

ドライバの眼球・頭部運動を用いた 視界不良度推定手法の提案と検討

大崎 敬太^{1,a)} 石田 繁巳² 白石 陽²

概要：視界不良は、交通事故の発生リスクを高める。視界不良による交通事故を防ぐために、気象情報や車載カメラを用いて視界状況を推定する研究がある。しかし、これらの手法では道路ごとの推定や時間帯に左右されない推定が難しい。これに対し、著者らは、ロバストかつ網羅性の高い視界状況推定の実現を目指して眼球運動に基づく視界状況推定手法を提案している。これまでに、視線移動や注視などの眼球運動の特徴を用いて天候と昼夜を区別する4クラス分類が可能であることを示した。ドライバへの情報提供を考えた場合には視界状況を段階的な指標として提示することが有効であることから、本稿では、眼球運動を用いて新たに定義した「視界不良度」を3段階で分類する手法を提案する。また、ドライバが周辺確認を行う際には視線だけでなく頭部も動かすことに着目し、頭部運動を特徴量として追加することでF-measure 0.827の精度で視界不良度を推定できることを示す。

キーワード：視界状況、眼球運動、頭部運動、DMS

1. はじめに

交通事故の発生リスクを高める要因の1つとして、視界不良が挙げられる [1, 2]。視界不良は、気象条件や時間帯（昼・夜）、経路周辺に存在する建物などに影響されるため、交通事故の軽減に向けて、各経路の視界状況をドライバに提供して安全な経路選択を促すことが重要である。

視界不良による交通事故を防ぐために、視界状況を推定する研究が行われている。視界状況を推定する研究として気象情報を用いた研究 [3] や車載カメラを用いた研究 [4–8] がある。気象情報を用いた手法では、建物の情報を考慮することができず、経路ごとの推定には適していない。車載カメラを用いた手法では、経路ごとの推定が可能であるが、夜間時の推定は難しい。また、風速や降雪強度といった気象は、建物や地形によって変化するため、市街地における推定に適していない。車載カメラを用いた手法では、走行している車から視界状況を推定しているため、走行経路ごとの推定が可能であるが、夜間時の推定を考慮していないため、昼夜問わず視界状況推定することが困難である。

これに対し、本研究では、参加型センシングによって網羅的にデータ収集を行う。参加型センシング [9] のアプローチとして、ドライバモニタリングシステム（以下、DMS）を用いたデータ収集を想定する。DMSとは、ドライバの眼球運動や頭部運動といった生体情報を把握することで安全に運転できるように支援するシステムである。DMSは、普及に向けて様々な取り組み [10, 11] が進んでおり、将来一般化することが予測される。DMSで計測できる眼球運動は、文献 [12–14] で、気象や周辺状況によって変化することが報告されているため視界状況推定に有効であることが考えられる。

著者らは、先行研究にて、ドライバの眼球運動が視界状況の推定に有効であるか判断するための初期的検討として晴天時と雨天時における昼夜を区別する4クラスの視界状況の推定に取り組んだ [15]。結果、F-measure 0.783で4種類の視界状況を推定できることを確認した。

しかし、著者が示した先行研究には2つの課題がある。1つ目は、視界状況を天候と昼夜で区別する4クラスとして定義しているため、ドライバが直感的に理解しやすい視界状況に関する情報を提供できない。ドライバの経路選択の判断には、視界不良度が有効であると考えられるため、視界状況を視界不良度によって定義し、推定することが必要である。2つ目は、ドライバの眼球運動のみに着目しており、ドライバの視点移動に関する分析が不十分であ

¹ 公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科
Graduate School of Systems Information Science, Future University Hakodate

² 公立はこだて未来大学システム情報科学部
School of Systems Information Science, Future University Hakodate

a) g2122012@fun.ac.jp

ることである。運転中の周辺確認による視点移動は、視線だけでなく頭部の運動によっても行われるため、眼球運動だけでなく、頭部運動も考慮し、より詳細に分析する必要がある。

課題に対し、本稿では、雨天時における降水量とワイパーの動きの関係に着目し、ワイパーの強弱に基づいて定義した、3段階の「視界不良度」を分類する手法を提案する。提案手法の有効性を調査するため、実環境を走行し、計測・収集したドライバの眼球・頭部運動データを用いて、視界不良度を推定する評価実験を行った。3クラス分類の推定精度を5分割交差検証によって評価した結果、F-measureが0.827で視界状況を推定できることを示した。以上の結果から、ドライバの眼球・頭部運動は、視界状況推定に有効であることが示唆された。

本稿の構成は以下の通りである。2章では視界状況推定とドライバの状態把握に関する関連研究を述べ、3章で提案する視界状況推定手法を述べる。4章で評価を述べ、最後に5章でまとめとする。

2. 関連研究

関連研究として、まず、2.1節では視界状況推定に関する研究について述べる。次に、2.2節ではドライバの状態把握に関する研究について述べる。

2.1 視界状況推定に関する研究

視界状況推定に関する研究として、車載カメラを用いた研究と車載カメラと他のセンサを併用した研究がある。文献 [4-6] では、車載カメラを用いて視界状況の推定を行っている。吹雪の発生・未発生や信号の視認性など、ある程度の視界状況であれば推定可能であるが、車載カメラのみを用いているため、ワイパーや前方車両、時間帯による影響によって推定に影響が出やすいという問題がある。

文献 [7,8] では、車載カメラと他のセンサを併用した視界状況推定を行っている。中村ら [7] は、固定カメラと車載カメラを用いた降雪時における視界状況推定手法を提案している。この手法では、コントラスト対比に着目し、視界状況を推定する手法を提案している。車載カメラを用いると、走行経路に沿った局所的な視界状況の推定は可能であるが、路面反射などの視程以外による視界不良や夜間時の推定を考慮していない。森ら [8] は、車載カメラとミリ波レーダを用いて前方車両との距離と前方車両の輝度分布値を計測し、霧の濃さを3クラスで分類する手法を提案している。この手法では、前方車両が存在しなければ霧の濃さを判定できないという問題がある。

2.2 ドライバの状態把握に関する研究

ドライバの状態把握に関する研究として、特定の運転環

境におけるドライバの眼球運動や頭部運動を分析している研究 [12-14] とドライバの目の状態から眠気を推定する研究 [16] がある。

Konstantopoulos ら [12] は、3つの条件（晴天時の昼・夜、雨天時）における運転時の被験者の眼球運動を計測し、分析を行った。その結果、晴天時の夜と雨天時は、晴天時の昼と比較して視線の移動が減少し、同じ箇所を見る時間が増加することを報告している。佐藤ら [13] は、運転中のドライバの注意散漫状態時の行動パターンを抽出するために、重大な災害や事故に直結する一歩手前であるヒヤリハット遭遇時の前後における視線と顔の向きの時系列変化に着目した注視と安全確認行動の分析を行った。その結果、集中状態と注意散漫状態ともに、晴れ・昼の条件では、広範囲を網羅的に確認していたが、雨・夜の条件では、中心を注視していた。村瀬ら [14] は、運転中のドライバの眼球運動と頭部運動を計測し、視認対象が多い交通状況では、眼球運動量と頭部運動量が増加することを示した。豪雨や濃霧、吹雪などの悪天候時は、視界状況が悪化することによって視認できる対象が減るため、晴天時と悪天候時で眼球運動が変化すると考えられる。

近年、自動運転から手動運転への切り替えなどのために、ドライバの眠気推定に関する研究 [16] が行われている。今後もドライバの状態把握に関する研究は、自動運転の実現のために活発に行われると考えられる。そのため、DMSは一般化されることが考えられる。

3. 提案手法

本章では、まず3.1節では提案手法の概要について述べる。次に3.2節では、本稿の実験で対象とする視界状況について述べる。3.3節以降では、眼球・頭部運動データの収集、対象とする眼球・頭部運動、特徴量の抽出、視界状況推定モデルの構築について述べる。

3.1 提案手法の概要

図1に視界状況推定手法の全体像を示す。本手法は、学習フェーズと推定フェーズの2つから構成される。

学習フェーズでは、眼球・頭部運動データを収集し、視界状況推定に用いる特徴量を抽出する。抽出した特徴量を正解ラベルとともに学習データとする。

推定フェーズでは、走行中に収集した眼球・頭部運動データから特徴量を抽出し、学習フェーズにて構築したモデルを用いて視界状況を推定する。

3.2 視界状況の定義

ドライバの経路選択の判断には、段階的な視界不良度が有効であると考えられるため、ワイパーの動きに基づいて3段階の視界不良度を定義した。降水量は観測地の降水量

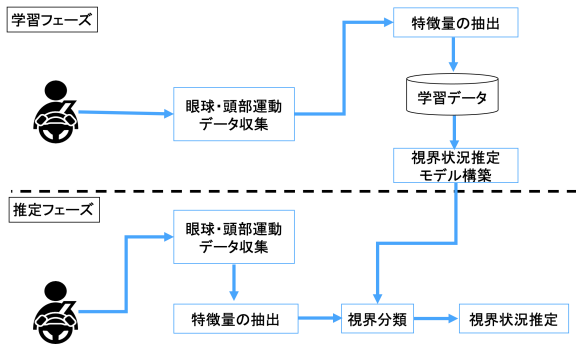


図 1: 提案手法の全体像

に依存するため、走行地点の降水量と異なることがある。気象庁が提供している降水量データは、空間解像度が粗いため、走行地点の降水量と異なることがある。ワイパーは、走行地点の降水量に応じた操作をドライバーが行うため、視界不良度の判断基準になると考えた。ワイパーを動かさない晴天時を視界不良度 0 とし、雨天時におけるワイパーの強さに応じて視界不良度 1, 2 とした。

3.3 眼球・頭部運動データ

眼球・頭部運動データの収集には、メガネ型アイトラッキングデバイスである Pupil Invisible [17] を使用する。本研究では、将来的に DMS でデータ収集することを想定している。そのため、DMS と同種となる眼球運動と頭部運動データを収集できるデバイスである Pupil Invisible を用いる。収集するデータは、ドライバー視点からの映像と眼球運動データ、頭部運動データである。図 2 に Pupil Invisible で収集している動画と動画内における座標を示し、図 3 に Pupil Invisible の慣性計測装置 (IMU) の軸方向を示す。Pupil Invisible が計測している眼球運動データは、動画の画面内における水平方向 (x 軸) と垂直方向 (y 軸) の座標値である。サンプリングレートは 200Hz である。座標値は動画内における座標を正規化したものである。

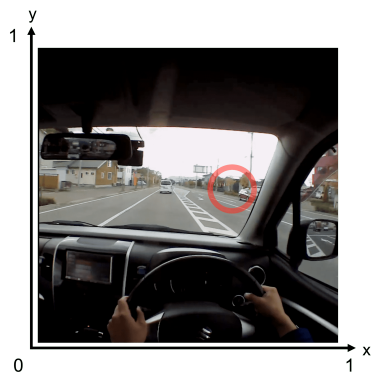


図 2: Pupil Invisible で計測している動画及び動画内での座標

提案手法で扱う眼球・頭部運動は、眼球運動が視線移動と注視、サッケードであり、頭部運動がピッチ角 (pitch)

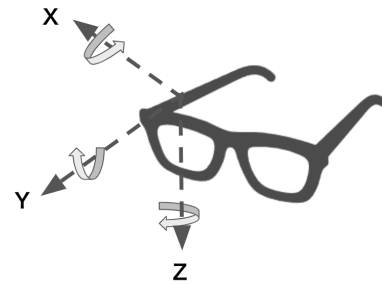


図 3: IMU の軸方向

とロール角 (roll), 角速度 (gyro) である。サッケードとは、ある点からある点へと視線を向ける際に行われる断続的な高速な眼球運動 [18, 19] である。先行研究では、眼球運動に関する特徴量のみを用いていたのに対し、本稿では新たに頭部運動としてピッチ角 (pitch) とロール角 (roll), 角速度 (gyro) を追加した。提案手法における各眼球・頭部運動の定義を以下に示す。

- 視線移動 (eye) : 区間内における視点座標の変化量
- 注視 (fix) : 5 ミリ秒間で一定以上の距離変化しなかった視点座標
- サッケード (sac) : 5 ミリ秒間で一定以上の距離変化した視点座標間の距離
- ピッチ角 (pitch) : 前から後ろへの頭の傾き
- ロール角 (roll) : 頭を左右に傾ける角度
- 角速度 (gyro) : 3 軸周りの角速度

3.4 特徴量の抽出

特徴量の抽出方法として、スライディングウィンドウを用いる。収集した眼球・頭部運動データを一定のウィンドウ幅で切り出し、切り出したデータから特徴量を抽出する。ウィンドウ幅 10 秒、オーバーラップ 50% として、ウィンドウごとに特徴量を抽出する。

表 1 に提案手法で用いる特徴量を示す。基本統計量は、平均値 (mean), 標準偏差 (std), 25 パーセンタイル (25p), 75 パーセンタイル (75p), 中央値 (50p) の 5 種を算出する。

3.5 視界状況推定モデルの構築

3.4 節で説明した手順で抽出した特徴量に視界不良度のラベルを付けて学習データとする。学習データを用いて視界状況推定モデルを構築する。視界状況推定モデル構築にはランダムフォレストを用いる。

4. 評価実験および考察

提案する視界状況推定手法の有効性を確認するため、ランダムフォレストを用いて構築した視界状況推定モデルの精度評価を行った。4.1 節では、実験環境について述べる。4.2 節では、構築したモデルの精度評価結果について述べる。4.3 節では、各視界状況下における眼球・頭部運動の

表 1: 使用する特徴量

眼球・頭部運動	種類
視線移動 (eye)	水平方向 (基本統計量)
	垂直方向 (基本統計量)
注視 (fix)	水平方向 (基本統計量)
	垂直方向 (基本統計量)
	注視時間
サッケード (sac)	移動距離 (基本統計量) 発生回数
ピッチ角 (pitch) ロール角 (roll)	基本統計量
角速度 (gyro)	x 軸 (基本統計量)
	y 軸 (基本統計量)
	z 軸 (基本統計量)

表 2: 実験条件

項目	内容
走行コースの距離	約 1500m
コース形状	直線
各視界状況のデータ数	145 個
被験者数	1 人
サンプリングレート	200Hz



図 4: 走行コース*1

分析結果について述べる。4.4 節では、実験結果と分析結果に対する考察を述べる。

4.1 実験条件

表 2 に実験条件を示す。図 4 にデータ収集時に走行したコースを示す。データ収集に走行したコースは、約 1500m の直線道路で信号の数は 2 つである。データ収集は昼夜問わずに行い、晴天時と雨天時に走行した。

*1 国土地理院, GSI HOME PAGE, <https://www.gsi.go.jp> (最終アクセス日: 2023/3/27)

表 3: 3 クラス分類精度評価結果

モデルに使用した眼球運動	次元数	F-measure
眼球運動	26	0.783
眼球・頭部運動	35	0.827

4.2 精度評価

実験では、特徴量選択手法の 1 つである再帰的特徴量削減を行い、モデルを構築し、推定精度を 5 分割交差検証にて評価した。再帰的特徴量削減とは、全ての特徴量からモデルを構築し、重要度が低い特徴量を一つずつ減らしていく手法である。眼球運動のモデルの総次元数は 27 次元であり、眼球・頭部運動は 52 次元である。F-measure をマクロ平均で算出し、F-measure が最も高いモデルを結果とした。表 3 に眼球運動のみと眼球・頭部運動を用いた場合における視界状況の推定精度とモデル構築に用いた次元数を示す。

実験結果として、眼球運動モデルにおける F-measure が 0.783、眼球・頭部運動モデルにおける F-measure が 0.827 となり、頭部運動に関する特徴量を加えることで精度が向上する結果となった。図 5 に眼球運動モデルと眼球・頭部運動モデルの混同行列を示し、図 6 に眼球運動モデルと眼球・頭部運動モデルの変数重要度上位 10 個を示す。図 6 の変数重要度の結果は、再帰的特徴量削減で最も精度が高かった時の特徴量の組み合わせである。

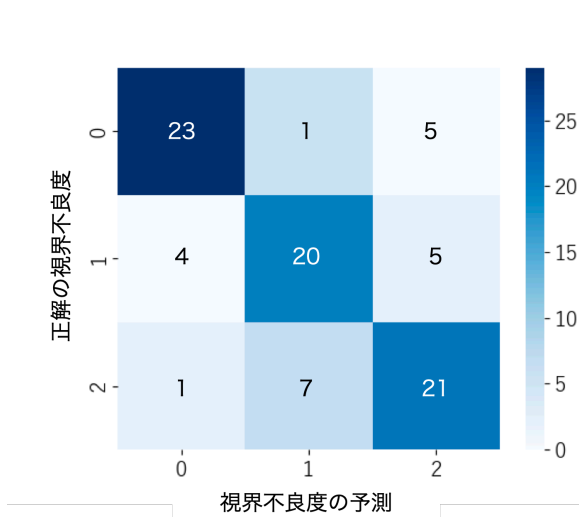
4.3 分析

図 6(b) の眼球・頭部運動モデルの変数重要度より、注視と視線移動、頭部のロール角に関する特徴量が視界状況推定に有効な特徴量であることがわかった。

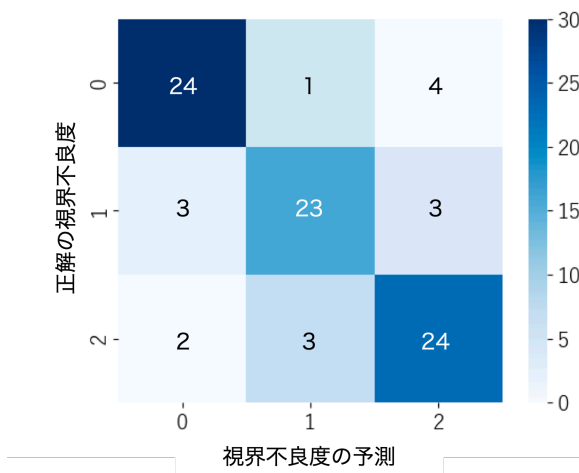
本節では、視線移動から抽出している注視と頭部のロール角に着目し、各視界状況における特徴を分析する。

図 7 に各視界状況における走行時の注視をランダムで 1800 個抽出し、プロットしたヒストグラム付きヒートマップを示す。横軸が水平方向の視点座標、縦軸が垂直方向の視点座標である。座標が (0.5, 0.5) の位置が、中心座標である。図 7 より、視界不良度が上がるにつれて注視位置が中心に集中していることを確認できる。また、図 7(b) と図 7(c) を比較すると、垂直方向の注視座標に変化はあまり見られないが水平方向に関しては広がり小さくなっていることがわかる。表 4 に評価実験で用いたデータから算出した平均注視時間を示す。表 4 から視界不良度 0 と比較して視界不良度 1 と 2 は平均注視時間が長いことがわかる。そのため、視界不良時は、その不良度に応じて注視範囲が中心に寄り、その範囲内で視線移動が行われていることが考えられる。

図 8 に各視界状況におけるロール角 (roll) とピッチ角 (pitch) の箱ひげ図を示す。縦軸が角度 (°)、横軸が視界不良度である。ロール角は頭を左右へ傾ける角度であり、



(a) 眼球運動を使用したモデルの混同行列



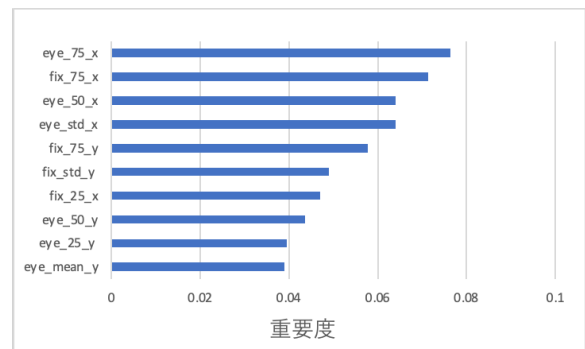
(b) 眼球・頭部運動を使用したモデルの混同行列

図 5: 各モデルの混同行列

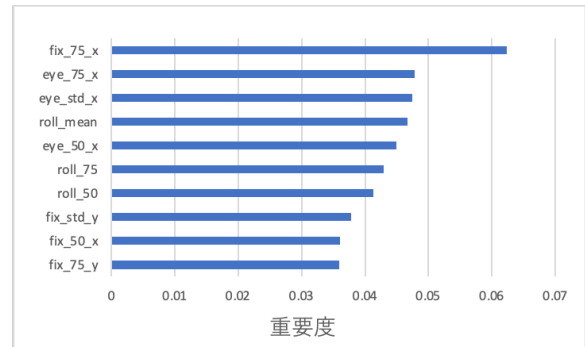
表 4: 各視界状況における平均注視時間

視界状況	平均注視時間
視界不良度 0	0.341 秒
視界不良度 1	0.455 秒
視界不良度 2	0.427 秒

右への傾きが正で左が負である。ピッチ角は前から後ろへの頭の傾きである。図 8 のロール角の箱ひげ図より、視界不良度 0 と比較して視界不良度 1 と 2 は、第 1 四分位数が上昇し、四分位範囲が小さくなっていることを確認できる。ロール角の変化については、視点を斜め方向に移動させる際の動作が影響していることが考えられる。左上に視点を移動させる際に頭部は右側へ傾くため、角度は上昇し、右上を向いている時は左側に傾くことで角度は減少する。そのため、視界不良度が高い時は、右上側を向いていることが考えられる。図 8 のピッチ角の箱ひげ図より、視界状況 0 と 1 を比較して、視界不良度 1 の方が四分位範囲の位置



(a) 眼球運動モデルの変数重要度



(b) 眼球・頭部運動モデルの変数重要度

図 6: 各モデルにおける変数重要度上位 10 個

が上昇し、最大値も上がっていることを確認できるが視界不良度 2 では、視界不良度 0 に近い範囲になっているため、ピッチ角は視界状況ごとに特徴が表れにくいことが考えられる。

4.4 考察

ランダムフォレストによる再帰的特徴量削減を用いた精度評価の結果、眼球運動モデルと比較して眼球・頭部運動モデルの方が高い精度を示し、F-measure が 0.827 となった。図 5 より、眼球運動モデルと比較して頭部・眼球運動をモデルは、視界不良度 1 での誤推定・誤検知が減少したことを確認できる。このことから、頭部運動と眼球運動を用いることで眼球運動のみを用いた場合と比べて、より視界状況の特徴を把握することができると考えられる。しかし、図 5(b) の視界不良度 2 において誤推定・誤検知が多いことを確認できる。原因として、実験時の時間帯による明暗や周辺車両が挙げられる。今回の使用したデータでは、走行中の時間帯による明暗は考慮せずに視界状況を定義した。暗い夜間時では、ヘッドライトによる視野狭窄や路面反射による走行位置確認行動によって視界不良度 2 に近い傾向のデータが計測されたことが考えられる。また、実際の道路でデータを収集しているため、周辺車両状況は常に異なっている。周辺車両に注意を割くことによって眼球・頭部運動が視界不良時とは異なる傾向を発現したことが考えられる。そのため、今後は時間帯による明るさや周辺車

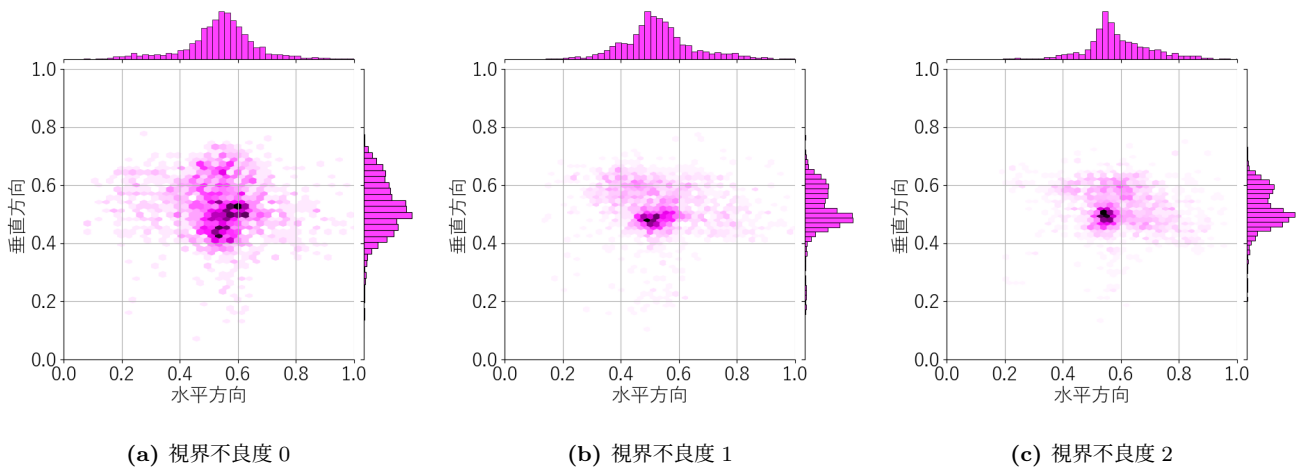


図 7: 注視のヒートマップ

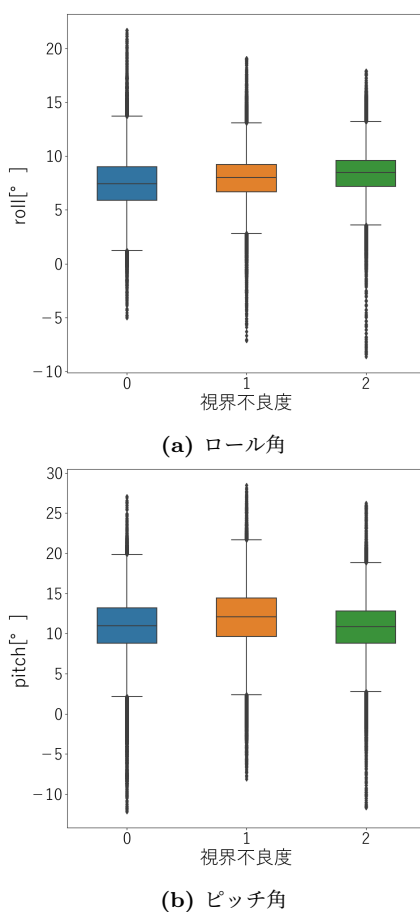


図 8: 箱ひげ図

両を考慮した視界状況定義や特徴量の検討が必要である。

図 6 より、眼球運動モデルと眼球・頭部運動モデルの変数重要度上位 10 個を比較すると同じ特徴量が 6 つあることを確認できる。眼球・頭部運動モデルで新たにロール角に関する特徴量が追加され、視線移動の垂直方向に関する特徴量の重要度が低下した。視線移動と注視の水平方向に関する特徴量やロール角に関する特徴量に視界状況ごとの特徴が表れていることから、左右への頭の回転であるヨー

角も重要な特徴量になることが考えられる。しかし、使用している Pupil Invisible では、磁力計の問題でヨー角を計測できないため、特徴量に追加していない。今後は、メータパネル付近にカメラなどを設置することでドライバの頭部の向きや視線を計測可能とし、より詳細に分析できるようにする必要がある。

5. おわりに

本稿では、ワイパーの強弱に基づいて「視界不良度」を定義し、眼球・頭部運動の特徴を用いて、3 段階の視界不良度を分類する手法の提案、評価を行った。評価実験では、ランダムフォレストを用いて眼球運動を用いたモデルと眼球・頭部運動を用いたモデルの 2 つを構築し、5 分割交差検証と再帰的特徴量削減による評価を行った。その結果、頭部運動を特徴量として追加することで F-measure が向上することを確認した。実験結果から、眼球・頭部運動に関する特徴量が視界不良度推定に有効であることが示唆された。

今後の課題として、以下の 3 つが挙げられる。1 つ目は、視界不良度の定義である。今回は、雨天時におけるワイパーの強度に着目し、視界不良度を定義した、しかし、降雪や霧では、ワイパーの強弱と視界不良度の関係は比例しないため、それぞれの気象に合わせた視界不良度の設定が必要である。2 つ目は、道路環境の考慮である。周辺車両や車線数といった道路環境による眼球・頭部運動への影響が考えられるため、様々な環境に適した推定手法の検討が必要である。3 つ目は、個人差を考慮した推定手法の検討である。本研究では参加型センシングによる網羅的なデータ収集を想定している。運転中の眼球・頭部運動には、運転歴や運転車両などによって個人差があると考えられるため、複数の被験者かつ複数のボディタイプの車両でデータを収集し、分析する必要がある。

謝辞 本稿で示した研究の一部は、JSPS 科研費

JP20K11793 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 矢野伸裕, 横関俊也, 森健二: 降雨による視認性低下が高速道路走行時の認知反応に及ぼす影響, 交通工学論文集, Vol.1, No.1, pp.1-10 (2015).
- [2] 竹内政夫: 冬の視界不良事故について-交通事故統計からみる発生構造-, 日本雪氷学会北海道支部機関誌, No.33, pp.35-38 (2014).
- [3] 松沢勝, 竹内政夫: 気象条件から視程を推定する手法の研究, 日本雪氷学会誌, Vol.64, No.1, pp.77-85 (2002).
- [4] 大久保幸治, 高橋丞二, 武知洋太, 櫻井俊光, 國分徹哉: AI を利用した車載カメラによる吹雪検知の可能性について, 国立研究開発法人土木研究所寒地土木研究所, 寒地土木研究所月報, No.798, pp. 32-37 (2019).
- [5] Sato, R. and et al.: Visibility estimation of traffic signals under rainy weather conditions for smart driving support, *presented at the Conference Record - IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 1321-1326(2012).
- [6] Negru, M. and Nedevschi, S.: Image based fog detection and visibility estimation for driving assistance systems, *in 2013 IEEE 9th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP)*, pp. 163-168(2013).
- [7] 中村裕貴, 萩原亨, 永田泰浩: 固定カメラと車載カメラによる冬期道路管理向け視界情報評価に関する研究, 土木学会論文集 D3, Vol.75, No.6, pp.599-607 (2020).
- [8] 森健史, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬洋, 宮原孝行, 玉津幸政: 車載カメラ映像とミリ波レーダデータによる霧の濃さの判定, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.106, No.605, pp.85-90 (2007).
- [9] Burke, J., Estrin, D., Hansen, M., Parker, A., Nithya., R, Reby, S and Srivastava, M.: Participatory Sensing, *Workshop on World-Sensor-Web (WSW): Mobile Device Centric Sensor Networks and Applications*, pp1-6 (2006).
- [10] 後藤誠二, 峯岸由佳, 山本直樹, 森谷貴行, 中村創, 片山翔太: カメラを用いたドライバー・モニタリングの開発, マツダ技報, No.36, pp. 130-135 (2019).
- [11] 岡田直之, 杉江哲, 濱上斉, 藤岡稔, 山本晋: ドライバ状態推定に向けた視線検出技術の開発, 富士通テン技報, Vol.33, No.1, pp.3-8 (2016).
- [12] Konstantopoulos, P. Chapman, P and Crundall, D. Driver's Visual Attention as a Function of Driving Experience and Visibility. Using a Driving Simulator to Explore Driver's Eye Movements in Day, Night and Rain Driving, *Accident Analysis & Prevention*, Vol.42, No.3, pp.827-834 (2010).
- [13] 佐藤和人, 勝俣健太郎, 伊藤桃代, 間所洋和, 門脇さくら: 注意散漫状態の検出に向けたドライバ身体情報の分析, 情報処理学会情報科学技術フォーラム講演論文, Vol.14, No.3, pp.35-42 (2015).
- [14] 村瀬健二, 武田雄策, 原利宏, 金子寛彦: 自動車運転時の周辺対象認知における頭部と眼球運動, 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol. 23, No.3, pp.207-216 (2018).
- [15] 大崎敬太, 若園裕太, 石田繁巴, 白石陽: 視界状況推定に向けたドライバの眼球運動の有効性の調査, 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム 2022 論文集, Vol.2022, pp.1028-33(2022).
- [16] 宮本亨紀, 谷聖一, 村上雅彦: PERCLOS と車両の操作情報をを用いたドライバ眠気推定における推論モデルとデータ分割方法による推論精度の比較, 情報処理学会研究報告高度交通システムとスマートコミュニティ, Vol.91, No.1, pp.1-8 (2023).
- [17] Tonsen, M., Baumann, C., and Dierkes, K.: A High-Level Description and Performance Evaluation of Pupil Invisible, arXiv preprint arXiv:2009.00508, pp.1-12 (2020).
- [18] 鶴飼一彦: 眼球運動とその種類, 光学 (Japanese Journal of Optics), Vol.23, No.1, pp.2-8 (1994).
- [19] Yang, Q. Bucci, M and Kapoula K.: The Latency of Saccades, Vergence, and Combined Eye Movements in Children and in Adults, *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, Vol.43, No.9, pp.2939-2949 (2002).