

[特集論文]

知的情報処理を利用した交通行動分析

秋山孝正¹¹正会員 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)

個人単位の交通行動モデルの作成において、合理的な行動仮説に基づく現象説明によって全体を理解しようとするアプローチが多く見られる。近年このような要素還元主義に対して、複雑系としての社会現象の解明が提案されている。本稿では、人間の知識を利用した計算機技術としてソフトコンピューティングと人工知能的アプローチを取り上げる。いずれも観測された現象認識を基本として、計算機上で知識による意思決定を実現しようとしていることから「知的情報処理」とまとめられる。ここでは、交通行動モデルに適用可能な各種の知識情報処理技術を紹介するとともに、行動記述の視点からそれぞれの特徴を整理する。また最後の創発現象を表現する人工生命の方法を用いた行動シミュレーションの可能性について言及する。

Key Words: travel behaviour analysis, fuzzy logic, soft-computing, artificial intelligence, emergence

1. はじめに

昨今の情報通信技術の飛躍的な進歩により、都市交通政策においても新規の方向性が示されようとしている。こうした都市交通政策の影響評価を行う場合、個人単位の交通行動モデルの必要性は極めて大きい。すなわち、個人単位の交通行動分析は、トリップメーカーの「時間的空間的制約」あるいは「日常的活動(アクティビティ)と移動の相互関係」を明示的に表現するため、各種の都市交通施策が与える影響を詳細に記述することができる。こうした「交通行動分析モデル」の基本的な要件は、まず現実に観測されるトリップメーカーの交通現象が記述できることである。

これまで計算機工学においては、「人間らしい計算機」を目指して、さまざまな技術が提案されている。交通行動の記述に関しても、これらの方法を利用することが可能である。ここでは、技術的な側面から「行動モデル」構成を検討することで、交通行動の現象論的理解を可能とするものである。

ファジィ推論やNN(ニューラルネットワーク)を用いる「ソフトコンピューティング(Soft-computing)」の応用が提唱されている。また人工知能や人工生命など、さまざまな計算機技術が利用され定義が可能であるが「知的情報処理」とは、これらを含み計算機を利用した高度な情報処理技術と定義する。

したがって、広義に用いられる場合の人工知能(AI: Artificial Intelligence)あるいは、知識工学(KE: Knowledge Engineering)という用語とほぼ同義である。

ここでは、各技術の方法論的な面から整理を行うとともに、「交通行動モデル」の定式化や記述方法としての有効性を検討する。多くのモデル構成論は、人間の行動規範を規定し、これに基づいて演繹的論理として現象の説明を行う場合が多い。一方、本稿で説明するモデル化技術は、観測事実からある種のモデルを導出しようとする試みである。

2. ソフトコンピューティングの利用

人工知能(AI)は計算機を用いて人工的な知能を実現しようとする広範囲な研究分野である。したがって、具体的な技術面ではさまざまな方法が提案されており、すべてを網羅的に整理することは難しい。本研究では、まず「ソフトコンピューティング」技術を取り上げる¹⁾。特に交通行動モデル構築へのソフトコンピューティング応用に関する既存研究の整理を中心として、具体的な方法論と交通行動分析の関係を検討する。

(1) ファジィ推論法

ファジィ推論は、「ソフトコンピューティング」の基本的な方法であり、1965年にL. A. Zadehが提唱したファジィ集合の概念を「推論」に導入したものである。ファジィ推論(Fuzzy Reasoning)とも近似推論(Approximate Reasoning)とも呼ばれる。

具体的には、多数の形式があるが、実用的なファジィ制御に応用される場合は、「プロダクションシステ

ム) (IF/THEN を用いたルールベースシステム) の形式を拡張したファジィ推論が用いられる。代表的な方法は、*Mamdani* の方法である。

ここでは、「知識」は、通常のプロダクションシステムと同様に、IF/THEN の形式で蓄積され、新しい事実に対する「推論」結果を求めるものである。「推論」では、人間の特定問題に対する判断が、総合的ではなく、断片的知識を順次利用して行われると考えている。

本来の推論の意義は、このような「多段階意思決定」(多段階推論) を記述できる点である。しかしながら、現実のファジィ制御の応用においては、「経験的知識からルールを構成できる」「言語表現を基本として理解が容易である」「非線形関係を理解できる」などの長所が知られている。この視点に立てば、「交通行動」の解明においても、これらの点が重要であるといえる。

すなわち、効用を用いて交通行動を記述する場合にも、各種行動決定要因から、直接的にルールベースモデルを構築することができる。通常の効用関数を前提とする交通行動分析では、効用に対する各種の説明要因から合成変数を作成し、確率的変動に基づいて効用関数(ロジット型など)を規定する。この場合、各説明要因の交通行動に与える影響は偏微分係数により表現される。これに対して、推論モデルにおいては、説明要因と行動帰結の関係を直接的に表現している。たとえば、「所要時間が大きい」と当該交通機関の選択率は「小さい」という表現である。このとき、「大きい」「小さい」がファジィ数(メンバシップ関数)で表現できる。このような言語的理解が可能なのが「ファジィ推論」の重要なポイントである。

最も基本的なファジィ推論は、図-1に示すような「ルールベース型」の「IF~THEN...」形式の推論を記述したものである。すなわち、

$$R = A \rightarrow B : \text{IF } x \text{ is } A \text{ THEN } y \text{ is } B$$

の含意を用いて、新規の事実 A' (ファジィ数) に対する推論を、 $B' = A' \circ R$ として表現するものである。ここで、 $\mu_A(x)$ 、 $\mu_B(y)$ をそれぞれメンバシップ関数とすると、この計算は以下のように定式化できる。

$$\begin{aligned} \mu_{B'}(y) &= \bigvee_x \{ \mu_{A'}(x) \wedge \mu_{A \rightarrow B}(x, y) \} \\ &= \bigvee_x \{ \mu_{A'}(x) \wedge [\mu_A(x) \rightarrow \mu_B(y)] \} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 $a \rightarrow b = a \wedge b$ (*Mamdani*) を用いると

$$\begin{aligned} \mu_{B'}(y) &= \bigvee_x \{ \mu_{A'}(x) \wedge [\mu_A(x) \wedge \mu_B(y)] \} \\ &= \bigvee_x \{ [\mu_{A'}(x) \wedge \mu_A(x)] \wedge \mu_B(y) \} \\ &= @ \wedge \mu_B(y) \end{aligned} \quad (2)$$

ここで @ は、知識内の事実 A と、推計に用いられる

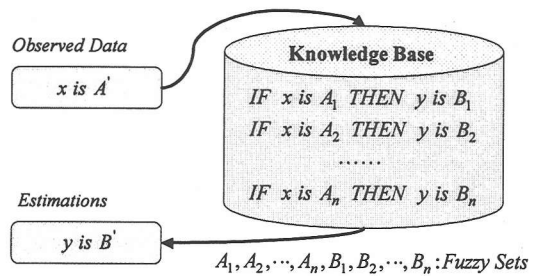


図-1 ファジィ推論法の概要

新事実 A' の「一致度」を表すものと考えられることができる。したがって、この推論から得られる帰結「 $y \text{ is } B'$ 」を @ の程度だけ用いるという意味である。

この方法は言語変数(ファジィ数)により構成される「IF~THEN...」形式の推論を用いて推計を行うものである。ファジィ推論の交通行動記述への応用に関しては、かなりの報告があり、つぎのような長所・短所が整理されている²⁾。

【長所】

- ・言語変数 (*linguistic variables*) を利用できる
- ・知識表現 (ルール形式) の理解が容易である
- ・演算規定により「多様なモデル」構成が可能
- ・網羅的ルール群の必要がない (通常の PS と比較)
- ・既存モデル (確定的・確率的) を拡張可能である

【短所】

- ・演算過程が多少複雑でパラメータが多い
- ・モデル構成を一意的に定義することが難しい
- ・パラメータの帰納的な決定方法がない
- ・多段階推論を構成するのが難しい
- ・統計的検定が難しい

このような、長所、短所を考えると、「交通行動モデル」として利用可能な局面としては、①非線形関係を前提とした意思決定構造をもつ、②あいまい性を有する数量が必要である、③関数的記述が困難であるものなどを考えることができる。

具体的に、ファジィ推論を用いた行動表現は、「交通機関選択」³⁾、「高速道路転換率」⁴⁾、あるいは「交通経路選択」⁵⁾において、その適用性が検討されている。

これらの研究においては上記の局面に対応して、①「IF/THEN」による非線型関係の記述によって推計精度が向上した、②所要時間、混雑度などあいまい性を有する変数を用いてモデル化ができる、③ルール表現された知識の追加によって新規モデル構成が可能などの利点が報告されている。

また意思決定モデルとして、ファジィ推論の「含意公式」、「非ファジィ化方法」などによって、多様な推論構成が可能であり、柔軟な交通行動表現が可能な頑健な (robust) モデルが構成できる^{4), 6)}。

(2) 確率理論とファジィ理論の結合

前節では、ルールベースを基本とした行動表現として「ファジィ推論」を紹介した。ここで、一般にファジィ推論などファジィ理論で用いられる「メンバシップ関数」は、確率測度 (確率分布) と類似していることから、確率理論モデルの代替として利用可能かどうか議論されることが多く見られる。

しかしながら、ファジィ理論で表現されている不確实现象と確率現象は本質的に相違するため、特に競合関係にある訳ではない。

この点に関連して、ファジィ理論で表現される「あいまいさ」と確率の表す「確からしさ」の相違を Zadeh は「可能性」という概念を導入して説明している。

可能性の説明に用いられる「ハンスは朝食に卵をいくつ食べたか?」という例がある。これを確率分布と可能性分布で表現したものが表-1 である⁷⁾。

当然ながら、確率は「事象の生起する割合」を示すことから、全事象の確率は1である。一方で可能性分布を考えると、「食べることのありうる (食べることができる) 卵の数」は、ある程度より小さい場合は、「可能である」と考えられ、この例では可能性の値は $\omega \leq 4$ ですべて1になっている。

この可能性と確率に関して、可能性/確率調和原理 (possibility/probability consistency principle) が知られており、つぎのような関係がある：

- 確率が高い ⇒ 可能性も高い
- 可能性が低い ⇒ 確率も低い
- 可能性が高い ⇏ 確率も高い
- 確率が低い ⇏ 可能性も低い

このように、「確率理論」と「ファジィ理論」は、不確实现象のなかでも、着目する点が異なることから、これらを有機的に関係づけて用いることも可能である。たとえば、通常のプロジットモデルで想定している効用関数の定義を考えると、

$$U = V + \varepsilon \quad (3)$$

ここで、 U ：ランダム効用、 V ：確定効用、 ε ：ランダム項である。ランダム項は現象を確率的にとらえるもので、ガンベル分布でこの確率分布を記述する。

一方確定効用 V は、確率的な意味では、確定的な値をとるが、ファジィ性については特に規定されるものがない。具体的には、所要時間や所要費用などの数量

表-1 可能性分布と確率分布

u	1	2	3	4	5	6	7	8
$\Pi_X(u)$	1	1	1	1	0.8	0.6	0.4	0.2
$P_Y(u)$	0.1	0.8	0.1	0	0	0	0	0

公共交通機関の効用

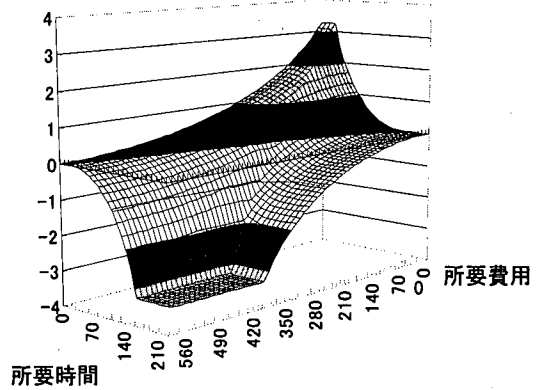


図-2 ファジィ推論型効用関数の例

が利用者認知のレベルで「確定数」(クリस्प数)であるとするか、「ファジィ数」であるとするかというモデリングの議論である。

すなわち、確定効用 V に関して、簡便な形式として「線形効用関数」を用いることが多い。すなわち、

$$V = \beta_0 + \beta_1 C_1 + \beta_2 C_2 \quad (4)$$

という形式である。ここで序数的な効用を仮定している場合には、「ファジィ推論」を用いたファジィ性をもつ効用を定義することができる⁸⁾⁻¹⁰⁾。

図-2は、交通機関選択の問題に対して、ファジィ推論型効用関数を求めたものである。

この場合には、「所要時間と所要費用の減少に関して、効用が増加する」という効用の変化傾向は、線形効用関数と同様である (線形効用関数の符号条件： $\beta_1, \beta_2 \leq 0$ と同意)。

また基本的には、通常効用関数式に表現される含意を IF/THEN 形式で記述したことにより、「効用関数の構成が言語的に説明でき」さらにファジィ推論の演算過程を用いることで、「説明変数と被説明変数 (この場合は機関分担率) とが非線型関係で規定される」ことから、推計精度の向上も報告されている¹⁰⁾。

ここで示した例においては、既存効用関数モデルとの対照を前提としており、形式的には、関数表現の効用関数をルールベースの非線型効用関数に置き換えたものである。したがって、本例でのモデル表現上は個人の異質性 (個別のルール) に対応したのではない。

ただし、推論モデルは、個別の意思決定過程を表現も可能で、たとえばグループ別の推論群を設定したモデル化も可能である。この際にも推論形式モデルでは、ルール群の修正・追加で対応が可能である。

前項で述べたように、「ファジィ推論」(Fuzzy Logic)は行動モデルの基本的方法として用いることで、「推論型意思決定記述」が可能である。

一方で、ここで示したように「ファジィ性を含む部分モデル」として組み合わせることで、既存行動理論の枠組みを残してハイブリッド型のモデルを構成できることがわかる。

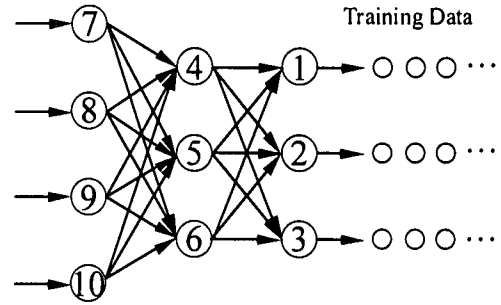


図-3 階層型ニューラルネットワークの構造

(3) ニューラルネットワークの利用

前節までに述べたファジィ推論とともに「ソフトコンピューティング」の代表的技術とされているものが「ニューラルネットワーク (NN)」である。ニューラルネットワークには、その構造から、階層型 NN と相互結合型 NN があり、いずれも応用的に用いられる。

モデル形式的には、図-3に示すような階層型 NN は、相互結合型 NN の一部であると考えられる。しかしながら、交通行動等の推計に用いられる場合は、入出力関係が明確で、情報の伝達方向が規定されている階層型 NN が一般的である。この場合は、教師データとして、「交通行動の観測値」を用いることで、推計モデルを作成することができる。具体的には、ネットワークの結合荷重を BP 法 (誤差伝播法) によって求めることで、モデル構造が決定される。これは知的情報処理の側面からみると、機械学習の帰納的方法の一種と解釈することもできる。したがって、データベースから容易に構造モデルを作成することができる。NN を用いた交通行動の推計例は、多数報告されており、これらの分析結果から、つぎのような長所・短所が知られている²⁾。

【長所】

- ・非線形関係を簡単に記述できる
- ・パターン情報処理が可能
- ・誤差最小化を目的関数とする
- ・教師データの数によらず計算が可能
- ・既存モデルの代替や結合が容易

【短所】

- ・モデル論理構成を明示することが難しい
- ・教師データの信頼性に依存する点が大
- ・局所最適解に陥ることがある
- ・大規模な問題では演算が大変
- ・結合荷重が一意に決定されない

上記に示されるように、NN ではネットワーク構造を

規定する結合荷重の推計時に「誤差最小」の目的関数を持つことから、観測データを利用して、「非線形回帰分析」と同様の形式の高精度なモデルを構成できる。したがって、既存の判別関数型の推計問題には、ほとんどの場合応用が可能であるが、演繹の因果関係が明確にされない点を考えると、行動原理の解明方法としては問題が大きい。

このような視点に立てば、①問題自体が複雑な構造を持っている、②実用的分析が主体で構造解明が重要でない、③推計される現象のパターンとしての理解が必要である場合に、NN の利用はきわめて応用的意義があるものと思われる。

特に「交通行動」の推計に関して、たとえば、自宅・勤務先・訪問先を移動する「交通行動パターン」は、移動の連鎖形状として推計される必要がある。このような場合は、交通行動を類型化したパターンとして認識することができ、また逐次的に行動解明することが困難と考えられることから、NN 情報処理が適するものと思われる¹⁾。

ここで関連する研究例を紹介する。表-2は、岐阜市の特定ゾーンのオフィスワーカーに着目し、自宅・勤務先・付加的活動に関する移動で出現する「トリップパターン」を示したものである¹²⁾。

表中に示されるように、パターン化された現象は、(0101)などの数値パターンに変換できることから、NN モデルによって容易に推計が可能である。本例では、これらのトリップ連鎖と交通機関の遷移を組み合わせた「トリップパターン」として、個人属性、トリップ属性等の 12 要因をもとに推計を行っている。ここで用いた、モデル形状は、(入力層, 中間層, 出力層) = (26, 24, 5) のニューロンを持つ NN である。ここでは、「トリップ連鎖」・「交通機関」を同時決定しており、すべての完全な行動形態を推計することは難しいが、本例では交通機関遷移: 81%, トリップ連鎖: 79%, トリップパターン: 75%程度の同時推定が可能であると報告されている¹²⁾。

このように、現象自体が多数のパターンで構成される場合には、構造論的な行動説明からはなれて、実証的な説明可能性に基づいて「複雑な構造」を残した形の行動モデルの必要性があると考えられる。

(4) ファジィ・ニューラルネットワーク

一般に、ファジィ推論とニューラルネットワーク (NN) を組み合わせて用いる方法を総称して「ファジィ・ニューラルネットワーク」とよぶ。

具体的なモデル形式は、ファジィ推論と NN の融合程度によって、①ニューロ&ファジィ、②ニューロ/ファジィ、③ニューロ-ファジィ、④ファジィ-ニューロ、⑤ニューロ=ファジィ、⑥ファジィ=ニューロ、⑦ニューロ的ファジィ、⑧ファジィ的ニューロ、⑨ファジィ入出力ニューロ、⑩ニューロ化ファジィ、⑪ファジィ化ニューロに分類することができる¹⁾。①は最も融合程度が少ないが、⑪に至るにしたがって、両モデルが不可分な関係で構成されている。

これらは、必ずしも統一的な整理が可能ではないが、基本的には「ファジィ推論による論理的な記述方法」と「NNによる高精度の推計方法」の有機的な結合モデルと考えることができる^{3), 13)}。

図-4は、交通行動モデルのうち、移動目的地における「活動内容決定過程」をモデル化したものである。このモデルは、⑩ニューロ化ファジィに分類される「ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論」である。

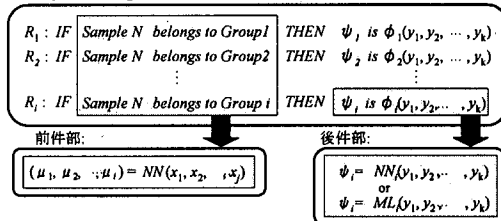
具体的には、意思決定構造の異なるいくつかのグループを想定し、それぞれのグループに関して、それぞれ「活動内容決定」を行うものである。したがって、モデルの全体構成は、「ファジィ推論」の形式である。このファジィ推論の前件部では「各グループに属する程度」をNNによって決定する。また同様に後件部では、各種要因からNNによって「活動内容」を決定する。後件部の推計値を前件部の一致程度に応じて、統合して最終的な推計値とする点は、一般的な「ファジィ推論」と同様である。すなわち、このモデルはNNモデル群の適用方法をファジィ推論によって決定するものである。

モデル形式に関しては、NNモデルによる推計過程を含む必然性はないので、たとえばグループごとの推計部分を通常のロジットモデルで構成することも可能である。本例の場合には、活動目的を（日常的自由、非日常的自由、業務、在宅）の4種類に分割し、642サンプルに対してモデルを適用している。このとき、モデルの後件部をNNモデルとした場合（NN駆動型ファジィ推論）には適合率：67.6%、後件部をMLとした場合（ロジットモデル駆動型ファジィ推論）には、適合率：59.9%であることが報告されている¹³⁾。

表-2 就業者のトリップパターンの類型

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

Fuzzy reasoning



x_j : 個人特性, y_j : 時空間特性, ψ_i : Group i の活動内容の推計値, μ_i : Group i の所属度, ϕ_i : Group i の活動内容選択モデル, NN: ニューラルネットワーク, ML: 多項ロジットモデル

図-4 活動内容選択ニューロ化ファジィモデル

このような、「ファジィ・ニューラルネットワーク」から得られる行動モデル論に対する示唆は、①ファジィ推論、NNなどの知的情報処理技術を有機的に融合することで、きわめて多様なモデル構成が可能であり、②同様のハイブリッド化は、ソフトコンピューティング手法ばかりでなく、既存手法との融合も可能性が高いということである。

(5) 遺伝的アルゴリズムの利用

遺伝的アルゴリズムは、生物進化の遺伝的プロセスのアナロジーによる一種の最適化計算（アルゴリズム）である。したがって、図-5に示すような、生物集団が「淘汰」「増殖」「交差」「突然変異」の進化過程をへて、生物集団の適応性の増大させるという計算過程が用いられる¹⁴⁾⁻¹⁶⁾。

ここで、生物の自然への適応性の向上を、数理的な目的関数の最適化にアナロジーさせることができることから、多数の応用例が見られる。したがって、GAは

特に「行動モデル」構造を示すものではないが、進化論的な最適化技術として、ファジィ推論、NNと関連づけて用いられることが多い。

数理最適化技術としてみた場合のGAについて以下のような長所・短所が知られている。

【長所】

- ・目的関数の微分可能性が必要ない
- ・アルゴリズム構成が容易である
- ・進化論的計算として拡張ができる
- ・多様なアルゴリズムが設定できる
- ・既存モデルとの結合が容易

【短所】

- ・制約条件などのモデル記述が難しい
- ・最適解に必ずいたるとは限らない
- ・初期集団・設定値などの影響が大きい

ここに述べた、GAの特徴を考慮すると、組み合わせ最適化などの数理計画法の実用的近似計算法として利用することができる。特に目的関数が多変数関数などの形式ではなく、何らかの方法で評価可能（変数値を与えると目的関数値が算定できること）であれば、近似的に最適化できる点が応用面では重要である。

交通行動モデル面では、前述したソフトコンピューティング各手法の統計的パラメータ推計が困難な場合に有効な方法である。たとえば、「ファジィ推論に内在するメンバシップ形状の合理的決定」は、非線型の組合せ問題となるので、GAを利用することができる。ファジィ推論の形式決定には、統計的推計法がなかったが、GAを適用することで、データを用いた実証的推計が可能となった。これを「交通機関分担」モデルに適用した例も報告されている⁹⁾。

また、一般にIF/THENルール of 構成内容をGAによって決定する方法を「クラシファイアシステム（分類子システム）」とよぶが、これもルールベースを基本とした知識獲得の方法と考えることができる¹⁵⁾。

このように、GAは通常の探索法で最適化が困難な、複雑性を持つ問題解決に用いることが妥当である。一方で、生物進化のプロセスを持つ計算技法であることから、派生的に多数の関連手法が知られている。遺伝的プログラミング (GP: Genetic Programming)、進化論的プログラミング (EP: Evolutionary Programming)、あるいは進化論的戦略 (ES: Evolutionary Strategy)などが知られている。いずれも、個体集団における遺伝的な変化に関する方法論が含まれている¹⁶⁾。

この方法は、人工生命や複雑系（後述）における個体の適応シミュレーションの技法として用いられる¹⁷⁾。

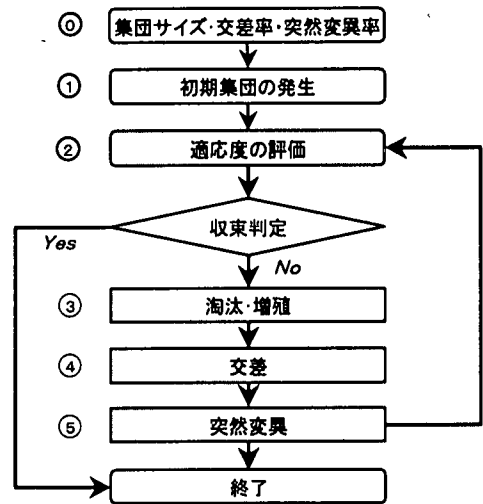


図-5 遺伝的アルゴリズムの計算過程

3. 機械学習方法の利用

(1) 機械学習の分類

通常、交通行動モデルを具体化するためには、行動モデルの理論的構成に加えて、PT調査等の実証的データから、モデル構造を規定する場合が多い。

人工知能では、人間が経験的知識を学習して問題解決をするように、計算機自身が学習することによって、問題解決を可能とするための「機械学習」の研究がある。これらは交通行動モデルにも適用可能な概念であり、この具体的ないくつかの計算方法は、交通行動分析においても適用可能であると思われる^{18), 19)}。

計算機による学習から知識を獲得しようとする『機械学習』(machine learning)にはいくつかの分類方法がある。たとえば、①帰納学習(inductive learning)、②演繹学習(deductive learning)、③発見的学習(learning by discovery)、④類推学習(analogy)、⑤強化学習(reinforcement learning)、⑥事例に基づく学習(IBM; Instance-Based Learning)、⑦概念形成(concept of formulation)などがある。これらは、学習方法や知識抽象化の程度によって分類される¹⁸⁾。

すべての方法の比較を行うことは困難であるので、①機能学習と⑥事例に基づく学習に分類される具体的な計算技法を紹介することにする。

ここで、交通行動を現象論的に考えると、人間の空間的移動に対する『問題解決』であるといえる。このとき、人間は過去に処理した問題と類似の問題は、経験をもとにうまく解決するという『学習能力』を有し

ている。したがって、交通行動分析においても、学習能力が付加された行動モデルを構築することは、交通行動に関する知識の蓄積という点で有効である。

(2) 帰納的学習の利用

まず外界から与えられた例(教師データ)に基づいて一般化を行うことで、概念(*concept*)を機能的に獲得する学習である「帰納的学習」について考える。前章で述べた NN においても概念がネットワークの結合荷重として獲得されるという意味では、「帰納的学習」の一種であると考えることができる^{16), 18)}。

ここでは、帰納的学習の代表的な例として、ID3 を取り上げる。具体的には、表-3 に示すような、「交通行動パターン」の判別問題を例として検討する。

これは岐阜市北西部の就業者に対する自動車利用の2ストップトリップチェーンから、いくつかのサンプルを抽出したものである。また説明要因として、①第2ストップでの活動内容(*Activity*)、②自宅~第2ストップ間の距離(*Distance*)、③勤務終了後の自由時間(*Time Budget*)を用いる。また分類結果は、図-6 に示されるように、トリップパターンが、①ダブルピストン、②トライアングルのいずれであるかというものである。

ここで用いる ID3 方法は、分類型の知識を表現するのに適した「決定木」(Decision tree)を用いている。決定木は、各事例がどのクラスに属しているかの情報を提示するための情報源と考える。いまクラス“+”，“-”の出現する確率をそれぞれ、 p^+ 、 p^- とすると、ある事例の集合 C における情報量の期待値 $M(C)$ は、

$$M(C) = -p^+ \log_2 p^+ - p^- \log_2 p^- \quad (5)$$

と定義できる^{20), 21)}。

ここで分類すべき属性として、 A_i が選択される可能性を考える。属性 A_i がとる属性値が、 V_j ($j=1, 2, \dots, n$) であり、この値に応じて事例の集合 C は部分集合 C_j に分類される。このとき決定木による情報量の期待値 $B(C, A_i)$ は、

$$B(C, A_i) = \sum_j (\text{属性 } A_i \text{ が } V_j \text{ となる確率}) \times M(C_j) \quad (6)$$

である。

このとき属性 A_i を選択した場合の獲得情報量 $G(A_i)$ はつぎのように算定できる。

$$G(A_i) = M(C) - B(C, A_i) \quad (7)$$

この式によって、各属性の獲得情報量を算定することによって、まず「*Time Budget*」を用いて判別を行うべきであることがわかる。さらに同様の手順を実行す

表-3 トリップパターンデータ

No.	Activity	Distance (km)	Time Budget (min)	Travel Pattern
1	daily	5	130	double-piston
2	non-daily	6	145	double-piston
3	work	6	40	triangle
4	non-daily	6	140	triangle
5	daily	8	70	triangle
6	non-daily	8	45	triangle
7	work	20	640	triangle
8	non-daily	3	290	double-piston
9	daily	3	265	double-piston
10	daily	7	200	double-piston

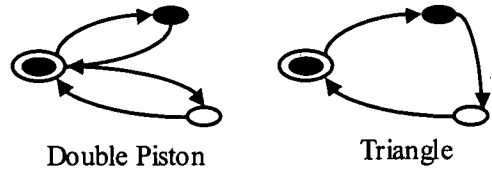


図-6 分類トリップパターン

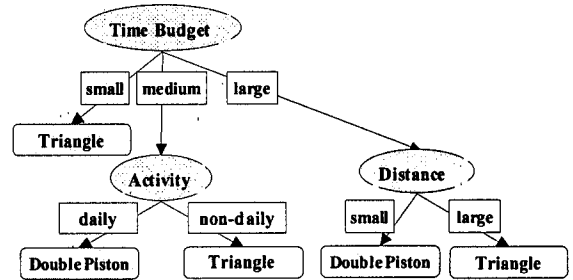


図-7 最大の情報量が獲得される決定木

ることによって、さきの例題に対して、情報量が最大化される「決定木」を求めると図-7 のようになる。これは、形式的にルール表現にすることも可能である。

つぎに、試験例として、「日常的自由トリップ、自宅~訪問先：7 km、勤務終了後の自由時間：142 分」：
(*Activity*=daily, *Distance*=7, *Time Budget*=142) を与えると、決定木で示される分類手順に従って、「ダブルピストン型」(正解)と推計される。

このように「決定木学習」は、データを用いて知識獲得を行う帰納的学習の最も基本的な方法である。また「決定木学習法」に関連して、ノイズデータの対応、逐次的学習、数値属性の取り扱いなどが検討されている。またファジィ数を用いた「ファジィ ID3」も提案されている²²⁾。

基本的なファジィ推論では、直接的な知識獲得が前提であり、学習の意味を持たないことから、作成され

るルール群の解釈は機能的ではなく、ルール作成者の行動説明意図に依存する。さきの「ファジィクラシフィアシステム」は、この点を改良し機能的学習を意図したものである。一方で、ID3などの機械学習は、観測データから分類に対する情報量最大化を目指したルール群の抽出を行っている。もちろん、実際の行動決定では、意思決定者も問題形式や意思決定構造が特定されるか否かも問題であり、ルール形式を用いても現実的な意思決定を得たとは結論づけられない。しかしながら、機能的な方法を導入したことにより一意のルール群が抽出できる点で有用である。

交通行動モデルにおいても、「行動結果から明示的な知識表現を作成する」場合には、このような「帰納的学習」の有効性が高いものと思われる。

ここで ID3 は、機能的学習の典型例であり、具体的な観測データが存在し、形式的に最も分類が容易となるルール抽出を目指した方法である。したがって、観測データを基本とした機能的モデリングに有効であるが、意思決定構造の明示化や概念形成を意図する場合には、さきの知識の抽象化を意図した学習技術が必要となると思われる。

(3) 事例に基づく学習

機械学習手法のなかで、前述の決定木などの学習結果を抽象化する方法に対して、過去の経験例そのものを事例 (Instance) として蓄積して、問題解決を図る方法である。この事例が問題解決の手続きなどの複雑で多数の情報をもつ場合には、事例に基づく推論 (Case-Based Reasoning) と呼ばれるが、このときの基本となる学習法である^{18), 23)}。図-8に事例ベースを用いた推論の概念図を示す。

この場合、外界から得られる事例を蓄積することが「学習」となるが、既知事例を修正したり、新事例を追加的に格納することで知識が充実になるものである。

前項と同じ簡単な例題を用いて、「事例に基づく推論」の概要を紹介する。この場合の「事例ベース」とは、観測された「交通行動データ」である。したがって、本例の場合 10 事例が格納されていると考える。

また、新事例に対する推計を行う場合には、事例ベースから最も類似したものを抽出する。この方法は、基本的な方法であり、Nearest Neighbor 法という。

具体的な類似した事例の抽出には、事例間の「類似度 (similarity)」を定義する必要がある。たとえば、試験例 T と事例 I_k に関する各属性の値 v_j に関する距離を計算する。すなわち、

$$d(I_k, T) = \sqrt{\sum_j (v_j^{I_k} - v_j^T)^2} \quad (8)$$

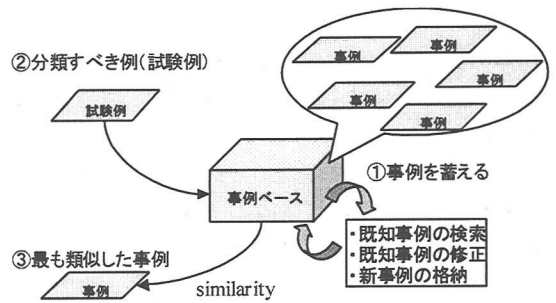


図-8 事例ベース推論の概念

この場合には、各属性値の尺度が異なるため、0～10に指標化して距離を算定する。具体的に、前項と同じ試験例を T とすると

$$d(I_1, T) = 1.0, d(I_2, T) = 0.5, \dots, d(I_{10}, T) = 0.9$$

のように算定される。この場合、距離最小となる最も類似した事例は「事例2」であることがわかり、分類クラス (ダブルピストン) を推計できる。すなわち、この方法は、特定の定式化されたモデルによるのではなく、「事例」そのものに知識が包含されているのである。

この事例による学習の概念は、交通行動の推計においても極めて重要である。すなわち交通行動を観測したPT調査結果などは、膨大な「既知事例」の蓄積と考えられる。また「新事実」(新規の交通行動者)に関する推計では、「既知事例」を検索・修正することで作成するというものである。これは、既知事例を合成した「仮想的行動者」による行動シミュレーションの方向性を示すものである。つまり既存の交通調査結果(事例)を基本として、類似する行動結果を検索し、合成することによって、新たな交通行動パターンの生成する状況を生み出そうとするものである。

これまでに本稿で示したソフトコンピューティングおよび機械学習の方法は、「知的情報処理」として、人工知能(AI)技術として位置づけられる。総括的にいえば、人間の知識表現を計算機上で行うための方法である。本稿で示したように、知識表現方法も典型的なルール形式を基本とする方法や特定構造を前提としない方法もある。また学習方法では、具体的な知識を基本とする機能的な方法から事例や概念レベルの抽象化された知識を取り扱う場合がある。したがって、実際の行動記述においても形式的知識と概念的知識は、各方法の適切な利用によって抽出され、また問題によっては複数の方法を有機的に結合して各レベルの知識表現を利用することも可能である。

4. 分散人工知能の利用

前項までの人工知能アプローチは、いずれも単体のシステムであり、「行動モデル」の側面であれば、各意思決定モデルの構成法に対応するものである。

これに対して、複数の人工知能システムが相互作用を持ちながら問題解決を行う分散人工知能 (DAI: *Distributed Artificial Intelligence*) である。本稿で示した「交通行動モデル」の目指すべき今後の方向性を DAI との関係から検討する^{18), 24)}。

分散人工知能においては、自律的な行動を行う行為者である「エージェント」を考え、複数のエージェントで一体的なシステムを構成する。通常このようなエージェントは、①自律性、②社会性、③反応性、④自発性を持つことが要請される。したがって、エージェントの集団に対して、学習・適応・進化させ、集団行動における情報交換、相互作用、協調作業などを生じさせようとするものが「マルチエージェントシステム」であり、DAI の典型的モデルとなっている^{17), 25)}。

このときの演算方法として、前述の GA や GP が用いられる場合も多い。これらは、人工知能による新規の問題解決方法であるが、同様の計算機技術を生命特有の現象解明を目的として、生命シミュレーションを構成しようとする研究が「人工生命」(*Artificial Life*) である。現時点では、計算機上での仮想生物の発生・進化や、蟻の集団餌集めシミュレーションなどが知られている²⁶⁾。

この研究分野は体系化されたものではなく、明確な定義を与えることが難しいが、ここでは「行動モデル」に関係するといくつかの特徴について議論する。

人工生命の特徴で重要な点は「創発」(*emergence*) である。これは、人工生命では、「個別要素⇒全体、全体⇒個別要素の複雑な相互作用を通し、当初は予想されなかった複雑・知的な構造 (あるいは機能) が自発的に現れること」をさす。概念的には図-9 に示すような複数の自律エージェントで構成される下位と全体を構成する上位の関係が複雑な相互作用の結果として導かれる²⁶⁾。

したがって、モデル構成論という意味でも従来の人工知能技法のように、特定の問題解決のモデルを計算機で実現する「トップダウン」ではなく、「ボトムアップ」的な方法論であるといえる²⁷⁾。つまり局所的現象をシミュレーション的な方法で、全体的現象として把握することで、現象解明を図ろうとするものである。

こうした考え方にに基づき、特に「交通経路選択」に関するシミュレータから交通挙動を解析した研究がいくつかみられる^{28), 29)}。

このようなアプローチは、科学における基本法則を

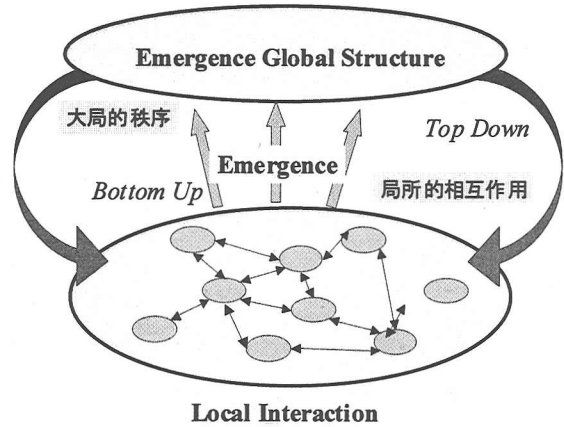


図-9 人工生命と創発現象の概念

求めようとする「還元主義 (*Reductionism*)」から、現象の多様性を前提とする「複雑系 (*complex system*)」へのパラダイムシフトを示すものであるともいえる。

行動モデルの面では、自律エージェントを交通主体と考え、都市内の交通流動を表現するような「人工社会」(*Artificial Society*) の利用可能性を示すものであり、社会モデルとしての研究が進んでいる³⁰⁾⁻³²⁾。

すなわち、個人レベルの行動が社会全体の現象となる創発を観察するモデル構築の可能性が導かれる。

現段階では、比較的単純なエージェントの集合としての社会モデルが知られており、交通現象へ応用的局面を体系的に述べることは難しい。しかしながら、個別のエージェントの行動が全体に伝播して創発的現象を与えるダイナミクスを観測する点では、交通現象の波及的变化が可能かもしれない。またエージェントの行動規範に社会環境への対応、混雑・公害などの外部性を考慮することが可能であり、競合・協調など個別の交通行動帰結としての交通現象が観測できるものと思われる。これらは、効率的な市場が自己組織化されるような交通政策を生成する条件を求めるとい意味もあるのではないだろうか。

5. おわりに

本研究では、交通行動のモデリングの視点から知的情報処理技術の応用方法について検討した。人間の意思決定行動を合理的な行動規範をベースにした統一的論理で説明しようとする物理学的アプローチが一般的である。一方で、本稿では知識表現の意味から行動現象記述を行うための「知的情報処理」の応用的方法について既存研究成果を中心に整理した。さらに、還元

主義的方法から行動記述の積み重ねから大局的な社会現象変化を解明する複雑系としてのアプローチを紹介した。この点から知られる具体的な知見は、以下のよう整理できる。

- ① ファジィ推論、ニューラルネットワークなどの「ソフトコンピューティング」手法は、個人の行動規範を規定するものではないが、実証的な行動記述モデルを構成する。これら各技術は有機的に結合することで、多様な現象記述が可能である。
- ② ファジィ性とランダム性は、現象の記述側面の相違であり、独立したモデル構成が可能である。したがって、行動解明に関しても、確率的表現とファジィ的表現を相互補完的に用いたハイブリッドモデルの有効性が示唆できる。
- ③ 知的情報処理を用いたモデル化手法は、必ずしも統計的なパラメータ推計が可能ではない。遺伝的アルゴリズムは、多様な構造モデルの最適化技法として利用可能で、関連モデルの実証的なデータからの同定可能性を示すものである。
- ④ 人工知能分野での機械学習の方法は、行動原理に関する知識獲得の有効な方法論としても利用可能である。また、基本的な表現技法の相違する機能学習から事例学習までの学習方法に応じて、異なる行動現象記述が可能である。
- ⑤ 特定の行動規範を用いる還元主義的方法から、複雑系として方法論の必要性が示された。人工生命型の行動シミュレーションを目指すことにより、個人行動と社会現象の間に発生する「創発」の観測可能性があることが示された。

本稿では、計算機工学分野で利用されている各種の知的情報処理の方法を紹介するとともに、交通行動記述への適用方法を提案した。いずれの方法も、人間の意思決定過程の具体的な表現形式を示しており、多様な行動規範を前提とした新たな行動モデルの方向性を知ることができると思われる。

謝辞： 本稿はワンデーセミナー「行動理論と土木計画」資料をもとに、当日の議論を踏まえて研究展望として、加筆・修正したものである。多数の問題提起と議論は本稿の課題整理に大いに参考となった。この点につきましては、セミナーの参加者・討論者に感謝の意を表します。また本稿の具体的な研究成果の紹介にあたっては、それぞれ該当の関連研究を遂行した岐阜大学大学院の水谷香織 (DC2)、高羽俊光 (MC2:現中日本建設コンサルタント)、林宏紀 (MC2) の諸兄にご協力いただいた。ここに記し併せて感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 坂和正敏, 馬野元秀, 大里有生編: ソフトコンピューティング用語集, 朝倉書店, 1996.
- 2) 秋山孝正: 知識利用型の経路選択モデル化手法, 土木計画学研究・論文集, No.11, pp.65-72, 1993.
- 3) 高羽俊光, 秋山孝正: ソフトコンピューティングを利用した目的地・交通手段選択モデルの作成, 土木計画学研究・論文集, No.17, pp.701-709, 2000.
- 4) Akiyama, T., Nakamura, K. and Sasaki, T.: Traffic Diversion Model on Urban Expressway by Fuzzy Reasoning, Selected Proceedings of the Sixth World Conference of Transport Research, LYON'92 Vol. II, pp. 1011-1022, 1993.
- 5) 秋山孝正, 高羽俊光, 水谷香織: ナビゲーションのための交通行動分析, 日本ファジィ学会誌, Vol. 11, No. 2, pp.205-214, 1999.
- 6) 秋山孝正: ファジィ理論を用いた道路交通流解析, 土木計画学研究・論文集, No.11, pp. 13-28, 1993.
- 7) 日本ファジィ学会編, 講座ファジィ③ ファジィ測度, 日刊工業新聞社, 1993.
- 8) Mizutani, K. and Akiyama, T.: A Logit Model For Modal Choice With a Fuzzy Logic Utility Function, Proceeding of the 2nd International Conference on Traffic and Transportation Studies, pp. 311-318, 2000.
- 9) Mizutani, K. and Akiyama, T.: A Descriptive Hybrid Model of Modal Choice with using Fuzzy Reasoning, Proceeding of the 4th Asian Fuzzy System Symposium, Vol.1, pp. 593-598, 2000.
- 10) 水谷香織, 秋山孝正: ファジィ推論型効用関数をもつロジックモデルに関する検討, 第 20 回交通工学研究発表会論文報告集, pp. 197-200, 2000.
- 11) 秋山孝正, 楊海, 高橋寛: ニューラルネットワークを用いた交通行動パターン分析, 交通工学, Vol. 28, No. 1, pp. 25-33, 1992.
- 12) Akiyama, T. and Mizutani, K.: Description of Travel Behaviour by Soft-computing Techniques, Research Report of The Faculty of Engineering Gifu University, No. 49, pp. 27-38, 1999.
- 13) Akiyama, T., Takaba, T. and Mizutani, K.: Soft Computing Approaches in Activity Based Analysis, Proc. of International Conference on Modeling and Management in Transportation, 1999.
- 14) 北野宏明編: 遺伝的アルゴリズム, 産業図書, 1993.
- 15) 坂和正敏, 田中雅博: 遺伝的アルゴリズム, 朝倉書店, 1995.
- 16) 廣田薫編著: 知識工学シリーズ1 知能工学概論, 昭晃堂, 1999.
- 17) 井庭崇, 福原義久: 複雑系入門, NTT 出版, 1998.
- 18) 馬場口登, 山田誠二: 情報系教科書シリーズ第 15 巻 人

- 工知能の基礎, 昭晃堂, 1999.
- 19) 前田隆, 青木文夫: 新しい人工知能 [発展編], オーム社, 2000.
 - 20) 馬野元秀: ID3, 日本ファジィ学会誌, Vol. 6, No. 3, pp. 502-504, ワンポイント講座, 1994.
 - 21) R.S. Michalski 他編, 電総研人工知能グループ訳: 知識獲得と学習シリーズ1 知識獲得入門 帰納学習と応用, 共立出版, 1987.
 - 22) 馬野元秀, 岡本宏隆, 鳩野逸生, 田村坦之, 河内二三夫, 梅津祐久, 木下淳一: ID3に基づくファジィ・ルールの抽出とその推論法, 第9回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 857-860, 1993.
 - 23) 日本ファジィ学会編: 講座ファジィ⑦ 知識情報処理とファジィ, 日刊工業新聞社, 1993.
 - 24) 長尾智晴: 最適化アルゴリズム, 昭晃堂, 2000.
 - 25) 生天目章: マルチエージェントと複雑系, 森北出版, 1998.
 - 26) ATR 進化システム研究室編: 人工生命と進化システム, 東京電機大学出版局, 1998.
 - 27) 塩沢由典: 複雑系としての経済と経済学, 日本ファジィ学会誌, Vol. 9, No. 1, pp. 21-29, 1997.
 - 28) 中山晶一郎, 藤井聡, 北村隆一: ドライバーの学習を考慮した道路交通の動的解析: 複雑系としての道路交通システム解析に向けて, 土木計画学研究・論文集, No. 16, pp. 753-761, 1999.
 - 29) 安田浩明, 秋山孝正: 学習過程に着目したファジィ経路選択モデルの構築, 第20回交通工学研究発表会論文報告集, pp. 217-220, 2000.
 - 30) 高木英至: 社会科学におけるシミュレーション研究の現状, 日本ファジィ学会誌, Vol. 11, No. 1, pp. 30-42, 1999.
 - 31) Epstein, M. J. and Axtell, R.: Growing Artificial Societies Social Science from the Bottom Up, The Brookings Institution, 1996. (服部正太, 木村香代子訳: 人工社会-複雑系とマルチエージェント・シミュレーション-, 株式会社構造計画研究所, 1999.)
 - 32) 石田亨, 片桐恭弘, 桑原和宏: 分散人工知能, コロナ社, 1996.

(2001. 2. 13 受付)

TRAVEL BEHAVIOUR ANALYSIS WITH INTELLIGENT INFORMATION PROCESSING

Takamasa AKIYAMA

Many approaches aim to estimate the overall transport condition with formulation of individual travel behaviour with rational assumption. Recently, the complex system has been proposed recently with contrasting to the reductionism. Soft computing and AI (Artificial Intelligence) approaches are introduced as computer technologies with use of human knowledge in the study. Since both approaches aim to create the decision system in the computer with human knowledge from the observation of the real phenomena, they can be called as "Intelligent Information Processing". Several applicable approaches to travel behaviour modelling in Intelligent Information Processing are introduced and their advantages are summarized. Finally, the applicability of behaviour simulation with Artificial Life approach to describe the phenomena of emergence is referred.