

4. 超スマート社会にむけた高度安全運転支援に関する研究

機械工学系 教授 章 忠, 助教 秋月 拓磨, 新潟大学 准教授 今村 孝

4-1 はじめに

交通安全技術の進歩や運転意識の向上により、近年、交通事故死者数は減少傾向にある。しかし、交通事故の発生件数は年間約 60 万件におよび、依然として社会問題の一つとなっている。事故の原因として、脇見運転や安全不確認などが挙げられるが、中でも漫然運転による事故が全体の約 2 割を占め、もっとも多い。漫然運転は、疲れや眠気などによりドライバの意識自体が低下し、注意力が低下することがその要因の一つとされる。そのため、ドライバの意識低下の傾向を早期に検出することが予防安全の観点から有効と考える。しかし、従来のドライバ状態検知や眠気検知に関する研究では、アクセル踏度やステアリング角度といった車両操作情報を得るためのセンサやカメラ等の種々のセンサを車両に搭載する必要があり、システムを利用できる車種や車両が限定される問題があった。この課題に対して、本研究では装着型センサを用いてドライバの四肢の動きの微小な変化を検出し、ドライバの意識低下の傾向を早期に検出する方法(図4-1-1)を提案する。提案手法では、車載センサやカメラ等の設置を必要としないため、比較的安価に、また車両に依存しないシステムの構築が可能という利点がある。本稿では、眠気、および漫然状態の検知アルゴリズムの構築手順とドライビングシミュレータを用いた被験者実験での評価結果について述べる。

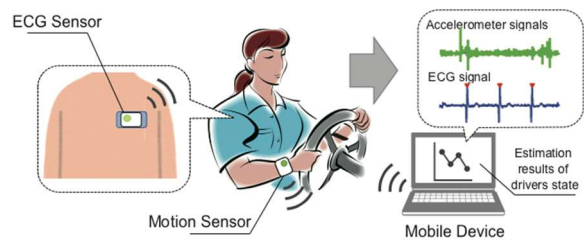


図 4-1-1 提案手法の概略図

4-2 提案手法

本研究では、漫然運転を「疲労や眠気などにより意識自体が低下し、注意力が低下した状態での運転」と定義する。しかし、漫然状態に陥っている瞬間をドライバ自身が自覚することは難しく、また、疲労や眠気の度合いによっても漫然の度合いも変動する。そのため、測定値から一意に漫然状態を定義することが難しい。そこで本研究では、平常運転時のモデルを測定データから構築し、平常時からの逸脱度によって意識低下の傾向(異常)を検出する「異常検知問題」のアプローチを適用する。加えて、ドライバの身体動作、及び生理状態の指標を装着型センサ(3軸加速度・角速度センサ+心拍センサ)により測定する。そして、これらの測定値から求めた特徴量ベクトルをシステムへの入力とし、図4-2-1に示すよう、以下3つの判定プロセスにより段階的にドライバ状態を判定する。

(体動検知) ハンドルの持ち替えや頭をかくなどの運転操作以外の比較的大きな動きの有無を判定する。「体動なし」と判定された場合、その入力値に対しては次の眠気検知モデルを適用する。

(眠気検知) 主に心拍変動に関する特徴から眠気の有無を判定する。「眠気なし」と判定された場合、その入力値に対しては次の漫然検知モデルを適用する。

(漫然検知) 主に四肢の動きの変化量に関する特徴から漫然・非漫然を判定する。「漫然なし」と判定された場合、その入力値を「正常状態」とする。

以上3つの検知には、主成分分析を用いた多変量統計のプロセス管理手法(以下、MSPC)を用いる。主成分分析を用いたMSPCでは、主成分分析によって多変量データを低次元空間に縮約しHotellingの T^2 統計量を求め、この指標が設定された管理限界を超えたとき入力値が「異常」と判定する。

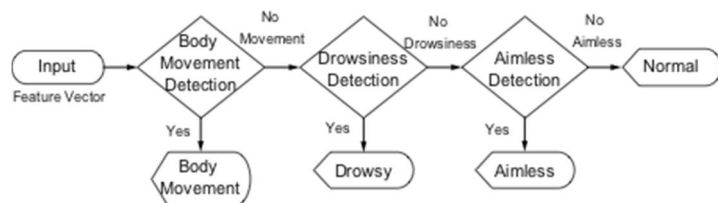


図 4-2-1 段階的ドライバ状態検知の流れ

4-3 検証実験とその結果

(1) 実験方法 ドライビングシミュレータ（以下、DS）上で意識低下を起こしやすい状況を再現し、被験者実験により検証用データを収集した。実験では、DS内に作成した高速道路を模した1周約30kmのコース上を、一定速度で走行する前方車両を追従して走行するよう被験者に指示した。このとき、走行時間や交通状況を変えながら、条件A（6min）→条件B（30min）→条件C（6min）の順で実験を実施した。条件A,Cでは平常運転を、条件Bでは漫然運転の状況を再現することをねらいとした。実験には、事前にインフォームド・コンセントを受けた20代から40代の男女5名が参加した。

(2) 評価指標 運転動作を阻害することのないよう、小型で無線計測が可能なモーションセンサ（ATR-P.Inc.TSND121）を用いてドライバの四肢の動きを計測した。当該センサは被験者の右上腕・右手首・左上腕・左手首の計4箇所に装着し、各センサで3軸加速度・角速度値を10 msec サンプリング間隔でA/D変換し、これを無線通信によりホストPCへ送信した。生理指標の測定には、TSND121の外部入力端子に心電計測用アンプ（ATR-P.Inc.TS-EMG01）を接続し、心電図の電位を2 msec サンプリング間隔でA/D変換し、同じく無線通信によりホストPCへ送信後、R-R間隔値（RRI）を算出した。また、検知精度を評価するために、眠気指標（ビデオ観察に基づき数値化）、および漫然指標（単純反応時間に基づき数値化）を同時に計測し、これらの指標値から精度検証用の正解ラベルを作成した。

(3) 結果と考察 実験データのうち、すべての被験者において眠気・漫然状態がなかった条件Aのデータを学習用（MSPCモデルの構築）に、また、条件Bのデータをテスト用に用いた。構築した眠気・漫然検知モデルの出力例を図4-3-1、および図4-3-2にそれぞれ示す。両図内の(a)は T^2 統計量の時間変化を、(b)はデータに付与された正解ラベル（1：眠気 / 漫然あり、0：眠気 / 漫然なし）とMSPCモデルによる予測値をそれぞれ表す。また、検知精度評価のため、異常標本検出精度（Sensitivity）と正常標本検出精度（Specificity）を算出した。 T^2 統計量に基づく異常標本検出精度と正常標本検出精度の平均は、眠気検知モデル（ $n=4$ ）では、それぞれ0.57と0.44であった。また、漫然検知モデル（ $n=5$ ）では、それぞれ0.35と0.75であった。現状では、高い検知精度とは言い難いが、モデル構築に用いた特徴量の組み合わせやその算出パラメータ（窓幅、スライド幅）、管理限界の閾値、また各検知モデルの組み合わせを検証することで、今後の改善が見込める。

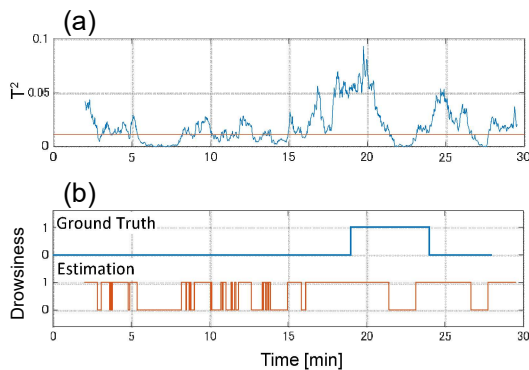


図 4-3-1 眠気検知の結果（被験者 No. 5）

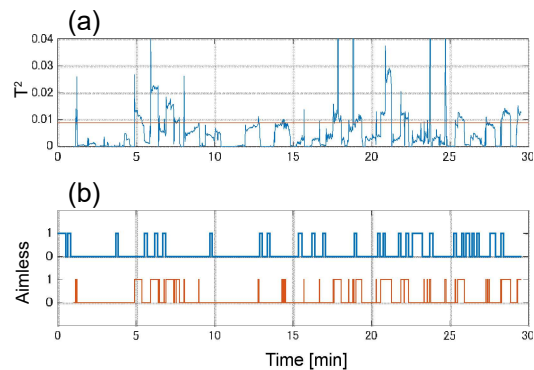


図 4-3-2 漫然検知の結果（被験者 No. 5）

4-4 おわりに

本研究では、装着型のモーションセンサ・心拍センサを用いて運転者の眠気および漫然状態を検知する方法について述べた。本手法は、体動・眠気・漫然検知の3つの判定プロセスを組み合わせることで、段階的にドライバ状態を判定する。各判定プロセスにはMSPCを用いた異常検知アルゴリズムを採用した。また、本手法は車両ではなくユーザにセンサを装着してもらうことで車種や車両によらずドライバ状態を計測できる可能性がある。今後は、ドライバ状態モニタリングシステムの構築に向けて、各検知モデルの検知精度の改善、および各検知モデルの統合・評価をすすめる。

（参考文献）

長澤潤, 秋月拓磨, 神尾郁好, 高橋弘毅, 大前佑斗, 章忠, 生理・身体情報を用いたドライバ状態検出手法の検討, 第60回自動制御連合講演会, Su11-1 (2017)