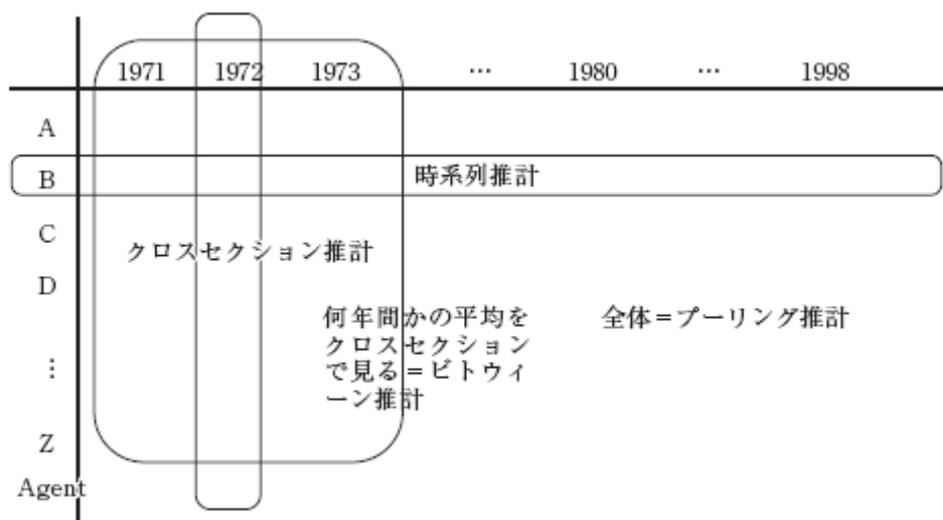


図5.1 パネルデータの基本構造

プーリングデータとは時系列、クロスセクションのデータを合体して全ての変数が共通の母集団から発生していると考え、一括して扱うデータである。ビトウィーンデータとは、プーリングデータに近い考え方であるが、時系列方向に個別主体ごとの平均を取り、それをクロスセクションデータとして分析するデータである。それに対して、時系列データあるいはウィズインデータとは個別主体ごとの時系列方向のデータのみを扱うデータである。このようなパネルデータの間関係を数式で次のように表す。

$$y_{it} = \alpha + X'_{it}\beta + u_{it} \quad i=1,2,\dots,N; t=1,2,\dots,T \quad \text{式5.1}$$

ここで、 $i$ は個別経済主体を表し、クロスセクション方向の情報であり、 $t$ は時間を

表し、時系列方向の情報を与える。  $u_{it}$  である誤差に関して一般的な二元配置誤差構成要素(two-way error component)モデルを想定すると次の式になる。

$$u_{it} = \mu_i + \lambda_t + v_{it} \quad \text{式 5.2}$$

ここで、  $\mu_i$  は観測不可能な経済主体独自の個人効果を表し、  $\lambda_t$  は観察不可能な時間効果、  $v_{it}$  は攪乱項を表す。

## (2) 固定効果モデルとランダム効果モデル

パネルデータを用いて統計的分析を行うとき、誤差項に入っている個人効果、すなわち、経済主体の異質性を考慮して、モデルの傾き  $\beta$  は同一だが、定数項がそれぞれの主体ごとに異なっているモデルが固定効果モデルである。この場合、固定効果としてダミー変数が入るので、最小 2 乗ダミー変数モデル(Least Squares Dummy Variable Model: LSDV)と呼ばれる推定方法を利用する。それに対して、実験者が多く、ダミー変数に表現できない場合、定数項が個別に固定的なものではなくランダムに決定されるというランダム効果モデルがある。このモデルは、ランダム効果が説明変数と無相関であることを仮定し、誤差項の分散共分散行列を勘案した一般化最小 2 乗法(Generalized Least Squares: GLS)を利用して推定する。

また、このモデルの中、適切なモデルを選択する場合は仮説検定を通じて検討する。実験のデータに固定効果モデルを適用して推定する場合は、プーリングデータを最小 2 乗法で推定した結果と LSDV で推定した結果との F 検定(下に説明している Chow 検定と帰無仮説のみ違う)により、このモデルの選択を決定する。そして、ランダム効果モデルを適用して推定する場合は、ラグランジュ乗数法(Lagrange Multiplier Test)を用いて検討する。次に、固定効果モデルとランダム効果モデルの選択はハウスマン検定を用いて検討する。これは個別主体要因が説明変数と無相関であるとの帰無仮説を立て、それをカイ 2 乗検定する方法である。仮説が棄却されると固定効果モデルを用いて推定することが正当化される。次に Lagrange Multiplier (LM)統計とハウスマン検定に関する概要を説明する。

### ◎ Lagrange Multiplier(LM)統計値による検定

ランダム効果があるかを検討する場合は Lagrange Multiplier(LM)統計値を利用する。その検定方法は固定効果の分散が 0 かどうかを検定する方法である。次のようなモデルを考えよう。

$$y_{it} = \mu + X_{it}\beta + u_{it} \quad \text{式 5.3}$$

これは個別固定効果が存在しないのでプーリング最小 2 乗推定ができる。その残差項を  $\hat{u}_{it}$  とすると、次のような統計量が定義できる。

$$S_1 = \sum_{i=1}^N \left( \sum_{t=1}^T \hat{u}_{it} \right)^2 \quad \text{式 5.4}$$

$$S_2 = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \hat{u}_{it}^2 \quad \text{式 5.5}$$

これに対して、Lagrange Multiplier(LM)統計を次のように定義すると、この統計量は自由度 1 のカイ 2 乗分布に従うことになる。

$$LM = \frac{NT}{2(T-1)} \left( \frac{S_1}{S_2} - 1 \right)^2 \sim \chi^2(1) \quad \text{式 5.6}$$

この検定が有意であれば、プーリング推定を棄却し、ランダム効果推定を採択することが望ましいことを意味する。

#### ◎ ハウスマン検定

固定効果モデルとランダム効果モデルの中、どのモデルが望ましいかというテストをするために、次のような仮説を検定する。

$$\begin{aligned} H_0 & : \quad \text{ランダム効果は説明変数 } x_{it} \text{ と関連していない。} \\ H_1 & : \quad \text{ランダム効果は説明変数 } x_{it} \text{ と関連している。} \end{aligned}$$

$H_0$  の下ではランダム効果推定( $\hat{\beta}_r$ )が有効一致推定である。固定効果推定 $\hat{\beta}_f$ は帰無仮説に関係なく一致推定となる。ここで、 $q = \hat{\beta}_f - \hat{\beta}_r$  と定義し、 $V(q) = V(\hat{\beta}_f) - V(\hat{\beta}_r)$  を計算して、 $m = \hat{q}[\hat{V}(\hat{q})]^{-1}\hat{q} \sim \chi^2(k)$  を計算することになる。帰無仮説が棄却されれば固定効果モデルが望ましいことを意味する。

#### (3) パラメータ同一性検定

本実験では提供情報の精度の違いが被験者の経路選択の行動に及ぼす影響を分析するために 3 つのケースに分けて実験を行っている。したがって、各ケース間の所要時間予測モデルのパラメータ推定結果が異なる。しかしながら、数値的には異なっているか、統計的に異なっているかを検証しなければならない。ここで、本章では、統計的手法の Chow 検定を用いて、所要時間予測モデルのパラメータ同一性を検討する。

Chow 検定に関する概要は以下に説明する.

◎ Chow 検定<sup>1)</sup>

2 種類の異なるサンプル(サンプル 1, サンプル 2)から推定された 2 つの回帰分析モデルがあるとした場合, そのパラメータが等しいと帰無仮説  $H_0$  を立てる. そして, 次の式 5.7 に従って F 値を計算する.

$$H_0: \text{各サンプルの推定したパラメータが等しい}$$
$$\tilde{F} = \frac{\sum e_p^2 - (\sum e_1^2 + \sum e_2^2)}{(\sum e_1^2 + \sum e_2^2)} \cdot \frac{(n_1 + n_2) - 2k}{k} \quad \text{式 5.7}$$

ただし,

- $\sum e_1^2$  : サンプル 1 から推定した回帰分析モデルの残差平方和
- $\sum e_2^2$  : サンプル 2 から推定した回帰分析モデルの残差平方和
- $\sum e_p^2$  : サンプル 1, 2 をプールしたサンプルから推定した回帰分析モデルの残差平方和
- $n_1, n_2$  : サンプル 1 及び 2 のサンプル数
- $k$  : 回帰分析モデルのパラメータ数

である.

この検定統計量  $\tilde{F}$  は先述した帰無仮説  $H_0$  の下で自由度  $(k, n_1 + n_2 - 2k)$  の F 分布に従うことが知られている. この検定統計量  $\tilde{F}$  と有意水準  $\alpha$  での理論値  $F_\alpha$  と比較して,  $\tilde{F} > F_\alpha$  であるなら, 帰無仮説  $H_0$  は棄却される. すなわち, 2 種類の異なるサンプルから推定された 2 つの回帰分析モデルのパラメータが等しいという仮説は有意水準  $\alpha$  で棄却される. 一方,  $\tilde{F} \leq F_\alpha$  であれば 2 つの回帰分析モデルのパラメータが等しいという帰無仮説  $H_0$  は棄却されない.

### 5.2.3 所要時間予測モデルの構成

本実験には事前に各経路の所要時間を予測させており, そのデータを用いて所要時間モデルに関する線形回帰モデルを構築することが可能である. しかしながら, 前述しているように個人が 60 回繰り返して実験しているため, 個人間効果と時間効果を考慮してモデルを構築しなければならない. したがって, 今回のモデルは繰り返し実験データをパネルデータとして利用し, パネルデータ分析に従う所要時間予測に関する線形回帰モデルを構築する. 式 5.8 は一般的線形回帰モデルのモデル式と類似な形を持っているが, 誤差項に個人効果と時間効果に関する要素が入っている.

$$y_{it} = \alpha + X'_{it}\beta + u_{it} \quad i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T \quad \text{式 5.8}$$

ただし,

$y_{it}$  : 個人  $i$ , 時間  $t$  に対する従属変数(被験者が入力した予測所要時間)

$X'_{it}$  : 個人  $i$ , 時間  $t$  に対する説明変数ベクトル

$u_{it}$  : 観察不可能な誤差

である. そして, 攪乱項を以下のように定義する.

$$u_{it} = \mu_i + \lambda_t + v_{it}$$

$\mu_i$  : 個人  $i$  に対する観察不可能な個人効果

$\lambda_t$  : 時間  $t$  に対する観察不可能な時間効果

$v_{it}$  : 攪乱項

このモデルの従属変数は被験者が入力した予測所要時間である. 説明変数には提供される交通情報に関する変数と個人が経験する所要時間に関する変数, そして, 経路に関するダミー変数と傾向情報と所要時間に関するダミー変数等がある. また, 本実験においては実際に選択した所要時間のみが表示されることにより, 今回の所要時間を予測する時, 前回に選択した経路と選択しなかった経路に使用される説明変数は異なると考えられる. そのため, 選択経路における所要時間予測モデルと, 非選択経路における所要時間予測モデルと異なる 2 つのモデルを構築することとする. 今回のパネルデータによる線形回帰推定は LIMDEP を利用する.

#### 5.2.4 所要時間情報実験の推定結果

本実験は所要時間情報実験と渋滞長情報実験があり, なお, 情報未提供時, 所要時間情報あるいは渋滞長情報提供時, 傾向情報が加わった交通情報提供時と 3 つの Phase に分類されている. また, Phase には情報の精度別にモデルを構築している. そして, 前回経路を選択しているかどうかによって推定モデルが区別されている. したがって, 推定結果は所要時間情報実験と渋滞長情報実験について, Phase 別, 精度別に推定結果を示し, 考察する.

##### (1) 情報未提供時の所要時間予測モデル(Phase1)

情報が提供されていない状況 (Phase 1) では, 被験者は実際選択した経路を走行した後, 結果として表示されるその経路の所要時間しか所要時間予測の判断材料を持っていない. すなわち, 今回の所要時間予測に対して前回選択した経路に関しては前回選択した経路の走行経験として実所要時間がわかる. 一方, 前回選択していなかった経路に関しては前回の結果を知ることはできない. そのため, 前回選択モデルと前回見選択モデルを分類して推定することとした. 説明変数としては, 定数項, 前回の実所要時間, 前回予測した所要時間と実所要時間の差である前回の予測誤差, 前回以前選択した時の実所要時間, 前回以前選択した時の予測誤差, 平均経験所要時間, 経路

ダミーとする。情報未提供時の所要時間予測モデルの推定結果を表 5.1 に示す。

前回選択した経路に関する所要時間予測モデルは定数項、前回選択した経路の実所要時間、予測誤差、そして、平均所要時間が有意な影響を及ぼしている。したがって、被験者は一番最近に利用した時の実所要時間や予測誤差を中心に、平均経験所要時間も参考にしながら、経路の所要時間を予測していると考えられる。LM 検定量は 103.88 となり、個人効果及び時間効果がある結果となっている。ハウスマン検定量は 56.79 となり、個人効果及び時間効果が説明変数と相関関係があることがわかる。すなわち、ランダム効果モデルではなく固定効果モデルを用いて推定した方が望ましいといえる。また、表 5.1 に示した推定結果は固定効果モデル方法により推定した結果である。相関係数は 0.509 であり、低い数値になった。前回の実所要時間と予測誤差のみでは正確な所要時間予測は難しいと言える。

表 5.1 情報未提供時の推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	6.447	3.289	16.662	7.089
前回の実所要時間	0.559	13.330	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	-0.019	-0.473	0.139	2.505
前回の予測誤差	0.224	6.474	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	-0.007	-0.249	0.045	1.040
平均経験所要時間	0.271	4.140	0.445	6.789
経路ダミー	-0.752	-1.105	-0.285	-0.322
サンプル数	1023		936	
相関係数	0.509		0.503	
LM 検定	103.88 (0.000)		423.16 (0.000)	
ハウスマン検定	56.79 (0.000)		17.61 (0.001)	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

一方、前回選択していなかった経路に関する所要時間予測モデルは定数項、前回以前に選択した経路の実所要時間、平均所要時間が有意な影響を及ぼしている。また、前回の実所要時間がないため、それ以前に選択した実所要時間を利用していることがわかる。そして、その時に予測した所要時間との予測誤差は非有意になっていることにより、被験者は所要時間予測において前回選択していなかった経路に関する前回以前の予測誤差までは覚えていない可能性が高い。LM 検定量は 423.16 となり、個人効果及び時間効果があるといえる。一方、ハウスマン検定量は 17.61 となり、選択経路

モデルのようにランダム効果モデルではなく固定効果モデルを用いて推定した方が望ましいと考えられる。また、表 5.1 に示した推定結果は固定効果モデル方法により推定した結果である。相関係数も選択モデルのように 0.503 であり、低い数値になっている。

結果的に、被験者は情報が提供されない時、前回あるいはそれ以前に選択した経路の実所要時間結果を蓄積して利用していることがわかり、被験者は所要時間を予測する時、経路選択結果による実所要時間に影響されている可能性が高いと考えられる。

## (2) 所要時間情報提供時の所要時間予測モデル(Phase2)

情報が提供された状況では被験者は経験した実所要時間と提供された情報の中で、所要時間を予測すると考えられる。したがって、今回の推定モデルにおいて情報未提供時に利用した実所要時間に関わる説明変数を利用し、また、各経路に対する所要時間情報も説明変数として利用する。推定結果は高精度情報を提供したケースを表 5.2 に示し、低精度情報を提供したケースを表 5.3 に示す。

表 5.2 高精度情報を提供したケースの推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	-1.188 (-1.480)	-0.912 (-0.849)	-0.239 (-0.340)	-0.169 (-0.234)
前回の実所要時間	0.040 (0.053)	1.373 (1.744)	N/A (N/A)	N/A (N/A)
前回以前選択時の実所要時間	-0.008 (0.006)	-0.282 (0.220)	0.004 (0.012)	0.093 (0.039)
前回の予測誤差	-0.013 (-0.053)	-0.296 (-1.157)	N/A (N/A)	N/A (N/A)
前回以前選択時の予測誤差	0.000 (-0.017)	0.005 (-0.433)	-0.012 (-0.011)	-0.310 (-0.299)
平均経験所要時間	0.002 (-0.013)	0.031 (-0.178)	0.005 (0.007)	0.093 (0.140)
前回選択経路の所要時間情報	0.956 (0.955)	68.308 (67.481)	0.054 (0.057)	3.745 (4.031)
前回非選択経路の所要時間情報	0.040 (0.037)	3.132 (2.858)	0.940 (0.939)	74.804 (75.171)
経路ダミー	0.833 (0.923)	1.761 (1.818)	0.729 (0.745)	1.435 (1.474)

(表 5.2 続き)	選択経路モデル	非選択経路モデル
サンプル数	245	254
相関係数	0.954 (0.963)	0.959 (0.967)
LM 検定	4.89 (0.087)	3.53 (0.171)
ハウスマン検定	5.15 (0.741)	4.58 (0.598)
攪乱項 Var( $\nu$ )	10.969	12.319
個人効果 Var( $\mu$ )	1.924	0.173
時間効果 Var( $\lambda$ )	1.817	0.413

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(括弧なしは OLS 推定結果, 括弧の中はランダム効果推定結果)

(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.3 低精度情報を提供したケースの推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	4.448	1.678	3.407	1.818
前回の実所要時間	-0.054	-1.457	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	0.039	1.049	-0.011	-0.303
前回の予測誤差	-0.010	-0.305	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	0.062	1.975	-0.056	-1.993
平均経験所要時間	-0.031	-0.352	0.042	0.717
前回選択経路の所要時間情報	0.806	44.623	0.128	8.266
前回非選択経路の所要時間情報	0.133	8.355	0.762	56.423
経路ダミー	2.162	3.176	1.048	1.842
サンプル数	680		686	
相関係数	0.809		0.853	
LM 検定	346.51 (0.000)		121.80 (0.000)	
ハウスマン検定	19.91 (0.011)		14.88 (0.021)	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.2 に示した高精度情報を提供したケースの推定結果は LM 検定量が選択経路モデルと非選択経路モデル共に 4.89 と 3.53 であり, かなり低い. その結果, 8.7%と 17.1%の確率に個人効果及び時間効果があるという帰無仮説が棄却できない場合が存在する. すなわち, 5%有意水準では個人効果及び時間効果はない. しかしながら, 相関係数はわずかながら増加して, 個人効果及び時間効果を考慮した時の推定結果がや

や説明力が高いことがわかる。そのため、推定結果を OLS 推定結果とランダム効果推定結果を一緒に示す。括弧がないと OLS 推定結果で、括弧内はランダム効果モデルの推定結果である。

表 5.2 に表した推定結果を見ると、高精度の所要時間情報が提供されているためか、前回選択した経路に関するモデルと選択していなかった経路に関するモデルに関わらず、各経路に関する所要時間情報変数が有意な影響を及ぼしている。したがって、Phase1 の情報未提供時に比べ、所要時間予測の際に走行経験よりも提供情報が重視されていることがわかる。相関係数は 0.954(0.963), 0.959(0.967)であり、かなり高く、情報に依存しているように考えられる。そして、ハウスマン検定量は 5.15, 4.58 であり、個人効果及び時間効果が説明変数と相関がない。したがって、ランダム効果モデルを用いて推定した方が望ましいと考えられる。ランダム効果モデルを用いて推定した結果、選択経路モデルの個人効果及び時間効果の分散は 1.924, 1.817 であり、非選択モデルの個人効果及び時間効果の分散は 0.173, 0.413 であり、LM 検定量も選択経路モデルの方が高い。すなわち、前回選択した経路に関してより個人間差がある所要時間予測を行っていることがわかる。非選択経路に関しては前回の実所要時間がわからないため、提供される情報に個人差はないが、選択経路に関しては、提供されている情報と自分が経験した所要時間を比較しながら、所要時間を予測した結果、情報に対する影響度に多少個人差があることがわかる。

表 5.3 に表した低精度情報提供時の推定結果を見ると、各経路に関する所要時間情報変数以外に前回以前選択時の予測誤差、選択経路モデルのみ経路ダミー変数が有意な影響を及ぼしている。情報の精度が低下することによって、予測誤差と経路ダミーが有意になっているといえる。また、選択、非選択モデルに対する所要時間情報の推定パラメータも高精度情報ケースの 0.956(0.955), 0.940(0.939)から低精度情報ケースの 0.806, 0.762 に低くなり、被験者は提供される情報の精度をやや感じているかのように見える。相関係数も 0.809, 0.853 であり、高精度情報が提供されたケースに比べ、低くなっている。被験者によって所要時間予測に異質性があると考えられる。LM 検定量は選択、非選択モデルに関係なく高い数値になって、個人効果及び時間効果があることがわかる。また、ハウスマン検定では検定量が 19.91, 14.88 であり、固定効果モデルを用いて推定する方が望ましいと考えられる。

ここまで、情報の精度が異なる Phase 2 の 2 つのケースに関するモデルを推定した。そこで、2 つのケースから推定されたパラメータが同一であるかどうかに関する検定を行う。この検定結果により、精度が異なるモデルの推定結果が同一ではない場合、被験者は精度が変わっている状況において異なる所要時間予測を行うことが判明される。選択経路モデルと非選択経路モデルに分け、高精度情報を提供したケースと低精度情報を提供したケースを有意水準 5% の Chow 検定法を用いて検定を行う。次に  $\alpha$

=0.05 とする Chow 検定結果を表 5.4 に示す.

表 5.4 所要時間情報実験の Phase2 に関する Chow 検定結果

	選択経路モデル	非選択経路モデル
$F$ 値	4.69	9.40
$F_{\alpha}$ 値	1.89	1.95

表 5.4 によると, 同一性帰無仮説( $H_0$ : 高精度情報を提供したケースの推定結果=低精度情報を提供したケースの推定結果)が棄却される. したがって, 情報の精度別に所要時間予測モデルを推定する妥当性が判明された. その結果, 被験者は情報の精度が異なる状況において所要時間予測行動に差があることが明らかになった. 被験者は繰り返して所要時間予測を行っているうちに, 情報の精度が認識できるようになった可能性が高いと考えられる.

所要時間情報が提供された時の推定結果を要約すると選択経路モデル, 非選択経路モデルに関わらず, 所要時間予測を行う際に情報未提供時と比較して走行経験の影響が減って, 両経路の所要時間情報の影響が強いことがわかった. そして, 所要時間情報の精度が低下することにより, 所要時間予測に影響する情報以外の要素が増え, 情報に対する依存度が低下しているた. Chow 検定法により所要時間情報の精度が異なると, 被験者の所要時間予測は変化することが明らかになった. また, 推定されたパラメータから所要時間情報は所要時間予測を行う経路の情報のみではなく, 別の経路の情報も影響を及ぼしていることも知見として得られた.

### (3) 所要時間情報と傾向情報提供時の所要時間予測モデル(Phase3)

Phase2 の際に適用した情報未提供時に利用した実所要時間に関わる変数, 各経路に対する所要時間情報変数に加え, さらに, 傾向情報に関するダミー変数を追加する. 傾向情報は選択(非選択)経路の所要時間大小関係と矢印方向によって構成されている. 例えば, 所要時間情報小, 矢印上は, 選択経路モデルでは前回選択した経路の所要時間情報が選択しなかった経路より小さく, 前回選択した経路の矢印が上, 選択しなかった経路の矢印が下になることを意味する. 非選択経路モデルでは前回選択しなかった経路の所要時間情報が選択した経路より小さく, 前回選択しなかった経路の矢印が上, 選択した経路の矢印が下になることを意味する.

推定結果は HH 情報を提供したケースは表 5.5 に示し, LH 情報を提供したケースは表 5.6 に示す. また, LL 情報を提供したケースは表 5.7 に示す. そして, HH 情報を提供したケースと LL 情報を提供したケースの選択経路モデルで LM 検定値が低い, 相関係数が多少高いため, OLS 推定結果とランダム効果推定結果を一緒に示す.

表 5.5 HH 情報を提供したケースの推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	T 値
定数項	1. 888 (0. 828)	1. 011 (0. 360)	0. 573 (0. 016)	0. 471 (0. 011)
前回の実所要時間	0. 044 (0. 031)	1. 398 (0. 931)	N/A (N/A)	N/A (N/A)
前回以前選択時の実所要時間	0. 030 (0. 027)	1. 016 (0. 873)	-0. 008 (-0. 006)	-0. 349 (-0. 219)
前回の予測誤差	0. 013 (0. 005)	0. 237 (0. 086)	N/A (N/A)	N/A (N/A)
前回以前選択時の予測誤差	0. 044 (0. 035)	0. 921 (0. 698)	0. 017 (0. 016)	1. 777 (1. 590)
平均経験所要時間	-0. 042 (-0. 005)	-0. 577 (-0. 061)	-0. 001 (0. 013)	-0. 033 (0. 292)
前回選択経路の所要時間情報	0. 918 (0. 926)	53. 665 (51. 660)	0. 030 (0. 031)	2. 338 (2. 356)
前回非選択経路の所要時間情報	0. 033 (0. 036)	2. 174 (2. 251)	0. 965 (0. 965)	87. 862 (83. 182)
経路ダミー	-0. 434 (-0. 339)	-0. 871 (-0. 636)	0. 918 (1. 061)	2. 462 (2. 642)
所要時間情報小, 矢印上	3. 774 (3. 507)	5. 310 (4. 658)	3. 998 (3. 818)	7. 929 (6. 698)
所要時間情報大, 矢印上	3. 681 (3. 625)	4. 823 (4. 587)	5. 443 (5. 276)	8. 502 (7. 652)
所要時間情報小, 矢印下	-5. 110 (-5. 307)	-5. 791 (-5. 826)	-3. 795 (-4. 022)	-7. 203 (-7. 049)
所要時間情報大, 矢印下	-5. 247 (-5. 525)	-7. 837 (-7. 766)	-4. 589 (-4. 672)	-8. 913 (-8. 543)
サンプル数	245		235	
相関係数	0. 942 (0. 952)		0. 977 (0. 980)	
LM 検定	2. 22 (0. 329)		1. 56 (0. 459)	
ハウスマン検定	8. 94 (0. 708)		5. 70 (0. 840)	
攪乱項 Var( $\nu$ )	11. 976		6. 962	

(表 5.5 続き)	選択経路モデル	非選択経路モデル
個人効果 Var( $\mu$ )	1.431	0.462
時間効果 Var( $\lambda$ )	4.120	1.867

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(傾向情報ダミー変数は選択経路モデルは選択経路の説明変数, 非選択経路モデルは非選択経路の説明変数)

(括弧なしは OLS 推定結果, 括弧の中はランダム効果推定結果)

(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.6 LH 情報を提供したケースの推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	6.544	1.548	-1.615	-0.430
前回の実所要時間	0.057	0.984	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	0.015	0.256	-0.103	-1.817
前回の予測誤差	0.136	3.145	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	0.012	0.273	-0.006	-0.289
平均経験所要時間	-0.142	-0.965	0.275	2.284
前回選択経路の所要時間情報	0.851	34.345	0.090	3.330
前回非選択経路の所要時間情報	0.056	2.341	0.830	30.909
経路ダミー	-0.352	-0.379	0.197	0.201
所要時間情報小, 矢印上	6.394	4.957	5.035	4.057
所要時間情報大, 矢印上	6.839	4.628	8.938	5.554
所要時間情報小, 矢印下	-4.561	-3.228	-7.101	-4.877
所要時間情報大, 矢印下	-6.959	-5.310	-6.932	-5.046
サンプル数	340		336	
相関係数	0.858		0.842	
LM 検定	42.31 (0.000)		28.98 (0.000)	
ハウスマン検定	12.25 (0.426)		5.44 (0.860)	
攪乱項 Var( $\nu$ )	43.804		52.225	
個人効果 Var( $\mu$ )	14.494		3.083	
時間効果 Var( $\lambda$ )	3.084		3.534	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(傾向情報ダミー変数は選択経路モデルは選択経路の説明変数, 非選択経路モデルは非選択経路の説明変数)

(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.7 LL 情報を提供したケースの推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	-1.159 (-1.457)	-0.394 (-0.448)	4.242	1.525
前回の実所要時間	-0.010 (-0.009)	-0.240 (-0.202)	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	0.006 (-0.001)	0.145 (-0.015)	-0.001	-0.024
前回の予測誤差	0.042 (0.040)	1.244 (1.190)	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	0.012 (0.015)	0.341 (0.432)	0.024	1.594
平均経験所要時間	0.109 (0.124)	1.084 (1.111)	-0.091	-1.101
前回選択経路の所要時間情報	0.878 (0.876)	36.824 (35.915)	0.121	5.482
前回非選択経路の所要時間情報	0.084 (0.085)	4.290 (4.254)	0.845	42.758
経路ダミー	0.601 (0.632)	0.732 (0.744)	1.107	1.287
所要時間情報小, 矢印上	3.720 (3.656)	3.431 (3.235)	4.429	3.861
所要時間情報大, 矢印上	4.632 (4.837)	3.584 (3.674)	7.492	5.937
所要時間情報小, 矢印下	-3.342 (-3.266)	-2.797 (-2.648)	-4.344	-3.526
所要時間情報大, 矢印下	-4.365 (-4.445)	-3.932 (-3.749)	-3.135	-2.861
サンプル数	340		235	
相関係数	0.871 (0.888)		0.915	
LM 検定	1.29 (0.525)		13.09 (0.001)	
ハウスマン検定	5.55 (0.937)		8.59 (0.572)	
攪乱項 Var( $v$ )	42.256		42.025	

(表 5.7 続き)	選択経路モデル	非選択経路モデル
個人効果 Var( $\mu$ )	3.316	5.332
時間効果 Var( $\lambda$ )	2.366	4.403

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(傾向情報ダミー変数は選択経路モデルは選択経路の説明変数，非選択経路モデルは非選択経路の説明変数)

(括弧なしは OLS 推定結果，括弧の中はランダム効果推定結果)

(LM 検定，ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.5 に表した HH 情報を提供したケースの推定結果を見ると，各経路の所要時間情報に加え，傾向情報ダミー変数も有意になっていることがわかる．非選択経路モデルでは経路ダミー変数も有意になっている．被験者は情報が提供されると実際経験した走行経験より，提供された情報を全て利用して所要時間予測を行っている可能性が高い．相関係数は 0.942(0.952)，0.977(0.980)であり，Phase3 の 3 種類のケースの中で一番高い．また，選択経路モデルにおける傾向情報上向きダミーのパラメータ値は 3.5 程度であり，傾向情報下向きダミーのパラメータ値は -5.5 程度である．したがって，被験者は傾向情報上向きに所要時間が 3.5 分程度増加し，下向きに 5.5 分程度減少すると見積もっていることがわかる．非選択経路モデルにおいては傾向情報上向きダミーのパラメータ値は 4.0，5.5 であり，傾向情報下向きダミーのパラメータ値が，-3.8，-4.5 でややバラつきが見える．前回選択していなかった経路なので，実所要時間がわからなく，傾向情報の方向に対する所要時間増減分の計算が難しくなったためだと考えられる．そして，LM 検定量が低く，個人効果及び時間効果がない可能性もある．ハウスマン検定量も低く，ランダム効果推定方法が望ましい結果になった．ランダム効果モデルを用いて推定した結果，選択経路モデルの個人効果及び時間効果の分散が 1.431，4.120 であり，非選択モデルの個人効果及び時間効果の分散が 0.462，1.867 である．

表 5.6 に表した LH 情報を提供したケースの推定結果を見ると，HH 情報を提供したケースのように各経路の所要時間情報に加え，傾向情報ダミー変数が有意になっている．また，選択経路モデルでは前回の予測誤差，非選択経路モデルでは平均所要時間が有意になっている．相関係数は 0.858，0.842 であり，被験者の所要時間予測に多少バラつきが生じていることがわかる．選択経路モデルにおける傾向情報上向きダミーのパラメータ値は前回選択した経路の所要時間情報に対する大小に関係なく 6.5 程度であり，傾向情報下向きダミーのパラメータ値は前回選択した経路の所要時間情報が非選択経路より小さいと -4.5 程度，大きいと -7.0 程度になっている．一方，非選択経路モデルにおける傾向情報上向きダミーのパラメータ値は前回非選択経路の所要時間情報が選択経路より小さいと 5.0 程度，大きいと 9.0 程度になり，傾向情報下向きダミーのパラメータ値は前回非選択経路の所要時間情報に対する大小に関係なく 7.0 程度である．HH 情報を提供したケースと比較してみると，所要時間情報の精度が低

下しているためか、傾向情報ダミー変数のパラメータ値の絶対値が大きい。すなわち、被験者は所要時間予測をする際、傾向情報の方向にやや敏感に反応するようになったと考えられる。

LM 検定量は高く、ハウスマン検定値は低いため、ランダム効果推定方法が望ましいと言える。ランダム効果モデルを用いて推定した結果、選択経路モデルの個人効果及び時間効果の分散が 14.494, 3.084 であり、非選択モデルの個人効果及び時間効果の分散が 3.083, 3.534 である。より詳細に見ると、選択経路モデルの個人効果の分散が非常に大きいことがわかる。所要時間情報の精度が低くなり、被験者は所要時間の予測の際、精度が高い傾向情報を利用しようとするが、そこに、個人差があることがわかる。

表 5.7 に表した LL 情報を提供したケースの推定結果を見ると、HH 情報を提供したケースのように、各経路の所要時間情報に加え、傾向情報ダミー変数が有意になっている。相関係数は 0.871(0.888), 0.915 である。選択経路モデルにおける傾向情報上向きダミーのパラメータ値は前回選択した経路の所要時間情報が非選択経路より小さいと 3.8 程度、大きいと 4.7 程度になり、傾向情報下向きダミーのパラメータ値は前回選択した経路の所要時間情報が非選択経路より小さいと-3.3 程度、大きいと-4.4 程度になっている。一方、非選択経路モデルにおける傾向情報上向きダミーのパラメータ値は前回非選択した経路の所要時間情報が選択経路より小さいと 4.4 程度、大きいと 7.5 程度になり、傾向情報下向きダミーのパラメータ値は前回非選択した経路の所要時間情報が選択経路より小さいと-4.3 程度、大きいと-3.1 程度になっている。HH 情報を提供したケースと比較してみると傾向情報ダミー変数のパラメータ値がやや小さい。傾向情報の精度も低下しているために、被験者は所要時間予測の際、HH 情報を提供したケースより傾向情報の影響度を小さく見積もっていると考えられる。

LM 検定量は選択経路モデルでは小さく、非選択経路モデルでは大きい。その結果、非選択経路モデルの場合、個人効果及び時間効果があると言える。ハウスマン検定量は両方とも小さく、ランダム効果推定方法が望ましいと言える。ランダム効果モデルを用いて推定した結果、選択経路モデルの個人効果及び時間効果の分散が 3.316, 2.366 であり、非選択モデルの個人効果及び時間効果の分散が 5.332, 4.403 である。

ここまで、所要時間情報の精度と傾向情報の精度が異なる 3 つのケースに関するモデルを推定した。そこで、3 つのケースから推定されたパラメータが同一であるかどうかに関する検定を行う。この検定結果により、精度が異なるモデルの推定結果が同一ではない場合、被験者は精度が変わっている状況において異なる所要時間予測を行うことが判明される。選択経路モデルと非選択経路モデルに分け、3 つの帰無仮説 (HH=LH, HH=LL, LH=LL) を有意水準 5% の Chow 検定法を用いて検定を行う。次に  $\alpha = 0.05$  とする Chow 検定結果を表 5.8 に示す。

表 5.8 所要時間情報実験の Phase3 に関する Chow 検定結果

	$H_0$	選択経路モデル	非選択経路モデル
$F$ 値	HH=LH	3.72	6.18
$F_\alpha$ 値		1.74	1.77
$F$ 値	HH=LL	1.88	4.50
$F_\alpha$ 値		1.74	1.77
$F$ 値	LH=LL	3.81	5.48
$F_\alpha$ 値		1.74	1.77

表 5.8 によると各ケースの同一性帰無仮説が棄却されている。しかしながら、選択経路モデルの HH=LL の帰無仮説に対する  $F$  値は境界値より少し高かったため、有意水準 1%では、2 つのケースが異なるとは統計的にいえない。それは、被験者は悪い情報が提供されていても、良い情報が提供されているかのように、情報を信じている可能性が高い。実際には精度が悪いため、間違っただけの所要時間予測による悪影響が生じる可能性が否定できない。それに比べ、LH 情報を提供したケースは他のケースと同一ではないことがわかる。傾向情報に対するパラメータも絶対値が大きく、HH 情報を提供したケースより、所要時間予測に傾向情報がより影響を及ぼしている可能性が高い。

所要時間情報に加え傾向情報が提供された時の推定結果により、所要時間情報に加え傾向情報が提供された場合、傾向情報の向きや所要時間情報の大小に関係なく、傾向情報が所要時間予測に有意な影響を及ぼすことがわかった。また、LH 情報を提供したケースの相関係数が他に比べ低く、ランダム効果推定による個人効果分散が大きいことから被験者間の所要時間予測に一番バラつきが生じ、被験者ごとの情報に対する評価に違いが生じる可能性があることを示唆している。そして、傾向情報ダミー変数のパラメータも大きい。すなわち、被験者は所要時間予測の際、精度の低い所要時間情報より精度が高い傾向情報により敏感に反応していることがわかる。結果的に高精度所要時間情報の提供が困難な場合、高精度の傾向情報を提供することにより、ドライバーを高精度の傾向情報に反応させることができると考えられる。

### 5.2.5 渋滞長情報実験の推定結果

#### (1) 情報未提供時の所要時間予測モデル(Phase1)

渋滞長情報実験の情報未提供時における所要時間予測モデルの推定結果は表 5.9 に示す。所要時間情報実験のように、情報が提供されていないため、前回まで経験した走行経験に関する変数が有意になった。選択経路モデルにおいては前回以前選択時の実所要時間、予測誤差が有意ではないが、経路ダミー変数が有意になっている。相関

係数は 0.493, 0.573 であり, 全体実験の中で一番低い.

LM 検定で, 個人効果及び時間効果があることがわかり, ハウスマン検定で, 固定効果推定方法が望ましいことがわかった. 所要時間実験同様, 情報未提供時の所要時間予測には直前の走行経験(実所要時間, 予測誤差)が最も影響を及ぼしていることがわかる.

表 5.9 情報未提供時の推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	12. 616	5. 973	15. 139	5. 343
前回の実所要時間	0. 474	11. 325	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	0. 021	0. 494	0. 403	6. 484
前回の予測誤差	0. 141	3. 971	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	0. 002	0. 065	0. 186	3. 616
平均経験所要時間	0. 161	2. 341	0. 214	3. 103
経路ダミー	-1. 717	-2. 476	1. 597	1. 898
サンプル数	1025		878	
相関係数	0. 493		0. 573	
LM 検定	66. 54 (0. 000)		625. 80 (0. 000)	
ハウスマン検定	109. 39 (0. 000)		24. 71 (0. 000)	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

## (2) 渋滞長情報提供時の所要時間予測モデル(Phase2)

渋滞長情報が提供された時の所要時間予測モデルの推定結果は高精度渋滞長情報のケースは表 5.10 に, 低精度渋滞長情報のケースは表 5.11 に示す.

表 5.10 高精度情報を提供したケースの推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	20. 203	4. 456	25. 810	6. 814
前回の実所要時間	0. 125	1. 917	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	-0. 025	-0. 412	0. 014	0. 218
前回の予測誤差	-0. 015	-0. 233	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	-0. 023	-0. 405	-0. 039	-0. 665
平均経験所要時間	0. 101	0. 612	-0. 907	-0. 651

(表 5.10 続き)	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
説明変数				
前回選択経路の渋滞長情報	2.193	16.948	2.156	18.401
前回選択経路の事故情報	8.872	7.456	7.210	6.185
経路ダミー	-3.841	-2.737	0.025	0.190
サンプル数	680		331	
相関係数	0.712		0.729	
LM 検定	105.82 (0.000)		248.89 (0.000)	
ハウスマン検定	11.52 (0.174)		17.63 (0.007)	
攪乱項 Var( $\nu$ )	86.670		N/A	
個人効果 Var( $\mu$ )	57.441		N/A	
時間効果 Var( $\lambda$ )	5.537		N/A	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)  
(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.11 低精度情報を提供したケースの推定結果

	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
説明変数				
定数項	18.635	5.203	23.646	9.048
前回の実所要時間	0.023	0.462	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	-0.083	-1.645	-0.008	-0.170
前回の予測誤差	0.036	0.904	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	-0.017	-0.500	0.033	1.059
平均経験所要時間	0.366	2.789	0.207	2.470
前回選択経路の渋滞長情報	1.894	20.717	1.944	22.691
前回選択経路の事故情報	9.453	9.149	7.383	7.637
経路ダミー	-2.635	-2.870	-3.448	-3.944
サンプル数	680		669	
相関係数	0.662		0.669	
LM 検定	205.92 (0.000)		242.26 (0.000)	
ハウスマン検定	76.07 (0.000)		51.35 (0.000)	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)  
(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.10 に示したように、高精度情報を提供したケースでは定数項、渋滞長情報、事故情報、選択経路モデルの経路ダミー変数が所要時間予測に有意な影響を及ぼしていることがわかる。高精度な渋滞長情報が提供されたことにより、被験者は走行経験よ

り交通情報を信頼し、その情報を用いて、所要時間を予測していることがわかる。また、選択経路モデルと非選択経路モデルの両モデルに定数項が有意になっていることにより、被験者は渋滞が起こっていない場合に対する所要時間の基準値を持っていると考えられる。そして、渋滞長情報のパラメータは 2 程度、事故情報は 9 程度になり、渋滞長 1km につきおよそ 2 分、事故情報によっておよそ 9 分所要時間が増加すると見積もることがわかる。

相関係数は 0.712, 0.729 であり、所要時間情報実験と比較して低くなったものの、説明力は低いといえる。一般的に、被験者には渋滞長情報は所要時間情報より所要時間を予測することが難しいと考えられる。LM 検定量は帰無仮説を棄却し、ハウスマン検定量は選択経路モデルにおいてはランダム効果推定方法が非選択経路モデルにおいては固定効果推定方法が望ましい結果となった。選択経路モデルの個人効果分散は 57.441, 時間効果は 5.537 である。所要時間情報実験に比べれば、分散が非常に大きいことがわかる。すなわち、渋滞長から所要時間を予測する時に渋滞長に対する所要時間の感覚に個人差があることが明らかになった。

表 5.11 に示したように、低精度情報を提供したケースでは定数項、渋滞長情報、事故情報に加え、平均所要時間、非選択経路モデルの経路ダミー変数も所要時間予測に有意な影響を及ぼしている。情報の精度が低下したため、定数項のパラメータも若干低下している。そして、平均所要時間が有意になっていることから、被験者は所要時間予測の際、精度が低下している渋滞長情報を走行経験で補完しようとしていることと考えられる。また、渋滞長情報のパラメータは減少し、事故情報のパラメータは増加している。そこで、被験者は渋滞長情報から実所要時間を比較する時に、渋滞長情報の精度が低下し、渋滞長に対する所要時間予測がよくできない状況を事故の影響だと誤解している可能性がある。

相関係数は 0.662, 0.669 であり、高精度情報を提供したケースより低くなった。LM 検定量は帰無仮説を棄却し、ハウスマン検定量は固定効果推定方法が望ましい結果となった。

ここまで、情報の精度が異なる 2 つのケースに関するモデルを推定した。そこで、所要時間情報実験のように、2 つのケースから推定されたパラメータが同一であるかどうかに関する検定を行う。選択経路モデルと非選択経路モデルに分け、高精度情報を提供したケースと低精度情報を提供したケースを有意水準 5% の Chow 検定法を用いて検定を行う。次に  $\alpha = 0.05$  とする Chow 検定結果を表 5.12 に示す。

表 5.12 渋滞長情報実験の Phase2 に関する Chow 検定結果

	選択経路モデル	非選択経路モデル
$F$ 値	3.01	3.96
$F_{\alpha}$ 値	1.91	1.89

表 5.12 によると、同一性帰無仮説( $H_0$ : 高精度情報を提供したケースの推定結果=低精度情報を提供したケースの推定結果)が棄却される。したがって、情報の精度別に所要時間予測モデルを推定する妥当性が判明された。所要時間情報実験のように被験者は繰り返して所要時間予測を行っているうちに情報の精度が認識できるようになった可能性が高い。

結果的に、情報未提供時と比較して選択経路モデル、非選択経路モデルともに所要時間予測を行う際に、走行経験の影響が低減し、渋滞長情報、事故情報の影響が強くなったことがわかった。また、渋滞長情報の精度が低下することにより、情報以外の要素の影響も生じることがわかった。そして、「自然渋滞」、「事故渋滞」に対する反応を見るため、事故情報を提供したが、全てのケースで事故情報が所要時間予測に影響を及ぼしていることが知見として得られた。しかしながら、実験の設定上、事故情報は渋滞長と関係なく、一様分布の確率で情報画面の下に表示される情報である。したがって、事故情報が所要時間情報に影響を及ぼしていることから被験者は過去の経験により「事故渋滞」を回避する傾向があることと考えられる。また、渋滞長 1km につき 2 分程度所要時間を増加させ、事故情報により 9 分程度所要時間を増加させていることが明らかになった。

### (3) 渋滞長情報と傾向情報提供時の所要時間予測モデル(Phase3)

渋滞長情報と傾向情報の提供時、所要時間予測モデルの推定結果は HH 情報のケースは表 5.13 に、LH 情報のケースは表 5.14 に、LL 情報のケースは表 5.15 に示す。

表 5.13 HH 情報を提供したケースの推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	13.490	3.468	29.038	7.618
前回の実所要時間	0.195	3.329	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	0.113	2.012	-0.024	-0.405
前回の予測誤差	0.205	3.046	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	0.147	2.257	0.083	1.110
平均経験所要時間	0.036	0.304	-0.025	-0.246

(表 5.13 続き)	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
説明変数				
前回選択経路の渋滞長情報	2.192	17.799	1.650	14.678
前回選択経路の事故情報	3.832	3.914	2.768	2.893
経路ダミー	-3.992	-4.199	-3.096	-3.424
渋滞長情報短, 矢印上	7.130	5.863	3.366	2.885
渋滞長情報長, 矢印上	3.403	2.022	5.174	3.663
渋滞長情報短, 矢印下	-1.234	-1.000	-1.808	-0.652
渋滞長情報長, 矢印下	-2.712	-2.053	-2.299	-1.865
サンプル数	323		331	
相関係数	0.778		0.765	
LM 検定	27.68 (0.000)		56.35 (0.000)	
ハウスマン検定	20.35 (0.061)		13.04 (0.222)	
攪乱項 Var( $\nu$ )	50.938		50.243	
個人効果 Var( $\mu$ )	49.357		68.284	
時間効果 Var( $\lambda$ )	2.957		2.919	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(傾向情報ダミー変数は選択経路モデルは選択経路の説明変数, 非選択経路モデルは非選択経路の説明変数)

(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.14 LH 情報を提供したケースの推定結果

	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
説明変数				
定数項	26.614	6.418	19.338	5.724
前回の実所要時間	0.015	0.244	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	-0.089	-1.470	0.078	1.280
前回の予測誤差	-0.021	-0.377	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	-0.022	-0.385	0.112	1.885
平均経験所要時間	0.259	2.069	0.292	3.026
前回選択経路の渋滞長情報	1.811	12.687	1.836	11.725
前回選択経路の事故情報	7.002	5.672	6.543	5.080
経路ダミー	-2.618	-2.358	-3.386	-2.921
渋滞長情報短, 矢印上	4.153	2.379	3.525	2.374
渋滞長情報長, 矢印上	5.604	2.591	8.007	3.977
渋滞長情報短, 矢印下	-4.281	-2.235	-6.946	-1.191
渋滞長情報長, 矢印下	-6.492	-3.357	-1.823	-1.205

(表 5.14 続き)	選択経路モデル	非選択経路モデル
サンプル数	340	347
相関係数	0.770	0.770
LM 検定	91.92 (0.000)	129.41 (0.000)
ハウスマン検定	122.105 (0.000)	19.27 (0.037)

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(傾向情報ダミー変数は選択経路モデルは選択経路の説明変数, 非選択経路モデルは非選択経路の説明変数)

(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.15 LL 情報を提供したケースの推定結果

説明変数	選択経路モデル		非選択経路モデル	
	パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
定数項	31.297	6.244	22.964	4.548
前回の実所要時間	0.023	0.340	N/A	N/A
前回以前選択時の実所要時間	0.060	0.854	0.054	0.701
前回の予測誤差	-0.047	-0.885	N/A	N/A
前回以前選択時の予測誤差	-0.001	-0.021	0.121	1.964
平均経験所要時間	-0.158	-0.957	0.171	1.142
前回選択経路の渋滞長情報	1.995	15.261	1.545	11.047
前回選択経路の事故情報	2.185	1.671	4.027	3.190
経路ダミー	-4.855	-4.215	-1.384	-1.166
渋滞長情報短, 矢印上	4.115	2.612	3.353	2.222
渋滞長情報長, 矢印上	4.132	2.470	4.732	2.489
渋滞長情報短, 矢印下	-2.559	-1.603	0.163	0.052
渋滞長情報長, 矢印下	-6.180	-3.666	-3.372	-2.033
サンプル数	340		323	
相関係数	0.675		0.643	
LM 検定	44.77 (0.000)		54.66 (0.000)	
ハウスマン検定	14.58 (0.265)		12.13 (0.276)	
攪乱項 Var( $\nu$ )	81.082		86.603	
個人効果 Var( $\mu$ )	28.566		42.962	
時間効果 Var( $\lambda$ )	8.123		5.076	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(傾向情報ダミー変数は選択経路モデルは選択経路の説明変数, 非選択経路モデルは非選択経路の説明変数)

(LM 検定, ハウスマン検定の括弧の中は p 値)

表 5.13 を見ると、渋滞長情報に傾向情報が追加されることにより HH 情報を提供したケースの選択経路モデルでは平均所要時間と前回選択した経路の渋滞長が短く矢印方向が下であるダミー変数を除いて、全ての説明変数が所要時間予測に有意な影響を及ぼす。したがって、渋滞長情報、事故情報に加え、状況によって傾向情報も所要時間予測に参考されていることがわかる。非選択経路モデルでは前回以前選択時の実所要時間、予測誤差、傾向情報下向きダミー変数が非有意になっている。

渋滞長情報のパラメータは 2 程度で渋滞長情報のみの Phase2 とあまり差はないが、事故情報のパラメータは 4 と 3 程度になり、かなり低減していることがわかる。被験者は所要時間予測の際、傾向情報が加わることにより、事故の影響がどのように変化するかを把握できるためだと考えられる。傾向情報ダミー変数のパラメータは 3 から 7 程度までバラつきがあったが、傾向情報下向きダミー変数は選択経路モデルの中、渋滞長が長い場合のみ有意になった。そこで、被験者は渋滞が発生しているのにもかかわらず、渋滞がすぐ減少するという傾向情報はあまり信用していないと考えられる。

そして、相関係数は 0.778, 0.765 であり、3 つのケースの中で一番高い。LM 検定量は帰無仮説を棄却し、ハウスマン検定量はランダム効果推定方法が望ましいこととなった。渋滞長情報のみの Phase2 のように、個人効果の分散が 49.357, 68.284 と非常に大きい。渋滞長情報が提供されその情報を所要時間に変換する時、個人間の差が生じている可能性が考えられる。時間効果の分散は 2.957, 2,919 である。

表 5.14 に示したように、LH 情報を提供したケースでは、前回及び前回以前の実所要時間、予測誤差が所要時間予測に非有意な変数になっている。また、HH 情報を提供したケースのように選択経路モデルの渋滞長が長く傾向情報下向きのダミー変数を除く、傾向情報下向きのダミー変数は非有意な変数になっている。渋滞長情報のパラメータは 1.8 程度であるが、事故情報のパラメータは 7 程度まで増加している。相関係数は 0.770 で若干低くなった。LM 検定量は帰無仮説を棄却し、ハウスマン検定量は固定効果モデルによる推定方法が望ましい結果となった。

表 5.15 に示したように、LL 情報を提供したケースでは、選択経路モデルでは定数項、渋滞長情報、経路ダミー変数、渋滞長が短く傾向情報下向きのダミー変数を除いた傾向情報ダミー変数が所要時間予測に有意な影響を及ぼしている。非選択経路モデルでは、前回以前の予測誤差と事故情報も所要時間予測に有意な影響を及ぼしている。予想外に、選択経路モデルの事故情報変数が非有意であるが、t 値が 1.671 であり 10%の有意水準では有意になる。

定数項のパラメータは 31.297, 22.964 であり、他のケースより高い。渋滞長情報と傾向情報の精度が低下したため、被験者は渋滞が起こっていない場合でも所要時間が長くなると予測していると考えられる。傾向情報上向きのダミー変数のパラメータは 4 程度であるが、傾向情報下向きのダミー変数のパラメータは -6, -3 に差がある。相関係数は 0.675, 0.643 で一番低くなった。LM 検定量は帰無仮説を棄却し、ハウスマン

マン検定量はランダム効果推定方法が望ましい結果となった。個人効果の分散は 28.566, 42.962 であり、時間効果の分散は 8.123, 5.076 である。

ここまで、渋滞長情報の精度と傾向情報の精度が異なる 3 つのケースに関するモデルを推定した。そこで、3 つのケースから推定されたパラメータが同一であるかどうかに関する検定を行う。この検定結果により、精度が異なるモデルの推定結果が同一ではない場合、被験者は精度が変わっている状況において、異なる所要時間予測を行うことが判明される。選択経路モデルと非選択経路モデルに分け、3 つの帰無仮説 (HH=LH, HH=LL, LH=LL) を有意水準 5% の Chow 検定法を用いて検定を行う。次に  $\alpha = 0.05$  とする Chow 検定結果を表 5.16 に示す。

表 5.16 渋滞長情報実験の Phase3 に関する Chow 検定結果

	$H_0$	選択経路モデル	非選択経路モデル
$F$ 値	HH=LH	4.29	4.12
$F_\alpha$ 値		1.74	1.75
$F$ 値	HH=LL	3.82	3.58
$F_\alpha$ 値		1.74	1.75
$F$ 値	LH=LL	3.94	2.16
$F_\alpha$ 値		1.74	1.75

表 5.16 によると、各ケースの同一性帰無仮説が棄却されている。したがって、3 つのケースのパラメータは同一ではないことがわかる。

結果的に渋滞長情報に加え傾向情報が提供された時の 6 つのモデルより、渋滞長情報、事故情報に加え、傾向情報の方向が上の場合、所要時間予測に有意な影響を及ぼしていることがわかった。また、情報の精度により所要時間予測に影響を及ぼすパラメータが異なることがわかった。渋滞長情報のパラメータは全てのケースにおいて 2 程度で一定であったが、事故情報のパラメータは精度によってかなり差があった。

## 5.3 経路選択モデルの構築

### 5.3.1 概要

第 4 章では室内実験データを集計し、傾向情報が加わることによる影響を検討した。その結果、傾向情報が経路選択に影響を及ぼしている可能性が高いことが明らかになった。それを統計的に検証することを目的として、本節では室内実験データを用いて経路選択モデルを構築する。前述したように、今回の室内実験は 1 人の被験者が 60 回繰り返し選択をしている。その結果、得られるデータ数は増加するが、個人間及び繰り返した回数間、各データが独立になっているかを検討する必要がある。一般的に使われている経路選択モデル、例えば、Logit モデルでは今回の室内実験データが持っている個人間及び繰り返した回数間の特性を表現することができない。Logit モデルは各選択肢の効用関数に含まれている確定項と誤差項の中、誤差項が IID(Independently, Identically Distributed) Gumbel 分布を従うため、各データが独立ではなければならない。一方、最近 PC の演算速度が速くなり、その制約を補完するために考案されたモデルが研究されている。例えば、Nested Logit モデル、Mass Point モデル、Mixed Logit モデル等が挙げられる。その中、パネルデータの特性が比較的自由に表現できる Mixed Logit モデルを用いて今回の室内実験データによる経路選択モデルを構築する<sup>3)</sup>。

### 5.3.2 Mixed Logit モデル

Mixed Logit モデルは誤差項に共分散の多様性を考慮した一般性の高いモデルであり、Logit モデルの IIA 特性(Independence from Irrelevant Alternative property)を一般化したものである。また、誤差項が IID Gumbel 分布を従いながらパラメータが確率分布を持つことになっているため、個人間選好の多様性や時系列相関などが自由に表現できる。パラメータが確率分布を持つため、ランダムパラメータモデルと呼ばれることもある。以下に Mixed Logit モデルの計算方法<sup>4)5)</sup>を説明する。式 5.9 に Mixed Logit モデルの効用関数を示す。

$$U_{in} = V_{in} + [\eta_{in} + \varepsilon_{in}] \quad \text{式 5.9}$$

ただし、

$V_{in}$  : サンプル数  $n$ , 選択肢  $i$  の効用関数の確定項

$\eta_{in}$  : 平均 0 の確率分布に従う誤差

$\varepsilon_{in}$  : Gumbel 分布に従う誤差

ここで、 $\eta$  が既知であれば、残っている誤差項は独立で同一な Gumbel 分布である  $\varepsilon_{in}$  のみである。したがって、条件付き選択確率  $L(\eta)$  は式 5.10 のように単純 Logit モデルの式で表される。

$$L(\eta) = \frac{\exp(V_{in} + \eta_{in})}{\sum_j \exp(V_{in} + \eta_{jn})} \quad \text{式 5.10}$$

$\eta$  が未知であれば、 $\eta$  の確率密度関数により重み付けをし、積分をした式 5.11 になる。

$$\begin{aligned} P_{in} &= \int_{-\infty}^{\infty} L_{in}(\eta) \cdot f(\eta | \Omega) d\eta \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\exp(V_{in} + \eta_{in})}{\sum_j \exp(V_{in} + \eta_{jn})} \cdot f(\eta | \Omega) d\eta \end{aligned} \quad \text{式 5.11}$$

ただし、

$f(\eta | \Omega)$  : 共分散行列である固定のパラメータ  $\Omega$  を持つ、 $\eta$  の確率密度関数

ここで、最尤推定法によってパラメータを推定するためには、各サンプルの選択確率が必要となる。しかしながら、式 5.11 の選択確率  $P_{in}$  は積分が閉じた形になっていないため、計算することができない。この問題をモンテカルロシミュレーションにより近似的に選択確率を求める。モンテカルロシミュレーションは確率分布に従って、無作為に乱数を抽出し、パラメータ数値を決定していく方法である。 $\eta$  の値を確率分布に従う乱数として発生させることにより  $L_{in}(\eta^r)$  を計算し、何回も乱数を発生させて繰り返すことによって、その平均の確率を求める。

$$SP_{in} = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R L_{in}(\eta^r) \quad \text{式 5.12}$$

ただし、

- $R$  : 乱数の発生総数
- $\eta^r$  : 乱数として計算した  $r$  番目の  $\eta$
- $SP_{in}$  : 個人  $n$  の選択肢  $i$  の近似的選択確率

確定項のパラメータ推定する際には、この  $SP_{in}$  を用いて最尤推定法により推定を行う。また、Mixed Logit モデルはランダム係数モデルとして表現できる。その時、効用関数は式 5.13 である。

$$U_{in} = \beta_n X_{in} + \varepsilon_{in} \quad \text{式 5.13}$$

$\beta$  が確率密度関数に従うパラメータであれば式 5.10 から式 5.12 までのように推定することができる。さらに、パネルデータの場合は式 5.13 に期間  $t$  に関する項が足されて式 5.14 になる。

$$U_{int} = \beta_n X_{int} + \varepsilon_{int} \quad \text{式 5.14}$$

ここで、選択肢の系列を考慮して条件付選択確率は式 5.15 になり、

$$L_{in}(\beta) = \prod_{t=1}^T \left[ \frac{e^{\beta_n X_{itn}}}{\sum_J e^{\beta_n X_{jt}}} \right] \quad \text{式 5.15}$$

全ての  $\beta$  に対して、無条件選択確率は式 5.16 になる。

$$P_{in} = \int L_{in}(\beta) f(\beta) d\beta \quad \text{式 5.16}$$

普通の Mixed Logit モデルとパネルデータのモデルの差は式 5.15 に積が入っていることである。

### 5.3.3 経路選択モデルの構成

今回室内経路選択実験には提供された交通情報、選択した経路の実所要時間、アンケート質問による個人属性、そして、経路選択結果が含まれている。経路選択モデルの従属変数は経路選択データであり、それ以外のデータは説明変数として扱われる。提供された交通情報は経路選択にもっとも影響を及ぼすことが予想されるため、全てのケースに説明変数として含まれるが、Phase1 の情報未提供であるため、被験者の走行経験変数が必要になる。

ここでは、選択した経路から得られる実所要時間を用いて、実所要時間に関する平均所要時間と最大所要時間を計算し、走行経験変数として利用することとする。また、Phase3 の傾向情報は数値として比較することができないため、ダミー変数として使用する。表 5.17 に Phase3 の経路選択モデルに利用する傾向情報ダミー変数に関して説明する。

表 5.17 傾向情報ダミー変数の状況

ダミー変数	状況の説明	例
所要時間情報小, 矢印上	経路1の所要時間が経路2より小さく, 経路1の矢印が上, 経路2の矢印が下	30 <sup>↑</sup> ・40 <sup>↓</sup>
所要時間情報大, 矢印上	経路1の所要時間が経路2より大きく, 経路1の矢印が上, 経路2の矢印が下	40 <sup>↑</sup> ・30 <sup>↓</sup>
所要時間情報小, 矢印下	経路1の所要時間が経路2より小さく, 経路1の矢印が下, 経路2の矢印が上	30 <sup>↓</sup> ・40 <sup>↑</sup>
所要時間情報大, 矢印下	経路1の所要時間が経路2より大きく, 経路1の矢印が下, 経路2の矢印が上	40 <sup>↓</sup> ・30 <sup>↑</sup>

今回の経路選択モデルの推定は前節同様に LIMDEP を利用する。しかしながら、上記したように、Mixed Logit モデルにはモンテカルロシミュレーション過程が入っており、パラメータの推定が収束できない場合が多々ある。そのため、LIMDEP の収束閾値を調節するオプションを利用しながら、結果が出るように推定を行った。また、系列相関(Auto Correlation)を考慮する場合は、その条件がより厳しく、オプションを調節しても収束できない場合が多かったため、パラメータの収束ができ、推定結果が出たケースのみ表示する。

### 5.3.4 パラメータの同一性検定<sup>6)</sup>

ランダムパラメータの場合は確率密度関数が正規分布で、パラメータの平均と標準偏差が推定できるため、その数値を用いて、ケース間で同じ説明変数のパラメータが同一であるかが検定できる。前節のように、全データから検定することではなく、推定された結果から検定することにより、この検定は擬似同一性検定と呼ばれる。本研究では2つ正規分布データの平均が等しいかを検定する方法である t test を利用する。また、その方法は分散が等しいかによって検定する方法が異なるため、推定された標準偏差を用いて f test ( $f = s_1^2 / s_2^2$ , 自由度は  $m-1$ ,  $n-1$ )を行い、その結果から検定方法を選択する。t 値の計算式を式 5.17 に示す。分散が等しい時の自由度は  $m+n-2$  である。

$$\begin{array}{l}
 \text{分散が等しい時,} \quad \text{分散が異なる時} \\
 t = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{s \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}}} \quad t = -\frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{\frac{s_1^2}{m} + \frac{s_2^2}{n}}} \quad \text{ただし,} \quad v = \frac{(s_1^2/m + s_2^2/n)^2}{\frac{(s_1^2/m)^2}{m-1} + \frac{(s_2^2/n)^2}{n-1}} \quad \text{式 5.17}
 \end{array}$$

### 5.3.5 所要時間情報実験の推定結果

Mixed Logit モデルのランダムパラメータ変数としては定数項，交通情報，ジレンマ状況の傾向情報ダミー変数を利用する．前述したように，ジレンマ状況は傾向情報の横方向が含まれている広い範囲のジレンマ状況と上と下方向の狭い範囲のジレンマ状況があるが，今回経路選択モデルでは，より傾向情報の影響力が観察できる狭い範囲のジレンマ状況を利用する．なお，ランダムパラメータの確率密度関数を正規分布に指定して，後にケース間パラメータの比較ができるように設定する．

#### (1) 情報未提供時の経路選択モデル(Phase1)

表 5.18 に情報未提供時の推定結果を示す．ランダムパラメータは定数項のみである．定数項に系列相関を仮定し推定したが，有意水準 5%では標準偏差以外は有意ではなかった．定数項は選択肢の差を表しているが，平均が 0 になっていることから，被験者は経路間の差を感じていない可能性が高い．しかしながら，標準偏差が有意になっているため，経路の選択に関する個人間の異質性が存在している．

ノンランダムパラメータのなかでは，平均経験所要時間が有意な変数になった．選択した結果表示される実所要時間以外，何も情報が提供されていないため，平均経験所要時間のみで経路を選択していることがわかる． $\rho^2$ は 0.123 で低い結果になった．

表 5.18 情報未提供時の推定結果

		パラメータ	t 値	
ランダム パラメータ	定数項	平均	-0.157	-0.232
		標準偏差	0.762	6.554
		系列相関	0.046	0.596
ノンランダム パラメータ	平均経験所要時間		-0.070	-7.133
	最大経験所要時間		0.005	1.115
	性別		-0.351	-0.426
	年齢		-0.170	-0.545
サンプル数		1200		
$\rho^2$		0.123		

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

(2) 所要時間情報提供時の経路選択モデル(Phase2)

所要時間情報が提供された時の推定結果を表 5.19 に示す。ランダムパラメータ変数は定数項と所要時間情報であり、ノンランダムパラメータ変数は性別と年齢である。平均経験所要時間と最大経験所要時間が含まれることによって、パラメータの推定が収束しなかったため、このモデルから除外して推定を行った。同じ理由で系列相関も考慮していない。定数項は標準偏差、所要時間情報は平均と標準偏差が有意になっている。したがって、所要時間情報に対する影響は個人間異質性が存在することがわかる。 $\rho^2$  は高精度情報ケースと低精度情報ケースが 0.528, 0.465 になり、説明力の高い推定結果になった。ノンランダムパラメータは性別と年齢ともに非有意になった。

そして、ランダムパラメータの確率密度関数が正規分布であることから、推定されている所要時間情報の平均と標準偏差をもって、2 つのケースの擬似同一性検定を行う。その結果を表 5.20 に示す。高精度情報ケースの所要時間情報パラメータと低精度情報ケースの所要時間情報パラメータの平均が等しいかを検定する方法はそのケースの分散が等しいかを先に検定する必要がある。表 5.20 の F test を見ると、検査値が有意水準 5%基準値より大きかったため、各ケースの分散は等しくない。したがって、分散が等しくない場合の検定方法を用いて T test を行った。その結果、T 値は 9.236 で基準値 1.966 より大きかったため、各ケースの平均、すなわち、推定された所要時間パラメータは等しくないことがわかる。

表 5.19 所要時間情報提供時の推定結果

情報の精度			高精度ケース		低精度ケース	
説明変数			パラメータ	t 値	パラメータ	t 値
ラ ン ダ ム	定数項	平均	-0.114	-0.355	-0.218	-0.817
		標準偏差	0.867	2.338	1.123	4.658
	所要時間情報	平均	-0.276	-3.845	-0.178	-6.658
		標準偏差	0.171	3.964	0.110	5.371
ノ ン	性別		-0.040	-0.043	-1.824	-1.876
	年齢		0.183	0.244	0.254	0.556
サンプル数			300		800	
$\rho^2$			0.528		0.469	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

表 5.20 ケース間所要時間情報の同一性検定

	検査値	基準値 (5%)
F test	2.417	1.167
T test	9.236	1.966

### (3) 所要時間情報と傾向情報提供時の経路選択モデル(Phase3)

傾向情報が加わった時の経路選択モデルの推定結果を表 5.21 から表 5.23 まで示す。ランダムパラメータ変数は定数項，所要時間情報，傾向情報ダミー変数の中ジレンマ状況のダミー変数である。定数項は精度に関係なく非有意であり，標準偏差は HH ケースと LL ケースが有意になった。所要時間情報は精度に関係なく平均と標準偏差が有意になった。所要時間情報は経路選択に重要な影響を及ぼしていることがわかる。また，標準偏差が有意になっているので，所要時間情報の影響度に個人差があることがわかる。

傾向情報は HH ケースと LH ケースの平均のみ有意になっている。傾向情報の精度が高かったので，あまり，個人間差が見えなかったかもしれない。LL ケースでは，経路 1 の所要時間が小さく，矢印が上，下になっているダミー変数は標準偏差のみ有意に，経路 1 の所要時間が大きく，矢印が下，上になっているダミー変数は平均と標準偏差が有意になっている。傾向情報の精度が低いため，個人差が見えるようになったと考えられる。ノンランダムパラメータは LL ケースの性別を除いてジレンマ状況ではない傾向情報ダミー変数，性別，年齢が非有意である。したがって，精度が高い傾向情報が提供されるとジレンマ状況には傾向情報が経路選択に影響を及ぼしていることがわかる。 $\rho^2$ は HH ケース，LH ケース，LL ケース順に 0.488，0.580，0.474 であり，LH ケースが一番高い数値になっている。

ケース別に推定されたパラメータの差があるか検定するために，全ケースにおいて平均と標準偏差が有意である所要時間情報を用いて擬似同一性検定を行った。その結果を表 5.24 に示す。HH ケースと LH ケースの所要時間情報パラメータは等しいが，HH ケースと LL ケース，LH ケースと LL ケースは等しくないことになった。したがって，HH ケースと LH ケースの所要時間情報は，経路選択に及ぶ影響が等しいことになったが，低精度の所要時間情報が提供されても高精度の傾向情報が加わることによって，低精度の所要時間情報に敏感に反応することがわかった。

経路の所要時間差による経路 1 の選択率の変化を比較したグラフより，HH ケースと LH ケースの経路選択行動の差を検討してみる。図 5.2 と図 5.3 に経路の所要時間差による経路 1 選択率を示す。図 5.2 は Phase2 の高精度ケースと低精度ケースの経路選択率を比較しているが，これより低精度ケースの勾配が緩いことがわかる。それに対して，図 5.3 の Phase3 の経路 1 選択率より，左側では HH ケースは約-7 分，LH ケースは約-15 分で経路 1 選択率が 50%になり，LH ケースに傾向情報がより強く影響していることがわかる。右側は HH ケースと LH ケースともに約 15 分で経路 1 選択率が 50%になっている。

表 5.21 HH 情報を提供したケースの推定結果

説明変数		パラメータ	t 値	
ラ ン ダ ム	定数項	平均	-0.282	-0.856
		標準偏差	0.673	2.187
	所要時間情報	平均	-0.227	-3.172
		標準偏差	0.082	2.151
	所要時間小, 矢印上	平均	-2.187	-2.510
		標準偏差	1.278	0.440
	所要時間大, 矢印下	平均	2.985	2.899
		標準偏差	1.927	1.447
ノ ン	所要時間大, 矢印上		-13.238	-0.031
	所要時間小, 矢印下		1.619	1.370
	性別		1.693	1.600
	年齢		1.549	1.764
サンプル数		300		
$\rho^2$		0.488		

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

表 5.22 LH 情報を提供したケースの推定結果

説明変数		パラメータ	t 値	
ラ ン ダ ム	定数項	平均	0.511	1.702
		標準偏差	0.317	0.681
	所要時間情報	平均	-0.233	-5.873
		標準偏差	0.099	4.502
	所要時間小, 矢印上	平均	-3.910	-5.900
		標準偏差	0.297	0.285
	所要時間大, 矢印下	平均	2.928	4.446
		標準偏差	0.092	0.078
ノ ン	所要時間大, 矢印上		-14.893	-0.020
	所要時間小, 矢印下		14.436	0.010
	性別		-0.567	-0.745
	年齢		-0.230	-0.559
サンプル数		400		
$\rho^2$		0.580		

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

表 5.23 LL 情報を提供したケースの推定結果

説明変数		パラメータ	t 値	
ラ ン ダ ム	定数項	平均	-0.362	-1.236
		標準偏差	0.601	2.192
	所要時間情報	平均	-0.160	-5.943
		標準偏差	0.066	4.280
	所要時間小, 矢印上	平均	-3.123	-1.927
		標準偏差	5.305	2.180
	所要時間大, 矢印下	平均	1.991	2.577
		標準偏差	2.104	2.402
ノ ン	所要時間大, 矢印上		-0.602	-0.522
	所要時間小, 矢印下		1.711	1.442
	性別		-2.775	-2.270
	年齢		0.621	1.151
サンプル数			400	
$\rho^2$			0.474	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

表 5.24 ケース間所要時間情報の同一性検定

	HH=LH		HH=LL		LH=LL	
	検査値	基準値	検査値	基準値	検査値	基準値
F test	0.686	1.193	1.544	1.193	2.250	1.179
T test	0.958	1.963	11.610	1.964	12.271	1.963

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

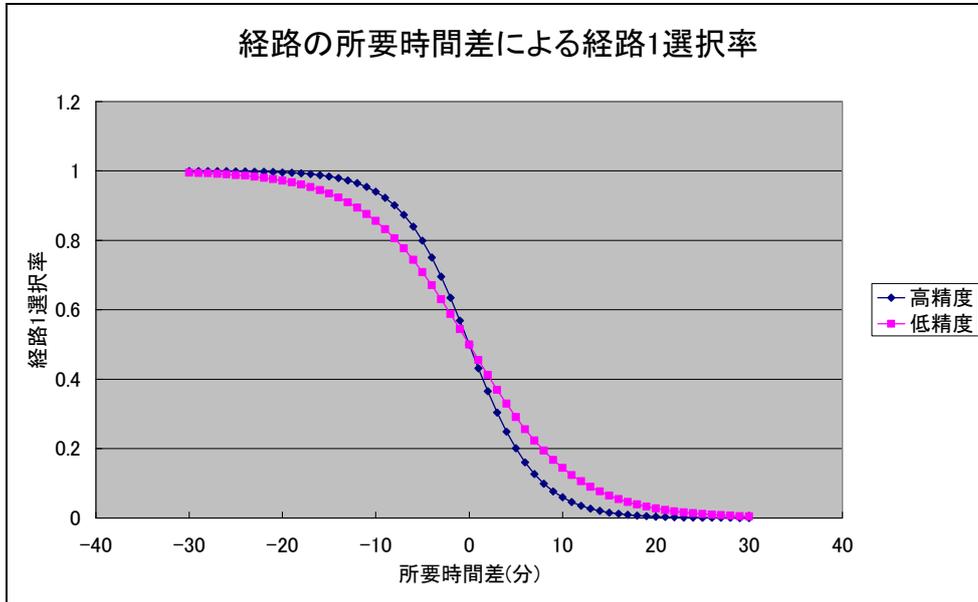


図 5.3 経路の所要時間差による経路 1 選択率(Phase2)

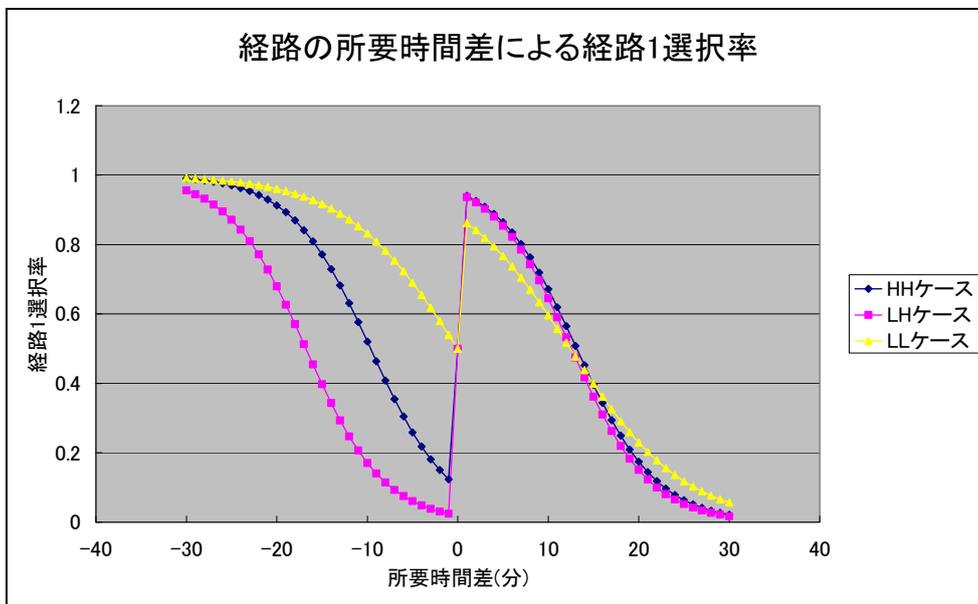


図 5.4 経路の所要時間差による経路 1 選択率(Phase3)

### 5.3.6 渋滞長情報実験の推定結果

#### (1) 情報未提供時の経路選択モデル(Phase1)

情報未提供時の推定結果を表 5.25 に示す。定数項の系列相関を入れて推定したが、非有意になった。ランダムパラメータ変数の定数項は標準偏差のみ有意になっている。ノンランダムパラメータ変数は平均経験所要時間と最大経験所要時間が有意になり、性別と年齢は非有意になっている。 $\rho^2$ は 0.136 であり、低かった。交通情報が提供されていないため、走行経験変数が有意になっていることがわかる。

表 5.25 情報未提供時の推定結果

		パラメータ	t 値
ランダム パラメータ	定数項	0.182	0.195
	平均	1.002	6.925
	標準偏差	0.088	1.622
ノンランダム パラメータ	系列相関	-0.074	-6.578
	平均経験所要時間	-0.011	-2.100
	最大経験所要時間	-0.028	-0.054
	性別	-0.107	-0.250
年齢			
サンプル数		1200	
$\rho^2$		0.136	

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

#### (2) 渋滞長情報提供時の経路選択モデル(Phase2)

渋滞長情報提供時の推定結果を表 5.26 に示す。ランダムパラメータ変数は定数項、渋滞長情報、事故情報である。高精度ケースの渋滞長情報の標準偏差のみ非有意になっている。高精度ケースにおいては、渋滞長の影響に関する個人差は大きくないといえる。ノンランダムパラメータ変数の性別、年齢は非有意になっている。定数項の平均と標準偏差が有意になっているため、個人差はあるといえる。渋滞長情報は低精度になることによって、渋滞長情報に対する影響に差がでる。事故情報のパラメータは渋滞長情報のパラメータより絶対値が高く、相対的により経路選択の判断資料として利用されていると考えられる。そして、所要時間実験のように、精度の違いにより、選択行動が変化するかを検討するために、ケース間で推定された渋滞長情報パラメータが等しいかを検定する。高精度ケースの渋滞長情報の標準偏差は有意水準 5%では有意ではなかったが、分散が 0 の場合は同一性検定ができないため、非有意ではあるが、推定された渋滞長情報の標準偏差を用いて擬似同一性検定を行った。その結果を表 5.27 に示す。高精度ケースの分散が 0 に近いいため、f test は棄却されなかった。また、t test ではケース間渋滞長情報のパラメータは等しくないという結果になった。

表 5.26 渋滞長情報提供時の推定結果

情報の精度		高精度ケース		低精度ケース		
説明変数		パラメータ	t 値	パラメータ	t 値	
ランダム	定数項	平均	1.602	3.659	1.116	4.050
		標準偏差	1.027	2.954	1.193	5.396
	渋滞長情報	平均	-0.626	-6.451	-0.484	-7.867
		標準偏差	0.088	0.795	0.327	6.475
	事故情報	平均	-4.870	-3.206	-2.256	-4.652
		標準偏差	3.761	3.034	2.322	5.001
ノン	性別		-0.183	-0.200	0.018	0.030
	年齢		-1.378	-1.907	-0.629	-1.492
サンプル数		400		800		
$\rho^2$		0.618		0.461		

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

表 5.27 ケース間渋滞長情報の同一性検定

	検査値	基準値 (5%)
F test	0.072	1.151
T test	-26.351	1.962

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

### (3) 渋滞長情報と傾向情報提供時の経路選択モデル(Phase3)

傾向情報が加わった時の経路選択モデルの推定結果を表 5.28 から表 5.30 に示す。ランダムパラメータ変数は定数項、渋滞長情報、事故情報、傾向情報ダミー変数の中ジレンマ状況のダミー変数である。定数項は精度に関係なく有意であり、標準偏差は HH ケースと LL ケースが有意になっている。渋滞長情報は精度に関係なく平均が有意になっている。渋滞長情報は経路選択に重要な影響を及ぼしていることがわかる。また、標準偏差は HH ケースのみ非有意になっている。提供情報が渋滞長情報になっているため、渋滞長情報の精度が低いケースでは、渋滞長情報の影響に個人間異質性が存在することがわかる。一方、事故情報も精度に関係なく、平均が有意になっているが、標準偏差は HH ケースのみ有意になっている。また、事故情報の平均は全ケースで有意なので、事故情報は経路選択に重要な影響を及ぼしていることがわかる。

傾向情報は精度別に異なる結果になった。HH ケースでは渋滞長が長く、矢印が下、上になっているダミー変数の平均のみ有意になっている。LH ケースでは渋滞長が短く、矢印が上、下になっているダミー変数の標準偏差と渋滞長が長く、矢印が下、上になっているダミー変数の平均が有意になっている。LL ケースでは渋滞長が短く、矢

印が上, 下になっているダミー変数の平均のみ有意になっている。HH ケースと LH ケースでは渋滞長が長く, 矢印が下, 上になっているダミー変数が経路選択に影響を及ぼしている。渋滞長情報は渋滞が起こらないと提供されないため, 渋滞長が延伸することより, 渋滞長が収縮することが経路選択に影響を及ぼしていると考えられる。LL ケースでは渋滞長が短く, 矢印が上, 下になっているダミー変数が経路選択に影響を及ぼしているが, 低精度傾向情報が提供されているので, その影響の信憑性が疑われる。ノンランダムパラメータは HH ケースの渋滞長が長く, 矢印が上, 下になっているダミー変数を除いて, 全ての変数が非有意である。 $\rho^2$ は HH ケース, LH ケース, LL ケース順に 0.492, 0.356, 0.446 である。LH ケースが一番低い数値になっている。また, ケース別に推定されたパラメータの差があるか検定するために, 全ケースにおいて平均が有意である渋滞長情報を用いて擬似同一性検定を行う。ただし, HH ケースの渋滞長情報の標準偏差が非有意であるが, 検定のために, その数値を利用する。その結果を表 5.31 に示す。表 5.31 では全ケースが等しくないことになっている。すなわち, 渋滞長情報と傾向情報の精度が異なると経路選択に及ぶ影響も異なることがわかる。

表 5.28 HH 情報を提供したケースの推定結果

説明変数		パラメータ	t 値	
ランダム	定数項	平均	0.698	2.203
		標準偏差	0.626	2.046
	渋滞長情報	平均	-0.455	-7.217
		標準偏差	0.177	0.220
	事故情報	平均	-1.312	-2.810
		標準偏差	1.141	2.104
	渋滞長短, 矢印上	平均	-0.452	-0.528
		標準偏差	0.256	0.138
	渋滞長長, 矢印下	平均	2.431	3.559
		標準偏差	1.183	0.999
ノン	渋滞長長, 矢印上		-3.271	-2.511
	渋滞長短, 矢印下		10.165	0.055
	性別		0.694	1.034
	年齢		-0.891	-1.813
サンプル数		400		
$\rho^2$		0.492		

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

表 5.29 LH 情報を提供したケースの推定結果

説明変数		パラメータ	t 値	
ランダム	定数項	平均	0.731	2.529
		標準偏差	0.491	1.859
	渋滞長情報	平均	-0.350	-6.331
		標準偏差	0.106	2.359
	事故情報	平均	-0.759	-2.876
		標準偏差	0.213	0.323
	渋滞長短, 矢印上	平均	-0.499	-0.505
		標準偏差	2.023	1.995
	渋滞長長, 矢印下	平均	1.394	2.946
		標準偏差	0.167	0.277
ノン	渋滞長長, 矢印上		-0.736	-0.870
	渋滞長短, 矢印下		10.915	0.069
	性別		-0.002	-0.003
	年齢		-0.358	-0.910
サンプル数		400		
$\rho^2$		0.359		

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

表 5.30 LL 情報を提供したケースの推定結果

説明変数		パラメータ	t 値	
ランダム	定数項	平均	0.776	2.477
		標準偏差	0.817	2.848
	渋滞長情報	平均	-0.397	-5.274
		標準偏差	0.228	4.446
	事故情報	平均	-1.007	-3.011
		標準偏差	0.164	0.203
	渋滞長短, 矢印上	平均	-2.894	-3.215
		標準偏差	1.816	1.131
	渋滞長長, 矢印下	平均	-0.031	-0.057
		標準偏差	0.192	0.137
ノン	渋滞長長, 矢印上		-0.644	-0.746
	渋滞長短, 矢印下		0.610	0.505
	性別		-0.782	-0.966
	年齢		0.420	0.581
サンプル数		400		
$\rho^2$		0.446		

(色付きの部分は 5%有意水準での非有意変数)

表 5.31 ケース間渋滞長情報の同一性検定

	HH=LH		HH=LL		LH=LL	
	検査値	基準値	検査値	基準値	検査値	基準値
F test	2.788	1.182	0.603	1.182	0.216	1.179
T test	9.987	1.964	-4.574	1.963	6.271	1.963

## 5.4 結語

本章では現在提供されている交通情報の問題を解決するために交通情報に傾向情報が追加提供された時、ドライバーの経路選択行動に関して検討した。まず、所要時間予測モデルを構築し、推定を行った。今回の実験は 60 回繰り返し選択実験であったため、実験データに個人効果及び時間効果が含まれている可能性がある。そのため、実験データをパネルデータと扱い、ランダム効果モデルを利用して所要時間予測モデルの推定を行った。以下に所要時間モデル推定結果から得られた知見を整理する。

- ① 交通情報のみ提供される Phase2 では、走行経験は影響を及ぼさず、提供情報の依存度が高かった。所要時間情報実験では他経路の所要時間情報も影響を及ぼした。また、渋滞長実験ではドライバーが事故渋滞に敏感に反応した。そして、ドライバーは渋滞長 1Km につき所要時間がおよそ 2 分増加すると、事故情報は 9 分増加すると見積もられた。
- ② Chow 検定の結果から情報の精度により所要時間予測に及ぼす要因が異なることが明らかになった。
- ③ 所要時間情報実験では方向に関係なく、傾向情報が所要時間予測に影響を及ぼしたが、渋滞長情報実験では状況によって影響を及ぼさない場合があった。また、ドライバーは傾向情報が上向きになると所要時間が 3 分から 7 分まで増加すると見積もっていた。一方、傾向情報が下向きになると所要時間が 3 分から 7 分まで減少すると見積もっていた。
- ④ 所要時間情報実験では所要時間情報に傾向情報が加わった Phase において LH ケースのみランダム効果があった。HH ケースと LL ケースには個人効果及び時間効果がないことがわかった。渋滞長情報実験では全 Phase で個人効果及び時間効果が現れていた。特に渋滞長情報に傾向情報が加わった Phase において LH ケースのみ固定効果モデルになって HH ケースと LL ケースはランダム効果モデルになった。

そして、第 4 章で構築した室内経路選択実験から得られたデータを用いて、前章で行われた集計分析を統計的に検証するために、傾向情報提供時の経路選択モデルを構築した。実験データは繰り返しデータだったため、パネルデータとして扱い、個人効果及び時間効果が評価できるモデルが必要となる。本章では Mixed Logit モデルを利用することとし、経路選択モデルの推定を行った。以下に経路選択モデルの推定結果から得られた知見を整理する。

- ① 情報未提供時には平均経験所要時間が経路選択に影響を及ぼした。渋滞長情報実験では最大経験所要時間も経路選択に影響を及ぼした。所要時間情報実験と

渋滞長情報実験の  $\rho^2$  が 0.123, 0.136 と低かったが、交通情報が提供されていないと走行経験以外に経路選択に影響を及ぼす観測できなかつた要因が残っている可能性がある。

- ② 交通情報のみ提供された Phase2 では提供情報の依存度が高くなった。所要時間情報実験では所要時間が経路選択に影響を及ぼした。なお、所要時間に対する影響は個人間差があった。渋滞長情報実験では高精度ケースで渋滞長情報の標準偏差を除いて定数項、渋滞長情報、事故情報が経路選択に影響を及ぼし、また、個人間に差があった。
- ③ 傾向情報が加わった場合は所要時間情報実験と渋滞長情報実験の傾向情報に関する結果が異なった。所要時間情報実験ではランダムパラメータのジレンマダミー変数が経路選択に影響を及ぼしたが、渋滞長情報実験ではランダムパラメータの中、渋滞長が長く、矢印が下、上になったダミー変数のみが経路選択に影響を及ぼした。ノンランダムパラメータのダミー変数は実験に関係なく影響を及ぼさなかつた。
- ④ 交通情報のみ提供された Phase2 では、高精度ケースと低精度ケースの経路選択に影響を及ぼす要因が異なった。しかしながら、傾向情報が加わった Phase3 では所要時間情報実験の HH ケースと LH ケースが等しい結果になった。低精度所要時間情報に高精度傾向情報が提供されることにより高精度所要時間情報が提供された時と類似な行動を行う可能性があることを示唆した。一方、渋滞長情報実験では全ケースが異なる結果になった。

以上の知見から交通情報に傾向情報が加わることによって、経路選択に変化が起こる可能性が見えた。しかしながら、今回の室内実験は被験者に偏りがあった。また、傾向情報提供時のドライバーの所要時間予測を把握するため、実験内に経路の所要時間予測項目が設置されていた。経路選択モデルの所要時間予測データを説明変数として利用できるが、この変数は経路選択モデルの内生変数になるため、経路選択モデルには利用しなかつた。しかしながら、所要時間予測項目が設置されていたことにより、所要時間予測データが経路選択の主な説明変数になっていた被験者もいたかもしれない。以下に今後の研究課題に関して述べる。

- ① 被験者グループをより広範囲に選ぶ。
- ② 所要時間予測データが利用できるモデルを構築する。

あるいは、

- ③ 実験に所要時間予測項目がない時の経路選択モデルと比較する。

## 参考文献

- 1) 宇野伸宏：室内実験にも度ついた交通情報提供下の経路選択行動分析と効果評価分析，京都大学大学院 博士学位論文，1997.8
- 2) 北村行伸：パネルデータ分析，岩波書店
- 3) 北村隆一，森川高行：交通行動の分析とモデリング(理論，モデル，調査，応用)，技報堂出版
- 4) Kenneth E. Train：Discrete Choice Methods with Simulation，Cambridge
- 5) NLOGIT Reference guide，Econometric software, inc.
- 6) 東京大学教養学部統計学教室：統計学入門，東京大学出版会
- 7) Haitham Al-Deek, Adib Kanafani：Modeling the benefits of ATIS in corridors with incidents，Transportation Research Vol.1C, 305－324, 1993
- 8) Stephane Hess, Michel Bierlaire, John W. Polak：Estimation of value of travel time savings using mixed logit models，Transportation Research Vol.39A, 221－236, 2005

## 第6章 シミュレーションモデルを用いた

### 傾向情報提供時のネットワークへの影響分析

#### 6.1 概説

##### 6.1.1 研究の背景

首都高速道路では2006年から新しい交通情報として、所要時間の増減の様子を三角形のマークで表示するようになった。例えば、所要時間が増加する傾向の場合は、所要時間情報の横に上方向の三角マーク「▲」を表示し、所要時間が減少する傾向の場合は、所要時間情報の横に下方向の三角マーク「▼」を表示する。従来までは所要時間情報のみ提供され、その所要時間がどう変化するかわからなかったが、三角マークの表示によりドライバーの経路選択に多様性が生じると期待されている<sup>1)</sup>。

経路選択に多様性が生じるという意味は、定量的かつ固定的な所要時間情報のみの場合、ドライバーは渋滞が発生した経路を避けるか、もしくは、他の経路と比較して所要時間が早い経路を選択するしかなかった。しかし、交通事故の発生直後に所要時間の増加が予測される場合や、事故処理が終了しつつある所要時間の減少が予測される場合に三角マークで所要時間の増減を表示すれば、ドライバーは渋滞の緩和が期待される経路を選択する場合が生じる。所要時間情報の差が小さければ、他の経路に比べて所要時間が遅くても、減少のマークが表示されている経路を選択する可能性がある。すなわち、あるドライバーの経路選択行動において、所要時間情報のみ参照する場合と所要時間の変化をともに参照する場合、選択した経路が異なる場合があり、経路選択に多様性が生じることとなる。そして、経路選択が多様化されることは、ある経路に交通が集中することを緩和させると期待される。

ある経路に交通が集中することはネットワークに渋滞をもたらす原因ではあるが、交通状況によっては交通が短期的に集中する方がネットワークの効率性を高める場合もある。例えば、予測情報提供時には、交通が均衡に配分され、交通は早い交通情報が提供される経路に集中されるが、その集中は交通情報提供時の適切な配分交通量になるので、ネットワークが最適化する方向に動くこととなる。すなわち、交通が少ない経路に交通量を配分し、その経路を利用することによってネットワークの効率性を高めることとなる。

しかしながら、未来の交通状況を正確に予測することは困難である。予測情報が正しくない場合はネットワークが最適化する方向に配分されない。その情報を参照することにより、渋滞が発生する経路に交通が集中される可能性があるためである。そして、実際ネットワークに提供されている情報はほとんど現在情報である。現在情報は現在の交通状況を交通情報として提供する情報であり、交通状況の変化を考慮せず、情報が示す時点と情報利用者が当該経路を利用し終わる時点との間の時間差に伴い、

情報が表示する交通状況と実所要時間との間に乖離が生じる場合がある。また、現在情報を参照したドライバーがある経路に集中し、一定時間後に情報が示す最短経路が変わることにより、他の経路に交通が集中することになる。このように、現在の交通状況と実所要時間との間の乖離により、複数経路の間で交通集中が交互に繰り返される状況をハンチング現象という。したがって、現在情報提供時には複数経路に交通が交互に集中するが、現在情報に傾向情報を追加して提供することによって、経路選択に多様性が生じ、交通の集中を緩和させることを期待している。

現在情報提供時のハンチング現象と現在情報に傾向情報の追加提供時、交通の集中を緩和する現象を観察する場合は、動的に交通流の挙動を観察する事が必要となる。第5章では、室内経路選択実験のデータを用い、現在情報に追加された傾向情報に対する被験者の反応を検討した。その結果、傾向情報の定量的感覚と経路選択率、すなわち、ドライバーの経路選択行動の傾向情報に関する影響がわかった。しかしながら、傾向情報に影響されたドライバーが交通流としてあるネットワークに動的に流れてくる場合、現在情報に傾向情報が追加されることによるネットワークへの影響は分析されていない。したがって、現在情報に傾向情報の追加提供時、ネットワークの交通状況を把握するため、交通流シミュレーションを構築する必要がある。

本章では傾向情報が追加されることによる経路選択行動の変化が表現できる交通流シミュレーションを構築する。そのシミュレーションを用いて交通需要を変化させて、交通流の配分とネットワークの状況を検討することを目的とする。

### 6.1.2 本章の構成

本章は動的交通シミュレーションモデルを構築して、傾向情報が提供された時のネットワーク内交通流の挙動を把握しながら、傾向情報の影響を検討することが目的である。6.2節では動的交通シミュレーションを構築する。その構成内容と基本ケースなどを設定する。そして、6.3節ではシミュレーション結果データから傾向情報とネットワークの関係を分析する。また、6.4節では基本ケースの要素を変えながら多様なケースにおいて傾向情報の提供によるネットワークの影響を分析する。6.5節は動的交通シミュレーションを用いて傾向情報が提供された時の影響に関する結論と今後の課題に関して整理する。

## 6.2 動的交通シミュレーションモデル

### 6.2.1 概要

ネットワークの各経路には経路特性に対応した交通容量が存在する。ある経路に交通容量を超える交通量が集中すれば、渋滞が発生してネットワークの効率性は低下する。しかしながら、ドライバーはどの経路に渋滞が発生しており、これから先の時点で交通状態がどう変化するかを一般的に知り得ない。ドライバーが基本的に自己の被る交通コストを、完全に把握できぬままに利用経路に関する意志決定をするケースが多く、このような不確実性下における意志決定により、ネットワークの効率性が一層低下する可能性も考えられる。そのため、交通ネットワークの管制側ではドライバーに交通情報を提供し、ドライバーの交通状況に関する不確実性を緩和することに努力している。

しかしながら、交通情報の提供によって交通状況の不確実性が低減しても、必ず、ネットワークの効率性が向上するとは限らない。情報提供の効果は情報の内容によって異なり、情報利用者の利用率と情報に対する反応に依存している。例えば、未来の交通状況が反映されていない情報を提供することは、むしろネットワークの効率性を低下する可能性が考えられる。提供された交通情報からドライバーが現在の交通状況を把握して経路を選択しても、その状況は運転中に変化する可能性があるためである。また、情報利用率が増加すれば、情報の希少性が低下することとなり、情報の依存度が変化することも考えられる。

交通情報提供時のネットワークへの影響を把握するためには、提供される情報の内容と水準を明示的に考慮可能な分析ツールが必要となる。また、現在の技術水準では高精度の予測情報を提供することは困難であるが、予測情報を含めて情報の内容と情報利用者の条件が調節でき、情報及び利用者の経路選択とネットワークの交通流の間の相互作用が考慮できる交通シミュレーションの利用が必要である。

第5章では傾向情報提供時の経路選択行動に関して分析したが、その経路選択行動がネットワークに及ぼす影響を分析するときは、上記したような交通シミュレーションは必要となる。したがって、本章では情報の内容と情報利用率が調節でき、傾向情報提供時、ネットワークへの影響が分析できる交通シミュレーションモデルを構築する。具体的に、交通シミュレーションを用いて、以下の事項に関して分析を行っていく。

#### (1) 情報内容の違いによるネットワークへの影響に関する分析。

本章では、予測情報、相対的に精度が落ちる現在情報、現在情報に傾向情報を追加して提供するケースを想定している。一般的に、予測情報が提供されれば、ネットワークは理想的な交通状況になり、最適化されると予想される。また、現在情報提供時には実所要時間との乖離により複数経路に交互に交通が集中するハンチング現象が起こる可能性がある。そして、第5章では、各経路の交通情報の差が小さく、傾向情報が

交通情報の差と逆方向になっているジレンマケースにおいて、傾向情報提供時の経路選択行動に多様性が見え、現在情報に集中する交通を分散させることが確認でき、傾向情報提供時には、現在情報によるハンチング現象が抑制されることを期待している。本章では構築した交通シミュレーションを用いて、異なる情報内容によるネットワークへの影響を確認する。

## (2) 情報利用率の変化によるネットワークの効率性を分析。

一般的に、情報利用率が高くなれば、情報の効果は低下する。ある情報に関して大多数が知っていれば、自己の情報と他者の情報との差がなくなり、情報の希少価値はなくなる。他者が知らないため、自己が得ることができた効用が縮小していくのである。これは交通情報にも同様に当てはまる。現在情報のように、ハンチング現象が発生する情報の利用率が高くなれば、ネットワークの効率性が悪化する可能性も考えられる。

(1)に述べたように、第5章では、傾向情報提供時、経路選択行動が多様化されることが確認されたが、情報利用率が高くなれば、むしろ傾向情報の方に交通が集中する可能性も考えられる。したがって、本章では交通シミュレーションを用いて、傾向情報の利用率が高くなることによるネットワークへの影響を分析する。

### 6.2.2 交通シミュレーションの基本構成

本章の交通シミュレーションは経路選択モジュール、交通流モジュール、情報提供モジュールの3つから構成される。具体的に、交通シミュレーションでは第5章で推定された経路選択モデルを用いて、各経路の選択率を計算する経路選択モジュールがある。そして、時々刻々変化するネットワークの交通状態を表現する交通流モジュールがある。交通流モジュールの交通需要に対応している交通流はブロック密度法によって流されている。また、各時間帯の交通状態から予測される交通情報を作成する情報提供モジュールがある。各モジュールは互いに関係して作用しているため、シミュレーションの各時間帯に1回ずつ行われる。各モジュールの相互関係図を図6.1に示す。

情報の内容には予測情報のみ提供する方法、現在情報のみ提供する方法、現在情報に傾向情報を追加して提供する方法がある。予測情報は高精度の交通情報であり、あらかじめシミュレーションを行い、流入される交通流の到着時間を計算しておく情報である。現在情報は経路を構成するブロックの現在交通状況が維持されるという仮定で各ブロックの通過所要時間の合計値である。すなわち、現状のまま経路内の交通状態に変化がないと仮定し、1台の車両がその経路を通過する所要時間情報である。傾向情報は予測情報と現在情報の差によって方向が決まる情報で、今から交通状況がどう変化するかを方向で示す情報である。表6.1にシミュレーションにおける情報の提供方法を示している。

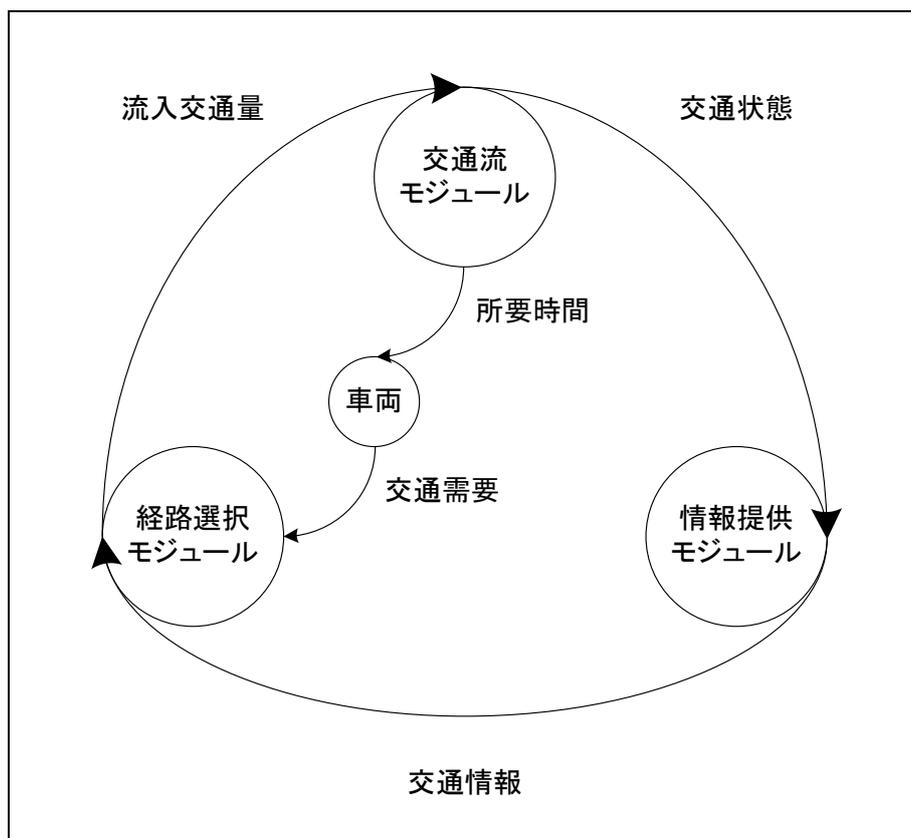


図6.1 各モデルの相互関係図

表6.1 情報の内容

情報の内容	説明
予測情報	流入交通流が実際かかる所要時間
現在情報	経路の交通状況が現在のままに持続すると仮定し、その経路に1台の車両が通過する所要時間
傾向情報	予測情報と現在情報の差によって決まる変化方向

表6.2 ドライバークラスタ

ドライバーグループ	説明
情報非利用層	情報が提供されていないグループ： 経路に関する情報がないので経路選択法則がない
情報利用層	情報が提供されているグループ： 提供された交通情報を利用して経路を選択

本章ではドライバーが提供される交通情報を利用する情報利用層と利用しない情報非利用層にグループ化されている。上記したように、一般的に情報利用率が高くなるほど、情報提供の効果は減少すると言われている。あるドライバーが、同じ情報が提供されている事実を知っている他のドライバーがよい条件の経路に集中することを予測し、あえて悪い条件の経路を選択することも考えられる。さらに、その選択行動まで予測され、再びよい条件の経路に変更する可能性もある。すなわち、人間の高度な合理性の追求が、むしろシステムの効率を低減する場合も存在する。したがって、情報利用率の変化による交通情報提供時、ネットワークへの影響を分析するためには、情報利用層と情報非利用層に区分する必要がある。また、今回のシミュレーションでは、走行経験が次の状況に反映されない。情報非利用層は前回の走行経験がなく、学習能力がない。したがって、情報非利用層は50%の確率により経路を選択する。表6.2にシミュレーション内のドライバーグループを示している。本章では、グループの比率を調節することによって、情報利用率を0%から100%まで10%ずつ変化させ、交通情報提供時のネットワークへの影響を分析する。

### 6.2.3 経路選択モジュール

本章のシミュレーションでは、ドライバーは情報利用層と情報非利用層にグループ化されている。そのため、経路選択モデルも2つに分類されている。また、経路選択モデルは全ドライバーが短い経路を選択する確定的経路選択モデルではなく、第5章の経路選択モデルの推定結果を利用する確率的経路選択モデルを利用する。ただし、情報利用層と情報非利用層にグループ化されているので、以下に情報利用層と情報非利用層の経路選択モデルに関して説明する。

#### (1) 情報非利用層

情報非利用層はネットワークの交通状況が不明で、経路に関する事前知識や走行経験がない。その状況で経路の選択肢が2つしかないため、50%の確率で経路を選択することとする。しかし、情報非利用層の経路選択モデルで、各時間帯の交通需要半分を配分することを意味するのではない。

#### (2) 情報利用層

情報利用層は情報の内容によって、経路選択モデルが異なる。予測情報提供時には、第5章Phase2高精度所要時間情報提供時の経路選択モデルの推定結果を利用する。現在情報提供時には、第5章Phase2低精度所要時間情報提供時の経路選択モデルの推定結果を利用する。傾向情報提供時には、第5章Phase3LH精度の情報提供時の経路選択モデルの推定結果を利用する。表6.3にシミュレーションに適用した経路モデルの詳細を整理して示す。

表6.3 経路選択モデル

情報の内容	経路選択モデル
予測情報	$V_1 = N(0,0.867) + N(-0.276,0.171) \times \text{予想情報}_1$ $V_2 = N(-0.276,0.171) \times \text{予想情報}_2$
現在情報	$V_1 = N(0,1.123) + N(-0.178,0.110) \times \text{現在情報}_1$ $V_2 = N(-0.178,0.110) \times \text{現在情報}_2$
傾向情報	$V_1 = N(-0.233,0.099) \times \text{現在情報}_1 + 2.928 \times \text{ダミー}_{-1} - 3.910 \times \text{ダミー}_{-2}$ $V_2 = N(-0.233,0.099) \times \text{現在情報}_2$
変数	変数の説明
$V_r$	経路 $r$ の確定効用関数
$N()$	括弧内の平均と分散を持つ正規分布を従うパラメータ
予測情報 $_r$	経路 $r$ の予測情報
現在情報 $_r$	経路 $r$ の現在情報
ダミー $_{-1}$	経路1の所要時間が小さく、経路1の傾向方向は上、経路2の傾向方向は下
ダミー $_{-2}$	経路1の所要時間が大きく、経路1の傾向方向は下、経路2の傾向方向は上

表6.3に示したように推定パラメータが正規分布に従う変数もあるので、あらかじめパラメータの分布に従う乱数を発生した。

#### 6.2.4 交通流モジュール

本章では、経路上の交通状態の変化を把握するため、交通流モデルとしてマクロモデルのブロック密度法<sup>2)</sup>を利用している。ブロック密度法はネットワーク内のリンクを長さを持つ複数のブロックに分割してネットワークの交通状態を把握する。各ブロック内の交通状態は均質であると仮定し、交通密度と速度はブロック内の交通状態によって計算される。その交通状態の時間的変化をブロックとブロックの関係で計算して、動的なネットワークの交通状態を表現している。

したがって、ブロック密度法はブロックの交通容量、すなわち、ブロックの臨界密度や飽和密度を操作することによって、ボトルネックあるいは突発事象等による一時的な渋滞の表現ができる。さらに、各ブロックの関係により交通状態が記述されるため、ブロック単位の渋滞の伝播が把握できる特徴を持っている。次に、ブロック密度法の構成式に関して詳細に説明する。

ブロック密度法はネットワークの各経路をブロックに区分することから始まる。ブロックの長さはリンク長とシミュレーションにおける単位時間幅によって決定される。式6.1のようにブロック長を計算してリンク長まで分割する。後に説明するが、本章の分析ネットワークは1OD2経路であり、経路の間に流出入交通がない。そのため、経路がそのままリンクになる。経路1は15km、経路2は20kmで、ここでは、リンク長と

して利用する。単位時間幅は1分，自由速度は1Km/分(60Km/時間)になっているので，経路1は15個のブロック，経路2は20個のブロックに分割される。

$$\text{ブロック長} \geq \text{自由速度} \times \text{単位時間幅} \quad \text{式6.1}$$

式6.1のように設定すれば，交通流が1単位時間の中に次のブロックまで飛び越えることはなく，あるブロック内の交通流は残留交通流，あるいは，流出交通流のいずれかに属することとなる。1単位時間におけるブロック間の隣接交通の移動を図6.2に示す。なお，式6.2の交通流保存則によって求められる。  $Q_{i,i+1}(t)$  は式6.3から式6.6までのいずれかの式で計算する。

$$K_i(t+dt)dL = K_i(t)dL + Q_{i-1,i}(t)dt - Q_{i,i+1}(t)dt \quad \text{式6.2}$$

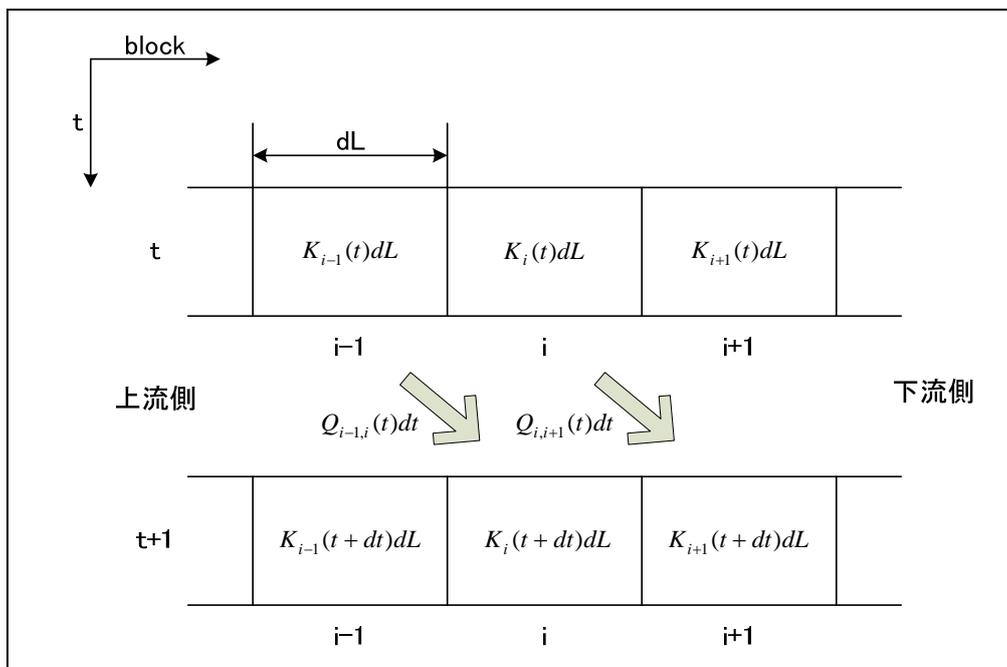


図6.2 ブロック密度法によるブロック間の交通移動

- (1) ブロック  $i, i+1$  とも非渋滞の場合

$$Q_{i,i+1}(t) = F(K_i(t)) \quad \text{式6.3}$$

- (2) ブロック  $i$  は非渋滞，ブロック  $i+1$  は渋滞の場合

$$Q_{i,i+1}(t) = \min\{F(K_i(t)), F(K_{i+1}(t))\} \quad \text{式6.4}$$

- (3) ブロック  $i, i+1$  とも渋滞の場合

$$Q_{i,i+1}(t) = F(K_{i+1}(t)) \quad \text{式6.5}$$

(4) ブロック*i*は渋滞、ブロック*i+1*は非渋滞の場合

$$Q_{i,i+1}(t) = Q_i^c \quad \text{式6.6}$$

ただし、

$Q_{i,i+1}(t)$  : 時刻*t*~*t+1*における、ブロック*i*からブロック*i+1*への交通量

$Q_i^c$  : ブロック*i*における臨界交通量(最大流出交通量)

$K_i(t)$  : 時刻*t*におけるブロック*i+1*の交通密度

$F$  : Q-K関係を示す関数

また、 $Q_{i,i+1}(t)$ を求める時、密度と速度の関係式が必要になるが、本章では、関係式としてGreenburg式を利用することとする。図6.4と図6.5に臨界交通量は150台/km、飽和密度が450台/km、自由速度が1km/分である経路2のK-V関係とQ-K関係をグラフに示す。

### 6.2.5 情報提供モジュール

本章では、情報の内容が予測情報を提供する方法、現在情報を提供する方法、そして、現在情報に傾向情報を追加して提供する方法に区別される。後に説明する基本ケースとして、情報の更新間隔は5分と指定している。そのために、5分の間には同一情報が提供される。

以下に各情報の提供方法に関して説明する。

#### (1) 予測情報の提供方法

予測情報を提供するためには未来の交通状況を正確に予測しなければならない。交通シミュレーションモデルでは、時間変化に対して交通需要、ボトルネックの最大流出交通量、突発事象によるリンク内の密度低下等が設定されている。すなわち、既に未来の交通状況を知っている状況なので、現時点の交通需要が到着する所要時間の予測は交通需要が流入した時点から流出する時点まで、あらかじめシミュレーションを実行することによって可能となる。ただし、経路にFIFO(First In First Out)法則が守られている場合のみで、現時点以降の交通需要の経路配分が現時点以前の交通状況に影響を及ぼさないという前提がある。ブロック密度法ではFIFO法則が守られている。また、上記したように本章の分析ネットワークは1OD2経路で、経路の間に流出入交通がないため、現時点の交通需要が流入した時点からシミュレーションを実行すれば、その需要が到着する所要時間、実所要時間がわかる。したがって、本章ではあらかじめシミュレーションを実行した結果からわかる実所要時間を予測情報として提供する。

具体的に、FIFO法則が守られ、途中で流出入交通がない場合は、ある経路にある時刻、流入した交通流は同一出発点の以前に流入した交通流によって形成された交通状態に影響される。換言すれば、同一出発点の以降に流入する交通量は考慮する必要が

ない。したがって、ある時刻に流入した交通流が到着するまで、次の交通需要をゼロの状態に設定し、シミュレーションを実行すれば、その時刻に流入した交通流の実所要時間が得られる。本章では、その結果をその時刻の予測情報として提供する。

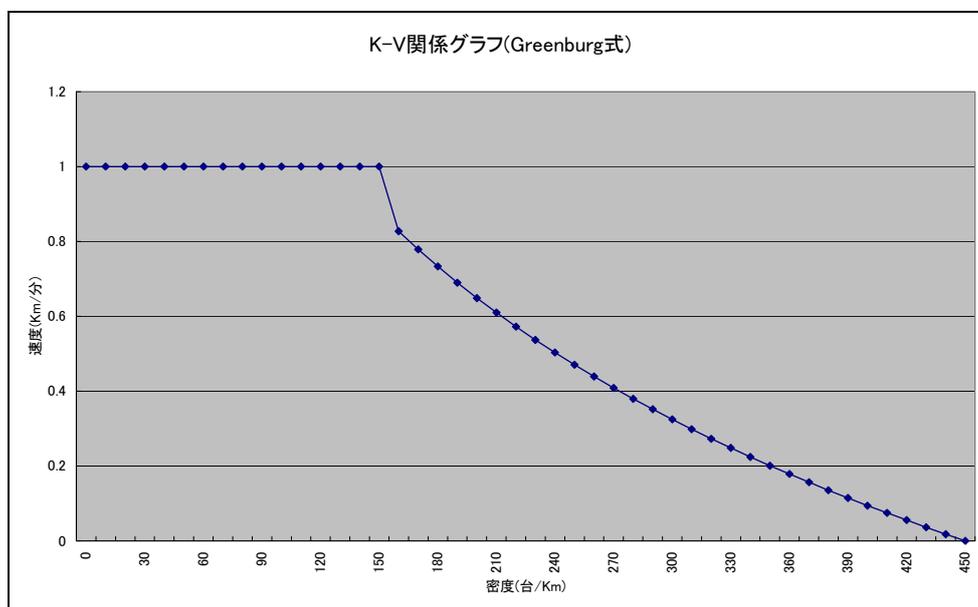


図6.3 経路2に関するK-V関係

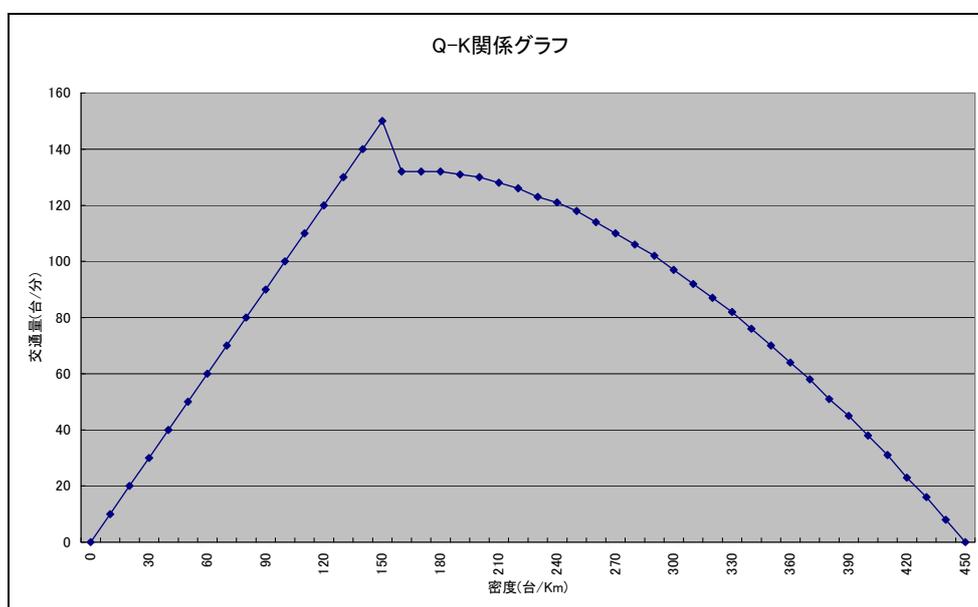


図6.4 経路2に関するQ-K関係

## (2) 現在情報の提供方法

本章で想定した現在情報は、実際高速道路に提供されている交通情報と同一手法に

よって計算される。すなわち、ある時刻に経路の状況がそのまま維持されるという仮定で1台の車両がその経路を通過する所要時間を意味する。ブロック密度法では、リンクはブロックに構成されているため、ある時刻にリンクを構成する各ブロックの通過所要時間の合計値が現在情報になる。本章では、その合計値を現在情報として提供する。次の式6.7によって計算式を示す。

$$DI(t) = \sum_i^I dL_i / v_i(t-1) \quad \text{式6.7}$$

ただし、

- $DI(t)$  : 時刻  $t$  における現在情報
- $dL_i$  : ブロック  $i$  の長さ
- $v_i(t-1)$  : 時刻  $t-1$ , ブロック  $i$  の空間平均速度
- $I$  : ブロック数

### (3) 傾向情報の提供方法

傾向情報は現時点以降の交通状況の変化を矢印、三角マーク等を用いて示す情報である。本章では(1)によりほぼ正確な実所要時間がわかっている。したがって、予測情報と現在情報の差によって、現時点から交通状況がどう変化するかがわかる。予測情報と現在情報の差(本章では予測情報－現在情報を計算する)の結果が正の場合は増加傾向となり、その結果が負の場合は減少傾向となる。予測情報と現在情報の差が1分以内の場合は現在の交通状態が維持されるという意味の横方向の傾向となる。本章では、予測情報と現在情報の差の結果を傾向情報として提供する。

## 6.2.6 分析ネットワークと基本ケース

交通情報に傾向情報を追加した時に、交通需要がネットワーク上で配分される状況を観測可能とするため、また、提供情報、経路選択、交通流動の間関係を明確に分析するため、第4章の室内経路選択実験と同様に簡単な1OD2経路ネットワークを分析ネットワークとして指定した。経路の間には流出入する交通はなく、1度経路に流入した車両は流出するまで同一経路を走行することとなる。両経路の最下流部ブロックにはボトルネックが存在していると設定した。また、情報利用率及び情報の内容によるネットワークへの影響を分析するため、交通需要のパターンと経路の特徴を表す基本ケースを想定した。基本ケースの1OD2経路ネットワークの構成要素を表6.4に示す。

室内実験の設定と同様に、経路1では、距離は短いが渋滞が発生しやすく設定されている。一方、経路2では、距離は長い、より安定的な経路を表現するために密度が大きく設定されている。ブロックの個数は式6.1により、経路長と同様に経路1が15個、経路2が20個となった。また、強制的に渋滞を発生させるために、経路の最下流部ブロックにはボトルネックになると設定した。基本ケースの交通需要パターンは図6.5に

示す。

表6.4 基本ケースのネットワーク構成要素

	距離	各ブロック		ボトルネック
		臨界密度	飽和密度	最大流出率
経路1	15Km	100台/Km	300台/Km	50台/分
経路2	20Km	150台/Km	450台/Km	70台/分

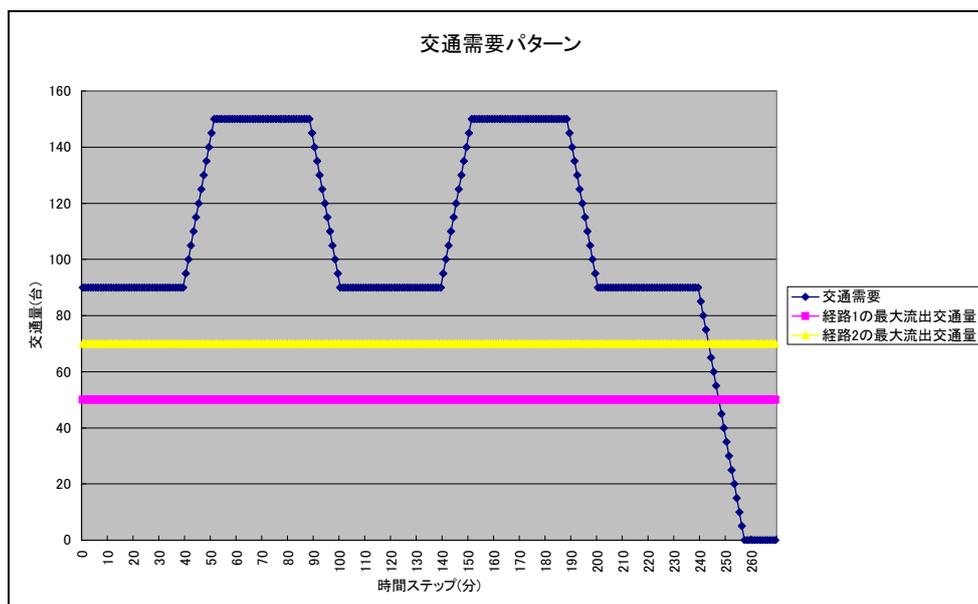


図6.5 交通需要パターンと経路別最大流出交通量

分析ネットワークの流入交通量としては図6.5の交通需要パターンを利用する。シミュレーションの単位時間は1分単位と仮定しており、流入需要も1分単位での表記としている。縦軸の交通量も1分単位交通量である。交通量は90台から150台まで変化する。また、交通需要が大きく増減する場合、情報提供が利用者の経路選択により影響を及ぼし、その結果、交通状態が大きく変化する可能性が高いと考えられる。そこで、本章では、ピークを2つ持つ交通需要パターンを仮定した。

なお、図6.5には、経路別最大流出交通量が経路1は50台/分、経路2は70台/分と異なるが、これは室内実験の設定同様に経路1の所要時間分布は早く到着する時と非常に遅く到着する時がある不安定な経路であり、経路2の所要時間分布は相対的に遅く到着するが安定的経路であることを表現するためである。したがって、経路の下流部付近にボトルネックがあると想定し、その処理能力を経路ごとに調節した。

また、ドライバーは確率的に経路選択を行っているため、同じ基本ケースのシミュレーションを10回繰り返して平均を取っている。ただし、10回反復シミュレーション

は10日 day to dayシミュレーションではない。すなわち、1台の車両の走行経験(出発時刻, 到着時刻, 選択経路, 所要時間など)は毎回記録されるが, 次回の経路選択には反映されない。

### 6.2.7 交通シミュレーションの流れ

今回のシミュレーションはDelphiを用いてプログラミングした。シミュレーションの流れは図6.6に示す。

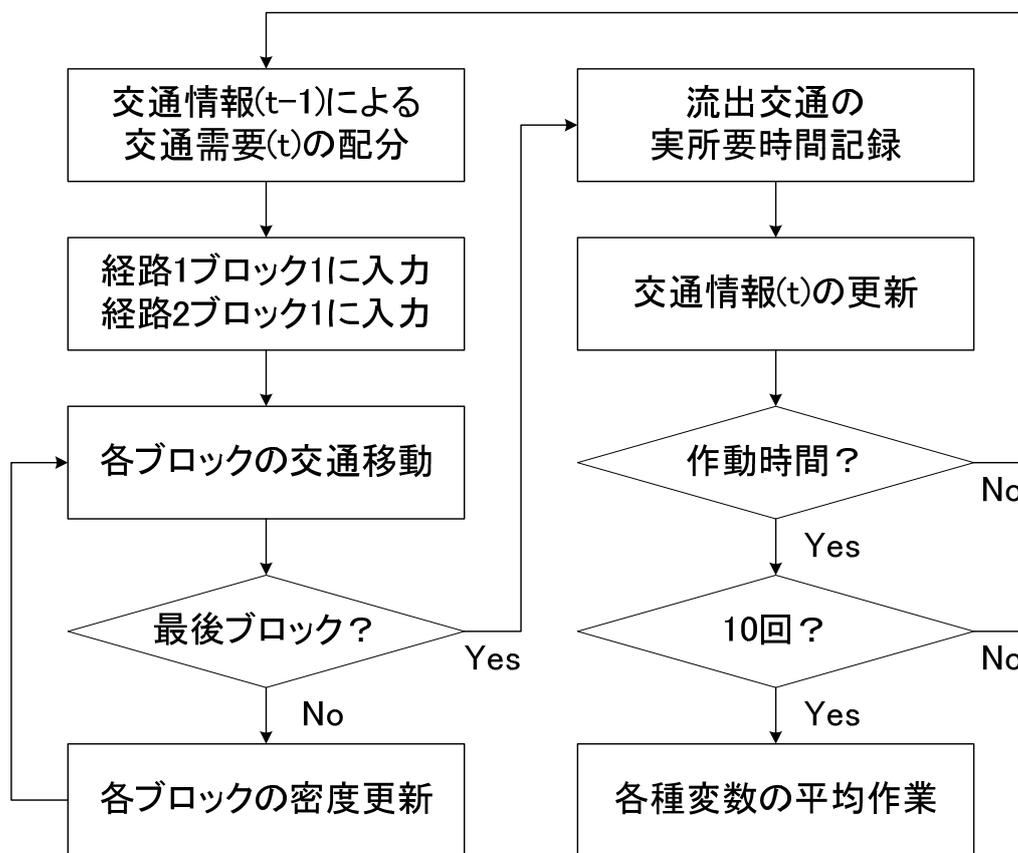


図6.6 シミュレーションモデルの流れ

## 6.3 傾向情報とネットワークへの影響に関する分析

### 6.3.1 情報利用率とネットワークの平均所要時間

今回構築した交通シミュレーションでは、情報利用率を0%から100%まで変更できる。情報利用率が0%の場合は全てのドライバーが情報を利用しない。すなわち、経路選択確率が50%に固定されている状況である。一方、情報利用率が100%の場合は全てのドライバーが情報を利用して経路を選択することとなる。提供される交通情報は3つで、予測情報と相対的に低精度の現在情報、そして、その現在情報に傾向情報を追加した情報の3種類である。

交通シミュレーションの情報利用率を変化させることにより、多数の利用者に精度が悪い情報を提供し続けることの悪影響が把握できると期待できる。例えば、実所要時間との乖離による、相対的に低精度な現在情報を提供し続けることによるハンチング現象が確認できる可能性が考えられ、そのハンチング現象がネットワークに及ぼす悪影響が検討できると考えられる。また、傾向情報が追加されることによって、傾向情報にハンチング現象を抑制する要素があるかが確認でき、傾向情報提供時のネットワークへの影響が検討できると考えられる。

本節では提供情報の種類とネットワークの平均所要時間に着目して分析する。その際、情報利用率が情報提供の効果に及ぼす影響についても分析する。ネットワークの平均所要時間は、10回繰り返しシミュレーションの結果から得られた両経路及び全時間帯の交通需要の所要時間の平均値である。したがって、本章では、ピーク時と非ピーク時、経路1と経路2に対する所要時間の長短に関係なく、ネットワーク全体の交通状況を把握する指標として利用する。図6.7は情報利用率を0%から100%まで10%に区切って、情報利用率とネットワークの平均所要時間の関係をグラフと示した。なお、表6.5には、情報利用率に対する平均所要時間を示す。

図6.7を見ると、提供情報の種類に関係なく、情報利用率が30%までは平均所要時間が低下する。情報非利用層は経路の交通状況とは関係なく、50%の確率で経路を選択しているため、両経路の最下流部にあるボトルネックの最大流出交通量の合計値より多い交通需要が発生すれば、渋滞が悪化し平均所要時間は最大となる。一方、交通情報が提供される場合では、情報利用層は交通情報が良い経路を選択し、ネットワーク全体の渋滞を低減する。そして、渋滞が起こっていない経路を利用することによって、所要時間も短縮され、ネットワークの平均所要時間は低下する。

しかしながら、各経路の所要時間が等しくなるネットワークの均衡状態になれば、ネットワークの平均所要時間は低下しない。ただし、未来の交通状況が予測でき、変化する交通需要に対応して均衡状態に配分する交通情報が提供されることが必要となる。すなわち、予測情報が提供されなければならない。図6.7で予測情報の平均所要時間を見ると、情報利用率が30%以上では平均所要時間がほぼ変化しない。したがって、ネットワークが均衡状態になっていることがわかる。

なお、情報利用率が30%まででは、予測情報、傾向情報、現在情報順に平均所要時間が低く、情報利用率に対する平均所要時間の低下勾配が急になっている。したがって、情報非利用層によるネットワークへの悪影響が予測情報、傾向情報、現在情報順に早く改善されることが確認できた。

情報利用率が40%の場合では、現在情報は平均所要時間が低下したが、傾向情報は平均所要時間が増加した。現在情報は緩慢に平均所要時間が低下したが情報利用率が40%になるまで低下し、一方、傾向情報は急激に平均所要時間が低下したが、情報利用率が40%では増加してしまった。この結果は、提供情報の種類別に経路選択モデルが異なったことと情報利用率が低かった場合は経路選択モデルのダミー変数の交通状況、すなわち、ジレンマケースの発生が少なかったことが原因と考えられる。現在情報の場合には、経路選択モデルの現在情報に対するパラメータが平均 $-0.178$ であるが、傾向情報の場合には、平均 $-0.233$ になる。パラメータの絶対値が大きいくほど、所要時間情報に敏感に反応することを考慮すれば、情報利用率の増加による平均所要時間の変化が異なることはわかるが、現在情報提供時には情報利用率が40%まで平均所要時間が低下する理由はわからない。したがって、情報利用率が40%の時、ジレンマケースが増加することによって、ダミー変数の交通状況に敏感に反応したことが、むしろ平均所要時間を増加させてしまったことかもしれない。ここは、より詳細に時間帯実所要時間変化の分析を必要とする。

また、経路選択モデルの現在情報パラメータを現在情報と傾向情報と同一パラメータを利用した場合を考慮してみた。図6.8に経路選択モデルの現在情報パラメータを現在情報と傾向情報と同一パラメータを利用した場合の平均所要時間変化を示す。経路選択モデルの現在情報パラメータは傾向情報のパラメータを利用した。その結果、現在情報も情報利用率が40%では平均所要時間が増加していることが確認できる。しかも、現在情報の平均所要時間が遅い。現在情報のパラメータが同一な状況では、傾向情報は現在情報による平均所要時間の増加を抑制することが可能と考えられる。しかしながら、室内実験の被験者は現在情報のみ提供する時と傾向情報が追加され提供される時の所要時間パラメータが異なっているため、本章ではこのケースは利用しない。

基本ケースの経路選択モデルに戻り、経路利用率が50%では、傾向情報の平均所要時間は現在情報より遅いが、情報利用率の40%からほぼ変化しない。一方、現在情報は平均所要時間が増加してくる。情報利用率60%以上では、傾向情報の平均所要時間が現在情報より早い。そして、平均所要時間がほぼ変化しない。一方、現在情報は平均所要時間が増加する。

この結果から、提供情報の種類による情報利用率の変化と平均所要時間の関係が把握でき、現在情報提供時の情報利用率が増加することによって生じ得る悪影響が傾向情報の追加により抑制できることが明らかになった。ただし、情報利用率が40%、50%の時は現在情報の平均所要時間が早かった。

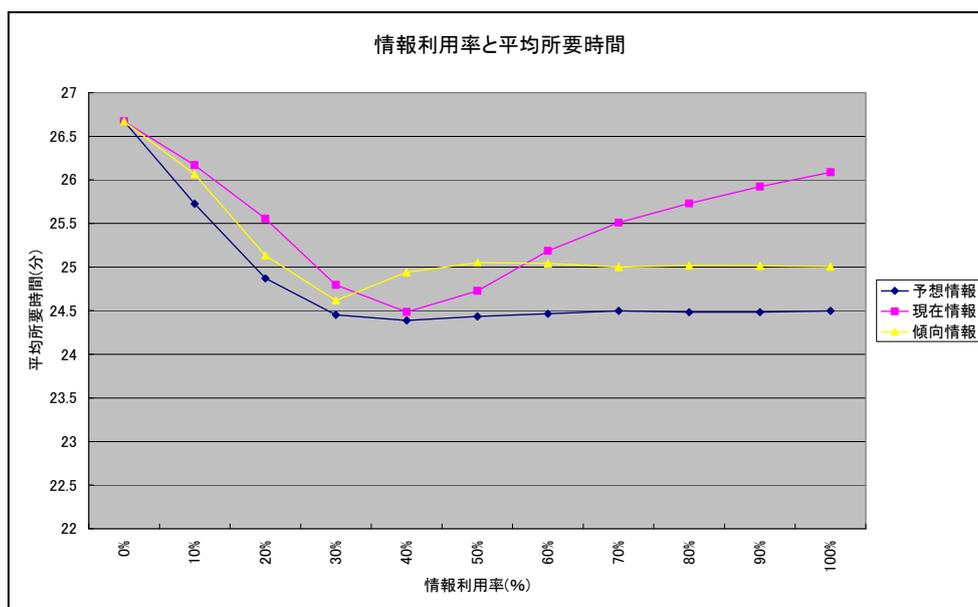
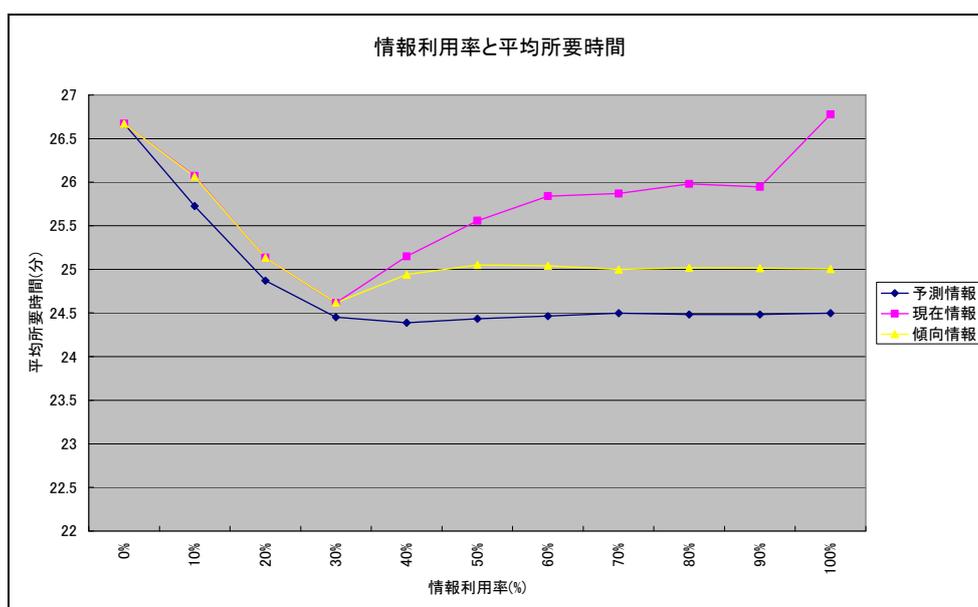


図6.7 提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間

表6.5 提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間 (単位: 分)

	0%	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	100%
予測情報	26.672	25.725	24.870	24.453	24.388	24.434	24.465	24.498	24.483	24.482	24.500
現在情報	26.672	26.169	25.556	24.796	24.486	24.726	25.185	25.509	25.729	25.923	26.088
傾向情報	26.672	26.066	25.134	24.618	24.942	25.052	25.042	24.999	25.019	25.014	25.005



(経路選択モデルの現在情報パラメータを現在情報と傾向情報が同一な場合)

図6.8 提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間

### 6.3.2 時間帯実所要時間の変化

現在情報提供時に、情報利用率が増加すれば、ネットワークの平均所要時間が増加する可能性が示唆された。一方、傾向情報を付加的に提供することにより、その影響が緩和される可能性も示唆された。しかしながら、動的に変化する交通需要による各経路の交通状態がわからないため、本節では提供情報の種類による時間帯実所要時間の変化を分析する。本節で示す実所要時間はシミュレーションモデルの10回繰り返し実行の中、ある1回の実所要時間である。また、情報利用率は0%から100%まで11段階あるが、本節では、情報利用率から情報利用率が0%、40%、90%の場合を選択して分析する。情報利用者がいない場合と情報利用者が多い場合の状況を確認するために、0%、90%を選択した。また、前節でネットワークの平均所要時間が情報利用率40%まで現在情報は低下したが、傾向情報は増加したことを検討するため、40%を含めた。以下、情報利用率が0%、40%、90%の順で説明する。

#### (1) 情報利用率が0%の場合

図6.9は情報利用率が0%の場合、時間帯実所要時間を示す。すなわち、情報を利用するドライバーはなく、全体のドライバーがシミュレーションの設定通り、経路の特徴や提供される情報に関係なく50%の確率により経路を選択する。その結果、経路長が短く最大流出交通量が少ない経路1に渋滞が発生してしまう。今回のシミュレーションでは2回のピークを持っている。図6.9のステップ100から140の間では、経路1の実所要時間が減少して、その後、再び実所要時間が増加することが見える。また、1回目ピークの交通量が全部処理できる前に2回目ピークが始まり、実所要時間がより増加することも確認できる。

図6.10は情報利用率0%の場合、時間帯経路交通量を示す。経路交通量は情報非利用層の設定通り、交通需要のほぼ半分ずつ配分されていることがわかる。個別のドライバーから見ると、各ステップの中、経路1を選択した半分のドライバーは非常に遅い渋滞を経験するが、経路2を選択した半分のドライバーは渋滞なく快適に走行することとなる。これは、ネットワークの交通状況を知らないドライバーの経路選択はネットワークの状況に関わらず、偶然、望ましい結果になることがあれば、悪い結果になることもある確率選択の結果であることを明らかにしている。

したがって、図6.9に示したように、情報利用率が0%の場合ではネットワークの平均所要時間は一番悪い状況になるが、個別ドライバーとしては不公平な結果になることがわかる。このような悪い結果になることを改善するために、ドライバーのネットワークの交通状態に関する不確実性を低減することが交通情報を提供する目的となる。

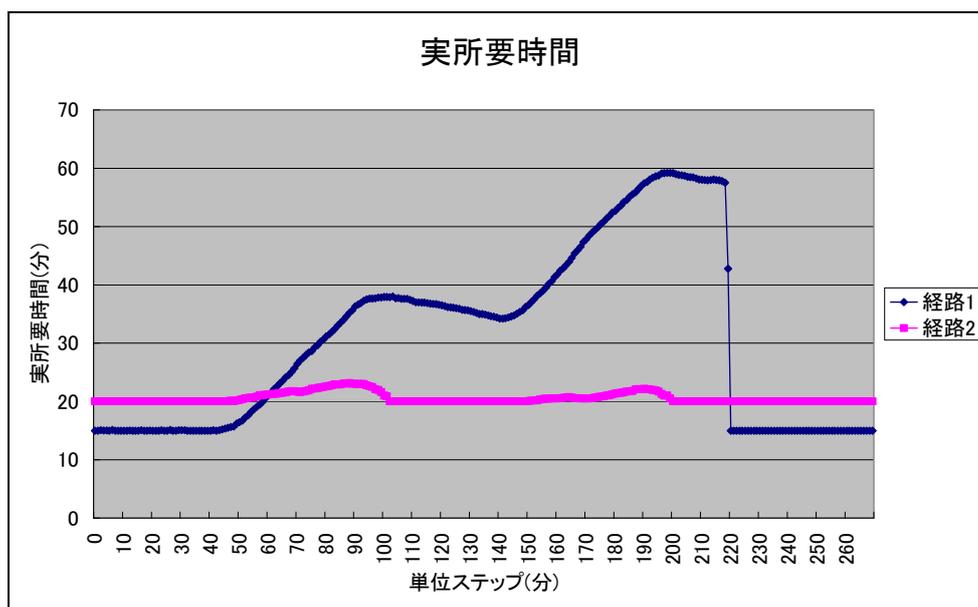


図6.9 時間帯実所要時間(情報利用率0%時)

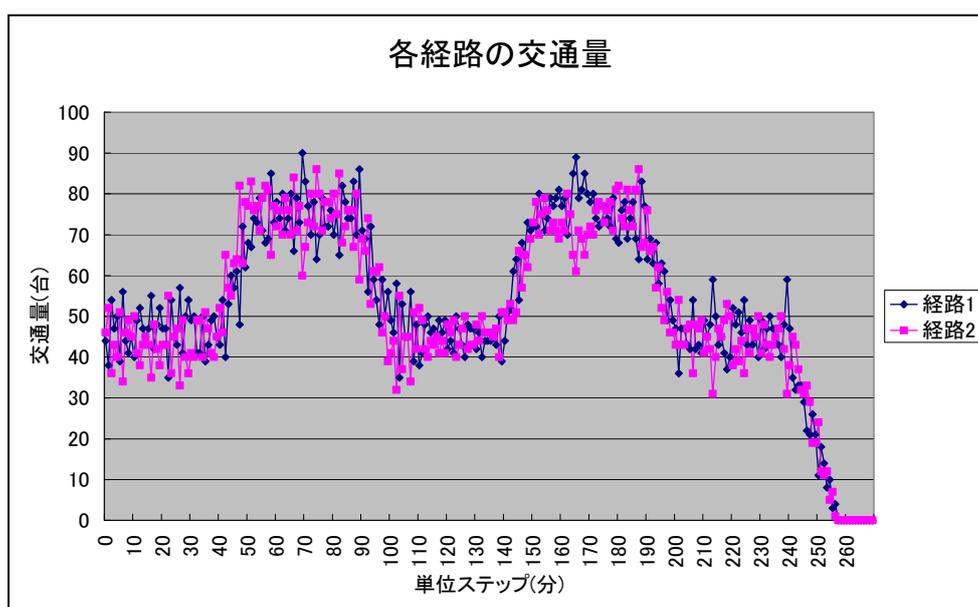


図6.10 時間帯経路交通量(情報利用率0%時)

(2) 情報利用率が40%の場合

傾向情報の経路選択モデルのダミー変数が0になる状況、すなわち、経路の所要時間差と傾向情報の方向が逆になるジレンマ状況ではなければ、傾向情報は経路選択に影響を及ぼさない。図6.7に示したのように、傾向情報提供時には、情報利用率が30%に平均所要時間が最も早い。しかしながら、現在情報提供時には、情報利用率が40%に平均所要時間が最も早い。上記したように、情報利用率が30%までは情報非利用層に

よる悪影響を改善していくが、情報利用率が40%では傾向情報を追加して提供することにより平均所要時間が増加する。後に説明するが、情報利用率が40%ではダミー変数が1になる状況が2回あった。ドライバーはその状況に敏感に反応してしまい、実所要時間との乖離から生じる現在情報のハンチング現象が発生する前に、すなわち、情報非利用層による悪影響が全て改善される前に、交通が均衡状態の逆方向に集中した結果、ネットワークの平均所要時間が増加した可能性が考えられる。図6.11から図6.13まで提供情報の種類による情報利用率が40%の実所要時間、提供された情報、経路交通量を示す。

図6.11は予測情報のシミュレーション結果である。実所要時間と予測情報の乖離がないため、両経路の実所要時間差がなく、ネットワークが均衡状態に近い。交通量はネットワークが均衡状態になるように配分されたと考えられる。渋滞が発生してくると、最大流出交通量が大きい経路2に交通が集中することがわかる。

図6.12は現在情報のシミュレーション結果である。実所要時間と現在情報に10分程度の乖離が見られるが、現在情報の影響が不確実性を低減する方向に及んで、情報非利用層による悪影響を改善している。そして、実所要時間は経路1が経路2より遅く、交通量は経路2に多く配分されている。情報利用率がこれより増加すれば、実所要時間と現在情報の乖離によるハンチング問題が発生する。

図6.13は傾向情報のシミュレーション結果である。現在情報と同様に実所要時間と現在情報に10分程度の乖離が見られる。また、100ステップと200ステップに、2回ジレンマ状態が発生している。実所要時間は現在情報の場合と異なる。経路1の実所要時間は減少し、経路2は増加したが、両経路の所要時間が等しくなっている。経路1の減少より経路2の増加が大きかったため、傾向情報の平均所要時間が現在情報より遅くなったかもしれない。交通量は現在情報の場合と似ているが、ジレンマ状態が発生した100ステップと200ステップ付近では各経路の交通量が交錯している。そこで、ドライバーがジレンマ状態に敏感に反応し、均衡状態の逆方向に交通が集中した様子が確認できた。

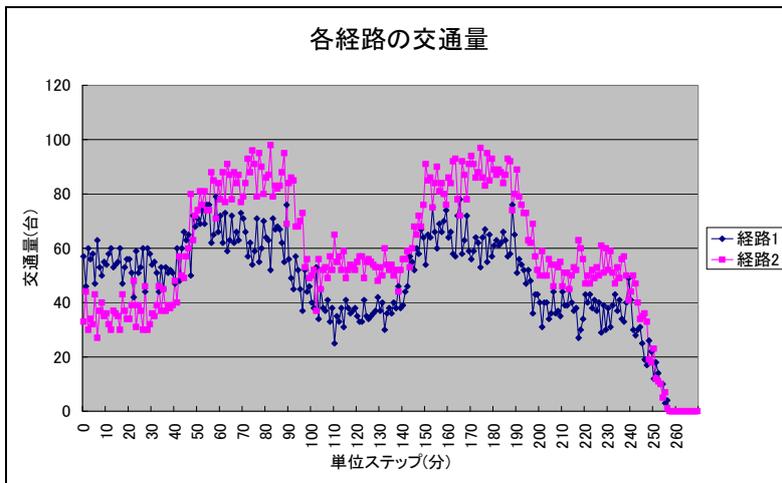
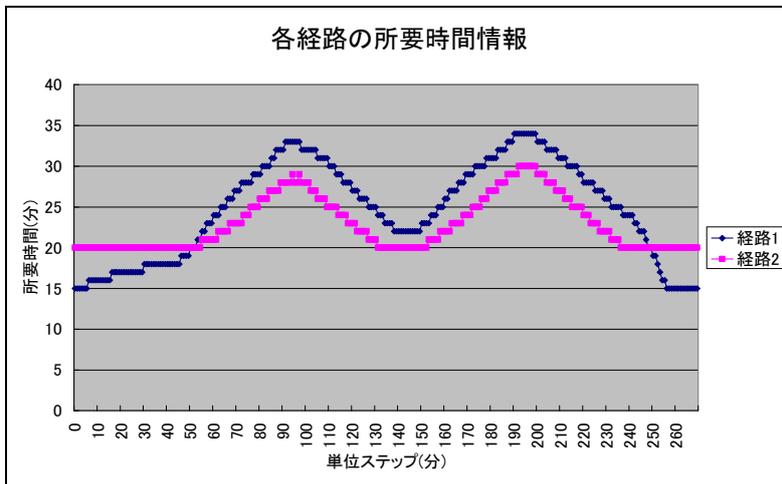
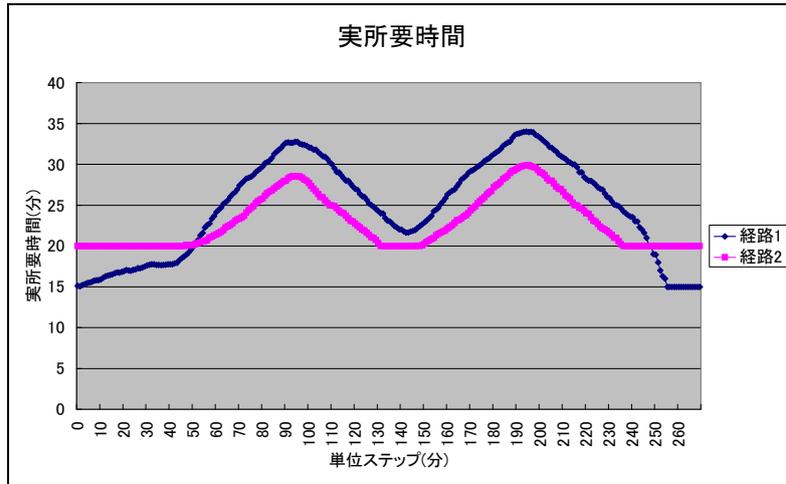


図6.11 時間帯ネットワーク状況(情報利用率40%時, 予測情報提供)

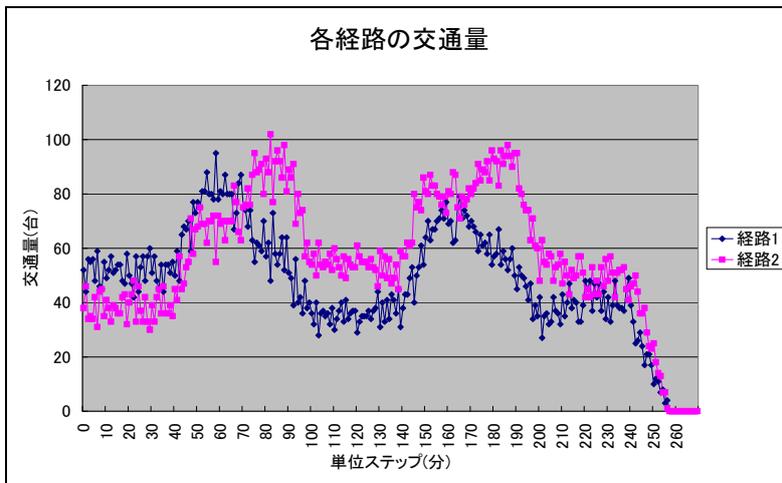
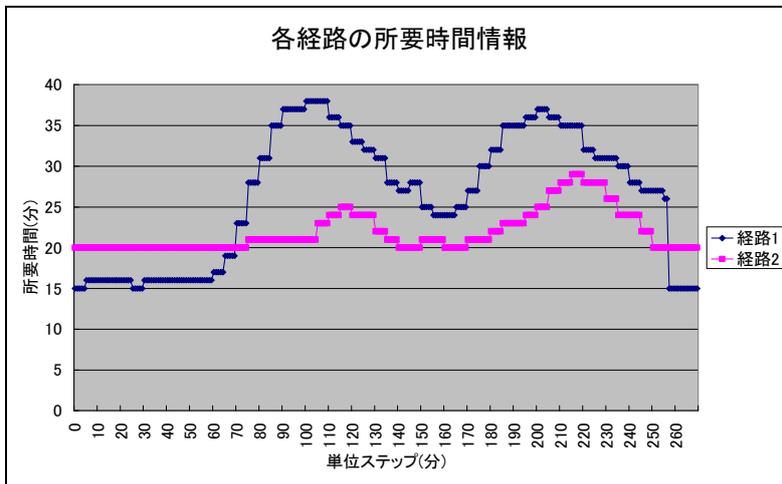
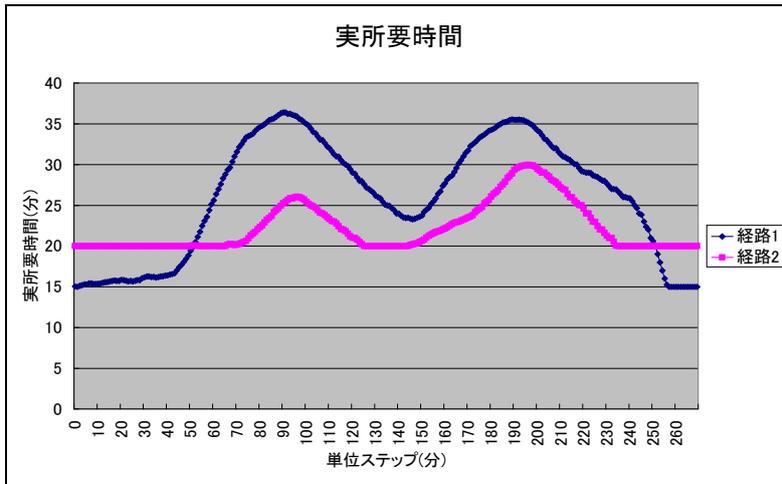


図6.12 時間帯ネットワーク状況(情報利用率40%時, 現在情報提供)

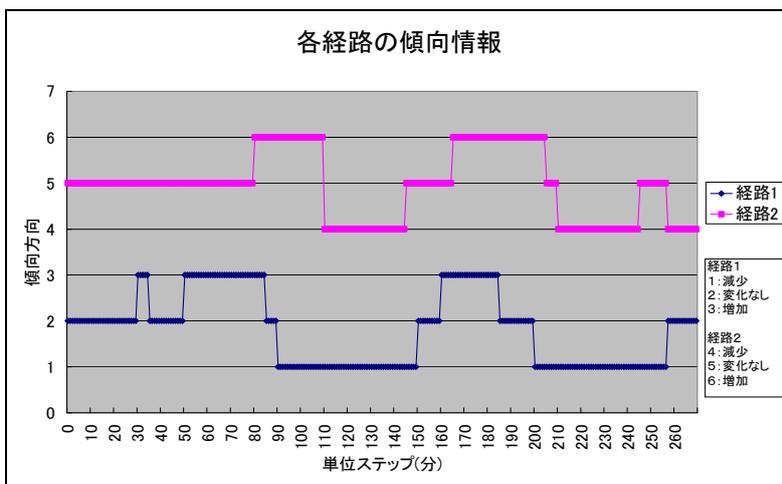
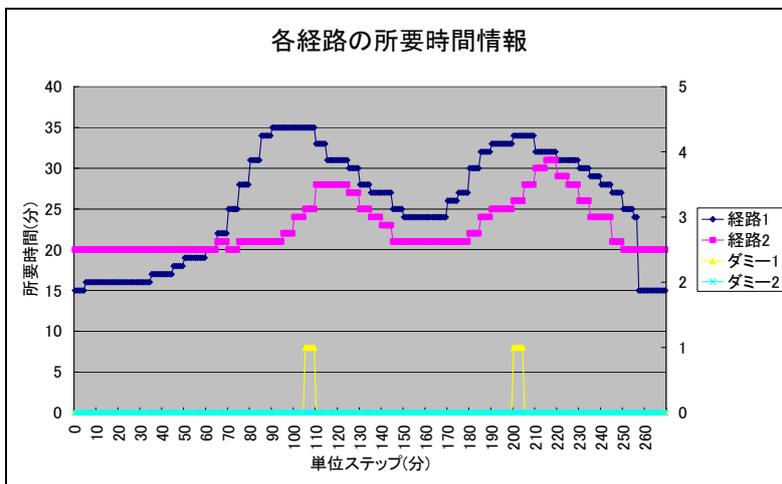
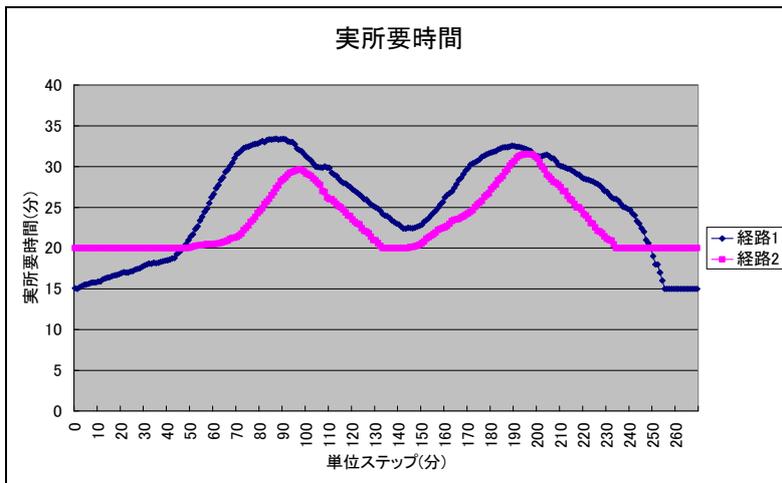


図6.13 時間帯ネットワーク状況(情報利用率40%時, 傾向情報提供)

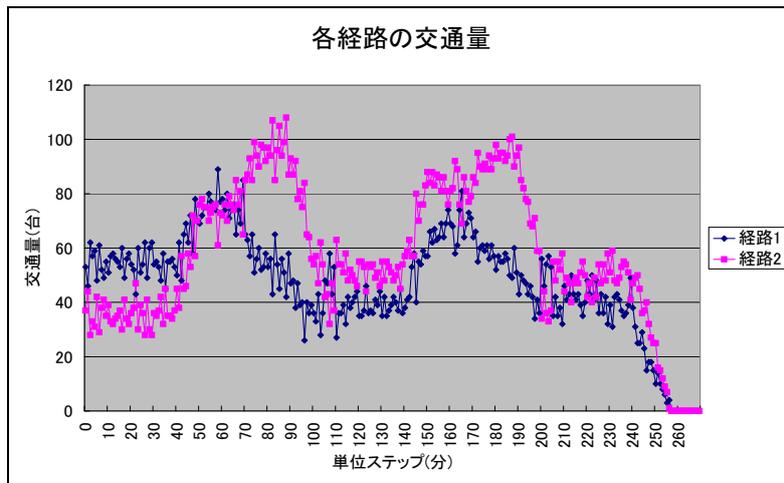


図6.13 時間帯ネットワーク状況(情報利用率40%時, 傾向情報提供)(続き)

### (3) 情報利用率が90%の場合

図6.7では情報利用率が増加すれば, 現在情報の平均所要時間は増加し, 傾向情報の平均所要時間は情報利用率40%の平均所要時間からほぼ変化していない. そこで, 現在情報の平均所要時間の増加と傾向情報の平均所要時間の維持に関してよく観察できるように, 情報の特徴がよく見え, 現在情報と傾向情報の平均所要時間差が大きい, 情報利用率が90%の交通状況を分析する. 図6.14から図6.16に提供情報の種類による情報利用率が40%の実所要時間, 提供された情報, 経路交通量を示す.

図6.14は, 予測情報のシミュレーション結果である. 実所要時間と予測情報の乖離がなく, 両経路が均衡状態になるように交通需要を配分しているため, 各経路の実所要時間の差もほとんどない. 未来を正確に予測して, ネットワーク状況に従う交通配分ができれば, ネットワークは均衡状態になることが確認できた.

図6.15は, 現在情報のシミュレーション結果である. 実所要時間と現在情報に10分程度の乖離が見られる. そのため, 長い時間帯にかけて各経路の実所要時間が大きい幅を持って交互に振動していることが確認できた. つまり, いわゆるハンチング現象が確認できた. ハンチング現象とは, 現在情報と実所要時間の乖離により生じる現象であり, 交通情報提供により交通が早い経路に集中し, その経路に渋滞が発生する. そして, 一定時間後, その渋滞情報が提供され, また, 他の経路に交通が集中し, その経路に渋滞が発生するという繰り返し現象を言う. 図6.15の交通量を見ると, 各経路の交通量の集中が交互に起きている. 渋滞が発生していない経路に渋滞が発生するまで, 長い時間にかけて交通が集中することがわかる. 現在情報と実所要時間の乖離により, その渋滞の変化を現在情報が表現しなかったため, 渋滞が発生しているにもかかわらず, その経路に交通が集中し, その結果, 実所要時間が増加することとなる. 図6.15では各経路の実所要時間が長い時間帯にかけて交互に交通量が振動しているこ

とが見える。結果的に、ハンチング現象を抑制するためには、渋滞の発生している経路に行くドライバーを減らすことが必要となる。予測情報のように、常にある経路に渋滞が発生する前まで、交通を配分することが必要となるが、実際、予測情報を提供することは困難なため、傾向情報を追加して提供することによって、すなわち、現在の交通状況とその変化を考慮することによって、ドライバーの経路選択行動に多様性を与え、現在情報のみで集中する交通を分散することができると考えられる。以下では、このような傾向情報の役割を考慮し、傾向情報の影響に関して検討する。

図6.16は傾向情報のシミュレーション結果である。実所要時間と現在情報に10分程度の乖離が見られ、傾向情報が追加されることにより、1回目のピークでは各経路の実所要時間の差が縮小している。各経路の実所要時間は経路の渋滞が増加する前に阻止されているように見える。交通量はダミー1変数が1になる状況が4回、ダミー2変数が1になる状況が2回で合計ジレンマ状況が6回発生して、その時間帯の交通量は現在情報の交通量と異なり、現在情報の交通は集中していない経路に交通が集中している。ドライバーの経路選択は傾向情報に敏感に影響され、現在情報により渋滞していく経路には行かなくなり、渋滞が深刻になることを抑制することが確認できた。その結果、傾向情報の平均所要時間は現在情報より早く、情報利用率40%以上では変化しないことがわかった。

以上、情報利用率0%、40%、90%の時間帯実所要時間の変化を観察し、傾向情報がネットワークに影響を及ぼしていることが確認できた。現在情報が提供されていれば、いずれジレンマ状態が発生してしまうが、その時、傾向情報が追加されることにより、渋滞が増加する前に別の経路に分散することができる。結果的に、現在情報に傾向情報が追加されることによって、ハンチング現象が抑制される可能性が高いことが明らかになった。また、図6.7に示したように、傾向情報は情報利用率に関わらず、ネットワーク全体の効率性を向上することが確認できた。

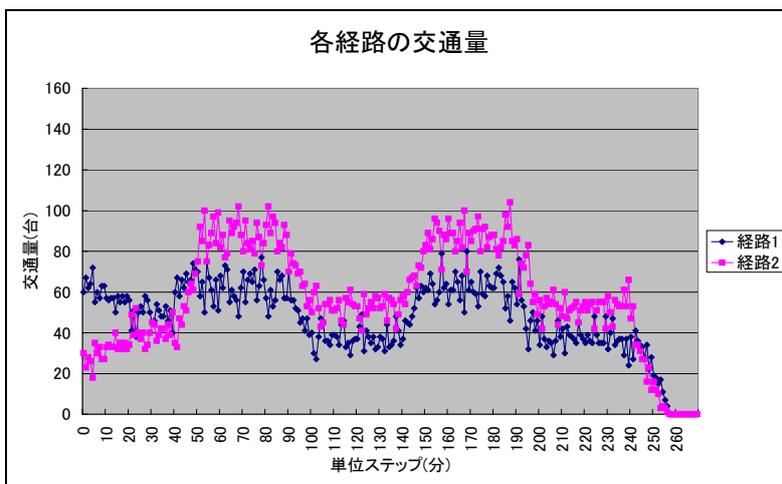
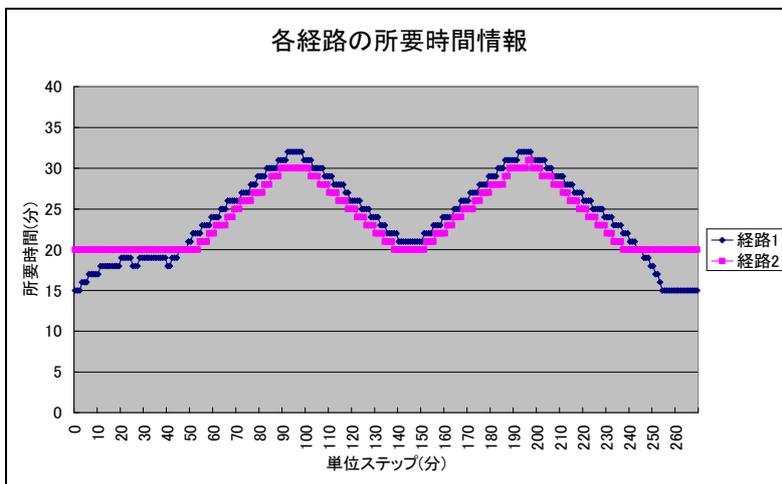
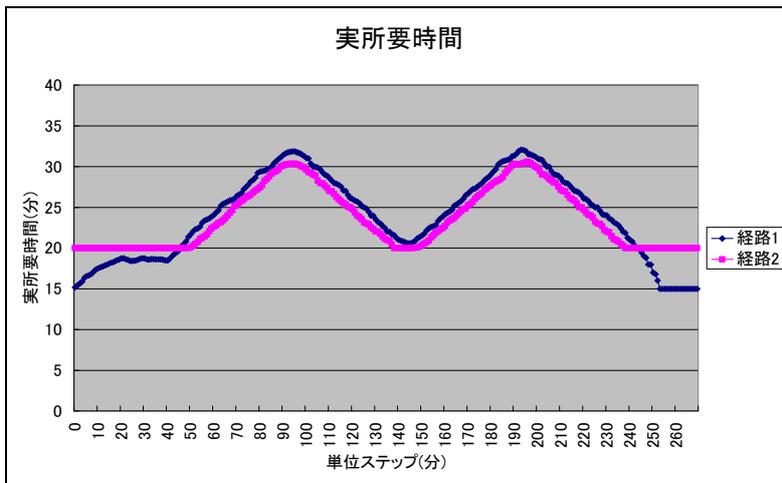


図6.14 時間帯ネットワーク状況(情報利用率90%時, 予測情報提供)

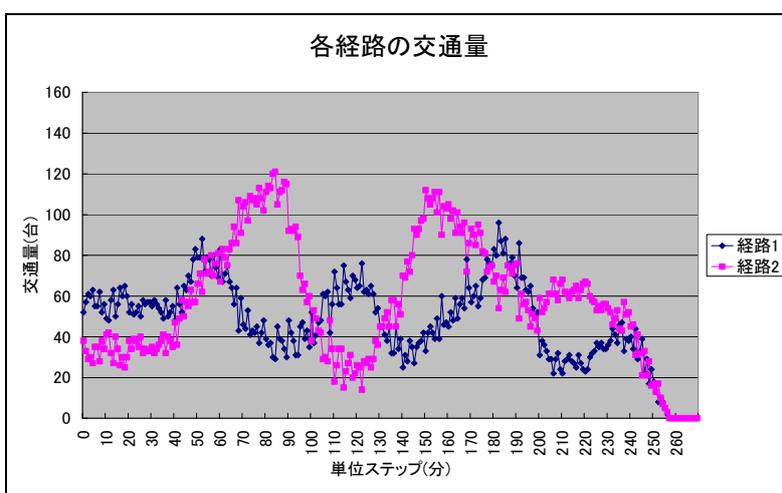
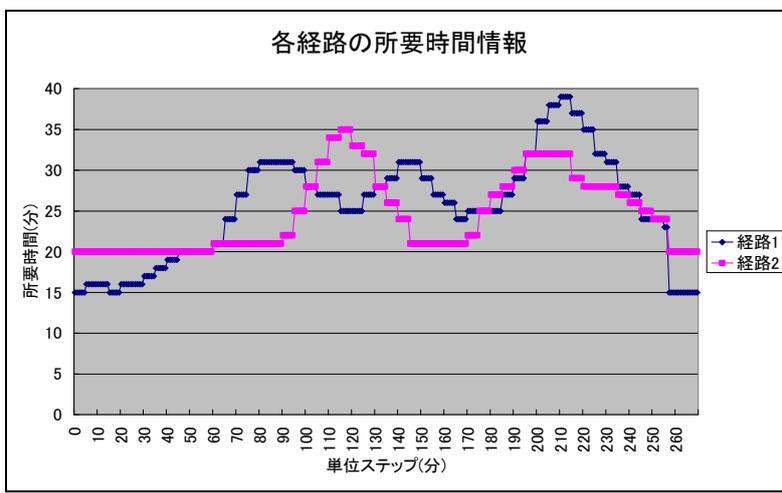
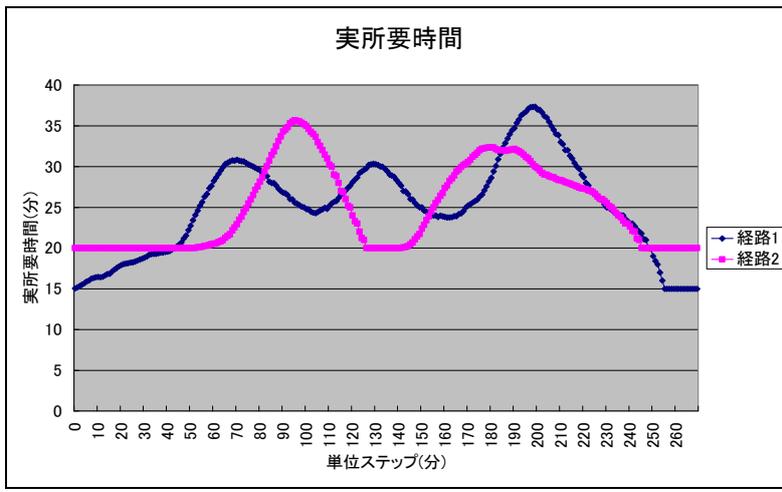


図6.15 時間帯ネットワーク状況(情報利用率90%時, 現在情報提供)

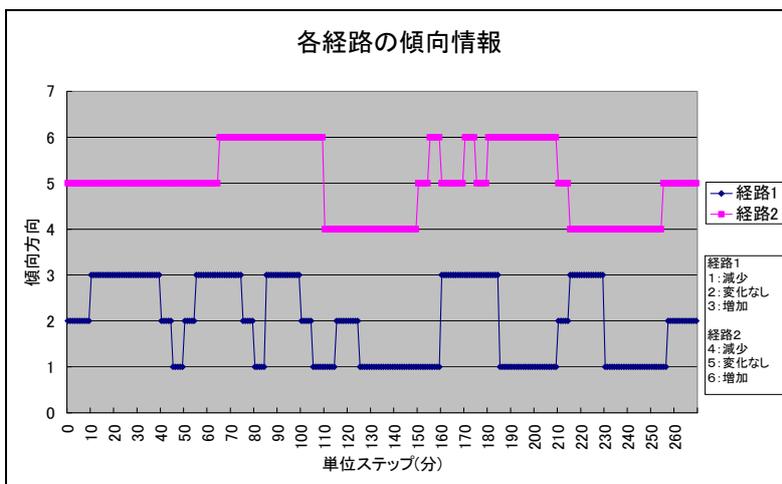
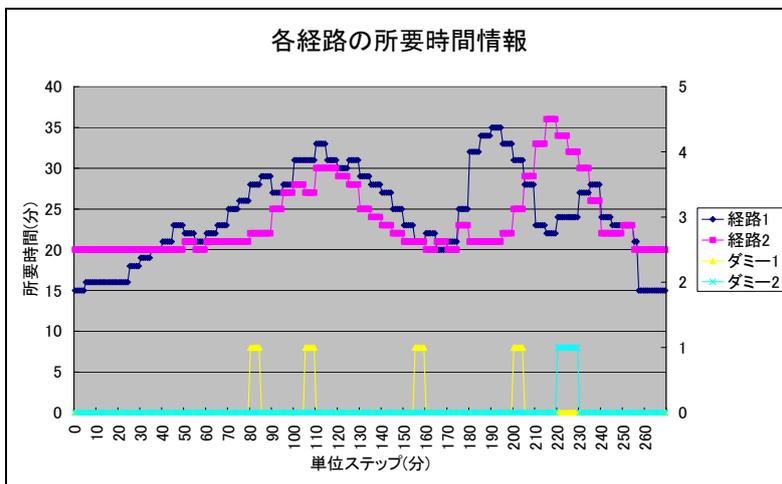
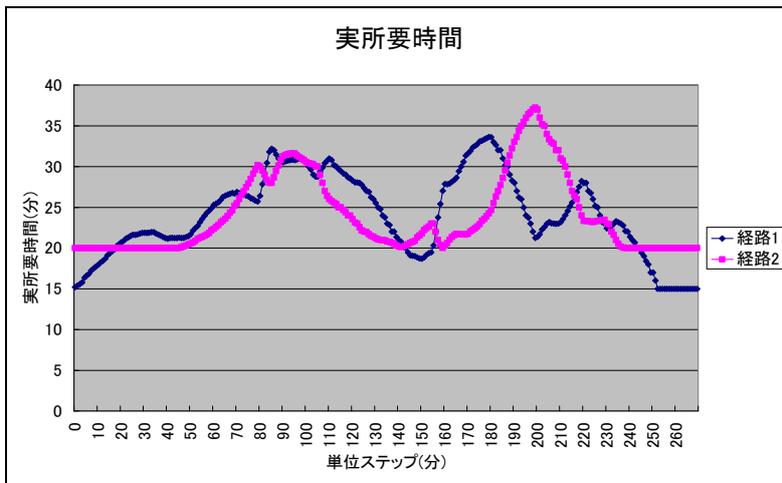


図6.16 時間帯ネットワーク状況(情報利用率90%時, 傾向情報提供)

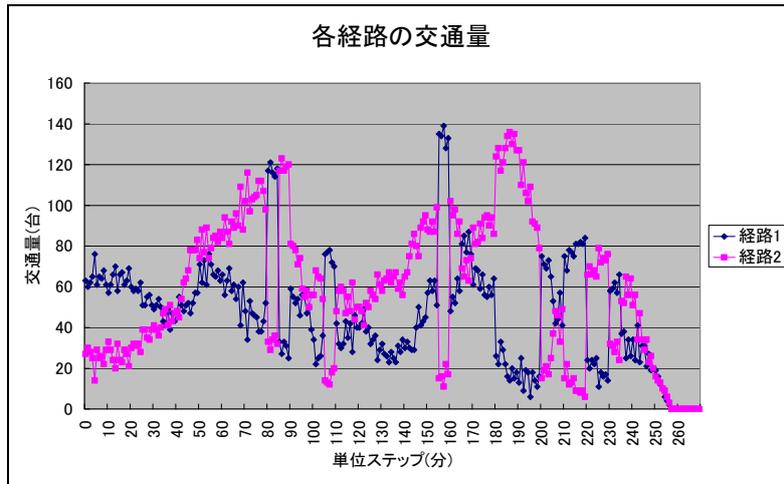


図6.16 時間帯ネットワーク状況(情報利用率90%時, 現在情報提供)(続き)

### 6.3.3 交通情報提供時の実所要時間の分布

所要時間の変化が安定的な経路の交通状況を予測することは容易である。ただし、未来に予測できない事故、災害等が突発的に発生すれば、安定的な経路でも交通状況を正確に予測することは容易ではない。しかしながら、突発事象が発生した後、低精度の交通情報を提供し続けられれば、安定だった経路さえ、不安定な状態に変化するかもしれない。例えば、実所要時間と乖離が生じ得る現在情報を提供し続けられれば、やがてハンチング現象が発生し、両経路の所要時間は振動することになる。すなわち、経路の所要時間分布の分散が増加し、不安定な経路になってしまう。

したがって、本節では、提供情報の種類によって経路の所要時間はどう変化するか検討するために、提供情報の種類による各経路の実所要時間分布を比較してみる。図6.17, 図6.18, 表6.6に提供情報の種類による各経路の実所要時間分布を示す。情報の影響を明白に区別するために、情報利用率は90%の結果データを利用する。図6.17と図6.18では、所要時間分布の幅の差を判断することは難しいが、正規分布の特長である平均値の確率密度値が高いと分散が小さいことから判断してみる。図6.17の経路1では傾向情報、予想情報、現在情報の順に所要時間分布の幅が広い。元々不安定に設定した経路1では、傾向情報が予想情報より分散が小さい結果になった。図6.18の経路2では、予想情報、傾向情報、現在情報の順に所要時間分布の幅が広い。両経路共に、傾向情報が現在情報より所要時間分布の幅が狭いことがわかった。したがって、傾向情報には現在情報によるハンチング現象を抑制し、経路の所要時間を少々安定化していることがわかった。

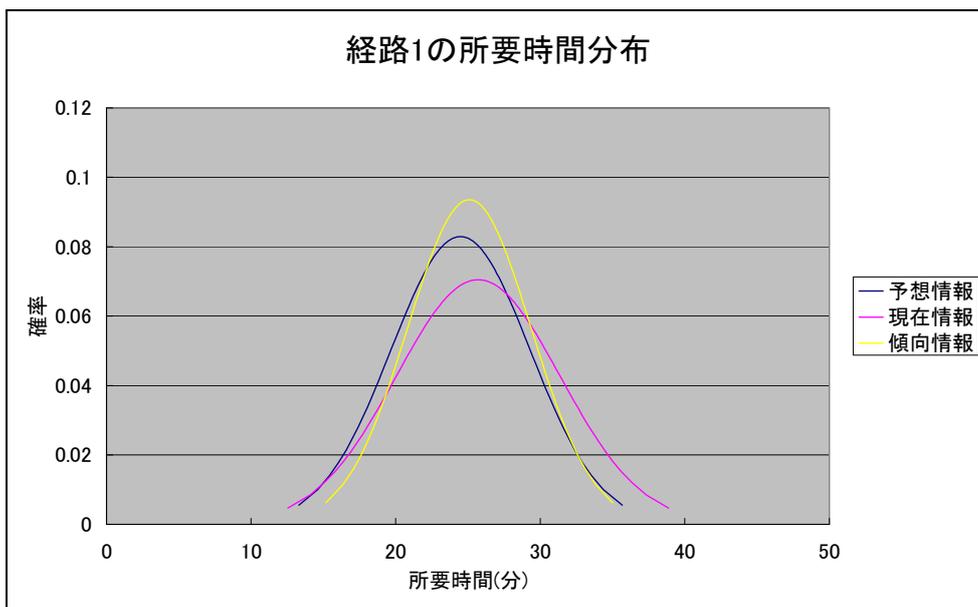


図6.17 提供情報の種類による経路1の所要時間分布

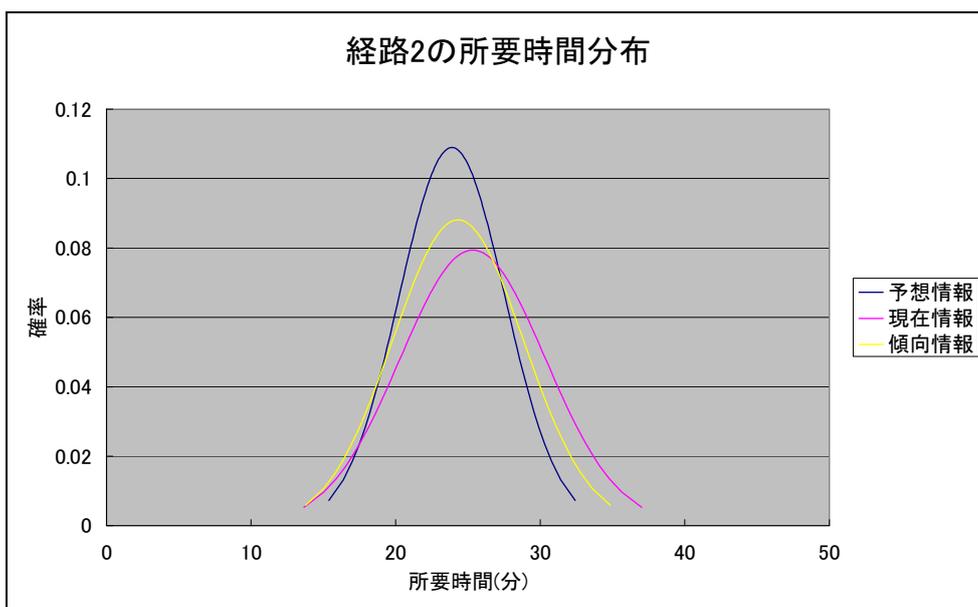


図6.18 提供情報の種類による経路2の所要時間分布

表6.6 提供情報の種類による各経路の所要時間分布

	経路1		経路2	
	平均	標準偏差	平均	標準偏差
予想情報	24.487	4.811	23.896	3.660
現在情報	25.710	5.659	25.313	5.024
傾向情報	25.099	4.265	24.314	4.527

表6.7 提供情報の種類による所要時間分布の分散の同一性検定

	経路1		経路2	
	F値	F(0.05)	F値	F(0.05)
予想－現在	1.384	1.278	1.884	1.281
予想－傾向	1.272	1.278	1.530	1.281
現在－傾向	1.761	1.278	1.231	1.281

(色付きの部分は5%有意水準で非有意)

表6.8 提供情報の種類による所要時間分布の平均の同一性検定

	経路1		経路2	
	T値	T(0.05)	T値	T(0.05)
予想－現在	2.635	2.248	3.666	2.249
予想－傾向	1.622	2.248	1.138	2.248
現在－傾向	1.381	2.249	2.274	2.248

(色付きの部分は5%有意水準で非有意)

表6.9 提供情報の種類による所要時間分布の同一性検定(ANOVA表)

		差の二乗	自由度	分散	F値	F(0.05)
経路1	Sa	192.310	2	96.155	3.932	3.007
	Se	18778.726	768	24.451	—	—
	St	18971.037	770	—	—	—
経路2	Sa	275.822	2	137.911	6.997	3.008
	Se	14842.344	753	19.711	—	—
	St	15118.166	755	—	—	—

しかしながら、シミュレーション結果の平均と分散データでは提供情報の種類による所要時間分布の差が説明できない。そのため、統計的に差があるかに関する同一性検定を行う。表6.7は提供情報の種類による所要時間分布の分散が同一かを検定した結果である。経路1では、有意水準5%で予想情報と傾向情報の分散が等しいことになった。経路2では、有意水準5%で現在情報と傾向情報の分散が等しいことになった。したがって、上記したように、傾向情報によって所要時間分布が安定化されたのは経路1のみであることが確認できる。なお、表6.8は提供情報の種類による所要時間分布の平均が同一かを検定した結果である。経路1では、予想情報と現在情報の平均は異なることになっているが、傾向情報の平均は両情報と等しい結果になった。そのため、全情報の平均に差があるかは判断しにくくなった。経路2では、予想情報と傾向情報の平均が等しいことになった。傾向情報と現在情報の所要時間の平均は異なることになった。

ここまでは、2つの情報による所要時間分布の平均と分散を比較したが、3つの情報の所要時間分布が同一かは検定していない。論理的に“AとBが等しい、BとCが等しい”であれば、“AとCも等しい”となるが、検定の場合は第1種の誤りと第2種の誤りにより、検定を続けることは望ましくない。したがって、3つの情報の実所要時間を全体的に比較する分散分析を行う。その結果を表6.9に示す。有意水準5%では、両経路が有意になって3つの情報の実所要時間分布は異なることが確認できた。すなわち、現在情報に傾向情報を追加して提供することにより、ネットワークの所要時間は変化することが明らかになった。

#### 6.3.4 所要時間情報の差と経路1選択率の関係

図6.19と図6.20には、情報利用率90%で各経路の所要時間情報の差と経路1選択率、各経路の実所要時間の差と経路1選択率を示している。

図6.19の所要時間情報差と経路1選択率の関係で、予測情報の経路1選択率の勾配が急で、予測情報の変化に敏感に反応することがわかる。経路選択モデルとして、第5章のHケースモデルを利用したため、設定通りの結果になったと言える。それに比べ、現在情報の経路1選択率の勾配は緩やかで、予測情報より反応が鈍感になった。経路選択モデルとして、Lケースモデルを利用したためである。傾向情報はLHケースモデルを利用した。また、シミュレーションではジレンマ状況のダミー変数は、各経路の所要時間差が10分以内のみ有効にしている。そのため、所要時間情報の差が10分以内でジレンマ状況が発生すれば、経路選択率は現在情報の時と異なる。図6.19の傾向情報の経路1選択率は全体的に右下方向の勾配になっているが、所要時間情報の差が10分以内では振動して、差が±2分では勾配が逆になっていることが確認できた。したがって、シミュレーションでは傾向情報のジレンマ状況のダミー変数が適用される時は、現在情報と経路選択行動が異なることがわかった。また、経路選択行動が変わることにより、現在情報のハンチング現象が抑制されると考えられる。

#### 6.3.5 最短経路選択率

交通情報の提供によるドライバーへの効果はネットワークの状況が改善することによって平均的効果が得られるが、提供情報の種類によっては、個別ドライバーには効果がない場合もある。本節では、第4章の室内実験の集計データからの基礎分析のように、提供情報の種類によって、最短経路を選択したドライバーの比率を計算する。表6.10には各情報が提供された場合の実所要時間が早い経路、すなわち、最短経路を選択した比率を示している。実所要時間が1秒でも早い経路を選んだドライバーの比率は予測情報が59%、現在情報が52.5%、傾向情報が52.6%になっている。高精度な予測情報が提供されても、40%のドライバーは遅い経路を選択することとなる。ネットワークの均衡のため、遅い経路に配分された交通もあるためだと考えられる。

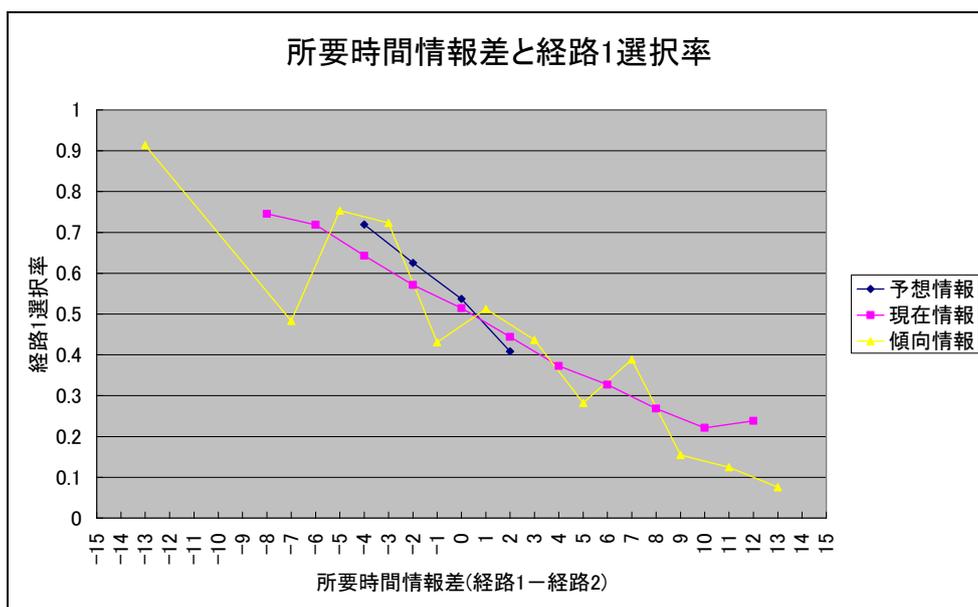


図6.19 所要時間情報差と経路1選択率

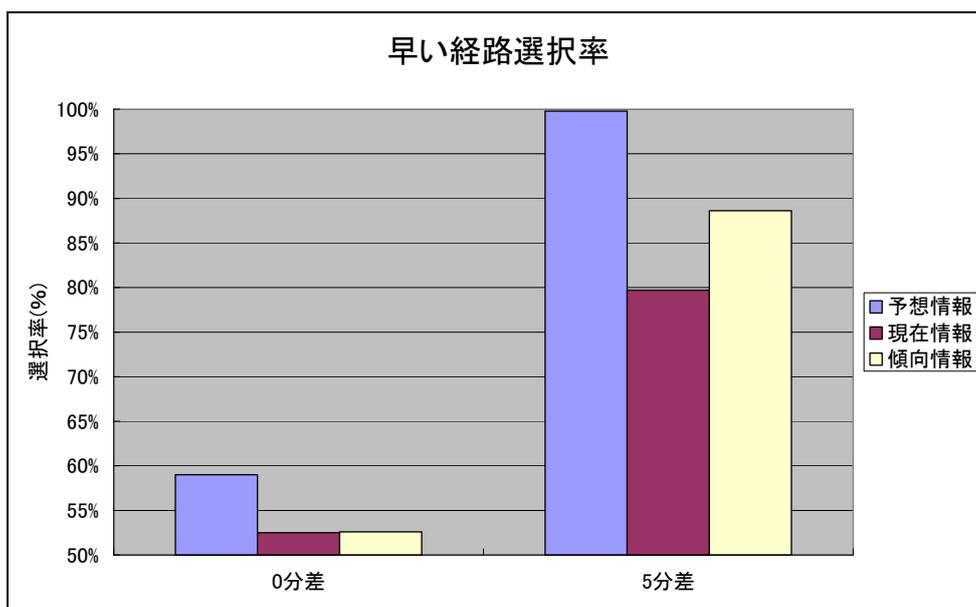


図6.20 最短経路選択率

表6.10 最短経路選択率

	予想情報			現在情報			傾向情報		
	0分差	5分差	全体	0分差	5分差	全体	0分差	5分差	全体
台数	11333	14104	25437	11405	14032	25437	11284	14153	25437
比率	0.590	0.998	1	0.525	0.797	1	0.526	0.886	1

しかしながら、実際、ドライバーは到着時間を正確に認知できない。実所要時間の差が5分程であれば、5分ほど遅く到着しても、遅い経路を選択したと思えない。したがって、表6.10には実所要時間差が5分以内の場合を最短経路として扱った場合の最短経路選択率を示している。その結果、予測情報はほぼ100%、現在情報は80%、傾向情報は89%になった。予測情報は全時間帯に実所要時間差が5分以内になり、ネットワークがほぼ均衡状態になったことがわかる。しかしながら、現在情報は実所要時間との乖離から生じた悪影響により被害を受けるドライバーが増加した。また、現在情報に傾向情報が追加されることにより、最短経路選択率が10%増加することがわかった。結果的に、高精度の予測情報が提供できない時には、現在情報に傾向情報を追加し提供することがドライバーに効果を与えることが確認できた。

## 6.4 多様なケースによる傾向情報の感度分析

ここまでは、基本ケースによる傾向情報提供時のネットワークへの効果に関して分析した。本節では、基本ケースの要素を変化させ、異なる条件下の傾向情報提供時の影響に関して検討する。

### 6.4.1 交通需要パターンと傾向情報の効果比較

基本ケースの交通需要パターンが変化すれば、ネットワークの状況が変化し、提供される交通情報の影響も変化する。本節では、交通需要パターンによる傾向情報提供時のネットワークへの影響の変化を検討する。図6.21には基本ケースと異なる交通需要パターンを示している。シミュレーションの1回作動時間までの総交通需要は基本ケースと同一であるが、両経路の最大流出交通量の合計値に近い交通量から始まり、それをやや超過するピークが2つあるパターンである。両経路の最大流出交通量の合計値を超過する時間と交通量が減少したため、渋滞程度は弱化した状態として利用する。

図6.22には提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間の関係を示している。基本ケースと異なり、情報利用率が増加しても現在情報の平均所要時間が増加しない。一方、情報利用率が70%以上では、傾向情報の平均所要時間が現在所要時間より高い。基本ケースと比べ、全体に平均所要時間が3, 4分程早い。渋滞が深刻ではない状況では、現在情報が提供されてもハンチング現象が顕著に現れない。そこに、傾向情報が追加され、ジレンマ状況が発生することにより、発生していないハンチング現象を抑制する方向に交通を集中させたため、平均所要時間が遅くなったと考えられる。

図6.24には情報利用率90%の現在情報と傾向情報の実所要時間を示している。基本ケースと比べ、最も遅い実所要時間が経路1の25分であり、10分程早い。現在情報の両経路の実所要時間を見れば、所要時間の差があまり見えない。一方、傾向情報の両経路の実所要時間を見れば、1つ目のピークの現在情報では所要時間の差はあまりないが、経路1に過度に配分されて実所要時間が遅くなっていることが確認できる。

結果的に、交通需要の変動が少なく渋滞が深刻ではない状況では、傾向情報が追加されることによって、ジレンマ状況が発生すれば、交通状況の均衡状態と逆方向に交通が集中する欠点が発見できた。したがって、現在情報の提供により、ハンチング現象が発生しない交通状況、換言すれば、深刻な渋滞が発生しないネットワークでは、傾向情報を追加せずに現在情報のみ提供することがいい結果になることが明らかになった。

### 6.4.2 情報の更新間隔と傾向情報の効果比較

情報の更新間隔を短縮すれば、ドライバーは交通状況の新しい変化が迅速に収集できる。ここでは、情報の更新間隔を1分と10分に変化し、その結果を比較してみる。

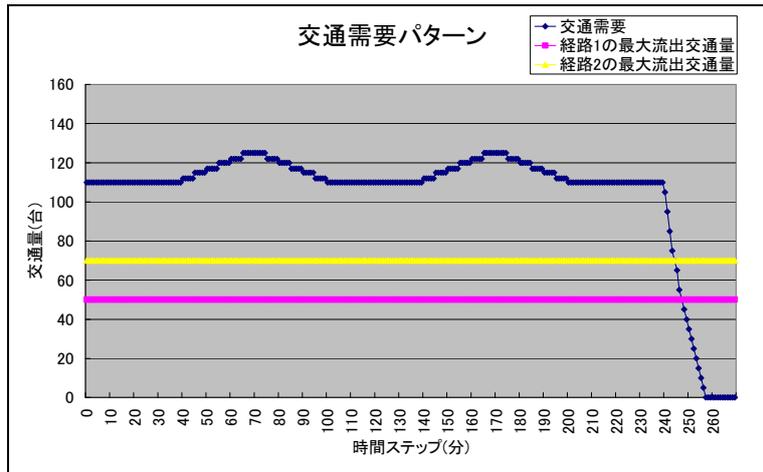


図6.21 交通需要パターンと経路別最大流出交通量

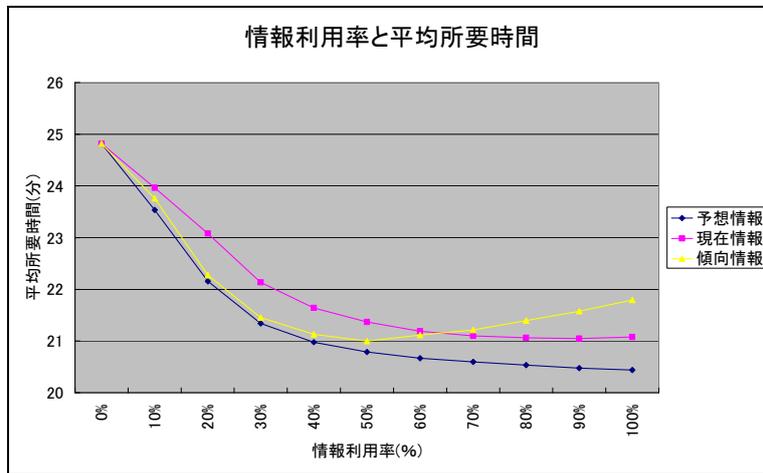


図6.22 提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間

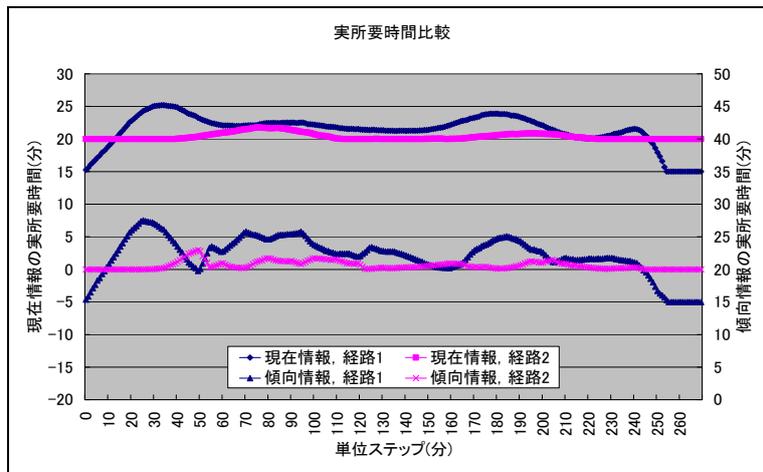


図6.23 情報利用率90%の場合実所要時間比較

図6.25には更新間隔を1分に設定したシミュレーションの結果を示す。その中、提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間を示す。現在情報はハンチング現象がやや収まり、基本ケースより平均所要時間が早い。なお、傾向情報は情報利用率の増加によって平均所要時間が減少する傾向を見せた。その結果、更新間隔を短縮することは提供情報に関わらず、交通状況がよくなることが確認できた。

図6.26には更新間隔を10分に設定したシミュレーションの結果を示す。現在情報は基本ケースより平均所要時間が遅く、傾向情報も情報利用率70%を除いて基本ケースより平均所要時間が遅い。しかしながら、基本ケース同様に現在情報より、早いことがわかる。その結果、更新間隔を増加することは提供情報に関わらず、交通状況が悪くなることが確認できた。

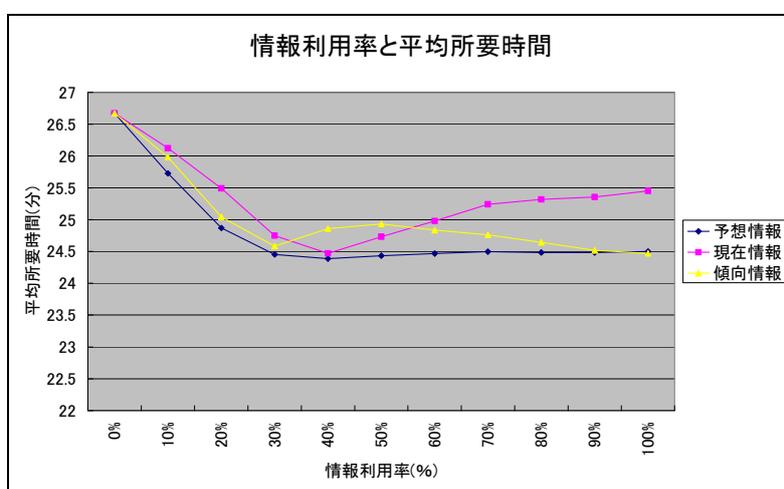


図6.24 提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間(更新間隔1分)

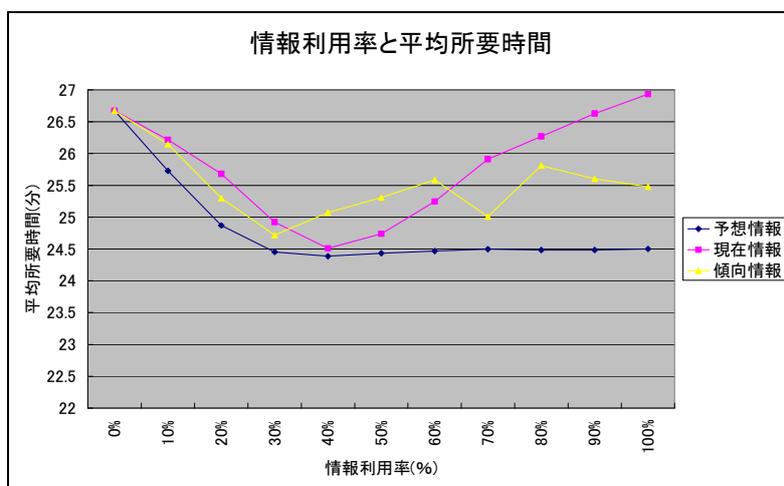


図6.25 提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間(更新間隔10分)

したがって、情報の更新間隔の短縮は傾向情報提供時にネットワークに及ぼす影響が増加することがわかった。また、ある情報利用率以上では、情報の更新間隔が増加しても現在情報に傾向情報が追加されれば平均所要時間が早くなることがわかった。

### 6.4.3 経路選択モデルと傾向情報の効果比較

傾向情報の経路選択モデルは第5章のLHケースを利用したが、傾向情報の精度が悪いLLケースを利用すれば、ネットワークの状況は変化する。本節では、傾向情報の経路選択モデルとして第5章のLLケースを利用した結果を整理する。図6.27にはLLケースを利用した時、提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間を示す。

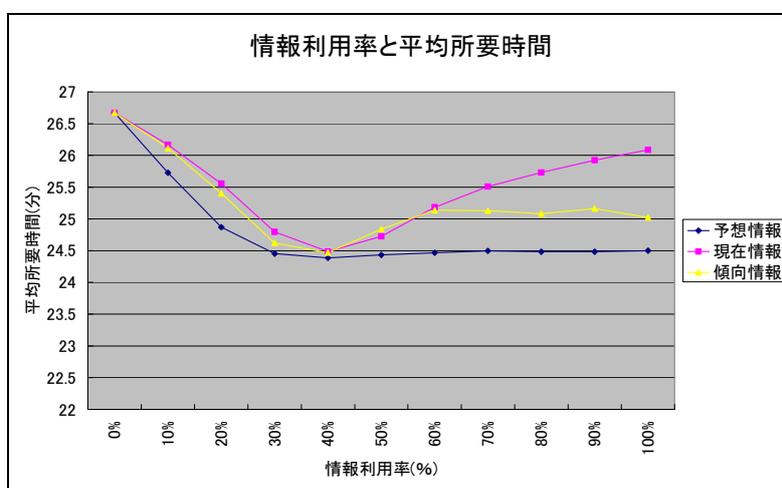


図6.27 提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間(LLケース)

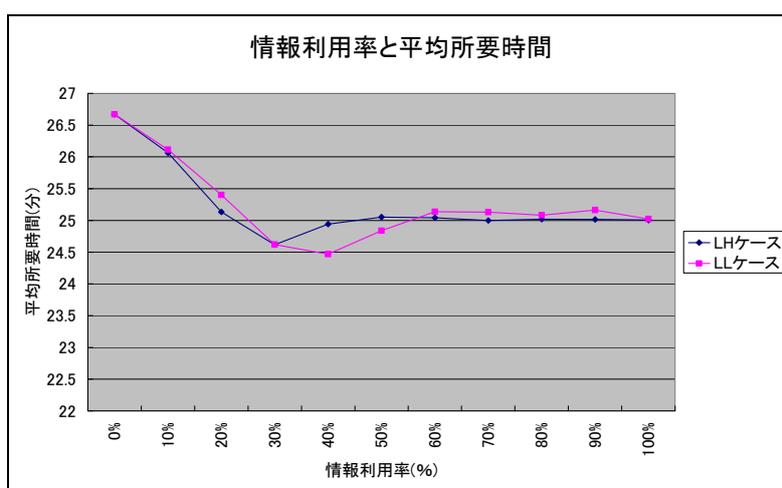


図6.28 傾向情報LHケースとLLケースの平均所要時間比較

情報利用率40%に最も早い平均所要時間になる点が基本ケースと異なる。その後、やや増加し変化しない点は基本ケースと同一である。経路選択モデルの現在情報のパラメータが低精度ケースの現在情報のパラメータに近いため、情報利用率60%までは現在情報の平均所要時間に類似な変化を見せている。図6.28には傾向情報のみのLHケースとLLケースを比較した結果を示す。情報利用率が増加することにより、LLケースの平均所要時間が若干遅いことがわかる。

## 6.5 結語

本章では、経路選択モデルを用いた交通シミュレーションを構築して、傾向情報提供時のネットワークへの影響を検討した。シミュレーションは経路選択モジュール、交通流モジュール、情報提供モジュールと構成されている。経路選択モジュールでは第5章で構築された経路選択モデルを利用した。交通流モジュールはブロック密度法を用いて、交通流の挙動を表現した。情報提供モジュールでは、予測情報の作成のため、あらかじめシミュレーションを実行し、その結果を予測情報として提供した。現在情報は各ブロックの通過時間の合計値を利用し、傾向情報は予測情報と現在情報の差によって決定した。

また、分析ネットワークは便宜上、10D2経路のネットワークを利用し、2つのピークを持つ交通需要の提供情報の種類によるネットワークへの影響を検討した。以下、その結果から得られた知見を整理する。

- ① 提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間を比較した結果、予測情報は情報利用率30%以上で平均所要時間が変化しなくなり、ネットワークが均衡状態になった。現在情報は情報利用率40%まで平均所要時間が減少したが、その以降は実所要時間と現在情報の乖離から生じるハンチング現象で平均所要時間が増加した。一方、傾向情報は情報利用率30%まで平均所要時間が減少し、40%、50%には増加したが、その以降は平均所要時間が変化しなくなった。結果的に、傾向情報が追加されることにより、情報利用率が増加しても平均所要時間が変化しないことがわかった。
- ② 提供情報の種類による情報利用率0%、40%、90%の実所要時間の変化を分析した。情報利用者がいない場合は、50%の確率で経路を選択するため、ブロックの密度が小さく、最大流出交通量が少ない経路1に深刻な渋滞が発生してしまった。情報利用率が40%では、予測情報は各経路の実所要時間差が小さく、均衡状態になりつつあった。現在情報はこの利用率までに情報非利用層による悪影響を改善していた。傾向情報は平均所要時間が現在情報より遅かった。経路選択モデルで現在情報のパラメータが異なり、現在情報に敏感に反応することによって、傾向情報の平均所要時間の変化の勾配が現在情報より急で、情報利用率3

0%まで情報非利用層による悪影響を改善したが、情報利用率40%では、悪影響が改善され、既に均衡状態になっている交通状況にジレンマ状況が発生し、均衡状態の逆方向に交通が集中してしまい、平均所要時間が増加したと考えられる。情報利用率90%では、予測情報はほぼ均衡状態であった。現在情報は各経路の実所要時間が交互に振動し、いわゆるハンチング現象が確認できた。傾向情報は各経路の増加しようとする所要時間を抑制するような実所要時間の変化を見せた。結果的に、傾向情報を追加して提供することはハンチング現象を抑制する可能性が高いことが明らかになった。

- ③ 提供情報の種類による特徴を明白に観察するため、情報利用率90%の提供情報の種類による各経路の実所要時間分布を比較した結果、経路1の実所要時間分布の分散は現在情報と傾向情報が異なる結果になったが、経路2の分散は等しい結果になった。また、3つの交通情報の実所要時間を分散分析を行った結果は、5%有意水準で異なる結果になった。したがって、各情報提供時のネットワークへの影響は異なることがわかった。
- ④ 各経路の所要時間情報の差と経路1選択率を比較した結果、予測情報は差に敏感に反応し、経路1選択率の勾配が急であった。現在情報は差にやや鈍感になり、予測情報より勾配が緩やかになった。傾向情報は差が10分以内でジレンマ状況のダミー変数が適用するために経路1選択率が変動した。特に、差が±2分の間では経路1選択率の勾配が逆方向になった。すなわち、傾向情報が追加され、ジレンマ状況が発生し、現在情報より傾向情報を参照し経路を選択する車両が存在することが明らかになった。
- ⑤ 最後に、提供情報の種類による最短経路選択率を分析した結果、ドライバーは到着所要時間を正確に認知していないという仮定から、実所要時間の差が5分以内であれば、最短経路として扱った場合は、最短経路選択率が予測情報はほぼ100%、現在情報は80%、傾向情報は89%になった。傾向情報が追加されることにより、最短経路選択率がほぼ10%向上することが確認できた。

そして、基本ケースと異なる条件のケースでの傾向情報提供時のネットワークへの影響を分析するため、3つのケーススタディを行った。以下、その知見を整理する。

- ① 総交通需要は同一で、渋滞の程度を弱化した交通需要パターンでは、情報利用率の増加によって、現在情報の平均所要時間は増加しなかった。すなわち、ハンチング現象が発生しなかった。一方、傾向情報の平均所要時間は増加した。結果的に、ハンチング現象が発生しない交通状況に傾向情報を提供することはよくないことがわかった。
- ② 情報の更新間隔を1分と10分に変更し、提供情報の種類による情報利用率と平均

所要時間を比較した。更新間隔が1分では、全体的に平均所要時間が減少した。現在情報のハンチング現象の影響も基本ケースより収まった。傾向情報の平均所要時間は情報利用率50%以上で減少した。更新間隔が10分では、全体的に平均所要時間は増加したが、予測情報、傾向情報、現在情報順に平均所要時間が早かったことは基本ケースと同一であった。

- ③ 傾向情報の経路選択モデルを第5章のLLケースを利用した結果、経路選択モデルの現在情報のパラメータが低精度ケースの現在情報のパラメータに近い場合、情報利用率60%までは現在情報の平均所要時間に類似な変化を見せた。

最後に、今後の課題を整理する。

- ① 室内実験と同様、分析ネットワークが1OD2経路になったが、経路の間に流出入する交通量があるネットワークや経路数が増加したネットワーク、そして、交差点があるネットワークのように、より複雑なネットワークへの影響を分析する必要がある。
- ② 10回繰り返してシミュレーションを実行したが、シミュレーション内にドライバーの経験による経路選択行動が具現されていなかったため、day to dayシミュレーションとして情報の学習能力を考慮していない。また、情報の学習をしないため、情報の信頼度、あるいは、依存度が考慮され地ない。今後はドライバーの経路選択に経験に関する項目を含め、傾向情報提供時のネットワークへの影響を分析する必要がある。

## 参考文献

- 1) 村野剛教, 渡辺知英, 村上 敦, 田口裕数 : 首都高速道路向け新交通管制システム “システム05” , 東芝レビュー, Vol.61, No.8, 16-19, 2006
- 2) 宇野伸宏 : 室内実験にも度ついた交通情報提供下の経路選択行動分析と効果評価分析, 京都大学大学院 博士学位論文, 1997.8
- 3) P. Bonsall, T. Parry : Using an interactive route-choice simulator to investigate drivers compliance with route guidance advice, Transportation Research Record 1306, 59-68, 1991
- 4) Hani S. Mahmassani, R. Jayakrishnan : System performance and user response under real time information in a congested traffic corridor, Transportation Research Vol.25A, 293-307, 1991
- 5) R. Jayakrishnan, Hani S. Mahmassani, Ta-Yin Hu : An evaluation tool for advanced traffic information and management systems in urban networks, Transportation Research Vol.2C, 129-147, 1994
- 6) Hani S. Mahmassani, Yu-Hsin Liu : Dynamics of commuting decision behaviour under advanced traveler information systems, Transportation Research Vol.7C, 91-107, 1999
- 7) Hani S. Mahmassani, Rong-Chang Jou : Transferring insights into commuter behavior dynamics from laboratory experiments to field surveys, Transportation Research Vol.34A, 243-260, 2000
- 8) Amalia Polydoropoulou, Dinesh A. Gopinath, Moshe Ben-Akiva : Willingness to pay for advanced traveler information system-SmarTraveler Case Study, Transportation Research Record 1588, 1-9, 1997
- 9) 飯田恭敬, 藤井 聡, 内田 敬 : 道路網における経路選択を考慮した動的交通流シミュレーション, 土木学会論文集, No.536, IV-31, 37-47, 1996.4
- 10) 飯田恭敬, 藤井 聡, 内田 敬 : 動的交通流シミュレーションを用いた道路網における情報提供効果に関する分析, 交通工学, Vol.31, No.6, 19-29, 1996
- 11) 羽藤英二, 朝倉康夫, 平井千智 : 不確実性下の意思決定を考慮した逐次的情報参照モデル, 土木学会論文集, No.660, IV-49, 27-37, 2000.10
- 12) 吉井稔雄, 桑原雅夫, 森田綽之 : 都市内高速道路における過飽和ネットワークシミュレーションモデルの開発, 交通工学, Vol.30, No.1, 33-41, 1995



## 第7章 結 論

近年、様々なプロバイダーから多様なメディアを通じて道路交通情報が提供されつつある。道路交通情報は交通状況の不確実性を低減して交通行動の意思決定を変化させ、ネットワークの効率性を向上する。しかしながら、実際提供されている情報は現在の交通状況を提供する情報であり、未来の交通状況を予測した情報ではない。すなわち、経路の途中に流入する交通量が予想外に増加するか、事故、災害等により渋滞が発生した場合には、現在情報と実所要時間に乖離が生じることがある。予想外の交通量の増加や突発事象による渋滞が継続される限りでは、現在情報と実所要時間の乖離により、交通流は適切に分散されず、現状の交通状況が維持される仮定下の現在情報の内容により分散されてしまう。この過剰な交通量により、再び実所要時間との乖離が生じる悪循環が発生する。本研究では、このような現在情報が持っている課題点を改善するため、現在情報に傾向情報を含めて提供することを提案した。傾向情報とは現状の交通状況がどう変化するかを矢印、三角マーク等を用いて示す情報であり、突発事象による交通状況の変化が把握できると期待している。しかしながら、傾向情報の予測方法がまだ確立されていない状態であり、実際ネットワークに傾向情報が提供されている事例が少ない。したがって、本研究では、傾向情報提供時の影響を把握することを目的にし、傾向情報提供時の交通行動分析やネットワークの交通流分析を行った。以下、本研究の成果を整理する。

第2章では、情報プロバイダによる現在提供されている交通情報の動向を把握した。多様なメディアを通じて交通情報が提供されていることを確認した結果、主に現在の交通状況を交通情報として提供する現在情報が提供されていた。上述したように現在情報の課題点を検討し、傾向情報の可能性に関して考察した。次に傾向情報の特徴と可能性を整理する。

- ① 傾向情報の方向を予測する方法として、交通状況の時系列データを用い、過去の交通量の変化を利用する方法、車両検知器や CCTV からの交通データを用いて、事故、災害等の発生時点を把握し、突発事象の発生、解消時間を予測する方法等が挙げられる。
- ② 傾向情報が提供することにより、提供情報が変化することが認識でき、現在情報の内容による過剰な集中現象が減少することが期待される。
- ③ 現在情報以外に経路選択行動に影響を及ぼす傾向情報が加わることにより、経路選択行動に多様性が増加することが期待される。

そこで、傾向情報提供時の経路選択行動が変化する可能性と経路選択行動分析の必要性に関して説明した。また、傾向情報提供時の交通行動データを収集する方法を決定するために、既存の交通情報提供時の交通行動データ収集法に関して整理した。しかしながら、傾向情報が提供される事例が少なく、傾向情報が提供されている区間の実際交通データを用いて、事前事後分析を行う方法ができず、実験の設定が操作が容易で、多様な交通情報が提供できる室内実験を構築し、傾向情報提供時の影響を分析することとした。

第3章では、実際ネットワークの観測交通データを用い、現在情報提供時の影響を検討した。本章では、現在情報提供により、ネットワークの交通状況に関する不確実性が低下し、ネットワークの効率性が向上することを期待しているものの、実際ネットワークにおいて現在情報と実所要時間の乖離による過剰な集中現象が発生するかを把握することにより、傾向情報提供の妥当性に関して検討している。具体的に、現在情報提供時の影響を把握するため、観測交通データを用いて分岐率を定義し、提供情報の内容と比較した。また、集計型Logitモデルを構築し、平常時と異常時の提供情報の影響度を定量化した。以下、分析から得られた知見を整理する。

- ① 両経路の交通情報の差がある時、分岐率が急激に低下することが明らかになった。この結果から、ドライバーは交通情報を参照し、交通情報の差を把握している可能性が高い。すなわち、渋滞が発生した状況では、提供情報がドライバーの経路選択に影響を及ぼしている可能性が高いことを示唆した。
- ② 具体的に、突発事象が発生した異常時、時間帯分岐率の変化を検討した結果、分岐率が平均分岐率の90%信頼区間外まで低下し、異常時、ドライバーは提供情報により影響されることが明らかになった。
- ③ しかしながら、現在情報が提供されることにより、交通流が京滋バイパスに集中され、京滋バイパスに渋滞が発生したケースも発見された。今回の分析対象区間は名神高速の分岐率が高かったため、交通流が経路に交互に集中するハンチング現象は観測できなかったが、分析対象区間に提供されている情報は交通状況により、片側の経路に交通流が集中する恐れがあることが確認された。
- ④ 観測交通データと交通情報データを用いて集計型 Logit モデルを構築し、推定を行った結果、平常時と異常時において提供情報の影響が異なることがわかった。異常時の所要時間情報のパラメータが平常時より2倍高く、異常時の渋滞長情報のパラメータは異常時の所要時間情報のパラメータより3倍高かった。したがって、突発事象発生時にドライバーは交通情報をより参照することが確認された。

要するに、提供された交通情報がドライバーの経路選択に影響を及ぼしている可能性が高いこと、平常時より異常時に提供される情報により影響されること、異常時に現在情報を提供することによる渋滞発生の恐れがあることが確認できた。しかしながら、今回の分析には分岐率を経路利用率として表現すること1OD2経路のネットワークで分析したこと等、研究課題が残されている。以下には研究課題を整理する。

- ① より正確な経路利用率を把握するために、OD 交通量データが必要になる。
- ② より複雑なネットワーク、例えば、選択肢が 3 つ以上あるネットワークや経路が交錯されている一般道路ネットワーク等で交通情報提供の影響を分析する必要がある。

第 4 章から第 6 章までは、傾向情報提供時の影響に関して分析した。最初に、第 4 章では、実際傾向情報が提供されている区間が少ない点、予測情報、現在情報、傾向情報が比較的自由に設定できる点等を考慮し、傾向情報提供時の交通行動データを収集する室内実験を構築した。実験に提供される情報は所要時間分布を用いて実際かかる所要時間をあらかじめ設定し、誤差分布を利用して情報の精度を制御した。また、傾向情報の設定に関しては、高精度の傾向情報を作成するため、実際所要時間と提供情報を比較し、その差から傾向情報の方向を設定した。さらに、情報の種類による交通行動を比較するため、情報未提供時、現在情報のみ提供時、傾向情報提供時に分類し、1 人の被験者が繰り返して経路を選択するように設計された。そして、第 5 章では、室内実験から得られた結果データを用いて、傾向情報の方向に関する情報の変化量を定量化するため、所要時間予測モデルを構築した。また、傾向情報が経路選択行動に影響を及ぼしていることを把握するため、経路選択モデルを構築し、傾向情報提供時の経路選択行動に関して分析した。実験結果データが繰り返し実験によるデータだったため、その性質が表現できる推定方法を利用し、所要時間予測モデルにはランダム効果モデルを利用し、経路選択モデルには MixedLogit モデルを利用し推定した。最後に、第 6 章では、傾向情報提供による交通流のネットワークへの影響を分析するため、交通シミュレーションを構築した。第 5 章で推定された経路選択モデルをシミュレーションモデルのサブモデルとして内包することにより、情報の種類によるネットワークの交通状況が把握できるようになった。さらに、50%確率で経路を選択する情報非利用層の比率を設定することにより、情報利用率の変化による情報提供時の影響が比較でき、多様なメディアを通じて道路交通情報に接する機会が増加した現状の道路交通情報システムの中、情報利用率が高くなった状況下、情報提供によるネットワークへの影響が把握できるようになった。各章の詳細な知見を以下に示す。

第4章では、PCを用いた室内実験を構築し、120人の被験者を集め、経路選択室内実験を行った。そして、実験から得られたデータを用いて、簡単な集計分析を行った。以下、集計分析から得られた知見を整理する。

- ① 経路間所要時間差と経路1選択率を比較した結果、現在情報のみ提供時と傾向情報提供時の経路1選択率の変化が異なり、被験者は傾向情報を参考し、経路を選択している可能性が高いことを示唆した。
- ② 情報の精度が低下することにより、最短経路選択率が低下したものの、比較的に低精度な現在情報のみ提供した場合より、傾向情報を含め提供した場合の最短経路選択率が上昇した。すなわち、傾向情報を提供することにより、ネットワークの効率性が向上する可能性があることが確認できた。
- ③ 所要時間差が10分以内において、各経路の情報内容と傾向情報の方向に不整合があるジレンマケースでは、被験者のおよそ70%が所要時間情報より傾向情報の内容により経路を選択した。すなわち、所要時間差が小さければ、所要時間情報より傾向情報の内容を信頼していることが明らかになった。

以上、集計分析の知見から傾向情報は経路選択に影響を及ぼしている可能性が高いことがわかった。

第5章では、室内実験の結果データを用い、所要時間予測モデルと経路選択モデルを構築した。室内実験は繰り返し実験だったので結果データをパネルデータとして扱い、推定を行った。以下に、所要時間モデル推定結果から得られた知見を整理する。

- ① 所要時間情報あるいは渋滞長情報のみ提供したPhaseでは、情報の依存度が高かく事故渋滞に敏感に反応した。渋滞長情報は渋滞長1Kmにつき所要時間がおおよそ2分増加すると、事故情報は9分増加すると見積もられた。
- ② Chow検定を行い、情報の精度による推定結果の同一性を検定した結果、情報の精度により所要時間予測に及ぼす要因が異なることが明らかになった。
- ③ 所要時間予測モデルの傾向情報ダミー変数の推定結果から、傾向情報の方向に関する情報の変化量を定量化した。傾向情報が上向きになると所要時間が3分から7分まで増加すると見積もり、一方、傾向情報が下向きになると所要時間が3分から7分まで減少すると見積もった。したがって、各経路の所要時間差が10分以内になれば、現在情報より傾向情報の内容により、経路を選択する可能性が高いことがわかった。

次は経路選択モデル推定結果から得られた知見を整理する。

- ① 所要時間情報あるいは渋滞長情報のみ提供した Phase では、提供情報の依存度が高く、所要時間に対する影響は個人間差があった。低精度の所要時間情報が提供されても、所要時間情報のみ利用して経路を選択することにより、特定の経路に交通量が過剰に集中する可能性があると考えられる。
- ② 傾向情報が加わった場合は所要時間情報実験と渋滞長情報実験の傾向情報に関する結果が異なった。所要時間情報実験ではランダムパラメータのジレンマダミー変数が経路選択に影響を及ぼしたが、渋滞長情報実験ではランダムパラメータの中、渋滞長が長く、矢印が下、上になったダミー変数のみが経路選択に影響を及ぼした。ノンランダムパラメータのダミー変数は実験に関係なく影響を及ぼさなかった。したがって、各経路の情報内容と傾向情報の方向が不整合になっているジレンマケースに傾向情報がより多く利用されることが明らかになった。さらに、渋滞長情報のようにドライバーが実際所要時間を正しく推定することが困難な情報においては傾向情報の影響がよく把握できないことがわかった。
- ③ 情報の精度による所要時間パラメータの推定値に関する擬似同一性検定を行い、高精度所要時間情報と低精度所要時間情報の経路選択への影響が異なることがわかった。傾向情報が加わった Phase では、所要時間情報の精度が異なっても高精度傾向情報提供時の所要時間パラメータは等しい結果となり、ドライバーの経路選択に傾向情報の精度が比較的に敏感に影響を及ぼしていることが確認できた。

第6章では、傾向情報提供時のネットワークへの影響を分析するため、交通シミュレーションを構築した。室内実験で利用したネットワークの特性を維持し、簡単な10D2経路のネットワークを想定した。そして、情報の種類による特徴が区別できるよう、渋滞が発生している交通状態を基本ケースとして設定し、シミュレーションを行った。また、各情報の提供するため、予想情報、現在情報、傾向情報を区別して設定した。予測情報は実際所要時間が提供できるよう、現ステップからネットワーク内の交通流が全部到着するまであらかじめシミュレーションを行ってかかった所要時間を利用した。現在情報は各区間の所要時間の合計を利用し、傾向情報の方向は実際所要時間と現在所要時間情報の差によって決定した。上述したよう、50%確率で経路選択する情報非利用層を設定し、情報利用率を変化させながら、情報の種類によるネットワークの平均所要時間を比較した。基本ケースにおけるシミュレーションの結果から得られた知見を整理する。

- ① 提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間を比較した結果、情報利用率が高い状況では傾向情報提供時の平均所要時間が現在情報提供時より低く、ネ

ットワークの効率が向上することが確認できた。

- ② 情報利用率90%において実行ステップ間所要時間の変化を分析した結果、現在情報提供時には各経路の所要時間が交互に交錯するハンチング現象が確認されたものの、傾向情報提供時には各経路の所要時間の差が縮小し、ハンチング現象が緩和されていた。すなわち、渋滞が激しく、情報利用率が高い状況で、傾向情報を提供することはハンチング現象を抑制する可能性が高いことが明らかになった。
- ③ 情報利用率90%において、情報の種類による実際所要時間分布の同一性検定を行い、各経路の所要時間分布を比較した結果、3つの情報提供時、実際所要時間の分散は5%有意水準で異なる結果となった。したがって、傾向情報を提供することにより、実際所要時間の分散が縮小し、ネットワークの所要時間が安定化する可能性が高いことを示唆した。
- ④ 各経路の所要時間情報の差と経路1選択率を比較した結果、傾向情報は各経路の所要時間差が10分以内でジレンマダミー変数が適用されるため、所要時間の差が±2分の間では経路1選択率の勾配が逆方向になった。すなわち、傾向情報が追加され、ジレンマケースが発生し、現在情報より傾向情報の内容を参照し、経路を選択する車両が存在することが証明された。
- ⑤ 情報の種類による最短経路選択率を分析した結果、ドライバーは到着所要時間を正確に認知していないという仮定から、実所要時間の差が5分以内であれば、最短経路として扱った場合、最短経路選択率が予測情報はほぼ100%、現在情報は80%、傾向情報は89%になった。傾向情報が追加されることにより、最短経路選択率がほぼ10%向上することが確認でき、傾向情報を提供することにより、ドライバーの所要時間が短縮される効果があることを示唆した。

次に、基本ケースと異なる条件のケースでの傾向情報提供時のネットワークへの影響を分析するため、3つのケーススタディを行った。以下、その知見を整理する。

- ① 総交通需要は同一で、渋滞の程度を緩和した交通需要パターンでは、情報利用率の増加によって、現在情報の平均所要時間は増加しなかった。すなわち、ハンチング現象が発生しなかった。一方、傾向情報の平均所要時間は増加した。結果的に、ハンチング現象が発生しない交通状況に傾向情報を提供することは逆効果を及ぼす恐れがあることが確認された。しかしながら、第3章の平常時と異常時の経路選択モデルの結果から得られた知見のように、平常時の情報の影響度は異常時より低く、傾向情報の影響も縮小される可能性があるため、渋滞が発生していない交通状況での傾向情報提供時の新たな経路選択実験を行う必要があると考えられる。

- ② 情報の更新間隔を1分と10分に変更し、提供情報の種類による情報利用率と平均所要時間を比較した。更新間隔が1分では、全体的に平均所要時間が減少し、現在情報のハンチング現象の影響も基本ケースより小さくなった。更新間隔が10分では、全体的に平均所要時間は増加したが、予測情報、傾向情報、現在情報の順に平均所要時間が早いことは基本ケースと同一であった。すなわち、更新間隔が早ければ早いほどネットワークの効率は向上するが、現在情報のみ提供するより、傾向情報を提供することによりネットワークの効率は向上することが確認できた。
- ③ 傾向情報の精度を低くした経路選択モデルを利用した結果、所要時間パラメータが低精度所要時間モデルの所要時間パラメータに近いため、情報利用率60%までは現在情報の平均所要時間に類似な変化を見せたが、それ以降、傾向情報の平均所要時間は増加しなかった。情報利用率が高い状況では、傾向情報の精度に関わらず、傾向情報が提供することにより、ネットワークの効率が向上する可能性があることがわかった。

以上の結果から、傾向情報はドライバーの交通行動に影響を及ぼし、経路選択行動に多様性が生じて現在情報のみ提供した時の交通集中を緩和する可能性が高いと考えられる。また、その緩和効果として、交通需要が多く、既に渋滞が発生している場合には、情報利用率が増加してもネットワークの平均所要時間が増加しないことが把握できた。しかしながら、本研究では室内実験を通じて傾向情報提供時の影響を分析したため、傾向情報の特徴を完全に把握したとは言えない。最後に今後の課題に関して整理する。

- ① 本研究は仮想ネットワークでの室内実験から得られた結果であるため、傾向情報が提供されているネットワークの実際交通データを用いて、傾向情報の影響力を検討を必要とする。
- ② 本研究では、実際所要時間をあらかじめ設定したため、傾向情報の方向は予測情報と現在情報の差によって決定されたが、実際ネットワークに傾向情報が提供される場合、実際所要時間を高精度で予測することは困難である。したがって、傾向情報の方向を予測する方法の考察が必要となる。
- ③ 本研究では、簡単なネットワークで傾向情報の影響を分析したが、経路選択枝の数が増加した場合等、複数経路で傾向情報提供時の経路選択行動の分析が必要となる。

## 謝辞

本論文を結ぶにあたり、ふと日本に来た頃を思い出すと7年という歳月が流されている。一人では何もできないまま時間は流れ、未来の自分自身に不安と挫折を抱えながら不幸のどん底まで落ちてしまった。どうしてもそこから這い上がることができず私の人生は終わりだと思い込んでいた時期もあった。しかしながら、今ようやくこのように謝辞を書くに至っている。そこから必死で脱出しようとする自分自身を発見する。当然ながら、そこには様々な方面からご指導とご援助をいただいた方々がいらっしゃる。本論文を書き終えた喜びはもちろん大きいですが、その方々に対する感謝の気持ちと比べられる物ではない。ここに本論文の遂行にあたり、お世話になった全ての方々に感謝の意を表したい。

はじめに、(社)システム科学研究所会長の飯田恭敬先生(京都大学名誉教授)へ感謝の念を申し上げたい。何も知らず未熟であった筆者であっても終始暖かいご指導とご鞭撻をいただいた。研究の方向が定まらず彷徨っていた時期には研究の方向性に関して相談していただいた。また、研究が進まず迷走していた時期には熱心のこもった激励のお言葉をいただいた。飯田先生のご配慮なしには筆者の論文に関する志は変わらず人生の落後者になっていたに違いない。心から深謝の意を表します。

また、京都大学大学院工学研究科の宇野伸宏準教授、京都大学大学院工学研究科の倉内文孝助手にも感謝の意を表します。本研究の骨格を定め、本研究を遂行するにあたり多大なご支援をいただいた。些細なことであっても終始ご助言をいただき、充実した研究内容が作成できた。ここに感謝の意を表します。

京都大学大学院工学研究科の北村隆一教授、京都大学大学院工学研究科の谷口栄一教授には、学位論文の審査委員としてお世話になった。研究の位置付け、データの活用性に関する様々なご指導とご鞭撻をいただき、厚く御礼を申し上げます。

また、日本の京都大学に留学することを推薦していただいた韓国漢陽大学大学院交通工学科のIk-Ki Kim教授、韓国安養大学のJu-Hyun Kim教授にも心より感謝の意を表します。

京都大学大学院工学研究科都市社会工学専攻交通情報工学研究室の諸先輩や後輩にも多くの貴重なご意見とご協力を承った。深く感謝の意を表します。また、一緒に勉強し頑張ってきた韓国留学生たちにも感謝の意を表します。

最後に、いつもそばに居て活力を与えてくれた家内と暖かいご支援とご協力を下さった家族、親戚、友達、韓国での諸先輩や後輩にも感謝の気持ちを伝えたい。

2008年1月

安 隆浩