

緊急行動を伴うドライバモデルに関する研究

IV-62

北海道大学大学院 学生員 横山 貴士
 北海道大学工学部 正員 中辻 隆
 正員 小野寺 雄輝

1. まえがき

近年のスタッドレス化に伴ったツルツル路面の出現による交通事故を未然に防ぐために有効な予防安全技術の開発が注目されている。自動車の高知能化を狙いとした安全実験車の開発の推進などもその一つである。どのような安全対策を講じるにせよ、人間の運転動作のモデル化が非常に重要なものとなってくる。モデル化によって人間の運転特性をとらえることができ、事故の防止、事故の再現、道路の線形設計に役立てることができる。

ドライバモデルに関する研究¹⁾²⁾には、直線モデル、曲線モデル、車線変更モデル、追従モデルなどがあり、様々な手法で研究がされてきた。本来、ドライバモデルは人間の運転動作を数式で模擬的に表現するものであるが、単純に線形的なモデルで再現することは困難であり、現在は非線形モデル³⁾⁴⁾⁵⁾が研究の主流となっている。

本研究でも非線形モデルであるニューラルネットワークシステム(以下NNSと略記)を適用し、冬期路面状態における緊急停止、緊急回避時におけるドライバモデルを実車実験を基に構築を行った。

2. 既存のドライバモデル

2.1 線形モデル

このモデルでは運転者は現在の位置および速度方向だけでなく、速度方向の変化をも視界が回転することや横加速度を受けることによって感知し、 τ 秒後の到達位置 (x', y') を以下のように予測する。

図1のように重心点の速度 V と x 軸のなす角を進路角 ν とすると、

$$V_x = V \cos \beta$$

$$V_y = V \sin \beta$$

$\nu = \beta + \phi$ であるので、車両位置は、

$$x(t) = \int V \sin \nu dt$$

$$y(t) = \int V \cos \nu dt \quad \text{となる。}$$

二次予測モデルでは現在の位置を (x_0, y_0) 、進路角を ν_0 として将来の位置を円弧的に予測する。すなわち、 V を一定、 $\nu = \nu_0 + \hat{\nu}t$ と考えると、

$$x' = x_0 + \int_0^{\tau} V \sin(\nu_0 + \hat{\nu}t) dt$$

$$y' = y_0 + \int_0^{\tau} V \cos(\nu_0 + \hat{\nu}t) dt$$

を得る。これより τ 秒後の前方でのコース (X', Y') との誤差を、

$$\varepsilon = \sqrt{(x' - X')^2 + (y' - Y')^2} \quad \text{と予測して修正操舵する。}$$

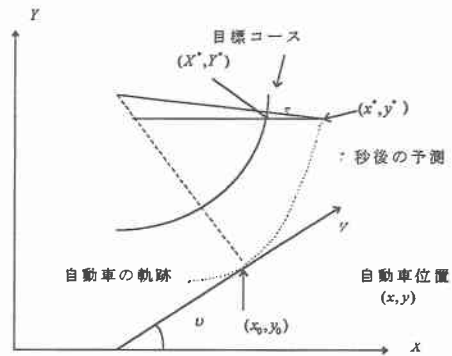


図1 二次予測モデル

2.2 非線形モデル

従来のNNSモデルは、車線変更やカーブについてシミュレーターを使用して車速一定で行っていたり、追従走行など操向制御なしで行っている。つまり、操向制御のみ、車速制御のみというように、それぞれ単独でモデル化されている。

また、緊急制動、回避時におけるドライバの挙動解析については、特性分析がほとんどでドライバモデルについてはほとんど存在しない

3. ニューラルネットワーク・バックプロパゲーション学習法

本研究ではバックプロパゲーション学習が可能なパターン連想型のNNSを使用した。

この方式の特徴は、目的とする系の入力値と出力値の組を用意し、これを教師信号として繰り返し学習させると、その学習した系が徐々に目的の系に近づくという点にある。すなわち、これをドライバモデルに応用すれば、ドライバの特性が自動的にモデル化される。

以下、ここでは、複雑になるのを防ぐために最終層を例にとって、バックプロパゲーション学習法を説明する。

形式ニューロンにおける情報処理は以下のように行われるものとする。すなわち、ニューロンへの n 個の入力を X_i ($i=1\sim n$)、ニューロンの出力を o とすると、入出力の関係は式 (1) で記述できる。

$$o = f(u) = f\left(\sum_{i=1}^n W_i \cdot X_i\right) \quad (1)$$

ここで、 u はニューロンの内部状態、 W_i は結合の重みである。また、 f は出力関数で (2) 式で表されるシグモイド関数を使用する。

$$f(u) = \frac{2}{1 + \exp(-a \cdot u)} - 1 \quad (2)$$

実際のNNSは多層構造となっているため、入力 X_i は前層の出力であり、出力は次層の入力となる。この形式ニューロンの処理のネットワーク化により入力値から出力値が順次計算される。

学習前には結合の重みがランダムな数値で与えられているため最終出力も教師信号の出力とはかけ離れたものになっているが、この重みを以下のバックプロパゲーション学習アルゴリズムにより修正する。出力 o に対して、教師信号 d との差により、その層の学習信号 δ が (3) によって計算される。

$$\delta = (d - o) \cdot f'(u) \quad (3)$$

ここで f' は前述の f の微分関数である。さらに (4) 式により結合の重みの修正値 $\Delta W_i(n+1)$ を求める。

$$\Delta W_i(n+1) = \eta \cdot \delta \cdot X_i + \alpha \cdot \Delta W_i(n) \quad (4)$$

ここで、 $\Delta W_i(n)$ は前回の学習時の結合の重みの修正値で、 η は学習定数、 α は安定化定数である。最終出力層のユニットの学習信号を用いて、(5) 式によってその直前層の学習信号 δ_i が再帰的に計算される。

$$\delta_i = f'(u_i) \cdot \delta \cdot W_i \quad (5)$$

ここで、 u_i は、 δ_i の層のユニットの内部状態である。同様に (5) 式により、学習信号の計算が出力層から入力層へ通常の信号の流れとは逆に伝播する。

4. 実車実験

4. 1 実験コース

本研究では図2に表したようなコースを設置した。

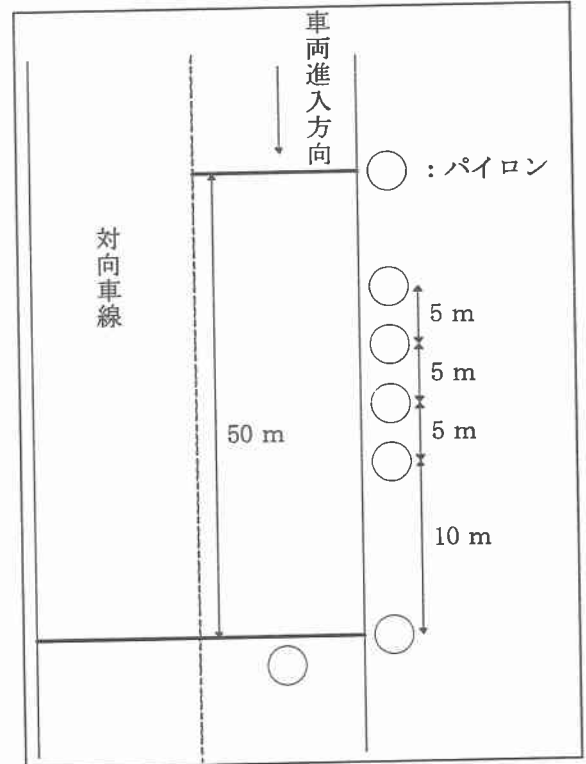


図2 実験コース

4. 2 実験条件

実験は、手稲夏期冬道実験コースにて被験者は6人で1人十数回ずつ行った。

本実験は、直線実験路開始点手前までに設定した車速 (30km/h) にし、出来るだけ通常走行することを指示した。

図の直線開始点に進入後、障害物までの距離 10, 15, 20, 25 (m) のいずれかの位置で合図を被験者に対して送った。

合図については対向車あり (追突状態)、対向車なし (回避状態) の二種類を設定し、被験者に対し二種類の信号を送ることによって行った。また被験者に対して、追突状態については車速制御のみ、回避状態については操向制御のみで行うことを指示した。以上の組み合わせを信号でランダムに被験者に送ることにより実験を行った。

4. 3 実験結果

実験結果の中から、合図の距離25 (m)、回避状態の場合のある被験者の走行結果を図3に示す。

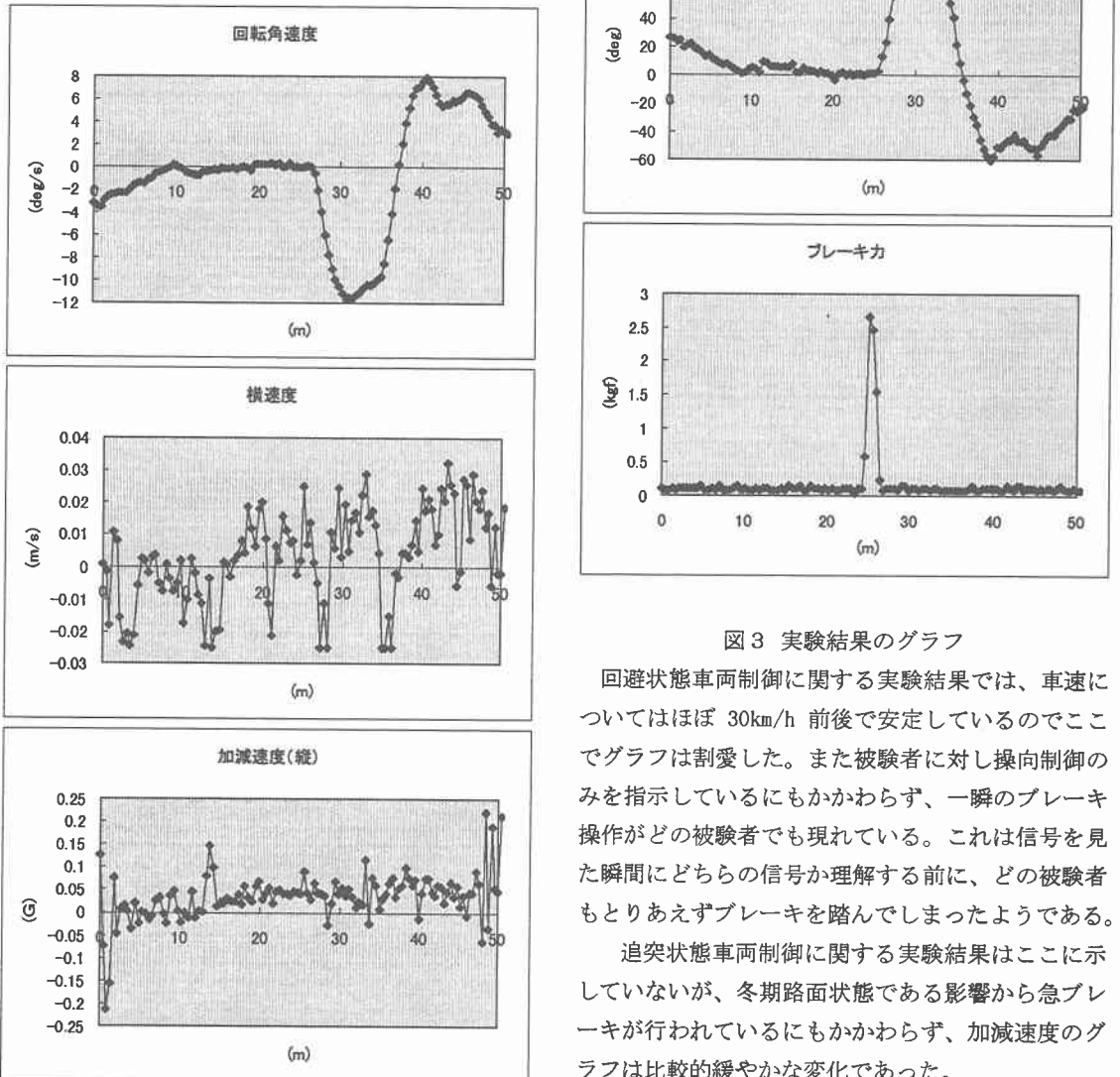


図3 実験結果のグラフ

回避状態車両制御に関する実験結果では、車速についてはほぼ 30km/h 前後で安定しているのここでグラフは割愛した。また被験者に対し操向制御のみを指示しているにもかかわらず、一瞬のブレーキ操作がどの被験者でも現れている。これは信号を見た瞬間にどちらの信号か理解する前に、どの被験者もとりあえずブレーキを踏んでしまったようである。

追突状態車両制御に関する実験結果はここに示していないが、冬期路面状態である影響から急ブレーキが行われているにもかかわらず、加減速度のグラフは比較的緩やかな変化であった。

また大きな操向制御を行った被験者はいなかった。

どちらの実験状態でも信号が出されてから、ハンドル・ブレーキいずれかの反応を被験者が示すまでに0.1から0.2秒の反応遅れが見られた。これは一般的にいわれている反応遅れの時間よりも若干早めの傾向が見られる。

5. モデルの構築

実験結果をふまえて、ドライバモデルの作成に当たっては、追突状態車両制御と回避状態車両制御に関し以下の仮定を行った。

(1) 追突状態車両制御動作

運転者は、直線路を定常走行中、信号が点灯した時点で障害物を発見したとし、対向車がいるためにやむなく車速制御動作のみで車両制御を行ったとする。

(2) 回避状態車両制御動作

運転者は、直線路を定常走行中、信号が点灯した時点で障害物を発見したとし、対向車がないためすばやく対向車線に回避動作を行ったとする。

以上の仮定のもとに、多層階層型のニューラルネットワークによるドライバモデルの構築を行った。

入力データは、車両の進行方向速度、横速度、障害物までの距離、信号が出る距離、加減速度、横加減速度、回転角速度とした。出力データは追突状態の場合は、車速制御を表現するブレーキ力とした。そして回避状態の場合は、操向制御を表現する操舵角と実験結果でブレーキ力に変化が見られることを考慮し、車速制御を表現するブレーキ力も出力データとした。

そこでニューラルネットワークは、追突状態の場合 $7 \times 6 \times 3 \times 1$ 、回避状態の場合 $7 \times 6 \times 3 \times 2$ の4層構造とし、学習データは、1パターンずつ2回の走行のうち1回を学習データとして、残りの1回で検証のためのシミュレーションを行うものとした。シミュレーションは、追突状態の場合は、実験開始地点である障害物手前50mから障害物との追突地点まで、回避状態の場合は、障害物真横の地点までとしてシミュレーションを行うものとした。

6. 解析結果

ある被験者の追突状態、合図の距離20mの時の学習データによるシミュレーション結果を図4に示す。

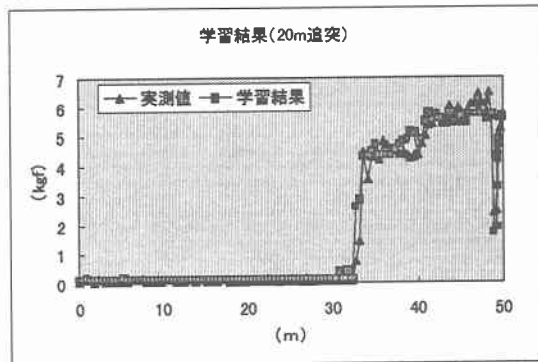


図4 学習データによるシミュレーション結果
この図から、ブレーキを踏むタイミング、踏む強さ共に非常によく学習されているといえる。

7. 今後の課題

NNS モデルにおける未学習データによるシミュレーション解析は現在解析中にあり、学習回数などはまだまだ検討の必要があると考えられる。

8. 参考文献

1. 末富ら：曲線走行中の運転者の車速制御のモデル化，自動車技術会論文集、Vol. 38, pp78～85, 1988
2. 天野ら：加減速を含むドライバモデルの研究—旋回走行時の実車検証—，自動車技術会学術講演会前刷集、924, 924046, pp185～188, 1992
3. 藤岡ら：神経回路網（ニューラルネットワーク）を利用した運転者モデルの研究，自動車技術会学術講演会前刷集 901, 901062, pp261～264, 1990
4. 藤岡ら：神経回路網（ニューラルネットワーク）を利用した運転者モデルの研究—第2報：一般路での走行シミュレーション—，自動車技術会学術講演会前刷集 902, 902262, pp189～192, 1990
5. 影山ら：ニューラルネットワークを用いた人間—自動車系のモデル化，自動車技術会論文集、Vol. 48, No12, pp5～11, 1994