

LSTM を用いた自動車の実運転行動データからの 任意の運転場面検出手法の検討

柳原 大地[†] 竹内 智哉[†] 橋本 幸二郎[†]

公立諏訪東京理科大学[†]

1. はじめに

現在の自動車には操作データを収集可能な Controller Area Network (CAN) 及び周囲の情報を収集可能なドライブレコーダが搭載されている。すなわち、運転中のドライバの運転行動データを収集する環境が整備されている。著者らは、この実運転行動データからドライバの認知機能を評価する技術開発に取り組んでおり、高齢ドライバに対する認知能力低下の早期発見を目指している。

我々は、運転中に直面する様々な場面に対して、一定の運転技量を要する場面でのみ認知機能が評価できると考えている。すなわち、収集した運転行動データの中には、認知機能評価に適する場面と適さない場面が混在しており、認知機能評価の実現には、認知機能評価に適する場面を検出する手法が必要になる。しかし、認知機能評価に適した場面に明確な定義は存在しない。先行研究においては、それぞれで場面を定義し、その場面内で認知機能評価を行っている [1]。このことから、定義された任意の場面を検出する手法を確立すればよいと考える。

そこで本研究では、実運転行動データから任意の運転場面を検出する手法を提案する。本手法では、検出したい場面の運転行動データが事前に収集できることを前提とし、これを Long Short Term Memory (LSTM) ベースの深層学習モデルで学習させることで、その場面の検出モデルを生成する。ここでは、検出したい場面に応じた特徴量やルール設計を不要とする End-to-End な学習を可能とするモデル構造について検討する。

2. 関連研究

運転場面の検出問題に対して深層学習モデルを適用した研究に文献 [2] がある。この研究では、運転中に生じるヒヤリハット場面を検出することを目的とし、収集した運転行動データから危険度別にヒヤリハット場面を分類する深層学習モデルを提案している。LSTM ベースのモデル構造を有しており、場面に応じた特徴量設計を不要とする手法となっている。この手法は本研究の問題に対しても有効であると考え、本稿ではそ

の有効性を検証する。具体的には、文献で確認した有効性は、車両に衝撃が加わった時刻を起点に前 10 秒、後 5 秒の約 15 秒からなるデータを対象としていたのに対し、本研究では一連の運転行動データに対する有効性を確認する。また、ヒヤリハット場面ではなく、交差点での右折時といった一般的に生じる運転場面の検出に対する有効性を確認する。

3. 提案手法

本研究では、文献 [2] で提案されたモデル構造を応用して、予め設定した任意の運転場面を検出する手法を提案する。モデル構造を図 1 に示す。提案モデルでは、検出場面とそれ以外の場面を判定する 2 クラス分類器として構成する。ここで、検出場面は予め定義されるものとする。そして、その場面における実運転行動データを収集し、学習データに用いる。入力には、後述する 4 種類の情報を用いる。それぞれ全結合層 (FC: Fully Connected Layer) により特徴量化した後、図のように結合させ、長期的な時系列の特徴を考慮できる LSTM により分類する。以降、本手法で扱う入力情報について述べる。

一つ目は、ドライブレコーダより得られる映像を用いる。各フレーム画像は Convolutional Neural Network (CNN) により入力され、特徴量変換される。

二つ目は、物体検出結果であるラベル情報を用いる。ここでは、検出された各物体毎にそのラベル情報を One-Hot ベクトルで表し、さらに確信度を乗算する。こうして得られるベクトルを足し合わせて Bag-of-Words 形式に変換し、これを入力に用いる。

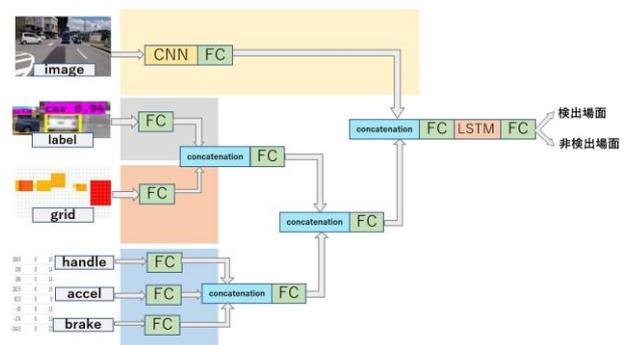


図1 深層学習モデルの概要図

Study on detection method of driving scenes based on LSTM
[†]Daichi Yanagihara, Tomoya Takeuchi, Kojiro Hashimoto
[†]Suwa University of Science

三つ目は、グリッド特徴量を用いる。これは、まず画像を WxH のグリッドに分割する。そして物体検出時、その検出領域の面積比を求め、検出領域が含まれるグリッド内に面積を与える。検出領域が重なる場合は、面積比を加算するものとし、こうして得られる 2 次元配列をグリッド特徴量とする。これは、物体の位置と自車両との距離を考慮するために用いる。

四つ目は、操作データを用いる。操作データにはハンドル角、アクセル量、ブレーキ量の 3 種類を用いる。

4. 実験

今回は、信号機がある交差点を右折する場面、信号機がある交差点を左折する場面、前方車両の後方に停止した場面の 3 場面を検出したい場面として設定し検証を行った。

4.1 収集した運転行動データ

長野県茅野市内を走行した際の運転行動データを実験用データに用いた。フレームレートは 2fps であり、取得したデータはすべて正規化される。学習データとして、約 8 時間走行時のデータを用いた。その中から検出場面と非検出場面をピックアップし、学習データに用いる。表 1 に学習データに用いた各検出場面の件数を示す。ここで非検出場面とは、検出場面以外の場面を指す。非検出場面は、検出場面を除く運転行動データの中からランダムで検出場面と同数取得する。評価用データとして、学習データとは別の約 1 時間走行時のデータを用いた。評価用データには検出場面が表 1 に示す件数だけ含まれていた。

4.2 実験結果

設定した 3 つの運転場面の検出精度を適合率、再現率の 2 つの指標を用いて分析した結果を表 2 に示す。表 2 から、信号機がある交差点を右折する場面では、再現率は高く、適合率が低いことがわかる。すなわち、誤検出が多い。図 2 に検

表 1 各検出場面のデータ数

	学習	評価
信号機交差点右折	75	11
信号機交差点左折	55	6
前方車両後方停止	83	8

表 2 検出場面の検出精度の比較

	適合率[%]	再現率[%]
信号機交差点右折	78.6	100.0
信号機交差点左折	60.0	100.0
前方車両後方停止	85.7	85.7

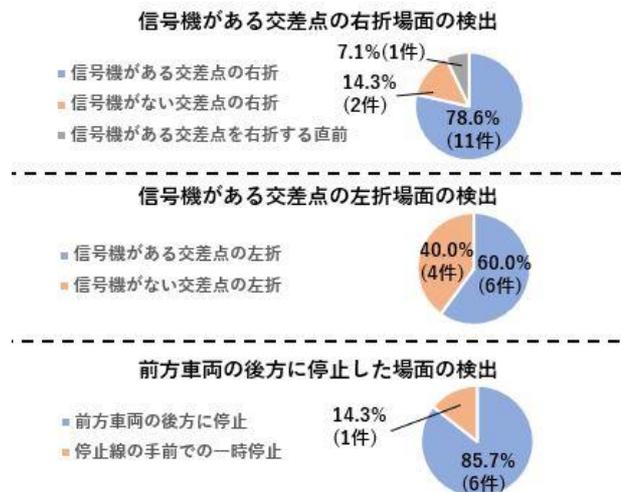


図 2 検出された場面

出された場面の内訳を示す。図から、信号機がない交差点を右折する場面が検出されていた。また、信号機がある交差点を左折する場面の検出でも同様の傾向がみられた。すなわち、操作情報は一致しているが、周囲の状況として細かな違いを区別できていない。信号機がある交差点と信号機がない交差点では、信号機の有無以外にも周りの風景や建物の有無と様々な違いが存在する。このとき提案モデルでは、画像に対して抽出される特徴が判定要因として支配的となり、反対に物体検出で得られた信号機ラベル情報の特徴がノイズと判断された可能性がある。

以上から提案モデルではどの特徴に重みを置き判定されるかが不明瞭である。これは類似した状況下での細かな違いを適切に特徴とみなし学習できないことを意味する。そのため、アンサンブル学習のような特徴に対する重みを統一もしくは調整できる構造が必要と考える。

5. まとめ

本研究では、実運転行動データから任意の運転場面を検出する手法を提案した。今後は運転場面を誤検出した原因を詳細に分析し、今回検証した場面以外の運転場面に対しても高精度に分類できる汎用的なモデルの作成、検討を行う。

謝辞

本研究は IPSPS 科研費 20K20258 の助成を受けたものである。ここに謝意を示す。

参考文献

- [1] 中野倫明, 小椋有記, 山崎初夫, 山田宗男. 高齢者の自動車運転時の認知機能の評価方法. 電気学会論文誌 C, 2016 年 136 巻 4 号 pp. 502-508.
- [2] 小平美沙季, 山本修平, 倉島健, 戸田浩之, 加藤ジェーン. ドライブレコーダデータに対するヒヤリハット危険度推定. DEIM Forum 2019 A7-3.