

脳波と表情を用いた機械学習に基づく 居眠り運転の予兆検知に関する研究

内藤 大智[†] 秦野 亮[†] 西山 裕之[†]

[†] 東京理科大学理工学研究科

1 はじめに

近年、運転手の過失による死亡事故は深刻な問題となっている。警視庁交通局 [4] の発表では、運転手の過失による死亡事故の最大の要因は漫然運転である。漫然運転とは、運転手が運転に専念することができないことを意味し、その状態に至る理由の1つに居眠りがある。また居眠り運転は、大規模な交通事故の原因である過労運転にもつながるため、居眠り運転の予測は重要なものである。従来の研究は、居眠り運転の瞬間の検知に焦点を絞っている研究がほとんどである。また、居眠りする前の予測であっても、眠気の評価がカロリンスカ尺度などを使用したアンケートであったり、運転手が眠そうかどうかをビデオで評価するものがほとんどである。アンケートによる評価方法は、自身が眠いかどうかを回答するため、運転手の主観に大きく左右されるものである。またビデオによる評価は、運転手が眠そうかどうかを評価しているため、その眠気レベルが実際に居眠り運転につながるかどうかは不鮮明である。これによって、従来の方法だと運転手は危険な運転をしていないにも関わらず、警告を多く鳴らすシステムになると考えられる。そこで本研究では、居眠り運転につながる予兆を検知するために、運転手が実際に居眠りする瞬間と、その前を機械学習で検知するフレームワークを提案することを目的とする。実際に導入する際、利用者の需要（精度の高さや使いやすさなど）に合ったものを用意する必要がある。そこで本研究では、運転手の需要に合った予測ができるよう、脳波と表情を組み合わせる使用する。

2 提案手法

本研究による居眠り運転予兆検知のフレームワークは大きく分けて機械学習のモデルを生成する段

階と、そのモデルを用いて予測をする段階に分かれる。モデルを生成する段階では、実験で収集した脳波、表情、またはその両方から特徴量を生成し、その後モデルを生成する。予測をする段階では、生成したモデルから各データを用いて居眠り運転の予兆を検知する。シミュレータ環境で運転をし、運転手の状態をビデオで確認する。その際、運転手が実際に居眠りしている瞬間を見つけ、そこから60秒前までを居眠り運転の予兆とし、それ以前は正常状態とラベル付けをする。本研究の目的上、居眠り運転する前に運転手を起こす、または運転を中止させるため、本研究では居眠り運転以降のデータをデータセットから除外した。

本研究では、リアルタイムで予測を行うため、5秒間のウィンドウを1秒ずつずらすスライディングウィンドウで特徴量を生成する。そのため、5秒間のウィンドウでも1秒ごとに予測をすることができる。実際のデータの取得には、脳波計と深度カメラを使用する。本研究では、図1のような、シングルチャンネルのドライセンサーを搭載した、簡易的な脳波計と、顔の特徴的な点の3次元座標と、yaw, pitch, rollなどの回転角を取得できる深度カメラで測定する。それぞれのデータは時系列データとして、CSVファイルに保存される。

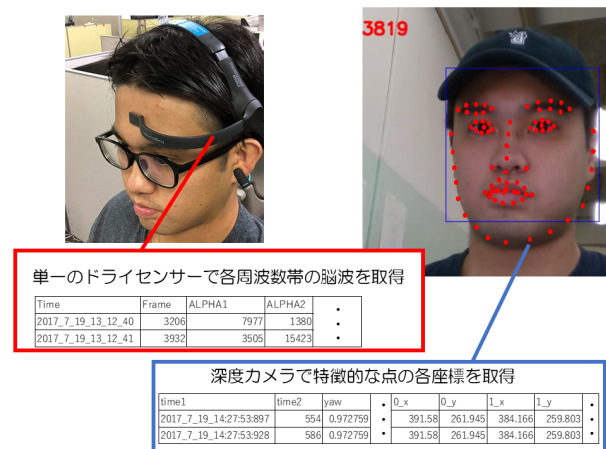


図1: データの取得方法

Detecting Indication of Drowsy Driving Using EEG and Facial Expression by Machine Learning

Daichi Naito[†], Ryo Hatano,[†] and Hiroyuki Nishiyama[†]

[†]Graduate School of Sci. and Tech.

Tokyo University of Science

本研究では、使用する脳波計の仕様に沿って、脳波を8種類の周波数帯で分ける [2]。取得した8種類の脳波の基本統計量（平均、分散、最大値など）を使用して112種類の特徴量を生成する。さらに表情の特徴量として、運転中の頭の回転角（yaw, pitch, roll）、目の開き具合などから特徴量を生成する。

運転中は居眠り運転をしていることよりも、正常に運転していることの方が多い。これによって、トレーニングデータは不均衡データになるため、そのまま学習すると少ない事例の予測精度が下がってしまう。そこで本研究では、不均衡データの予測に特化した学習アルゴリズムである、RUSBoostを使用する。RUSBoostはSeiffertら [3] が2010年に提案したアンサンブル手法である。これはAdaBoostとRandom Under Sampling (RUS) を組み合わせた手法である。RUSBoostは毎回RUSによって事例を削減しながらトレーニングするため、AdaBoostよりも毎回到使うトレーニングデータが少なくなる。そのため、計算時間が短くなり、また単純にRUSで削減したデータで学習するよりもたくさんの事例のデータを使用できるため、過学習する可能性が少なくなる。

3 実験

図2のようなシミュレーション環境での実験を行った。Playstation2のソフトである首都高バトルをプロジェクターに投影することで、シミュレーターとして使用した。また、ステアリングコントローラーを用いることでより実際の運転環境に近づけた。仮想的に夜の首都高速道路を、1人当たり約5時間程度運転してもらいデータを取得した。実験期間は、2017年7月～10月、2018年8月で、脳波データのみの取得実験に6人、脳波と表情データ両方を取得する実験に5人が参加した。実験参加者は全員20代であった。

事前実験 [1] では、居眠りする瞬間をMATLABで実装されている複数の学習アルゴリズムで検知した。その結果、脳波を用いた場合 Gaussian カーネルのSVMが最も精度が高かったため、本研究ではSVMを比較対象とした。また、脳波データの特徴量を作る際、生のデータから生成するよりも、常用対数をとった値で特徴量を生成した方が精度が高かった。よって本研究では脳波データの常用対数をとった値で特徴量を生成した。評価手法として、一般的に使用される10-fold cross validation(10-cv)を用い、評価値として、正事例のRecall, Precision, f値を用いた。

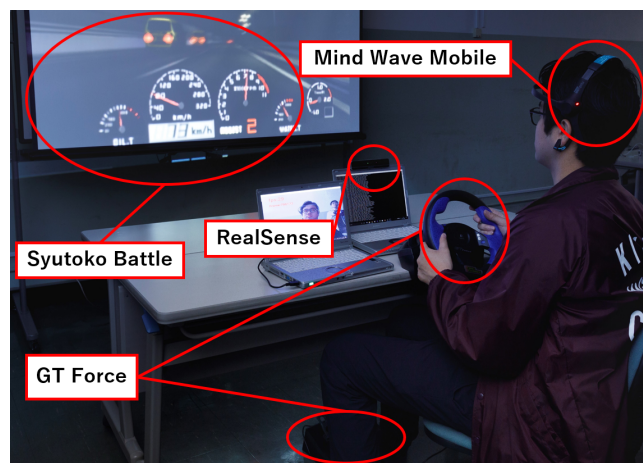


図2: 実験環境

4 まとめ

本研究は、居眠り運転する予兆を検知することを目的とした。実際の環境で導入し易いように、脳波と表情のデータを使い分け、機械学習で居眠り運転の予兆検知を行った。運転手の様子をビデオで確認し、実際に居眠り運転をした瞬間から60秒前までの状態を居眠り運転の予兆とした。居眠り運転は、運転している中で少ない事例であるため、本研究では不均衡データの予測に特化したRUSBoostを使って予兆検知をおこなった。

参考文献

- [1] Daichi Naito, Ryo Hatano, and Nishiyama Hiroyuki. Labeling method using eeg to predict drowsy driving with facial expression recognition technology. *International Journal of Computers and Their Applications (IJCA)*, 25(2):104–112, 2018.
- [2] NeuroSky. Neurosky support site. <http://support.neurosky.com/kb/science/eeg-band-frequencies>. (visited: 29th June 2018).
- [3] Chris Seiffert, Taghi M Khoshgoftaar, Jason Van Hulse, and Amri Napolitano. Rusboost: A hybrid approach to alleviating class imbalance. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 40(1):185–197, 2010.
- [4] 警察庁交通局. 平成28年における交通死亡事故について. https://www.npa.go.jp/toukei/koutuu48/H28_jiko.pdf, February 2017. (visited: 21st November 2017).