

ドライバの視認行動モデルの開発

町田 貴史[†] 倉橋 哲郎[†] 岩瀬 竜也[†] 森 博子[†] 北岡 広宣[†]

[†] ㈱豊田中央研究所 走行安全研究センター

〒480-1192 愛知県愛知郡長久手町大字長湫字横道 41 番地の 1

E-mail: †{machida,e1059,tiwase,hiroko,kitaoka}@mosk.tytlabs.co.jp

あらまし 我々は予防安全システムの効果検証に利用可能なシミュレータ (STREET) の開発に取り組んでいる。本稿では STREET 上で考慮すべき課題の 1 つとしてドライバの視認行動のモデル化に焦点をあてる。具体的には、ドライビングシミュレータを利用した運転行動解析技術を概観し、視認行動のモデル化における課題を明らかにした上で、モデルベースのアプローチによる視認行動のモデル化を行う。

キーワード 視認行動, 強化学習, 運転行動解析, 交通流シミュレータ, ドライビングシミュレータ

Driver Visual Behavior Modeling Based on Safety Confirmation

Takashi MACHIDA[†], Tetsuo KURAHASHI[†], Tatsuya IWASE[†], Hiroko MORI[†], and

Hironobu KITAOKA[†]

[†] Toyota Central R&D Labs., Inc. Vehicle Safety Research Center

41-1 Aza Yokomichi, Oaza Nagakute, Nagakute, Aichi, Aichi 480-1192, Japan

E-mail: †{machida,e1059,tiwase,hiroko,kitaoka}@mosk.tytlabs.co.jp

Abstract We have developed a simulator for evaluating safety systems (STREET). In this report, we focus on a driver visual behavior modeling to solve some assignments of traffic reproduction in STREET. This report specifically shows an overview of a driver behavior analysis using Driving Simulator, and some issues for modeling of the driver behavior. Then, we employ a model-based approach for modeling the driver visual behavior.

Key words Driver Visual Behavior, Driver Behavior Analysis, Traffic Simulator, Driving Simulator

1. はじめに

日本における年間の交通事故による死者数は減少傾向にあるものの、まだ 6000 人を超える人が交通事故が原因で死亡している。ハインリッヒの法則 [1] によると、1 件の重大事故の裏には 29 件の軽微な事故があり、300 件のヒヤリハット事例が存在するとある。つまり多様な交通環境においてエラーなく運転を行うことは非常に困難なタスクであることが伺える。

このような交通事情を抱える中、未然に事故を防ぐために車載予防安全システムの導入が加速している。例えば、PCS(Pre-Crash Safety) [2] は前方車両の状態によって自車が追突しそうになると警報、あるいは自動ブレーキで事故による被害を軽減させる。LKA(Lane Keep

Assistance) [3], LDW(Lane Departure Warning) は車線逸脱を検出して自動ステアリング操作や警報で安全運転を支援する。このようにドライバの安全運転のための支援システムはこれからも提案されていくと考えられる。

このような予防安全システムの提案に対して、実際に効果の程度を実証することはシステムのインパクト性を評価する上で必要となる。一般には大規模な社会実験を行うことが考えられるが、システムの提案時にそのような実験を行うには、時間的なコストが問題となる。そこで我々は予防安全システムの事故低減効果検証のために予防安全システム評価シミュレータ (以下 STREET: Safety & Traffic REaltime Evaluation Tool) [4] を開発している (図 1)。STREET は実際の交通環境を仮想環境内で模擬し、予防安全システムを導入した場合の全体の事故低

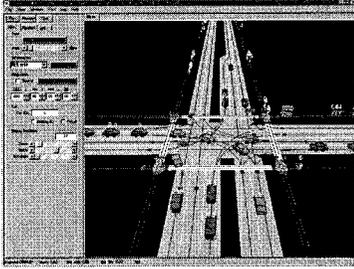


図1 STREETの概観

Fig.1 Overview of STREET.

減効果をマクロ的に評価することが可能なシミュレータである。ここで、仮想環境内で忠実に交通状況を再現するためには、ドライバの認知・判断[5]・操作[6]を忠実にモデル化したドライバモデルの構築が必須である。また、安全システムの評価には実際の交通事故再現を行い、発生した事故を防ぐことができるかを評価するため、実際の事故事例の要因分析をもとに、ドライバにエラーを発生させ事故再現を行うことが必要となる。

本稿では、STREET上で忠実な交通状況の再現を行うために、人間の運転特性、特に、人間の運転行動の初期段階に位置する認知行動に焦点をあて、そのモデル化を目的とする。一般に認知とは「知覚」し、「認識」という2つの行動の総称である。本稿ではこの中でも「知覚」のためのドライバの視認行動について議論を進める。交通事故の大半は安全不確認、不注視によるものが多いという事実からもドライバの視認行動を支援する装置が重要となる。

以上を踏まえ、2章ではドライバの運転行動のモデル化に対するアプローチを考察し、本研究の目的である認知モデルの構築技術の課題について触れる。3章以降ではSTREET上に構築した視認行動モデルについて述べる。

2. ドライバ運転行動モデル化の従来研究と課題

2.1 ドライバ運転行動モデル化のアプローチ

ある事象のモデル化を行うために2つのアプローチがある[7]。本節では、これら2つのアプローチを比較・検討し、視認行動のための課題について述べる。

2.1.1 ボトムアップアプローチ

事象に至るプロセスを計測し数値解析手法に基づいてモデル化するアプローチである。運転行動計測に有効な装置としてはドライビングシミュレータ(以下DS)が挙げられる。DSは著しいコンピュータの性能向上により、現在では実車での運転とほぼ差異のない車両挙動、視野状況の再現性を達成している。また予防安全システムに関し

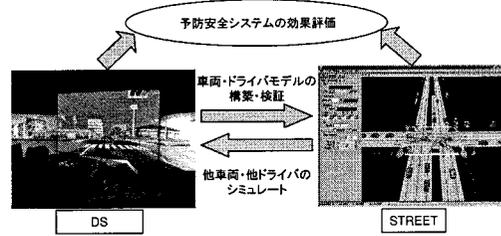


図2 STREETとDSの関連

Fig.2 Linkage between STREET and DS.

ては、ドライバ個人に合わせた警報、自動ブレーキなど、STREETに比べミクロ的な評価が行える。

ここでSTREETとDSの関係は図2のようになる。このアプローチの場合、DSから得られる実データを数値解析によりモデルに昇華し、STREET上で検証する。

DSでドライバの運転行動を解析する従来研究は多く、これらの知見を利用してドライバを支援するシステムが構築されている。鈴木ら[8]はDSで運転行動を計測し、時系列情報から確率モデルの尤度を推定することで操舵の切り替えを予測する手法を開発している。平岡[9]はPCSの警報タイミングについて警報の前出しが夜間には非常に有効であり、昼間では差がないことをDSでの運転計測で明らかにしている。細川ら[10]はDSで高齢者の視線移動などを計測し、高齢ドライバが安全不確認や不注視による事故をより顕在化することを明らかにしている。さらに運転行動だけでなく、脳内の信号を計測した研究事例として、内田ら[11]は運転中の対話によって脳内の視認能力の低下を検知している。具体的には、DSを運転中に対話に相当するメンタルワークを被験者に課し、脳内の信号をfMRIで測ることで後頭葉の視覚野の活動低下を明らかにしている。

2.1.2 トップダウンアプローチ

仮説モデルを構築し、得られた実データとの検証により精緻化するアプローチである。モデルを先に考察するため、システムを構築する上で扱いやすいという長所はあるが、実データでの検証において異なる結果となる場合にモデルそのものを見直す必要がある。図2においては、STREET上で構築したモデルに対し、DSから得られる実データを用いて検証する。

ボトムアップアプローチでの研究事例はドライバの運転行動を知る手がかりとなるが、現状では主にデータの解析・分析を行うにとどまっており、その先にある事象のモデル化までには至っていない。これは様々なデータ間の因果関係に対し、さらに詳細な分析が必要となるためである。視認行動のモデル化では、環境、能力、意図など様々な因子が密接に絡むため、実データのみからの

パターン類推は非常に困難であると考えられる。

そこで本研究では、運転時の視認行動モデルの構築に対してトップダウン的なアプローチを採用する。つまり、まず視認行動の仮説モデルの構築を行い、最終的にはDSでの運転行動の計測結果を解析することによってモデルの検証・精緻化を行う。以降では、ドライバ視認行動における課題について述べる。

2.2 ドライバ視認行動のモデル化

ドライバの視認行動をモデル化するためには、ドライバはどのような要因によって見る方向を決定しているのかを考える必要がある。ドライバの視認行動は次の2つの行動の加重線形形で表すことが可能である[12]。

- **能動的視認行動**：運転ルールに基づいて様々な状況に対する視認行動（首振り方向）。
- **受動的視認行動**：現在の視認方向に対して、ドライバの視線移動・注視を指している。これは状況毎にあらかじめ定義されるものではなく、環境に強く依存する行動。

2.2.1 能動的視認行動のモデル化

人間の視行動を定性的に導出した代表的な研究としてSpragueら[13]の研究がある。これはまず環境の状況に対して人間の視行動を強化学習で学習させておく。次にある状況に応じて環境の不確かさを指標として、その不確かさを最小にする方向を視認方向とするモデルを提案している。柚原ら[14]は交通ルールから見るべき方向を行動ルールとして記述しておき、自車が環境内のどの位置にいるかに応じて行動ルールで定義された方向を視認方向としている。これらはドライバが見るべき方向をあらかじめルールとして記述しておくという点で共通している。

2.2.2 受動的視認行動のモデル化

受動的視認行動に応用できる手法として代表的なものにIttiら[15]のSaliencyの提案がある。これは人間の網膜に映る映像に対して、色、強度、方向といった特徴量を画像処理で検出し、脳内のイメージを画像ピラミッド型階層構造の線形形で近似したものである。これらの特徴量の大きい部分を人間は注視するというモデルである。舟川[16]は映像を時間周波数と空間周波数に変換し、動的環境下での人間の視野特性の分析を行っている。なお、蛇足ではあるが、Saliency理論はコンピュータビジョン、コンピュータグラフィックスなどで応用されており、例えばロボットの自律移動などではセンサから得られるデータに対してSaliencyマップを定義し、その特徴量から物体検出を行う手法がある[17]。また、リアルタイムレンダリングの分野では人間の注意の行く部分をあらかじめ簡易なレンダリングとSaliency理論で求めておき、その

周囲を高密度にサンプリングし他の部分の画質を落とす手法がある[18]。

2.2.3 ドライバ視認行動モデル化の課題

ドライバの視認行動は前述のように能動的視認行動で見るべき方向が決定され、受動的視認行動により視線方向が決定される。つまりドライバの視認行動をモデル化するためには、まず能動的視認行動のモデル化が重要である。本研究では、視認行動の前処理である能動的視認行動について提案する。なお、受動的視認行動は[15]と同様の方法で決定している。ここで、能動的視認行動は、以下の2つの要素に分けられると考えられる。

- **交通ルールに基づく要素**。これは例えば交差点内で右折する場合は対向直進車と横断歩行者に注意するといった運転ルールで記述可能である。
- **交通ルールでは記述困難な周囲の状況に対する要素**。これは例えば、交通ルールに従って視認行動を起こした場合、ある方向を確認後でもタイミングによっては危険となり、再度確認する必要性が生じるということを示している。

以降では、この2つの要素をモデル化するための手法について述べる。3章では交通ルールに基づく視認行動について、4章では交通ルール以外の要因に基づく視認行動について、それぞれ述べる。

3. 強化学習による能動的視認行動のモデル化

本節では能動的視認行動における運転ルールに基づいた要素のモデル化について述べる。運転ルールは自車の位置や状況に応じて首振りの角度を定義することと同義である。図3は右折時の視認行動の一例を示している。この場合、まず対向直進車に注意するため左前方を向くのが正しいとされる。

従来、このような運転ルールによる行動の定義をエキスパートシステムとして記述していた[14]。この場合、あらゆる状況に対してどの方向を向くべきかを細かく記述する必要がある。しかし車両や歩行者の位置や速度に応じて確認行動のすべてを記述することは状態管理が著しく増加し開発・検証に対して時間的コストがかかるという問題がある。そのため、これらの確認行動の規範となる行動モデルを自動生成することが求められる。そこで、この問題に対し、本研究では強化学習という機械学習の一手法に注目した。強化学習は一般に教師なし学習と呼ばれ、ある行動に対する報酬を与えることにより適切な行動選択を自律的に獲得することができる。強化学習を利用して交通ルールを学習することができれば、ドライバの視認行動ルールを自動的に導出することが可能にな

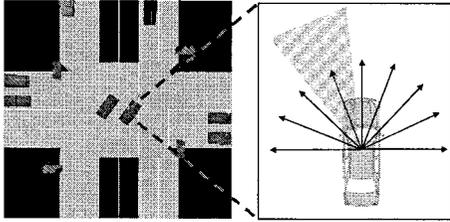


図3 右折時の視認行動
Fig. 3 Driver behavior with right turn.

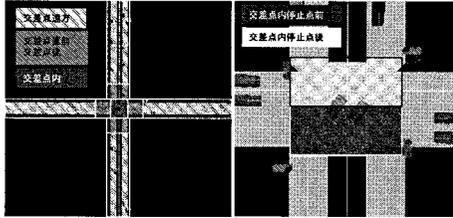


図4 状態の定義
Fig. 4 Definition of States.

ると考えられる。

3.1 強化学習における状態・行動・報酬の定義

能動的視認行動の強化学習を行うためには、まず状態、行動、報酬を定義する必要がある。その後、強化学習の演算を繰り返し行い、一連の行動に対する全報酬の合計値が最大となる行動が最適な行動として導出される。

状態 自車の位置情報を基に定義する。図4はそれぞれの状態を環境中の位置を基に定義したものである。まず、交差点外に関しては交差点遠方、交差点直前、交差点後の3状態を定義する。さらに交差点内に関しては交差点内停止点前後の2状態から成り、例えば右折の場合、対向直進車を確認するために停止する位置を表しており、この位置を越えると自車は交差点を通過すると定義する。さらに車両の状態も考慮し、停止、追従、加速、減速、発進、等速、空走の7つの状態をもつ。これらの車両の状態は先ほどの位置の各状態に対して定義する。

行動 自車の視認方向(前方9方位)として定義する(図3右)。

報酬 ドライバの行動がどの程度適切かの指標として定義する。表1は本研究における報酬の定義を表している。ここで、確認すべき対象はシミュレーション上で自車に対する他車からの最適加速度(a_{Opt})が「最小のもの」と定義される[5]。

最適加速度とは、他車の自車に対する加速度要求と定義される。例えば交差点内で右折する場合、対向直進車は自車と衝突までの時間が短い場合には $a_{Opt} \leq 0.0$ で

表1 能動的視認行動に対する報酬

Table 1 Rewards for the active driver visual behavior.

確認すべき対象を見落とした	-5 x 見落とした対象数
事故を起こした	-1000
首振り動作	-5 x 首振りの回数
対象に対する首振り方向の角度	-100

減速を促し、長い場合には $a_{Opt} > 0.0$ で加速を促すことになる。この値により、自車は $a_{Opt} \leq 0.0$ となる車両・歩行者を確認する必要がある。対象に対する首振り方向の角度は中心視野からどの程度ずれているかを判定するものである。また、事故を起こしたり、首振りの回数が多い場合は大きなペナルティを課す。

3.2 強化学習による解法

本稿では強化学習として比較的簡易なQ-Learning[19]という学習方式を採用した。Q-Learningは以下の式で表されるものであり、現在の状態と次の状態からその行動の最適度を算出するものである。これを最適度の変化が十分小さくなるまで繰り返し計算を行うことで最適で一連の行動が算出される。

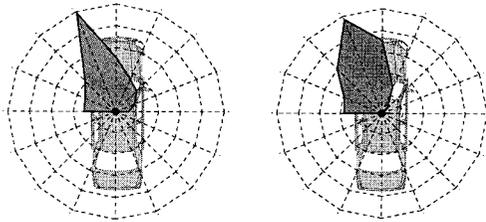
$$Q(s_t, a_t) \leftarrow (1 - \alpha)Q(s_t, a_t) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a)] \quad (1)$$

ここで、 s_t 、 a_t 、 r_t はそれぞれ時刻 t における状態・行動・報酬を表す。 $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ は学習率と呼ばれ、ある1回の学習をどの程度反映するかを表したものであり、この値を変更することで最適解の収束を制御する。 $\gamma(0 \leq \gamma \leq 1)$ は割引率と呼ばれ、前回の行動と現在の行動で得られた報酬に関してどの程度割り引いて反映するかを表している。

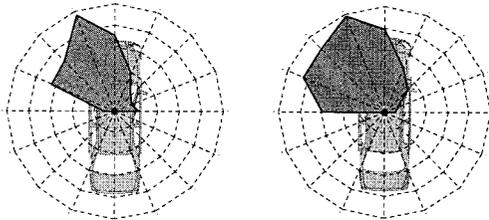
式(1)を用いて、前回と現在の状態から報酬(表1)を繰り返し算出することで、最適で一連の行動に収束する。なお、行動決定(確認する方向の決定)は初期段階ではランダムな方向を選択し、ある程度Q値が決定された後にMax-Greedy方策[19](最もよい視認方向)で選択する。

3.3 実験と考察

交通ルールに基づく視認行動のシミュレーション実験を行った。実験は1台の車両に対して交差点内での右折時、対向車両に対する視認行動を強化学習から導出する。強化学習における繰り返し回数は500回とし、交差点内に歩行者は存在しないものとする。図5はそれぞれ交差点内において停止点の前後で対向車両に対する確認方向の評価値(Q)の結果を表している。円内の方向がドライバーの視認すべき方向に対応しており、円内で最大値となる方向がその状況での最適視認方向となる。なお、図5は車両の状態が確認前では停止、空走の結果(a)であり、確認後では加速、等速の結果(b)である。



(a) Befor stop-point: stop(left), no-brake(right).



(b) After stop-point: acceleration(left), following(right).

図5 各状態でのQ値
Fig.5 Q value of each state.

まず、確認前後ともに対向車が多く存在する交差点で予想通り対向車群を視認する方向の値が大きくなっている。逆にそれ以外の方向では値は小さく、対向車両に対する確認行動が不適切であるために報酬が低くなったものと考えられる。

次に、車両の各挙動に関して考察すると図5(a)の確認前において停止時は対向直進車の方を向くことが最大の報酬につながっている。しかし空走時には、やや他の方向へのぶれが見られる。これは自車が移動しているため視認行動の方向がぶれたと考えられる。また前方車両が存在する場合には追突事故を避けるために前方方向への首振り報酬を上げる結果になったと考えられる。図5(b)の確認後の行動に関しては、加速時には自車が移動しているために、より対向直進車の方へ向くように最適化されている。また、等速時においても自車の移動がある分、より対向直進車側へ向くようになっている。

このように車両の各状態においても視認行動が変化するため、右折時といった場面毎の交通ルールだけでは視認行動のすべてを記述できない可能性がある。そのため、交通ルールによる行動を基準としてそれ以外の要素を考慮する必要がある。

4. ドライバ周囲の危険度推定に基づく能動的視認行動のモデル化

前節では能動的視認行動のうち、交通ルールに関する視認行動のモデル化を行った。本節では2章で述べたよ

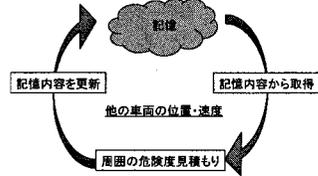


図6 ドライバ視認行動に対する仮説
Fig.6 Assumption of the driver visual behavior.

うに交通ルールでの記述が困難と考えられる視認行動に対する提案手法について述べる。ここでは、視認行動に対する仮説を考え、その仮説に基づいた視認行動モデルを構築するアプローチを取る。仮説とは、「ドライバは運転中に交通ルールに従って視認した後、周囲の危険を総合的に判断して操作を行う」というものである。周囲の危険とは、記憶内で補間された他車の位置、速度などに対して確認や加減速といった行動の判断基準を指す(図6)。例えば、一時停止交差点で、一度確認した後でも状況に応じて再度確認するという行動からも明らかである。つまり、ドライバ周囲の危険度を何らかのモデルで算出できれば、それを指標として、交通ルールでは記述困難な行動要素についても忠実な再現が可能になると考えられる。

そこで、図6の仮説に対する1つの解法として、周囲の状況からドライバ周囲の危険度を推定し、その時間的変化のモデル化によるドライバ視認行動モデルを提案する。

4.1 記憶モデルの導入

図6の仮説をモデル化するためにはドライバの記憶に関するロジックを構築する必要がある。一般に人間の記憶モデルは図7に示す構造で捉えられる[20]。感覚記憶はドライバの視野内の対象や耳に入る音などを瞬間的に保持する性質をもつ。これらの情報は最大で500ms記憶内に保持され、その後ドライバによって選択か未選択かが決定される。ここで未選択の場合は忘却されるが、選択的注意を与えられた情報については次の短期記憶へ保持される。短期記憶は個人差はあるが15s~20sほどの保持時間を有すると言われている。短期記憶内の情報は長時間のリハーサルによって最終的には長期記憶へと転送される。

本手法では前述の記憶のうち、感覚記憶、短期記憶の仕組みを組み込む。具体的には、ドライバの視野内の情報を感覚記憶へ入力し、その中で注意すべき対象(車両・歩行者など)を選択し、短期記憶へと入力する。短期記憶内の位置や速度の情報は逐次補間される。この仕組みによって方向Aを目視し、次に別の方向Bを目視した場合に方向Aでの危険対象の位置・速度が補間され、ドラ

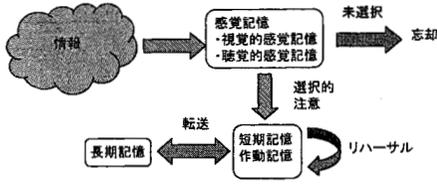


図7 人間の記憶モデル
Fig.7 Memory model.

イバ周囲の危険度を推定する手がかりとなる。

危険度を推定する指標としては前節で述べた最適加速度 a_{Opt} を利用する。また、STREET では視野内で注意した対象に対しては位置・速度は β_1 の誤差係数を乗じて算出される [5]。誤差係数はドライバ特性によって決定される。一方、記憶内の補間処理の誤差係数は β_2 ($\beta_1 < \beta_2$) と定義し、記憶内の補間処理にはより大きな誤差が生じるものとしている。なお、長期記憶の役割は例えば前節で導出した交通ルールの保持である。

4.2 危険度推定モデル

前述の記憶機能を用いたドライバ周囲の危険度推定は以下の式を用いて算出する。

$$isSafety(dir) = CT(dir) + \sum_0^{T(dir)} \frac{A(t)}{holdCycle} \quad (2)$$

ここで、 dir はドライバの現在の視認方向、 $isSafety(dir)$ は方向 dir に対する危険度となっており、ドライバ周囲 360 度を N 等分した方向である。この危険度がドライバ周囲の全ての方向で $isSafety(dir) < threshold$ となれば安全が確認できたものとする。すなわち、式 (2) は第一項目が方向 dir を見ている場合の影響を表し、第二項目は見ている方向以外の記憶内での危険度への影響を表している。

まず、第一項目に関して、 $CT(dir)$ は方向 dir を向いている場合、その方向に危険対象が存在すれば ($a_{Opt} \leq 0.0$)、その対象と衝突するまでの時間を表している。この時間が $CT(dir) < 0$ or $CT(dir) > C$ であれば安全であるとする。ここで C は衝突までにかかる時間閾値であり、この閾値よりも衝突までの時間が長ければ、それまでに通過できることを示している。なお、この閾値は個人差があるが今回は 8.0s とした [21]。

次に第二項目に関して、 $T(dir)$ は方向 dir を見なくなつてからの累積時間を表している。この時間内で記憶内の危険度の影響を推定する。 $holdCycle$ は短期記憶の保持時間であり、ドライバ毎に設定している。これは $holdCycle < T(dir)$ となればそれまでの記憶内の情報は消失するか、残ったとしても位置・速度の誤差が非常に大きいことを表している。

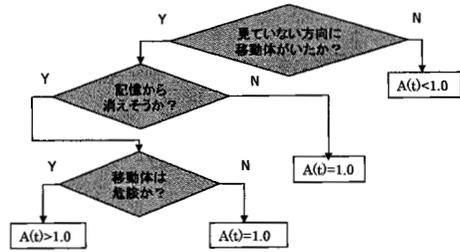


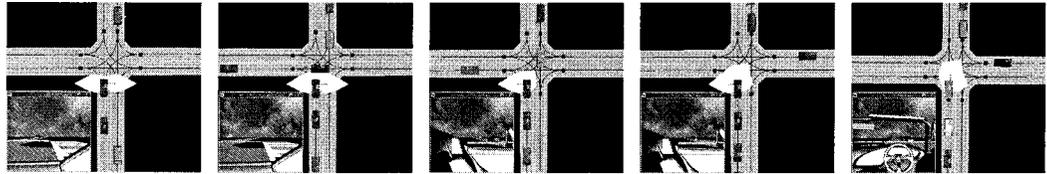
図8 危険度上昇係数の決定
Fig.8 Decision of the risk gain parameter $A(t)$.

最後に $A(t)$ は時刻 t のときの危険度の上昇係数である。通常は $A(t) = 1.0$ であり、このとき $holdCycle$ 時間で記憶内の情報は消失する (図 8)。図 8 において、第一分岐で見ていない方向の危険度の上昇を模擬する。ここで、他の車両が存在していない場合に $A(t) = 0.0$ でない理由として、別の方向を長時間見ていた場合は、以前に車両がない場合でもドライバのその方向に対する危険意識は上昇すると考えられるためである。次に第二分岐では、記憶内の保持時間の影響を考慮している。第三分岐で衝突するまでの時間を考慮した上昇係数を設定している。

4.3 実験と考察

通常運転時の結果として一時停止交差点で危険度推定に基づく運転行動の再現を行う。図 9 はその様子を時間軸に沿って示したものである。まず、ドライバは交差点にさしかかったときに長期記憶からどの方向を見るべきかといった交通ルールを参照する。その結果長期記憶を参照して確認すべき方向の危険度を最大値に設定した初期危険度マップを生成する (a)。危険度マップは図中で自動車を中心とした白の領域として表している。この危険度マップの値の大きい方向がドライバの見るべき方向となる。初期危険度マップが生成された後、ドライバは右を向く (b)。次にその方向の安全が確認されれば左を向き (c)、すべての方向が安全だと確認されれば交差点を通過する (e)。ここで (d) において左を見たとき、先に見ていた右方向の危険度が上昇する。例えば左方向に $a_{Opt} \leq 0$ の車両が存在すれば、その車両が通過するまでは発進ができない。その場合、右方向の危険度が上昇し、式 (2) から閾値 $threshold$ を越えた場合は再度右方向を見るという再現が可能である。

図 9 の結果のように運転行動の再現に関する動作確認はおおむね良好であったが、式 (2) のドライバ個人特性に関係すると考えられるパラメータ ($C, A(t)$) などの算出に関しては今回は固定値で行った。この点に関しては、今後 DS などを実験を行うことによってドライバ毎の個人



(a) initial state (b) right confirmation (c) left confirmation (d) increase of the risk (e) start

図9 危険度推定に基づく視認行動

Fig.9 Driver behavior based on the risk estimation.

特性を考慮したモデルを開発する必要がある。また、事故再現という点で、初期危険度マップをドライバ個人特性に合わせて変更するという事も考えられるが、ドライバ個人特性と危険度マップとの関係についても今後モデル化が必要であると考えられる。

5. まとめ

本稿では、STREETにおいて忠実なドライバモデルを構築するためにドライバの認知行動の1つである視認行動に着目した。まず、運転ルールに基づく視認行動のモデル化として強化学習による能動的視認行動ルールの自動生成を行った。これにより、様々な状況に対する視認行動ルールの自動生成が可能となった。実験では、ある場面における交通ルールに基づく視認行動が導出できたことを確認した。

次に、運転ルール以外の要素に対する視認行動を模擬するため、ドライバに記憶モデルを導入し、それに基づくドライバ周囲の危険度を推定する仮説モデルを構築し、その動作を確認した。実験では、STREET内の一時停止交差点において期待通りの動作となることを確認した。

今後はこれら2つの手法が妥当であるかを検証するためにDSで実験を行い、得られたデータをもとにより精緻なモデルの獲得を目指す。また、ドライバ個人の特性と危険度マップなどの関連についても検討する予定である。

文 献

[1] 宮城雅子：大事件の予兆をさぐる：事故へ至る道筋を断つために、講談社 (2004).

[2] 服部彰, 大上健一：“ドライバーモニター付ブリクラッシュセーフティシステム”, 進化をつづける予防安全技術シンポジウムテキスト, pp. 36-41 (2007).

[3] P.Leelavansuk, K.Shitamitsu, H.Mouri and M.Nagai: “Study on cooperative control of driver and lane-keeping assistance system”, Proc. of Int. Sympo. on Advanced Vehicle Control(AVEC), pp. 219-224 (2002).

[4] H. Mori, T. Iwase and H. Kitaoka: “Development of a traffic simulator for evaluating safety systems”, Proc. of 13th ITS World Congress, paper. 1526 (2006).

[5] T. Kurahashi, T. Iwase, H. Mori and H. Kitaoka: “Street: Simulator for safety evaluation -driver’s decision model-”, Proc. of 14th ITS World Congress,

paper. 3109 (2007).

[6] T. Iwase, T. Kurahashi, H. Mori and H. Kitaoka: “Street: Simulator for safety evaluation -vehicle motion models-”, Proc. of 14th ITS World Congress, paper. 3108 (2007).

[7] 古川修：“安全運転支援システムの効果評価について”, 日本自動車研究所自動車研究, pp. 17-21 (2007).

[8] 関沢省吾, 鈴木達也, 稲垣伸吉, 早川聡一郎, 土田鎌夫, 津田太司, 渡辺篤, 天野佳治：“運転行動における行動切り替え判断の確率的モデル化とその応用”, 自動車技術会 2006年秋季大会 No.138-06, pp. 1-4 (2006).

[9] 平岡敏洋：“前方障害物の視認性に基づく環境適合型警報タイミングの効果評価”, 自動車技術会 2007年秋季大会 No.140-07, pp. 13-18 (2007).

[10] 細川崇, 小竹, 鎌田実：“高齢運転者の運転支援のための特性把握と支援手法の提案”, 自動車技術会 2005年春季大会 No.63-05, pp. 19-24 (2005).

[11] 内田信行, 浅野陽一, 横谷靖, 植田俊彦, 飯星明：“「意識の脇見」を伴う対話時における運転者の視覚情報処理”, 自動車技術会 2007年秋季大会 No.139-07, pp. 13-18 (2007).

[12] Y. Togashi, T. Omori and K. Yamauchi: “Model of driver eye motion based on driving plan and prediction of changes in the environment”, Proc. of Foundation of Computational Intelligence, pp. 289-294 (2007).

[13] N. Sprague and D. Ballard: “Eye movements for reward maximization”, Advances in Neural Information Processing Systems 16, MIT Press (2004).

[14] 柚原直弘：“ドライバの運転行動モデルと交通シミュレーション”, 自動車技術会 GIA ダイアログ「先進運転支援システムの効果予測評価体系の開発フォーラム」, pp. 13-22 (2005).

[15] L. Itti, N. Dhavale and F. Pighin: “Realistic avatar eye and head animation using a neurobiological model of visual attention”, Proc. of SPIE 48th Int. Symp. on Optical Science and Technology, pp. 64-78 (2003).

[16] 舟川政美：“視野シミュレーションに基づくドライバの視環境評価”, 自動車技術会 2007年秋季大会 No.139-07, pp. 1-6 (2007).

[17] S. Frintrop, A. Nuchter, H. Surmann and J. Hertzberg: “Saliency-based object recognition in 3d data”, Proc. of Intelligent Robots and Systems(IROS), pp. 2167-2172 (2004).

[18] P. Longhurst, K. Debattista and A. Chalmers: “A gpu based saliency map for high-fidelity selective rendering”, Proc. of 4th Int. Conf. on Computer Graphics, Virtual Reality, Visualisation and Interaction in Africa, pp. 21-29 (2006).

[19] 三上貞芳, 皆川雅章：強化学習, 森北出版 (2002).

- [20] 海保博之：認知心理学，朝倉出版（2005）。
- [21] 倉橋哲郎，大桑政幸，坂口靖雄，名切末晴，瀬口裕章：“一般路走行時におけるドライバの減速開始タイミングの解析”，自動車技術会 2007 年春季大会 No.2-07, pp. 1-6 (2007)。