

簡易なドライビングシミュレータを用いた PERCLOSと車両の操作情報によるドライバ眠気推定

村上 雅彦^{1,a)} 北村 翼^{1,b)} 松原 大^{1,c)} 南 基大^{1,d)} 鈴木 隆元^{1,e)}

概要：日本での交通死亡事故の原因としてドライバの漫然運転が数多く報告されており、要因となるドライバの覚醒水準を認識するシステムの必要性が高まっている。現在まで、生体情報や車両の操作情報がドライバの覚醒水準とどのように関連するか活発に研究が行われている。PERCLOSは閉眼時間の割合を表す生体情報であり、測定に関して非拘束でドライバへの負担が少なく有効な特徴量であると考えられている。本研究では、試作した簡易なドライビングシミュレータによる高速道路の直線走行を模した走行実験によって得られたPERCLOSと車両の操作情報から、同時に収集したカロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値の推定について報告する。

Driver drowsiness estimation from PERCLOS and vehicle operation information on a simple driving simulator

1. はじめに

日本における交通死亡事故の原因として、漫然運転、安全不確認、脇見運転などドライバに起因するものが数多く報告されている [1]。このような状況を受けて、死亡事故の要因となりうるドライバの覚醒水準などを認識するシステムの必要性が高まっており、現在まで、生体情報や車両の操作情報とドライバの覚醒水準の関連について活発に研究が行われている。また、事業用トラックの交通事故の行動類型別の事故件数では、直進等速が最も多く、全体の半数近くを占めているため [2]、特に運転時の直進等速状態における眠気推定が重要と考えられる。

また、SAE J3016 による自動運転のレベル 2、レベル 3 においては、自動運転からドライバによる手動運転への運転の譲渡が存在するため [3]、ドライバは自動運転の状況を常時確認し、必要に応じてドライバ自身で運転を行う必要がある。しかし、自動運転を監視するタスクは単調であるため、眠気の発生などが考えられる。このような観点からドライバの覚醒水準の検出や眠気を検出した場合は覚醒を

促すことが必要とされている。

これらの状況を受けて、ドライバの状態を監視するドライバモニタリングシステムが重要となっており、実際に様々なものが提案され始めている。

眠気の推定に関してこれまで様々な手法が研究がされており、代表的な特徴量である PERCLOS [4] や車両の操作情報を用いる手法 [7], [8] が知られている。眠気の尺度に関してもこれまで様々な研究がされており、カロリンスカ眠気尺度 [9], [10] と北島らの顔表情に基づく眠気尺度 [11] が代表的なものである。特に、北島らの顔表情に基づく眠気尺度は国土交通省によるドライバーモニタリング（眠気・居眠り検知）システムガイドライン [12] に採用されている。

本研究では、PERCLOS による眠気推定の精度向上を目的として、試作した簡易なドライビングシミュレータによる高速道路の直線走行を模した実験によって得られたドライバの PERCLOS と車両の操作情報から、同時に収集したカロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度に基づく眠気評定値の、線形回帰とニューラルネットワークによる推定について述べる。

2. 先行研究

ドライバの眠気を検出する方法として様々な手法が提案されているが、概ね、ドライバの生体情報から検出する手

¹ 株式会社エイチアイ

a) murakami.masahiko@hicorp.co.jp

b) kitamura.tsubasa@hicorp.co.jp

c) matsubara.dai@hicorp.co.jp

d) minami.motohiro@hicorp.co.jp

e) suzuki.takaharu@hicorp.co.jp

法と、車両の操作情報から検出する方法に大別される。

生体情報として、脈拍や心拍 [13]、脳波 [14] などから眠気を推定する方法が知られているが、非接触や非拘束ではないためドライバに負担がかかることや走行中の振動する自動車内での安定的な計測などの課題がある。ドライバの直近 60 秒間の閉眼時間の割合である PERCLOS (Percent of Eyelid Closure) も眠気の推定に有効であると言われており [4]、PERCLOS はドライバの顔画像から算出可能で、ドライバは特別な機器を装着する必要がなく、ドライバへの肉体的負担はない。一般に、PERCLOS は眠気が深いほど推定精度が高く、眠気が浅い場合は推定精度が比較的低いことが知られており [5]、眠気が浅い場合の推定精度の向上の研究も行われている [6]。

また、車両の速度、加速度、躍度、ステアリング角などの車両の操作情報と眠気との関連も知られている [7]。車両の操作情報の取得は車両の標準装備のみで可能であるため、ドライバやコストの負担がない。リアルタイム・ステアリングエントロピー [8] はドライバのステアリング制御の滑らかさを定量化するものであり、眠気との関連が報告されている。

3. 眠気尺度

推定の対象である眠気を定量化するにあたり、カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度を用いる。カロリンスカ眠気尺度は 9 つのレベルから当てはまる主観的な眠気の強さを評価したもので、行動パフォーマンスの変動の反映が報告されている。北島らの顔表情に基づく眠気尺度は複数の第三者によって 5 つのレベルから当てはまる眠気の強さを評定したもので、有用な眠気尺度として知られている。カロリンスカ眠気尺度は目覚めている状態と眠い状態をいずれも 4 段階で表しているが、北島らの顔表情に基づく眠気尺度は眠くない状態が 1 段階で眠い状態が 4 段階で表している。本研究では各眠気尺度を 0 から 1 に正規化したもの（各眠気尺度の括弧の中の値）を用いる。

カロリンスカ眠気尺度 [9]、[10] は主観的な眠気を 1 から 9 の 9 段階で評価するものであり、以下から該当する眠気（偶数は前後の奇数の間とする）を評定する。

- 1(0.000) 非常にはっきり目覚めている
- 2(0.125)
- 3(0.250) 目覚めている
- 4(0.375)
- 5(0.500) どちらでもない
- 6(0.625)
- 7(0.750) 眠い
- 8(0.875)
- 9(1.000) とても眠い

北島らの顔表情に基づく眠気尺度 [11] では、複数の第三者が対象の人物の表情や振る舞いを観察し、以下の尺度に

基づいて 1 から 5 の 5 段階で眠気を評定する。

- 1(0.000) 全く眠くなさそう（視線の移動が速く、頻繁である。瞬きの周期は安定している。動きが活発で体の動きを伴う。）
- 2(0.250) やや眠そう（視線移動の動きが遅い、唇が開いている。）
- 3(0.500) 眠そう（瞬きはゆっくりと頻発。口の動きがある。座り直し有り。顔に手をやる。）
- 4(0.750) かなり眠そう（意図的と思われる瞬きがある。頭を振る、肩の上下動など無用な体全体の動きあり、あくびは頻発し、深呼吸も見られる。瞬きも視線の動きも遅い。）
- 5(1.000) 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。）

4. ドライビングシミュレータと走行実験

本研究では Unity[15] を用いて、自車両の速度、加速度、躍度、ステアリング角、アクセルペダル踏込量、ブレーキペダル踏込量、カロリンスカ眠気尺度を 20Hz で収集する簡易なドライビングシミュレータを作成した（図 1）。

ドライビングシミュレータの概要は次のようなものである。運転操作が単純になり眠気が比較的発生しやすい高速道路を模した、一定の車線幅の直線道路を走行する。道路にはドライバが操作する自車両と、同一車線を 60km/h から 80km/h のランダムな速度で走行する先導車両が存在する。自車両に対して風や道路のたわみ等によって発生するハンドルのブレを疑似的に再現することによって、ハンドル操作を必要とする。カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値は常時表示されており、ドライバが任意のタイミングでコントローラから変更可能である。



図 1 簡易なドライビングシミュレータ

作成した簡易なドライビングシミュレータを用いて走行実験を行った（図 2）。実験の概要は次のようなものである。60 分間自車両を運転し、一定間隔を保ちながら先導車両を追跡する。自車両の操作はハンドルコントローラとペダルコントローラによって行う。また画面の右上に表示されるカロリンスカ眠気尺度に基づく眠気評定値を適宜コン

トローラで操作し、主観的に眠気の評価を行う(図1)。また、実験参加者の顔の映像を30Hzで記録する。

実験参加者は株式会社エイチアイの22歳から40歳までの男性5名で1人につき3時間のデータを取得した。なお、本実験は株式会社エイチアイにおける倫理審査委員会の承認を得て実施した。



図2 簡易なドライビングシミュレータによる走行実験

5. データの準備と推定

5.1 PERCLOSの導出

ドライビングシミュレータを用いた走行実験にて収集した撮影画像データから、次のようにしてPERCLOSを導出した(図3)。はじめに、画像解析を用いて撮影画像を目の開閉状態を判別する。開眼状態を0、閉眼状態を1とし、いずれかの値をとるものとする。画像解析の手順は以下の通りである。

- (1) Single Shot Multibox Detector [16] を用いて顔領域の検出を行う
 - (2) 畳み込みニューラルネットワークを用いて両目の座標算出を行う
 - (3) 左右の目それぞれの周辺領域を切り抜いた画像に対しESRNet [17] を用いて目状態の分類を行う
- 画像解析器の訓練にはWIDER FACE [18], WFLW [19], MRL Eye Dataset [20] 等を用いた。

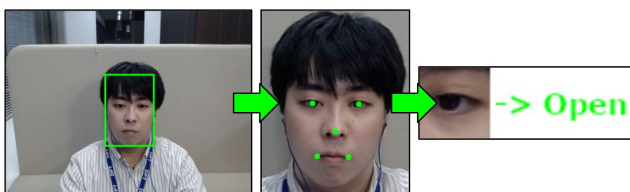


図3 PERCLOS算出のため画像解析

株式会社エイチアイの男性社員10名を対象に収集した

顔画像のデータセット(計1500枚、正面向きかつ光量の十分な環境で撮影)を用意し、訓練された画像解析器の目状態分類精度を算出した。目が閉じている状態を陽性としたときの精度指標は以下となり、PERCLOSの精度は十分に高いとみなす。

- 真陽性枚数(TP) 339, 真陰性枚数(TN) 1126, 偽陽性枚数(FP) 22, 偽陰性枚数(FN) 13
- 正解率(Accuracy $\frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$) 0.977
- 適合率(Precision $\frac{TP}{TP+FP}$) 0.939
- 再現率(Recall $\frac{TP}{TP+FN}$) 0.963
- F1スコア(F1 Score $\frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}}$) 0.951

上記の画像解析器によってすべての撮影画像の閉眼状態を判別し、直近60秒間の移動平均をPERCLOSとして20Hzで算出した。

5.2 車両の操作情報の整形

ドライビングシミュレータによる走行実験中に取得した車両データから、50ミリ秒ごと(20Hz)に、速度の標準偏差、加速度の標準偏差、躍度の標準偏差、ステアリング角の標準偏差、アクセルペダル踏込量の標準偏差、ブレーキペダル踏込量の標準偏差、リアルタイム・ステアリングエントロピー、リアルタイム・ステアリングエントロピーの標準偏差を算出した。標準偏差を計算するデータの範囲(時間)を、長くすることによって眠気評定値との相関係数が増える傾向にあったが、過度に長い場合は走行を開始してから推定を行うまでの時間が長くなりすぎるため、本研究では過去480秒間とした。

5.3 眠気評定値の導出

ドライビングシミュレータによる走行実験中に撮影し記録した実験参加者の画像を観察することで北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値を決定した。眠気評定値の決定は、走行実験に参加した男性3名が走行実験中の実験参加者の各画像に対して20秒ごとに行った。3名は本研究の趣旨および目的を理解しており、かつ公平な評定を志すよう指示されていた。また、3名は互いの記録した眠気評定値は関知せずにいた。本稿では3名による評定値の平均値を用いる。

カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度は3節で述べた通り0から1に正規化している。カロリンスカ眠気尺度は北島らの顔表情に基づく眠気尺度と比較するために、20秒ごとのデータにダウンサンプリングする。また、眠気は緩やかに変化するものと仮定し、眠気評定値の60秒間の移動平均を用いるものとする。

5.4 眠気評定値の推定

PERCLOSのみを説明変数に用いる場合の眠気評定値と、PERCLOSに車両情報を組み合わせる場合の眠気評定

値を導出する。

眠気推定は線形回帰分析とニューラルネットワークによる回帰分析の2通りで行う。実験の各走行データの最初の8割を眠気推定モデルの訓練用とし、残りの2割をテスト用とする。ニューラルネットワークのパラメータは以下とする。

- 隠れ層は3層とする
- 各層において、ニューロン数を 入力変数の数 + 2 とする
- 各ニューロンの活性化関数として ReLU 関数を用いる
- 損失関数は L2 正則化項 (係数は 0.0001) を加えた二乗誤差とする
- 最適化関数は Adam (学習率を 0.001 に固定) とする

線形回帰分析およびニューラルネットワークによる回帰分析のいずれにおいても、 $2^9 - 1$ 通りの説明変数の組み合わせに対して、訓練用データの5分割交差検証を行い、平方根平均二乗誤差 (RMSE) を求める。説明変数が2変数以上の場合、説明変数の数ごとに交差検証時の平方根平均二乗誤差 (RMSE) が最も小さい説明変数の組み合わせのデータで眠気評定値の学習および推定を行う。

6. 結果

本節では、以下の通り略記する。PERCLOS: P, 速度の標準偏差: SpS, 加速度の標準偏差: AS, 躍度の標準偏差: JS, ステアリング角の標準偏差: StS, アクセルペダル踏込量の標準偏差: APS, ブレーキペダル踏込量の標準偏差: BPS, リアルタイム・ステアリングエントロピー: RSE, リアルタイム・ステアリングエントロピーの標準偏差: RSES. 標準偏差は前述の通り直近 480 秒間のデータに対して算出する。

6.1 取得したデータの評価

各眠気尺度による眠気評定値は移動平均を計算することによって、分布はほとんど変化しておらず (図 4, 5), 標準偏差が若干小さくなる (表 1)。カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値は北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値に対して、平均値と標準偏差が大きくなる傾向にある。

表 1 眠気評定値の平均と標準偏差

眠気尺度	移動平均	平均	標準偏差
カロリンスカ眠気尺度	算出前	0.529	0.262
カロリンスカ眠気尺度	算出後	0.529	0.259
北島らの顔表情に基づく眠気尺度	算出前	0.464	0.202
北島らの顔表情に基づく眠気尺度	算出後	0.464	0.192

カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値の移動平均の散布図は図 6 であり、相関係数は 0.758 であった。カロリンスカ眠気尺度よりも北

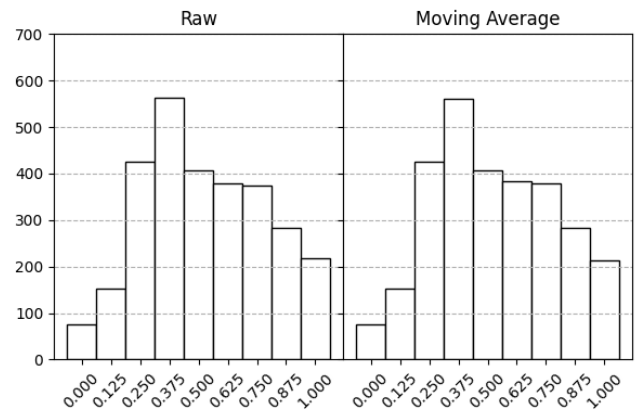


図 4 眠気評定値およびその移動平均のヒストグラム (カロリンスカ眠気尺度)

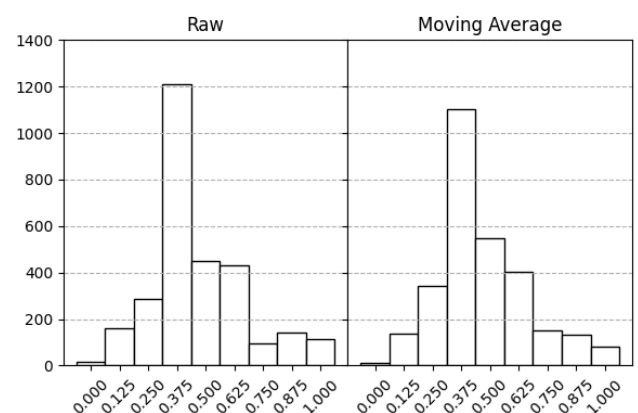


図 5 眠気評定値およびその移動平均のヒストグラム (北島らの顔表情に基づく眠気尺度)

島らの顔表情に基づく眠気尺度の方が眠気評定値が低くなる傾向にあるが、カロリンスカ眠気尺度では目覚めている状態と眠い状態をいずれも4段階で表しており、北島らの顔表情に基づく眠気尺度では眠くない状態が1段階で眠い状態が4段階で表していることも影響していると考えられる。運転中にドライバー自身が感じる眠気よりも第三者による顔表情から評定する眠気の方が高い評価となっている。

各説明変数と眠気評定値の移動平均の相関係数を示す (表 2)。いずれの眠気尺度においても、PERCLOS の相関係数は 0.5 を超えている。速度の標準偏差, 加速度の標準偏差, 躍度の標準偏差の相関係数は 0.5 を超えており, アクセルペダル踏込量やブレーキペダル踏込量よりも高い結果となった。ステアリング角の標準偏差の相関係数はリアルタイム・ステアリングエントロピーやリアルタイム・ステアリングエントロピーの標準偏差の相関係数よりも高い結果となった。

6.2 推定結果

カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値に対して、線形回帰分析とニューラ

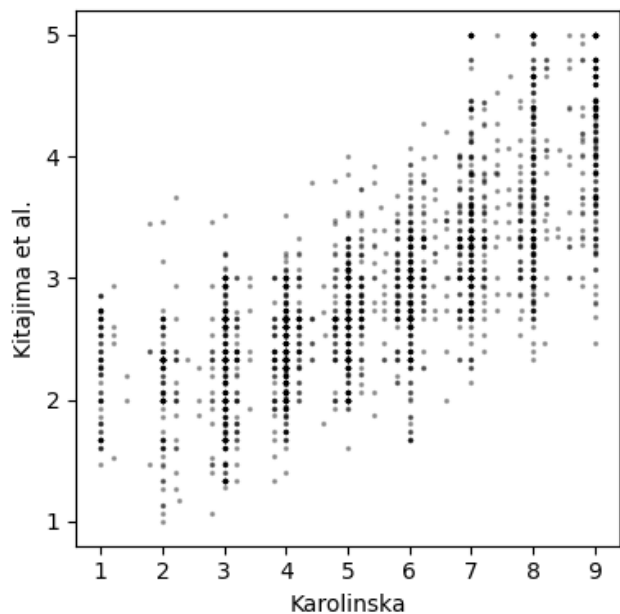


図 6 カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度の散佈図

表 2 車両の操作情報と眠気評定値の相関係数

	カロリンスカ眠気尺度	北島らの顔表情に基づく眠気尺度
P	0.573	0.570
SpS	0.622	0.544
AS	0.514	0.555
JS	0.557	0.592
StS	0.434	0.409
APS	0.276	0.318
BPS	0.421	0.423
RSE	0.084	0.085
RSES	0.157	0.152

ルネットワーク回帰分析を行った結果の正解率、平方根平均二乗誤差 (RMSE)、推定値と真値の相関係数を求めた。説明変数が 2 変数以上の場合は、説明変数の数ごとに交差検証時の平方根平均二乗誤差 (RMSE) が最も小さい説明変数の組み合わせを求め、その組み合わせに対して上記を求めた。線形回帰分析の場合は、選択された説明変数の回帰式の係数の絶対値と定数項を記した。線形回帰分析の回帰式は各説明変数を正規化して求める。ニューラルネットワーク回帰分析の場合は、選択された説明変数にチェックマークを記した。正解率は、推定値と真値の誤差が $\frac{1}{16}$ ($= 0.0625$) 以内、 $\frac{2}{16}$ ($= 0.1250$) 以内、 $\frac{3}{16}$ ($= 0.1875$) 以内である場合についてそれぞれ導出した。誤差が正の方向と負の方向にそれぞれ $\frac{1}{16}$ であることは、カロリンスカ眠気尺度の隣り合う尺度の幅、北島らの顔表情に基づく眠気尺度の隣り合う尺度の幅の半分に対応する。

6.2.1 説明変数が 1 変数の場合と 2 変数以上の場合の比較

カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度、線形回帰分析とニューラルネットワーク回帰分析のい

ずれの組み合わせの場合も、説明変数が 1 変数のみの場合は、正解率、平方根平均二乗誤差 (RMSE) に関して、PERCLOS が最も良い結果となった。推定値と真値の相関係数は、カロリンスカ眠気尺度の場合は PERCLOS が最も良い結果となり、北島らの顔表情に基づく眠気尺度の場合は躍度の標準偏差が最も良い結果となった (表 3, 4, 5, 6)。説明変数を PERCLOS のみの 1 変数から他の説明変数を加えて 2 変数以上にした場合には正解率、平方根平均二乗誤差 (RMSE)、相関係数の改善が見られた。一方で 2 変数以上の組み合わせの中では説明変数を増やしても正解率、平方根平均二乗誤差 (RMSE)、相関係数の改善に寄与しない傾向が見られる (表 7, 8, 9, 10)。

ニューラルネットワーク回帰分析の場合はネットワーク構造を変更することで結果が改善する余地がある。

表 3 カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値の線形回帰分析の結果 (1 変数)

説明変数	P	SpS	AS	JS	StS	APS	BPS	RSE	RSES
正解率 $\frac{1}{16}$	.219	.102	.126	.143	.130	.063	.094	.098	.048
正解率 $\frac{2}{16}$	.344	.243	.219	.237	.224	.146	.191	.156	.200
正解率 $\frac{3}{16}$	.543	.428	.441	.457	.385	.298	.389	.330	.306
RMSE	.216	.230	.248	.241	.274	.284	.277	.295	.290
相関係数	.746	.686	.606	.625	.406	.371	.371	.330	.439
係数	.128	.142	.114	.126	.105	.062	.104	.001	.019
定数項	.548	.585	.585	.585	.585	.585	.585	.548	.585

表 4 カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値のニューラルネットワーク回帰分析の結果 (1 変数)

説明変数	P	SpS	AS	JS	StS	APS	BPS	RSE	RSES
正解率 $\frac{1}{16}$	.191	.104	.119	.131	.046	.039	.056	.098	.048
正解率 $\frac{2}{16}$	.337	.248	.235	.222	.161	.139	.161	.156	.159
正解率 $\frac{3}{16}$	.528	.424	.411	.446	.309	.302	.285	.378	.306
RMSE	.219	.231	.250	.242	.293	.291	.284	.293	.295
相関係数	.746	.685	.606	.625	.406	.371	.371	.330	.439

表 5 北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値の線形回帰分析の結果 (1 変数)

説明変数	P	SpS	AS	JS	StS	APS	BPS	RSE	RSES
正解率 $\frac{1}{16}$	.387	.304	.320	.352	.298	.298	.313	.294	.237
正解率 $\frac{2}{16}$	.619	.554	.539	.528	.533	.457	.507	.485	.481
正解率 $\frac{3}{16}$	.765	.706	.696	.698	.707	.591	.663	.674	.680
RMSE	.162	.177	.172	.164	.194	.202	.201	.203	.202
相関係数	.636	.548	.616	.648	.372	.264	.291	.203	.318
係数	.100	.098	.097	.103	.077	.062	.085	.008	.020
定数項	.482	.511	.511	.511	.511	.511	.511	.482	.511

6.2.2 カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度の比較

北島らの顔表情に基づく眠気尺度の方がカロリンスカ眠気尺度よりも、眠気評定値の正解率と平方根平均二乗誤差 (RMSE) は良い結果となったが相関係数は悪い結果となった。

表 6 北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値のニューラルネットワーク回帰分析の結果 (1 変数)

説明変数	P	SpS	AS	JS	StS	APS	BPS	RSE	RSES
正解率 $\frac{1}{16}$	.383	.326	.296	.319	.241	.239	.252	.215	.237
正解率 $\frac{2}{16}$	.620	.541	.526	.541	.472	.476	.493	.480	.470
正解率 $\frac{3}{16}$	.759	.706	.689	.704	.663	.669	.676	.680	.661
RMSE	.162	.174	.171	.165	.205	.205	.199	.204	.206
相関係数	.636	.573	.616	.648	.372	.264	.291	.203	.318

表 7 カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値の線形回帰分析の結果

変数の数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
正解率 $\frac{1}{16}$	.219	.178	.233	.217	.228	.217	.207	.207	.200
正解率 $\frac{2}{16}$	.344	.376	.396	.411	.426	.430	.407	.407	.398
正解率 $\frac{3}{16}$	.543	.602	.607	.570	.596	.606	.607	.607	.613
RMSE	.216	.192	.195	.192	.186	.185	.186	.186	.186
相関係数	.746	.805	.763	.774	.793	.794	.790	.790	.788
P	.128	.083	.076	.069	.061	.062	.061	.061	.062
SpS		.112	.173	.149	.161	.159	.154	.154	.153
AS							.055	.055	.055
JS				.045	.045	.034	.081	.081	.075
StS							.027	.027	.023
APS			.080	.087	.094	.097	.087	.087	.088
BPS						.018			.011
RSE					.021	.022	.019	.019	.020
RSES								.000	.000
定数項	.548	.585	.585	.585	.585	.585	.585	.585	.585

表 8 カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値のニューラルネットワーク回帰分析の結果

変数の数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
正解率 $\frac{1}{16}$	.191	.185	.194	.211	.204	.215	.222	.204	.187
正解率 $\frac{2}{16}$	.337	.380	.407	.389	.383	.400	.385	.381	.376
正解率 $\frac{3}{16}$	.528	.587	.619	.557	.624	.583	.591	.569	.606
RMSE	.219	.193	.185	.190	.184	.190	.188	.190	.188
相関係数	.750	.796	.811	.778	.816	.791	.782	.771	.780
P	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
SpS		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
AS							✓	✓	✓
JS			✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
StS						✓	✓	✓	✓
APS				✓	✓	✓	✓	✓	✓
BPS							✓	✓	✓
RSE									✓
RSES					✓	✓		✓	✓

6.2.3 線形回帰分析とニューラルネットワーク回帰分析の比較

ニューラルネットワーク回帰分析を用いることによって、カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度のいずれの場合も、線形回帰分析と同等の精度となったが、ニューラルネットワークの構造を変更することで結果が改善する余地がある。

6.2.4 交差検証で選択された説明変数と線形回帰式の係数

表 7, 8, 9, 10 の下部では、交差検証で選択された説明変

表 9 北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値の線形回帰分析の結果

変数の数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
正解率 $\frac{1}{16}$	.387	.369	.391	.394	.394	.391	.389	.404	.407
正解率 $\frac{2}{16}$	.619	.644	.635	.633	.635	.630	.631	.644	.641
正解率 $\frac{3}{16}$	.765	.807	.800	.798	.796	.787	.787	.793	.789
RMSE	.162	.139	.143	.143	.143	.144	.144	.144	.144
相関係数	.636	.757	.741	.738	.739	.730	.730	.730	.730
P	.100	.071	.067	.067	.066	.067	.067	.065	.063
SpS		.037	.039	.040	.038	.039	.050	.049	
AS				.030	.030	.035	.030	.014	.015
JS		.077	.052	.080	.080	.077	.073	.060	.062
StS							.007	.008	.008
APS								.017	.016
BPS						.012	.014	.017	.016
RSE					.001	.002	.002	.005	.000
RSES									.007
定数項	.482	.511	.511	.511	.511	.511	.511	.511	.511

表 10 北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値のニューラルネットワーク回帰分析の結果

変数の数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
正解率 $\frac{1}{16}$	.383	.398	.367	.372	.433	.331	.365	.374	.370
正解率 $\frac{2}{16}$	.620	.643	.643	.635	.650	.615	.633	.631	.626
正解率 $\frac{3}{16}$	.759	.819	.796	.787	.806	.772	.791	.793	.783
RMSE	.137	.162	.140	.144	.139	.144	.143	.144	.146
相関係数	.763	.636	.754	.733	.750	.741	.747	.742	.738
P	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
SpS							✓	✓	✓
AS							✓	✓	✓
JS		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
StS							✓	✓	✓
APS			✓			✓			✓
BPS				✓	✓	✓	✓	✓	✓
RSE					✓	✓		✓	✓
RSES				✓	✓	✓	✓	✓	✓

数を表している。表 3, 5, 7, 9 の下部では、線形回帰分析における回帰式の係数や定数項を表している。

交差検証時の平方根平均二乗誤差 (RMSE) が小さくなる組み合わせに属する説明変数や、線形回帰式で係数が大きくなる説明変数は、眠気評定値との相関係数が大きい説明変数となる傾向がある。

本実験は、直進等速を模したものであるため、車両の操作情報として速度に関する説明変数の方がステアリングに関する説明変数よりも影響が大きくなった可能性がある。

6.2.5 眠気評定値ごとの F1 スコア

カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度、線形回帰分析とニューラルネットワーク回帰分析の各組み合わせに対して、眠気評定値の真値ごとに、F1 スコアを算出した。推定に用いる説明変数の組み合わせはこれまでと同様である。線形回帰分析とニューラルネットワーク回帰分析は概ね同様の結果となった。

カロリンスカ眠気尺度の1変数の場合は、眠気評定値が0.375, 0.500付近の場合でPERCLOSが若干良い結果となっており、1.000付近の場合では加速度の標準偏差や躍度の標準偏差が若干良い結果となった(表11, 12)。北島らの顔表情に基づく眠気尺度の1変数の場合は、眠気評定値が0.375付近, 0.500付近が比較的良好な結果となっており、PERCLOSと速度の標準偏差は他の変数よりも比較的良好な結果となった(表13, 14)。

説明変数を1変数から2変数以上に増やした場合、カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値が0.375付近の場合は若干良い結果となり、1.000付近の場合は比較的良好な結果となったが、0.500付近の場合は悪い結果となった(表15, 16)。北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値が0.375付近の場合は比較的良好な結果となり、0.500付近から0.875付近の場合が比較的良好な結果となった(表17, 18)。

一般に、PERCLOSは推定精度が高く、眠気評定値が小さい場合は推定精度が比較的低いことが知られているが[5]、本研究の、特に北島らの顔表情に基づく眠気尺度の場合では、出現頻度が高い眠気評定値であるほどF1スコアが良い結果となる傾向にあり、原因として目的変数である眠気評定値の分布が不均衡であることが考えられる。

表11 カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値の線形回帰分析の眠気評定値ごとのF1スコア(1変数)

説明変数	P	SpS	AS	JS	StS	APS	BPS	RSE	RSES
0.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.125	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.250	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.375	.363	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.500	.383	.171	.162	.171	.202	.136	.121	.206	.000
0.625	.098	.016	.196	.175	.019	.095	.132	.000	.078
0.750	.184	.189	.195	.035	.224	.155	.263	.000	.000
0.875	.194	.090	.000	.096	.078	.000	.055	.000	.000
1.000	.000	.024	.415	.359	.344	.000	.000	.000	.000

表12 カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値のニューラルネットワーク回帰分析の眠気評定値ごとのF1スコア(1変数)

説明変数	P	SpS	AS	JS	StS	APS	BPS	RSE	RSES
0.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.125	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.250	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.375	.214	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.500	.373	.169	.169	.171	.000	.000	.000	.215	.000
0.625	.092	.016	.133	.175	.078	.084	.078	.000	.078
0.750	.183	.199	.210	.033	.000	.000	.144	.000	.000
0.875	.194	.089	.078	.132	.000	.000	.000	.000	.000
1.000	.000	.069	.256	.283	.000	.000	.000	.000	.000

表13 北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値の線形回帰分析の眠気評定値ごとのF1スコア(1変数)

説明変数	P	SpS	AS	JS	StS	APS	BPS	RSE	RSES
0.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.125	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.250	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.375	.661	.488	.000	.000	.000	.214	.000	.000	.000
0.500	.264	.425	.373	.383	.363	.373	.350	.356	.352
0.625	.246	.236	.168	.108	.196	.326	.206	.000	.058
0.750	.077	.225	.031	.113	.222	.000	.274	.000	.000
0.875	.000	.000	.247	.154	.071	.000	.000	.000	.000
1.000	.000	.000	.167	.000	.000	.000	.000	.000	.000

表14 北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値のニューラルネットワーク回帰分析の眠気評定値ごとのF1スコア(1変数)

説明変数	P	SpS	AS	JS	StS	APS	BPS	RSE	RSES
0.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.125	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.250	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.375	.670	.069	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.500	.255	.353	.376	.383	.356	.356	.340	.356	.356
0.625	.238	.198	.303	.113	.000	.000	.403	.000	.000
0.750	.077	.248	.088	.182	.000	.000	.000	.000	.000
0.875	.000	.047	.154	.111	.000	.000	.000	.000	.000
1.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000

表15 カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値の線形回帰分析の眠気評定値ごとのF1スコア

変数の数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.125	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.250	.000	.000	.186	.194	.175	.173	.174	.174	.183
0.375	.363	.236	.298	.323	.365	.355	.361	.361	.360
0.500	.383	.189	.063	.143	.132	.066	.076	.076	.090
0.625	.098	.063	.072	.072	.070	.069	.073	.073	.072
0.750	.184	.273	.289	.139	.157	.174	.113	.113	.144
0.875	.194	.183	.132	.136	.143	.162	.158	.158	.154
1.000	.000	.265	.533	.589	.672	.609	.483	.483	.442

表16 カロリンスカ眠気尺度による眠気評定値のニューラルネットワーク回帰分析の眠気評定値ごとのF1スコア

変数の数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.125	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.250	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.177	.176	.178
0.375	.214	.282	.332	.394	.297	.354	.360	.403	.382
0.500	.373	.172	.083	.000	.127	.090	.042	.000	.029
0.625	.092	.068	.076	.075	.090	.075	.080	.080	.078
0.750	.183	.251	.203	.234	.230	.128	.276	.231	.184
0.875	.194	.132	.120	.097	.153	.117	.113	.098	.104
1.000	.000	.280	.358	.520	.418	.583	.355	.324	.240

7. おわりに

本研究では、作成した簡易なドライビングシミュレータ

表 17 北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値の線形回帰分析の眠気評定値ごとの F1 スコア

変数の数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.125	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.250	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.375	.661	.647	.660	.657	.658	.665	.667	.668	.663
0.500	.264	.357	.290	.262	.260	.268	.267	.288	.292
0.625	.246	.286	.288	.273	.263	.270	.333	.250	.270
0.750	.077	.167	.268	.272	.270	.288	.276	.248	.265
0.875	.000	.254	.237	.328	.328	.281	.286	.281	.281
1.000	.000	.091	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000

表 18 北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値のニューラルネットワーク回帰分析の眠気評定値ごとの F1 スコア

変数の数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.125	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.250	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
0.375	.670	.647	.651	.641	.647	.655	.665	.648	.650
0.500	.255	.384	.382	.322	.331	.363	.327	.280	.299
0.625	.238	.293	.266	.230	.278	.242	.208	.237	.224
0.750	.077	.234	.179	.312	.252	.248	.229	.248	.226
0.875	.000	.197	.250	.211	.175	.145	.179	.211	.406
1.000	.000	.000	.095	.000	.000	.000	.000	.000	.000

を用いて高速道路の直進走行を模した実験から得られた PERCLOS と車両の操作情報から、カロリンスカ眠気尺度と北島らの顔表情に基づく眠気尺度による眠気評定値を、線形回帰分析とニューラルネットワーク回帰分析によって推定した。その結果、PERCLOS に車両の速度に関連する操作情報を組み合わせて眠気の推定の正解率が向上することを確認した。一方で 2 変数以上の中では正解率の大きな変化は見られなかった。眠気評定値ごとの F1 スコアは眠気評定値が 0.375 付近の場合、カロリンスカ眠気尺度においては 1.000 付近の場合も比較的良好な結果となった。

今後は目的変数の分布が不均衡であることの考慮、時系列解析の実施、実際の車での運転状況により近い状況での検証を検討したい。ニューラルネットワーク回帰分析による結果は、線形回帰分析による結果と同様の結果となったが、ハイパーパラメータの最適化の余地がある。次元削減を行うことによる変数選択の探索範囲の縮小を行うことで訓練を効率化したい。より高い精度の眠気推定モデルを得るために、走行実験中に被験者が完全に居眠り状態に入ったときのデータを学習やテストに用いるデータから取り除くことが重要であると考えられる。

参考文献

[1] 警察庁, 令和 2 年中における交通死亡事故の発生状況及び道路交通法違反取締り状況等について, <https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=datalist&toukei=00130002&tstat=000001027458&cycle=7&year=20200&month=0&tc1val=0>, 2021 年

10 月 19 日閲覧
[2] 全日本トラック協会, 事業用貨物自動車の交通事故の傾向と事故事例, https://jta.or.jp/wp-content/themes/jta_theme/pdf/anzen/jikojirei_H28.pdf, 2021 年 10 月 19 日閲覧
[3] SAE International, SAE J3016: Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles (2016).
[4] W. W. Wierwille, S. S. Wreggit, C. L. Kirn, L. A. Ellsworth, R. J. Fairbanks, Research on Vehicle-Based Driver Status/Performance Monitoring; Development, Validation, and Refinement of Algorithms For Detection of Driver Drowsiness, National Highway Traffic Administration Final Report: DOT HS 808 247 (1994).
[5] 大見 拓寛, 画像センサによる眠気状態推定とドライバーステータスマニターの開発, デンソーテクニカルレビュー 21 (2016) 567-572.
[6] 三浦 嘉傑, 牧口 実, 中本 一彦, 犬塚 保広, 閉眼率の個人差に着目した覚醒度の推定精度向上技術, 自動車技術会学術講演会講演予稿集 (146-19) (2019) 1-4.
[7] 久米 拓弥, 内藤 貴博, 石田 健二, 河合 政治, 松永 真也, 西井 克昌, 北島 洋樹, 車載装備を利用した漫然状態の検出および解消手法の開発, 自動車技術会論文集 45 (3) (2014) 567-572.
[8] 近藤 崇之, 山村 智弘, 久家 伸友, ミュゲル ベレス, 寸田 剛司, 運転者負荷定量化のためのリアルタイム・ステアリングエントロピー法の開発, 自動車技術会論文集 46 (1) (2015) 167-172.
[9] T. Åkerstedt, M. Gillberg, Subjective and objective sleepiness in the active individual, *Int J Neurosci.* 52 (1-2) (1990) 29-37.
[10] K. Kaida, M. Takahashi, T. Åkerstedt, A. Nakata, Y. Otsuka, T. Haratani, K. Fukasawa, Validation of the Karolinska sleepiness scale against performance and EEG variables, *Clinical Neurophysiology* 117 (7) (2006) 1574-1581.
[11] 北島 洋樹, 沼田 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 63 (613) (1997) 3059-3066.
[12] 国土交通省, ドライバーモニタリング (眠気・居眠り検知) システムガイドライン, <https://www.mlit.go.jp/report/press/content/001377623.pdf>, 2021 年 10 月 19 日閲覧
[13] 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 14 (3) (2003) 17-27.
[14] 石橋 基範, 吉田 倫幸, 覚醒低下に伴う反応時間と脳波の変動, 人間工学 36 (5) (2003) 229-237.
[15] Unityf Technologies, Ver. 2018.4.28f1.
[16] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C. Fu, A.C. Berg, SSD: Single Shot MultiBox Detector, arXiv:1512.02325 (2016).
[17] L. Geng and H.Zhiqiang, Z. Xiao, Real-time Fatigue Driving Recognition System Based on Deep Learning and Embedded Platform, American Scientific Research Journal for Engineering, Technology, and Sciences 53 (2019) 164-175.
[18] S. Yang, P. Luo, C. C. Loy, X.Tang, WIDER FACE: A Face Detection Benchmark, arXiv:1511.06523 (2015).
[19] Wider Facial Landmarks in-the-wild, <https://wywu.github.io/projects/LAB/WFLW.html>, 2021 年 10 月 19 日閲覧
[20] MRL Eye Dataset, <http://mrl.cs.vsb.cz/eyedataset>, 2021 年 10 月 19 日閲覧