

ドライブレコーダデータを用いた 推定値フィードバックによるドライバの眠気レベル推定

金子 祐来^{1,a)} 河中 治樹^{1,b)} 小栗 宏次^{1,c)}

概要：近年，トラックやタクシーといった事業用自動車を中心にドライブレコーダが普及している．ドライブレコーダはドライバの前方映像や，速度や加速度変化などの走行データを記録しており運転状態を振り返ることができる．これまでに，ドライブレコーダのデータを活用した居眠り検知に関する研究は行われているがドライバの眠気レベル変化の推定までは行われていない．そこで，本研究では眠気レベル変化を推定する手法を考案した．眠気は連続的に変化することから，推定に使用する特徴量に過去数秒前の推定値を追加する推定値フィードバックを行った．追加する推定値の時間は30秒から360秒まで30秒ごとに変化させた．その結果，推定値フィードバックを用いることでドライバの眠気レベル変化に追従性のある推定結果を得ることができ，提案手法の有効性が示された．

Driver's Drowsiness Level Estimation by using Feedback of Estimated Value from Event Data Recorder

KANEKO YUKI^{1,a)} KAWANAKA HARUKI^{1,b)} OGURI KOJI^{1,c)}

1. はじめに

ドライバの居眠りは重大な交通事故に繋がる．そこで，これまでに居眠り運転を検知する研究が様々行われてきた．例えば，大須賀ら [1] は顔表情による覚醒度の評定を正解値として心電図や視線などの生理的指標からドライバの状態推定を行った．ステアリング操舵角，胸部心電図，脳波，眼電，皮膚電位，呼吸測定している．また，宮下 [2] は11項目のアンケートにより取得した主観的な疲労感を正解値として，筋電図，心電図，脳波，発汗量からドライバの疲労感に関する研究を行った．これらの研究では運転時のドライバの状態を知るために，生理的反応が顕著に出る心電図や脳波，眼球運動などの生体信号を用いている．

このように，生理情報からドライバを推定するのはドライバの危険状況を検知するのに有効であるが，実用化を考

えると，運転しながら生体信号を取得することは運転者の負担や車両に特別な機材を搭載しなければならないなどの問題がある．また，顔表情を取得するための車載カメラの設置も運転者のプライバシーや撮影されることによるストレスを与えるなどの問題もある．

近年，トラックやタクシーといった事業用自動車を中心にドライブレコーダが普及している．普及が進んでいる理由として次の2つが考えられる．1つ目は，ドライブレコーダはドライバの前方映像や，速度や加速度変化などの走行データを記録することが可能であり，ドライバが運転状態を容易に振り返ることが可能なためである．2つ目は，事故車両にはドライブレコーダが搭載されていないと，交通事故の原因追求に多くの時間を要するためである．そして，2016年3月に国土交通省が貸切バスへの設置義務化を決定するなど，今後更にドライブレコーダの普及が進むことが予想される．

こうしたドライブレコーダで常時記録された運転データ（車両走行ログ）からリアルタイムに様々な危険状況を効果的に検出する手法の検討はまだ十分に行われていない．

¹ 愛知県立大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
Aichi Prefectural University

a) y.kaneko@bme.ist.aichi-pu.ac.jp

b) kawanaka@ist.aichi-pu.ac.jp

c) oguri@ist.aichi-pu.ac.jp

表 1 眠気レベルと顔表情

Table 1 Drowsiness level and face expression

評定値 (レベル)	表情
1 全く眠くなさそう	視線の移動が早く、頻繁である
2 やや眠そう	唇が開いている、視線の動きが遅い 瞬きはゆっくりと頻繁
3 眠そう	口の動きがある 顔に手をやる
4 かなり眠そう	意識的と思われる瞬きがある 無用な体の動き、あくびの頻発
5 非常に眠そう	瞼を閉じる、頭が前に傾く 頭が後ろに倒れる

車両挙動とドライバ状態との関連性を調査した先行研究として例えば、福井 [3] は連続運転によるドライバの疲労と車両挙動に関して、操舵遅れ時間や車両の横変位量などの操舵機能に関する指標と覚醒度や認知判断機能との間に相互の関係があると報告している。西郷ら [7] は、ドライバモデルを作成し、車線内変位におけるモデル誤差の分散を調べ、低い眠気レベルと高い眠気レベルとの間でその有意差があることを確認している。しかし、いずれの研究もドライバの眠気レベルの推定までは実現されていない。

そこで、本研究では生体信号を用いずにドライブレコーダから取得可能なデータである車両操作情報と前方映像からの情報を用いてドライバの眠気レベル推定を行う方法を提案する。特に推定を安定させるために推定値フィードバックを用いることの有効性を示す。また、そのフィードバックする時間の影響や変動の激しい推定値への対応方法についても示す。最後に実験より、適切な推定値フィードバックの時間を見つけることと過去の推定レベルの中央値を用いることによる推定の安定化についての検証を行う。

2. ドライバの眠気レベル

第 3 者の眠気の評価指標として、ドライバの顔表情の変化から眠気を評価する指標がある。北島ら [9] はドライバの眠気の基準として顔表情から眠気を分類する眠気表情評定を提案している。研究の概要を知らない 2 名が表 1 に示した基準で被験者 10 名の眠気表情評定を行った場合にその評定値が 0.756 と高い確率で一致する特徴がある。また、10 分ごとに記入した眠気の主観評価である MWS チェックリスト (Roken Mental Work Strain checklist) との相関の平均が 0.795 と高い相関が認められている。したがって、この眠気表情評定値は眠気の基準として妥当であるとされ、広く用いられている。本研究でも、ドライバの眠気をこの表 1 の基準で評価した評定値で表し、これを眠気レベルと定義する。

表 2 DS および前方映像から取得した特徴量

Table 2 Features acquired from DS and front image

機器	変数	特徴量	単位
DS	v	速度	km/h
	α_x	前後方向加速度	G
	α_y	左右方向加速度	G
	γ	エンジン回転数	RPM
前方映像	W_a	自車から a [m] 先の 画像中央から左白線 までの距離	pixel
	W_b	自車から b [m] 先の 画像中央から左白線 までの距離	pixel
	W_c	自車の左白線からの距離	pixel

3. ランダムフォレスト回帰による眠気レベル推定

3.1 推定に用いる特徴量

研究では、ドライビングシミュレータ (DS の走行ログ) と走行中の前方映像から表 2 に示す 7 種類の特徴量を取得する。先行研究 [3] において福井は、連続運転時における修正操舵から推定した操舵モデルの構築を行い、操舵遅れ時間や横変位量などの操舵機能に関する指標と生体情報 (覚醒度や認知判断機能) との間には相互に関連があることを報告している。このようにドライバが漫然状態のときには車両がふらつくと言われており、車両のふらつきとドライバの眠気レベルとの間に関連性があると考えられる。

一般的に車両には車両のふらつきを記録する機能は搭載されていないので本研究では車載カメラで撮影した走行中の前方映像を用いて道路上の白線から車線内における自車両の横位置情報を取得する。

また、本研究では高速道路を走行中のドライバの状態推定を想定する。そのようにすることで、走行中のカーブの曲率は大きく、直線であると近似しても大きな影響はないため、道路および白線が直線であると仮定して白線検知および白線内での位置を画像処理により得る。

自車両の横位置は以下のように導出できる。図 1 および図 2 に示すように、前方映像中の画像内のある高さ位置における画像中央から白線までの距離を 2 つ求める。遠い方の点 (画像内でより高い位置) の距離を W_a 、近い方の点 (画像内でより低い位置) の距離を W_b とする。後述の実験では W_a は車両前方 $a = 10$ m 地点、 W_b は車両前方 $b = 5$ m 地点とした。 W_a および W_b は白線検知をすることで画像内での距離が求まり、事前に校正した比率によって道路上での長さを計算することができる。得られた W_a および W_b を用いて、白線から自車両までの横位置 W_c は式 (1) によって計算できる。

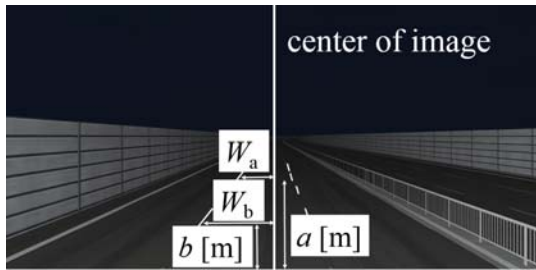


図 1 走行中の前方映像

Fig. 1 Front view image while driving

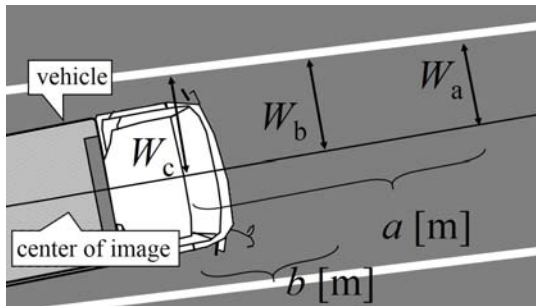


図 2 前方映像からの特徴量

Fig. 2 Features from front view image

$$W_c = \frac{-bW_a + aW_b}{a - b} \quad (1)$$

また、表 2 に示す特徴量のそれぞれについて過去 10 秒間の統計値 7 種類の特徴量をそれぞれに 7 種類の統計量があるので、計 49 種類の特徴量になる。これらを式 (2) から式 (8) のように求める。なお、ドライブレコーダのデータは 10 Hz で取得でき、式中の x_t は走行開始からの時刻 $10t$ 秒におけるドライブレコーダデータのある特徴量の値を示す。

$$mean = \frac{\sum_{k=0}^{99} x_{t-k}}{100} \quad (2)$$

$$std = \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^{99} (x_{t-k} - mean)^2}{100}} \quad (3)$$

$$max = \max(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-99}) \quad (4)$$

$$min = \min(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-99}) \quad (5)$$

$$median = \text{median}(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-99}) \quad (6)$$

$$mode = \text{mode}(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-99}) \quad (7)$$

$$range = max - min \quad (8)$$

本研究では眠気レベル推定の非線形性を考慮して、表 2 および式 (2) から式 (8) で求めた特徴量群 (これを A 群と呼ぶ) とする。

次に、式 (9) のような線形カーネルを求める。(これを特徴量群の B 群と呼ぶ。)

$$B_{ij} = |A_i \times A_j|. \quad (9)$$

A 群の特徴量の組み合わせの数は ${}_{49}C_2$ 個となる。その A

群および B 群で得られた全特徴量を主成分分析し、累積寄与率が $\alpha\%$ となる固有ベクトルで特徴ベクトルの次元を圧縮する。

3.2 推定手法 (ランダムフォレスト回帰)

ランダムフォレスト (Random Forests) [10] は分類、回帰およびクラスタリングに用いられる機械学習のアルゴリズムであり、決定木を弱学習器とした集団学習を行う。

ランダムフォレストでは、与えられたデータ集合から n 組のブートストラップサンプルを作成し、そのブートストラップサンプルを用いて最大の決定木 (弱識別器) を作成する。その際、各ノードはランダムにサンプリングした特徴量の中で最も良いものを選択していく。最終的に全ての木での多数決を行って強識別器を構築する。このようにブートストラップを利用した学習アルゴリズムであるため、ランダムフォレストは特徴量の個数が多くても効率的に学習することが可能である。

本研究では表 1 の眠気表情評定 [9] を目的変数とし、DS から得られる A 群および B 群を説明変数としてランダムフォレスト回帰により眠気レベル推定を行う。ただし、DS での運転中のデータを収集したところ、レベル 1 や 2 などの低いレベルのデータが少ないといったように眠気レベルごとにデータセット内での分布にばらつきがあった。そこで、もとのデータセットから各眠気レベル間でランダムに N 個サンプリングして、眠気レベル間でデータサンプル数のバランスをとって学習を行うこととした。なお、後述の実験では Matlab の RF Toolbox を用いた。

3.3 推定値フィードバック

図 3 に 3.2 節で述べた推定手法の推定結果を示す。A 群および B 群はあくまでも過去 10 秒間の走行ログデータであるため、推定眠気レベルの連続性が保証されず、眠気レベルが頻繁に上がったたり下がったりするような推定が行われてしまう。先行研究で今井ら [11] が指摘しているように、眠気は突発的に発生したり消滅したりすることはなく、段階的に変化するものである。したがって、連続的な眠気レベル変化ができるように過去の推定眠気レベルを推定アルゴリズム内で考慮する必要があると考えた。

我々はそのひとつの方法として T 秒前の推定眠気レベルの値をフィードバックし、A 群の特徴ベクトルの要素として加え、3.1 節で述べたカーネルおよび主成分分析を施して回帰の説明変数として用いることを提案する。このようにその瞬間の情報だけでなく、過去数分前の眠気レベルの数値を用いることで、そこからの変化量を回帰でモデル化することができ、推定精度向上につながると思われる。

学習の段階においては、式 (10) に示すように T 秒前の正解の眠気レベル評定値 V_t を用いる。ただし、走行開始直後の T 秒間の部分ではフィードバックする値が存在しな

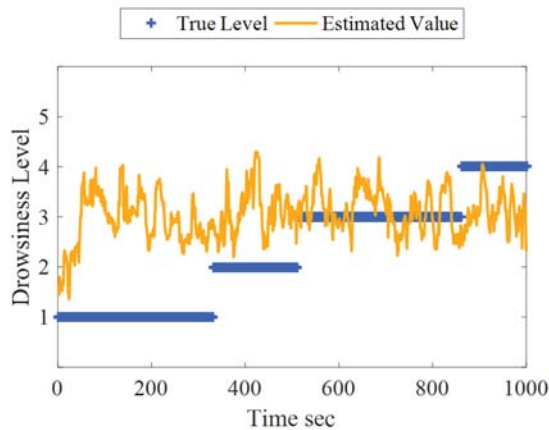


図 3 フィードバックを用いない結果
Fig. 3 Result without feedback

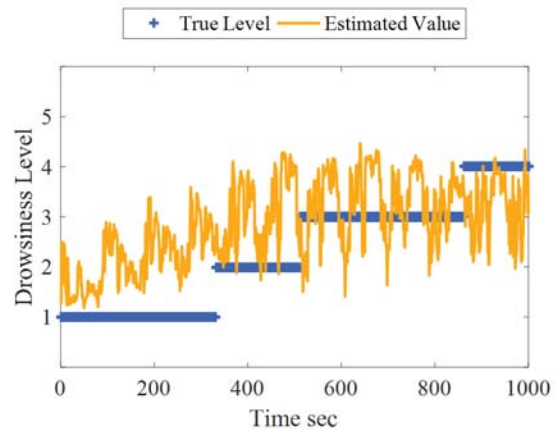


図 4 推定眠気レベルに生じる周期的ノイズ
Fig. 4 Periodic noise in estimated drowsiness level

いので、次式のように走行開始から T 秒間はフィードバックする眠気レベル値 F_t を 1 とする。

$$F_t = \begin{cases} 1 & (t \leq T) \\ V_{t-T} & (t > T) \end{cases} \quad (10)$$

$$(11)$$

ただし、 V_t は時刻 t 秒における眠気レベルの正解値を表す。

汎化の段階においては、 T 秒前の推定された眠気レベル値 E_{t-T} を用いる。ただし、時刻 T 秒以前の部分でフィードバックする値が存在しないので、学習時と同様に 1 とする。

3.4 中央値の利用

図 4 に 3.3 節で述べた時系列を考慮した推定の結果を示す。図 4 の推定波形には周期的な変動が観測される。これはフィードバックを用いたことの弊害であるが、最初の T 秒間に推定された眠気レベルに生じている変動がそれ以降にも波及するためである。これが推定において大きな誤差の原因となる。そこで、本研究ではその誤差を低減させて安定した推定変動にするために、フィードバックする眠気レベル推定値 F_t を式 (12) に示すように過去 T 秒間の中央値とする。

$$F_t = \text{median}(E_{t'}) \quad (t - T \leq t' \leq t). \quad (12)$$

ただし、 E_t は時刻 t 秒における眠気レベルの推定値を表す。

4. ドライビングシミュレータを用いた居眠り模擬実験

実験では被験者に事前に実験の趣旨を伝え、インフォームドコンセントを行った。被験者数は 7 名で年齢は 21 から 40 歳であった。各被験者は 1 から 3 回の測定をして、計 10 回分のデータを取得した。被験者は運転席に座り、前方

の 6 面ディスプレイに表示されるコース映像を見ながら走行する。

実験時は部屋を暗くし、夜間の高速道路を模擬した 3 車線の全長約 26 km のコースを走行した。このコースは半径 $R = 1000$ m のカーブや直線を含む単調なものとなっている。被験者には第 2 車線をはみ出さないように 70 km/h 以上で走行するように指示を与え、最大 2 時間走行した。ただし、被験者が途中で入眠した場合はその時点で実験終了とした。

推定方法の精度評価のために全 10 データから 9 データを学習に用い、残り 1 データを評価に用いる leave-one-out 交差検定を行う。

被験者の顔表情撮影用カメラは、被験者前方のダッシュボード上に設置した。撮影した被験者の顔表情から表 1 の基準で 2 名の熟練した評定者が走行開始から 10 秒ごとに評定を行った。その 2 名の眠気表情評定値の平均値の小数点以下切り捨てして、正解の眠気レベルとした。

フィードバックする時刻 T を 30 から 360 秒の 10 種類とし、フィードバックに用いる時間ごとに変化の差異およびフィードバックの有無を比較する。

被験者 A についてフィードバックを用いない場合、フィードバックのみ用いた場合、中央値を用いた場合の推定結果を図 5 から図 7 に示す。いずれの図も横軸は走行開始からの時刻、縦軸は 5 段階の眠気レベルを示す。青色は眠気の正解値、赤色は推定結果を量子化した結果を示す。

各フィードバック時刻 T における相関係数 R および平均絶対誤差 MAE の推移の結果を図 8 に示す。図 8 中の横軸は推定値フィードバックに用いる時間、縦軸はそれぞれ相関係数および平均絶対誤差の値を示す。図 8 より、推定値フィードバックに用いる時間が 210 秒を超えると相関係数が 0.79 に収束することが分かった。また、推定値フィードバックに用いる時間が 180 秒を超えると平均絶対誤差が 0.62 に収束することが分かった。いずれも、推定値フィー

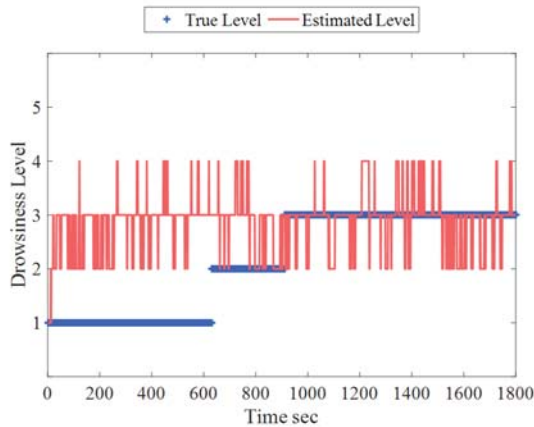


図 5 被験者 A におけるフィードバックなしの結果
Fig. 5 Result of without feedback in subject A

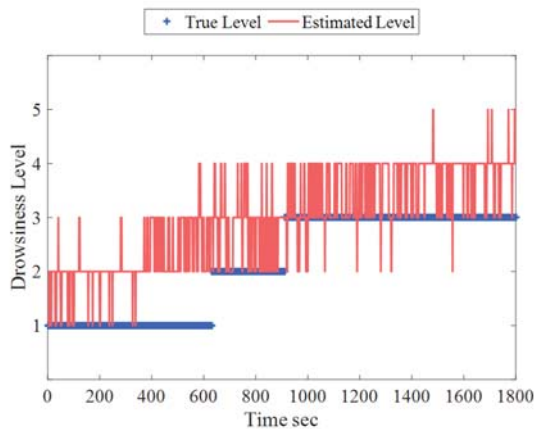


図 6 被験者 A におけるフィードバック時間 360 秒の結果
Fig. 6 Result of feedback time 360 sec in subject A

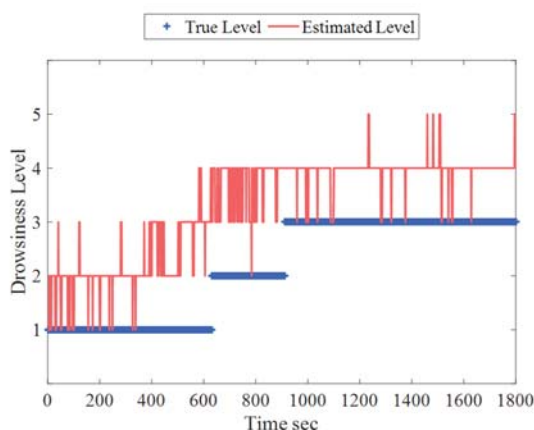


図 7 被験者 A におけるフィードバック時間 360 秒の中央値の結果
Fig. 7 Median result of feedback time 360 sec in subject A

ドバックを用いる時間を長くすることにより、結果がある値に収束することが分かった。

次に、推定フィードバック値の中央値を用いた相関係数 R および平均絶対誤差 MAE の推移の結果を図 9 に示す。

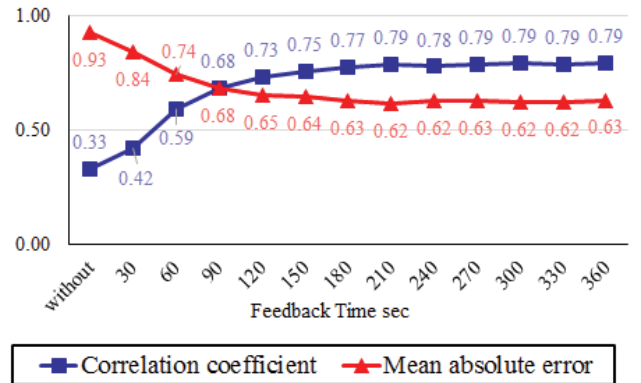


図 8 フィードバックのみを用いた場合の相関係数と平均絶対誤差
Fig. 8 Correlation coefficient and mean absolute error in using feedback of estimated drowsiness level

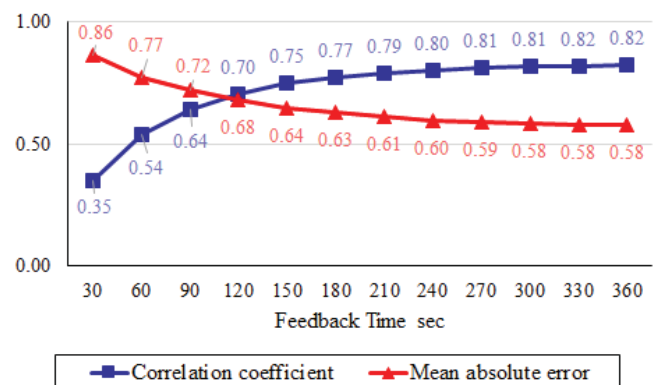


図 9 フィードバックの中央値を用いた場合の相関係数と平均絶対誤差
Fig. 9 Correlation coefficient and mean absolute error in using median of feedback value

図 9 中の横軸は推定値フィードバックに用いる時間 sec、縦軸はそれぞれ相関係数および平均絶対誤差の値を示す。図 9 より、図 8 の結果と同様に推定値フィードバックに用いる時間を 210 秒を超えると約 0.82 に収束することが分かった。また、推定値フィードバックに用いる時間が 240 秒を超えると 0.58 に収束することが分かった。

また、正解値と推定値の追従性を見るために眠気の立上り時間の差 τ を式 (13) のように求める。

$$\tau = \frac{|\sum_{i=1}^4 \tau_i|}{4} \quad (13)$$

ただし、 τ_i は式 (14) のように眠気レベル i から $i+1$ に上がる時の正解値 V と推定値 \bar{E} を (推定値 E を推定値フィードバック時間 T で移動平均した値) との時刻差を示す。

$$\tau_i = t_{\bar{E}_i} - t_{V_i} \quad (14)$$

立ち上がり時刻の差について、図 10 に例示する。フィードバック時間 T に対する立上り時間の差 τ の推移結果を図 11 に示す。図 11 より、推定値フィードバックが 210 秒の時に τ が最小となり、中央値を用いた場合は推定値フィー

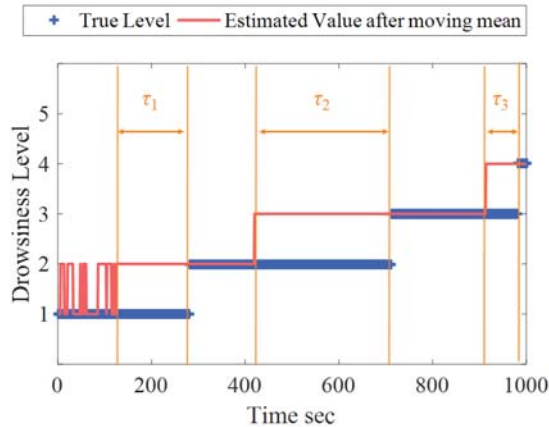


図 10 正解値と推定値の立上り時間の差の例

Fig. 10 Example of difference of rise time between correct level and estimated level

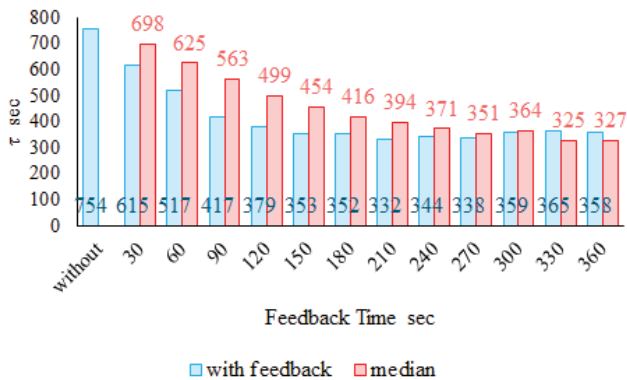


図 11 正解値と推定値の立上り時間の差

Fig. 11 Difference of rise time between correct level and estimated level

ドバックに用いる時間が 330 秒の時に τ が最小となることが分かった。図 11 の結果からいずれも推定値フィードバックを用いる時間を長くすることによりある一定の値に収束することが分かった。

また、推定値フィードバックを用いた場合は $\tau = 332$ が最小値、中央値を用いた場合は $\tau = 325$ が最小値である。このことから、推定値フィードバックの中央値を用いることにより推定結果と正解値との立ち上がりの時間差が短くなることが分かった。以上より、推定値フィードバックの中央値を用いることにより、ドライバの眠気レベルの推定精度が向上し、眠気レベルの追従性も向上したと言える。

5. まとめと今後の課題

本論文は推定値フィードバックに用いる時間を様々に変化する方法を提案した。推定値フィードバックを用いる時間が長いほど相関係数および平均絶対誤差の値がある一定の値に収束し、小さくなることが確認された。また、推定値の中央値をフィードバックすることによってフィードバック時間が長くなるにつれて中央値を用いない場合より

相関係数が向上し、平均絶対誤差が減少した。このことから、推定値フィードバックの中央値を特徴量に追加することにより推定精度が向上することが確認された。

今後の課題として、更なるドライバの眠気レベルの追従性の向上および推定精度の向上があげられる。

参考文献

- [1] 大須賀美恵子, 鎌倉快之, 井上裕美子, 野口祥広, 嶋田敬士, 三代真己: 多次元生理指標を用いたドライバの覚醒状態推定 (2), 自動車技術会学術講演前刷集, No.74, pp.21-26 (2011).
- [2] 宮下和範: 自動車運転時のドライバの疲労特性に関する研究, 日本人間工学会関東支部第 42 回大会講演集, pp.106-107 (2012).
- [3] 福井勝彦: 連続運転時における操舵機能低下の評価法, PIONEER R&D, Vol.30, No. 3, pp.57-65 (2001).
- [4] Ruben Dario Pinzon Morales, Yutaka Hirata: Customisation of Wavelet Function for Pupil Fluctuation Analysis to Evaluate Levels of Sleepiness, Journal of Communication and Computer, Vol.10, pp.585-592 (2013).
- [5] 柳平雅俊, 安土光男: 運転状態推定技術の開発—心拍解析による眠気状態の検出, PIONEER R&D, Vol.14, No.3, pp.17-27 (2004).
- [6] 佐野 聡, 富森 英樹, 増田 裕太, 小田切 淳一, 加藤 秀雄, 中野 泰彦: 脈拍センサを用いた眠気警報システムの開発, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム, pp.24-29 (2014).
- [7] 西郷慎太郎, ポンサトーン・ラクシンチャランサク, 永井正夫: 先行車追従時の規範ドライバモデルに基づく個別適合型運転状態診断システムの開発, 自動車技術会論文集, 自動車技術会, Vol.42, No.3, pp.721-727 (2011).
- [8] 土田歩, 河中治樹, 小栗宏次: 顔表情からの眠気評定特性を考慮した被験者に依存しないドライバ状態分離, 電子情報通信学会技術研究報告, IE, 画像工学 111(442), pp.251-256 (2012).
- [9] 北島洋樹, 沖田仲穂, 山本恵一, 五井美博: 自動車運転時の眠気の予測手法についての研究 (第 1 報, 眠気表情の評定法と眠気変動の予測に有効な指標について), 日本機械学会論文集 (C 編), No.96-1780, pp.93-100 (1997).
- [10] Leo Breiman: Random Forests, Machine Learning, Vol.45, Issue 1, pp.5-32 (2001).
- [11] 今井章博, 小栗宏次: 居眠り運転時の特徴的な眠気推移傾向を組み込んだ眠気レベル推定手法の提案, 電子情報通信学会論文誌, D 編, Vol.J96-D, No.4, pp.1012-1019 (2013).