

車両追従モデル構築に利用する簡易模擬データの提案

王 維 恩[†], 板 倉 直 明[†] 本 多 中 二[†]

我々はファジィニューラルネットワークを用いて、実測データを学習するだけで、車両追従が再現できるモデルを提案した。しかし、その車両追従モデルは実測データに依存するため、交通シミュレーションへ応用するには、どのくらい、そしてどのような実測データを用意する必要があるのかが問題となる。実際の運転においては、車両の最大速度や加減速範囲が道路状況や交通信号などの交通状況に制限される。一方、先行車速度の追従車への伝播遅れ時間は運転個性によって違う。さらに、実交通では交通信号などの交通状況の影響で、「停止・加速・減速・停止」のような速度変化が多い。本研究では、以上のような特性に注目し、速度変動がサイン波状である簡易模擬データを提案した。そして、実測データの代わりに簡易模擬データによって、車両追従モデルを構築する可能性を検討する。

Proposal of Simple Hypothesis Data Utilized in Process of Constructing Car-following Model

WEIEN WANG,[†] NAOAKI ITAKURA[†] and NAKAJI HONDA[†]

By using the Fuzzy Neural Network (FNN), a car-following model can be built to represent the actual driving. However we have a problem how many, and what kind of actual data we should prepare for simulating practical traffic because the car-following model rely on the actual data. In the actual driving, the maximum speed or the range of acceleration for cars is limited by road conditions and traffic signals, while the time lag of speed between the preceding and the following cars is different from the character of drivers. Moreover, there is variety of the speed just as stop, acceleration, deceleration, and stop in the actual driving. In this research, we propose simple hypothesis data in which the variation of speed of the car is like sinusoidal wave because we pay attention to the above characteristics. And we discuss the possibility for constructing the car-following model by the simple hypothesis data instead of the actual data.

1. はじめに

近年、都市部における慢性的な交通渋滞および環境問題が大きな社会問題となっている。その対策を多様な条件の下で検討・評価するため、コンピュータによるシミュレーションの重要性が高まり、世界各国で様々な道路交通シミュレータが提案・開発されてきた^{1)~8)}。

これまでに提案されてきたシミュレータは、モデル化のアプローチの違いから巨視的手法と微視的手法に大別できる。前者は交通流を流体としてとらえモデル化する手法で、後者は車両1台1台の挙動を扱うモデル化の手法である。

市街地での車両挙動は、道路（レーン、幅）や交差点形状、信号サイクルなどの様々な交通要素に影響さ

れ、同一車両でも、位置やタイミングによって、運転動作が違ふ。このため、複雑な交通環境での交通の流れをシミュレートするには、微視的な視点から、車両1台1台の挙動をモデル化する必要がある。しかし、数多くのミクロモデルでの道路交通シミュレータでは、様々な運転挙動に対し、その動作を直接表現しようとするため、個別の運転動作モデルを構築した⁹⁾。それらの運転動作モデルは、パラメータの推定が複雑で、速度や車間距離の値によって適応範囲が制限され、ばらつきが大きい¹⁰⁾。その結果、モデルの操作性や分かりやすさを損なうことだけでなく、運転特性が交通流全体に与える影響を実際に評価するのも難しくなる。

そこで、我々は Fuzzy Neural Network (FNN) を運転モデルに取り込むことで、運転動作モデルを人間（モデル設計者）の経験から与えるのではなく、実測データを学習させることによって、車両追従を再現することができた¹¹⁾。しかし、運転モデルの構築は実測データに依存するため、様々な交通環境に合わせるに

[†] 電気通信大学

The University of Electro-Communications

現在、日立製作所

Presently with Hitachi, Ltd.

は大量の実測データを用意しなければならない。また、道路交通シミュレーションで渋滞緩和策の適用効果を事前評価しようとする場合、施策後の交通環境は仮想なので、実測データの用意ができない。そのため、適切な運転モデルを構築するのは大きな課題となる。

一方、我々は先行研究で、車両追従のメカニズムを考察するために、「追従＝先行車に衝突しない運転」であるという前提に基づいて、先行車非衝突条件を考慮した車両追従のモデル化を提案している¹²⁾。そして、いくつかの車両追従の特徴が存在することが明らかにされた。

そこで、我々はそれらの特徴を利用し、

- 1 車両追従特性の定式化による簡易模擬データの提案、
 - 2 車両追従実測データの代わりに簡易模擬データを学習データとする車両追従モデルの構築、
- を試み、簡易模擬データの可能性、有効性について検討する。

2. 実データを用いた車両追従モデルの構築

人間が行う日常の運転動作の中でも大きな割合を占めるのが追従運転であり、かなり以前から車両追従のモデル化に関する研究は行われている。しかし、複雑な交通環境での運転挙動を精緻にモデル化することは難しい。そこで、我々は実交通から取得した人間の運転挙動データを用い、車両追従のモデル化を提案した。

車両追従データが与えられた場合には、そのデータから車両追従モデルを構築する。我々はこの車両追従モデルの構築にファジィニューラルネットワークを用いることを提案しており、これを追従 FMV (Fuzzy Model Vehicle) と呼んでいる。実測データを学習することによって、パラメータの設定を自動化、精緻化できるだけでなく、学習結果に実測データの車両走行特性を保持することもできる。

モデル化の手順は、対象となる車両追従実測データから得られた先行車および追従車の加速度、速度、車間距離（本研究では、先行車車尾と追従車車頭との距離を用いる）などを入力信号としてニューラルネットワークに与え、次時点の追従車加速度を教師信号として与える。これをバックプロパゲーション法によってニューラルネットワークに学習させることによってモデリングを行う。また、複数のニューラルネットワークの出力を交通状況に応じてファジィ的に使い分けられるようになっている。その概要を図 1 に示す。

上記の方法で、車両追従実測データとして、甲州街道（国道 20 号）で計測した「停止・発進・停止」の

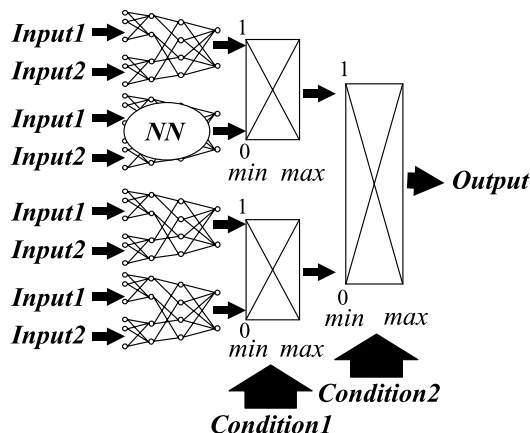


図 1 場合わけを考慮したニューラルネットワーク

Fig. 1 FNN distinguished from some conditions.

表 1 実測データから構築された車両追従モデルを用いたシミュレーションの車間距離誤差

Table 1 The error of car gap in the simulation for car-following models built by actual data.

		絶対誤差 [m]		相対誤差
		平均値	最大値	平均値
	Data01	0.84	4.9 (6.8)	9%
	Data02	2.04	8.5 (18.6)	13%
	Data03	2.93	14.8 (19.8)	18%
	:	:	:	:
	Data45	1.72	7.5 (7.6)	18%
	Data46	3.94	16.8 (36.1)	19%
	Data47	1.06	3.1 (4.4)	14%
47	Min.	0.23	0.9 (15.1)	3%
結	Max.	4.46	16.8 (36.1)	26%
果	Ave.	1.01	3.91	10%

全 47 個ファイル、計 3474 [s] の先行車・追従車速度と車間距離データを用意し、その実測データを用いて 47 個の車両追従モデルを構築した。それらの車両追従モデルを用いて、それぞれの構築に用いられた実測データの先行車への追従シミュレーション結果を表 1 に示す。

表 1 に示したのは、それぞれの追従シミュレーション車間距離と実測データ車間距離との絶対誤差（両者誤差の絶対値）の平均値および最大値（括弧内の値は絶対誤差が最大時の実測車間距離）である。また、参考として相対誤差（前記絶対誤差の実測車間距離に占めるパーセンテージ）の平均値も表 1 に示した。上記結果のうち、絶対誤差の平均値については最小 0.23 [m]、最大 4.46 [m]、全体平均 1.01 [m] と、実測データに近い結果が得られた。その結果から、車両追従モデルの構築にニューラルネットワークを用いることで、実測データを用意するだけで、複雑なパラメータの推定の

表 2 学習データの違いによる車間距離誤差の比較

Table 2 Comparison of the error of car gap with the difference of the number of training data.

先行車 \ 学習モデル	Data01 学習	Data08 学習
Data01	4.9 [m] (6.8 [m])	144.3 [m] (3.6 [m])
Data08	18.3 [m] (1.2 [m])	1.6 [m] (8.8 [m])

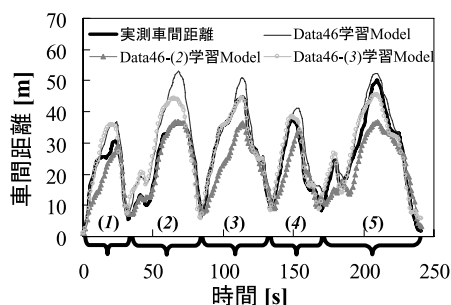


図 2 学習データの数による車間距離の比較

Fig. 2 Comparison of car gap with the number of training data.

必要もなく、車両追従モデルの構築ができると考えられる。

一方、表 2 (括弧内の値は絶対誤差が最大時の実測車間距離) で示すように、実測データ Data01 の先行車への追従シミュレーションでは、実測データ Data01 を学習した車両追従モデル (Data01 学習モデル) の車間距離の最大絶対誤差は 4.9 [m] であるのに対し、実測データ Data08 を学習した車両追従モデル (Data08 学習モデル) の車間距離の最大絶対誤差は 144.3 [m] である。逆に、実測データ Data08 の先行車への追従シミュレーションでは、Data08 学習モデルの車間距離の最大絶対誤差は 1.6 [m] であるのに対し、Data01 学習モデルの車間距離の最大絶対誤差は 18.3 [m] である。

これは、学習データ数の少ないことが原因で、異なる運転を行う先行車への対応ができないためであると考えられる。また、実交通では、速度や車間距離などの値が同じであっても、置かれている運転状況が異なれば、その意味合いも異なる。そこで、学習データとなる実測データの数を増やすだけでモデルの精緻化につながるかどうかを検討する必要がある。

データ数とシミュレーション誤差との関係を調べるために、図 2 に示したように、実測データ Data46 を 5 つに分割し、Data46 全データ (242 [s]) を学習した車両追従モデル (以下 Data46 学習 Model と呼ぶ) と Data46 の (2) 部分 (54 [s]) あるいは (3) 部分 (50 [s]) のデータだけを学習した車両追従モデル (以下それぞれ Data46-(2) 学習 Model, Data46-(3) 学習 Model

と呼ぶ) とのシミュレーション結果を比較した。

実測データ Data46 先行車の全データへの車両追従シミュレーションでは、Data46 学習 Model を用いた場合、シミュレーション車間距離の最大絶対誤差は 16.8 [m] である。それに対し、Data46-(2) 学習 Model と Data46-(3) 学習 Model を用いた場合、実車間距離との最大絶対誤差はそれぞれ 13.4 [m] および 9.2 [m] である。

その結果から、必ずしも、学習データ数が多いほど実データに近いシミュレーション結果が得られるとは限らないことが分かる。

図 2 をさらに詳しく見ると、Data46-(2) 学習 Model のシミュレーション結果では、(2) の部分において実測車間距離に近い結果 (最大絶対誤差 2.5 [m]) が得られたが (3), (4), (5) の部分では、大きく離れていること (最大絶対誤差 13.4 [m]) が分かる。一方、Data46-(3) 学習 Model のシミュレーション車間距離は、(2) の部分の実車間距離と大きく (最大絶対誤差 9.2 [m]) 離れているものの、逆に (3), (4), (5) 部分での誤差は小さい (最大絶対誤差 6.6 [m]) ことが分かる。その違いは、「車両追従」学習データに「脇見運転・漫然運転」などのような「車両追従以外」のデータが入っているか、それとも交通環境の変化が車両走行にもたらした影響なのかを判断できない。そのため、「車両追従」のできる「車両追従モデル」を構築するには、「不必要な (追従以外) 複雑性」を排除する必要がある。

また、実交通での車両追従は千差万別で、「汎用性」の高い車両追従モデルを構築するには、様々な交通状況の網羅したデータを FNN に学習させる必要がある。しかし、学習したデータの量が必ずしも網羅した交通状況の種類に比例するとは限らないため、学習データの数が多くても、Data46 の (3), (4), (5) の部分のような似た交通状況で計測されたデータなら、モデルの「汎用性」向上につながるとはいえない。

一方、道路交通シミュレータ開発の目的は、実交通とまったく同じように再現することではなく、交通渋滞の原因を取り除くために、その調査対象とする場所の、信号サイクルの変更、道路構成の変更 (右折レーンの新設、追い越し車線の付加)、時間的に交通流制限などの改良策を適用した場合に、どのくらいの効果があるか、あるいはその改良策によって別の箇所に問題が起こるのかを事前チェック・評価するである。そのため、車両追従モデルは実交通環境での多様な運転挙動を再現する必要があるものの、実走行車とまったく同じ振舞いを再現しなくても、交通環境や運転者特性の違いが走行車両にもたらした影響を反映できれば

よいと考える．

さらに、実交通から共通な部分を抽出し、それを普遍的な車両走行特性として定式化すれば、「不必要な複雑性」の持つ実測データよりも「汎用性」のある模擬データを学習データとして用いたほうが、多様な交通環境に対応できる運転モデルの構築ができると考える．

そこで、実交通のシミュレーションに耐えるような運転モデルを構築するには、実測データの量よりも、どのような実測データを用意する必要があるのかを検討すべきであると考えられる．

3. 簡易模擬データの提案

3.1 実測追従データの特徴

実交通での運転挙動は交通環境による共通な車両走行特性があるものの、運転者の意思決定がつねに曖昧である¹³⁾ことから、実測データに不明な要素が含まれることも多い．また、実測データから共通な車両走行特性を見付け出すことは、非常に困難である．たとえば、渋滞時、車両の最大速度は小さく、また加速してすぐ減速するような動作が頻繁に繰り返されると考えられるが、シミュレートするには、最大速度の値や、加速・減速を繰り返す周期など、大量なデータを調べて調査しないと何を基準として決定すればよいのか分からない問題が多い．

一方、実交通では、道路の形状から走行車両の制限速度（最大速度）や加減速度範囲が決める．さらに、交通信号などの道路環境の影響で、実測データが「停止・加速・減速・停止」のような運転挙動（図3）を持つ．そこで、車両追従特性の解明は、図3のようなサイン波が利用できるのではないかと考える．

さらに、先行研究¹²⁾では、先行車が実測データの最小加速度で減速・停止する場面を想定し、その先行車に追従車が衝突しないように、ある加速度をどのくらいの時間で維持できるかを調べた．そして、ほとんどが追従と考えられる実測データのすべての時点に対して、追従車が先行車への衝突を回避するための減速操作を行う前に到達できる最大速度（目標速度）と先行車速度との間に高い相関が見られた．つまり、ほとんどの場合において、追従車は先行車速度を目標速度として追従を行うと考えられる．

上記で想定した場面において、追従車が先行車に対し、停止するまで生じる時間差を「余裕度」と定義した．そして、その値を実測データファイルごとに分析した結果、ばらつきがあることも分かった．それは、追従特性の違い（実測データファイルの違い）による影響ではないかと考える．

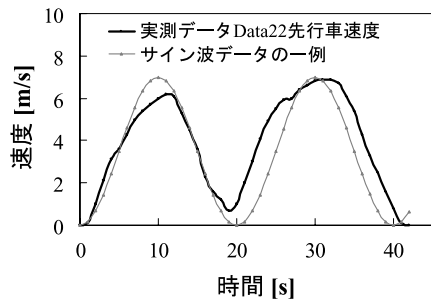


図3 実測データ速度変化の一例

Fig. 3 An example for change of speed in actual data.

表3 式(1)の加速度範囲 $[\pm \text{m/s}^2]$

Table 3 Acceleration range $[\pm \text{m/s}^2]$ of formula 1.

$V_{max} \setminus f$	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06
10 [km/h]	0.09	0.18	0.26	0.35	0.43	0.52
20 [km/h]	0.18	0.35	0.53	0.70	0.86	1.04
30 [km/h]	0.27	0.52	0.78	1.04	1.29	1.54
40 [km/h]	0.35	0.70	1.04	1.39	1.72	2.06
50 [km/h]	0.44	0.87	1.30	1.74	2.15	2.58
60 [km/h]	0.53	1.05	1.57	2.08	2.58	3.10

3.2 車両追従モデルのための簡易模擬データ

実交通での運転挙動は「停止・加速・減速・停止」のような運転パターンが多いことから、我々は、式(1)で示すサイン波でこのような運転挙動を表現できるのではないかと考えた．

$$V = \{\sin(2\pi ft - \pi/2) + 1\} \times V_{max}/2 \quad (1)$$

式(1)において、 V は速度 $[\text{m/s}]$ 、 V_{max} は最大速度（単位 $[\text{m/s}]$ ）、 f は周波数（単位 $[\text{s}^{-1}]$ ）である．式(1)の最大速度 V_{max} を考えると、一般道路の法定最高速度は時速 60 [km/h] であることや、道路形状によって法定速度を 10 [km/h] ずつ減らして低く設定していることから、その値を 10～60 [km/h] の 6 段階（10 [km/h] ごと）の値に設定するのが妥当と考える．

なお、本研究で用いる基本単位は $[\text{m}]$ および $[\text{s}]$ であるが、分かりやすくするため、本論文では、速度の単位を $[\text{km/h}]$ 用いて記述する．

さらに、運転挙動を考察するとき、車両の「加減速の強さ」（加速度範囲）は非常に重要なパラメータである．式(1)では加速度のパラメータがないものの、表3で示したように、加減速の強さは最大速度 V_{max} と周波数 f で決められる．ただし、実交通での一般運転動作で出力する減速度は最大 $-3.0 [\text{m/s}^2]$ 程度であるため¹⁴⁾、周波数 f を $0.01 \sim 0.06 [\text{s}^{-1}]$ の値に設定する．

また、完全追従を想定した場合、追従車が先行車の挙動だけに影響され、先行車速度を目標速度とするため、先行車速度がある時間後に追従車へ伝播すると考

えられる．

そこで、我々は上記のような特徴を利用すれば、完全追従の模擬データが簡単に作成できると考え、式(1)で示すサイン波のように変化する先行車速度 V_p が遅れ時間 τ [s] 後完全に追従車に伝わると仮定した．

追従車速度 V_s および車間距離 D はそれぞれ式(2)、(3)のようになる．

$$V_s(t) = V_p(t - \tau) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} D(t) &= D(t-1) + V_p(t) - V_s(t) \\ &= D(t-1) + V_p(t) - V_p(t-\tau) \end{aligned} \quad (3)$$

文献 14) では、追従車が先行車に対する「反応遅れ時間」を、知覚に 1.5 [s]、反応に 1 [s]、合計 2.5 [s] としているが、シミュレーションでの「反応遅れ時間」という名称のモデルパラメータは、現実の運転挙動における反応遅れ時間とは似て非なるものであるため¹⁵⁾、本研究では式(2)、(3)での遅れ時間 τ を単に数値的な「伝播遅れ時間」と考える．また、先行研究での「余裕度」は先行車の「減速・停止」場面だけを想定して定義したものだが、それ以外の場合でも、車両追従特性によって運転挙動の伝播遅れ時間が違うのではないかと考える．

そこで、遅れ時間の違いによって車間距離はどのように変化するかを調べるために、

$$V_{max} = 60 \text{ [km/h]}; f = 0.06 \text{ [s}^{-1}\text{]}; \tau = 1, 2, 3 \text{ [s]}$$

の条件で車間距離 D を求め、その違いを図 4 に示す．

なお、遅れ時間 τ の設定を 1 [s] 間隔にするのは、本研究で用いるデータのサンプリング時間が 1 [s] のためである．

図 4 から、遅れ時間 τ が長いほど、車間距離 D は大きくなることが分かる．つまり、反応遅れ時間を長く想定したほうが、車間距離が伸び、追従がより安全になると考えられる．本研究では、最大速度 V_{max} 、周波数 f および遅れ時間 τ は車両追従のパラメータとして非常に重要な存在であると考え、それらのパラメータを用いれば、車両追従特性を簡単に説明するこ

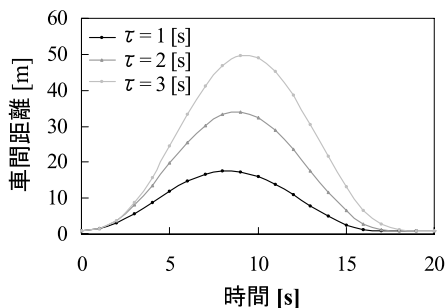


図 4 遅れ時間 τ による車間距離の変化の一例

Fig. 4 Variation in car gap caused by time lag τ .

とができると考える．

そこで、最大速度 V_{max} (6 種類)、周波数 f (6 種類) および遅れ時間 τ (3 種類) との組合せで、計 $(6 \times 6 \times 3 =)$ 108 種類のサイン波追従模擬データを作成する．

また、追従車・先行車初期速度 $V_s(0)$ 、 $V_p(0)$ および初期車間距離 $D(0)$ は

$$V_s(0) = V_p(0) = 0 \text{ [m/s]}; D(0) = 1.0 \text{ [m]}$$

とする．

4. 模擬データを用いた車両追従特性の検討

実測データの代わりに、提案した模擬データが車両追従モデル構築用の学習データとして応用できるかどうかを検討するために、本章では、提案した模擬データを学習データとした車両追従モデルの追従シミュレーション結果を検討する．

3.2 節の方法を用いて、108 個の車両追従モデルを構築し、それらの車両追従モデルを用いて、47 個の実測データ (Data01 ~ Data47) の先行車に対し、 $(108 \times 47 = 5,076 \text{ 通り})$ 車両追従シミュレーションを行った．

そこで、それぞれの実測データに対し、時系列において、シミュレーション車間距離と実測データ車間距離との最大絶対誤差が最小となるような模擬データモデルを選び出した．そのシミュレーション結果の一例を図 5 に示す．また、表 1 と同様に絶対誤差の平均値と最大値および相対誤差の平均値を表 4 に示す．

図 5 は $V_{max} = 50 \text{ [km/h]}; f = 0.01 \text{ [s}^{-1}\text{]}; \tau = 2 \text{ [s]}$ の条件で作成した模擬データから構築した車両追従モデルを用いた Data46 のシミュレーション結果である．実測データから構築された車両追従モデルを用いたシミュレーション車間距離の誤差 (表 1 の Data46 の

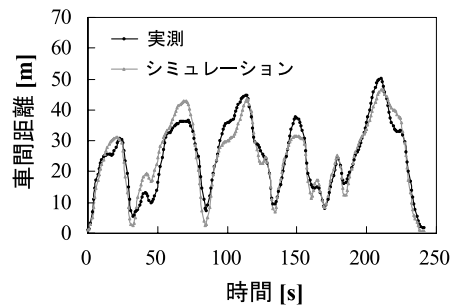


図 5 Data46 のシミュレーション結果の一例

(モデルの構築に用いられた模擬データの設定:

$$V_{max} = 50 \text{ [km/h]}; f = 0.02 \text{ [s}^{-1}\text{]}; \tau = 2 \text{ [s]})$$

Fig. 5 Simulation result of Data46.

(Setting the hypothesis data used to build model

$$V_{max} = 50 \text{ [km/h]}; f = 0.02 \text{ [s}^{-1}\text{]}; \tau = 2 \text{ [s]}).$$

表 4 108 種類の模擬データから構築した車両追従モデルを用いたシミュレーションの車間距離誤差

Table 4 The error of car gap in the simulation for car-following model built by 108 types of hypothetical data.

		絶対誤差 [m]		相対誤差
		平均値	最大値	平均値
47	Min.	0.7	1.1 (5.2)	9%
結	Max.	5.3	11.8 (14.4)	47%
果	Ave.	2.19	5.38	24%

表 5 最大速度 V_{max} と周波数 f の設定 (個)

Table 5 The setting of maximum speed V_{max} and frequency f .

$V_{max} \setminus f$	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	計
10 [km/h]	0	0	0	0	0	0	0
20 [km/h]	1	0	0	0	0	0	1
30 [km/h]	2	0	0	0	1	1	4
40 [km/h]	4	2	1	0	0	0	7
50 [km/h]	17	2	2	0	3	0	24
60 [km/h]	6	3	1	1	0	0	11
計	30	7	4	1	4	1	

表 6 最適と思われる遅れ時間 τ の設定 (個)

Table 6 The setting of time lag τ .

τ	1 [s]	2 [s]	3 [s]
	15	30	2

絶対誤差の平均値は 3.94 [m]、最大値は 16.8 [m] である) に対し、模擬データから車両追従モデルを構築した場合、そのシミュレーション車間距離と実測車間距離との絶対誤差の平均値は 3.13 [m]、最大値は 9.7 [m] である。

さらに、表 4 (括弧内の値は絶対誤差が最大時の実測車間距離) の結果を見ると、模擬データを学習データとして構築された車両追従モデルを用いた場合でも、実測車間距離に近いシミュレーション結果が得られる模擬データが存在することが分かる。たとえば、図 5 のように実測データに近い結果が得られた場合、車両追従モデルの構築に用いられた模擬データのパラメータは $V_{max} = 50$ [km/h]; $f = 0.02$ [s⁻¹]; $\tau = 2$ [s] であることから、その車両追従では最大速度 50 [km/h]、遅れ時間 2 [s] を想定したと考えられる。

そこで、表 4 の結果に従って、それぞれの実測データに対し、最も良いシミュレーション結果が得られる車両追従モデルの構築に用いた模擬データのパラメータ設定を調べ、表 5 および表 6 に示す。

表 5 を調べた結果、最大速度 V_{max} の値が 20, 30, 40, 50 および 60 [km/h] となるものはそれぞれ、1 個、4 個、7 個、24 個、11 個であることが分かった。つま

り、ほとんどの運転動作は最高速度 50 [km/h] を想定した場合が多いと考えられる。実測データを計測した甲州街道 (国道 20 号) の速度制限は 50 [km/h] であることから、上記で推定した最高速度 V_{max} は実際の交通環境と合っていると考えられる。また、表 5 では、速度変化の周波数 f が 0.01 [s⁻¹] となるのは 30 個もあり、そのうち最大速度が 50 [km/h] であるものは 17 個である。表 3 を見ると、その加減速は ± 0.44 [m/s²] の範囲内にあり、全体の加減速は緩やかであることが考えられる。

さらに、表 6 で示したように、最適と思われる遅れ時間 τ の値が 1 [s], 2 [s], 3 [s] となるのはそれぞれ、15, 30, 2 個で、平均 1.7 [s] であることを確認した。遅れ時間 τ の設定が長いほど、車間距離が大きくなり、先行車と衝突の可能性が減ることから、実測データを解析した先行研究で定義した「余裕度」(文献 12)) との関連性が高いと考える。そこで、それぞれの時系列車両追従実測データから求めた「余裕度」の平均値との相関を調べたところ、その値は 0.719 であることが分かった。

上記の結果から、車両の追従特性を 2 つに分けて考えることができる。1 つは道路交通要因による共通のもので、同じ交通環境であれば、すべての走行車両に共通する。最大速度や加減速度範囲がそれにあたる。もう 1 つは、遅れ時間という運転者特性によるものである。その特性は運転者によって異なるため、車両追従モデル構築用学習データを用意するとき、個別に考慮する必要がある。また、遅れ時間は先行研究で定義した「余裕度」との高い相関性から、実測データから求めることができると考える。

5. 実測データに代わる模擬データを学習データとする応用

4 章では、108 個の模擬データから構築した車両追従モデルを用いた追従シミュレーションでは、実測データに近い結果が得られるものの、実測データ先行車と車両追従モデルの組合せによって、シミュレーション車間距離に最大 1,734.8 [m] の絶対誤差が生じる場合もあった。それは、作成した模擬データの車両追従特性は非常に単純なため、その模擬データの学習によって構築された車両追従モデルも単一な交通状況にしか対応できないためと考える。

そこで、図 6 のような、すべての模擬データ ($6 \times 6 = 36$ 種類) をつなぎ合わせた模擬データ ($\tau = 1, 2, 3$ [s] とした) 3 種類を作成し、車両追従モデルを構築した。すべての実測追従データ先行車に対し、上記 3 種類

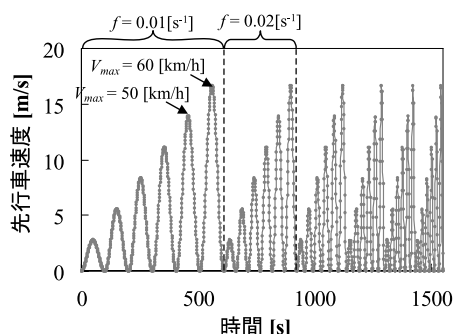


図 6 すべての模擬データをつなぎ合わせたデータ

Fig. 6 The data combined with all hypothetical data.

表 7 3 種類のつなぎ合わせた模擬データから構築した車両追従モデルを用いたシミュレーション車間距離誤差

Table 7 The error of car gap in the simulation for car-following model built by 3 types of data combined with hypothetical data.

		絶対誤差 [m]		相対誤差
		平均値	最大値	平均値
結果	47 Min.	0.8	2.2 (3.5)	11%
	Max.	11.2	19.8 (47.7)	66%
	Ave.	3.42	8.09	26%

の車両追従モデルを用いてシミュレーションを行った。その結果、車間距離の絶対誤差の範囲は $\tau = 1$ [s] のとき 2.5 ~ 39.6 [m] ; $\tau = 2$ [s] のとき 2.2 ~ 23.3 [m] ; $\tau = 3$ [s] のとき 5 ~ 30.8 [m] で、単一車両追従特性の模擬データを用いた場合と比較すると、誤差範囲が小さくなったことが分かった。つまり、より実用的な車両追従モデルを構築するには、単一の車両追従特性よりも複数の車両追従特性を含めたデータを用いる必要があると考える。また、遅れ時間 τ と車両追従特性の関連から、4 章の表 6 の結果に示す最適と思われた遅れ時間 τ を利用し、図 6 のような模擬データから構築した車両追従モデルを用いたシミュレーション結果を表 7 に示す（括弧内の値は絶対誤差が最大時の実測車間距離）。

表 7 から、遅れ時間 τ さえ正しく設定すれば、複数車両追従特性の模擬データから構築したモデル 1 つだけで、ほとんどの車両追従を再現することができると考える。

また、実測データを用いた表 1 の結果と比べて、やや精度が劣るのは、実測データに追従以外の要素が含まれていることや、模擬データの遅れ時間 τ が 1 [s] 間隔の設定であるなどが原因と考えられる。

6. おわりに

我々は精緻でありながら、煩雑なパラメータ設定を

必要としない運転モデルの構築を目指した。そして、ファジニューラルネットワークを用いることで、実測データ追従特性を保持する車両追従モデルの構築に成功した。しかし、「脇見運転・漫然運転」などのような非車両追従データも実測データに含まれる可能性があるので、単に実測データを多量に学習するだけでは、構築された車両追従モデルが論理的に崩れてしまう可能性がある。

一方、道路交通シミュレータ開発の目的は、交通渋滞改良策の事前チェック・評価であるため、車両追従モデルは実追従車とまったく同じ振舞いを再現しなくても、交通環境や運転者特性の違いが走行車両にもたらした影響を反映できればよいと考える。

そこで、著者は車両追従の本質をとらえようとして、市街地での車両走行は交通信号などの交通要素による「停止・加速・減速・停止」の運転挙動が多いことや運転者特性によって遅れ時間が異なることに注目し、「脇見運転・漫然運転」などのような「不必要な複雑性」のない、多様な交通状況の網羅した模擬データの提案をした。

そして、上記の模擬データで構築した車両追従モデルを用いてシミュレーションを行った結果、実測データに近い結果が得られた。その結果から、実測データから共通なところだけに注目し、それを普遍的な車両追従特性として定式化すれば、模擬データを学習データとして用いても、汎用性の高い運転モデルの構築ができると考える。

参 考 文 献

- 1) 交通工学研究会：やさしい交通シミュレーション，丸善 (2000)。
- 2) 高橋道哉，中西俊男，三好 勲：道路交通シミュレーションシステムの開発と応用，日本シミュレーション学会誌，Vol.11, No.4, pp.302-313 (1992)。
- 3) 堀口良太，片倉正彦，桑原雅夫：都市街路網の交通流シミュレータ—AVENUE—の開発，第 13 回交通工学研究発表論文報告集，pp.33-36 (1993)。
- 4) 猪飼國夫，本多中二，板倉直明，佐藤淳一，佐藤章，中西俊男，高橋道哉：ファジィ化微視的モデルによる渋滞解析を目的とした道路交通シミュレータ，日本シミュレーション学会誌，Vol.16, No.3, pp.45-54 (1997)。
- 5) 桑原雅夫：広域ネットワーク交通流シミュレーション，自動車技術，Vol.52, No.1, pp.28-34 (1998)。
- 6) 加藤恭義：セルオートマトン法による道路交通シミュレーション，日本人工知能学会誌，Vol.10, pp.242-250 (2000)。
- 7) 猪飼國夫：道路交通シミュレーションシステム

MITRAM でのモデル構築とそのためのファジィ処理方式に関する研究，電気通信大学大学院博士学位論文 (2001).

- 8) 玉城龍洋，安江里佳，北 英輔：確率速度モデルと CA 法による交通シミュレーション，情報処理学会論文集，Vol.45, No.3, pp.858-869 (2004).
- 9) Brackstone, M. and McDonald, M.: Car-following: A historical review, *Transportation Research Part F2*, pp.181-196 (1999).
- 10) Chang, K. and Chon, K.: A car-following model applied reaction times distribution and perceptual threshold, *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol.6, pp.1888-1903 (2005).
- 11) 板倉直明，本多中二，猪飼國夫：ファジィニューラルネットワークモデルによる追従自動車運転理論の実現，日本シミュレーション学会誌，Vol.18, No.15, pp.273-281 (1999).
- 12) 王 維恩，板倉直明，本多中二：非衝突条件を用いた追従データ特性の考察，日本シミュレーション学会誌，Vol.25, No.15, pp.281-288 (2006).
- 13) 成 波，谷口哲夫，波多野忠，松島和夫：追従走行時のドライバ挙動に関する研究，交通安全環境研究所報告第 7 号 (2005).
- 14) 社団法人交通工学研究会：交通工学ハンドブック 2001 CD-ROM 版 (2001).
- 15) 社団法人交通工学研究会：交通流シミュレーションの標準検証プロセス Verification マニュアル (案) 平成 14 年 6 月 (第 2 版) (2002).

(平成 18 年 11 月 21 日受付)

(平成 19 年 1 月 10 日再受付)

(平成 19 年 2 月 23 日再々受付)

(平成 19 年 3 月 14 日採録)



王 維恩

昭和 50 年生．平成 19 年電気通信大学大学院電子情報学研究科電子情報学専攻博士課程単位取得済み退学．同年 (株) 日立製作所入社．



板倉 直明

平成 2 年慶應義塾大学大学院電気工学専攻博士課程修了，工学博士．電気通信大学電気通信学部電子情報学科助手．平成 5 年同講師．平成 8 年同助教授．平成 11 年学科改組によりシステム工学科助教授 (現准教授)．電子情報通信学会，日本 ME 学会，日本生理人類学会，計測自動制御学会各会員．



本多 中二

昭和 47 年電気通信大学大学院電波通信専攻修士課程修了，同助手．昭和 56 年工学博士．昭和 60 年同電子情報学科助教授，平成 10 年同教授．平成 11 年学科改組によりシステム工学科教授．日本ファジィ学会，計測自動制御学会，IEEE 各会員．