

ドライバの視線情報と車両情報を組み合わせた運転行動予測

○ 上坂 竜規†, 野田 雅文†, 目加田 慶人‡, 出口 大輔†, 井手 一郎†, 村瀬 洋†

○ Tatsuki KAMISAKA †, Masafumi NODA †, Yoshito MEKADA ‡,
Daisuke DEGUCHI †, Ichiro IDE † and Hiroshi MURASE †

†: 名古屋大学情報科学研究科, {tkamisaka,mnoda}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp
{ddeguchi,ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp

‡: 中京大学情報理工学部, y-mekada@sist.chukyo-u.ac.jp

近年, エアバッグ, アンチロック・ブレーキシステムの導入などにより, 交通事故による死者数は年々減少傾向にある. しかし, 交通事故の発生件数は依然として多い. そのため, 交通事故を未然に防ぐための安全運転支援技術の開発が求められている. 特に, ドライバが運転行動を起こす前にその行動を予測し, ドライバの運転行動に応じた安全運転支援の実現が重要な課題となっている. 本研究では, ドライバの視線情報と車両から得られる情報を組み合わせた運転行動予測を行う. 提案手法では, ドライバの運転行動に先駆けて得られるドライバの視線情報および車両情報を用いて, 事前に運転行動を識別する識別器を構築する. そしてこの識別器を用いて運転行動の予測を行う. 一般道を走行した際の視線情報および車両情報を用いて, 6種類の運転行動を予測した実験の結果, 提案手法の有効性を確認した.

<キーワード> 運転行動予測, 視線情報, 車両情報

1. まえがき

近年, さまざまな安全運転支援システム (エアバッグ, アンチロック・ブレーキシステム) の導入などにより, 交通事故死者数は年々減少傾向にあり, 平成 22 年中の交通事故死者数は 4,863 人となった [1]. しかし, 交通事故発生件数は依然として多く, 平成 22 年では約 73 万件の交通事故が発生している [2]. そのため, 交通事故を未然に防ぐ技術が求められている. 交通事故の主な要因として, ドライバの誤った判断による危険な運転行動が挙げられる. 運転行動を予測し, 予測された運転行動に沿った安全な運転支援を行うことで, このような事故を未然に防ぐことができると考えられる.

これまで, 走行時の車両速度やアクセル操作などの車両情報を用いて運転行動を予測する手法が提案されている [3][4][5]. 一方, ドライバは一般的に認知・判断・操作の手順に従って自動車を運転する. 認知の段階に深く関わる視線情報は, 運転行動にさきがけて発現することから, 運転行動予測に有効であると考えられる. そこで我々は, 視線情報のみを

用いて運転行動を予測する手法を提案してきた [6]. しかしながら, 視線情報のみでは車両速度などの運転状況を考慮した運転行動予測とならない. そこで本報告では, 運転行動に先駆けて得られるドライバの視線情報および車両情報を組み合わせて利用することにより, 運転行動をより高精度に予測する手法を提案する.

2. 視線情報と車両情報を組み合わせた運転行動予測

図 1 に提案手法の処理の流れを示す. 提案手法では, ドライバの運転行動に先駆けて得られるドライバの視線情報および車両情報を用いる. そしてそれらの特徴から, 事前に運転行動の識別器を構築し, この識別器を用いて運転行動の予測を行う.

以降, 運転行動予測に用いるドライバの視線情報および車両情報と, これらから抽出する特徴について述べる. そして, 抽出された特徴を用いて, 運転行動の識別器の構築および予測を行う手法を述べる.

2.1 視線情報および車両情報

一般に, ドライバが運転行動を行う際, 特定の予備動作を運転行動に先駆けて行う. 例えば, 左折前

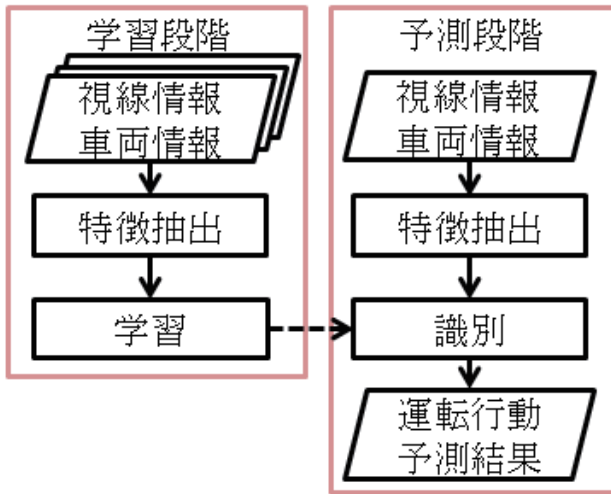


図 1 提案手法の流れ

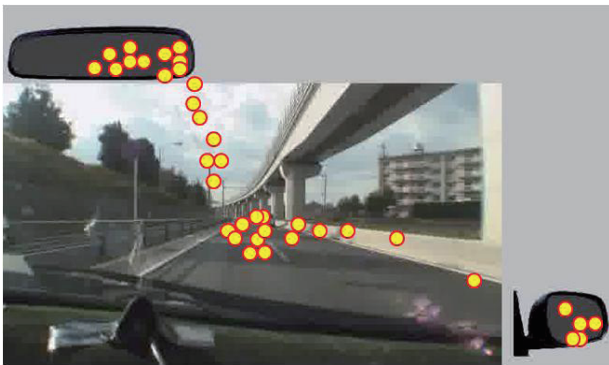


図 2 車載カメラ画像上における視線分布の例

のドライバーは進行方向の歩行者の有無や道路形状の確認、巻き込み確認を行う。また、安全に走行するために、ウインカを点灯させ、減速をしながら交差点に進入する。右車線変更前のドライバーは進行方向の車両の有無を確認し、ミラーを通して後方の確認を行い、車線変更を行う数秒前にウインカを点灯させる。このように、運転行動前の予備動作の方法は運転行動により大きく異なる。この特徴を利用し、提案手法では、ドライバーが運転行動開始前に取りうる視線の動き、車両の走行状況の両方を考慮して特徴を抽出し、運転行動予測を行う。

提案手法では、時系列に得られる視線情報および車両情報から、表 1 に示す特徴を抽出して予測に用いる。予測には、運転行動開始時刻を $t=0$ とした上で、行動予測区間 ($t_s \leq t \leq t_e$) の視線情報および車両情報を用いる。ここで、運転行動開始時刻 ($t=0$) の 1 秒前であれば、 $t=-1$ と表す。

次節では、提案手法で用いる視線情報について述

表 1 予測に利用する特徴

	特徴	単位
視線情報	視認時間 (ヒストグラム)	s
	視線の移動速度 (ヒストグラム)	rad/s
	視線の分散 (x 軸, y 軸)	rad ²
	視線方向の相関係数	rad ²
	顔向き (ヒストグラム)	s
車両情報	ペダルの踏み込みの強さ (アクセル, ブレーキ)	%
	ペダルの踏み込み時間 (アクセル, ブレーキ)	s
	平均車両速度	km/h
	平均加速度	km/h ²
	平均ステアリング角	rad
	ウインカの作動時間	s

表 2 視線情報の例

時刻(ms)	x 座標	y 座標
10	0.0688	0.09821
27	0.0463	0.09384
44	0.0548	0.09238
60	0.00402	0.08069
77	0.00224	0.02514
93	0.02563	0.06466
110	0.08534	0.04878
...

べ、視線情報からの特徴抽出方法を説明する。

2.1.1. 視線情報

視線情報は、表 2 に示すように、計測した時刻、計測装置の座標系における視線方向 (x, y) で表される。図 2 に右車線変更開始直前の視線をプロットしたものを示す。

図3に運転行動別の視線分布の例を示す。左折前 (図3(a)) を見ると、視線は左方向へ伸びており、進行方向の歩行者の有無や道路形状の確認をしていることが分かる。同様に右折前 (図3(b)) を見ると、正面より少し右側の部分に視線が集中していることが分かる。これは、対向車の有無を確認しているためである。また、右車線変更前 (図3 (d)) を

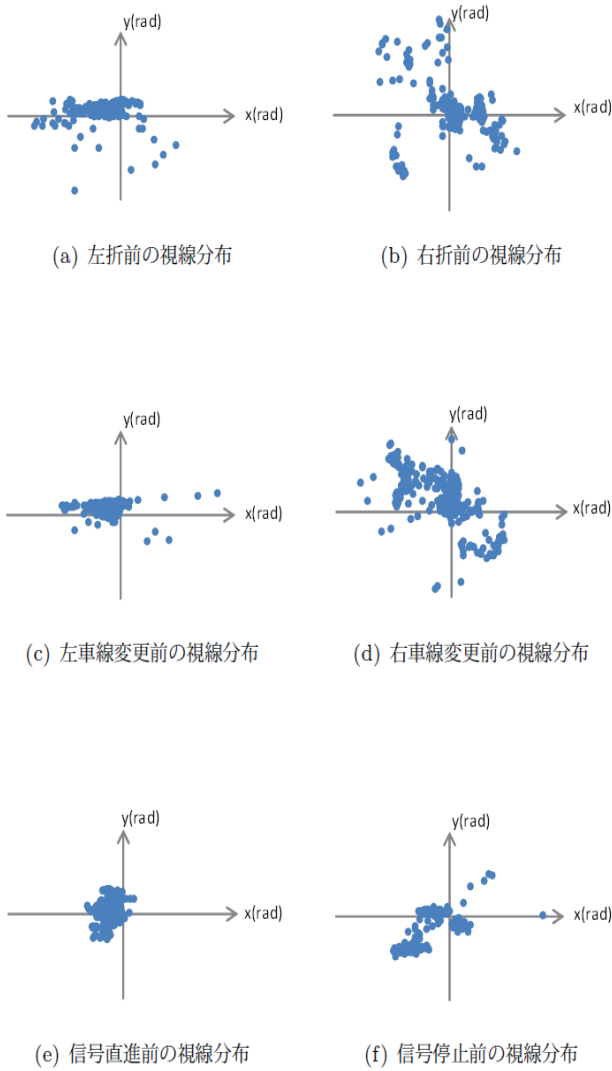


図 3 各運転行動前の視線分布の例

見ると、正面から左上の部分と右下の部分に視線が集中していることが分かる。これは、後方の安全確認のために、ルームミラーと右ミラーを見ているためである。このようにドライバーは、運転行動を起こす前に隣車線、歩行者、道路形状の確認のため、様々な方向へ視線を移動させる。そこで提案手法では、以下の5種類の特徴量を抽出し、運転行動予測に用いる。

視認時間 ドライバ前方の注視点（ルームミラーなど）を注視している時間を表す。ここで、得られる視線データはルームミラー、右ドアミラー、正面などの8つの視線分布の混合分布であると仮定し、混合ガウス分布で近似する。そして、EMアルゴリズムにより各分布のパラメータを求め、各分布の中心をそれぞれの注視点とする。ドライバーが安全確認を

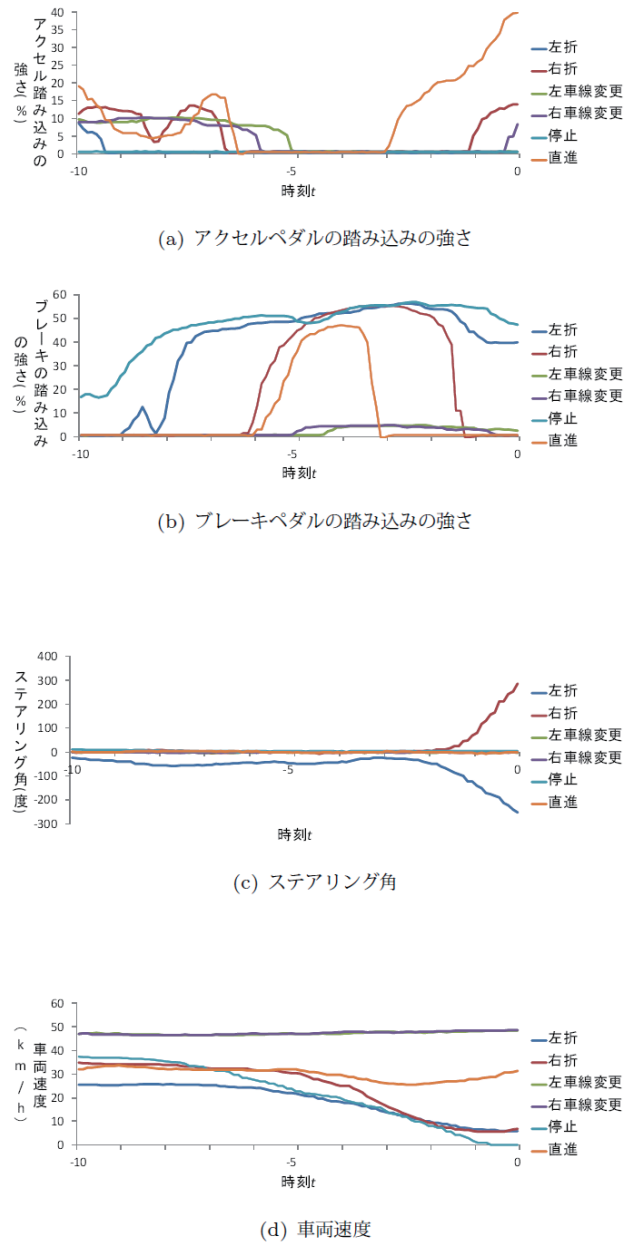


図 4 車両情報の例

する際、運転行動毎に確認する方向や頻度が異なる。視認時間は、このようなドライバーの注視パターンを表す特徴である。

視線の移動速度 視線の移動方向を量子化し、各時刻の視線の移動速度を方向別に累積したヒストグラムとする。具体的には、18方向に量子化する。運転行動毎に確認する場所や頻度が異なることから、運転行動により視線方向の移動速度に違いが見られる。視線の移動速度は、このような運転行動毎のドライバーの視線の移動速度の違いを表す特徴量である。

視線の分散 視線方向 (x, y) の分散を示す。視線方向

(x, y) から、各軸毎に分散を計算し予測に利用する。
視線方向の相関係数 視線方向 (x, y) から x と y の相関係数を計算し、特徴量とする。

顔向き 水平方向の顔の向きを量子化し、各方向を向いていた累積時間を特徴量とする。具体的には、左中右の3方向とする。視線を大きく移動させる際、視線方向の移動に追従してドライバの顔の向きも変化する。顔向きは、このようなドライバの顔の動きを反映する特徴量である。

2.1.2. 車両情報

車両情報は、車載のセンサから計測される走行中のアクセルペダル、ブレーキペダル、ステアリング、車両速度に関する情報である。図4に車両情報の例を示す。車両情報から表1に示す特徴を抽出し予測に利用する。

ペダルの踏み込みの強さ アクセルペダル、ブレーキペダルについて踏み込みの強さを平均したものである。図3(a)を見ると、信号停止、右左折の直前はアクセルペダルを強く踏まないことが分かる。逆に車線変更や信号直進においては、必要に応じてアクセルペダルを踏み込み車両速度を調整している。そのため、平均のアクセルペダルの踏み込みの強さを特徴として抽出する。また図3(b)を見ると、信号停止、右左折の直前は、ブレーキペダルを踏み減速しているのに対し、信号直進、車線変更の直前はブレーキペダルを強く踏んでいないことが分かる。ペダルの踏み込みの強さは、このようなドライバのペダルの踏み込みの強さの違いを表す特徴量である。

ペダルの踏み込み時間 アクセルペダル、ブレーキペダルを踏み込んだ時間である。図3(a)と図3(b)を見ると、ペダルを踏み込む時間が運転行動により異なることが分かる。ペダルの踏み込み時間は、このような違いを表す特徴量である。

平均車両速度 行動予測区間における車両の速度を平均したものである。図3(d)を見ると、車線変更を行う際は一定の車両速度で車線変更を行うのに対し、その他の運転行動においては、運転行動前に車両速度を減速していることが分かる。このような特徴の違いを平均車両速度により表現する。

平均加速度 行動予測区間における車両の加速度を平均したものである。図3(d)を見ると、運転行動により、車両の加速度に違いが見られる。このような加速度の違いを平均加速度として表す。

平均ステアリング角 行動予測区間におけるステアリング角を平均したものである。図3(c)を見ると、左折直前はステアリングを左にきり左折の準備をし、

右折直前はステアリングを右にきり右折レーンへと移動している。平均ステアリング角は、このようなステアリング操作の違いを表現した特徴である。

ウインカの作動時間 行動予測区間において、ウインカが作動した時間である。

2.2 運転行動予測

図1に示すように、提案手法では前節までで得られた特徴を用い、識別器の出力を予測結果とする。識別器にはSVM (Support Vector Machine) を用いる。識別を行う際、各特徴は統合し、1つの特徴ベクトルとする。SVMは、事前に得られた特徴に対して正解の運転行動ラベルを付与したものを与えることで構築する。

3. 実験

提案手法の有効性を評価するため、実際の運転行動時に計測した視線情報および車両情報を用いて運転行動予測実験を行った。

3.1 実験条件

一般道を走行した際のドライバ4名の視線情報・車両情報を用いた。視線情報は、ダッシュボード上に設置したSeeing Machines社製の視線計測装置faceLAB[7]により計測した。計測レートは60スキャン毎秒であった。また車両情報は、実験車両に車載されたセンサによって計測し、計測レートは10スキャン毎秒であった。本実験では、運転行動として左折、右折、左車線変更、右車線変更、信号停止、信号直進の6種類を用いた。各運転行動に対する視線情報および車両情報は、25区間を計測し、計150区間分を用いた。各運転行動の開始時刻として、左折、右折、信号直進は交差点に進入する瞬間、車線変更はハンドルが進行方向に回転する瞬間、信号停止は車両速度が0になった瞬間とした。本実験では、行動予測区間を3秒間に固定し、 $-10 \leq t_s \leq -3$ とした際の運転行動予測精度を評価した。またSVMにはLibSVM[8]を用いた。評価基準は、実際の運転行動と予測した運転行動が一致した割合である予測正解率とした。実験では、leave-one-outにより提案手法を評価した。

3.2 実験結果

図5に運転行動予測を行った結果の予測正解率を示す。また、表3に $t_e = -3$ の場合の提案手法の予測結果を示す。本実験では、視線情報のみ、車両情報のみを用いる手法を比較手法とし、両方の情報を用いる手法を提案手法とした。図5から、視線情報および車両情報のみを用いて運転行動を予測する

表 3 運転行動毎にみた予測結果 (提案手法)

結果 \ 入力	左折	右折	左車変	右車変	直進	停止	正解率
左折	18	0	4	0	1	2	18/25
右折	0	18	0	3	1	3	18/25
左車変	3	0	19	0	1	2	19/25
右車変	0	2	0	20	2	1	20/25
直進	1	2	1	0	17	4	17/25
停止	2	3	2	0	3	15	15/25

表 4 運転行動毎にみた予測結果 (比較手法 1)

結果 \ 入力	左折	右折	左車変	右車変	直進	停止	正解率
左折	15	1	3	1	2	3	15/25
右折	1	15	1	3	2	3	15/25
左車変	4	1	14	1	2	3	14/25
右車変	0	3	1	18	2	1	18/25
直進	1	2	0	1	18	3	18/25
停止	2	2	3	3	3	12	12/25

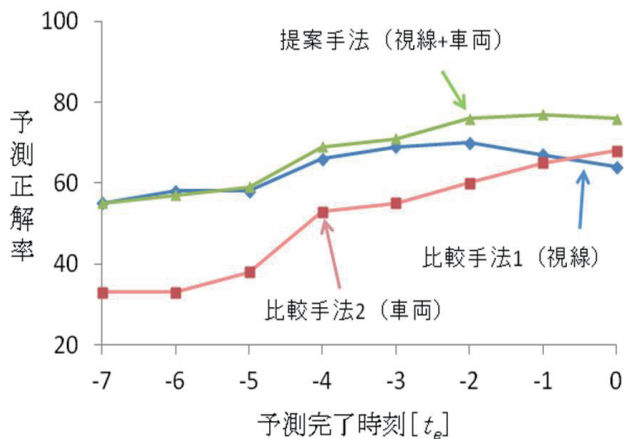


図 5 予測結果

手法に対して、両方の情報を組み合わせて用いる提案手法の方が、予測正解率が向上することが分る。

3.3 考察

図 5 を見ると、視線情報を利用した際の予測正解率は、 $-2 \leq t_e \leq 0$ (s) の時刻において減少傾向にあるが、車両情報のみを利用した場合には、予測正解率が増加し、 $t_e = 0$ の時刻で予測正解率が逆転している。これに対して、両方を組み合わせた提案手法の予測正解率は、視線情報および車両情報のみを用いた際の予測正解率を上回った。これは、視線情報と車両情報を組み合わせ、互いの情報を補うことで、予測正解率が向上したためだと考えられる。

表 4 に視線情報のみを用いて運転行動を予測した場合 (比較手法 1) の予測結果を示す。表 4 を見ると、視線情報のみを用いて予測した場合、信号停止を精度良く予測できていないことが分かる。これは、信号停止前のドライバは、特定の方向を視認しないため、他の運転行動と区別することが困難であったからだと考えられる。表 3 を見ると、視線情報と車両情報を合わせて予測を行うことにより、信号停止の予測正解率が少し向上している。車両情報を組み合わせることにより、信号停止を他の運転行動とより区別できるようになったと考えられる。しかしながら、信号停止の予測正解率は依然として低いため、予測に利用する特徴のさらなる検討が必要である。

4. むすび

視線情報と車両情報を組み合わせた運転行動予測手法を提案した。視線分布を混合ガウス分布と仮定し、EM アルゴリズムにより求めた注視点への注視時間、移動速度、分散、相関係数、顔向きに関する特徴を抽出し、視線情報として予測に利用した。アクセルペダル、ブレーキペダル、ステアリング、車両速度に関する特徴を車両情報として抽出した。実際に一般道を走行した際に得られたデータを用いて実験を行ったところ、視線情報と車両情報を組み合わせることにより、予測正解率が向上することを確認した。今後の課題としては、信号停止の予測に有効な特徴の調査等が挙げられる。

謝辞

日頃より熱心なご指導と御鞭撻を頂く名古屋大学村瀬研究室諸氏に感謝する。本研究の一部は科学研究費補助金による。データを提供して頂いた株式会社 豊田中央研究所に感謝する。また本研究では、画像処理に MIST ライブラリ (<http://mist.murase.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用した。

参考文献

- [1] 警察庁, “平成 22 年中の交通事故死者数について”, <http://www.e-stat.go.jp/SG1/estat/List.do?lil=000001069279>.
- [2] 警察庁, “平成 22 年中の交通事故の発生状況”, <http://www.e-stat.go.jp/SG1/estat/List.do?lid=000001070719>.
- [3] 天野也寸志, 菅原朋子, 名切末晴, 土居俊一, “運転行動予測による運転支援システムの構築”, 日本機械学会論文集(C 編), vol.70-698, pp.2932–2939, Mar. 2004.
- [4] Toru Kumagai, Motoyuki Akamatsu, “Prediction of human driving behavior using dynamic bayesian networks,” IEICE Trans. Inf. & Syst, vol.E89-D, no.2, pp.857–860, Feb. 2006.
- [5] 岸本圭史, 小栗宏次, “直前の一定期間の運転行動を考慮した AR-HMM に基づく停止行動予測”, 電子情報通信学会論文誌, vol.J92-A, no.9, pp.624–632, Sep. 2009.
- [6] 上坂竜規, 野田雅文, 目加田慶人, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬洋, “ドライバの視線情報を利用した運転行動予測”, 信学技報 PRMU2011-19, pp.105–110, May, 2011
- [7] Seeing Machines, “faceLAB,” <http://www.seeingmachines.com/facelab.htm>.
- [8] C.C. Chang, and C.J. Lin, “LibSVM–A library for support vector machines,” <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.