

ニューラルネットワークを用いた通勤時の経路選択モデルの構築 Development of Commuting Route Choice Model by Using Neural Network

井ノ口 弘昭*, 河上 省吾**
By Hiroaki INOKUCHI and Shogo KAWAKAMI

1 はじめに

交通量配分モデル等で用いられている運転者の経路選択基準は、最短所要時間経路を選択するとしたものが多い。しかしながら、我々が行なったアンケート調査によると、経路を選んだ理由で「所要時間が短い」の回答は、通勤・通学時、買い物時ともに、1位であったが、全体の39%であった。その他の要因としては、所要時間のばらつきの少なさや、道路の走りやすさ、経路の分かりやすさなどがあった。

最近の経路選択モデルに関する研究では、ITSに関する政策に利用するために、説明変数に交通情報に関する項目が追加されたモデルも多く見られる^{1),2),3)}。また、質的要因を考慮するためのさまざまなダミー変数が導入されており、工夫を凝らしたモデルが数多く見受けられる^{4),5)}。一般的に非集計行動モデルを用いたモデルは説明変数が多くなる傾向がある。また、経路選択モデルでは、ロジットモデル⁶⁾を使用したモデル、ファジィ理論を使ったモデルが多い。ファジィ理論を使用したモデルとしては、Lotan ら^{7),8)}による所要時間と交通情報から意思決定を行なうモデル、Henn⁹⁾、Chang ら¹⁰⁾による所要時間にファジィ理論を用いたモデル、小川¹¹⁾による選択肢の効用関数にファジィ積分を用いたモデル等が挙げられる。これらのモデルは、分析者がルールを設定し、メンバーシップ関数を決めることによってモデル化が行なわれている。人間の思考の複雑さを考えると、このような仮定を正確に行なうことは容易ではない。そのような場合、神経細胞をモデル化したニューラルネットワークを用いてモデル構築を行なうことは有効な手段である¹²⁾。また、ニューラルネットワークによるモデル化は、教師データを順次与えて学習を行なっていくことから、データを追加して再推定する場合でも、計算を始めからやり直す必要がなく、モデルの推定と適用を同じプロセスで行なえることから、オンライン処理を行なう状況下では有効な手段である。

ニューラルネットワークを用いた経路選択モデルとしてはYang ら^{13),14)}によるものがある。このモデルでは、高速道路と一般道路の選択を扱っている。一般道路での複数の経路を対象とした選択モデルは、特定の経路を対象としたものは、坪井ら¹⁵⁾によるファジィニューロモデル、ニューロ化ファジィモデルを用いたモデル等、幾つか存在するが、一般的な道路網に適用可能なモデルは、ほとんど開発が行なわれていない。そこで本研究では、まずアンケート調査の結果を分析することにより、経路選択行動の特性を分析し、一般的な道路網に適用可能な複数の経路を対象とした選択を行なうことが出来るモデルをニューラルネットワークを用いて構築する。

2 アンケート調査の概要

経路選択行動を分析するためにアンケート調査を行なった。調査の概要を表-1に示す。本調査では、通勤・通学時と買い物時とに分けて、利用経路、代替経路、各経路の最小・平均・最大所要時間、混雑状況・信号機や一時停止の数・道路の走りやすさの各評価、経路を利用する理由、経路を変更するための条件を聞いている。経路については地図上に実際に記入してもらった。本来であれば、混雑状況などについては例えば平均走行速度や混雑率などを質問することが望ましいが、回答者が数値を正しく答えてくれることは期待出来ない。従って、本調査では回答者が答え易い5段階評価で評価してもらい、後に地図に記入された経路を基に回帰分析によってそれらを推定する方式を採用した。

表-1 アンケート調査の概要

実施日	1999年6月・9月
配布/回収数	2000/307部(回収率15%)
配布地域	名古屋市中千種区東部、名東区西部 (対象地域の世帯数:41,380世帯)
配布・回収法	訪問配布・郵送回収

3 アンケート調査結果の集計

通勤・通学時において普段利用する経路の平均所要時間の分布と1991年に行なわれた第3回中京都市圏パーソントリップ調査結果を対象地域で集計したものとの比

キーワード：経路選択、交通行動分析

* 正会員、博(工)、関西大学工学部土木工学科

〒564-8680 吹田市山手町3-3-35

Tel/FAX 06-6368-0964

E-mail hiroaki@inokuchi.jp

** フェロー、工博、名古屋大学大学院工学研究科土木工学専攻

〒464-8603 名古屋市中千種区不老町

Tel.052-789-4636 FAX 052-789-3738

E-mail kawakami@civil.nagoya-u.ac.jp

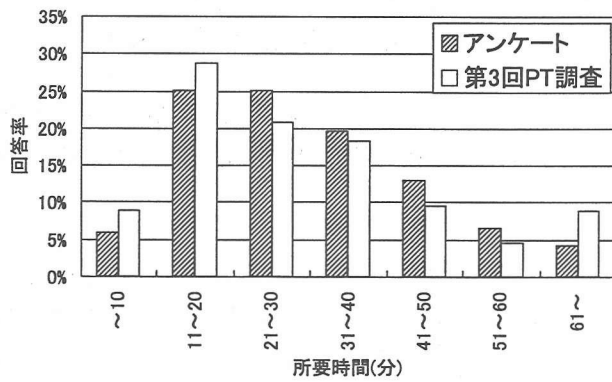
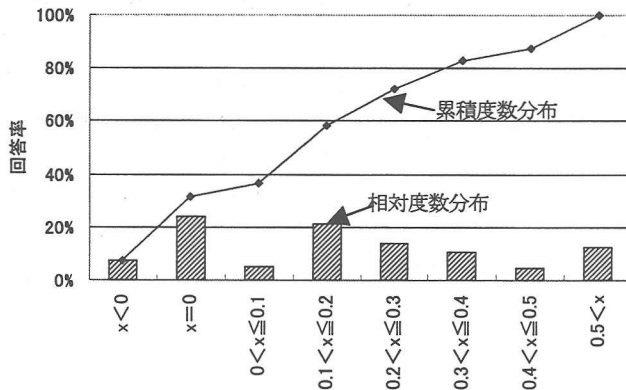


図-1 普段利用する経路の平均所要時間の比較
(通勤・通学時)



$$x = \frac{(\text{代替経路の所要時間}) - (\text{普段利用する経路の所要時間})}{(\text{普段利用する経路の所要時間})}$$

図-2 普段利用する経路と代替経路の平均所要時間差の割合

較を図-1に示す。両者を比較すると、若干のずれはあるものの、ほぼ同様の分布形になっていることが分かる。また、アンケート調査の結果では、10分以内の回答が約6%、11～30分が最も頻度が高くなっている。そして、所要時間が30分以内が56%、75%が40分以内であることが分かる。

普段利用する経路と代替経路の平均所要時間差の分布を図-2に示す。約7%の運転者は所要時間が長い経路を選択しており、どちらも同じという回答を含めると、約3割になる。アンケート調査の所要時間は回答者の知覚値であるため、この3割の回答者は明らかに所要時間以外を考慮して経路を選択していると言える。

平均所要時間と所要時間の最大値・最小値との関係を図-3、表-2に示す。平均値と最大・最小値との差は5分以内が半数以上を占める。また、普段利用する経路も代替経路も最小値と平均値との差より平均値と最大値の差の方が大きい。普段利用する経路と代替経路を比較すると、所要時間差の平均値で見ると代替経路の方が小さくなっているが、標準偏差は大きい。つまり、代替経路の方が回答者によるばらつきが大きいことが分かる。

経路を利用する理由の集計結果を図-4に示す。通勤・

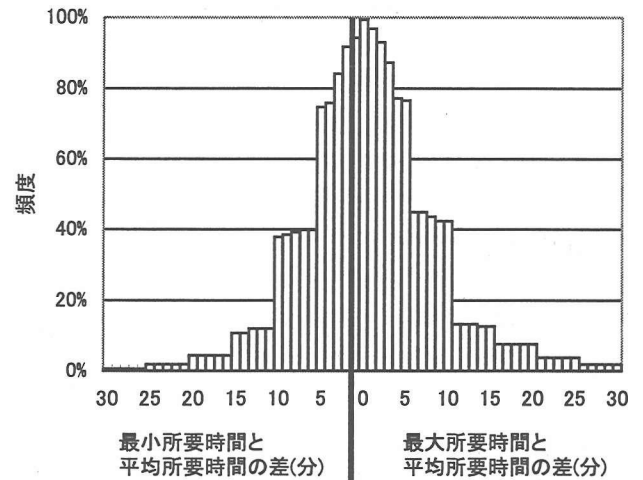


図-3 平均所要時間と所要時間の最大値・最小値との関係

表-2 所要時間差の集計結果

普段利用する経路			
	平均-最小	最大-平均	最大-最小
平均値(分)	7.0	8.2	15.2
標準偏差(分)	5.1	6.2	9.8

代替経路			
	平均-最小	最大-平均	最大-最小
平均値(分)	5.7	7.9	13.6
標準偏差(分)	10.9	10.6	12.2

普段利用する経路+代替経路			
	平均-最小	最大-平均	最大-最小
平均値(分)	6.3	8.1	14.4
標準偏差(分)	8.5	8.6	11.1

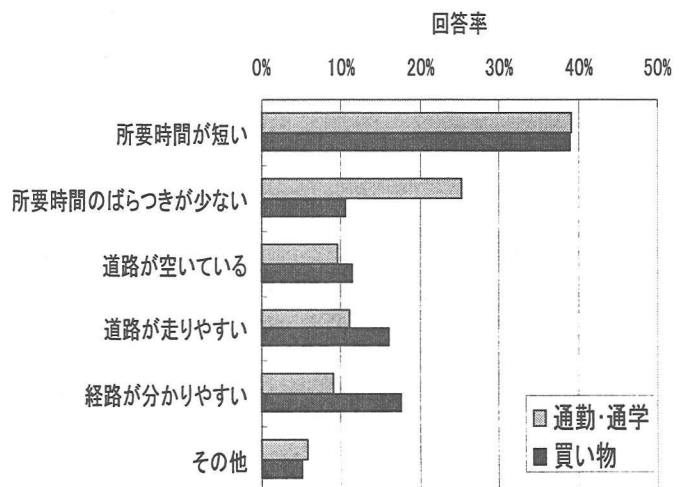


図-4 経路を利用する理由

表-3 通勤・通学時の数量化理論Ⅱ類による分析結果

外的基準：経路を利用する理由(所要時間が短い, その他)

説明変数	カテゴリー	カテゴリ スコア	レンジ	偏相関係数
混雑状況	1. 2. 空いている	-0.080	0.647	0.098
	3. 普通	-0.339		
	4. 5. 混んでいる	0.308		
信号機や一時停止の数	1. 2. 少ない	1.802	2.442	0.325
	3. 普通	-0.363		
	4. 5. 多い	-0.640		
道路の走りやすさ	1. 2. 走りやすい	-0.043	0.435	0.061
	3. 普通	0.161		
	4. 5. 走りにくい	-0.274		
性別	男性	0.111	0.450	0.073
	女性	-0.339		
年齢	～29歳	1.483	1.636	0.142
	30～59歳	-0.074		
	60歳～	-0.153		

R²=0.12

通学時においては所要時間のばらつきの少なさを重視し、買い物時においては道路の走りやすさや経路の分かりやすさを重視する傾向があることが分かる。

次に、数量化理論Ⅱ類を用いて所要時間の短さとそれ以外の理由の経路選択への影響度に関する経路選択構造の分析を行なった。外的基準は経路を利用する理由(所要時間が短い, その他)とした。通勤・通学時の分析結果を表-3に示す。カテゴリスコアの大小から、年齢が若いほど所要時間を重視する傾向があると言える。また、偏相関係数やレンジから、信号機や一時停止の数の評価が最も所要時間に関係していることが分かった。

4 経路選択モデルの構築

(1) ニューラルネットワークの適用

一般的に、ニューラルネットワークによるモデル化は以下の条件下でその特徴を発揮する。

- 1)メカニズムが複雑である
- 2)入出力の関係が不明である
- 3)数学的なモデル化が困難である
- 4)学習のためのデータが蓄積されている

本研究でモデル化を行なう経路選択行動は、人間の選択行動であることもあり、そのメカニズムは複雑であり、また一般的なモデル化も困難である。そして、アンケート調査の結果を学習データとして用いることが可能であるため、ニューラルネットワークによるモデル化が適切

であると考えられる。

本研究では、運転者は経路の混雑状況、信号機や一時停止の数、道路の走りやすさ、経験的な所要時間差を評価し、経路の総合評価としての魅力度を認識し、その最大のものを選択すると仮定する。この過程を図-5に示すニューラルネットワークで表現する。なお、経路の魅力度は0から1までの範囲である。ニューラルネットワークのニューロン数は、タンプ法を参考にして5とした。ニューラルネットワークの学習には誤差逆伝播アルゴリズム(error back-propagation algorithm)¹⁶⁾を用い、ニューロンの閾値関数には式(1)に示すシグモイド(sigmoid)関数を用いた。

$$f(u)=\frac{1}{1+e^{-u}} \tag{1}$$

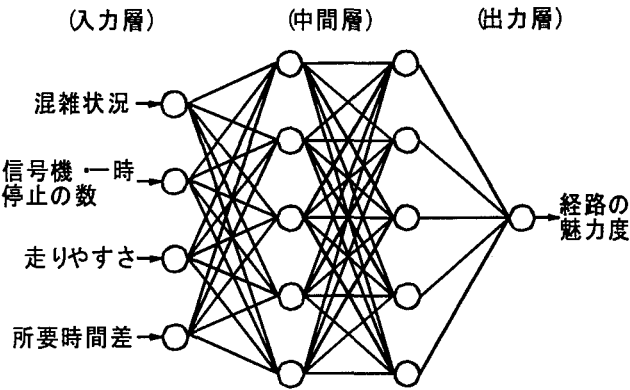


図-5 ニューラルネットワークによる経路選択モデル

表-4 学習時に用いるデータ

入力層 (道路交通条件に与える数量)

混雑状況	1.非常に空いている	1
	2.やや空いている	0.75
	3.普通	0.5
	4.やや混んでいる	0.25
	5.非常に混んでいる	0
信号機や一時停止の数	1.非常に少ない	1
	2.やや少ない	0.75
	3.普通	0.5
	4.やや多い	0.25
	5.非常に多い	0
道路の走りやすさ	1.非常に走りやすい	1
	2.やや走りやすい	0.75
	3.普通	0.5
	4.やや走りにくい	0.25
	5.非常に走りにくい	0
所要時間差の比率	$\{(\text{代替経路}) - (\text{利用経路}) / (\text{利用経路}) + 0.5\}$	

出力層 (経路の魅力度)

普段利用する経路	0.9
他の利用可能経路	0.5

このシグモイド関数は活性値 u の絶対値が大きい領域では微分値が小さくなる性質を持っているため、異常なデータに対しては鈍感となり、安定した学習が出来るという特徴を有する。また、学習データはアンケート調査の結果を用いることとし、各回答項目に対応する入力値としては、表-4に示すような数値を用いた。所要時間差の比率については、普段利用する経路の所要時間と代替経路の所要時間が同じである場合を0.5とするため、0.5を加えた。また、所要時間差の比率の下限は0、上限は1とする。普段利用する経路の魅力度は、シグモイド関数の入力値に対して敏感に反応する区間を用いて学習を行なうのが良いと考えられるため、一般的上限値を0.9とした。また、出力値を経路の魅力度としたが、代替経路は利用経路よりは小さい何らかの値を持っているはずである。今回のアンケート調査では、この値がどれ位なのかを知ることが出来なかった。つまり、利用経路の魅力より少しだけ悪いか、ほとんどないのか分からないということである。そこで、0から1の範囲で一様分布する場合の期待値である0.5を用いることにした。学習時に魅力度として与える数値の大小により推定時の魅力度

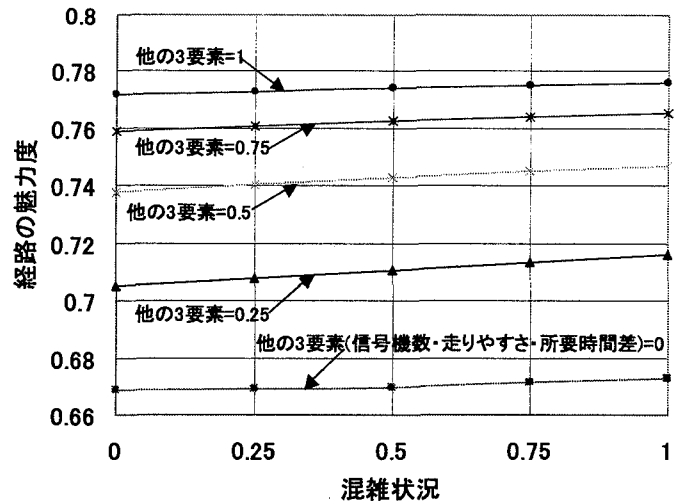


図-6 経路の混雑状況を変化させたときの経路の魅力度

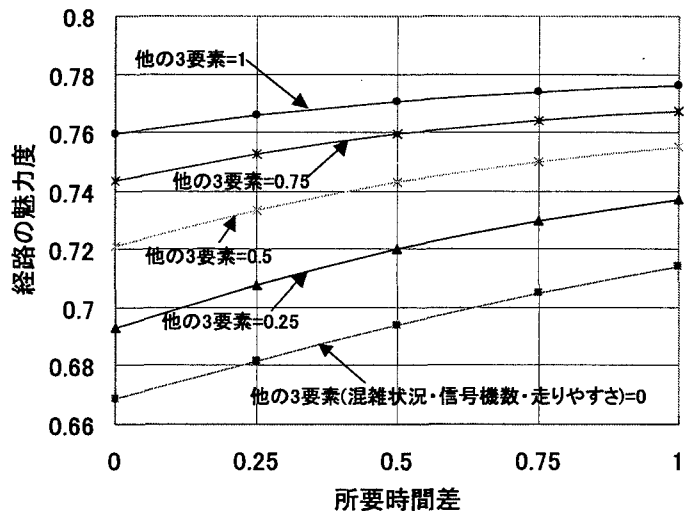


図-7 所要時間差の比率を変化させたときの経路の魅力度

の数値は変化するが、本モデルでは各経路で推定された魅力度の大小比較により利用経路を決定しているため、出力層で教師データとして与える魅力度の数値は大小関係さえ満足していれば、経路の選択結果にはそれ程影響を与えないと考えられる。

(2) 経路選択モデルの推定結果

アンケート調査で関係する全ての質問に答えた140サンプルについて、それぞれ普段利用する経路と代替経路の2経路、合計280経路を用いて学習を行ない、係数を推定した。入力データを与えた時のニューラルネットワークの出力値 o_i とアンケート調査の経路選択結果の真値 d_i とを用いて、

$$E = \frac{\sum (d_i - o_i)^2}{N} \quad (2)$$

を計算すると、学習回数が増えるにつれ、はじめは、この指標が減少していく。この減少の勾配は、学習回数が多くなるにつれ、緩やかになり、それで学習の終了の判断を行なった。今回は、一連のデータセット(2経路×140

サンプル)の学習を繰り返したが、7 回目(280×7=1960 経路の学習)で学習を終了した。図-6 は信号機・一時停止の数、道路の走りやすさ、所要時間差の比率の3つの入力値を固定し、混雑状況を変化させた感度分析を行なった結果、図-7 は所要時間差の比率を変化させた結果である。信号機・一時停止の数、道路の走りやすさを変化させた時も図-6 と同様のグラフになったが、その勾配は所要時間差の比率に対するものが最も大きい。このことから、所要時間差の比率が最も経路の魅力度に影響を与えること、他の3要素の値が小さいほど所要時間差の比率の影響が大きくなる傾向があることが分かった。また例えば、経路1は所要時間が10分で所要時間差の比率以外の3要素の評価が0.25(悪い)、経路2は所要時間が15分で所要時間差以外の3要素の評価が0.75(良い)とすると、魅力度の比較より経路2を選択する。

モデルの妥当性を検証するために、全サンプルの約1/3である94サンプルを用いて学習を行ない、残りの46サンプルで的中率の計算を行なった。これは、普段利用する経路の入力値を与えた場合の出力値と、代替経路の入力値を与えた場合の出力値を比較して、普段利用する経路の出力値の方が大きければ、正しい、すなわち的中したとみなす。その結果、43サンプルが正しい経路を選択し、的中率は93%となり、モデルの実用性が示されたと考えられる。

5 入力値として用いる指標の検討

4章で構築を行なった経路選択モデルは入力値を運転者の知覚値としたため、モデルを道路交通網の選択にそのまま適用するのは困難である。そのため、現実の道路条件を用いた経路選択モデルの入力値を説明するモデルを構築する。ここでは、アンケート調査の結果を基にして、1)平均速度、2)所要時間のばらつき、3)平均車線数、

4)単位距離あたりの信号機の数、5)単位距離あたりの右左折の回数を説明変数として、変数低減法により説明変数を抽出してモデルのパラメータ推定を行なった。

(1) 経路の混雑状況の定式化

経路の混雑状況の説明変数には、平均速度が選ばれた。回帰分析による推定結果を表-5に示す。パラメータは経路選択の論理的思考過程の符号条件を満足し、t検定の信頼度は95%以上である。相関係数は0.33であった。この推定結果より、平均速度が19km/hの時に混雑状況の評価が普通であり、43km/h以上で非常に空いていると感じる傾向があることが分かる。

表-5 混雑状況の回帰モデル

説明変数	係数	t-値
定数項	0.0876	1.4
平均速度 (km/h)	0.0212	5.1

(R=0.33)

(2) 信号機や一時停止の数の定式化

信号機や一時停止の数の説明変数には、1km当りの信号機の数選ばれた。表-6に回帰分析による推定結果を示す。パラメータは経路選択の論理的思考過程の符号条件を満足し、t検定の信頼度は95%以上である。相関係数は0.30となった。この結果より、信号機の数1km当り3.2基の場合に、信号機や一時停止の数の評価が普通であり、7基以上でやや多いと感じる傾向があることが分かる。

表-6 信号機・一時停止の数の回帰モデル

説明変数	係数	t-値
定数項	0.705	12.3
1km 当りの信号機の数	-0.0644	-4.5

(R=0.30)

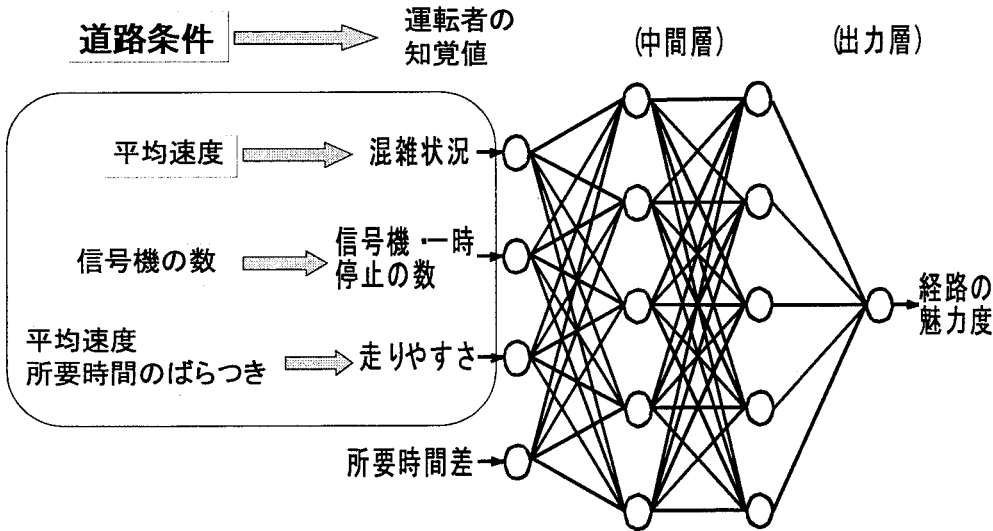


図-8 道路条件を入力値とした経路選択モデル

(3) 道路の走りやすさの定式化

道路の走りやすさの説明変数には、平均速度、所要時間のばらつきが選ばれた。表-7に重回帰分析による推定結果を示す。全てのパラメータは経路選択の論理的思考過程の符号条件を満足し、重相関係数は0.26となった。

表-7 道路の走りやすさの重回帰モデル

説明変数	係数	t-値
定数項	0.371	4.8
平均速度 (km/h)	0.0107	2.6
所要時間のばらつき (分/km)	-0.0169	-1.4

(R=0.26)

各回帰モデルは、相関係数で見ると決して説明力が高いモデルとは言えない。これは、あいまいな5段階評価の評価値を直線近似で説明しようとしているためであると考えられる。

ここで定式化を行なったモデルを使用して、図-8に示す道路条件を入力値としたモデルの的中率を計算した結果、89%となった。前述の運転者の知覚値を入力値としたモデルと比較すると、4%的中率が減少した。しかしながら、本アンケート調査の結果では、所要時間が短い経路を選択するという選択基準で経路選択を行なった場合の的中率は、約80%であることから、所要時間差以外の説明変数が機能していることが分かる。

6 まとめ

本研究では、まず経路選択モデルを開発する意義について述べ、過去の経路選択モデルの特徴を整理した。次に、アンケート調査を基に経路選択行動の解析を行なった。その結果、自動車による通勤・通学時の平均所要時間は30分以内が56%、40分以内が75%であることが分かった。また、普段利用する経路と代替経路の平均所要時間差を見ると、7%の運転者は所要時間が長い経路を選択しており、どちらも同じという回答を含めると、約3割になることが分かった。平均所要時間と所要時間の最大値・最小値との差を普段利用する経路と代替経路とで比べた結果、各所要時間差の平均値で見ると代替経路の方が小さくなっているが、標準偏差は大きくなっており、代替経路の方が回答者によるばらつきが大きいことが分かった。経路を選択する理由で「所要時間が短い」の回答は1位であったが39%であり、通勤・通学時においては所要時間のばらつきの少なさ、買い物時においては道路の走りやすさや経路の分かりやすさも重視する傾向があることが分かった。また、数量化理論Ⅱ類による所要時間の短さとそれ以外の理由の経路選択への影響度に関する経路選択構造の分析の結果、若者は所要時間の短さを重視する傾向があること、信号機や一時停止の数が所要時間に最も関係することが分かった。

混雑状況、信号機・一時停止の数、道路の走りやすさ、所要時間差の比率を説明変数とした経路選択行動を表すニューラルネットワークモデルを構築し、アンケート調査の結果を学習データとして与えた。その結果、モデルの的中率は93%になり、経路選択行動を良く説明していることが分かった。感度分析を行なった結果、所要時間差の比率が最も経路の魅力度に影響を与えること、他の3要素(混雑状況、信号機・一時停止の数、道路の走りやすさ)の値が低いほど所要時間差の比率の影響が大きくなる傾向があることが分かった。

さらに、所要時間差の比率以外の3つの入力値(混雑状況、信号機・一時停止の数、道路の走りやすさ)を説明する道路条件を抽出し、パラメータの推定を行なった。混雑状況の評価の回帰モデルより、平均速度が19km/hの時に混雑状況の評価が普通であり、43km/h以上で非常に空いていると感じる傾向があることが分かった。信号機や一時停止の数の評価の回帰モデルより、信号機の数が1km当り3.2基の場合に、信号機や一時停止の数の評価が普通であり、7基以上でやや多いと感じる傾向があることが分かった。定式化を行なったモデルを使用して、ニューラルネットワークモデルの適合度を調べた結果、的中率は89%になった。運転者の知覚値を入力値としたモデルと比べると、的中率が4%減少したが、所要時間のみを説明変数とした経路選択モデルと比べると的中率は高く、所要時間以外の説明変数が機能していることが分かった。

今後の課題としては、より適切なニューラルネットワークの層数およびニューロン数の検討を行なうことが挙げられる。

付録1 ランダム効用理論を用いたモデルとの比較

従来のランダム効用理論を用いた経路選択モデルでは、選択確率の概念を用いているため、IIA(Independence from Irrelevant Alternatives)特性の問題が生じる場合もある。しかしながら、本研究で構築を行なったモデルでは、ニューラルネットワークの誤差逆伝播アルゴリズムによる学習を行っている。これは、出力値の誤差を基にして、入力値に向かって係数を推定していく方法である。つまり、入力値には出てこなかった要因は出力値の誤差として現れ、入力値と出力値を良く合わせるようにニューラルネットワーク内部の係数が決定される。従って、観測不可能な要因も各ニューロンに分散記憶されるため、誤差項に現れるランダム効用理論と比較すると、類似性による影響は小さくなると考えられる。また、本研究で構築したモデルは、満足度が最大となる経路を選択することを原則としているため、経路間に類似性があっても問題は生じない。

従来、構築が行なわれてきた経路選択モデルの中には、定数項を導入したモデルや、説明変数に路線固有のダム

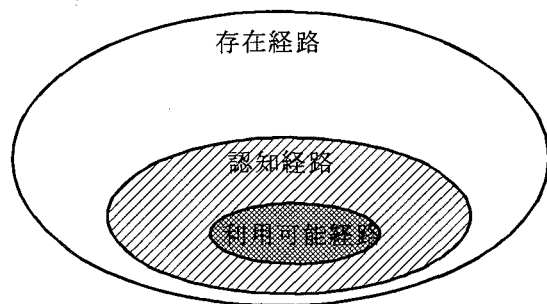


図-9 経路集合の関係

一変数を導入したモデルも幾つか見られる。説明変数に路線固有のダミー変数を用いた場合は、そのモデルを他路線に適用できないのは勿論であるが、定数項を用いた場合も、その定数項の中に路線固有の属性に関する影響も含まれると考えられるため、他路線への適用は出来ないであろう。本研究で構築したモデルでは、説明変数に路線固有の属性に関する指標は導入しておらず、また経路を限定することなく学習を行なっているため、例えばGAを用いた複数経路候補を抽出するアルゴリズム¹⁷⁾を併用することにより、近似解法を用いた交通量配分問題に導入することが可能である。

付録2 選択肢集合に関する考察

経路選択モデルにおいては、モデル推定の段階、モデル適用の段階のそれぞれで利用者の持っている選択肢集合を考えなくてはならない¹⁸⁾。図-9に示すとおり、ネットワーク上でOD間を連結している経路の集合である存在経路のうち、利用者の認知している経路はその一部であり、認知経路と呼ばれている。その認知経路のうちで利用者の制約条件を満たす経路が利用可能経路であり、選択可能経路になるべきである。

モデル推定では、アンケート調査で回答された経路を基に行なっているため、選択可能経路のうちの一部であり、選択可能経路以外を用いた時に発生するバイアスは生じていない。また、アンケート調査では、ある利用者の選択可能経路を全て列挙してもらうのは困難であるため、本調査では普段利用する経路と代替経路をそれぞれ1本答えてもらい、モデル推定を行なっている。従って、選択可能経路数が少ないことによるバイアスは、IIA特性を持つロジットモデル以上に生じている可能性がある。

モデル適用の段階では、上述の複数経路候補を抽出するアルゴリズムを用いることが一手法として考えられるが、このアルゴリズムの良否がモデルの実用性を左右することになる。

参考文献

- 1) K. M. Vaughn, M. A. Abdel-Aty, R. Kitamura, P. P. Jovanis, H. Yang, N. E. A. Kroll, R. B. Post, B. Oppy : Experimental Analysis and Modeling of Sequential Route Choice Under an Advanced Traveler Information System in a Simplistic Traffic Network, Transportation Research Record, No.1408, pp.75-82, 1993.
- 2) M. A. Abdel-Aty, R. Kitamura, P. P. Jovanis : Investigating Effect of Travel Time Variability on Route Choice Using Repeated-Measurement Stated Preference Data, Transportation Research Record, No.1493, pp.39-45, 1995.
- 3) R. H. M. Emmerink, P. Nijkamp, P. Rietveld, J. N. V. Ommeren : Variable Message Signs and Radio Traffic Information: an Integrated Empirical Analysis of Drivers' Route Choice Behaviour, Transportation Research, Vol.30A, No.2, pp.135-153, 1996.
- 4) M. A. Abdel-Aty, R. Kitamura, P. P. Jovanis : Exploring Route Choice Behavior Using Geographic Information System-Based Alternative Routes and Hypothetical Travel Time Information Input, Transportation Research Record, No. 1493, pp.74-80, 1995.
- 5) 中原正顕, 内田敬, 飯田恭敬 : 所要時間情報を考慮した経路選択行動の分析, 土木学会年次学術講演会講演概要集第4部, Vol.49, pp.784-785, 1994.
- 6) 藤井聡, 北村隆一, 矢部義雄 : 個人の経路選択決定要因を把握するための非集計モデルの構築, 土木学会年次学術講演会講演概要集第4部, Vol.49, pp.868-869, 1994.
- 7) T. Lotan, H. N. Koutsopoulos : Route Choice in the Presence of Information Using Concepts from Fuzzy Control and Approximate Reasoning, Transportation Planning and Technology, Vol.17, pp.113-126, 1993.
- 7-2) T. Lotan, H. N. Koutsopoulos : Models for Route Choice Behavior in the Presence of Information Using Concepts from Fuzzy Set Theory and Approximate Reasoning, Transportation, Vol.20, pp.129-155, 1993.
- 7-3) V. Henn : Fuzzy Route Choice Model for Traffic Assignment, Fuzzy Sets and Systems, Vol.116, pp.77-101, 2000.
- 7-4) M.S. Chang, H.K. Chen : A Fuzzy User-optimal Route Choice Problem Using a Link-based Fuzzy Variational Inequality Formulation, Fuzzy Sets and Systems, Vol.114, pp.339-345, 2000.
- 7-5) 小川圭一 : ファジィ積分型効用関数を用いた経路選択行動モデル, 日本ファジィ学会誌, Vol.11, No.4, pp.690-694, 1999.
- 8) M. Dougherty : A Review of Neural Networks

- Applied to Transport, Transportation Research-C, Vol.3, No.4, pp.247-260, 1995.
- 9) H. Yang, R. Kitamura, P. P. Jovanis, K. M. Vaughn, M. A. Abdel-Aty : Exploration of Route Choice Behavior with Advanced Traveler Information Using Neural Network Concepts, Transportation, Vol.20, pp.199-223, 1993.
- 9-2) P. D. V. G. Reddy, H. Yang, K. M. Vaughn, M. A. Abdel-Aty, R. Kitamura, P. P. Jovanis : Design of an Artificial Simulator for Analyzing Route Choice Behavior in the Presence of Information System, Mathematical Computer Modelling, Vol.22, No.4-7, pp.119-147, 1995.
- 9-3) 坪井兵太, 秋山孝正 : ファジィ・ニューラルネットワークを用いた経路選択行動のモデル化, 土木計画学研究・論文集, No.15, pp.509-516, 1998.
- 10) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams : Learning Representations by Back-propagation Errors, Nature, 323, pp.533-536, 1986.
- 11) 稲垣潤, 長谷山美紀, 北島秀夫 : 遺伝的アルゴリズムを用いた経路探索における複数経路候補の決定法, 電子情報通信学会論文誌 D-I, Vol.J82-D-I, No.8, pp.1102-1111, 1999.
- 12) 朝倉康夫, 羽藤英二 : 交通ネットワーク上の経路選択行動 : 観測と理論, 土木学会論文集, No.660/IV-49, pp.3-13, 2000.

ニューラルネットワークを用いた通勤時の経路選択モデルの構築

井ノ口 弘昭, 河上 省吾

本研究では、まずアンケート調査を基に経路選択行動の解析を行なったところ、所要時間の長さ以外に経路の分かりやすさ等も重視する傾向があること等が分かった。混雑状況、信号機・一時停止の数、道路の走りやすさ、所要時間差の比率を説明変数とした経路選択行動を表すニューラルネットワークモデルを構築し、アンケート調査の結果を学習データとして与えた結果、モデルの的中率は93%になり、経路選択行動をよく説明していることが分かった。さらに所要時間差以外の3つの入力値を説明するモデルのための道路条件を抽出し、パラメータの推定を行ない、このモデルを組み込んだニューラルネットワークの適合度を調べた結果、的中率は89%であった。

Development of Commuting Route Choice Model by Using Neural Network

Hiroaki INOKUCHI and Shogo KAWAKAMI

In this study, the route choice behavior is analyzed by using the result of the route choice survey. The neural network model, which is explained the route choice behavior, is developed. The state of congestion of the route, the number of signals and stops, the easiness of driving, and the difference of the travel time are used as input data. The model is trained with 140 samples of the survey. The percent of fitness between the estimated result and the observed one is 93%, and this result is satisfied.
