

4. 安全運転支援のためのドライバ行動の計測・認識に関する研究

機械工学系 助教 秋月 拓磨, 広島工業大学 教授 章 忠

4-1 はじめに

国内の交通事故は、発生件数や死者数ともに減少傾向にある。しかし、漫然運転やわき見運転といったドライバの不注意に起因した事故は事故要因の半数以上を占め、その防止は交通安全における重要な課題の一つである。これらの事故を防ぐため、ADAS（先進運転支援システム）などクルマ側の技術は日々進化しているが、ドライバ自身の安全意識の向上も不可欠である。そこで、さまざまなセンサを用いて日常の運転行動を評価・診断し、潜在的な事故リスクをドライバ自身が把握できれば、安全運転に向けた行動変容や意識向上のきっかけとなることを期待できる。一方で、ドライバの行動情報の取得には、走行中の車内で安定して、簡便・安価に、そしてプライバシーに配慮した手法が望ましい。この課題に対して、著者らは、手首装着型センサを利用したドライバ心身状態の計測技術について検討を進めている。このうち本報告では、提案手法の実環境下への適用に向けて、実車両上での運転行動データの収集実験、ならびに収集したデータの分析結果を紹介する。なお、本報告の内容は、著者らの論文[1]を一部加筆・修正したものである。

4-2 日常中の運転行動データ収集実験

(1) 車載計測システムの開発

図4-2-1に、本研究で開発した計測システムの外観を示す。開発した車載計測システムは、小型の慣性センサ群とアクションカメラ、ならびに各測定機器の同期と制御を行うためのマイコン・モジュールの大きく3種の機器で構成される。本システムを利用して、ドライバの手・腕の動きを手先加速度として記録するほか、車両の加速度、位置、操舵角、映像の各データを同期して記録できる。

(2) 実験手続き

日常の自然な状況下での運転行動を計測するには、実験参加者が日常的に使用する車両や経路上でデータ収集することが望ましい。そこで、本実験では、図4-2-1に示す計測システム一式を実験参加者（以下、参加者）に貸出し、参加者が所有する車両に一定期間設置する。参加者は、貸与された計測システムを操作して、通勤・通学等の日常の運転行動を自分自身で計測・記録する。図4-2-2に、計測システムに付属のカメラで撮影された実験中の車内の様子を示す。実験後、行動推定のための前処理として、収集した手先加速度のデータに対してラベリングを行う。図4-2-3に、行動のクラスとその定義を示す。これらの行動クラスは、警察庁の定めた運転免許採点基準を参考に、不安全行動に該当する行動の検出を目的として各クラスを定義した。

(3) 結果と考察

図4-2-4に、主要な4種の行動クラスの発生時間合計（平均 $70 \pm SD 12$ min/人）に対する各行動クラスの発生割合を示す。全参加者のうちラベリング作業が完了した5名（男性4名、女性1名、平均 $23 \pm SD 0.84$ 歳）について集計を行った。事前の予想では、運転に支障をきたす恐れのある行動の発生割合は稀であり、正常運転（「直進」クラス）が多くを占めると考えられた。しかし、図4-2-4より、参加者CやDのケースでは「直進」クラスの発生は4種の行動発生時間合計の3%未満に過ぎない。

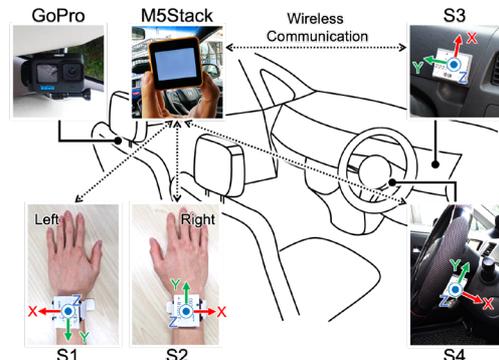


図4-2-1：車載計測システムの概観[1]



図4-2-2：実車内での運転行動データ収集実験の様子[1]

| 親クラス | 子クラス |
|-------|-------------------------------------|
| Null | 停車中、場内移動、判別困難 |
| ながら動作 | パネル操作、スマホ操作、物体操作、身体動作(顔を触る、等)、表情、発声 |
| 操作不良 | 姿勢不良、急操作 |
| 正常運転 | 直進、右折、左折、シフト操作 |

図4-2-3：行動クラスの一覧[1]

この例のように、非統制環境下で収集した運転行動データには参加者毎の行動傾向に大きな偏りがみられた。このことから、本実験で収集したデータによって、日常の自然な状況下におけるドライバ毎の行動特性を把握できる可能性が示唆された。

4-3 運転行動内容の推定

(1) 行動推定モデルの構築

前節の実環境下で収集した手先加速度のデータに対して、運転行動内容の推定を行う。Sliding-Window 法を用いて、フレーム毎に各軸の加速度波形の平均値と分散を求めて特徴量として使用する（左右手首×3 軸加速度×2 特徴量=12 次元）。フレーム長とシフト幅は、5s と 2.5s とする。行動推定にはk 最近傍法（k は近傍数を表し、k=5 とする）を用いる。

(2) 結果と考察

図 4-2-5 に、参加者毎の各行動クラスの推定結果を示す。同図より、図 4-2-4 で発生割合の高い行動クラスでは F 値も高い傾向が見られる。たとえば、参加者 A, B では、「直進」クラスの F 値が 80%以上を示し、参加者 C, D, E では、「姿勢不良」クラスの F 値が約 80%を示している。一方、発生割合の低い行動クラスは、推定精度も低い。これらの結果について考察するために、図 4-2-6 に、行動推定に用いた特徴空間を t-SNE を用いて可視化した結果を示す。発生割合の高い行動クラス（「直進」クラス）のデータは空間内に広く分布しているのに対し、その他の行動クラスのデータはまばらで、密集度が低いことがわかる。その結果、発生割合の低い行動クラスの多くが前者のクラスに誤分類される状況が発生している。今後は、クラス間の分離度を高める特徴量（手首の位置・姿勢や時間-周波数特徴量など）の検証、ならびにクラス間のサンプル数の不均衡性を考慮した分類手法の導入を検討することで、推定精度の改善を試みる。

4-4 おわりに

本報告では、手の動きにもとづくドライバ心身状態の計測技術について、実環境下への適用に向けた検証とその結果について紹介した。実際の運転環境下におけるデータ収集から分析のためのデータセット構築までの一連のスキームを確立した。今後は、推定精度を上げるとともに、実用化に向けた検討を継続して進めたい。

(参考文献)

- [1] 秋月拓磨, 河原智弘, 奥山俊博, 荒川俊也, 高橋弘毅, 手首装着型センサを用いた実車内での運転行動データ収集とドライバ行動推定への応用, 知能と情報, Vol.37, No.1, pp.544-548, 2025.DOI: https://doi.org/10.3156/jsoft.37.1_544

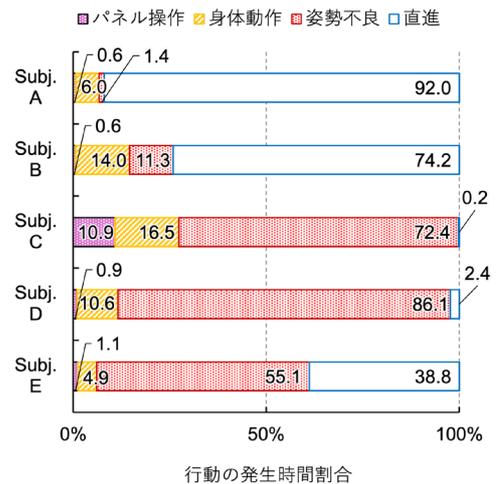


図 4-2-4 : 実車両上で収集したデータにおける主要な行動クラスの発生割合の比較 (参加者 5 名分) [1]

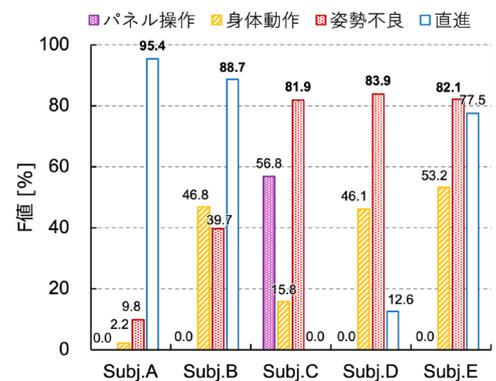


図 4-2-5 : 収集データに対する行動推定の結果 [1]

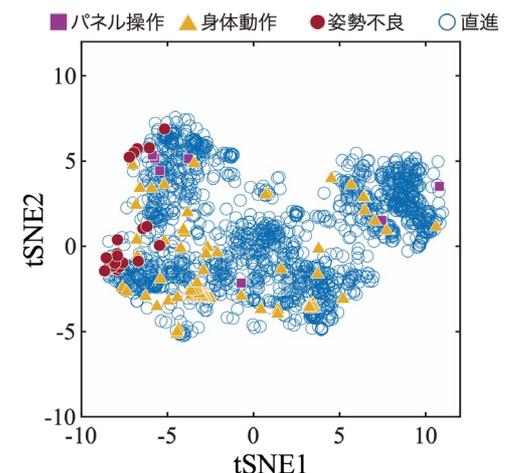


図 4-2-6 : 特徴空間の例 (参加者 A の結果) [1]