

ソフトコンピューティングを用いた時空間制約下の交通行動パターン分析

Travel Behaviour Pattern Analysis with the Time and Space Constraints using Soft Computing Techniques

水谷香織*・秋山孝正**

Kaori MIZUTANI and Takamasa AKIYAMA

1. はじめに

近年、都市交通施策評価のための精緻な交通現象解析が必要となり、人間の行動原理に基いた交通行動モデルの開発が進んでいる。ここでは、トリップの連鎖性、時空間制約を考慮することが要請とされている¹⁾。既存研究においては、確率的効用理論に基づくロジットモデル等が多数利用されている。一方、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ソフトコンピューティングを用いた研究も行われている²⁾。とくに、交通行動パターン分析モデルにおいては、非常に複雑で選択肢が多数存在するため、高度な非線形性を記述可能なニューラルネットワークが利用されている^{3), 4)}。

本研究では、これらの研究を踏まえ、あいまい性を伴う人間の意思決定を具体的に記述可能なファジィ推論を用いて、交通行動パターン分析モデルを構築する。これより、ニューラルネットワークモデルでは明らかにすることが難しい交通現象の因果関係を分析することができると思われる。また、両手法を比較分析することで特徴を整理し、多様な交通行動の局面に応じた交通行動記述手法を検討する。

2. 時空間制約を考慮した交通行動分析モデル

本研究で構築する交通行動パターン分析モデルの前提として、ソフトコンピューティングを用いた交通行動モデルの概要を説明し既存研究を整理する。

(1) 交通行動分析モデルの前提

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。ここで、活動を最終帰宅後の在宅活

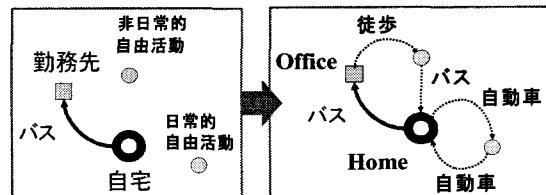


図-1 交通行動パターンの推計例

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。また、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。本研究では、とくに交通行動分析上重要と考えられる交通行動パターン（交通手段・トリップパターン）決定モデルを取上げる。ここで、図-1に交通行動パターンの推計例を示す。

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。本研究では、とくに交通行動分析上重要と考えられる交通行動パターン（交通手段・トリップパターン）決定モデルを取上げる。

モデル作成には、第3回中京圏P.T.調査結果を用いる。対象地域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

キーワード：交通行動分析

* 学生員 岐阜大学大学院工学研究科 (Email: kao@cive.gifu-u.ac.jp)

** 正会員 岐阜大学工学部 (Email: takamasa@cc.gifu-u.ac.jp)

〒501-1193 岐阜市柳戸1-1 工学部土木工学科 Tel:058-293-2446, Fax:058-230-1528

道路等が整備されている。ここでは、図-2に示すように岐阜市を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3,692であり、ほぼ8%にあたる307サンプルを対象サンプルとした。

（2）ニューラルネットワークを用いた既存モデル

既存の勤務終了後から最終帰宅までの交通行動パターン分析モデル^{3), 4)}について簡単に整理する。

まず、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ニューラルネットワーク（NN）を用いている。ここで、NNモデルの構造を図-3に示す。また、トリップパターンとニューロンのコーディングを表-1に示す。ここでは、個人・世帯特性、地域属性等を含む12種類の説明変数を用いている。

このモデルの現況再現性は非常に高い。しかしながら、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傾向にある。また、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の報告がされている。

3. ファジィ推論を用いた交通行動分析モデル

ファジィ推論を用いて、交通行動パターン（交通手段・トリップパターン）分析モデルを構築する。また、既存のニューラルネットワークモデルとの比較分析を行い、各モデルの特徴を整理する。

（1）交通行動パターン分析モデルの概要

ここでは、ファジィ推論（FR）を用いて、交通行動パターン分析モデルを作成する。現段階までに、出勤交通手段、付加的活動数、内容、場所は推計されているとする。このときの、交通行動パターンを推計する。ここで、付加的活動数nのとき、トリップパターンは2ⁿ種類存在する。さらに、各トリップに対する交通手段は、公共交通機関、自動車、徒歩・

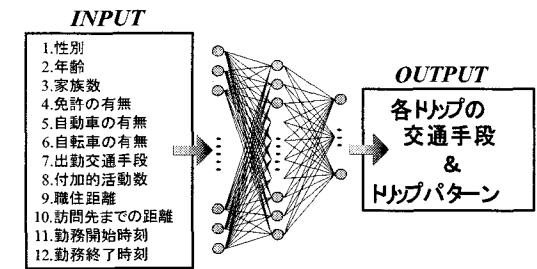
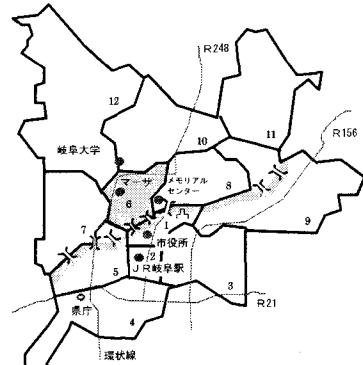


図-3 ニューラルネットワークモデルの構造

表-1 トリップパターンとコーディング

1	0000		8	0110	
2	0010		9	1010	
3	0100		10	1101	
4	1000		11	0111	
5	0101		12	1110	
6	1001		13	1011	
7	0011		14	1111	

二輪車の3種類を考えている。具体的には、時空間制約により実行不可能な交通行動パターンと、実行可能な交通行動パターンを導出する。とくに、実行可能性が最大のものを推計交通行動パターンとしている。説明変数は、出勤交通手段、付加的活動数、職住距離、付加的活動場所、勤務終了時刻、最終帰宅時刻の6種類を用いている。

あるサンプルを例にとり、モデルの入出力を示したもののが図-4である。これは、勤務終了後の付加的活動数、活動場所等の既知データが与えられた場合、以下の3種類が出力結果として得られることを

意味している。①ファジィ推論モデルから、20kmはなれた活動場所に徒歩で往復するという交通行動パターンが実行不可能である、②実行可能な交通行動パターンが幾種類か存在する、③最も実行可能性が大きいものは、1サイクルのトリップパターンを形成し、出勤交通手段である自動車を常に利用する交通行動パターンである。

(2) ファジィ推論による交通行動パターンの記述

交通行動パターン分析モデルの構築にあたり、5種類のファジィ推論ルールを作成した。

はじめに、時空間制約により、実行不可能な交通行動パターンを1種類のファジィ推論ルールにより記述した。このルールは、「全トリップに対する所要時間が、勤務終了後から帰宅までの時間よりも大きくなるような交通行動は行わない」ことを示している。具体的には、勤務終了時刻から最終帰宅時刻までの余裕時間と、自宅、勤務先、活動場所間の全てのトリップに対する総所要時間とを比較し、その差が非常に小さい値（負の値）であるならば、その交通行動パターンは実行不可能であるとしている。これより、物理的に実行不可能な交通行動パターンを選択肢から排除している。

つぎに、実際の交通現象を分析することにより得られた知見を4種類のファジィ推論ルールとして記述している。例えば、ルール2は、「勤務終了後には、帰宅途中に付加的活動場所へ向かう傾向にある」、「出勤時に利用した交通手段はその後の移動にも利用されやすい」ことを示している。また、ルール3では、「出勤交通手段として公共交通機関を利用した場合、その後の移動距離が短いトリップは、徒歩で移動する傾向にある」ことを示している。

(3) 推計精度からみたモデルの比較検討

ここでは、推計精度の点から構築したファジィ推論(FR)モデルと既存のNNモデルの比較分析する。

各モデルの的中率は、表-2に示すとおりである。ここで、FLモデルでは、実行可能性が最大となる交通行動パターンを推計交通行動パターンとした。ゾーン6のモデル構築用データに対する各モデルの的中率(FL, NN)は、トリップパターン(48.6%, 75.0%), 全トリップの交通手段(61.1%, 79.2%),

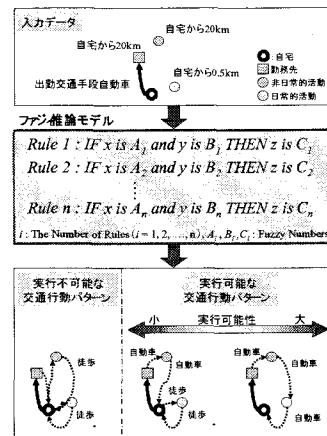


図-4 交通行動パターンモデル

表-2 各モデルの適中率

ゾーン	データ数	的中率(%)					
		交通行動パターン		トリップパターン		交通手段	
		NN	FR	NN	FR	NN	FR
1	46	26.1	60.9	56.5	84.8	34.8	60.9
2	47	19.1	53.2	42.6	61.7	25.5	53.2
3	107	34.6	58.9	60.7	73.8	36.4	58.9
4	66	22.7	43.9	43.9	57.6	27.3	43.9
5	76	21.1	51.3	43.4	57.9	25.0	51.3
6	72	75.0	48.6	79.2	61.1	80.6	48.6
7	55	14.5	52.7	40.0	65.5	20.0	52.7
8	60	11.7	45.0	38.3	63.3	16.7	45.0
9	73	28.8	49.3	42.5	63.0	35.6	49.3
10	48	25.0	56.3	45.8	72.9	37.5	56.3
11	22	31.8	36.4	50.0	54.5	36.4	36.4
12	40	30.0	55.0	47.5	62.5	40.0	55.0

交通行動パターン(48.6%, 80.6%)であった。

これより、現況再現性については、NNモデルの方が良好な値を得ているといえる。ここで、NNモデルでは、パターンを構成するニューロンが全て正しい結果を算出した場合に限り正判断とされる厳しい判定基準を設けている。したがって、NNモデルが得意とする高度な非線型性を記述できたといえる。

しかしながら、他ゾーンにおいては、FRモデルの的中率の方が高い。この結果から、交通行動パターンは、理論上無数に考えられるが、実際にはある程度特定されていることがわかる。とくに、ゾーン1, 3では高い的中率を得ている。これより、商店等が比較的密に存在する便利な岐阜市の中心部では、利用交通手段の変化がない1サイクルの交通行動パターンが多いことがわかる。また、自動車利用が多く大型ショッピングセンター等の利用が多いと思われるゾーン11では、両モデルの的中率が低いことから、岐阜市中央部(ゾーン6)の交通行動パターンとは異なる傾向にあることがわかる。

以上のことから、FR モデルでは交通現象の傾向をある程度捉え、ファジィ推論ルールとして記述することができたといえる。ここで、さらなる推計精度の向上のためには、詳細な現況分析が必要となる。

(4) 個人単位の交通行動パターン分析

ある 2 種類のサンプル A, B に対して、付加的活動場所を 3 段階に変化させた場合の交通行動パターン推計を行う。ここで、FR モデルと NN モデルの出力結果を図-5 に整理する。

はじめに、サンプル A の推計結果より、NN モデルでは、付加的活動場所が自宅と同じゾーン 6 のとき、また勤務先と同じゾーン 13 のときに、徒歩で帰宅するという交通行動パターンが推計されている。一方、FR モデルでは、常に自動車を利用する 1 サイクルのパターンが推計されている。ここで、付加的活動場所がゾーン 13 のとき、徒歩で帰宅するパターンは実行不可能であることが示されている(※1)。

つぎに、サンプル B の推計結果より、NN モデルでは多様な交通行動パターンが推計されている。一方、FR モデルでは全トリップに自動車を利用する 1 サイクルの交通行動パターンが推計されている。また、実行可能性の高い他の交通行動パターンも示されている(※2, 3)。例えば、付加的活動場所がゾーン 6 の場合、一度帰宅した後に徒歩で付加的活動場所まで移動する 2 サイクルの交通行動パターンが提示されている。これは、何らかの理由で交通行動パターンが変化する可能性があることを示している。

FR モデルでは、シンプルな交通行動パターンをファジィ推論ルールとして記述することができる。また、複雑な交通行動パターンに対しては、実行可能性を提示している。一方、NN モデルでは、多数の説明変数を同時考慮し、多種多様な出力結果を導出することができる。この因果関係を明らかにすることは難しいが、通常人間が判断することができない高度な非線形関係を記述することが可能である。

4. おわりに

本研究では、ファジィ推論を用いて交通行動パターン分析モデルを構築した。また、構築モデルと既存のニューラルネットワークモデルとを比較検討した。これより得られた知見を、以下に整理する。

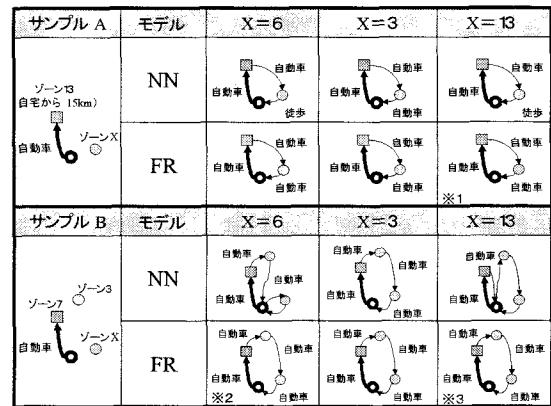


図-5 交通行動パターン変化の推計例

- ① ファジィ推論モデルでは、時空間制約を明示的に記述することができる、交通行動パターンの物理的な実行可能性を示すことができる。
- ② 非常に複雑であると思われた交通行動パターンの多くは、数種類のファジィ推論ルールによって記述可能である。しかしながら、さらに具体的な記述には、詳細な現況分析を必要とする。
- ③ ニューラルネットワークにより多様な交通行動パターンを記述できる。しかしながら、その因果関係は不明確で、教師データ、学習回数の不足から、非現実的な推計結果が導出されることもある。今後の課題として、①観測された交通行動パターンと実行可能な交通行動パターンとを詳細に分析することで、直接的に観測することが難しい交通行動者の判断理由を分析し、交通行動との因果関係に関する知識を整理する、②ファジィ推論とニューラルネットワークの相互補完的なファジィニューラルモデルの構築を検討する、③個人 1 日の交通行動モデルとしての適用性の検討を行い、都市交通政策評価を行う等が挙げられる。

【参考文献】

- 1) 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.
- 2) 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.
- 3) 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.
- 4) 水谷香織, 秋山孝正: 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, 第 6 回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集, pp.123-128, 1999.