

# ニューラルネットワークに基づく 道路環境音を用いた接近車両検出手法に関する研究

183426017 平田 秀平  
旭研究室

## 1. はじめに

交通事故のうち、出会い頭衝突事故は全体の25%を占め、35%を占める最上位の追突事故に次いで多い[1]。出会い頭衝突事故は交差点などの見通しが悪い状況において発生するため、事前防止が難しい。我々は、このような状況においても自車に接近する他車を事前に検知し、衝突を未然防止することを目指している。本研究では、見通しの悪い状況においても車両の存在を検知する手法として、道路環境音を用いた検出を検討している。近年、各種環境音の分類に対しても、ニューラルネットワークが用いられるようになり、高精度で分類できるようになっている。本研究では、ニューラルネットワークによって、道路環境音を車両なし、車両接近、車両離反のいずれであるかを判定する手法について検討、評価する。

## 2. 道路環境音について

### 2.1 道路環境音の概要

道路環境音とは、道路上で収録された音をいう。路上では、風の音や歩行者の歩く音などの様々な音が常に発生している。車両が道路を走行する際には、車両走行音がそれらの音に加わる。車両走行音には、エンジン音や、車両のタイヤと路面の摩擦によるロードノイズなどがある。車両の接近に伴って道路環境音の大きさや周波数成分が変化するため、この変化から接近を検出できると考えられる。

### 2.2 道路環境音の収録

本研究では、我々の研究室で以前構築された道路環境音データベースを用いた。その収録方法について述べる。道路環境音の収録は、2車線の直線道路で行われた。道路に面した私有地で道路に向けてセダン車（以下、自車という）を駐車し、そのボンネット上にマイクロホンを設置し、道路を他車両が走行している際と走行していない際の両方を含む道路環境音を収録した。自車が走行中の状態を模擬するため、自車はアイドリングさせた。マイクロホンから手前の車線中央までの距離は約4.0m、奥の車線中央までの距離は約7.2mである。また、この道路を走行する車両の平均速度、最低速度、最高速度はそれぞれ約52km/h、約26km/h、約86km/hであった。

## 3. 提案手法

### 3.1 判定器の入力データ形式

ロードノイズやエンジン音の周波数成分の変化を捉えるため、道路環境音のスペクトログラムを入力データとする。スペクトログラムには様々な種類があるが、道路

表 1:道路環境音のフレーム分析条件

サンプリング周波数[kHz]	48
フレーム幅 [ms]	30
フレームシフト [ms]	15
窓	ハミング窓
メルバンド数	32

表 2:データ数の内訳

ラベル	データ数[万件]	走行数[件]
接近	3.4	60
離反	1.6	
なし	4.9	—

環境音は低域の方により細かく変化が現れるため、周波数分解能を低域ほど細かく、高域ほど粗く表現するメルスペクトログラムを用いる。メルスペクトログラムを求める際のフレーム分析条件を表1に示す。時間方向に連続する67シフト（1.0秒間相当）分のスペクトログラム（データ形状：67×32）と、その各スペクトルのパワー（データ形状：67×1）を求めて、それらを連結したものを1入力データ（データ形状：67×33）とする。67シフト分のうちの中心シフトの時刻をそのデータの時刻とする。なお、メルスペクトログラムとパワーは、それぞれの全データに渡る最小値と最大値で、0~1の範囲に正規化する。

### 3.2 入力データのラベリング

接近検出が主目的であるが、車両が遠ざかる場合と区別するため、入力データに対して、なし、接近、離反の3つのラベルを付与する。今回は、車両が複数台同時に走行するケースは除外し、1入力データには1走行分の情報のみが含まれるようにした。車両がマイクロホンへ最接近する約8.5秒前から最接近時点までの区間に含まれる入力データに対して接近のラベルを、最接近時から最接近約4.0秒後までの区間に含まれる入力データに対して離反のラベルを付与する。本来、各ラベルのデータ数を揃えるために、接近側区間と離反側区間の時間幅を等しくすることが望ましいが、前提条件の異なる従来研究で構築されたデータベースを使用した都合上、等しくすることができなかった。その他、車両が存在しない区間に含まれる入力データに対してなしのラベルを付与する。また、今回は以下の2点を考慮せず、前述の一定区間を一律に接近、離反とラベル付けした。(1)車両の距離が遠いほど実際には車両の接近や離反を認識できない場合が増加すると考えられる点。(2)車種や走行速度によっても何秒前から車両の接近を認識できるかは異なると考えられる点。また、収録された環境音は、車両が走行している時間よりも車両が存在しない際の時間の方が長い。なしのラベルのデータを無作為抽出して減らすことにより、各ラ

ベルのデータ数の比が、接近のデータ数+離反のデータ数：なしのデータ数=1：1となるようにする。以上のようにして生成された入出力データ数の内訳を、表2に示す。

### 3.3 判定器の構造

判定器として、表3に示す構造の畳み込みニューラルネットワークを用いる。このネットワークは、CIFAR-10と呼ばれる10クラスの画像（データ形状：32×32）のデータセットの分類において約80%の正答率を達成したものである[3]。本手法の入出力データの形状やクラス数を踏まえると十分な判定能力を持つと考えられる。

### 3.4 判定器の訓練

損失関数を多クラス交差エントロピー、最適化アルゴリズムをAdam、学習率を $1.0 \times 10^{-6}$ として3分割交差検証する。検証用データに対する損失値の改善が80エポックにわたり停滞するまで訓練を続け、検証用データに対する損失値が最小となったエポックでのネットワークパラメータを採用する。なお、分割する際、同一の車両走行音から生成された入力データは、訓練用データと検証用データのいずれかのみに含まれるようにする。これは、隣接する入力データは15[ms]しか離れておらず、訓練と検証とで実質的に同一なデータの使用を防ぐためである。

## 4. 提案手法の評価

### 4.1 接近の検出精度に関する考察

訓練された判定器を用いて判定を行った結果を図1、図2に示す。図1より、車種や走行速度の違いに関わらず、最接近の2.0秒以内では約96%以上、2.5秒以内では約89%以上、3.5秒以内では約72%以上の精度で車両接近を認識できている。今回、入力データの中心シフトの時刻をその入力データの時刻としているが、これは0.5秒間分未来の情報を利用していることになるため、衝突回避を議論する際には、0.5秒分早めた時間を考える必要がある。このため、前述の例は、それぞれ、1.5秒以内、2.0秒以内、3.0秒以内に相当する。乾燥路面を走行する車両の運転手が停車しようと思ってから実際に停車するまでに要する時間は、時速19km/hの場合は約1.5秒、時速32km/hの場合は約2.0秒、時速56km/hの場合は約3.0秒である[4]。交差点等の見通しの悪い状況では低速で走行している場合が多いと考えられるため、他車の接近を検出してから、停車するまでに十分な余裕をもって運転手へ警告を促すことができる可能性が高い。

### 4.2 接近と離反の判別性に関する考察

接近と離反の区別は、最接近から遠ざかるほど難しくなると予想される。しかし、図2より、正解ラベル=接近に関しては、ほとんどの時間で約9割判定できている。また、正解ラベル=離反に関しても、正解ラベル=接近と比べて他方に誤る割合は高いものの概ね正しく判定できている。以上より接近または離反と判定された場合は、接近車両の有無を正しく判定できている結果と考えられる。

## 5. まとめ

畳み込みニューラルネットワークによって、道路環境音から車両なし、車両接近、車両離反のいずれかを判別

表3:畳み込みニューラルネットワークの構造

層	種類	数	サイズ	活性化関数	ドロップアウト率
1	Conv2D	32	3×3	ReLU	—
2	Conv2D	32	3×3	ReLU	—
3	Max-Pool	—	2×2	—	0.25
4	Conv2D	64	3×3	ReLU	—
5	Conv2D	64	3×3	ReLU	—
6	Max-Pool	—	2×2	—	0.25
7	Dense	512	—	ReLU	0.50
8	Dense	3	—	Softmax	—

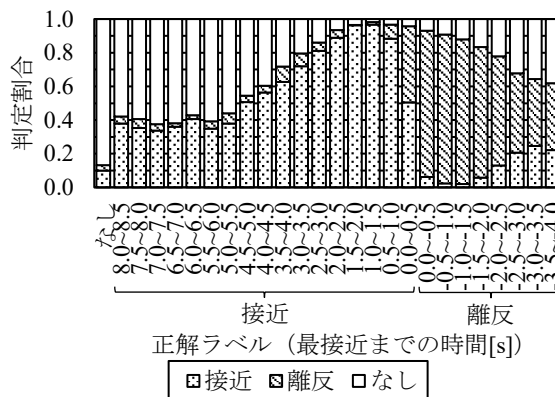


図1:判定結果 (3分割分の平均)

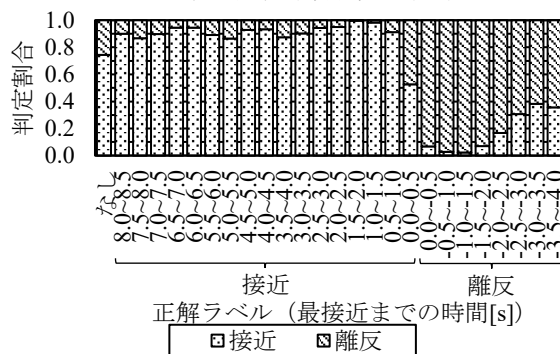


図2:判定結果の接近と離反の比率 (3分割分の平均)

する手法について検討した。この手法を評価したところ、他車との衝突を回避するために必要な停車時間よりも十分な余裕をもって他車の接近を検出できることを示した。例えば、約30km/hで乾燥路面を走行している場合に必要な停車時間の2.0秒以内には、約89%以上の精度で他車の接近を検出することができた。また、最接近から遠い時間帯でも接近と離反を正しく判別できることを示した。

## 参考文献

- [1] 警察庁交通局, “平成30年中の交通事故の発生状況”, p.23, 2019.
- [2] A. Krizhevsky, “Learning multiple layers of features from tiny images,” Master’s Thesis, Department of Computer Science, University of Toronto, 2009.
- [3] F. Chollet. Example file: cifar10\_cnn.py. [https://github.com/fchollet/keras/blob/master/examples/cifar10\\_cnn.py](https://github.com/fchollet/keras/blob/master/examples/cifar10_cnn.py), 2017.
- [4] 交通警察実務研究会編, “交通捜査実務パーフェクトガイド”, 東京法令出版, p.104, 2001.