

前車追従時に於けるドライバの運転メカニズムに関する研究

日大生産工(院) ○磯部 智一
日大生産工 景山 一郎

1. 序論

近年、年間交通事故死者数は減少傾向にあるものの交通事故発生件数は年々増加傾向にある。1977年の460,649件を境に増加に転じ、昨年の2003年度には947,408件と当時の約2倍にまで増加しており、現在大きな社会問題となっていることが伺える¹⁾。これら交通事故の発生要因は、ドライバの認知・判断・操作のミスが大きな割合を占めている。そこで、現在アクティブセーフティの観点からドライバへの情報提供や警報、また操作支援など自動車自体を知能化させることでドライバの負担を軽減し事故の抑制を目的とした様々なシステムが提案されている²⁾。一方運転の主体となるドライバの制御動作は、学習や適応、経験といった特性により非線形・非定常をもたらし、時々刻々変化する様々な道路環境に適応している。しかし多くの場合、ドライバがもたらす行動は単に確率的なものではなく、ある意図に準じて情報処理がなされた結果行われる。そこでドライバが受容する情報から行動を導く因果関係を評価できれば、ドライバの行動に対するメカニズムが解明でき、特性抽出や事故要因の解明等ドライバをより客観的に評価する事が出来る。

本報告では前車追従時におけるドライバの制御動作に着目し、認知・判断・操作といった情報処理の観点から運転行動のメカニズムについて検討を行う事を目的とする。

2. ドライバモデルの選定

本章ではドライバの制御動作を再現する事により情報処理を表現可能なドライバモデルについて検討を行う。

2.1 ドライバモデル

自動車は物理法則に従いその動作を数式で表現可能であるが、非線形性を有し複雑系と見なされる人間は数式で表現できる理論的な保証はない。そこでブラックボックスとして取り扱われてきたドライバを、操縦動作のある規則性から模擬的に等価モデルとして表現する手法が様々提案されてきた。予めドライバの制御特性を規定する事でモデル化を行う手法に、フィードバック制御を前提に伝達関数により表現したフィードバック修正操舵モデル、ドライバの注視点位置に於ける車両位置を現在の状態から予測しその偏差分の修正操作を行う予測制御モデル³⁾。人間は慣れや癖などによって状況毎に予め決まった行動を行うものとみなし、

各状況に分類してモデル化するプログラム制御モデル⁴⁾。またドライバの制御特性を規定することなく、特化した状況下での制御動作についても適用可能なニューラルネットワーク(以下NNS)制御モデル、ファジィ制御モデルなどが挙げられる⁵⁾⁶⁾。

2.2 ドライバの情報処理表現

本報告ではドライバが取得する情報から制御動作を導く因果関係を明確に示す事でドライバの運転メカニズムについて検討を行う。そこでこの入出力間の関係を表現しうる手法としてNNSを用いたドライバモデルの構築を行った。NNSでは独立変数は各ニューロン(図1)内で重み係数が掛け合わされた後に線形結合され((1)式)、これが(2)式で示される非線形出力関数の引数となり出力値を得る。

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (1)$$

$$y = f(u) = \frac{e^u - e^{-u}}{e^u + e^{-u}} \quad (2)$$

いくつかの層内で並列に配置されるこのニューロンは、各層間でネットワークを組みながら出力値を導く。NNSの特徴は、その出力値と教師信号と言われる出力目標を与える事でそれらの総合誤差を算出し、この差に応じて誤差を減少させる方向へと重み係数を更新する学習機能にある。この学習機能により、用いた独立変数から教師信号を再現するための構造が順次構築されていく。つまりNNSモデル内部においてドライバが行動を決定する過程で行う情報処理を表現するため、モデルの内部構造を解析する事によりその因果関係を解明する事ができる。

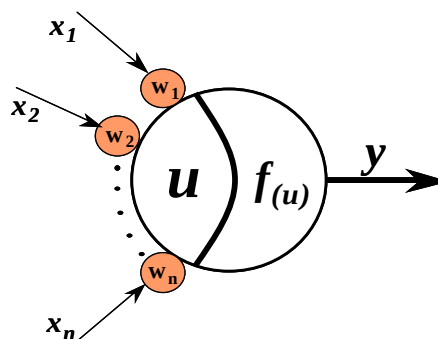


Fig.1 Neuron Model

Study on a Driver's Control Mechanism on Vehicle Following Condition

Tomokazu ISOBE, Ichiro KAGEYAMA

3. 実験

3.1 実験装置

ここで、前車追従時におけるドライバの明確な情報処理変化について検討するため、再現性の得られるドライビングシミュレータ（図2：以後DS）を用いて実験を行った。本DSは、被験者に対し電動ムービングベースによる6自由度のモーション情報、電動モータ制御によるステアリング反力情報、凸レンズを装着したプロジェクタから曲率を合わせたドームスクリーンに水平約140°、垂直約80°の走行画像を投影することによって与えられる画像情報、音響発生装置による音の情報を与えることができ、より現実感の高い実験が可能となっている。

3.2 実験方法

実験は被験者に対し前車追従と割り込みという2つのタスクを与え、追従対象車両の走行速度に変化を与える事によるドライバへの影響を見る事を目的に実験を行った。各実験に於いて、自車の前方100m先走行車線上に前方車両A、自車の前方20m先追い越し車線上に前方車両Bを配置した。前方車両Aは60[km/h]、前方車両Bは各実験毎に70,75,80,85,90[km/h]で走行を開始、その後も走行開始時の速度を維持して走行を行った。被験者は実験開始後、追い越し車線上にいる前方車両Bに追いつき、追従走行を行う。その後走行車線を走行している前方車両Aの前方に割り込みが行えると判断した段階で制御を行い、最後に前方車両Aの前方に無事割り込みが完了した時点で実験を終了とした。

上記のシナリオで実験を行った被験者は22歳、運転歴4年の男性。計測項目は、自車の状態量、自車座標、他車状態量、他車座標とした。被験者には通常の走行を心掛けるように指示し、各パターンで練習走行を行った後に計測を開始した。

4. モデルの構築

本章では、先の実験に於けるドライバの情報処理を再現するため、入力情報の選定、ドライバモデルの構

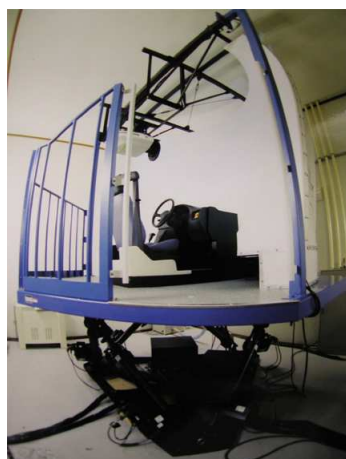


Fig.2 Driving Simulator

成とモデル構築のための前処理、そしてモデルの解析結果について検討を行う。

4.1 入出力情報

ここでは前車を追従するドライバの情報処理を表現するため、アクセル・ブレーキ操作を教師信号とした1出力系の前後方向制御モデルの構築を行う。そこで教師信号にはこれらを合成した前後コントロールを用いた。これはディメンジョンの異なるこれら2つの変数を平均0とした各々の標準偏差で除すことで一度無次元化し、自車の加速方向に作用するアクセル開度を正、減速方向に作用するブレーキ踏力を負の値として合成することで算出した。

次に、前車追従時におけるドライバの制御意志の対象は自車の前方を走行する前方車両Aまたは前方車両Bであり、ドライバはこれらとの相対的な位置関係から行動を決定しているものと考えられる。そこでドライバが前方車両から受容する情報は、相対速度、相対加速度、車間距離の3項目とした。またドライバは、追従時、前方車両を表現するこれら構成要素の重みを状況に合わせて変化させながら行動を決定しているものと考えた。そこで前方車両A、Bとの関係から得られる3項目をベクトル合成する事で前方車両の数値化表現を行った。また自車両の状態量をフィードバックしてドライバの操作に影響を与える要素は、前後方向速度と前後方向加速度の2項目とした。

4.2 モデルの構成

これより構築したモデルの構成を次に示す。前節で述べたように、今回の実験では、制御意志の対象は二要素存在するため各々の前方車両の構成要素をベクトル合成し、その後その合成値と車両状態量を並列に処理する事とした。そこで今回構築するモデルの構成は、入力層で各前方車両のベクトル合成が行われ、中間層から車両状態量と共に処理が行われる3層NNSモデルとした(図3)。

4.3 多重共線性

独立変数から教師信号を同定するようなモデルを構築する場合、モデルの精度は用いる独立変数に大きく

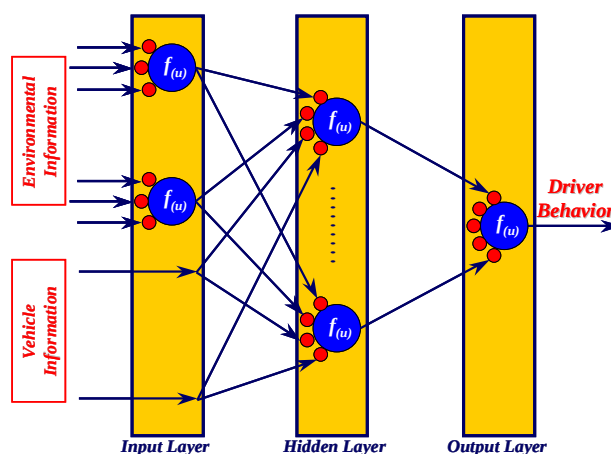


Fig.3 Construction of the Driver Model

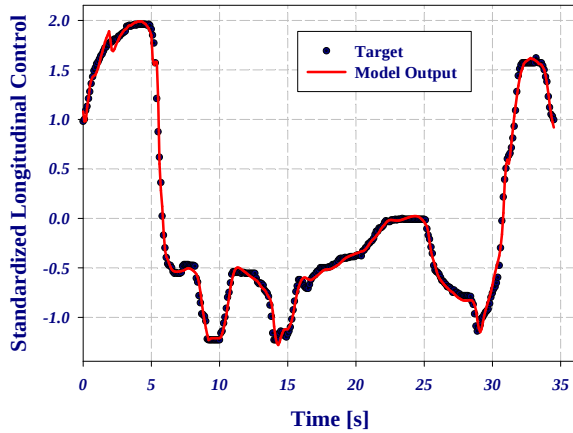


Fig.4 Learning Result

依存する。そこで独立変数に用いる単変数間、または多変数間で高い相関関係が見られた場合、出力に対する各独立変数の寄与度に信頼性の低い結果を導く多重共線性について検討する必要がある。

そこで、ここでは多重共線性の検出手法として分散拡大要因(VIF)を用いる。これは独立変数の中の*i*番目の変数を従属変数、残りの変数を独立変数として重回帰分析を行い、ここで算出される重相関係数 R^2 を基に(3)式を用いて多重共線性の発生を検出する。

$$VIF = \frac{1}{1 - R_i^2} \quad (3)$$

ここでは、重相関係数0.9以上を多重共線性発生条件としたため、 $VIF > 10.0$ で多重共線性が発生しているものとみなす。

そこで分散拡大要因を用いて、モデルに用いる独立変数に多重共線性が発生しているか確認を行った。4.1節で示した通り本モデルに用いる独立変数は3つのグループに分割しており、前方車両A、Bの構成要素はモデルの入力層に於いてベクトル合成が行われるため各グループ毎に確認を行った。その結果を表1に示す。これより全ての独立変数は各グループ内において $VIF < 10.0$ であり多重共線性は発生していない事を確認した。

4.4 モデルの構築

以上の検討から、DSで行った実験結果についてドライバモデルの構築を行った。モデルに与えた教師信号と出力値の比較を図4に示す。その結果モデルの精度を示す重相関係数は0.998(自由度修正済み決定係数: 0.996)と高い値を示し、F値検定の結果有意である事が示された。これより構築したモデルはドライバの制御動作を十分に再現し、NNS内部でドライバの情報処理が表現できたものとした。

5 因子解析結果

前章で構築したドライバモデルはドライバの制御動作を再現し、そのモデル内部でドライバの情報処理を表現した。そこで本章では構築したモデルからドライ

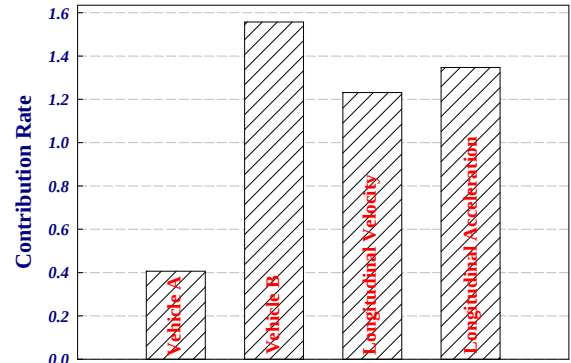


Fig.5 Factor Analysis

Table.1 Variance Inflation Factor

	Vehicle A	Vehicle B
Relative Velocity	1.111	1.066
Relative Acceleration	1.026	1.075
Headway Distance	1.096	1.070

Longitudinal Velocity	1.528
Longitudinal Acceleration	1.528

バの情報処理を数値化するため因子解析を行い、ドライバの運転メカニズムについて検討を行う。

5.1 因子解析手法

構築したモデルからドライバの情報処理を表現するため因子解析を行う。これはドライバが取得した情報からその際に行った制御動作との間の因果関係を示す手法である。そこで各独立変数が各層内のニューロンを介して出力を得るまでの経路を辿りその影響を掛け合わせる事で寄与度を算出した((4)式)。

$$\begin{aligned} output_{j(t)}^{(n)} &= f(u_{j(t)}^{(n)}) \\ &= \frac{output_{j(t)}^{(n)}}{u_j} (w_{j,1}^{(n)} input_{1(t)}^{(n)} + \dots + w_{j,i}^{(n)} input_{i(t)}^{(n)}) \\ &= W_{j,1(t)}^{(n)} input_{1(t)}^{(n)} + \dots + W_{j,i(t)}^{(n)} input_{i(t)}^{(n)} \end{aligned} \quad (4)$$

w : 結合荷重 i : 第*n*層入力番号
 W : 寄与度 j : 第*n*層ニューロン番号
 n : 層番号 t : 時間

これより構築したドライバモデルの因子解析結果を図5に示す。ここでは前車追従時、主にどういった変数が寄与して動作を行っているかを示した。これより自車が追従を行った前方車両2を主に重視している結果が見られ、実験時の感覚とも合っている事が見て取れた。

5.2 運転メカニズム

本解析手法は予めドライバの運転特性等を規定することなく、実験によって得られた各情報を同定する事により制御動作を再現している。つまりNNSに於ける学習によって一意に決まる各ニューロン内の結合荷重は、実験時の状況変化に対するドライバの特性や運転

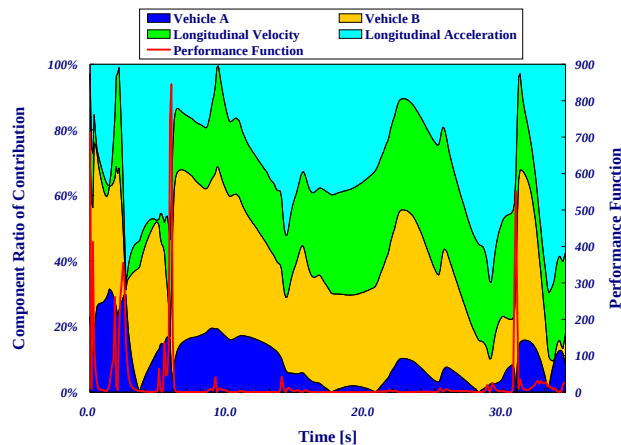


Fig.6 Result of Factor Analysis

メカニズムの変化を平均的に捕らえた事になる。そこでより詳細な運転メカニズムを表現するため、因子解析により表現した時系列寄与度の構成比率に着目した。時々刻々情報処理が行われていく中で、各寄与度のバランスが大きく変化するポイント、つまりドライバーが運転に於ける情報処理の評価関数を変化させ、運転メカニズムの切り替えを行った様子を図6に示す。これより前方車両Bの寄与度の割合が減少し加速度が増加した地点(2.4[s])、前方車両Bの寄与度の割合が増加し加速度の割合が減少した地点(5.9[s])、前後速度の寄与度の割合が減少し、前方車両A、Bの寄与度が増加が見られた地点(30.9[s])の計3点で情報処理の大きな変動が見られた。これは前方車両Bへの追従を行うための加速時、追従が行える距離に近づき減速を行う地点、前方車両Aの前方へ割り込みを行う地点で発生している事から、この実験に於いてドライバーに与えたタスクにより運転評価が切り替わると思われる地点に一致する。

そこで情報処理の切り替えが見られたこの4区間に於いてより詳細なドライバーの運転メカニズムについて検討を行うため、それぞれモデルを構築し因子解析を行った。ここでは各区間における各入力の変数の平均寄与度の構成比率により比較を行った(図7)。Section1は追従を行うため距離を縮めている区間であり、前方車両Bの情報を重視している。Section2は追従行動を行うための距離感維持のため速度や加速度の寄与度が増加、Section3では追従が行われている事から前方車両の寄与度を重視、Section4では前方車両Aの前方への割り込みを行ったため自車の状態量を重視している。この結果から情報処理を定性的に示す事ができ、前車追従時に於けるドライバーの運転メカニズムをより詳細に表現できる事を示した。

6. 結論

本報告では前車追従時に於けるドライバーの運転メカニズムについて検討を行うため、ドライバーの情報処理

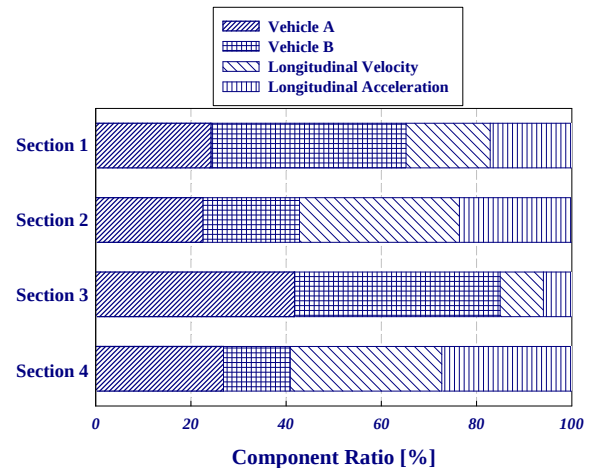


Fig.7 Component Ratio of Average Contribution

に着目した。そこでドライバーが取得した情報から制御動作を同定するドライバモデルを構築し、モデル内部に表現された情報処理を数値化するため因子解析を行った。これよりドライバーが時々刻々行う行動の要因を示す事ができる事を確認した。また情報処理結果の変動から評価関数を算出し、情報処理の評価が異なる各々の状況に於いて再度モデルを構築する事で、詳細な運転メカニズムの違いを示した。

今回は各入力変数に対する情報処理の評価の違いについて検討を行う事で、ドライバーの状況に応じたモデル構築を行いその効果を示す事に留まった。今後はドライバーをよりよく評価できるモデル構築を目的に評価関数発生要因について検討する必要がある。

参考文献

- 1)総務庁、交通安全白書、大蔵省印刷局、2003、pp1-11
- 2)木村嘉昌他、人間の運転行動から見たアクティブセーフティ、自動車技術、Vol.50、No.11、1996、pp28-33
- 3)吉本堅一、人間-自動車系のシミュレーション、自動車技術、Vol.25、No.10、1971、pp1058-1064
- 4)清水明禎他、プログラム操舵と3次予測操舵による熟練ドライバーのモデル化、自動車技術会学術講演会前刷集、936、1993-10、pp161-164
- 5)景山一郎他、ニューラルネットを用いたドライバモデル、自動車研究、Vol.14、No.11、1992、pp1-8
- 6)広島靖久他、ファジィ推論を用いたドライバの特性認識手法、自動車技術、Vol.49、No.12、1995、pp5-9
- 7)菅民郎、多変量解析の実践(上)、現代数学社、1993
- 8)馬場則夫他、ニューラルネットの基礎と応用、共立出版、1994