

ドライバの視線情報を利用した運転行動予測

上坂 竜規[†] 野田 雅文[†] 目加田慶人^{††}

出口 大輔[†] 井手 一郎[†] 村瀬 洋[†]

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 中京大学 情報理工学部 〒470-0393 愛知県豊田市海津町床立101

E-mail: [†]{tkamisaka,mnoda}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}y-mekada@sist.chukyo-u.ac.jp,
[†]{ddeguchi,ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 近年、運転行動予測に基づく安全運転支援が強く求められている。一般的にドライバは、認知・判断・操作の手順を踏み自動車を運転する。ドライバは主に視覚からの情報により外界を認知するため、認知の段階に深く関わっている視線情報は、車両情報に先行して情報が得られる。そこで本研究では、ドライバの視線情報を利用し、運転行動を予測する手法を提案する。予測対象とした運転行動は、左折、右折、左車線変更、右車線変更、信号直進、信号停止の6種類である。提案手法は、学習段階と予測段階の2段階に分けられる。学習段階では、各運転行動が起きる前の視線情報から予測に利用できる特徴を抽出し、事前に学習を行う。そして、予測対象である視線情報から、学習段階と同様にして特徴を抽出し、各特徴を学習したSVMにより運転行動予測を行う。実際に一般道を走行して取得した視線データを用いて評価実験を行い、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

Prediction of driving behavior using driver's gaze information

Tatsuki KAMISAKA[†], Masafumi NODA[†], Yoshito MEKADA^{††},

Daisuke DEGUCHI[†], Ichiro IDE[†], and Hiroshi MURASE[†]

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University, Nagoya, Aichi, Japan

^{††} School of Information Science & Technology, Chukyo University, Toyota, Aichi, Japan

E-mail: [†]{tkamisaka,mnoda}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}y-mekada@sist.chukyo-u.ac.jp,
[†]{ddeguchi,ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp

Abstract In recent years, driving assistance systems based on the prediction of driving behavior are becoming important for safe driving. A driver typically drives a vehicle following the procedure of recognition, decision and operation. Because a driver mainly recognizes the outside world from visual information, the gaze information will reflect the driver's behavior earlier than the information obtained from the vehicle. Therefore, we propose a method of predicting a driving behavior using the driver's gaze information. This method tries to predict six behaviors: left turn, right turn, lane change from right to left, lane change from left to right, going straight at a traffic intersection and stopping for a red light. The proposed method consists of two phases, namely, learning phase and predicting phase. In the learning phase, the method extracts features from gaze information and constructs a SVM classifier. Then, the method extracts the features from gaze information during driving, and predict the driving behavior using the constructed classifier. We evaluated the method with the gaze information obtained on an open road, and we confirmed its effectiveness.

[Note] This document is an informal handout distributed at an IEICE TC-PRMU workshop.

Key words Prediction of driving behavior, Gaze information

1. ま え が き

近年、シートベルトの着用義務化、エアバッグの改良、アンチロック・ブレーキシステムの導入等により、交通事故死者数は年々減少傾向にある[1]。しかし、交通事故発生件数は年間約73万件であり、依然として多い[2]。そのため、交通事故を未然に防ぐ技術が強く求められている。

交通事故の主な要因として、ドライバの判断ミスによる誤った運転行動が挙げられる。そのため、ドライバが取る運転行動を予測し、危険な運転行動を抑止することで、安全な運転が実現できると考えられる。本研究ではこの目的を達成するためにドライバが運転行動を起こす直前の視線情報を用いることで運転行動の予測を行う。

これまでに、走行時の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]。しかしながら、一般的にドライバは認知・判断・操作の手順に従って自動車を運転するため、操作の後に得られる車両情報では、予測する段階で既に運転行動は開始していると考えられる。そのため、認知の段階で得られる情報を用い、より早期の運転行動予測を行うことが重要である。ドライバの視線情報は、運転行動に先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。

ドライバの視線情報を用いて運転行動を予測する研究としてベイズ推定を用いた手法が提案されている[6][7]。これらの手法では、視線の平均位置や分散などを特徴として用いているが、これらは運転行動予測に適しているとは限らない。また、これらの研究では運転行動として右車線変更のみを想定しているが、実際の運転行動は多様である。本研究では、ドライバが運転行動前に必ず行う安全確認に着目し、その視線変化を特徴として利用することで、運転行動予測の高度化を図る。本報告では、安全確認の際の視線情報から運転行動予測に利用可能な特徴の抽出方法を提案し、実験を通してその有効性を示す。

以降、2節でドライバの視線情報を利用した運転行動予測手法について述べる。3節では、提案手法により実際の運転行動時の視線情報を用いて運転行動予測を行った結果を示し、考察する。最後に、4節で本報告をまとめる。

2. ドライバの視線情報を利用した運転行動予測

本研究で予測対象とする運転行動は、左折、右折、左車線変更、右車線変更、信号直進、信号停止、の6種類である。

ドライバは、運転行動を起こす前に一般的に安全確認をする。例えば、左折前のドライバは進行方向の歩行者や道路形状を確認し、巻き込み確認を行う。また、右車線変更前のドライバ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う。このように、安全確認の仕方は運転行動により大きく異なる。そのため提案手法では、運転行動予測を精度良く行うため、ドライバが運転行動時に取りうる視線の動きを考慮して、視線情報から特徴を抽出する。

図1に各運転行動の直前の視線分布の例を示す。図1(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

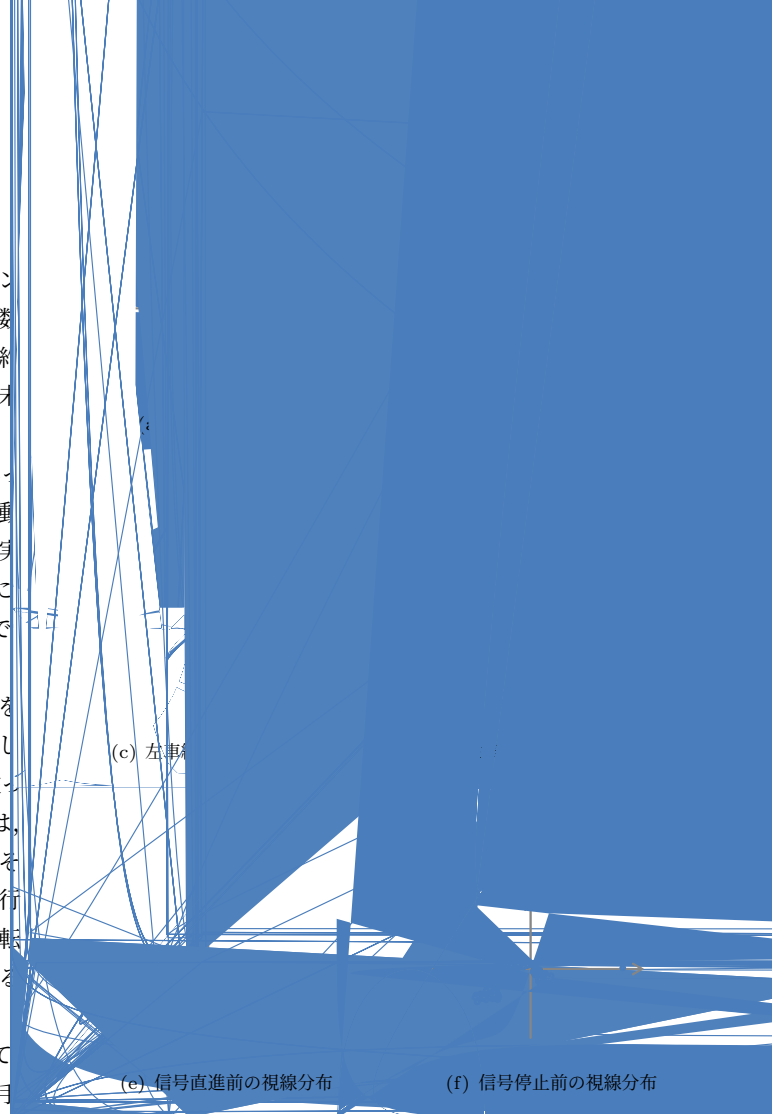


図1 各運転行動直前の視線分布の例

や道路形状の確認をしていることが分かる。同様に図1(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。このようにドライバは、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、視線を左右へ大きく移動させる。運転行動毎に確認する方向や頻度が異なるため、視線方向を左右5方向に分け、それらの方向の視認時間を特徴として用いる。

また、図1(d)を見ると、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。そのため、右ミラー、ルームミラーの視認時間も特徴として抽出し、予測に利用する。

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の移動速度や分散に違いが見られる。本研究では、上記の分布に関する特徴の他に、視線の移動速度と分散を特徴として用いる。

本節では、本報告で扱うドライバの運転行動、視線情報について述べ、提案するドライバの視線情報を利用した運転行動予測について述べる。

2.1 視線情報

本研究は、視線計測装置により計測される視線情報を扱う。表1に視線情報の例を示す。視線情報は計測した時刻、計測装置の座標系における位置 (x, y) で表される。図2に各運転行動開始直前のある時間分の視線をプロットしたものを示す。

表 1 本研究で用いる視線データ

時刻 (s)	時刻 (ms)	x 座標	y 座標
1196745990	10	0.0688	0.982191
1196745990	27	0.0463	0.938411
1196745990	44	0.0548	0.923846
1196745990	60	0.00402	0.806986
1196745990	77	-0.0224	-0.02563
1196745990	93	-0.02563	0.64664
1196745990	110	-0.08534	0.487849
...	...	...	...



図 2 視線データを車載カメラ映像中にプロットした例

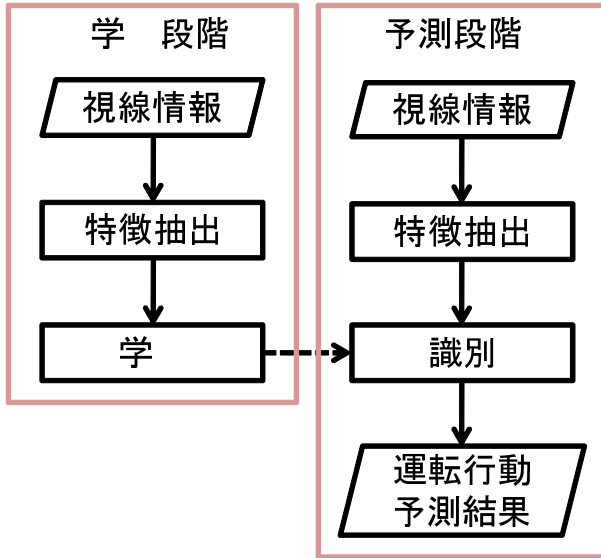


図 3 提案手法の流れ

2.2 処理の流れ

図 3 に提案手法の流れを示す。提案手法は、学習段階と予測段階の 2 つからなる。

学習段階では、各運転行動の起きる前の視線情報から、表 2 に示す特徴を抽出し、SVM (Support Vector Machine) を学習する。予測段階では、学習段階と同様の特徴を抽出し、学習した SVM により運転行動を予測する。

2.2.1 特徴抽出

図 1 より、ドライバ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、視線を左右へ大きく移動させることが分かる。また車線変更時には、ルームミラー、右ミラー

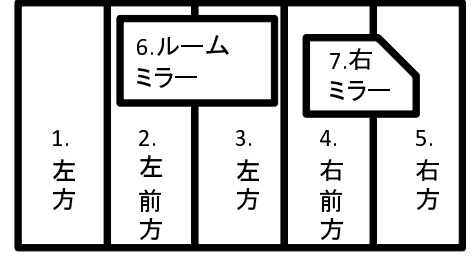


図 4 視線方向の分類

への視認時間が大きくなる。そのため、本研究では図 4 のように視線方向の分類をする。視線の方向別の視認時間を 7 次元のベクトル $\mathbf{a} = \{a_i\}$, $i = 1, \dots, 7$ と表す。ここで、 i は図 4 で示す視線の空間を方向別に分割した際の領域のインデックスを示す。そして、領域 i に視線が存在した時間を $a_i(s)$ とする。時刻 t の視線の方向を $\mathbf{d}(t)$ 、図 4 のうち i の領域を $\mathbf{R}$ とすると、 $\mathbf{a}_i$ は以下の式で計算する。

$$\mathbf{a}_i = \sum_t b(t) \quad (1)$$

ただし、

$$b(t) = \begin{cases} 1 & \mathbf{d}(t) \in \mathbf{R} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

である。図 5 に、各運転行動の直前の視線情報から、視線の方向別の視認時間の例を示す。

視線の移動速度は、連続する時刻の視線の各軸方向の差分 Δx , Δy (rad/s) と表す。 Δx , Δy は、以下のように計算する。

$$\Delta x = \sum_t \|d_x(t) - d_x(t-1)\| \quad (3)$$

$$\Delta y = \sum_t \|d_y(t) - d_y(t-1)\| \quad (4)$$

ここで、 $d_x(t)$ と $d_y(t)$ は時刻 t の視線方向 $\mathbf{d}(t)$ の水平方向と垂直方向の成分である。

視線の分散は、運転行動予測に用いる区間全体の視線から求め、 σ_x^2 , σ_y^2 (rad²) と表す。水平、垂直方向の視線方向の平均位置をそれぞれ $\bar{x}$, $\bar{y}$ とすると、 σ_x^2 , σ_y^2 は、以下のように計算する。

$$\sigma_x^2 = \sum_t \|d_x(t) - \bar{x}\|^2 \quad (5)$$

$$\sigma_y^2 = \sum_t \|d_y(t) - \bar{y}\|^2 \quad (6)$$

以上の特徴を統合し、1 つのベクトル $\mathbf{v} = \{\mathbf{a}, \Delta x, \Delta y, \sigma_x^2, \sigma_y^2\}$ として表す。表 2 に抽出する特徴をまとめた。

2.3 運転行動予測

運転行動を予測するため、視線情報を学習した識別器を用いる。本報告では、識別器として多クラス分類の SVM を用いる。運転行動のラベルが与えられている視線情報から特徴ベクトルを抽出し、SVM を学習する。そして、入力された視線情報

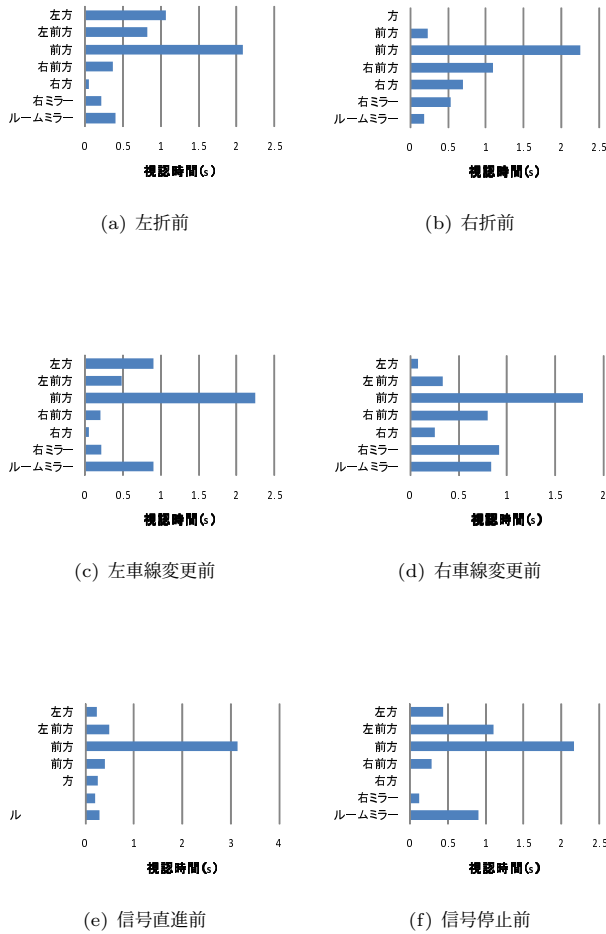


図 5 各運転行動の直前の視線情報から特徴抽出した例

特徴	記号	単位
視認時間	$\mathbf{a}_i, i = 1, \dots, 7$	s
視線移動速度	$\Delta x, \Delta y$	rad/s
視線の分散	σ_x^2, σ_y^2	rad ²

から特徴ベクトル $\mathbf{v}$ を抽出し、学習した SVM により運転行動を予測する。

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された視線情報を用いて実験を行った。

3.1 実験条件

本実験では、一般道において運転行動を起こす前のドライバー 4 名の視線情報を用いた。視線情報はダッシュボード上に設置した SeeingMachines 社製の視線計測装置 faceLAB [8] により計測した。計測レートは 60 スキャン毎秒であった。本研究では、運転行動予測に用いる視線の区間を行動予測区間とする。また、行動予測区間の開始時刻を t_s 、終了時刻を t_e とする。視線情報は各運転行動につき 25 区間分、計 150 区間分を用いた。左折、右折、信号直進は交差点に進入する瞬間を運転行動開始の時刻とした。また、車線変更はハンドルが進行方向に回転する瞬間を運転行動開始の時刻とし、信号停止は車両速

表 3 識別器による予測正解率の違い

識別器	予測正解率
SVM	61%
正規化相互相関	37%
ナイーブベイズ分類器	44%

表 4 運転行動別に見た予測結果

入力 \ 予測結果	左折	右折	左車線変更	右車線変更	信号直進	信号停止
左折	15	1	4	1	3	1
右折	1	15	1	3	3	2
左車線変更	4	1	14	2	3	1
右車線変更	0	3	2	18	2	0
信号直進	1	2	0	1	18	3
信号停止	2	2	3	3	3	12

度が 0 になったときを開始時刻とした。本研究では、運転行動開始時刻を $t = 0$ とした。なお、本実験では行動予測区間として $t_s = -8$ から $t_e = -3$ の 5 秒間を用いた。また、SVM には LibSVM [9] を使い、カーネルを RBF カーネルとし、パラメータはデフォルトのものとした。

提案手法を評価するため、実際の運転行動と提案手法により予測した運転行動の一致した割合を予測正解率として評価基準に用いた。一致率は leave-one-out により算出した。識別器による違いを比較するため SVM、単純な予測手法の一つである正規化相互相関法および文献 [6] [7] で用いられているベイズ的なアプローチとしてナイーブベイズ分類器を用いた。

3.2 実験結果

表 3 に運転行動予測を行った結果の予測正解率を示す。識別器は正規化相互相関法、ナイーブベイズ分類器よりも SVM の予測正解率 (61%) が大きく上回っていることが分かる。また、表 4 に運転行動別の予測結果の混合行列を示す。これから右車線変更および直進の予測正解率が特に高く、反対に信号停止が低かった。

4. 考察

各運転行動の直前の視線情報から特徴を抽出し作成した特徴ベクトルを見ると、運転行動毎に違いが見られた。これにより、全体として正しく予測することができた。4.1 節では、運転行動前の安全確認に着目した特徴抽出の方法に関する考察をし、4.2 節では時系列データである視線情報を HMM によりモデル化する手法に関して考察する。

4.1 安全確認に着目した特徴抽出の効果

表 4 の予測結果から右車線変更および信号直進の予測正解率が特に高く、反対に信号停止の予測正解率が低いという結果が得られた。これは、本報告において用いた視線方向の分割に起因するものであると考えられる。各運転行動の視線分布を図 6~9 に示す。図 6, 7, 9 において、枠が赤くなっている領域は、視線が集中している領域である。右車線変更 (図 6) では、ルームミラー、前方、右ミラーの部分に視線が集中していることが分かる。この 3 方向に視線が集中するのは右車線変更のみ

図 6 右車線変更前の視線分布と視線方向の分類. ルームミラー、右ミラーに視線が集中している。

であるため、他の運転行動と区別することができたという。また、信号直進（図 7）では、前方にのみ視線が集中していることがわかる。信号直進は、他の運転行動と違い安全確認やミラーを見ることが少ないため、前方に視線を集中させる。そのため、信号直進に関しては、予測正解率が高まると考えられる。一方、信号停止（図 9）では、今回見えていない領域に視線が集中していることが分かる。信号停止時の視線分布を確認したところ、視線が集中している領域にはメータ類が存在した [10]。そのため、より運転状況に適した分割を行うことで、正解率の向上が可能であると考えられる。

表 4 を見ると、右折と右車線変更や左折と左車線変更のように同方向へ進行する運転行動は、互いに誤って予測されることが多いと分かる。本研究では、時系列で得られる視線情報を用いて 2.2.1 節で示した特徴抽出方法により特徴を抽出し、視線方向の統計量として扱った。しかしながら、それぞれの運転行動では安全確認をするタイミングや頻度が異なる。そのため、視線情報の時系列性を考慮に入れた予測手法の検討をする必要が

4.2 HMM を用いた運転行動予測

本報告では、視線情報のある区間における統計量とした。しかし、視線情報は時系列で得られるため、視線情報を用いた運転行動予測手法には HMM が適していると考えられる。我々は、予備実験として left-to-right HMM [11] [12] を実験を行った。HMM が出力するシンボルとして、2.3.1 節で示した視線の方向別の視認時間 a_i を利用した。3.1 節で示した実験条件で実験を行ったところ、予測正解率は 64%であり、より 3 パーセントポイント向上した。HMM はマルコフ過程に従って遷移する内部状態と各状態におけるシンボルの出力確率から構成される確率モデルである。HMM の状態数、状態遷移の構造や出力シンボルの種類は予測正解率に大きな影響を与えるため、今後 HMM のグラフ構造や出力シンボルの種類を工夫する必要があると考えられる。

5. む す び

本報告では、ドライバの視線情報を利用した運転行動予測手法を提案した。提案手法では、視線の分布に関する特徴と視線の移動に関する特徴を組み合わせた特徴ベクトルを用いた。運

図 8 停止前の視線分布の例。メータ類の方向に視線が集中している。

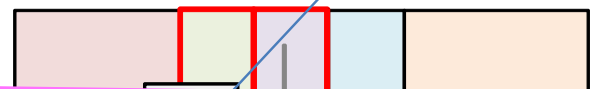


図 9 停止前の視線分布と視線方向の分類。メータ類の方向に集中している視線は、左前方とラベル付けされてしまう。

転行動予測は、視線の分布に関する特徴と視線の移動に関する特徴を組み合わせた特徴ベクトルを学習した SVM により行った。提案手法を評価するための実験では、約 61% の予測正解率が得られ、提案手法の有効性を確認した。今後の課題としては、視線方向の分類方法の改良や時系列情報の利用等が挙げられる。

謝辞 日頃より熱心な御指導と御鞭撻を頂く名古屋大学村瀬研究室諸氏に深く感謝する。本研究の一部は、JST 戦略的創造研究推進事業 CREST および科学研究費補助金による。データを提供して頂いた（株）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.

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?lid=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, 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] 鈴木正裕, 稲垣伸吉, 鈴木達也, 早川総一郎, 土田縫夫, “視線情報とベイズ推定による運転行動意図の推定”, 電気学会 産業計測制御研究会, IIC-07-75, pp. 29–34, Mar. 2007.
- [7] 鈴木正裕, 早川総一郎, 稲垣伸吉, 鈴木達也, 土田縫夫, “視線情報に基づいたドライバの運転行動切り替え点の推定”, 自動車技術会 2006 年秋季大会, 学術講演前刷集, No.137-06, pp.27-30, Sep. 2006.
- [8] Seeing Machines, “faceLAB,” <http://www.seeingmachines.com/facelab.htm>.
- [9] C.C. Chang, and C.J. Lin, “LibSVM – A library for support vector machines,” <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [10] 山城賢二, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬洋, 樋口数則, 内藤貴志, “ドライバの注視行動を利用した視線計測システムの自動校正”, 信学論 (A), vol.J92-A, no.9, pp.624–632, Sep. 2009.
- [11] F. Jelinek, “Statistical Methods for Speech Recognition”, 0-262-10066-5, The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, Massachusetts, 1997.
- [12] Kai-Fu Lee, “Automatic Speech Recognition: The Development of the SPHINX Recognition System,” 978-0898382969, Springer, New York, 1988.