ドライバ注視領域推定システムの基礎的検討



小暮 俊介 Shunsuke Kogure

概 要

自動車の安全機能や運転マナーの向上により交通事故死亡者数は低減傾向にある。その内訳を見ると漫然運転、不注意といったドライバの状態に起因するものが一定数存在する。こうしたドライバ要因の事故低減のため、ドライバの状態が運転に適しているか、適切な行動が取れているかをモニタリングする手法が提案されている。ここでは視線及び顔情報を用いて、ドライバがどこに注意を払っているかを判断するのに有用な、注視エリアを推定するための基礎的検討について紹介する。

1. はじめに

ドライバ状態のモニタリング手法は一般に2つに大別される.1つ目はドライバの状態が運転に適しているかを判別する手法である.古くは車両の挙動(運転動作のばらつき)からドライバの運転への適正度を判別する手法や心拍や呼吸といった生理情報から漫然,眠気を推定する手法がある.2つめはドライバが運転に注意を払っているかを直接確認する手法である.主にカメラを用いてドライバの顔画像からドライバが車両の進行方向に注意を払っているかを確認するものである.

現在アイシン精機では後者の直接ドライバの注視行動を計測するシステムに注力をしている。これは安全確認行動を直接計測するため、明示的な運転行動をシステムへのフィードバックできるからである。車載用ECUへの実装を考慮すると判定アルゴリズムの演算負荷を抑えた上で高い精度を実現する必要がある。このためドライバの目及び顔情報を用いて注視エリアを判別する基礎的な検討を行った。

2. ドライバ注視領域の推定

2.1 ドライバモニタシステムについて

当社では以前よりドライバモニタリングシステム (DM S) の開発を行っており、わき見検出システムや眠気検出システムを発表している.ここでは上記のカメラシステムに改良を加えたドライバモニタカメラ (DMC) を用いた(図1).

このカメラは、太陽光の影響を最小限に抑えていること、カメラ内に信号処理基板を備えた一体型であることを特徴としている。このカメラを車両ステアリング上に設置(図2)し、ドライバの上半身画像を取得し、その画像から顔向きや視線角度を算出する.

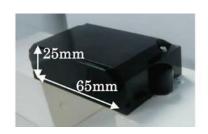


図1 DMC外観

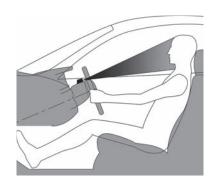


図2 カメラ位置とモニタリング角度

取得された映像に認識結果を重ねた画像を図3に示す.横を向いた際にも顔の各部位の移動に追従できていることが確認できる(図4).



図3 顔認識結果例(正面)



図4 顔認識結果例(右向き)

2.2 注視領域推定アルゴリズム

安定した撮影環境下では顔向き視線が取得できるが、車両の走行環境下では光環境が大きく変化し、安定した画像を取得するのが難しい。その影響を受け、DMCの信号に大きなノイズが重畳する。また、検出対象の被験者についても様々な身体的特徴を持っており、カメラ内に写りこむ位置や大きさが異なることや、運転中の動作に人それぞれの特徴があることなどバラツキが大きい。これらを考慮し、ここではドライバの注視エリアを判別する手法として確率的グラフィカルモデルの1つである隠れマルコフモデル(HMM)を用いた。

HMMは様々な入力値に対して、判別対象の状態を確率的に離散値として判断することができる。基本的な性能把握を目的とし、図5に示す4つのエリアの判別がどの程度の精度で可能であるかを評価した。これらのうち"左"、"右"は左右の死角を含む。"下"は運転席でスマートフォンを注視する領域を想定している。ここでは図示された領域を注視した際に判別可能かを評価しており、それ以外の部分を注視している区間は評価より省いている。



図5 エリア判別4領域

3. 隠れマルコフモデル

HMMでは隠れ状態として離散状態を規定する.モデルを可能な限り単純化するため,4つのエリアを左右方向及び上下方向の2つのHMMで推定することとした.すなわち1)正面・左・右を判断するHMM、2)正面・下を判断するHMMに区別して構築した.左右方向の状態遷移図を図6に示す.

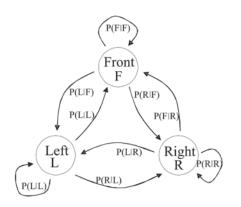


図6 状態遷移図(左右方向)

HMMの判別性能を最も特徴付けるのは学習データセットである。今回、ドライバの自然な行動をモデル化するため、17名のドライバがそれぞれ1時間程度走行した際のデータを学習データとして用いた。運転シーンにも幅を持たせるため表1に示す市街地、郊外、高速道路等の経路を持ったデータセットとした。各データは解像度VGA、フレームレート1Ofpsの動画である。データセットの正解値は動画内のドライバの顔向き、視線向きを判定者が判断して付与している。

表1 運転シーンと学習データ

Driving Route	Number of Subject	Total Frames	Total Time (min)
Center City	5	220415	367.4
Outer City	3	151996	253.3
Arterial Road	5	109508	182.5
High way & Mountain road	4	161782	269.6
Total	17	643701	1072.8

DMCの出力で用いることができるのは顔に関する情報であり、具体的には顔向き角度、視線向き角度、目の開度、顔位置(前後左右上下)である。このうち、視線向き角度と顔位置は使用しているDMCの解像度の低さや、単眼カメラであることから現時点では精度が十分高いとはいえない。そのため、検出精度の高い顔向き角度を主たる判断基準としてモデルを組むこととした。しかし、運転中の顔向き変化は視線のそれと比べ非常に小さい、特に上下方向の動きは左右の動きに比べ1/10程度とより小さく、下方向注視時にほとんど顔を動かさないケースも多い。1例として、あるドライバが左右及びステア

リング下、ミラーを見た際の顔向き角度(ヨー・ピッチ)を図7に示す。この図からも左右エリア注視時に比べ下側エリアの注視時の顔向き角度が小さいことが確認できる。この小さな動きを正しく状態遷移に結び付けられるかが大きな鍵となる。

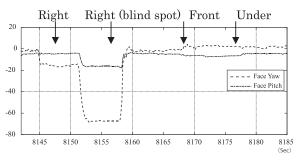


図7 顔向き角度(ヨー・ピッチ)

4. 隠れマルコフモデルの修正

上記の変動を正しく状態遷移に結びつけるため、状態遷移の計算に顔の角速度を変数とする状態遷移確率を用いた.一般に隠れマルコフモデルでは状態遷移は固定の状態遷移確率(P_a)と観測値に基づく出力確率(P_b)から求められる(式1).

$$\begin{split} P_{t}(F) &= P_{t-1}(L) \times P_{a}(F|L) \times P_{b}(F|L:Face,Gaze) \\ &+ P_{t-1}(F) \times P_{a}(F|F) \times P_{b}(F|F:Face,Gaze) \text{ (\mathbb{R},1)} \\ &+ P_{t-1}(R) \times P_{a}(F|R) \times P_{b}(F|R:Face,Gaze) \end{split}$$

ここで

 P_a : transition probability

(the probability that the state changes in the next frame)

 P_b : output probability

(the probability that the DMS will output an angle that is in the changed State)

F: Front areaL: Left areaR: Right area

本研究では注視領域が変わる際の、小さな顔向き角度変化を状態遷移に反映する為、Paを顔向き角度の動きに応ずる変数 (Pat) に置き換えた (式2) を検証に用いた。このPat は注視領域推定に影響を与える。例えば、現在の視線領域が"右"で Yaw 角の現在角度が 3O degree、視線角度変化が-1O degree/frameとすると、次、あるいは数フレーム後にはどの領域を見ている可能性が高いだろうか。ここで"+"は右方向、"一"は左方向とする。あるいは、視線角度の変化が+1O degree /

frameであったらどうだろうか.前者であれば,注視領域は"右"よりも"正面"の方が確率は高いだろうし,後者であれば"正面"よりも"右"の方が確率が高いことは容易に想像がつく.この違いをPatが作り出すのである.

$$\begin{split} P_{t}(F) &= P_{t-1}(L) \times P_{at}(F|L:Face,Gaze) \times P_{b}(F|L:Face,Gaze) \\ &+ P_{t-1}(F) \times P_{at}(F|F:Face,Gaze) \times P_{b}(F|F:Face,Gaze) \\ &+ P_{t-1}(R) \times P_{at}(F|R:Face,Gaze) \times P_{b}(F|R:Face,Gaze) \\ &(\overrightarrow{x} ? 2) \end{split}$$

ここで

 P_{at} : Variable transition probability

この遷移確率は前述の学習データにおける角速度 (フレーム間の角度変化)を基に計算する.左右判定時 における遷移確率計算のための角速度マップを図8に 示す.この変数を導入することで,顔を動かしている際に 顔の移動方向へ状態遷移が発生し易くなる.

この状態遷移確率(Pat)は、学習データセットにおける、状態遷移時の角度変化から算出する。これらの角度変化分布を図8に示す。この角度変化分布はそれぞれの状態遷移毎に異なっていることがわかる。"Front"(Xt-1)から"Front"(Xt)への遷移における分布は、ほぼ0度軸についての対称である(図8の中心にある分布)、しかし、"左"(Xt-1)から"左"(Xt)への分布は、0度と-35度に2つのピークが存在する(図8の左上の分布)、これらのピークは、この分布が2つの注視条件を含むことを意味する。1つは1点(例えば左サイドミラー)を注視し続け、もう1つは注視点を左サイドミラーからさらに左側の死角に移す条件である。"右"(Xt-1)から"右"(Xt)への分布(図8の右下の分布)でも同じ傾向が見られる。

計算の仕方を紹介する.現在の状態が"左"であり、H MMに入力される顔Yaw角変化が30度であると仮定する.「"左"(Xt-1)から"左"(Xt)」と「"左"(Xt-1)から"前"(Xt)」の分布図から、30度顔Yaw角における密度(Pr)は、それぞれ0.03と0.15と算出される.これらの値に状態遷移確率をかけることでPatを求める(式3).その結果、Xtでの正面視の可能性が高くなる.これは、顔が動いたとき、状態遷移は顔の動きの方向に生じる可能性が高いことを示している.

$$P_{at}(F|L:Face,Gaze) = P_a(F|L) \times P_r$$
 (\$\pi 3)

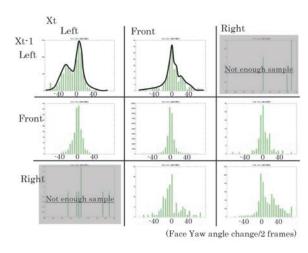


図8 顔向き角速度マップ

今回のモデルは1次のマルコフモデルとし,リアルタイムでの判断を想定し,1フレームの入力毎に前回値を基にその時の視認方向を出力する.つまりHMMでよく用いられるバックフォワード的な経路探索は行っていない.

入力パラメータとしては顔向き角度のYaw,Pitch,視線角度のYaw,Pitch,開眼度を用いた.

<u>5.</u> システムの評価

モデルの判別性能を検証するため,日本人の男性55名,女性55名,計110名のデータを取得した.被験者の分布を図9.図10に示す.

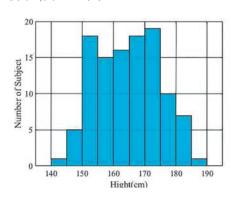


図9 被験者身長分布

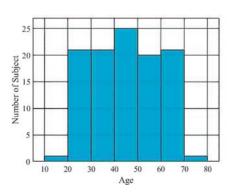


図10 被験者年齢分布

停止した車両の中で,これらの被験者にガイダンスに

従って正面・右・左・下の各エリアを注視してもらい,その 注視した際のデータを評価用データとして利用した.

評価指標として注視点毎のPrecision及びRecallを求めた.

それぞれの定義は(式4)および表2のとおりである.

$$F$$
 - measure = $2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$

ここで、TP,FN,FPは表1による.この表は混同行列 (Confusion Matrix)と呼ばれ、評価結果のクラス分類に用いられる.

表2 confusion matrix

		Predicted		
		Positive	Negative	
Actual	Positive	TP (True Positive)	FN (False Negative)	
	Negative	FP (False Positive)	TN (True Negative)	

HMMの出力結果例を図11に示す.グラフ上側のカラーバーが正解値である正面・右・左といった状態を示している.グラフ下側のラインはHMMから出力された各状態量の確率である.この値は上限1であり,最も高い確率の状態がHMMの判定状態として出力される.つまり赤いラインの正解値部分で赤いラインが最も高ければ、HMMの出力は正しいと判断される.

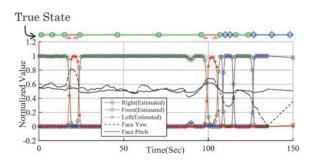


図11 HMM出力結果例

110名分の結果を表3,4に示す.下方エリアの判定は若干精度が落ちるものの,左右判定は精度良く判別ができている.

表3 推定結果(混同行列)

(estimated number of flames)

Estimation

		Front	Right	Left	Under	Not track
•	Front	2265	0	0	129	26
Actual	Right	85	1077	0	0	48
rictual	Left	4	0	1086	0	120
_	Under	83	0	0	1092	35

表4 被験者110名のデータ集計結果

	Precision(%)	Recall(%)	F-measure
Front	92.9	94.6	94.6
Right	100	92.7	92.7
Left	100	99.6	99.6
Under	89.4	92.9	92.9

下方エリアはやはり顔向きの変化量が小さいことが 判別性能がやや低くなった要因と考えられる.

6. まとめ

ここではドライバモニタカメラで得られた映像から算出された顔向き角度や視線角度を隠れマルコフモデルの入力とし、左右・下エリアの注視を判別できるかの基礎的検討を行った。その結果、各パラメータの変化速度を変数として取り込むことで比較的高い精度で判別できることを示した.

今後、実際の運転時のデータでも同様な判定が可能 かの検証を進める予定である。また、アプリケーションを 想定した場合、運転行動で判別が必要なミラーやナビ、 メータといった各エリアが判別できるよう、より詳細な判 別アルゴリズムの構築を行う予定である.

7. おわりに

自動運転実用化が差し迫る中,車と搭乗者のインタラクションの重要性が増してくる.

本技術を発展させることで,新しいインターフェースと して活用できることを期待している.

本研究に取り組むにあたり、DMC及びデータ提供を 頂いた走行安全第一制御技術部の大須賀氏に感謝 する.

参考文献

- National Police Agency of Japan, Traffic accidents situation (2015).; http://www.e-stat.go.jp/SG1/estat/ListE. do?lid=000001150519
- Guo, Q. and Liu, B., "Simulation and Physical Measurement of Seamless Passenger Airbag Door Deployment," SAE Technical Paper 2012-01-0082, 2012, doi:10.4271/2012-01-0082.
- 3) Kunkel, S., Zimmer, T., and Wachtmeister, G., "Friction Analysis of Oil Control Rings during Running-In," SAE Technical Paper 2011-01-2428, 2012, doi:10.4271/2011-01-2428.
- 4) Morgan, R., Scullion, P., Nix, L., Kan, C. et al., "Injury Risk Investigation of the Small, Rear-seat Occupant in Side Impact," SAE Technical Paper 2012-01-0092, 2012, doi:10.4271/2012-01-0092.
- 5) Kimura, Y. and Murakami, M., "Analysis of Piston Friction - Effects of Cylinder Bore Temperature Distribution and Oil Temperature," SAE Int. J. Fuels Lubr. 5(1):1-6, 2012, doi:10.4271/2011-01-1746.
- 6) SAE International Surface Vehicle Recommended Practice, "Laboratory Measurement of the Composite Vibration Damping Properties of Material on a Supporting Steel Bar," SAE Standard J1637, Rev. Aug. 2007.



小暮 俊介TRI – AD (出向)
ドライバモニタ,
乗員検知システム開発に従事