

## I-10 ファジィ的ニューラルネットワークを用いた追従走行モデルの構築

## Development of Car-Following Model by using Fuzzy Neural Network

井ノ口 弘昭                      河上 省吾                      荻野 弘  
Hiroaki Inokuchi              Shogo Kawakami              Hiroshi Ogino

【抄録】本研究では、車両1台1台の挙動を再現する微視的道路交通シミュレーションモデルのための追従走行モデルを構築する。まず、測量用GPS受信機を用いて車両の挙動を高精度に計測する手法を示した。そして、本手法を用いてモデル構築のためのデータ収集として走行調査を各属性の被験者を対象として行なった。次に、ファジィ的ニューラルネットワークを用いて運転者属性ごとに、加速度を被説明変数、走行速度および車間距離を説明変数とする追従モデルを構築した。その結果、従来線の線形追従理論と比較して適合度が高く、また各運転者属性による運転特性の違いを表現できた。

【Abstract】 In this research, the Car-Following model for the microscopic road traffic simulation is developed. First of all, we collect the Car-Following behavior data using the GPS receiver. Next, we adopt the theory of fuzzy neural network for the Car-Following model. As a result, fitness of the model was better than linear following theories and our model can explain the variation of driver's performance.

【キーワード】 追従走行モデル, 道路交通シミュレーション, GPS

【Keywords】 Car-Following Model, Traffic Simulation, GPS

## 1. はじめに

都市内の道路では、交通渋滞が発生し、道路機能の低下が見受けられる。これらは、時間のロスや精神的なストレスを通して人々の日常生活および産業活動に大きな影響を与えている。そこで、道路の新設・拡幅等のハードウェア的対策や、公共交通への転換・時差出勤の奨励等による交通需要マネジメント(TDM)、信号制御サイクル・スプリットの調整等の方策が考えられる。しかしながら、社会基盤である道路は作り替えが困難であることや、交通事故の危険がある、社会的に大きな影響を与える等の理由により、各方策の実施においては事前にその効果を十分に予測し、検討する必要がある。特に、近年ではよりミクロな視点で交通状況を把握することが重要な課題となってきた。

微視的道路交通モデルの重要な要素として追従走行状態の挙動を表す追従理論の研究が従来より行われている。Chandlerら<sup>1)</sup>は、運動方程式を用いて、加速度は、 $T$ なる反応遅れ時間を伴って先行車との速度差に関係すると仮定した線形モデルを示した。その後、Gazisら<sup>2)</sup>、Mayら<sup>3)</sup>により線形モデルをより一般化した非線形モデルが示された。また、岩崎ら<sup>4)</sup>は試験走路においてヘリコプターからカメラで撮影して解析し、車両の追従挙動を明らかにした。大口ら<sup>5)</sup>はファジィ推論を用いた追従挙動モデルを示した。しかしながら、近年の高齢化の伸展等により自動車運転者の運転特性のばらつきが以前に増して大きくなっていると考えられるが、既存の追従走行モデルでは個人の運転特性を考慮したものは、ほとんどないのが現状である。交通渋滞は、交通量が道路の交通容量を越えた場合に

連絡先: 名古屋大学大学院 工学研究科 土木工学専攻 社会資本計画学講座

〒464-8603 名古屋市千種区不老町, Tel 052-789-3730, E-mail: inokuchi@civil.nagoya-u.ac.jp

発生するが、道路の交通容量は道路条件・交通条件に加え、運転者の特性に依存すると考えられる。従って、渋滞のメカニズムを解明する場合は、運転特性が重要であり、個人の運転特性を考慮した追従走行モデルの開発が必要となってきた。

本研究では1台1台の車両の挙動を再現するシミュレーションモデルに適用するため、個人の運転特性を考慮した追従走行モデルを開発することを目的とする。まず、追従走行モデルを構築するためのデータ収集として自動車走行調査を行なう。なお、走行調査では測量用GPS受信機を用いて行なうこととした。次に、走行調査で得られたデータを用いてファジイ的ニューラルネットワークにより追従走行モデルの構築を行なう。

## 2. 測量用GPS受信機を用いる利点と欠点

GPS衛星は米国国防省により24個打ち上げられており、高度約20,000kmの円軌道を、一周約12時間で回りながら地上に電波を送っている。GPSは複数のGPS衛星からの電波を受信機で受信することにより位置を求めるシステムである。GPSによる位置決定法には、単独測位と相対測位とがあり、それぞれ精度は図-1の通りである<sup>9)</sup>が、本研究では2台の車両の相対距離を数10cmの精度で求める必要があるため、現在カーナビゲーションシステムで用いられつつあるDifferential-GPSでも不十分である。そこで、本研究ではキネマティック干渉測位を応用した方法を考案した。本来、キネマティック干渉測位法は1台の受信機を測量の基準点となるべき点に固定し、もう1台の受信機を常に受信しながら測点を順次移動しつつ1点あたり1分間前後計測する手法である。ここでは、移動中も常に電波を受信し続けているという点に注目した。データの取り込み間隔は、ここでは1秒間隔とする。この設定した時間間隔で受信した地点すべて

単独測位	C/Aコード利用	精度 100m
	Pコード利用(非公開)	精度 16m
相対測位	Differential-GPS	精度 2~3m
	スタティック干渉測位	精度 1~2cm
	キネマティック干渉測位	精度 1~2cm

図-1 GPSによる位置決定法の分類

を測点とみなし、計算を行なうことによって各車両の軌跡を求めることとした。

本手法は従来の研究において一般的に用いられているビデオカメラによる方法<sup>7)</sup>、レーザー距離計を用いた方法<sup>8)</sup>と比較すると、機材が高価であり、衛星の状態により計測可能時刻が限られる、扱いが煩雑である、リアルタイムでデータを得ることが出来ないという欠点を持つが、走行位置が分かること、タイヤと路面との滑りがなく、安定した計測が行なえること、前後車両の時刻による同期がとれること、測定精度が非常に高いこと、三次元の座標値が得られるため、勾配等も求めることが出来るという利点を持つ。

GPS受信機はSOKKIA製GSS1Aを用いた。主な仕様を表-1に示す。本計測法の精度試験を行なうために、同一車両に2台のGPS受信機を約4m離して設置し、最大時速60km/hで走行を行なった。また、別の走行解析装置(YAZAKI製YAZAC-5064)により走行速度の計測を同時に行った。観測条件を表-2に、その結果を図-2、図-3に示す。距離についての誤差は3cm以内に収まっており、このため速度も理論的に0.01km/hのオーダーで非常に精度良く求められることが分かった。走行解析装置の結果と比べても走行

表-1 GPS受信機(SOKKIA GSS1A)の仕様

受信帯域	L1帯(1575.42MHz)
受信チャンネル数	8
観測種類	スタティック測量 キネマティック測量
精度(基線精度)	
スタティック測量	±(5+2ppm×D)mm
キネマティック測量	±(20+2ppm×D)mm (Dは測定距離,単位はmm)
データ記録時間	74分(512KBメモリーカード使用)

表-2 精度試験時の観測条件

受信衛星数	5
GDOP <sup>注1)</sup>	4~5
基準点との距離	最大670m
アンテナ間の距離	396.8cm

注1) Geometrical Dilution Of Precision

衛星の位置関係が観測に適しているかを示す指数で、値が小さいほど測定精度は向上する。通常、5以下であれば支障がない。

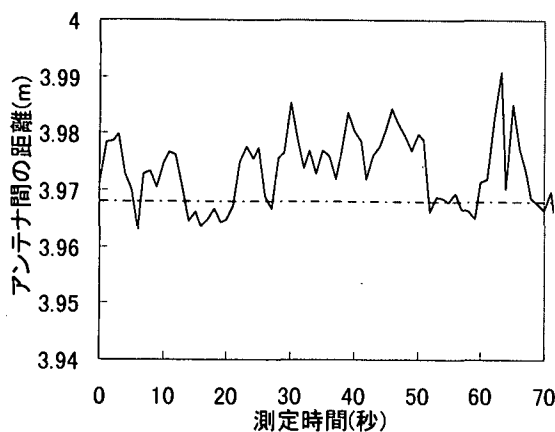


図-2 時系列のアンテナ間距離

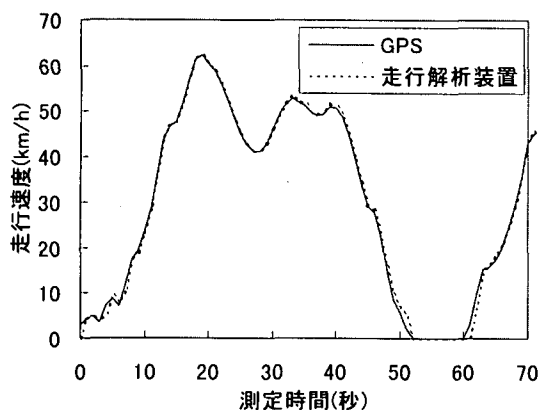


図-3 時系列の走行速度

速度はほぼ一致しており、十分実用的であることが実証された。

### 3. 追従走行モデル構築のための走行調査

車両走行挙動のモデル化を行うために、一般道路上での追従走行状態での走行データを得る目的で調査を行った。車種区分については、道路交通法と道路運送車両法とはその定義は異なるが、ここでは道路運送車両法に示される小型自動車(総排気量が 2.00 リットル以下、自動車の長さ 4.70m 以下、幅 1.70m 以下、高さ 2.00m 以下)を普通車、普通自動車(小型自動車、軽自動車、大型特殊自動車及び小型特殊自動車以外の自動車)を大型車と呼ぶこととする。調査は、日常的に自動車を運転している 7 名の被験者を対象とした。また、調査に使用する車両は大型車については最大積載量が 4,250kg のトラック(レンタル車両)、普通車については被験者の所有する車両を用いて行った。

調査は、次に示す方法で行った。まず、図-4 に示

すように、基準点・先導車・被験者車両に GPS 受信機を設置する。なお、GPS アンテナはマグネットを用いて車両の屋根に取り付けた。あらかじめ正確な座標値を求めた出発点から、先導車は速度を 10km/h から 60km/h まで変化させながら走行し、被験者車両は先導車の後ろを走行し、1 秒毎に GPS 観測データをメモリカードに記録する。測定終了後に測定データを解析ソフトウェア(自作プログラムと SOKKIA 製 GSPRO-1 plus)を用いて解析し、1 秒毎に各車両の 3 次元座標値を求め、この座標値から走行速度・加速度・車間距離などを計算する。

調査場所は他の交通の影響をほとんど受けず、また衛星からの電波の受信の障害になる建造物のない場所として、図-5 に示す愛知県海部郡弥富町富浜緑地周辺とし、富浜緑地駐車場内に基準点を設け、出発点とした。また、測定距離は周回・折り返しも含めた約 12.5km とした。なお、測定基準点はあらかじめ GPS によるスタティック測量を行い、点を設置した。

本調査は衛星からの電波の受信状態に左右されるため、あらかじめ各 GPS 衛星の軌道を計算しておき、受信可能衛星数が 7 以上でかつ、GDOP の値が 5 以下の時間帯を選んで調査を行った。

走行調査では、1 被験者当たり 20 分以上の調査のため、1,200 以上の各車両の座標データが得られ、また走行速度もばらつきをもっており、追従挙動を解析するのに十分なデータが得られた。

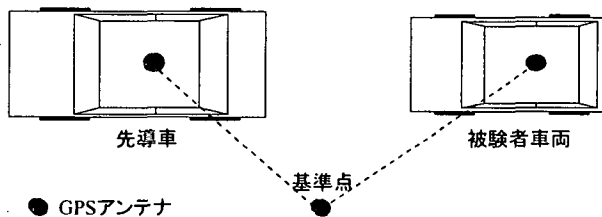


図-4 走行調査方法

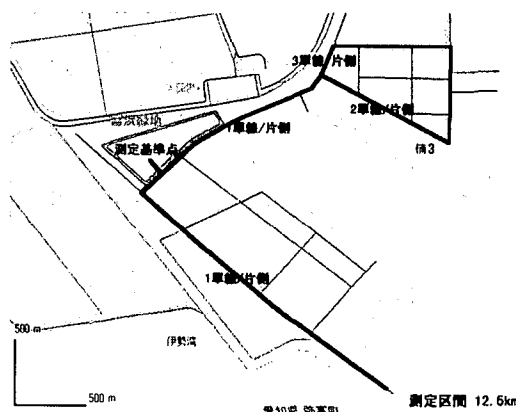


図-5 走行調査実施経路

#### 4. ファジィ的ニューラルネットワークを用いた追従走行モデル

##### 4. 1 追従走行モデルの概要

ここで述べる追従走行モデルは、前車の影響を受ける場合の後続車の加速度を決定するためのモデルである。運転者は通常、前に走行している車両2台、左右を走行している車両、後ろを走行している車両の計5台の状況を把握しながら運転すると言われているが、ここでは簡単化のため、前に走行している車両1台のみの影響を考え、加速度を決定する。

ここでは、3章で行った走行調査を基にして、運転者の属性別に追従走行モデルを構築していく。

##### 4. 2 ファジィ的ニューラルネットワークについて

運転者は自動車を運転する際に、「走行速度が〇〇km/h、車間距離が××mであるので、 $\Delta\Delta\text{m/s}^2$ で加速しよう」とはあまり考えず、「走行速度が少し遅く、車間距離がかなり開いているので、少し加速しよう」などと考えてアクセル・ブレーキ操作を行うのが一般的であろう。追従走行モデルでは運転行動を行動論的に再現する必要があるため、ここでは人間の持つあいまいな制御アルゴリズムを言語的表現のままに取り扱うことが出来るファジィ理論を使用してモデル化を行う。しかしながら、ファジィ理論では制御アルゴリズムを正確に把握することは非常に困難であるという欠点を有するため、ファジィ理論のみの本モデル化への適用は難しい。

これに対してニューラルネットワークは神経細胞を工学的にモデル化したものであり、教師データを与えて学習を行うことにより、望ましい入出力関係を実現するモデルである。これにより、知識を自動的に獲得することが出来るが、その知識はシナプスの結合荷重として分散記憶されるため、その特性を定性的に把握することが難しいということが問題である。また、ニューラルネットワークの構造は、分析者が自由に設定できるが、これが学習の収束性、汎化能力に影響を与えることも問題の1つである。

近年、ファジィ理論とニューラルネットワークとを融合したファジィ・ニューラルネットワークに関する研究が注目され、数多くの手法が提案されている。本モデル化においては、この中のファジィ的ニューラル

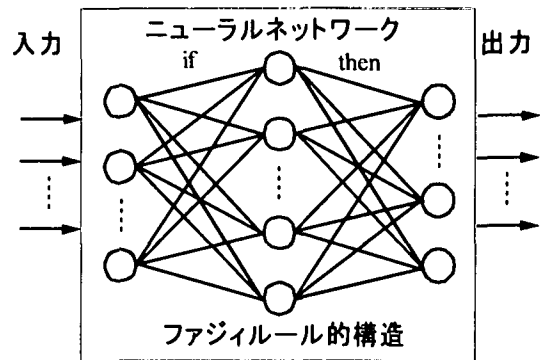


図-6 ファジィ的ニューラルネットワーク

ネットワークを用いる。これは、図-6 に示すファジィ推論の構造を持つニューラルネットワークである<sup>9)</sup>。モデルとしてはニューラルネットワークのみを用いているが、学習後の出力値は、ファジィ制御の推論値を表す。このモデルは、通常のニューラルネットワークと同様に所望の入出力関係を自動的に同定できるだけでなく、学習結果をファジィルールとしてわかりやすく表現できるという特徴を持つ。本モデル化においては、各運転者属性間でメンバーシップ関数を比較することにより、運転特性を把握できるという利点がある。なお、ファジィ理論、ニューラルネットワークは交通工学の分野においても、しばしば用いられている手法である<sup>10)</sup>。

##### 4. 3 追従走行モデル構造

追従走行を行う際は、自車速度・前車速度・車間距離・前車加速度・前車の車種および運転者・路面状態など、様々な要因を総合的に判断してアクセル・ブレーキの操作を行っていると考えられる。従来の追従理論においては前後車両の速度差(線形関係)・車間距離(非線形関係)・走行速度(非線形関係)を説明変数としているものが多い。しかしながら、微視的道路交通シミュレーションへの適用の際は、加速度の誤差が速度差に大きな影響を与え、シミュレーションの再現性が低下するため、1秒前の走行速度と車間距離とを用いて、追従走行モデルの構築を行うこととした。ここで、1秒前の速度・車間距離を用いた理由は、運転者の反応遅れ時間を考慮するため<sup>11)</sup>である。

モデル化に際して、まずファジィルールを設定する必要がある。ここでは、各説明変数、被説明変数でメンバーシップ関数を High, Middle, Low の3種類設定した。従って、ファジィルールは9通り設定され

表-3 ファジイルール一覧

X \ Y	Short	middle	large
low	Rule1	Rule2	Rule3
	Middle	High	High
middle	Rule4	Rule5	Rule6
	Low	Middle	High
high	Rule7	Rule8	Rule9
	Low	Low	Middle

る。速度を X, 車間距離を Y, 加速度を Z とすると, ルール 1 は,

if(X is low) and (Y is short) then (Z is middle).

とする。その他のルールは表-3に示す。

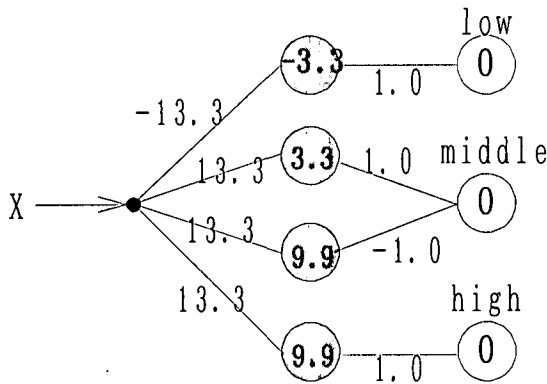
一般にファジイ推論の計算手順は次の通りである。

- ①前件部(ファジイルールにおける if-の部分)メンバーシップ関数値を求める
- ②各ファジイルールの前件部適合度を求める

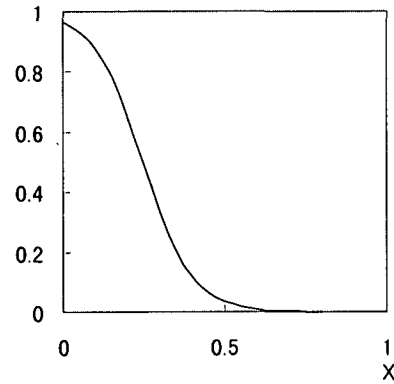
③後件部(ファジイルールにおける then-の部分)出力推定値を求める

そこで, このファジイ理論を実現するニューラルネットワーク構造もこの手順で行うように構築する<sup>12)</sup>。  
①の前件部メンバーシップ関数は 2 層のニューラルネットワークで表現する。low, short の各メンバーシップ関数は単調減少のため, 1 つのシグモイド関数をもつニューロンで近似する。high, large の単調増加の各メンバーシップ関数についても 1 つのニューロンで近似する。middle の三角型メンバーシップ関数は 2 つのニューロンを使用して, 単調増加のメンバーシップ関数と単調減少のメンバーシップ関数を足し合わせて近似する。これらは, シナプス結合荷重, しきい値の初期値で関数形の初期値を定める。これらを図-7に示す。

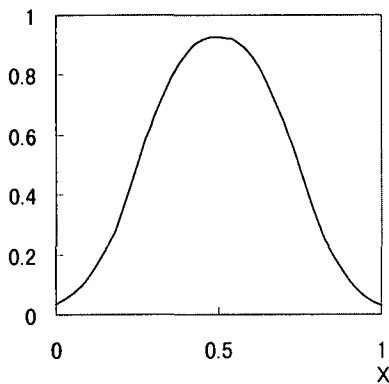
求められた前件部メンバーシップ関数値をファジイルールに従い, 第 3 層に入力する。この出力値が計算手順②の各ファジイルールの前件部適合度となる。また, 第 3 層と第 4 層との間の結合荷重が各ファジ



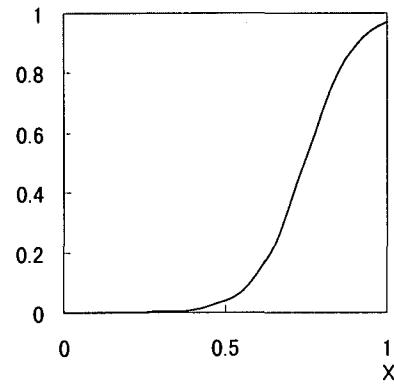
前件部メンバーシップ関数の構造



low, short のメンバーシップ関数



middle のメンバーシップ関数



high, large のメンバーシップ関数

図-7 ニューラルネットワークによる前件部メンバーシップ関数

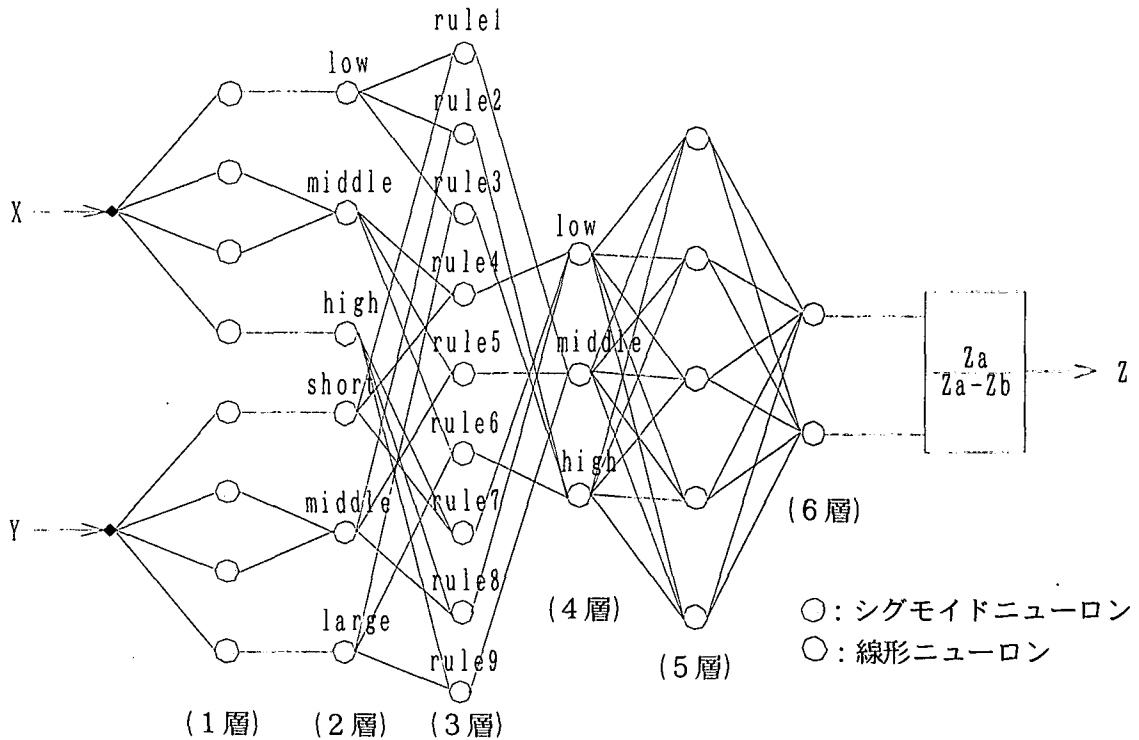


図-8 追従走行モデルのニューラルネットワーク構造

イルールの重要度を示す。

前件部適合度をファジィルールに従い、線形積和演算および重心計算を行うことにより出力値  $Z$  を求める。5層目の各ニューロンは出力変数  $Z$  の座標上にとられた点に対応させている。ここでは、ニューロンを5つ用いて  $Z=0.0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0$  における値を計算するようにした。例えば、low から出ている5本のシナプス結合荷重の値は、各  $Z$  の点でのメンバーシップ関数 low のグレードを示している。従って、適切な結合荷重の初期値を与える事により、出力値が求められる。

以上の計算を行うニューラルネットワークを図-8に示す。なお、計算の際は教師データより速度、車間距離、加速度のそれぞれの最大値、最小値をあらかじめ求め、 $X, Y, Z$  の値はこの最小値と最大値の間で  $0 \sim 1$  に正規化した値を用いる。

本研究で構築したニューラルネットワークは、6層から構成されているが、シグモイド関数を使用しているニューロンは2層のみであり、通常の3層程度のニューラルネットワークと比較して、処理速度などは劣らないと考えられる。

#### 4.4 追従走行モデル推定結果

走行調査で得られた各被験者のデータを教師データとして与え、誤差逆伝播アルゴリズムにより学習を行い、加速度の推定を行った。学習の際は、過学習による汎化能力の低下を防ぐため、途中でテストデータを用いて性能を調べ、この性能が低下する時点で学習を終了する方式をとった。

例として図-9に60歳以上女性の被験者の観測値と推定値との関係を示す。また、従来モデルとの比較を行なうために、線形追従理論を用いて加速度の推定を行なった。線形追従理論は次式で示される。

$$\ddot{x}_{n+1}(t+T) = \lambda [\dot{x}_n(t) - \dot{x}_{n+1}(t)],$$

where  $x_n$  :  $n$ 番目の車両の位置, (1)  
 $T$  : 運転者の反応遅れ時間,  
 $\lambda$  : 係数.

この線形追従理論による観測値と推定値との関係を図-10に示した。ファジィ的ニューラルネットワークによるモデルでは、 $R^2$  値は  $0.35 \sim 0.60$  となり、線形追従理論による推定結果と比較しても良好な推定を行っていることがわかった。次に、同被験者の走行速度  $10\text{km/h}$ 、車間距離  $5\text{m}$  毎に加速度を推定した結果を図-11に示す。

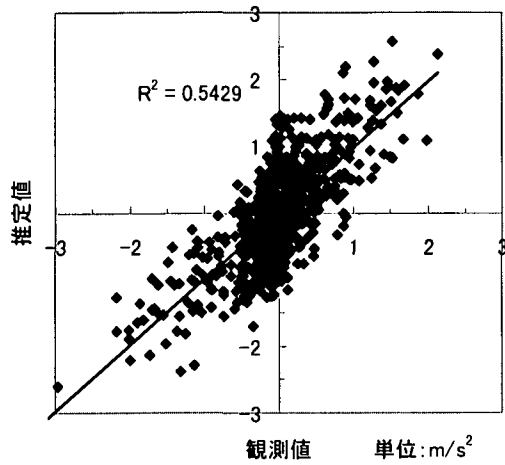


図-9 本モデルによる加速度の観測値と推定値との関係 (60歳以上女性運転者)

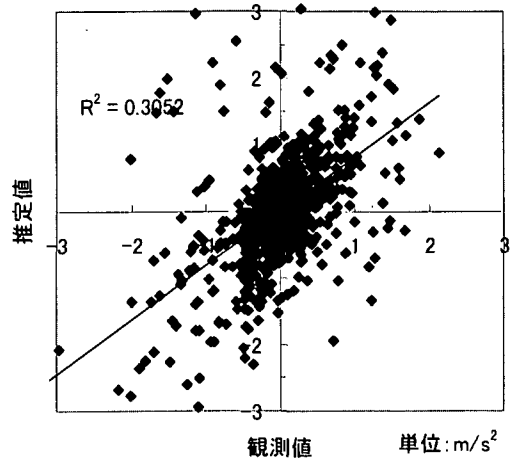


図-10 線形追従理論による加速度の観測値と推定値との関係 (60歳以上女性運転者)

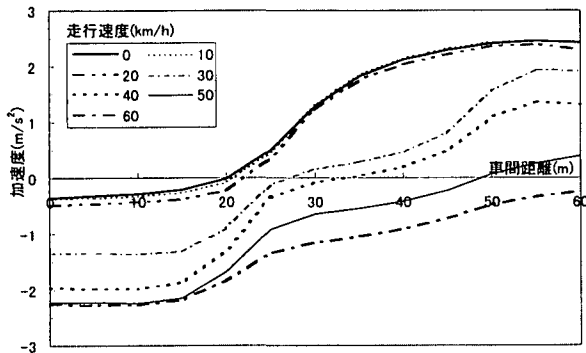


図-11 本モデルによる加速度の推定値 (60歳以上女性運転者)

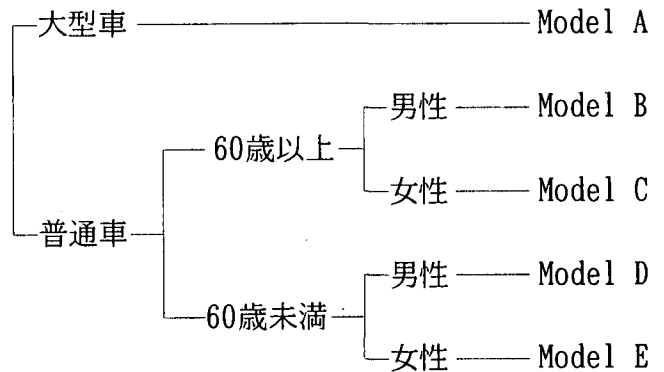
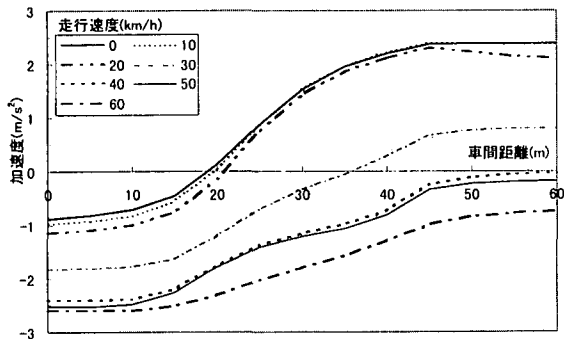
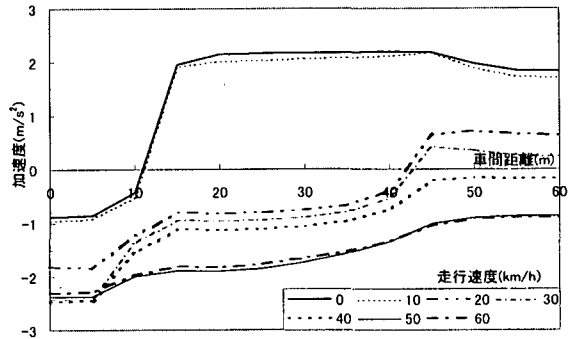


図-12 追従走行モデル属性別分類



Model B 60歳以上男性群



Model D 60歳未満男性群

図-13 各モデルにおける加速度の推定値

各被験者について図-12に示す分類を行い、属性別にデータをプールしてモデル化を行った。ここでは紙面の制約より、Model B, Model Dについて走行速度10km/h、車間距離5m毎に加速度を推定した結果を図-13に示す。60歳未満の運転者であるModel D,Eでは、ある車間距離の範囲では加速・減速がほぼ一定である傾向が見られたが、60歳以上の運転者であるModel B,Cでは見られなかった。これは、60

歳未満の運転者は「ここまでの車間距離は保持しよう」と明確にしきい値を定めているのではないかと考えられる。自動車運転シミュレータを用いた高齢運転者のカーブでのハンドル操作に関する研究<sup>13)</sup>では、高齢運転者はやや不安定なハンドル操作をしており、曲率半径の認識が弱いという結果が出ており、車間距離についても同様の事が言えるのではないかと考えられる。

## 5. 結論と今後の課題

本研究では、微視的道路交通シミュレーションのための追従走行モデルの構築を行なった。まず、追従走行挙動を解析するための走行調査を測量用 GPS 受信機を用いて行う方法を示し、運転者属性の異なる 7 名の被験者を対象として調査を行なった結果、非常に精度の高いデータを得ることが出来た。次に、ファジイ的ニューラルネットワークを用いて、加速度を被説明変数、1 秒前の走行速度および車間距離を説明変数とする追従走行モデルを構築した。走行調査で得たデータを教師データとして与え、学習した結果、従来のモデルより適合度が高くなった。また、車間距離に対する認識の違い等、各運転者属性間に違いが見られた。本モデルを微視的道路交通シミュレーションに組み込むことにより、各種の交通政策の評価、メカニズムの解明をより精緻に行なうことが可能であると考えられる。

今後の課題としては、次のことがあげられる。走行調査では、運転者属性を考慮して行ったが、被験者数がやや少ないため、定量的な把握が不十分である。今後、より多くの運転者の調査を実施し、追従走行モデルを改良していく必要がある。また、本研究においては追従走行モデルにおける加速度の説明変数として速度・車間距離を用いた。しかしながら、運転行動のメカニズムは非常に複雑であり、これら 2 つの要因から説明しきれない部分が存在する。従って、運転行動のメカニズムを分析し、相対速度や周囲の車両の影響が加速度にどのような影響を与えるのかを考察する必要がある。また、説明変数を増やすことにより、より精緻なモデルになると考えられるが、ファジイルールが増加し、ニューラルネットワーク構造が複雑になり、処理速度にも問題がある。そこで例えば、前件部メンバーシップ関数の構造を 2 段階のネスト型ネットワーク構造にするなど、ネットワーク構造の簡略化について検討を行う必要がある。

## 謝辞

走行調査では(株)サンデリカ名古屋事業所の方々の多大なるご協力を頂きました。ここに記して深く感謝の意を表します。

## 参考文献

- 1) R.E.Chandler, R.Herman, E.W.Montroll : Traffic Dynamics: Studies in Car Following, Operations research, Vol.6, 1958, pp.165-184.
- 2) Denos C.Gazis, Rebert Herman and Richard W.Rothery : Nonlinear Follow-the Leader Models of Traffic Flow, Operations research, Vol.9 No.4, 1961, pp.545-567.
- 3) Adolf D. May, JR., Hartmut E. M. Keller : Non-Integer Car-Following Models, Highway Research Record, No.199, 1967, pp.19-32.
- 4) 岩崎征人, 越正毅, 大蔵泉 : 試験走路における車両の追従特性, 土木学会論文報告集第 336 号, 1983.8, pp.193-198.
- 5) 大口敬, 越正毅, 桑原雅夫, 赤羽弘和 : ファジイ推論を用いた車両の追従挙動モデル, 土木計画学研究・講演集, Vol.13, 1990, pp.221-228.
- 6) 土屋淳 : やさしい GPS 測量, 日本測量協会, 1991.
- 7) 中村英樹, 桑原雅夫, 鈴木隆, 越正毅, 赤羽弘和 : 首都高速道路織り込み区間での交通流観測と運転挙動解析, 土木計画学研究・講演集, Vol.12, 1989, pp.61-67.
- 8) 赤羽弘和, 大庭孝之, 桑原雅夫, 越正毅 : 車両の走行挙動計測システム, 土木計画学研究・講演集, Vol.11, 1988, pp.63-70.
- 9) 甘利俊一, 向殿政男 : アドバンスト・エレクトロニクス・シリーズ II-1 ニューロとファジイ, 培風館, 1994.
- 10) Mark Dougherty : A Review of Neural Networks Applied to Transport, Transportation Research -C, Vol.3, No.4, 1995, pp.247-260.
- 11) 坂東昌子, 長谷部勝也, 中西健一, 中山章宏 : 交通流における車の運動の時間的遅れについて, 第 3 回交通流のシミュレーションシンポジウム講演概要集, 1996, pp.38-43.
- 12) 前掲 9)
- 13) 井ノ口弘昭 : 自動車運転シミュレータによる高齢者の運転特性分析, 土木学会中部支部研究発表会講演概要集, 1996.3, pp.617-618.