(24) ファジィ推論を用いたハイブリッド型交通行動モデルの提案
APPLICATION OF HYBRID TYPE TRAVEL BEHAVIOUR MODEL WITH FUZZY REASONING

水谷香織*・秋山孝正**
Kaori MIZUTANI and Takamasa AKIYAMA

* 岐阜大学大学院 工学研究科土木工学専攻（〒501-1193 岐阜市柳戸1-1）
** 工博 岐阜大学教授 工学部土木工学科（〒501-1193 岐阜市柳戸1-1）

The establishment of the detail descriptive travel behaviour model with time and space constraints has been an important subject in the traffic demand estimation. The study aims to estimate the activity and trip patterns in a day as a path in time and space. The description methods of human decision process such as logit model, fuzzy reasoning and neural network are introduced. The hybrid models are proposed corresponding to the decision stages of trip makers. Since the individual decision process is formulated accurately, the urban transport policy would be evaluated in each planning stage.

Key Words : Travel behaviour model, Fuzzy Reasoning, Neural network

1. はじめに

現行の交通需要推計においては，パーソントリップ（PT）調査を基本とした四段階推定法が用いられている．この調査は，都市圏において世帯単位で抽出されたサンプルに対して行なわれ，トリップの開始・終了時刻，目的，交通手段等個人一日の交通行動のデータ化を目的としている．また，これは長期的な都市交通計画に対する基本的資料となる．

一方，近年交通需要管理（TDM）において，都市内の短期的あるいは中期的な交通政策が検討されている．ここで，TDMとは交通需要の時間的，空間的な集中を緩和するものである．具体的には，交通需要がピークとなる出勤時刻を変更させることにより，時空間的交通需要の集中を緩和するフレックスタイム制等がある．このような都市交通施策の評価においては，局所的・短期的な予測が可能な方法が必要とされる．このとき，確率的効用理論に基づいて選択確率を求めるロジットモデル等を中心とした非集計モデル[1]（個人行動モデル）の利用が行われることも多い．しかしながら，これらの各種交通政策は，トリップメーカーの行動に多方面から影響を与える．そこで，精緻な交通現象の解析が必要となり，人間の行動原理に基づいた交通行動モデルの開発が進んでいる．とくに交通行動のモデル化に関しては，トリップ連鎖を対象とし，さらに時間的空間的な広がりを考慮する交通現象を解析できることが要請されている．

本研究では，こうした交通行動モデル開発の現状を踏まえ，新規の方法を提案することにより，精緻で有用性の高い交通行動モデルの実現を目指すものである．具体的には，モデル化手法として，ソフトコンピューティングを用いる．ソフトコンピューティングとは，人間の柔軟な意思決定の計算機での実現を目的とした情報処理手法である．とくに交通行動モデルの構築においては，トリップメーカーの意思決定プロセスの確率的判断に加えて，あいまいで不確実な判断記述への利用を意図している[2]．本研究では，このような具体的な手順に従い，精緻な時空間的交通行動モデルを構築する．

2. 交通行動分析の現状

ここでは，交通需要推計における交通行動分析と個人行動モデルの現状について述べる．とくに，ソフトコンピューティングによる交通行動記述について整理する．

2.1 交通行動分析を基本とした交通需要推計

人間の交通行動をその行動原理にさかのぼって分析する交通行動分析が，交通需要推計において非常に重要な役割を担っている．とくに，交通は活動を行うことで生じるとし，アクティビティに着目した研究，トリップの連鎖に関する研究が多数行われている．また，交通行動に関する時空間制約を考慮する必要がある．ここで、図－1に、時空間的制約を受けた個人の一日の活動と交通行動の連結状態を示す．

現在の交通行動モデルで多数用いられる方法に，確率的効用理論に基づき現象を記述するロジットモデルがある．ここでは，個人は効用が最大となるような選択選択肢を選択すると仮定されている．確率的効用を基本とする交通行動モデルの利用により，統計理論のもとで整合性をもつ行動解明が可能である．しかしながら，現実的な交通行動には，統計的な解析では不十分である場合が多い．これは，多様な社会状況に対応する交通現象は，複雑状況のなかで生じているものであり，複雑性をもった分析方法が必要であるといえる．

一方，計算機技術の進展に伴い各種のモデル化方法が研究されている．とくに，物理的仮説のもとでの行動理論を基本としてモデルを構成していく方法と，実際の現象観測から交通行動を観察しモデル化する方法がある．一般的に前者によれば，平均値としての交通現象記述が可能である，また，後者により，個人単位の意思決定構造の明確化が可能となる．

本研究では，それら両手法を，交通行動の局面に応じて有機的に組み合わせることにより，ハイブリッド型の精緻な交通行動モデルを構築する．

2.2 ソフトコンピューティングと交通行動モデル

ソフトコンピューティングとは，人間認識を直接的に表現し，人間の判断をコンピュータ上で記述することを目的とした手法である．具体的には，この知識獲得方法や学習方法など人間の思考過程に対応するモデル化方法は，交通行動モデルとして多数研究されている[3]．

ソフトコンピューティングを用いた交通行動モデルに関する研究では，ファジィ推論，ニューラルネットワーク，ファジィニューロによる交通機関選択・経路選択モデルが提案されている[4]．いずれも，良好な推計精度をもち，基本的交通行動に関しては人間の知識・経験に基づき記述できることが報告されている[5]．また，個人一日の交通行動モデルへ応用的研究も行なわれている[6]．ここでは，ソフトコンピューティングにより，交通行動とモデルの意味論整合性を考慮し，複雑化する交通行動を記述している．

つぎに，具体的なモデル化手法として，ファジィ推論，ニューラルネットワークについて述べる．

(1) ファジィ推論

「もしxがAならば，yをBとする」という「推論」を，ファジィ数（言語変数）を用いて，「IF x is A THEN y is B」形式（プロダクションルール）で表現することにより計算機で人間のあいまい性を取り入れた「推論」が実行できる．

基本的なファジィ推論モデルの方法である Mamdani 法では，ファジィ数A，Bを定義したとき，推論「IF X is A THEN Y is B」を示すファジィ関係を式（1）のように表現する．このとき，新規の観測値 x=A' についての推論結果は式（2）のように求められる．

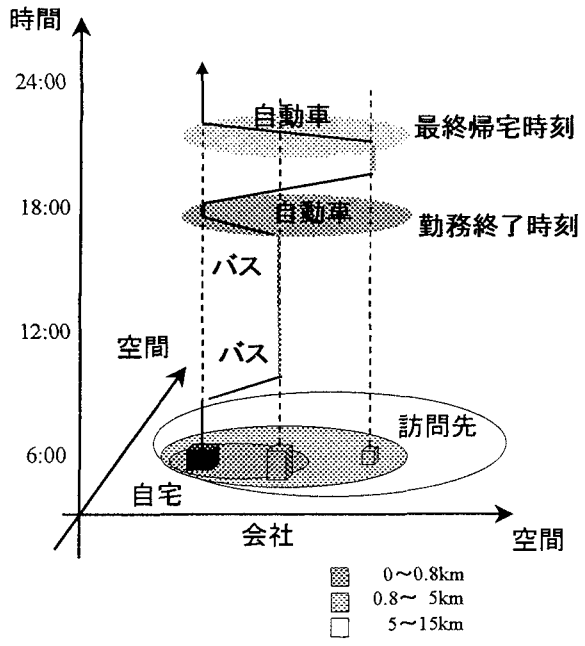
$$\mu_R(x,y)=\min\{\mu_A(x),\mu_B(y)\} \qquad \text{式（1）}$$

$$\mu_{B'}(y)=\sup_y \min_x\{\mu_{A'}(x),\mu_R(x,y)\} \qquad \text{式（2）}$$

μ ：メンバシップ関数

ここで，$\mu_R'(x,y)$ はモデル作成時に設定するファジィ関係で，$\mu_A'(x)$ は新事実，$\mu_B'(y)$ は新事実から推論される帰結である．

通常のファジィ推論に対して帰結部を簡潔にし，計算の高速化をめざした簡略ファジィ推論が提案されている．すなわち通常のファイ推論の帰結部をクリスプ数（確定数）とする方法である．また，計算プロセスとして，式（3）を用いて各規則の適合度 w_i を計算し，式（4）



図－1 時空間における活動と交通行動の連結状態

を用いて推論結果を算出する．推論結果は後件部の定数 bi を適合度 w_i で加重平均したものである．簡略ファジィ推論では，重心計算等の非ファジィ化が省略され，演算が簡単になる．

$$w_i=\mu_{Ai1}\left(x_1^*\right)\times\mu_{Ai2}\left(x_2^*\right) \qquad \text{式（3）}$$

$$y^*=\sum_{i=1}^{n} w_i b_i / w_i \qquad \text{式（4）}$$

ファジィ推論は，人間の認識に含まれるファジィ性(認知の広がり）を表現することができる．これは，ナビゲーションなどの基本となる交通情報に対する交通行動者の認知を表現することに対応している．また，推論形式のなかで日常的判断を言語変数で表現しており，定性的知識の表現として適当である．また，人間の判断をモデル化するにあたって，交通行動の各プロセスを選択問題と解釈した妥当な場合もあるが，一方である条件のもとで，選択結果というより一意的に選択が決定されている場合もある．つまり例外的な判断あるいは，特別な判断過程をもっており推論型の表現が妥当であると思われる．

(2) ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク（NN）モデルは，人間の脳神経細胞の情報処理過程をモデル化したものであり，高度な推計精度をもつものとして有効である．

また，NN モデルは，複雑な非線型関係を表現することが可能である．したがって，論理的構成が容易に規定できないが，意思決定に影響する要因が明確であるときは，この関係を既存のデータから抽出することができる．

統計的な判断から逸脱するような個人の意思決定プロセスも学習によりモデルに取り込むことができる．

3. 時空間制約を考慮した交通行動のモデル化

ここでは，意思決定段階ごとの交通行動モデルの構築を行う．とくに，付加的活動数，トリップパターンと各トリップの交通手段を決定するモデルを構築する．

3.1 交通行動モデルの概要

本研究では，個人の交通行動に着目し，１日の活動・交通パターンを時空間パスとして推計するモデルを作成する．とくに，活動を最終帰宅後の在宅活動や勤務活動等の「固定活動」と，自由意思で行なわれる「付加的活動」に分類し，固定活動による時間的制約を考える．具体的には，ロジットモデル，ファジィ推論，ニューラルネットワークを有機的に組み合わせた多段階構造として，交通行動者の意思決定過程を記述するモデルを作成する．

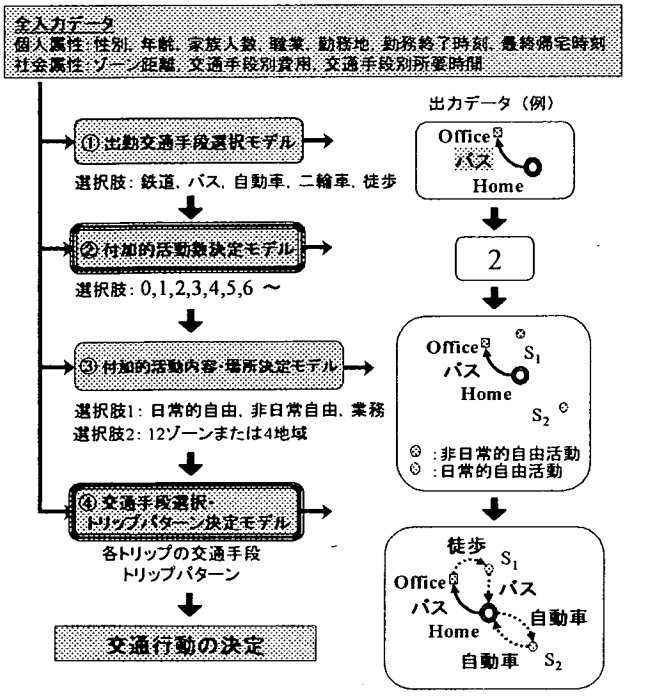
交通行動に対する仮説として，交通行動は事前にスケジューリングされているものとする．スケジューリング時には，①出勤交通手段→②付加的活動数→③付加的活動内容・場所→④交通手段･トリップパターンの順に意思決定が行われるとする．そこで，図－２で示される段階ごとに交通行動を推計するモデルを作成する．具体的には，岐阜市を対象地域として自宅以外の勤務先をもつ就業者（オフィスワーカー）の行動を記述する．特定の時間帯の交通行動モデルとするため，勤務終了後の交通行動を推計する．オフィスワーカーは勤務活動を固定活動として行っている．この勤務活動と自宅での固定活動による時空間的な制約を考慮することにより，交通行動の基本的構造が明らかになると思われる．

モデル作成には，第３回中京圏 PT 調査結果を用いる．対象地域は岐阜市である．岐阜市の人口は 41 万人である．市内には，路面電車，バスネットワーク，また環状道路等が整備されている．ここでは，図－３のように岐阜市を 12 ゾーンに分割し，中央に位置し平均的なサンプル数を有するゾーン６（鷺山･則武地区）をサンプルゾーンとした．岐阜市内の全サンプル数は 3692 であり，モデル作成にはほぼ8%にあたる307サンプルを用いた．

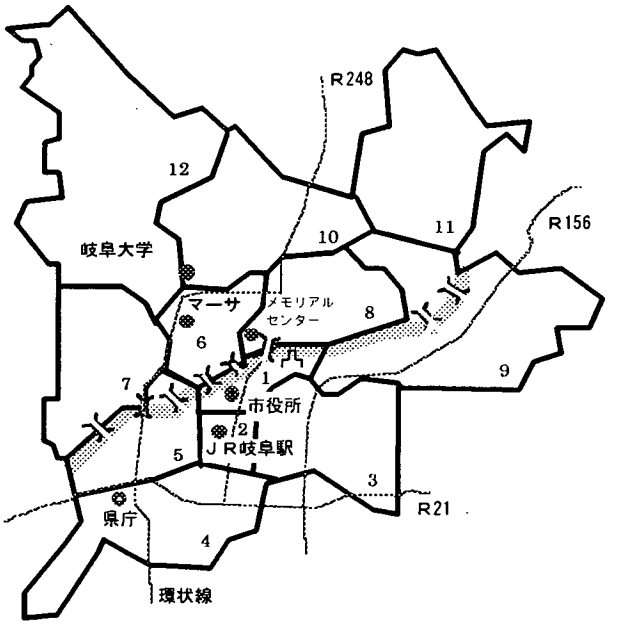
ここで，作成するモデルは，上記の意思決定過程に対応する 4 種類である．ここでは，とくに交通行動分析上重要と考えられる付加的活動数決定モデル，交通手段・トリップパターン決定モデルを取り上げる．

3.2 付加的活動数決定モデル

ここでは，勤務終了後の付加的活動数を決定するモデルを作成する．ここでの交通行動仮説として，トリップメーカーは，まず付加的活動の有無を選択し，つぎに付加的活動数を決定するものとした．したがって，モデル構造は，図－４の示すように２段階推計プロセスとなる．



図－２ 意思決定プロセス



図－３ 岐阜市のゾーン区分

(1) 付加的活動の有無選択モデル

ここでは，第１段階の勤務終了後の付加的活動有無を決定するモデルについて述べる．まず，二項ロジット（ＢＬ）モデルを作成し，さらに，ＢＬモデルとファジィ推論を統合したハイブリッド型モデルを作成した．

a）二項ロジットモデルの作成

付加的活動の有無を選択するＢＬモデルを作成する．式（５）に示すように個人 n の選択確率 P_{in} を求め，選択確率が最大になる付加的活動数を選出する．

このモデルの的中率は 0.95 であった．したがって，BL モデルにより現象論的視点から交通行動の記述できたといえる．

$$P_n(i) = \Pr(U_{in} \geq U_{jn}) = \frac{1}{1+e^{-\mu(V_{in}-V_{jn})}} = \frac{e^{\mu V_{in}}}{e^{\mu V_{in}}+e^{\mu V_{jn}}} \quad \text{式（5）}$$

$P_n(i)$：個人 i が選択肢 i (=1,2,…)を選択する確率
V_{in}：個人 i が選択肢 i から受ける効用の確定項
λ：効用のうち確率項のバラツキを示すパラメータ

b）ハイブリッドモデルの作成

二項ロジットモデル（BL）とファジィ推論を結合したハイブリッド型モデルを作成する．このモデルは，現象論的に記述が難しい場合に，ファジィ推論を用いて意思決定構造を記述するものである．

はじめに，確率的に推計の難しい意思決定構造を把握するため，ＢＬモデルで誤判断となった 14 サンプルに含まれる意思決定プロセスを検討した．具体例として，実際には勤務終了後に付加的活動を行っているサンプル A について述べる．A は，ＢＬモデルにより，付加的活動を行わないと誤判断された．この理由として以下のことが考えられる．

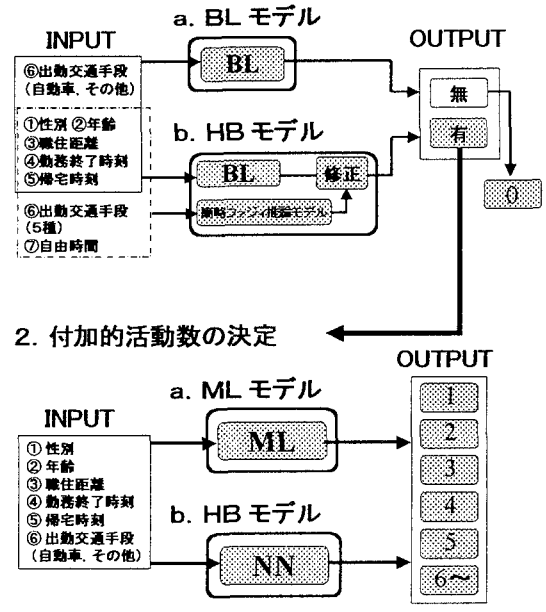
① 勤務終了時刻が若干遅い
② 最終帰宅時刻は早い

A の勤務終了時刻と最終帰宅時刻がそれぞれほぼ同時刻で，付加的活動を行わなかったトリップメーカーがサンプルの大部分を占めたことによると考えられる．つまり，平均的選択では上記のような場合、付加的活動を行わないといえる．

しかしながら，分析の結果，以下のような条件の場合は，意思決定構造が異なると考えられる．

① 性別（女性），年齢（49 歳），家族人数（１名）
② 勤務先間（中距離）
③ 出勤交通手段（自動車）
④ 自由時間（最終帰宅時刻－勤務終了時刻）が比較的長い場合

このような場合，BL モデルのみで記述するのではなく，ファジィ推論を用いて具体的な意思決定構造を記述することが可能である．ここでは，上記の分析により獲得した知識をもとに，簡略ファジィ推論のルールを作成した．このルールは，ある条件もつトリップメーカーにのみ作用し，ＢＬモデルの選択確率の修正を求めるものである．ここで，A に対応したルールを図－５のように作成した．このルールでは，「年齢が高い女性，職住距離は中距離，出勤交通手段は自動車，勤務終了時刻は



図－４ 付加的活動数決定モデル

IF	SEX	is	FEMALE	and
	AGE	is	VERY LARGE	and
	DIS	is	MEDIUM	and
	MORD	is	CAR	and
	T(E)	is	LARGE	and
	T(F)	is	MEDIUM	and
	T(H)	is	SMALL	and
THEN	P	is	VERY SMALL	

SEX:性別, AGE:年齢, DIS:職住距離
MEANS:出勤交通手段, CAR:自動車
T(E):勤務終了時刻, T(F):自由時間, T(H):最終帰宅時刻
自由時間:最終帰宅時刻－勤務終了時刻, P:補正選択確率
VERY SMALL=0.10, SMALL=0.25, MEDIUM=0.35
LARGE=0.45, VERY LARGE=0.50

図－５ ファジイ推論による選択確率修正ルール例

遅いが，最終帰宅時刻ははやい．しかし，自由時間が標準的（1 時間程度）であるならば，少し選択確率を修正する必要がある．」ということを意味している．同様にして 11 ルールを作成した．各変数に対応するメンバシップ関数は，試行錯誤により設定した．ここで，簡略ファジィ推論モデルの推計結果を補正選択確率 ΔP，ロジットモデルより得た選択確率 P_i とし，推計選択確率 P'_I を式（6）より求める．

（ $P_1 > P_2$ のとき ）

$$P'_1 = P_1 - \Delta P,\quad P'_2 = P_2 + \Delta P \quad \text{式（6）}$$

このハイブリッドモデルによる推計結果より，13 人の傾向を記述し修正することができた．また，このモデルの的中率は 99%であった．したがって，ロジットモデルで記述し得なかった交通行動を，ファジィ推論によりルール化することで記述できたといえる．

(2) 付加的活動数決定モデル

つぎに，勤務終了後の付加的活動数の推計モデルを構築する．これは，トリップメーカーが付加的活動を行うと判断された後に，その訪問先数を求めるものである．現況分析から，付加的活動数を１～6 と設定した．ここで，付加的活動数が 7 以上の者は活動数 6 のカテゴリーに統合している．

基本的方法として多項ロジット（ML）モデルを採用した．また一方で，各カテゴリーの選択の有無をパターンと考えて，パターン認識に有効であるニューラルネットワーク（NN）を利用した．説明変数には，性別，年齢，職住距離，通勤交通手段，勤務終了時刻，帰宅時刻の６変数を用いた．また，ML に関しては，さらに５ダミー変数を用いた．ここで，モデル作成には，付加的活動を行った 72 サンプルを用いた．

a）マルチロジットモデルの作成

ML モデルは，効用が最大になる付加的活動数を選出する．このモデルの的中率より，個別の適合性はあまり高くない．しかしながら，推計総ストップ数は実績ストップ数と等しい．つまり集計的な意味では，妥当な値を与えるモデルとなるといえる．

b）ニューラルネットワークモデルの作成

NN の構造としては，入力層－中間層－出力層を 11－10－3 とした．また，誤差の収束を確認したため，2,000 回の学習の後計算を終了した．このモデルの的中率は非常に高い．したがって，付加的活動数をある種のパターンとして捉えることにより，全てのサンプルが説明されたといえる．これは，ＮＮモデルのもつ高度な非線型性によるものと考えられる．

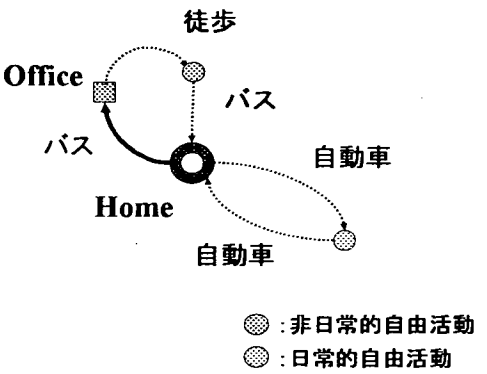
3.3 交通手段・トリップパターン決定モデル

勤務終了後から最終帰宅するまでの，図－６のようなトリップパターンと各トリップの交通手段を同時に決定するモデルを作成する．ここでは，モデル構造，推計精度，改良モデルについて述べる．

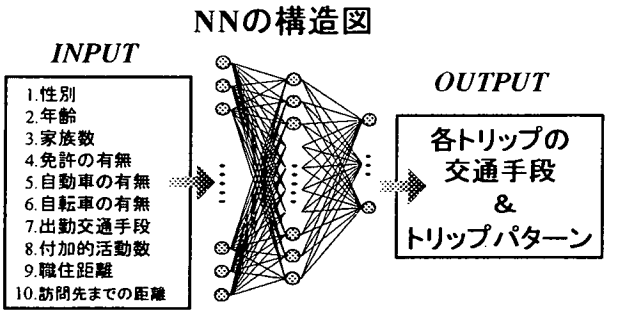
(1) モデルの構造

付加的活動数，内容，場所を決定した後のトリップパターンと交通手段の組み合わせは無数に存在する．その判断過程は非常に複雑で，論理関係を記述することは難しい．したがって，推計には，これらをある種の行動パターンと捉えＮＮを用いた．

ここでは，トリップパターンと交通手段の推移を１組のパターンとして設定する．ここで，モデルの構造を図－７に示す．説明変数として，性別，年齢，家族数，自動車免許の有無，自動車の有無，二輪車の有無，出勤交通手段，付加的活動内容数，職住距離，付加的活動場所までの距離，勤務開始時刻，勤務終了時刻の 12 変数を



図－６ 交通手段とトリップパターン



図－７ 交通手段・トリップパターン決定モデル

用いた．モデル構造に関しては，入力層－中間層－出力層を 26－24－19 とした．モデル作成には，付加的活動を行った 72 サンプル（NN1 モデル）を用いた．また，学習計算は，絶対誤差１%未満を収束判定基準として，900 回の繰り返し後終了した．

(2) モデルの精度

ここでは，モデルの推計精度を測るために，ニューロン別，トリップパターン，全てのトリップに対する交通手段，各トリップに対する交通手段別，交通手段・トリップパターンに対する的中率を求めた．ここで用いた的中率は，ニューロンをパターンとして判断し，全てを正確に判断したとする非常に厳密な場合である．

表－１のＮＮ１モデルの推計結果より．どの項目に関しても，このモデルの現況再現性は非常に高いといえる．また，表－２のＮＮ1 モデルの推計結果より，岐阜市全域における的中率に関しては，ニューロン別では高いが，パターンとして判断した場合には低くなる．

(3) モデルの改良

この改良モデルとして，モデル作成のためのサンプル数を全体の 8%から 25，50，75%に増加した場合のモデル（NN2，NN3，NN4）を作成した．学習計算は，絶対誤差１%未満，または計算回数 15000 回に達した

ときに終了するとした．

推計結果を表－１に示す．これより，教師データの増加により，現況再現性が低下していることがわかる．これは，必要学習計算回数が教師データの増加により急激に増加するためであると思われる．一方，岐阜市全域への予測精度に関しては向上している．ここでは，50%のサンプルを用いた場合が最良であった．これは，比較的に十分な教師データと学習計算がなされたといえる．

ＮＮモデルでは，十分な学習計算と教師データとなるサンプル数の増加により，論理的解釈が困難である多種多様な交通行動を推計することができるといえる．

5. おわりに

本研究では，ロジットモデル，ソフトコンピューティングを用いたハイブリッド型の交通行動モデルを提案している．とくに，現象論的な交通行動の記述と，交通行動の意思決定プロセスに内在する人間の主観的判断をモデル化できたといえる．

以下に，今後の研究課題をあげる．

(1) ハイブリッド型モデル各種の提案

ロジットモデル，ファジィ推論によるハイブリッド型のモデルは，その融合方法により多数存在する．例えば，ファジィ推論をロジットモデルの構造の中で用いるファジィロジット型がある．これには，ファジィ推論により効用関数を記述する等の方法がある．また，全体のモデル構造をファジィ推論で記述し，その中でロジットモデルを用いるロジットファジィ型がある．さらに，ロジットモデルとファジィ推論を並列で用いる方法が考えられる．これらは，意味論的整合性をもつハイブリッド構造にすることにより，さらに精緻で有用な交通行動モデルになると思われる．

(2) ファジィ推論モデル構築の定型化

ファジィ推論あるいはルールベースモデルを構築する場合には，行動規範を明確にした合理的な判断を示す知識ベースが必要となる．しかしながら，これをどのように抽出するかは極めて難しい．人工知能関係で行われている知識獲得の手法が利用可能になると思われる．

メンバシップ関数のパラメータ設定においては，微分不可能な関数の最適化の有利な方法である遺伝的アルゴリズム（GA）を用いることが有効であると思われる．また，GA の本来利用法である組み合わせ最適化により，適切なルール構成の導出が考えられる．

表－１ 交通手段・トリップパターン決定モデル
推計結果（現況再現）

	NN 1	NN 2	NN 3	NN 4
サンプル数				
サンプルゾーン数	1	3	6	9
サンプル数	72	201	348	542
全体に対するサンプルの割合	8.3	25.0	50.0	75.0
推計結果				
絶対誤差	13.68	38.19	66.12	102.98
計算回数	900	10589	15000	15000
適中率(%)				
ニューロン	99.7	99.3	95.6	91.8
交通手段･TP	95.8	92.0	66.7	45.6
TP	98.6	97.0	80.5	64.8
全交通手段	95.8	93.5	71.0	48.5
1トリップ目の交通手段	100.0	97.0	88.2	84.5
2トリップ目の交通手段	98.6	97.5	89.7	78.2
3トリップ目の交通手段	98.6	96.5	87.6	65.7
4トリップ目の交通手段	100.0	100.0	97.1	91.9
5トリップ目の交通手段	100.0	99.5	96.8	94.6
6トリップ目の交通手段	100.0	100.0	97.4	97.4
7トリップ目の交通手段	100.0	100.0	99.4	99.6

TP: トリップパターン

表－２ 交通手段・トリップパターン決定モデル
推計結果（岐阜市全域）

	NN 1	NN 2	NN 3	NN 4
サンプル数				
サンプルゾーン数	1	3	6	9
サンプル数	72	201	348	542
全体に対するサンプルの割合	8.3	25.0	50.0	75.0
推計結果				
絶対誤差	13.68	38.19	66.12	102.98
計算回数	900	10589	15000	15000
適中率(%)				
ニューロン	99.7	99.3	95.6	91.8
交通手段･TP	95.8	92.0	66.7	45.6
TP	98.6	97.0	80.5	64.8
全交通手段	95.8	93.5	71.0	48.5
1トリップ目の交通手段	100.0	97.0	88.2	84.5
2トリップ目の交通手段	98.6	97.5	89.7	78.2
3トリップ目の交通手段	98.6	96.5	87.6	65.7
4トリップ目の交通手段	100.0	100.0	97.1	91.9
5トリップ目の交通手段	100.0	99.5	96.8	94.6
6トリップ目の交通手段	100.0	100.0	97.4	97.4
7トリップ目の交通手段	100.0	100.0	99.4	99.6

TP: トリップパターン

参考文献

1) Moshe Ben- Akiva and Steven R. Lerman : Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand, The MIT Press

2) 北村隆一：交通需要予測の課題:次世代手法の構築にむけて，土木学会論文集，No.530/IV-30,pp.17-30, 1996

3) 秋山孝正，高羽俊光，水谷香織：ナビゲーションのためのファジィ交通行動分析，日本ファジィ学会誌，Vol. 11, No.2, pp.205-214, 1999.

4) Dusan Teodorovic and Kataruna Vukadinovic: Trafic Control and Transport Plsnning: A fuzzy Sets and Neural Networks Approach, Kluwer Academic Publishers.

5) 秋山孝正，坪井兵太，松浦貴宏：ソフトコンピューティングを用いた交通行動モデルの作成，京大土木 100 周年記念ワークショップ論文集，pp.71-80, 1997

6) Takamasa Akiyama, Kaori Mizutani : Description of Travel Behaviour by Soft-computing Techniques, Research Report of the Faculty of Engineering Gifu University, No.49, pp.27-37, 1999.