

特集 自動車運転者の運転プランを考慮した視線移動 決定過程のモデル化*

A Gaze Control Model Based on Driving Intention

伊藤隆文

Takafumi ITO

大森隆司

Takashi OMORI

富樫裕基

Yuki TOGASHI

山内康一郎

Koichiro YAMAUCHI

斎藤元生

Genki SAITO

水谷健太郎

Kentaro MIZUTANI

In order to reduce traffic accident casualties, preventive safety technologies have been developed. As one of the technologies, we conduct the research of detecting driver cognitive error. In this paper, we propose a gaze control model of ideal driver. The model infers driver intention from current driving situation and outputs suitable behavior and gaze movement. We expect a cognitive error is able to detect to compare actual driver with the model.

Key words: Preventive safety, Cognitive error, Human error

1. はじめに

現在、レーンキープアシストシステムやプリクラッシュセーフティシステム等の、自動車における安全性を向上させるさまざまな補助システムが導入されつつある。これからも交通事故低減に向けて、より高機能な運転支援方式や装置が開発され続けるであろう。

その一つの形態として、車載の情報機器が人間の運転動作を観察し、人間の状態に応じて情報提示を行うことが有効と考えている。このような煩わしくない気が利いた情報提示を行うためには、運転者が既に認知している情報は除外し、認知していない情報を必要なタイミングで提示することが重要となる。しかしながら、外部から計測できる運転者の状態には限りがあるため、運転者の認知状態を直接、知ることは難しい。そこで、人間の運転時における認知過程をモデル化し、そのモデルを用いることで、運転行動から運転者の認知状態を推定する方法を検討する。

人間の運転行動に関しては、様々なモデルが提案されてきた。¹⁾²⁾³⁾しかしながら、大部分は人間の行動を表面的にモデル化したものであり、運転者の認知プロセスまで踏み込んだものは少ない。これは、人間の認知プロセスは複雑、多様であり、認知過程に関する基本となるモデルが存在しないことが大きな原因であろう。しかし、自動車の運転というタスクに限定すれば、運転者の認知的な情報処理過程を推定できる可能性は大きくなる。そこで、我々は、外部から観測できる視線の動きに注目し、運転時の視線移動に基づき運転者の認知過程をモデル化し、人間の運転行動の再現を試

みる。更に、そのモデルと実際の運転者の振る舞いとを比較し、モデルが実際の運転者の認知過程を再現できているかを検証する。

これまで我々は、運転者の視線移動の要因として、ステアリングを操作するために道路の形状や他車両を観察する能動的な眼球運動(トップダウンの眼球運動)と、視野内の視覚的な刺激により無意識の内に引き起こされる受動的な眼球運動(ボトムアップの眼球運動)を含むモデルを考えてきた。そして、モデルから計算される各視線要素の確率分布に基づいて運転者の視線移動の尤度を計算することで、運転者の内部で各瞬間にどちらの処理プロセスが働いているかを推定することが可能なことを、計算機シミュレーションにより検証してきた。⁴⁾⁵⁾しかしながら、この研究では、どちらの処理プロセスが働いているのかを推定することは可能であっても、そこから認知過程の内部状態まで推定することは困難であった。更に、運転中の視線移動の原因となる内部プロセスは、これまで考えてきたモデルよりも複雑であることが予想された。

そこで、本研究では視線移動決定の内部プロセスに運転意図(運転プラン)が影響を与えると仮定し、運転プランに基づく視線移動のしくみを検討する。すなわち、理想運転者の視線移動予測モデルとして、従来のボトムアップの眼球運動による視線移動確率分布に、ステアリング操作を含むより一般的な運転プランによる視線移動の確率分布を付加したものを考える。

設定した運転プランを実行する際に予期される視線と、実際に検出した視線を照らし合わせることで、運

* (社)情報処理学会の了解を得て、「情報処理北海道シンポジウム2006」より、一部加筆して転載

転者の認識状態の推定が可能になることが期待される。また、実際の視線から、その運転者の運転プランの推定も可能になることが期待される。つまり、従来モデルの運転操作に替わり、運転プランを導入することで、より詳細な運転者の内部状態の推定が可能になると考えられる。

本研究では、運転プランを用いた視線移動予測モデルを構築し、その妥当性を検証した。実験では、ドライビングシミュレータを用いて、特定の運転場面における人間の視線とモデルが出力する視線とを比較することでモデルの妥当性を評価した。

2. 自動車運転時の視線移動モデル

2.1 概要

これまで我々は、運転者の視線移動モデルを構築し、そこから視線移動の要因を推定する方法を構築してきた。⁴⁾⁵⁾ この方法では、視線移動の要因としてボトムアップの眼球移動とトップダウンの眼球移動を考え、道路形状と周囲の物体に対して視線移動とステアリング操作を出力する運転者モデルを構築した。我々はこのモデルを用い、運転者の視線移動及びステアリング操作とモデルの出力を比較することで視線移動の要因の推定や、運転者が運転に必要な観測を行っていることが判断できる可能性を示した。

視線移動から運転者の認知過程を推定するモデルは、それぞれの視線移動確率モデルを構築し、ある部分に視線が移動したときにどちらの要因で引き起こされたかを推定する (Fig. 1)。

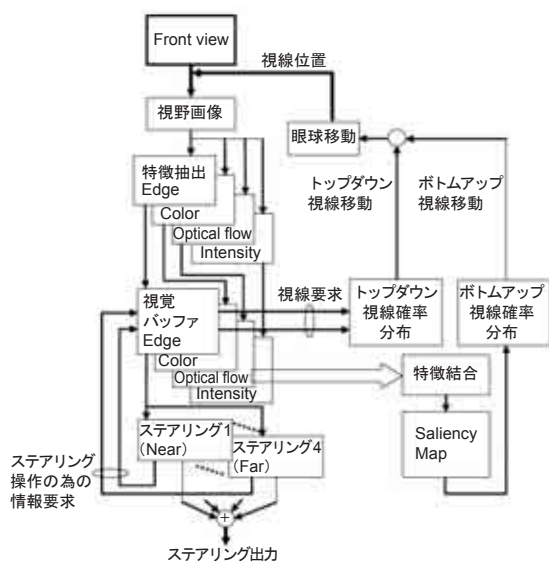


Fig. 1 A Model of gaze movement and steering wheel operation

ボトムアップ視線移動モデルには、人間の視覚認識系を基に作られたSaliency Mapモデル⁶⁾を導入した。このモデルでは、外界観察のための受動的な視線の動きは基本的には外界のテクスチャや動きに依存し、局所的な視覚処理で計算されるSaliencyによって決まる。⁷⁾ このSaliency Mapから、全視覚範囲に対する座標 $x = (x, y)$ と、時刻 t におけるボトムアップの視線移動確率分布 $P_{Eye_{BU}}(x, t)$ を求める。

トップダウン視線移動は、小池らが提案した強化学習による運転モデル¹⁾を用いた。このモデルは、運転者は自転車の近くと遠くを観察する別々のプロセスがあるという知見⁸⁾⁹⁾を基に、現在の車の位置と予測された1, 2, 3秒後の自転車の位置情報からステアリング操作を決定する。学習は、各モジュールが状態価値関数に基づき出力し、自転車と道路端までの距離を報酬として、道路形状に対してスムーズにコーナリングできるようにステアリング出力量を学習する。ステアリングの操作量は各モジュールの状態価値関数から計算されたsoftmaxで重み付け加算して決定する。本研究ではこの重みから、トップダウンの視線移動確率分布 $P_{Eye_{TD}}(x, t)$ を算出する。

視線移動の確率は、次式のボトムアップの視線移動確率分布とトップダウンの視線移動確率分布の加重平均で決める。

$$P_{Eye}(x, t) = \frac{1}{2}(P_{Eye_{BU}}(x, t) + P_{Eye_{TD}}(x, t)) \quad (1)$$

ドライビングシミュレータ上で、このモデルを動作させ、視線移動を求めた。⁵⁾ 出力された視線位置 $x_{Eye}(t)$ から、ボトムアップ、トップダウンそれぞれの対数尤度

$$L_{Eye_{BU}} = \log(P_{Eye_{BU}}(x_{Eye}(t), t)) \quad (2)$$

$$L_{Eye_{TD}} = \log(P_{Eye_{TD}}(x_{Eye}(t), t)) \quad (3)$$

を求めると、一方が高い値を示すときは他方が低い値を示し、この関係が交互に反復される結果が得られた。また視線移動にノイズを付加して運転とは関係ない視線移動を発生させたときは、ノイズに対してどちらの対数尤度も低くなった。これにより視線移動確率分布から、運転者の視線移動の要因を推定できる可能性を示した。

2.2 運転意図による視線移動モデル

これまでのモデルには自車以外の車や歩行者が存在せず、道路も直線、カーブのみの単純な形状であった。しかしながら、実世界では、様々な物体が存在し、交差点や合流等のより複雑な道路形状がある。また、実際の運転において、運転者の視線がある物体に移動した場合でも、その物体を認識しているとは限らないため、視線のみから、運転者が周囲をどのように認識しているか正確に知ることは一般的には困難である。

そこで、周囲の状況に対して運転者の運転意図を含んだ認識過程の計算モデルを構築し、モデルの状態と人間の運転行動を比較することで運転者の認知状態を推定する方法を考える。運転者は周囲の状況から何らかの意図を決定し、それに従い運転行動を決定していると考えられる。そこで、視線移動を、意図した運転行動のための周囲観察と捉え、視線から次の運転意図を推定し、推定した意図と、実際の運転行動を比較することで、より深い認識状態の推定が可能になることが期待される。

モデルの構成をFig. 2に示す。処理の概要は

(1) 全体状況の認識

自車の前方を観察し、周囲の事物情報を事物認識バッファに記憶する。

(2) 運転プランの選択

事物認識バッファに記憶された情報から、その場面上において適切な運転プランを選択する。

(3) プランに依存した視線移動

選択された運転プランを実行するために、より詳しい観察を行う。

の三つに分かれる。モデルでは、(2)で運転プランの選択が起こるまで(1)を繰り返し実行し、運転プランが選択されると(2)と(3)を繰り返す。(2)で選択されたプランの実行が完了すると、再び(1)から上記の処理

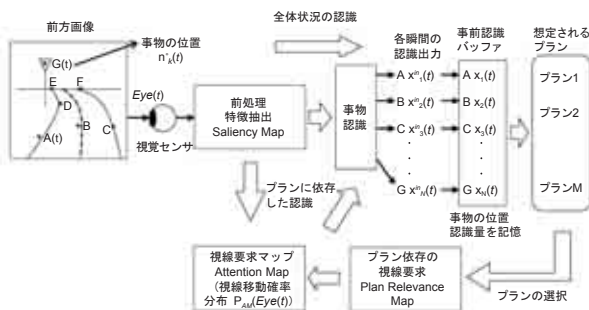


Fig. 2 Object recognition model

を繰り返す。

2.3 Saliency Mapでの視線移動確率分布モデル

視線移動の計算は、Saliency Mapモデルを用いた。⁶⁾⁷⁾ 求めたSaliency Map S を、各時刻における特徴 $SM(t)$ とする。ウインドシールド上の全視覚範囲に対する座標を $x = (x, y)$ として、全視覚範囲で $SM(t)$ を正規化することで、ボトムアップ的な視線移動に対する視線移動確率分布 $SM(t, x)$ を求める。そしてその中で最大値となる座標を、時刻 t における視線位置 $Eye(t)$ とする。Saliency Mapの生成例をFig. 3に示す。

$$SM(t, x) = \frac{SM(t, x)}{\sum_{x \in All} SM(t, x)} \quad (4)$$

2.4 運転プラン

運転時には、認識バッファの状態から各プランを実行するための評価値を計算して、最も評価値が高いプランを選択・実行する。各プランは、そのプランを選択する条件、選択したときに成される運転行動、選択しているときに生じる周囲の観測行動から構成される (Fig. 4)。

プランの選択には、認識バッファに保存された物体の認識状態 (対向車の存在、歩行者の存在、信号の色等) と、自車周辺の物体との関係 (距離、速度) を用い、評価値を算出する。

運転行動は、プランが実行されたときのステアリング、アクセル、ブレーキ等の操作を示している。その

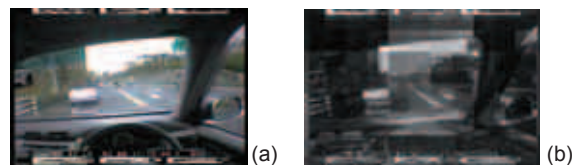


Fig. 3 Saliency map (b) generated by image (a)

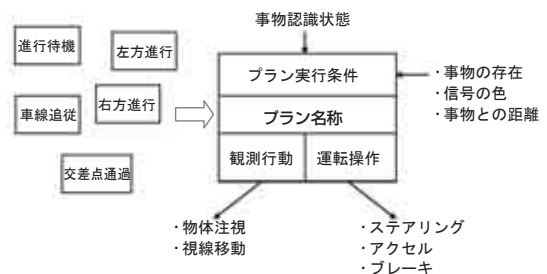


Fig. 4 Components of a plan

プランの実行に必要な操作量の決定法はあらかじめ決められており、実際にプランが実行されると、状況に応じたステアリング、アクセル、ブレーキの操作量が出力される。

観測行動はプランを実行する際に、運転者が視線を配る物体を示す。例えば右折場面では、対向車の存在を確認するために対向車線を頻繁に観察し、安全と判断すると右折を開始する。モデルはこれら三つの要素を含んだプランを、入力を認識バッファの状態、出力を運転行動と観測行動とするモジュールとして表現する。プランは、各運転行動に対して存在し、すべてのプランは同じ入力を認識バッファから受け取り、評価値が最も大きいプランを採用して運転行動と観測行動を出力する。運転行動はそのまま自動車の挙動に現れ、観測行動は次の時刻の視線移動確率分布に影響する。

2.5 プランの選択

直進、右折、左折といった大局的な運転意図は、前述したプランをある時系列で選択して行うことで成されると考える。この大局的な運転意図をマスタープランとし、前方車に近いから減速する、対向車が来ないから右折を始めるといった上位のプランを実行するための細かな運転意図をサブプランとした階層構造を仮定する (Fig. 5)。

マスタープランは、運転者が計画する運転コースに従い、全体状況が特定の状態になったら自動的に選択される。サブプランはあらかじめ知識として多数用意されている。マスタープランが一つ選択されると、そのプランを実行するために必要なサブプラン候補が活性化される。どのマスタープランも選ばれていない場合は、

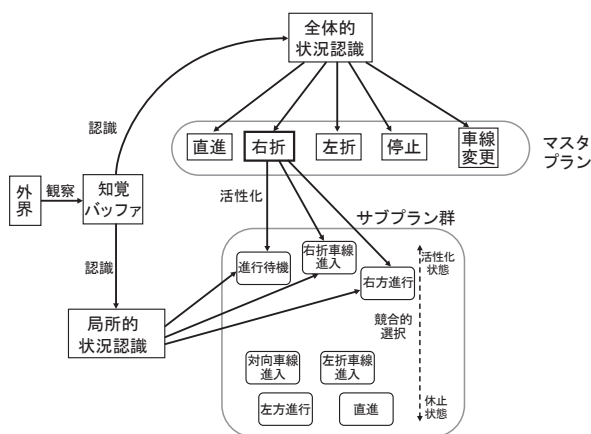


Fig. 5 Master plan and sub plan

道なり走行をするように運転行動や観測行動を定める。

そして、マスタープランにより活性化されたサブプラン候補から、一つのサブプランを選択する。サブプランの選択基準としては、認識状態 (対象となる物体の位置 $n_k^m(t)$ と状態量 $o_k^m(t)$) から各サブプランの評価値 E を計算し、 E が最も大きなサブプランを選択する。例えば前方車両に近づきすぎたので停止するというプランの場合 E を前方車両位置 n^m から計算すると $E = -n^m$ となり、 E がある程度大きくなると停止するというプランが実行される。

現在選択されているマスタープランには属さない、休止状態にあるマスタープランについても、活性化されているサブプランと同様に評価値の算出を行う。しかし休止状態にあるサブプランは、抑制するバイアスを与えることで評価値を下げ、選択されにくくする。

2.6 Plan Relevance Mapによる視線移動確率分布モデル

各サブプランが持つ観測行動を実現するため、これまでのSaliencyベースの視線移動に、サブプランが指定する部分に視線移動しやすくするためにPlan Relevance Map (PRM) を導入する。PRMは、観測対象となる場所・事物の中心位置と広がり指定し、それらの値を平均、分散とした2次の正規分布を想定する (Fig. 6)。PRMとSaliency Mapを掛け合わせ、サブプランに依存した視線移動分布を求める。

プランによって指定された中心を $c_i = (c_{ix}, c_{iy})$ 、広がり $s_i = (s_{ix}, s_{iy})$ とする。時刻 t におけるPRM $PRM(t)$ を以下に定義する。

$$PRM(x) = \sum_i w_i R_i(x, c_i, s_i) \tag{5}$$

$$R_i(x, c_i, s_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi s_{ix}^2 s_{iy}^2}} \exp \left\{ -\frac{(x - c_{ix})^2}{s_{ix}^2} - \frac{(y - c_{iy})^2}{s_{iy}^2} \right\} \tag{6}$$

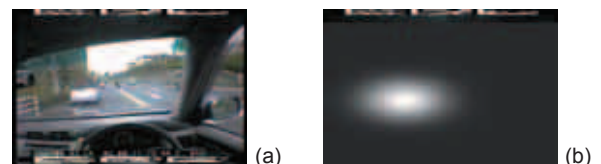


Fig. 6 Plan Relevance Map(b) with a scene of existing parking car (a)

複数の観測対象が必要なプランでは、中心と広がり
は対象の数だけあり、それらから生成されたPRMを
重み付け加算することで一つのPRMを求め、それを
全視覚範囲で正規化して確率分布とする。各対象の
PRMの中心は、認識バッファにある事物の位置から
決まる。

2.7 プランに依存した視線確率分布

生成したPRM $PRM(t)$ と、視野画像から作られた
Saliency Map $SM(t)$ を掛け合わせ、視線移動分布
(Attention Map) $AM(t)$ を計算する。

$$AM(t, x) = SM(t, x) \otimes PRM(t, x) \quad (7)$$

⊗ は、画像中の同じ座標の画素同士の乗算とする。
Attention Mapは、画像が提示されたときに、最初に
視線が移動する部分を確率分布で表わしたもので、本
研究では視線は $AM(t)$ が最大値を取る位置へ移動する
とした。

直線の道なり走行時には、運転者は道路の消失点付
近を重点的に観測することが知られている。⁸⁾ サブプ
ランが選択されていないときは、道路の消失点を中心
としたPRMを生成して全体の状況認識を行う。

3. ドライビングシミュレータによる検証

3.1 ドライビングシミュレータ概要

本研究では簡単なドライビングシミュレータを開発
し、実験に使用した。3次元空間をVRMLで記述し、
描画と全体のコントロールには、MATLABのVirtual
Reality Toolboxを用いた。本ドライビングシミュレー
タでの車両モデルは、2輪車の定速走行モデルを4輪
車として近似したモデルを用いた。¹⁰⁾¹¹⁾ 主なパラメー
タをTable 1に示す。

Table 1 Vehicle model parameters

重量 M	1485 (kg)
速度 v	10 (m/s)
全長 l	2.56 (m)
前輪-重心間距離 l_f	1.16 (m)
後輪-重心間距離 l_r	1.4 (m)
ヨーイング慣性モーメント I_z	1331.55 (kgm ²)
前輪コーナリングパワー c_f	37592 (N/rad)
後輪コーナリングパワー c_r	43064 (N/rad)

3.2 モデル動作実験の条件

シミュレーション環境は、幅10mの2車線道路で、
自車の走行車線上に車が1台停車している(Fig. 7)。
右車線には2台の対向車が在り、速度10m/sで直進し
てくる。道路脇には家屋、商店、ビル、街路樹を配置
し仮想的な市街地を作成した。

タスクは、対向車線の対向車との安全を確認しつつ
停車車両を追い越す課題である。本来なら複数のマス
タプランが含まれたシミュレーションが必要である
が、まずは一つのマスタプランが実行される場面で、
サブプランの評価と選択が正しく行えることを検証す
る。

この実験では、次の五つのサブプランを考える。

- ・ Plan0: 直進

走行車線を直進する。

- ・ Plan1: 進行待機

停車車両との距離を観測し、停車車両が一定距離
以内になったら停止する。

- ・ Plan2: 対向車線進入

対向車との距離を観測し、十分安全な距離ならス
テアリングを右に切り、対向車線へ進入を開始す
る。

- ・ Plan3: 対向車線直進

停車車両に衝突しない程度の距離を確保したな
ら、ステアリングを戻し対向車線を直進する。

- ・ Plan4: 元車線進入

停車車両を通過したら、ステアリングを左に切り
元の車線に戻る。このとき、駐車車両の陰に歩行
者等の障害物が存在しないことを確認する。

これらのプランについて評価値の算出式と運転行動
となるステアリング操作量、観測行動となるPRMの
パラメータ c, s を定義し、シミュレーションを行った。

停車車両までの x 軸方向の距離を x_1 、停車車両ま
での y 軸方向の距離を y_1 、対向車までの y 軸方向の距離
を y_2 として、評価値の算出式は以下のように定めた。

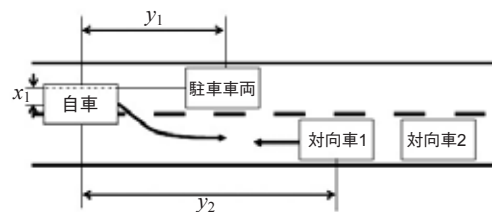


Fig. 7 Simulated situation

- ・ 直進 $E_0(t) = 0$
- ・ 進行待機 $E_1(t) = -y_1 + c_1$
- ・ 対向車線進入 $E_2(t) = y_2 + c_2$
- ・ 対向車線直進 $E_3(t) = x_1 + c_3$
- ・ 元車線進入 $E_4(t) = y_1 + c_4$

c_1, \dots, c_4 は自転車と対向車までの間の安全距離で、速度等の状況により異なることが想定されるが、ここではすべて定数とした。

- ・ 停車車両までの距離(方向) $c_1 = 15$
- ・ 対向車までの距離(方向) $c_2 = 40$
- ・ 停車車両までの距離(方向) $c_3 = 3$
- ・ 停車車両通過後の停車車両までの距離(y方向) $c_4 = 2$

評価値が負となる場合は0として、これらを正規化して、最大となるプランを選択する。通常の運転場面では、これらのプランの他に、歩行者の飛び出しへの対応のような例外処理が必要であるが、本実験ではそのような例外は想定していない。

期待されるモデルの振る舞いは、駐車車両を認識したら、駐車車両と対向車との距離からPlan1とPlan2の選択の競合が起こり、対向車との距離が十分にあればPlan2を選択し、対向車が近ければPlan1を選択し対向車の通過を待つ。Plan2が選択された後は、適切なタイミングでPlan3, Plan4が順に選択される。

3.3 結果

Fig. 8に、認識バッファに保存された状態量の変化を示す。状態量は対象となる事物に対する運転者の注視度に相当し、視線が移動すると増加し、その後、視線がそこに移動しない限り減衰する。再び視線が移動すると、状態量はまた増加する。Fig. 8において、まず始めに道路脇にある街路樹に視線が移動し、その後は、対向車1, 駐車車両, 対向車2の順に認識してい

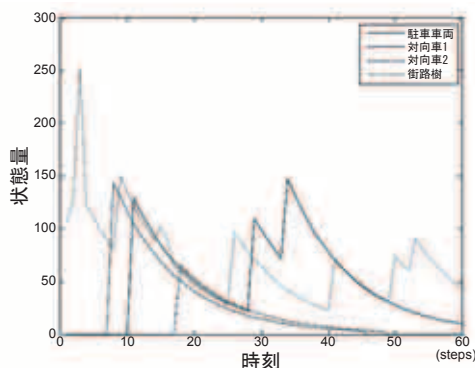


Fig. 8 State amounts on the simulation

る。しばらく注視しないと、特徴量が低下してその物体は特徴バッファから消去される。街路樹に視線が多く移動するのは、Saliency Mapにより視覚的に目立ちやすい特徴を持っているからである。

Fig. 9に各プランの評価値の変化を示す。シミュレーション開始時はまだ駐車車両を認識していないため、すべてのプランの評価値は0となり、Plan0が選択される。駐車車両に接近すると、Plan1とPlan2のプランの評価を行うが、対向車2が接近しているため、Plan2の評価値は0となりPlan1が選択され停車する。やがて、対向車2が通過すると、Plan1の評価値が下がりPlan2が選択され対向車線へ進入する。その後、それぞれのタイミングによりPlan3, Plan4が実行され元の車線に戻ると、すべてのプランの評価値が0になり再びPlan0が選択される。

3.4 複数のマスタプランが存在するケース

これまでのシミュレーションでは、マスタプランが駐車車両回避の1種類だけであった。しかし、実際には様々な運転場面が想定され、計算モデルも複数の運転場面に対応しなければならない。そこで、前述の駐車車両回避を終えた後に、道路の右側にある駐車場に進入する場面を追加してシミュレーションを行った。この場面では、Fig. 10に示すように対向車3が接近する他、右折経路上を歩行者が横断する。

ここで想定するプランは、前のPlan0~Plan4に加えて

- ・ Plan5: 右折
対向車との距離が十分にあるならば、右折を開始する。
- ・ Plan6: 右折中待機
右折経路や右折後の車線に歩行者が存在するならば、停車し歩行者が移動するのを待つ。

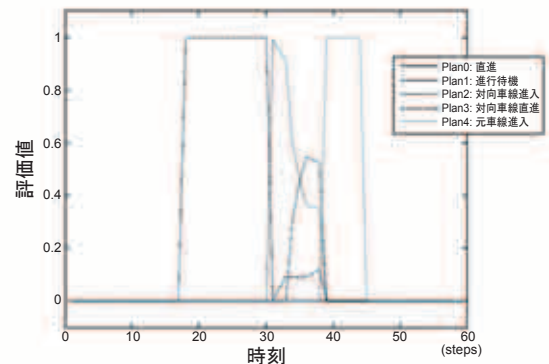


Fig. 9 Simulation result

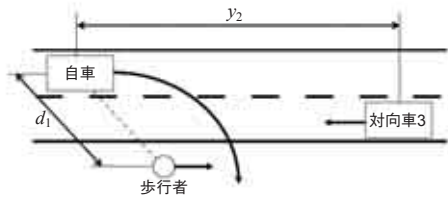


Fig. 10 Simulated situation added a right turning

・ Plan7: 右折後直進

右折が終了したなら、右折後の車線を直進する。となる。対向車が近づいて右折が開始できない状態では、その場に停車し、対向車が通り過ぎるのを待つが、これは駐車車両回避で用いたPlan1の進行待機と同様に実行できる。これらプランについてもPlan0~4と同様に評価値の算出式、出力値を定義した。

想定される振る舞いは、右折状態になったならばPlan1とPlan5の競合が起こる。Plan5が選択され右折を開始したなら、進入経路の観測をよく行い、歩行者が存在したならPlan6が選択され、歩行者が通り過ぎるまで停車する。そしてPlan7を選択して、再び直進を行う。

3.5 結果

Fig. 11に評価値の変化を示す。時刻60ステップまでは、3.4節と同様の結果を得た。時刻65ステップ付近で右折を開始しようとするが、対向車が接近してきたためPlan1の評価値が高くなった。時刻85ステップ付近になると対向車が通り過ぎて再び右折を始めるが、歩行者が存在するのでPlan6の評価値が高くなり、90ステップ付近でその場に停車した。約105ステップで歩行者が通り過ぎると右折を再開し、約110ステップで右折が終了したらPlan7が実行された。以上、想定したとおりの出力を得ることができた。

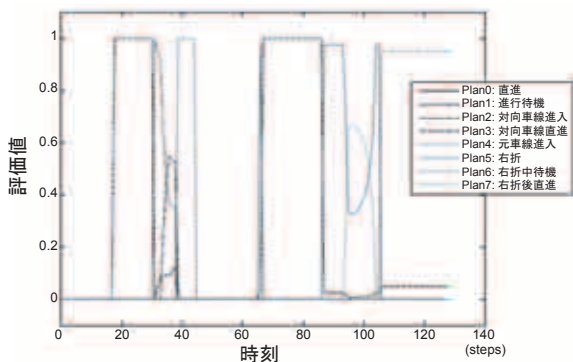


Fig. 11 Simulation result

4. 人間の視線計測

周囲の状況を観察し、視覚情報から運転意図を決定して運転行動を出力するモデルを構築した。本モデルの出力を実際の運転者の行動と比較し検証を行う。

4.1 実験タスクと被験者

ドライビングシミュレータの画面は、プロジェクタにより縦0.75(m)×横1.02(m)の大きさのスクリーンに投影される。また、スクリーンから0.825(m)の位置にアイカメラとキーボードを配置した机を設け、スクリーンから1.3(m)の位置に設置した椅子に被験者が座る。被験者はスクリーンに投影された画面を見てキーボードで自車を操作する。アイカメラには、ナックイメージテクノロジー社の非接触アイカメラEMR-AT VOXERを使用し、1/60秒間隔で被験者の視線位置を記録した。

実験環境は、前方に駐車車両が存在し、反対車線には対向車が4台走行している。対向車の初期位置は、各車両の初期設定位置から-20(m)~+20(m)の範囲でランダムに変化する。道路は片側車線幅3(m)の直線道路とし、道路周辺には建物や標識等の物体を複数、設置した。

実験タスクは、他車に衝突しないように駐車車両を回避して走行することである。被験者は、二つのボタンにより、自車の操作を行う。

- ・ ボタン1 停車と発車
- ・ ボタン2 ステアリングのきり始めときり終わりの判断

Fig. 12の4箇所の○の位置で、異なるステアリング値が設定され、ボタン2を押すことで、きり始めときり終わりの判断を行う。1回のタスクにおいて、外界状況を判断し、適切な位置で4回ボタン2を押すこ

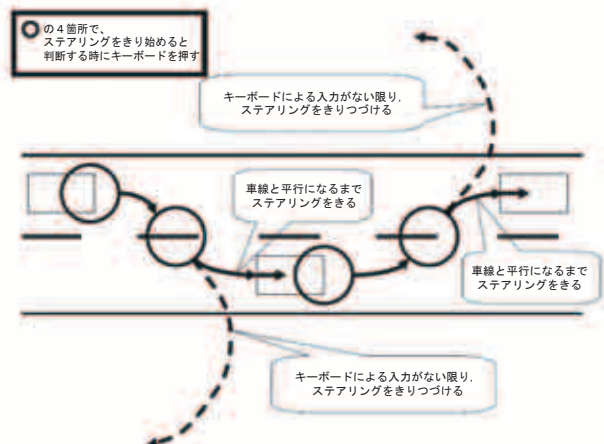


Fig. 12 Own car control way on simulation

とにより、他車に接触しないで駐車車両を回避してもらおう。自車の速度は50(km/h)の定速走行である。また、対向車は、自車から見て手前の2台は60(km/h)、一番奥の1台は45(km/h)の定速走行である。

被験者はこのタスクを10トライアル行う。1トライアルの終了条件は、他車との衝突、道路外の走行、駐車車両回避後の元車線へ車線変更(タスク成功)である。

被験者は4人の男性で、平均年齢26.25歳、全員普通自動車運転免許を持ち、免許取得後平均6.3年経過している。運転頻度は、週数回が1名、月数回が2名、免許取得後ほとんど運転をしていない被験者が1名である。

4.2 結果

ある被験者の実験中のボタンを押したタイミングごとの視線位置をFig. 13に示す。これらは3.3節にあるPlan2とPlan4にそれぞれ相当する。この結果は、10トライアルにおけるボタンが押される前の視線位置を1枚の画像に示したものである。(a)では、視線移動が右寄りになり、右側の車線付近に分布している。(b)では、中央の車線の左側付近に視線が移動していることが多い。

また、2人の被験者の10トライアル中で、成功したトライアルの横方向における視線移動の推移をFig. 14に示す。横軸は0.01(s)ごとに計測されたアイカメラのログデータ番号で、時間軸に相当する。縦軸は視

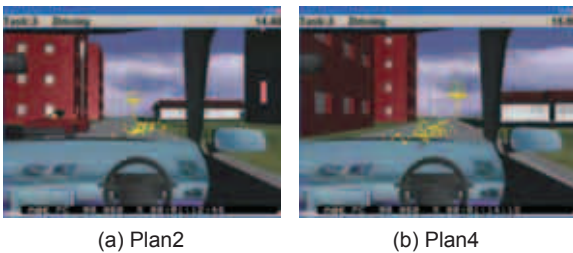


Fig. 13 Gaze position on experiments

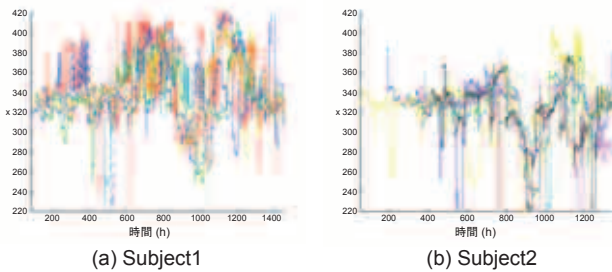


Fig. 14 Gaze movements

線の横方向の位置(x)を示し、上が右方向、下が左方向に相当する。

前半部では対向車が来るタイミングや距離がトライアルごとに違うため、ばらついているが、途中からどちらの被験者も視線が右寄りとなり、その後、左寄りへ移行後、再び右寄りへ移行し、最後に次第に中央付近へ移動していることが分かる。想定したサブプランに基づきこの現象を解釈すると、前半のばらつきは駐車車両に近づくまでの走行時における視線であり、対向車の来るタイミングが違うためにばらつく。また、右寄りになるのは回避行動を行うために対向車に注意を向けるからである。また、回避行動時には駐車車両との距離を測るため左寄りの視線となり、その後、対向車がもう1台近づいてきているため、そちらへ注意を向けるため右よりの視線となる。最後に元車線に戻った後は、前方に注意を向けることから視線位置はほぼ中央となる。この結果は、視線移動が想定している運転プランに定性的に従う傾向があることを示唆している。

Fig. 14の結果を、Fig. 15に示す七つの運転行動に分割し、(2)停車中と(4)対向車線進入における視線の計測結果をFig. 16に示す。Fig. 16では、ボタンを押す直前の視線移動を比較するため、ボタンを押した位置でグラフを揃えて示している。

Fig. 16(2)では、中心付近を見ていた視線が、対向車線進入の行動に移る直前は対向車線を確認するために頻繁に画面右方に移動している。また、Fig. 16(4)

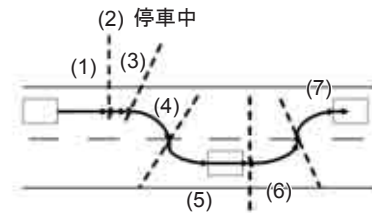


Fig. 15 Partition of simulation result

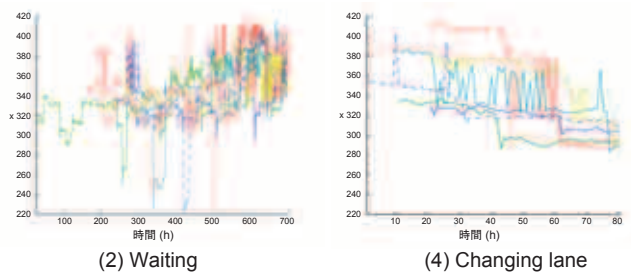


Fig. 16 Gaze movements (one subject)

では、判断の直前（グラフの右側）で視線位置が頻繁に左側へ移動する傾向が見られる。本稿では示していないが、(5)対向車線直進、(6)元車線進入においても、試行間で同様の傾向を見出すことができた。

以上まとめると、Fig. 13から、駐車車両回避時において、運転状況により人間の視線分布には違いがあることがわかる。また、Fig. 14から、回避タスク中の大局的な視線移動には、被験者によらず同じ傾向が現れた。更に、Fig. 16では想定した運転プランに従った視線変化が見られた。これらのことから、人間が運転プランに依存した視線移動を行っている可能性が示唆される。しかし、視線の絶対的な移動量には個人差が大きく、また、被験者でも試行ごとに違いがあることが、解析を難しくしている。今後は、変動の要因を明らかにし、実験タスクの改良により、解析の精度を上げていく必要がある。

5. 考察

進行待機時におけるモデルの視線移動を人間の視線移動と比較すると、駐車車両回避の開始を判断する直前の人間とモデルの視線分布は比較的近い。しかしながら、人間の周囲を観察するボトムアップ視線移動は、モデルにおけるボトムアップ視線移動程、頻繁には生じないことが、二つの視線移動の差異となって現れている。実際に、ボトムアップ視線を除いて視線移動と比較すると、視線位置はかなり近いことが分かった。但し、この問題を解決するために、単純にモデルのボトムアップ視線移動の頻度を少なくするのではなく、人間のボトムアップの視線移動が本当に少ないのかどうかの確認も含めて調査を進める。特に、歩行者の飛び出しのような突発的なイベントが起きない本シミュレータの実験環境や、練習タスクの回数不足等による影響も含めて調べる必要がある。

4章より、ドライビングシミュレータの運転において、我々が運転プランと呼ぶ運転意図に基づく視線移動を行っている」と解釈できる場面も見られた。但し、各運転プランによる差は大きく見られなかった。このことは、実験で用いたスクリーンが小さく、スクリーン全体がほぼ視野内に収まってしまうことから、視線移動が小さかったことが原因と考えられる。また、視線の動きが少ない原因は、人間が中心視野だけで物体を観測するのではなく、周辺視野による観測も多いことが考えられるため、周辺視野の観測能力についても調べる必要がある。

6. おわりに

駐車車両回避時に周囲の状況を観察し、視覚情報から正しい運転意図を決定し運転行動を出力する運転者モデルを構築した。人間とモデルとの間での最も大きな違いは、道路周辺の観察を行うボトムアップ視線が実際の人間ではほとんど見られなかったことである。我々の他の研究でも同様の結果が示されている。⁵⁾ この点については、シミュレータによる実験環境の問題なのか、実際に人間のボトムアップ視線が少ないのか、より精密に検証していく必要がある。

本研究のモデルでは、駐車車両回避と右折の二つのマスタプランについては、モデルの仕組みを変えることなく、周囲の状況を観察し、視覚情報から正しい運転プランを決定して運転行動を行い、正しい行動を出力することができた。同様に、それ以外の様々な状況でも、モデルの仕組みを変えることなく正しい運転行動を行うモデルを構築できることが期待される。しかし、どれほど多くの運転プランを定義すれば十分かは不明であり、さらに適切なマスタプランを選択する方法も必要となる。これらは今後の課題である。

また、実際の運転では個人差が大きいと、機械学習の手法などを用いてモデルのパラメータを自動調整することで個人差を吸収する必要もある。このような方法で、運転者の個々人に応じたモデルが構築できれば、運転者の経験などに応じた支援も可能になると考えられる。

謝辞

本研究は北海道大学との共同研究にて実施したものである。貴重なご助言、ご指導をいただいた諸先生および、研究に従事された学生の方々に感謝いたします。

<参考文献>

- 1) 小池康晴・銅谷賢治: “マルチステップ状態予測を用いた強化学習によるドライバモデル”, 電子情報通信学会論文誌Vol. J84-D-II (2001), pp. 370-379.
- 2) D. D. Salvucci: “Integrated driver modeling in the ACT-R cognitive architecture”, To appear in T. Jurgensohn (Ed.), Driver Modeling (2003) (in press).

- 3) T. Al-Shihabi and R. R. Mourant: "A Framework For Modeling Human-Like Driving Behavior For Autonomous Vehicles in Driving Simulators", Proc. The Fifth International Conference on Autonomous Agents, Montreal, Canada (2001-5), pp. 286-291.
- 4) 水谷健太郎, 斎藤元生, 大森隆司, 小川昭利: "運転行動から運転者の認知状態を推定する脳認知計算モデルの検討", 電子情報通信学会研究報告 NC2003-198 (2004).
- 5) 水谷健太郎, 大森隆司: "運転行動から運転者の認知状態を推定する計算モデルの検討", 電気学会論文誌 C, 125巻6号 (2005), pp. 967-975.
- 6) L. Itti, C. Koch, and E. Niebur: "A Model of saliency-based visual attention for rapid scene Analysis", IEEE Trans. Part. Anal. Mach. Intell., Vol.20, No.11 (1998), pp. 1254-1259.
- 7) S. Park, S. Ban, J. shin and M. Lee: "Implementation of Visual Attention System Using Bottom-up Saliency Map Model", Artificial Neural Network and Neural Information Processing ICANN/ICONIP (2003).
- 8) M. F. Land and D. N. Lee: "Where we look when we steer", Nature (1994), pp. 742-744.
- 9) M. F. Land and J. Horwood: "Which parts of the road guide steering?", Nature (1995), pp. 339-340.
- 10) 堀内伸一郎: "車両のダイナミックスのモデリング"
- 11) 堀内伸一郎: "自動車の運転性能", 自動車工学基礎シリーズ



<著 者>



伊藤 隆文
(いとう たかふみ)
基礎研究所
ドライバの行動理解の研究に従事



富樫 裕基
(とがし ゆうき)
北海道大学大学院情報科学研究科
修士課程



斎藤 元生
(さいとう げんき)
2006年北海道大学大学院情報科学研究科修士課程了
現在は松下電器産業に勤務



水谷 健太郎
(みずたに けんたろう)
北海道大学大学院情報科学研究科
研究生として在籍後, 2007年より
産業技術総合研究所に勤務



大森 隆司
(おおもり たかし)
2000年より北海道大学工学研究科
教授
2006年より玉川大学学術研究所
教授
脳の記憶系, 特に記憶の利用過程
としての思考のモデル化と計算理
論化に従事



山内 康一郎
(やまうち こういちろう)
北海道大学大学院工学研究科
助教授
工学博士
学習理論, センサー情報統合処理
の研究に従事