

一般化平均概念を用いた 交通情報提供の影響分析手法に関する研究

森地 茂¹・目黒 浩一郎²・小川 圭一³

¹正会員 工博 東京大学大学院 工学系研究科社会基盤工学専攻 教授 (〒113 東京都文京区本郷七丁目3-1)

²正会員 修(工学) 三菱総合研究所 社会システム部地域基盤システム室 (〒100 東京都千代田区大手町二丁目3-6)

³学生会員 修(工学) 東京工業大学大学院 理工学研究科土木工学専攻 (〒152 東京都目黒区大岡山二丁目12-1)

近年の情報通信技術の進歩に伴い、さまざまな交通情報提供の影響を考慮した交通行動分析の枠組みが必要とされてきている。本研究では、こうした交通情報提供の影響を分析するに当たり、個人レベルでの情報提供に対する反応や不確実性に対する評価構造に着目してモデル構築を試みた。初めに、交通情報提供の影響を分析するに当たっての従来の非集計交通行動モデルの問題点をまとめた上で、その改良方法として、一般化平均概念を用いた過去の利用経験に基づく経路の所要時間見積りのメカニズムを表現するモデル、複数の評価属性の代替性を考慮した目的的選択行動を表現するモデルを構築した。その上で、これらのモデルをアンケート調査に基づくSPデータに適用することによってその適用可能性について検討した。

Key Words: traffic information system, generalized means formula, estimated travel time, disaggregate logit model, random utility theory

1. はじめに

近年、情報通信技術の進歩に伴い、道路交通に対しても、所要時間情報、駐車場案内情報などに代表されるさまざまな交通情報の提供がなされるようになってきている。また、カーナビゲーションシステムやVICS, ATISといった新たな情報提供システムの開発、実用化も進められており、将来的にはより広く普及していくことが予想される。これらの情報提供システムは個々のドライバーの交通行動に影響を与え、ひいては交通状況全般に大きな影響を及ぼすことが予想される。

こうした交通情報提供の影響に着目した研究は、近年の情報提供システムの開発、普及に伴って急速に増加しているが、従来用いられてきた分析手法ではこうした影響の分析を行うには限界があり、これらを考慮できる新たな交通行動分析手法の開発が必要となっている。

これらの既往研究はおおむね、ドライバー個人の交通情報に対する反応行動や不確実性に対する評価構造に着目した比較的ミクロな視点のものと、情報提供による交通ネットワーク上の経路配分に対する影響、渋滞緩和効果などに着目した比較的マクロな視点のものに分けるこ

とができるが、本研究ではこのうち前者の比較的ミクロな視点に立ち、交通情報提供による個人行動の変化を表現するための新たな交通行動モデルの開発を行うことにする。

こうしたミクロ的視点に基づく既往研究としては、国内では飯田ら^{1),2),3),4)}による室内での繰り返し経路選択実験による不確実状況下、仮想情報提供下でのドライバーの所要時間見積りメカニズムと選択行動変化に関する研究のほか、谷口ら⁵⁾による首都高速道路を対象としたSP調査による交通情報の影響分析、また海外ではSpyridatos et al.⁶⁾, Conquest et al.⁷⁾などによるシアトル郊外でのアンケート調査に基づくドライバーの選択行動特性の分析がある。また、実際の情報提供システムに着目したものとしては、飯田ら^{8),9)}による大阪府堺市、和泉市内に設置された所要時間情報表示板に着目したアンケート調査によるパネル分析があるなど、個人の交通行動に対する不確実性の影響、情報提供の影響に関する各種の分析やモデル構築が行われている。

一方、後者のマクロ的視点によるものの中でも、小林ら^{10),11),12)}が、不完全情報下における経路選択行動をドライバーの合理的期待形成によるものとしてとらえた交通

量配分モデルを構築し、これを用いて情報提供による経路誘導効果の検討を行っているほか、Ben-Akiva et al.¹³⁾、Kanafani et al.¹⁴⁾が利用者均衡配分とシステム最適配分の比較による経路誘導効果の検討を行っている。また、中川ら¹⁵⁾が時間比原則配分のパラメータをドライバーの情報レベルと関連づけてとらえ、その差異による経路配分の変化について検討しているなど、ドライバーの経路選択原則、経路配分原則に対する情報提供の影響の表現を試みる研究がなされている。

これら既往研究においても交通情報提供の影響を表現した各種のモデル構築が行われているが、その手法には既存の交通行動モデルが用いられている。しかし、これらの交通行動モデルは本来、交通施設整備の影響分析などを目的とした長期的な需要予測のために開発されたものであり、またそのモデル構造は簡便性、汎用性を重視したものとなっている。そのため、交通情報提供の影響といった短期的な施策の効果を分析するためには十分なものとはいはず、情報提供下の個人の行動をより詳細に表現できるモデルの開発が必要である。

本研究の特徴は、情報提供の影響を分析するに当たっての従来の交通行動モデルの問題点を整理し、これに基づいて新たな分析手法を提案することにある。即ち、個々の交通行動場面における個人の評価構造をより詳細に表現できるモデルを構築することにより、従来の手法では十分に成し得なかった交通情報提供の影響分析を行うための手法の開発を行う。本研究ではその1つとして、一般化平均概念を用いることにより、過去の利用経験に基づく経路の見積り所要時間推定モデル、複数の効用基準の代替性を考慮した目的地選択モデルを構築し、それらの適用可能性の検討を行う。

2. 従来の交通行動モデルの問題点

本研究では個人の交通行動を表現、分析できる手法として非集計型の交通行動モデルに着目する。

従来の非集計交通行動モデルを情報提供の影響分析に用いるに当たっての最大の問題点は、このモデルに用いられているランダム効用理論が、効用関数に含まれる各々の説明変数に対していわゆる「完全情報」の仮定を前提としており、そこに含まれない要素についてのみランダム性を仮定している点である。ランダム効用理論でいう効用のランダム性には、選択に直面する個人が選択肢情報を完全には有しないことに帰属するランダム性と、モデル構築を行う分析者が各個人の選択状況を完全には知り得ないことに帰属するランダム性との2つが含まれるが、本研究では個人行動に対する情報提供の影響を考える上で、前者の「選択に直面する各個人（意志決定者）

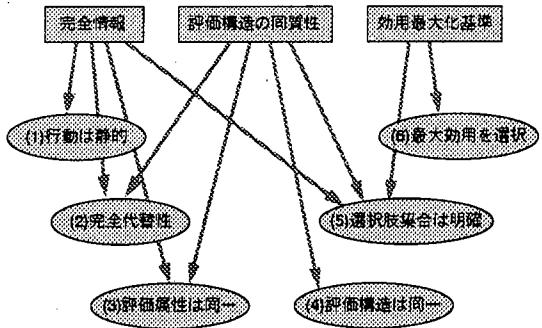


図-1 従来の交通行動モデルの問題点の整理

に帰属するランダム性」について考えることにする。

情報提供の影響を分析する上での非集計交通行動モデルの問題点をその着目点から分類すると、大きくは、①個人は選択肢に対して完全な情報を有すること、②個人の選択肢評価構造は同質であること、③個人の行動基準は効用最大化基準であること、の3点に分けられるが、ここではモデル構築上の具体的な問題点として、それらを以下の6つに分類した。

- ① 個人の選択行動は静的である。
- ② 選択肢評価における各属性の代替性は固定的である。
- ③ 選択において考慮される評価属性は同一である。
- ④ 選択における個人の選択肢評価構造は同一である。
- ⑤ 個人が考慮する選択肢集合は明確である。
- ⑥ 個人は効用が最大となる選択肢を選択する。

これらの問題点の分類、整理を図化したものを図-1に示す。以下、上に挙げた6つの項目について具体的な問題点を挙げ、その改良方法について考察する。

① 個人の選択行動は静的である。

従来の交通行動モデルでは、個人の選択行動を静的なものとしてとらえ、時間的な知識の蓄積やそれによる選択構造の変化は考慮されていない。しかし不完全情報下における個人の不確実性に対する評価には、過去の選択経験における不確実事象の発現状況が大きく影響していると考えられるため、選択経験の繰り返しにより各選択肢に対する評価が変化すること、また長期的には評価構造、評価基準をも変化し得ることが考えられる。また提供される情報に対しても、過去の選択経験における情報の正確さへの認識から情報に対する信頼度が形成されると考えられ、経験の繰り返しによって信頼度が変化することが考えられる。

これらの問題点に対処するためには、過去の選択経験における結果からドライバーが次回の状況を見積もるメカニズムを表現するモデルの構築や、過去の経験における入手情報と結果から情報に対する信頼度を推定するメカニズムの表現が必要である。さらに、こうして得られ

る見積り状況と情報の信頼度に基づいて自己の見積り状況と情報を評価し、選択行動を表現するモデルを構築する必要がある。

② 選択肢評価における各属性の代替性は固定的である。

従来の非集計行動モデルでは効用関数に線形式が用いられており、各々の評価属性に対して完全代替性が仮定されている。しかし、長期的な交通需要予測においては各属性間に代替性が成立しても、個々の選択行動の場面における選択肢の評価では、各々の評価属性は必ずしも互いに代替性を有しているとはいえない。提供される情報の内容や提供方法によるドライバーの反応行動の差異はこうした属性間の代替性の有無によって影響を受けると考えられるため、適用場面に応じた適切な情報提供の方法を評価するためには、これらの影響を考慮した行動モデルの構築が必要となる。具体的な方法としては、効用関数に各評価属性間の代替性を表現するパラメータを導入し、代替性の差異による反応行動への影響を考慮できる行動モデルを構築することが考えられよう。

③ 選択において考慮される評価属性は同一である。

従来の交通行動モデルでは、選択において個人が考慮する選択肢の評価属性は明確なものとされている。しかし、情報提供による交通行動への影響を考える場合、提供される情報の内容、方法によって考慮される評価属性が変化することが考えられる。一般に、新たな情報を入手した個人は自身の知覚と得られた情報との両者を考慮して選択肢の評価を行っていると考えられるため、ドライバーにとって新たな情報を入手することは選択肢の評価属性の増加を意味すると考えられる。そのため、選択肢の情報レベルによる評価属性の増加、評価構造の変化を表現できるモデルを構築することが必要となる。具体的な方法としては、効用関数に非線形形式を導入することにより、選択肢ごとに考慮される評価属性が異なる場合においても適用が可能な行動モデルを構築することが考えられる。

④ 選択における個人の選択肢評価構造は同一である。

従来の交通行動モデルでは、分析対象となる複数の個人は基本的に同一の評価構造を持つものとして仮定されている。しかし、新たな情報の入手に対する個人の評価構造は多種多様であり、その多様性は通常用いられている社会属性やトリップ属性による区分では必ずしも十分に表現することができない。

新たな情報の入手に対する個人の反応はその個人の不確実性に対する認識、新たな情報に対する認識、過去の利用経験など、個人ごとに異なる要因によって影響を受けると考えられる。情報提供システムの整備効果を考える場合、システムの導入対象におけるドライバーの構成

によってその影響が大きく異なると考えられるため、個人による評価構造、反応行動の差異を的確に表現できるモデルの構築が必要である。そのためには、通常の社会属性、トリップ属性などによる方法にとらわれない新たなセグメント手法を導入することが必要となろう。

⑤ 個人が考慮する選択肢集合は明確である。

従来の交通行動モデルでは、選択肢集合が既知であるものとして選択行動を取り扱っている。これは個人が考慮され得る全ての選択肢に対する情報を完全に得た上で選択肢集合を形成していると考えられるためである。

しかし交通情報提供システムの影響は、既知の選択肢の効用に対する変化を生じさせるだけでなく、その個人が従来考慮していなかった選択肢の存在を知らせ、選択の幅を広げるという効果を持ち得る。そのため交通情報提供の影響を含めた交通行動分析を行うためには、情報の入手によって選択肢集合が変化することを考慮した行動モデルの構築が必要となる。

⑥ 個人は効用が最大となる選択肢を選択する。

従来の非集計行動モデルでは、各選択肢の効用関数は所要時間、通行料金などの評価属性を説明変数として確定項を定め、これにその他の属性の影響を考慮するための確率項を加えることによって構成されている。しかしこのモデルでは、各々の評価属性に対して完全情報が仮定されていること、また各選択肢間の比較はそれぞれの選択肢の期待効用の大小によっていることから、個人行動に対する各評価属性の不確実性やそれに対する情報提供の影響を考慮することが困難となっている。

この問題点を解消するためには、選択をする個人にとって各々の説明変数が不確実性を含んでいることを前提とした効用関数を作成することが必要となる。その方法としては、不確実な説明変数を確率分布として表現し、その分散を不確実性の指標として説明変数に取り込む方法や、不確実性を確率項の分布の一部として効用関数に取り込む方法が考えられる。また、選択肢間の比較における期待効用以外の評価指標としては、不確実状況における他の選択肢との相対的な評価基準である機会損失によって比較する方法が考えられる。

これらの問題点のうち、③および⑥については、筆者ら^{10,11,18}は既に、効用関数にファジイ積分式を用いたモデル、説明変数に知覚所要時間の分散を用いたモデルを構築し、それぞれS Pデータによる分析を行っている。本研究では、「①個人の選択行動は静的である」「②選択肢評価における各属性の代替性は固定的である」「④選択における個人の選択肢評価構造は同一である」の3点に着目し、次に述べる一般化平均概念を用いてこれらの問題に対処する方法を考えることにする。

3. 一般化平均概念を用いた交通行動モデルの構築

(1) 一般化平均概念¹⁹⁾

通常、回帰モデル、選択モデルなどによって交通行動モデルを構築する場合には、そこで取り扱う評価対象に対する個人の評価構造を表現するものとして、その評価対象の性質を表現する各要因の評価値の平均値、最大値、最小値、重み付き平均値などの評価関数が仮定されている。しかし、実際の行動場面における個人の評価構造はその場面によってさまざまであると考えられるため、モデル構築において単一の評価構造のみを仮定してパラメータの推定を行うことには限界がある。

本研究では、パラメータの値によって最大値、最小値、各種の平均値などさまざまな評価関数を表現することができる一般化平均概念を個人の評価関数として導入し、各々の行動場面における個人の評価構造の違いをパラメータとして取り込んだモデルの構築を試みる。

以下に、ここで用いている一般化平均概念について、本研究での着目点と併せて簡単な説明を行う。

一般に、複数の数値を1つの数値に集約する演算は集約演算と呼ばれ、以下のような関数として表すことができる。

$$h:[x_1, x_2, \dots, x_n] \rightarrow \bar{x} \quad (1)$$

これらの集約演算のうち、 $\min(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq h(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq \max(x_1, x_2, \dots, x_n)$ の条件を満たすものが一般に平均演算と呼ばれるもので、代表的なものとしては相加平均、幾何平均などがある。

これら各種の平均演算はそれぞれに固有の値を持つものであるが、これらをパラメータによって総合的に表現するものとして提案されているのが、以下のような定義式で表される一般化平均概念である。

$$\bar{x} = \left\{ \frac{x_1^\alpha + x_2^\alpha + \dots + x_n^\alpha}{n} \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \quad (2)$$

ここで、 $\alpha (\alpha \neq 0)$ はさまざまな平均演算を区分するパラメータであり、上式はパラメータ α の値を変化させることにより以下のさまざまな平均演算を表現することができる。（なお、各々の証明については付録に示す。）

① $\alpha \rightarrow -\infty$ のとき、最小値

$$\bar{x}_{-\infty} = \min(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (3)$$

② $\alpha \rightarrow -1$ のとき、調和平均

$$\bar{x}_{-1} = \frac{n}{\frac{1}{x_1} + \frac{1}{x_2} + \dots + \frac{1}{x_n}} \quad (4)$$

③ $\alpha \rightarrow 0$ のとき、幾何平均

$$\bar{x}_0 = \{x_1 \cdot x_2 \cdot \dots \cdot x_n\}^{\frac{1}{n}} \quad (5)$$

④ $\alpha \rightarrow +1$ のとき、相加平均

$$\bar{x}_{+1} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (6)$$

⑤ $\alpha \rightarrow +\infty$ のとき、最大値

$$\bar{x}_{+\infty} = \max(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (7)$$

また、各々の変数の重要度に変化を持たせたい場合には、以下のように重み係数 w_i を導入して、

$$\bar{x} = \left\{ w_1 x_1^\alpha + w_2 x_2^\alpha + \dots + w_n x_n^\alpha \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1$$

で定義される加重一般化平均式を用いて、各変数の重要度の差異を表現することができる。

本研究では、この一般化平均式および加重一般化平均式を、個人の評価構造をより一般的に表現できる評価関数としてとらえ、これを用いて先に述べた3つの着目点に対応した交通行動モデルの構築を試みた。以下に各々のモデルについて詳細を述べることにする。

(2) 帰省交通における見積り所要時間推定モデル

本節では、2章で述べた着目点①に対応したモデルとして、トリップにおける個人の所要時間見積り機構の表現に一般化平均概念を適用し、過去の経験の評価構造を表現するモデルの構築を行う。

益暮れなどに集中する帰省交通においては、渋滞状況によって目的地までの所要時間が大きく変化し得るため、各個人は過去の経験や各種交通情報などを考慮して所要時間を見積り、利用交通機関や出発日、出発時刻を決定するものと考えられる。特に帰省交通のように同じ目的地に対して繰り返しトリップを起こすような交通においては、各個人の過去のトリップ経験が次回のトリップにおける所要時間の見積りに大きく影響するものと考えられる。

こうした過去のトリップ経験から次回の見積り所要時間を表現するモデルについては、Horowitz²⁰⁾が経路配分モデルのリンクコスト関数に適用し、その収束安定性について検討しているほか、飯田ら^{1), 2), 3), 4)}が繰り返し経路選択実験における次期の所要時間の見積りを表現するモデルの構築を行っている。しかし、これらはいずれも線形形式をもとにしたモデルであり、経験の時期による見積り所要時間への影響の大小を比較したものである。本研究ではこの見積り所要時間推定モデルに前述の一般化平

均概念を導入することにより、過去の経験における不確実事象（ここでは所要時間）の発現状況による影響を考慮できるモデルを構築し、不確実性に対する個人の評価構造を表現することにする。モデルの式形は以下のようになる。

$$T = \left\{ \frac{t_1^\alpha + t_2^\alpha + \cdots + t_n^\alpha}{n} \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \quad (9)$$

T : 次回のトリップの見積り所要時間
 t_i : i 期前の経験における所要時間

このモデルでは、個人の過去のトリップ経験における所要時間の一般化平均によって次回のトリップにおける見積り所要時間が表現できるものとしている。この見積り所要時間は、先に述べた一般化平均式の性質により、パラメータ α の値によって過去の経験における所要時間の最小値から最大値までの値をとり得ることになる。ここで、見積り所要時間は α の値が大きいほど過去の経験における最大値に、逆に α の値が小さいほど過去の経験における最小値に近づくため、パラメータ α の大きさはその個人が過去の経験における所要時間の中からどの経験を重視して次回の所要時間を見積っているかを表す指標であるといえる。即ち、 α の値が大きい場合には過去の所要時間の中でも比較的長時間のものを重視していることになるため、この個人は所要時間の見積りに関して比較的悲観的であり、リスク回避的な指向であるものと考えられる。逆に、 α の値が小さい場合には、その個人は過去の所要時間の中で比較的短時間のものを重視していることになり、所要時間の見積りに関して比較的楽観的、リスク選好的な指向であるものと考えられよう。

このモデルは、加重一般化平均式を用いて以下のように表すこともできる。

$$T = \left\{ w_1 t_1^\alpha + w_2 t_2^\alpha + \cdots + w_n t_n^\alpha \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1$$

T : 次回のトリップの見積り所要時間
 t_i : i 期前の経験における所要時間

ここで、各々の経験における所要時間に対する重み付けパラメータ w_i を導入することにより、各々の経験そのものに重み付けをすることができる。これにより、各々の経験の時期により、より最近の経験に対して重視するような重み付けをしたり、突発事故などにより他の経験と大きく離れた経験をしたものへの影響を小さくしたりすることが可能になる。

なお、本研究では行っていないが、このモデルによって表現される見積り所要時間を非集計交通行動モデルの

1説明変数として選択型のモデルを構築することにより、過去の経験による交通行動変化への影響を表現できるものと考えられる。また、ここでは各個人の所要時間見積り機構に着目したため、各個人の経験における所要時間を説明変数としてモデル構築を行ったが、今後実際の情報提供システムの影響分析に適用するためには経路の客観的交通状況を説明変数としたモデルを構築することが必要になると考えられる。

本研究では、ここに挙げたモデルをアンケート調査によるSPデータに対して適用し、その適用可能性の検討を行った。適用結果については4章で述べることにする。

(3) 買い物交通における目的地選択モデル

本節では、2章で述べた着目点②に対応したモデルとして、選択行動における選択肢評価関数に一般化平均概念を適用し、評価属性間の代替性を考慮した選択肢評価構造を表現するモデルを構築する。さらに、着目点④に対応して、推定されるモデルのパラメータを用いたデータセグメント手法を適用することにより、個人による選択肢評価構造の差異の表現を試みる。

日常の買い物交通における目的地選択では、目的地までの所要時間、目的地での駐車場待ち時間などの交通要因に加え、買い物先における商品の値段や品揃えといった目的地そのものの魅力が大きな評価属性となる。こうした目的地選択行動に対して所要時間、駐車場待ち時間といった交通要因に情報が提供された場合、ドライバーの意識における各評価属性の代替性の大小がその行動変化に大きな影響を与えるものと考えられる。そこで、こうした複数の評価属性の代替性を表現できる行動モデルを構築することが必要となる。

こうした複数の評価属性による合成功用を表現する方法に関する既往研究としては、Morichi et al.²¹⁾が通常の線形効用関数による選択行動モデルと、ファジイ積分型モデル、辞書編纂型モデルとを比較することにより個人の選択肢評価構造の検討を行っているが、ここでは各評価属性の代替性を表現できる行動モデルとして、前述の加重一般化平均式を用いた効用関数を作成し、これを非集計ロジットモデルの効用関数の確定項とすることによって目的地選択モデルを構築した。モデルの効用関数は以下のようにになる。

$$V_i = \left\{ w_1 x_{i1}^\alpha + w_2 x_{i2}^\alpha + \cdots + w_n x_{in}^\alpha \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \quad (11)$$

$$\sum_{k=1}^n w_k = 1$$

x_{ik} : 各々の目的地の属性に関する説明変数
 (所要時間、駐車場待ち時間など)

ここで、パラメータ α は、前述のようにその変化によ

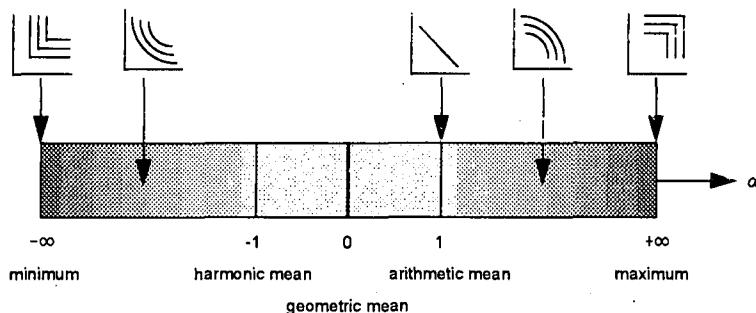


図-2 パラメータ α の値による代替性の変化

って各々の変数の最小値から最大値までを表現することを可能とするものであるが、それとともに各々の説明変数間の代替性を表現するものである。図-2は、説明変数が2つの場合におけるパラメータ α の値の変化に伴う等効用線の変化を模式的に表現したものであるが、これを見ると、パラメータ α の値による説明変数間の代替性の変化は以下のように表されることが分かる。

- ① $\alpha \rightarrow -\infty$ のとき、代替性なし
(2変数のうち最小値によって効用が決定)
- ② $-\infty < \alpha < +1$ のとき、不完全代替性
(説明変数の値が小さい属性を比較的重視)
- ③ $\alpha \rightarrow +1$ のとき、完全代替性
(線形効用関数に同じ)
- ④ $+1 < \alpha < +\infty$ のとき、不完全代替性
(説明変数の値が大きい属性を比較的重視)
- ⑤ $\alpha \rightarrow +\infty$ のとき、代替性なし
(2変数のうち最大値によって効用が決定)

即ち、 α の値が 1 に近いほど各変数間の代替性が大きいこと、逆に 1 から離れるほど各変数間の代替性が小さいことが分かる。このことは説明変数が 3 つ以上の場合にも拡張でき、2変数の場合と同様に α の値によって各説明変数間の代替性の程度を表現することができる。

この一般化平均式はミクロ経済学で用いられる CES 型生産関数、費用関数に相当するものであり、パラメータ α の値によってその代替弾力性が表現される²²⁾。この CES 型関数は土木計画学の分野においても地域間経済分析における一般均衡モデルなどに用いられており、例えば宮城ら^{23),24)}が応用一般均衡分析による地域間交易量モデルの構築において用いている。

情報提供による影響を分析する場合、代替性の大きな個人やグループはさまざまな評価属性に対する情報をに対して敏感に反応すると考えられるが、代替性の小さな個人やグループは特定の評価属性に対する情報が提供された場合にのみ敏感に反応すると考えられる。即ち、 $\alpha < 1$ であれば情報入手前に効用値の小さい属性を重視して効用値が決定されるため、効用値の小さい属性に対して情

報が提供された場合により敏感に反応する。一方、 $\alpha > 1$ であれば情報入手前に効用値の大きい属性を重視して効用値が決定されるため、効用値の大きい属性に対して情報が提供された場合により敏感に反応することがいえる。

但し、ここで各説明変数の値の大小を比較するために何らかの基準によって変数の値の基準化を行うことが必要となる。この方法には、各説明変数の平均、分散を同一とする基準化や、最大値、最小値を同一とする基準化などが考えられる。後述のケーススタディにおいては S P 調査に基づく限られた変数域のデータを用いたため前者の方法を用いて基準化を行ったが、特に各説明変数の分散の差異が選択肢評価に影響を与えるような場合においては、後者の方法がより望ましいと考えられる。

加重一般化平均式を用いた効用関数を、通常用いられる線形式による効用関数と比較すると、加重一般化平均式において $\alpha = 1$ とした場合に線形式と同形となるため、上のモデルは通常の線形効用関数による非集計コジットモデルの拡張形であるといふことができる。即ち、線形効用関数における各評価属性間の重み付けをするパラメータ（本モデルにおける w_k に相当）に加え、各評価属性間の代替性を表現するパラメータ α を導入することにより、個人の選択肢に対する評価構造をより詳細に表現したものであると考えられる。

さらに、選択肢に対する個人ごとの評価構造の差異を表現するため、本研究ではこれらのパラメータが個人ごとに異なることを前提とし、マーケティング・サイエンスの分野で片平²⁵⁾によって提案された方法を用い、収束計算によってパラメータの推定値によるセグメントを行うことを試みた。図-3にこのセグメント手法のフローチャートを示す。

この方法は、個人ごとにパラメータ推定を行うことによって大まかなグループ分けを行った上で、各グループのパラメータを外生的に与え、各個人について最も尤度が大きくなるグループに属するようにセグメントを行うものである。但し、初期値とする外生パラメータの値によってセグメントが変化してしまうため、初期値から得

られたセグメントによる各グループについてパラメータを推定し、それに基づいて再びセグメントを行うという反復計算を行い、各個人のセグメントへの帰属が安定する時点での収束したものとする。

一般に、個人単位での評価構造の差異を見るためには各個人ごとにモデルの構築を行うことが必要になるが、そのためには各個人単位で多様な状況を想定した十分なサンプル数のデータを得ることが必要となる。しかし、S P調査、R P調査のいずれにおいても各個人ごとに信頼性のあるデータを数多く得ることは困難であるため、個人単位のモデル構築によるセグメントには限界があるといえよう。ここに挙げた手法ではパラメータの推定にはある程度以上の個人のデータをまとめて用いることになるため、個人単位でのモデル構築にはサンプル数が不十分であってもモデルの推定が可能となる。即ち、比較的少ないデータ数であっても個人単位の評価構造の差異を考慮したセグメントができる点にこの手法の利点があるといえよう。

本研究では、ここで述べたモデルおよびセグメント手法について、前述の見積り所要時間推定モデルと同様、アンケート調査によるS Pデータに対して適用し、その適用可能性を検討した。これも適用結果については4章で述べることにする。

4. S Pデータによるモデルの適用例

(1) データの概要

本研究で用いたデータは、1993年11月に横浜市緑区北部（現青葉区）内の住宅地域およびその周辺の大規模商業地域において実施したアンケート調査に基づくものである。このアンケート調査は、緑区内の住宅地における家庭訪問調査(207票)と、同区周辺にある商業地の駐車場周辺での入り込み客調査(209票)から成り立っている（票数はいずれも回収数）。

調査内容は大きく分けて2種類あり、1つは帰省交通に関するもの、もう1つは買い物交通に関するものである。帰省交通に関する調査では、盆暮れなどの帰省における帰省先と通常の利用交通機関を質問し、過去5回までの帰省交通における利用交通機関や所要時間などを質問している。その上で、自家用車利用者に対し、次回の帰省時に高速道路の渋滞情報が得られた場合の見積り所要時間と利用交通機関の変化などを質問している。一方、買い物交通に関する調査では、ある買い物目的に対して日常的に自家用車で行く目的地を複数質問し、各々の目的地に対して過去の経験における目的地までの所要時間、目的地での駐車場待ち時間、買い物先としての魅力度に対する知覚を質問している。その上で、目的地までの所

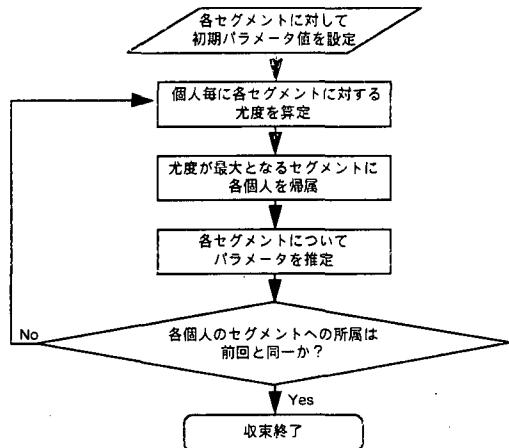


図3 セグメント手法の手順

要時間や駐車場待ち時間に対して何らかの情報提供がなされた場合の目的地選択の変化を質問している。

本章では、これらのアンケート調査により得られたデータを用いて、3章で述べた一般化平均概念を用いた帰省見積り所要時間推定モデル、買い物目的地選択モデルを構築し、その適用性を検討する。

(2) 帰省見積り所要時間推定モデルへの適用

帰省見積り所要時間推定モデルでは、3章(2)で述べたように一般化平均式または加重一般化平均式を用いて、過去3回までのトリップ経験から次回の見積り所要時間を表現する回帰モデルを構築した。

初めに、通常の線形式を用いたモデルに対し、一般化平均式、加重一般化平均式を用いたモデルの推定結果を比較し、その適用妥当性を検討することにする。各々のモデルに用いた回帰式は以下の通りである。

線形モデル：

$$T = \sum_{i=1}^3 \theta_i t_i + \theta_{ord} t_{ord} + \theta_{max} t_{max} + const. \quad (12)$$

一般化平均式モデル：

$$T = A \cdot \left\{ \frac{\sum_{i=1}^3 t_i^\alpha + t_{ord}^\alpha + t_{max}^\alpha}{5} \right\}^{\frac{1}{\alpha}} + const. \quad (13)$$

加重一般化平均式モデル：

$$T = A \cdot \left\{ \sum_{i=1}^3 w_i t_i^\alpha + w_{ord} t_{ord}^\alpha + w_{max} t_{max}^\alpha \right\}^{\frac{1}{\alpha}} + const. \quad (14)$$

T ：次回のトリップの見積り所要時間（分）

t_i ： i 期前の経験における所要時間（分）（ $i=1,2,3$ ）

t_{ord} ：過去の経験における通常の所要時間（分）

t_{max} ：過去の経験における最長所要時間（分）

表-1 帰省交通における見積り所要時間推定モデル

| | 線形式 モデル | 一般化平均式 モデル | 加重一般化 平均式モデル |
|----------------|---|-------------------------|---------------------|
| α | | 0.9558 (169.0) | -0.9240 (-93.09) |
| 1期前の所要時間 | 0.09893 (w ₁) (34.66) | 0.1112 (23.41) | |
| 2期前の所要時間 | 0.2155 (w ₂) (49.19) | 0.2853 (57.17) | |
| 3期前の所要時間 | 0.02189 (w ₃) (11.85) | 0.001934 (7.714) | |
| 通常の所要時間 | 0.6315 (w _{ord}) (124.8) | 0.4193 (65.07) | |
| 最長の所要時間 | 0.06048 (w _{max}) (32.81) | 0.1823 (30.73) | |
| スケールパラメータ | | 1.013 (A) (757.6) | 0.9472 (267.5) |
| 定数項 | -15.44 (const.) (-32.84) | -45.47 (-120.8) | -0.6663 (-36.50) |
| 決定係数 (R^2) | 0.9729 | 0.9454 | 0.9745 |
| サンプル数 (N) | 57 | 57 | 57 |

(括弧内はt値)

表-2 渋滞情報提供下での見積り所要時間推定モデル

| | 渋滞 0km | 渋滞 15km | 渋滞 30km | 渋滞 60km |
|----------------|--------------------------------|--------------------|-------------------|------------------|
| α | -74.76 (-108.5) | 0.01378 (5.266) | 16.91 (171.0) | 36.76 (272.2) |
| スケールパラメータ | 1.030 (A) (537.4) | 0.9257 (389.3) | 0.9534 (628.1) | 1.022 (896.5) |
| 定数項 | -4.809 (const.) (-21.71) | 33.70 (246.3) | 43.74 (182.0) | 62.79 (279.9) |
| 決定係数 (R^2) | 0.9526 | 0.9455 | 0.9249 | 0.8465 |
| サンプル数 (N) | 57 | 57 | 57 | 57 |

(括弧内はt値)

なお、調査では過去5回までの経験における所要時間の記憶について質問を行っているが、ここでは回答数の多く得られた過去3回までの経験における所要時間を説明変数として用いることにした。また、過去の経験における通常の所要時間、最長の所要時間とは、回答者がこれまでの経験によって有する知覚所要時間を示している。調査では回答者の過去の経験について全てに所要時間の記憶を質問することは困難であるため、過去の経験における通常の所要時間、最長の所要時間という形で一般的な傾向に対する知覚を質問している。ここでは、一般的な傾向と最近の経験との比較を行うため、これらの知覚値も説明変数に加えることにした。

各々のモデル式によるパラメータ推定結果を表-1に示す。なお、収束計算にはBFGS法を用いた。

この結果から、各変数の重み係数の値を比較すると、過去の1回ごとの経験よりも通常の所要時間のような一般的な傾向を表す変数の方が高い値が得られており、比較的重視度が高いことが分かる。また、過去3回の経験

における所要時間の知覚に対する係数では2期前の経験に対する係数が最も大きくなっているが、経験の時期による重視度の増加、減少といった傾向は得られなかった。本モデルで用いたデータでは各個人によって過去の経験の時期が異なるため、2期前の経験に対する係数の値のみが大きいことに対しては明確な意味付けをすることは困難であるが、一般的には過去の経験の時期によって重視度がだいぶ増加あるいは減少することが考えられ、今後適用場面に応じてより詳細なデータを用いた分析を行いうことが必要であると考えられる。

一方、パラメータ α の値を見ると、一般化平均式モデル、加重一般化平均式モデルのいずれも-1から+1の間の値が得られており、見積り所要時間がおおむね過去の経験の平均値付近にあることを示している。ここで、両者のモデルの間で α の値の符号が逆になっているが、その推定値は各種の平均値を表す範囲に留まっており、この範囲での符号の差異は目的変数に大きな影響を与えることはないものと考えられる。即ち、ドライバーはおおむね過去の経験を平均的に評価して次期の所要時間を見積っており、特に楽観的、悲観的いずれの傾向も有していないことがいえよう。

また、モデル全体としての説明力の点では、一般化平均式モデルでは線形モデルに比較してパラメータの数が少ないので決定係数が低くなっているが、加重一般化平均式モデルでは線形モデルをやや上回る決定係数が得られており、線形モデルに比較しても十分な説明力を得ていることがいえる。また、加重一般化平均式モデルの重み係数を相対的に比較するとおおむね線形モデルと同傾向になっていることから、推定時に特異解に収束することはないと考えられる。

次に、この所要時間見積り機構に対する情報提供の影響を見るため、4種の渋滞情報が提供された場合の各々についてモデルの構築を行い、その比較を行うことにした。提供される情報の内容としては、帰省経路途中の高速道路における渋滞長とし、渋滞なし、渋滞15km、渋滞30km、渋滞60kmの4種の仮想的な情報を設定した。ここでは、パラメータ α の値に対する情報提供の影響を見るため、先に示した中から一般化平均式を用いたモデル(式(13))を用い、各々の場合の見積り所要時間を利用変数として上と同様にモデルの構築を行った。

各々のモデルの推定結果は表-2に示す通りである。この推定結果を見ると、提供される情報での渋滞長が増大するにつれてモデルのパラメータ α の値が大きくなっているが、過去の経験における所要時間の中でもより長時間のものを重視するようになっていることが分かる。また、渋滞長がより大きいものほどモデルの決定係数が低い傾向にあるが、これは渋滞長が増大するにつれて見積られる所要時間の変動が大きくなっていることを表現している。

るものと考えられる。なお、加重一般化平均式モデルについても同様にモデルの構築を行ったが、モデルごとに重み係数の値が異なってしまうことから目的変数への影響を α の値の変化に帰着させることができず、明確な傾向を得ることはできなかった。これについては、先に挙げた時期による重み係数の増減について何らかの傾向を見出した上で、重み係数に何らかの仮定を設けた上でモデル構築を行うことが必要であると考えられ、今後より詳細なデータを用いて検討することが必要であろう。

(3) 買い物目的地選択モデルへの適用

買い物目的地選択モデルでは、3章(3)で述べたように通常の線形形式による効用関数に代えて加重一般化平均式を用いた効用関数を用い、モデルの構築を行った。

まず、本研究で提案する加重一般化平均式を用いたモデルと通常の線形形式を用いたモデルのパラメータ推定結果を比較する。このモデルは、ある買い物目的について各個人の最も利用頻度の高い買い物先から3番目に利用頻度の高い買い物先までを選択肢とした3肢選択ロジットモデルである。ここで、最も利用頻度の高い買い物先を第1目的地と呼び、2番目、3番目に利用頻度の高い買い物先をそれぞれ第2目的地、第3目的地と呼ぶことにする。各々のモデルの効用関数は以下の通りである。

線形モデル：

$$V_i = w_1 h_1(x_{i1}) + w_2 h_2(x_{i2}) + w_3 h_3(x_{i3}) + \theta_d d_i + const. \quad (15)$$

加重一般化平均式モデル：

$$V_i = A \cdot \left\{ w_1 h_1(x_{i1})^\alpha + w_2 h_2(x_{i2})^\alpha + w_3 h_3(x_{i3})^\alpha \right\}^{\frac{1}{\alpha}} + \theta_d d_i + const. \quad (16)$$

x_{i1} ：目的地までの所要時間(分)

x_{i2} ：目的地における駐車場待ち時間(分)

x_{i3} ：目的地の買い物先としての魅力度(点)

d_i ：各目的地に対する情報提供ダミー

(情報あり:1, 情報なし:0)

ここで、所要時間、駐車場待ち時間の変数 x_{i1}, x_{i2} は、情報が得られない場合には各々の変数の知覚値を、情報が得られる場合には得られた情報の値を用いている。また、買い物先としての魅力度の変数 x_{i3} は、回答者が各々の買い物先についてその店舗数、品揃え等から100点満点の点数を付けた知覚値である。

また、各変数は3章で述べたように互いの重視度を比較するため同一の平均、分散となるよう基準化を行った。また変数 x_{i1}, x_{i2} は効用値と大小関係が等しくなるよう符号を逆にする必要があるため、ここでは各々の変数が0から10の範囲となるよう、以下の変換式によりそれぞれ

表3 買い物目的地選択モデルの推定結果

| | 線形式 モデル | 加重一般化 平均式モデル |
|-------------------------|---------------------|---------------------|
| α | | 1.064 (3.047) |
| 所要時間 (w_1) | 0.2526 (4.180) | 0.1521 (5.155) |
| 駐車場待ち時間 (w_2) | 0.9806 (17.80) | 0.5868 (16.48) |
| 買い物先の魅力度 (w_3) | 0.4354 (7.421) | 0.2611 (10.88) |
| スケールパラメータ (A) | | 1.680 (12.19) |
| 第1目的地情報ダミー (d_i) | 0.09299 (0.2051) | 0.09651 (0.2047) |
| 第2目的地情報ダミー (d_i) | 1.743 (3.642) | 1.746 (3.642) |
| 第3目的地情報ダミー (d_i) | 2.217 (3.017) | 2.219 (3.015) |
| 定数項(第1目的地) (const.) | 2.532 (2.920) | 2.529 (2.904) |
| 定数項(第2目的地) (const.) | 0.7149 (0.8228) | 0.7140 (0.8196) |
| 尤度比(ρ) | 0.2447 | 0.2450 |
| 的中率(H) | 61.55 | 61.55 |
| サンプル数(N) | 206 | 206 |

(括弧内は t 値)

基準化値 $h_1(x_{i1}), h_2(x_{i2}), h_3(x_{i3})$ に置き換えて用いることにした。

$$h_1(x_{i1}) = 5 - \frac{x_{i1} - \mu(x_1)}{\sigma(x_1)} \quad (17)$$

$$h_2(x_{i2}) = 5 - \frac{x_{i2} - \mu(x_2)}{\sigma(x_2)} \quad (18)$$

$$h_3(x_{i3}) = 5 + \frac{x_{i3} - \mu(x_3)}{\sigma(x_3)} \quad (19)$$

ここで、 $\mu_k(x_k), \sigma_k(x_k)$ ($k=1,2,3$) はそれぞれ、全サンプルの変数 x_{ik} の平均値および標準偏差である。

表3に、各々のモデルのパラメータ推定結果を示す。なお、収束計算には前節のモデルと同様、BFGS法を用いている。

まず、加重一般化平均式モデルの推定結果を見ると、パラメータ α の値が1に近いことから、各評価属性間の代替性がおおむね成立していることが分かる。また、線形モデルと加重一般化平均式モデルとを比較すると、加重一般化平均式モデルの方が僅かではあるが尤度比が向上しており、モデルとしての説明力が高くなっていることが分かる。

また、情報提供による効用値への影響を見ると、いずれのモデルも情報提供ダミーに対するパラメータの値が

表4 パラメータ w_k によるセグメントの結果

| | グループ① | グループ② | グループ③ | グループ④ | グループ⑤ | グループ⑥ |
|------------------------|---------------------|-----------------------|---------------------|--------------------|---------------------|----------------------|
| α | -0.8114 (-1.162) | -0.07669 (-0.1930) | -2.768 (-2.956) | -2.969 (-39.28) | -5.013 (-2.202) | -0.4477 (-0.7681) |
| 所要時間 (w_1) | 0.6576 (11.39) | 0.03604 (1.198) | 0.00132 (0.2260) | 0.6830 (15.84) | 0.0000 (0.0000) | 0.08318 (3.026) |
| 駐車場待ち時間 (w_2) | 0.2272 (5.020) | 0.9611 (18.55) | 0.0000 (0.0000) | 0.3170 (7.415) | 0.2858 (3.940) | 0.1684 (4.764) |
| 買い物先の魅力度 (w_3) | 0.1152 (3.669) | 0.00286 (0.0807) | 0.9987 (15.72) | 0.0000 (0.0000) | 0.7142 (9.861) | 0.7484 (16.70) |
| スケールパラメータ (A) | 4.978 (4.078) | 2.516 (7.152) | 2.803 (7.362) | 3.460 (45.54) | 2.119 (9.914) | 8.165 (5.523) |
| 定数項(第1目的地) (const.) | 5.227 (4.917) | -1.461 (-6.494) | 1.261 (4.480) | 0.6373 (8.318) | -0.4108 (-1.844) | 0.4615 (1.057) |
| 定数項(第2目的地) (const.) | 3.986 (4.009) | -0.1868 (-1.052) | 0.8223 (2.828) | 2.012 (24.17) | 0.3684 (1.850) | -1.719 (-3.487) |
| 尤度比(ρ) | 0.5549 | 0.5127 | 0.4274 | 0.5319 | 0.4263 | 0.6519 |
| 的中率(H) | 88.15 | 78.18 | 76.67 | 79.43 | 73.51 | 86.90 |
| サンプル数(N) | 27 | 66 | 12 | 35 | 37 | 29 |

(括弧内はt値)

表5 パラメータ α によるセグメントの結果

| | グループ① | グループ② | グループ③ |
|------------------------|--------------------|----------------------|--------------------|
| α | -3.813 (-2.590) | -0.4449 (-0.6491) | 3.253 (4.938) |
| 所要時間 (w_1) | 0.09545 (2.148) | 0.1739 (4.008) | 0.2155 (5.445) |
| 駐車場待ち時間 (w_2) | 0.5721 (8.033) | 0.4869 (9.782) | 0.7108 (12.15) |
| 買い物先の魅力度 (w_3) | 0.3325 (7.036) | 0.3392 (7.945) | 0.07372 (1.817) |
| スケールパラメータ (A) | 2.363 (8.317) | 2.572 (6.557) | 2.365 (7.280) |
| 定数項(第1目的地) (const.) | -2.367 (-8.498) | 4.772 (9.499) | 0.2289 (1.419) |
| 定数項(第2目的地) (const.) | 0.4575 (2.790) | 2.150 (5.240) | 0.5988 (3.972) |
| 尤度比(ρ) | 0.4200 | 0.4106 | 0.3533 |
| 的中率(H) | 76.42 | 82.67 | 70.13 |
| サンプル数(N) | 67 | 60 | 79 |

(括弧内はt値)

正となっていることから、情報提供が正の効用をもたらしていることが分かる。さらに、第1目的地に対する情報提供ダミーに比べ、第2目的地、第3目的地に対する情報提供ダミーのパラメータの方が大きくなっていることから、日常的に利用する頻度の少ない目的地に対して情報が提供されることが選択行動により大きな影響を与えることが分かる。なお、日常的に利用頻度が高いことによる効用値への影響から第1目的地に対する定数項が有意となっているが、情報提供後における各目的地の選択シェアはそれぞれ34.7%、36.5%、28.8%であり、第1目的地に対するシェアの偏りは見られなかった。

次に、先に述べた収束計算によるセグメント手法により、個人ごとの評価構造の差異を考慮したセグメントを行うことにした。ここでは、先の加重一般化平均式モデルにおける重み係数 w_k ($k=1,2,3$) に着目したセグメント、代替性パラメータ α に着目したセグメントの2種について、パラメータの推定を行った。各々のパラメータ推定結果を表4、表5に示す。

これらの推定結果を見ると、重み係数 w_k によるセグメントでは、得られた各グループによって重み係数 w_k の値が大きく異なっており、グループによる各評価属性への重視度の差異が明らかに存在することが分かる。また、代替性パラメータ α によるセグメントにおいても、各グループによって異なる α の値が得られており、評価構造における各評価属性の代替性がグループにより異なる様子が分かる。即ち、このセグメント手法により、着目したパラメータの値をもとにした評価構造の異なるグループの分割が可能であるといえよう。さらに、各グループのモデルの尤度比は全サンプルによるモデルに比

べて大きくなっていることから、モデルとしての説明力も向上していることが分かる。

なお、このセグメント手法においても各個人のセグメントへの帰属は個人ごとのデータを用いて行うため、各個人についてある程度以上のデータ数が必要となる。本研究で用いたデータでは調査回答者に対する負担を少なくするために1回答者に対する仮想状態の設定を5つに絞っているため、個人単位での尤度の算定に十分な数のデータが用いられておらず、上の推定結果は参考値に留まっている。ここでは先に述べたセグメント手法の意義を例示するものとして推定結果を示すことにしたが、実際の適用に当たってはより多くのデータを用いた分析が必要となろう。

5. おわりに

本研究では情報提供の影響を分析するに当たっての従来の交通行動モデルの問題点をまとめ、その中から3つを採りあげ、その問題点を解決するための新たな行動モデルの提案を行った。これらの成果としては以下に示すものが挙げられる。

- ① 交通情報提供の影響を含めた交通行動分析を考えるに当たっての従来の交通行動モデルの問題点をまとめ、それに対する解決策の1つとして一般化平均概念を用いたモデルを提案した。
- ② 一般化平均概念を用いた見積り所要時間推定モデルの構築により、ドライバーが過去のトリップ経験をもとに次回のトリップにおける交通状況を見積る機

構を表現した。

- ③ 非集計コジットモデルにおける効用関数に一般化平均概念を導入することにより、選択肢評価構造における複数の評価属性の代替性を表現した非集計行動モデルを構築した。
- ④ パラメータの推定値をもとにした収束計算によるセグメントを行うことにより、個人ごとの評価構造の差異を考慮したモデルの構築方法を提案した。

以上の成果から、交通情報提供を考慮した交通行動分析に一般化平均概念を用いることの有用性が示されたものといえよう。

本研究では2章で述べた6つの問題点の中から3つについてその解決策の提案を行い、SPデータによる適用性の検討を行ったが、今後はより一般性を有するデータを用いてその適用性を検討するとともに、他の問題点についてもその解決方法を構築することが課題となろう。また、本研究ではトリップ開始前に提供される交通情報を対象としてモデルの構築を行ったが、ここで提案した手法自体はトリップ開始前の情報に対象を限定しているわけではなく、トリップ開始後の情報に対しても適用可能であると考えられる。今後はトリップ開始後に提供される情報や、週単位、月単位といった比較的長期的な予測情報などについても考慮し、さまざまな交通情報による影響を捉えられる手法を考えていく必要があろう。

謝辞：本研究は、森地がフィリピン大学滞在中に、豊橋技術科学大学廣島康裕助教授との討議の中でヒントを得たものである。同助教授に対し感謝の意を表する次第である。

付録 パラメータ α の値による一般化平均式の値の挙動（証明）

- ① $\alpha \rightarrow -\infty$ のとき、最小値 $\bar{x} = \min(x_1, x_2, \dots, x_n)$

定義式の対数をとると、

$$\lim_{\alpha \rightarrow -\infty} \bar{x} = \lim_{\alpha \rightarrow -\infty} \frac{\ln(x_1^\alpha + x_2^\alpha + \dots + x_n^\alpha) - \ln n}{\alpha}$$

右辺の分母、分子を各々 α で微分し、ロピタルの定理を用いると、

$$\text{右辺} = \lim_{\alpha \rightarrow -\infty} \frac{x_1^\alpha \ln x_1 + x_2^\alpha \ln x_2 + \dots + x_n^\alpha \ln x_n}{x_1^\alpha + x_2^\alpha + \dots + x_n^\alpha}$$

今、 x_k を最小値とすると、

$$\begin{aligned} \text{右辺} &= \lim_{\alpha \rightarrow -\infty} \frac{\frac{x_1^\alpha \ln x_1 + \dots + x_k^\alpha \ln x_k + \dots + x_n^\alpha \ln x_n}{x_1^\alpha + \dots + x_k^\alpha + \dots + x_n^\alpha}}{x_k^\alpha} \\ &= \lim_{\alpha \rightarrow -\infty} \frac{\frac{x_1^\alpha \ln x_1 + \dots + 1 \cdot \ln x_k + \dots + x_n^\alpha \ln x_n}{x_1^\alpha + \dots + 1 + \dots + x_n^\alpha}}{x_k^\alpha} \\ &= \ln x_k \end{aligned}$$

よって、

$$\bar{x} = x_k = \min(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

- ② $\alpha \rightarrow -1$ のとき、調和平均 $\bar{x} = \frac{n}{\frac{1}{x_1} + \frac{1}{x_2} + \dots + \frac{1}{x_n}}$

定義式に $\alpha = -1$ を代入することによって証明できる。

- ③ $\alpha \rightarrow 0$ のとき、幾何平均 $\bar{x} = \sqrt[n]{x_1 \cdot x_2 \cdots \cdot x_n}$

①の証明と同様に、定義式の対数をとってロピタルの定理を用いることにより、

$$\begin{aligned} \lim_{\alpha \rightarrow 0} \bar{x} &= \lim_{\alpha \rightarrow 0} \frac{x_1^\alpha \ln x_1 + x_2^\alpha \ln x_2 + \dots + x_n^\alpha \ln x_n}{x_1^\alpha + x_2^\alpha + \dots + x_n^\alpha} \\ &= \frac{\ln x_1 + \ln x_2 + \dots + \ln x_n}{n} \\ &= \ln(x_1 \cdot x_2 \cdots \cdot x_n)^{\frac{1}{n}} \end{aligned}$$

よって、

$$\bar{x} = \sqrt[n]{x_1 \cdot x_2 \cdots \cdot x_n}$$

- ④ $\alpha \rightarrow +1$ のとき、相加平均 $\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$

定義式に $\alpha = +1$ を代入することによって証明できる。

- ⑤ $\alpha \rightarrow +\infty$ のとき、最大値 $\bar{x} = \max(x_1, x_2, \dots, x_n)$

①の証明において、 α を $-\alpha$ に置き換え、 x_k を最大値とすることによって、同様に証明できる。

参考文献

- 1) 飯田恭敬、内田敬、宇野伸宏：通勤者の旅行時間予測機構に関する実験分析、土木計画学研究・講演集、No.13, pp.335-342, 1990.11.
- 2) 飯田恭敬、内田敬、山本政博、村田重雄：実験アプローチによる動的経路選択行動のモデル化、土木計画学研究・講演集、No.14(1), pp.271-278, 1991.11.
- 3) 飯田恭敬、宇野伸宏、山田忠史：実験による動的経路選択機構の比較分析、土木計画学研究・講演集、No.15(1), pp.47-54, 1992.11.

- 4) 飯田恭敬, 宇野伸宏, 村田重雄, 渡部健二 : 旅行時間情報提供下の経路選択機構に関する実験分析, 土木計画学研究・講演集, No.16(1)-1, pp.95-100, 1993.12.
- 5) 谷口正明, 羽藤英二, 杉恵頼寧 : 経路選択における道路交通情報の有効性, 土木計画学研究・講演集, No.16(1)-1, pp.89-94, 1993.12.
- 6) J. Spyridakis et al. : Surveying Commuter Behavior : Designing Motorist Information Systems, *Transpn. Res.-A*, Vol.25A, No.1, pp.17-30, 1991.
- 7) L. Conquest et al. : The Effect of Motorist Information on Commuter Behavior : Classification of Drivers into Commuter Groups, *Transpn. Res.-C*, Vol.1C, No.2, pp.181-201, 1993.
- 8) 飯田恭敬, 内田敬, 中原正顕 : 旅行時間情報の影響に関する調査, 土木計画学研究・講演集, No.15(1), pp.61-66, 1992.11.
- 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, 土木計画学研究・講演集, No.16(1)-1, pp.7-12, 1993.12.
- 10) 小林潔司 : 情報提供によるドライバーの経路誘導に関する研究, 土木計画学研究・講演集, No.15(2), pp.85-90, 1992.11.
- 11) 小林潔司, 藤高勝巳 : 合理的期待形成を考慮した経路選択モデルに関する研究, 土木学会論文集, No.458/IV-18, pp.17-26, 1993.1.
- 12) 小林潔司, 井川修 : 交通情報によるドライバーの経路誘導効果に関する研究, 土木学会論文集, No.470/IV-20, pp.185-194, 1993.7.
- 13) M. Ben-Akiva et al. : Dynamic Network Models and Drivers Information Systems, *Transpn. Res.-A*, Vol.25A, No.5, pp.251-266, 1991.
- 14) A. Karafanli & H. Al-Deek : A Simple Model for Route Guidance Benefits, *Transpn. Res.-B*, Vol.25B, No.4, pp.191-201, 1991.
- 15) 中川真治, 飯田恭敬, 若林拓史 : 経路選択原則の相違と道路網信頼性の関係, 土木計画学研究・講演集, No.16(1)-1, pp.77-82, 1993.12.
- 16) S. Morichi et al. : An Analysis of Drivers' Behavior Considering the Influence of Traffic Information, *Proceedings of the 2nd World Congress on Intelligent Transport Systems*, Vol.4, pp.1848-1853, 1995.11.
- 17) 目黒浩一郎, 森地茂, 兵藤哲朗 : 交通情報提供に着目した交通行動の基礎的分析, 土木学会第47回年次学術講演会講演概要集, 第IV部門, pp.424-425, 1992.9.
- 18) 小川圭一, 森地茂, 兵藤哲朗 : 情報提供が交通行動に与える影響に関する基礎的研究, 土木学会第48回年次学術講演会講演概要集, 第IV部門, pp.754-755, 1993.9.
- 19) G. J. Klir, T. A. Folger 著, 本多中二 訳 : ファジイ情報学, 日刊工業新聞社, 1993.1.
- 20) J. L. Horowitz : The Stability of Stochastic Equilibrium in a Two-Link Transportation Network, *Transpn. Res.-B*, Vol.18B, No.1, pp.13-28, 1984.
- 21) S. Morichi et al. : Comparison of Various Utility Functions for Behavioral Travel Demand Model, *Proceedings of the 3rd World Conference on Transport Research*, pp.159-173, 1983.
- 22) H. R. Varian 著, 佐藤隆三, 三野和雄 訳 : 経済と経済学の明日4 ミクロ経済分析, 効草書房, 1986.3.
- 23) 宮城俊彦, 本部賢一 : SCGEモデルによる地域間交易量の推定法に関する研究, 土木計画学研究・講演集, No.16(1)-2, pp.879-886, 1993.12.
- 24) 宮城俊彦, 本部賢一 : 応用一般均衡分析を基礎とした地域間交易モデルに関する研究, 土木学会論文集, No.530/IV-30, pp.31-40, 1996.1.
- 25) 片平秀貴 : 消費者研究とロジットモデル－選好の同質性をめぐって－, 社会科学の計量分析 多変量解析の理論と応用, 東京大学出版会, 1987.12.

(1995. 5. 25 受付)

A STUDY ON THE METHOD OF ANALYZING INFLUENCE OF TRAFFIC INFORMATION USING GENERALIZED MEANS FORMULA

Shigeru MORICHI, Koichiro MEGURO and Keiichi OGAWA

Due to the recent progress of technology in information and communication systems, the necessity is increasing to make some frameworks to analyze traffic behavior including the influence of traffic information. In this paper, driver's responses to uncertain traffic situations and traffic information are observed by making several traffic activity models. For these analyses, two types of model using generalized means formula are proposed. One is a regression model to estimate travel time on next trip by travel times based on past experiences and the other one is a disaggregate logit model which is considered substitution of plural factors of utility function. These models are applied to SP data and the possibility of application is considered.