

スマートフォンを用いた 電気自動車およびハイブリッド車の接近検知手法

高木 雅^{1,a)} 藤本 浩介^{1,b)} 川原 圭博^{1,c)} 浅見 徹^{1,d)}

概要：

電気自動車 (EV) やハイブリッド車 (HV) は静音性に優れる反面、歩行者がその接近に気づきにくく低速走行時の事故が多い。そこで、我々はスマートフォンを用いて EV や HV の発する高周波音を検知し、歩行者にその接近を通知する手法を提案してきた。本稿では、EV や HV のモータユニットが発する高周波音を手掛かりとし、環境雑音や車種、車速の違いにロバストな機械学習によるアプローチをする。J48 分類器を用いて接近判定を行ったところ、評価実験では EV を 92%、HV を 82% の精度で検出でき、最大で最接近の 11.6 秒前に車両を検知することに成功した。また車種と車速も高い精度で判別できることを示した。

キーワード：電気自動車、ハイブリッド車、スマートフォン、センシング

Detecting Electric and Hybrid Vehicles Using a Smartphone

TAKAGI MASARU^{1,a)} KOSUKE FUJIMOTO^{1,b)} KAWAHARA YOSHIHIRO^{1,c)} ASAMI TOHRU^{1,d)}

Abstract:

Pedestrians have difficulty in noticing electrical vehicles (EVs) and hybrid vehicles (HVs) approaching from behind quietly. We propose a vehicle detection scheme using a smartphone carried by a pedestrian. We exploit a high frequency switching noise generated by a motor unit in HVs and EVs. In this paper, we propose an approach of machine learning which is robust over the ambient noise, vehicle type and vehicle speed. In our evaluation, a J48 classifier implemented on the smartphone can tell whether an EV or a HV is approaching or not in the accuracy of 92% and 82% respectively. The first alarm was issued as early as 11.6 seconds before the vehicle approaches the observer the most. The scheme can also tell the vehicle speed and vehicle type.

Keywords: Electric Vehicles, Hybrid Vehicles, Smartphones, Sensing

1. はじめに

ハイブリッド車 (HV) や電気自動車 (EV) は近年、急速な性能向上と販売価格の低下により、消費者にとって手ごろな選択肢となりつつある。特に、HV は、日本における新車販売台数 (2012 年) の 29.7% を占めており、本格的な普及

が始まっている [6]。HV や EV の販売価格は、まだガソリン車と比較して高い傾向にあるが、高い燃費性能と走行時の静音性がユーザの支持を集めている。特に、30km/h 未満での低速走行時における静音性は著しく優れており、このことが新たな社会問題を引き起こした [3] (図 1)。従来のガソリン車が歩行者の死角から接近する場合、歩行者はそのエンジン音によって車両の接近を知覚できたが、低速走行時の HV や EV はエンジン音がなく走行音が小さいため接近に気づきにくい。この静音性を悪用し、HV で歩行者の後方から近づき、カバンを引ったくる事件も発生している [9]。また、アメリカ運輸省・道路交通安全局 (NHTSA)

¹ 東京大学大学院 情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
The University of Tokyo

a) takagi@akg.t.u-tokyo.ac.jp

b) fujimoto@akg.t.u-tokyo.ac.jp

c) kawahara@akg.t.u-tokyo.ac.jp

d) asami@akg.t.u-tokyo.ac.jp

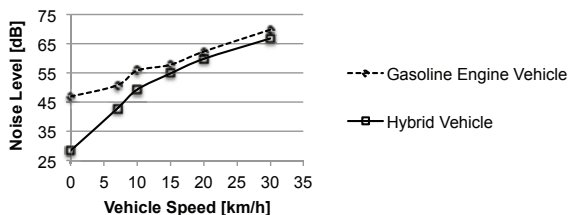


図 1 ハイブリッド車とガソリン車の走行音量の比較

Fig. 1 Differences in noise level between HVs and gasoline engine-vehicles

の統計によると、HVの駐車時や後退時における対歩行者事故の発生率は、ガソリン車の2倍に達しており、対自転車事故の増加も報告されている[7]。今後も、HVやEVの普及が進むと見られることから、事故対策は急務である。

このような問題に対処するため、国内で販売されているHVやEVには「車両接近通報装置」が搭載されている、この装置は、車外に備え付けられたスピーカーから電子音を流すことで、周囲の歩行者に車両の接近を知らせるものである。しかし、この装置はHVやEVの長所である静音性を損なうものであり、また、運転者の操作でスイッチを切ることができるため、安全性の観点からは問題がある。他には、車々間通信システムや歩車間通信システムが、多くの研究者から提案されている[4],[8]。これらのシステムは、狭域通信(DSRC)や携帯電話網を用いて、車両と歩行者が互いの位置情報を交換し、互いの接近を事前に通知する、というものである。車両側と歩行者側の双方に専用設備が搭載されていれば、このようなシステムは非常に効果的であるが、現状では普及に至っていない。車両側のインフラ整備を待たずとも、ユーザの持ち歩くデバイスだけで車両の接近をできるなら、その方が好ましい。

本稿では、EVやHVが発する高周波音を利用して、スマートフォンで車両の接近を検知する手法を提案する。ほぼ全てのEVやHVは、搭載されているモータユニットの内部機構ゆえに、5kHz, 10kHz, 20kHz周辺にスイッチング雑音を発することが知られている。このスイッチング雑音には、車種や車速といった有用な情報が含まれている。例えば、モータユニットのスイッチング周波数が既知であれば、ドップラー効果を考慮することで、歩行者と車両の相対速度を割り出す事ができる。また、車種によって、各周波数帯域の音量比が異なることから、車種も判別できる。

我々の実験では、大通りや住宅街の環境雑音下においても、これらのスイッチング雑音が十分に検出可能であることが判明した。さらに、人間の聴覚が苦手とするこれらの高周波音を、スマートフォンなどの機器で容易に検出できることを見出した。また、その検出口ジックはスマートフォンでリアルタイム処理できるほど軽量である。

本稿は以下のような構成となっている。まず、EVとHVのスイッチング雑音の録音データを紹介し、データの分析

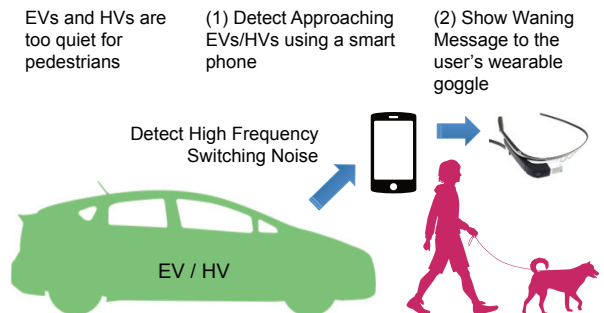


図 2 提案するシステムのコンセプト

Fig. 2 The concept of the proposed system

によってどのような情報が利用可能であるかを論じる。次に、EVとHVの検知システムの詳細とその性能評価を示す。さらに、Android端末およびGoogle Glassへの実装方法を紹介した後、関連研究を紹介して本稿をまとめる。

2. モータユニットのスイッチング雑音

2.1 スwitching雑音の発生原理

EVやHVを駆動するモータは、タイヤの中に収まるほど小型・軽量で、かつ、エネルギー効率に優れている必要があるため、永久磁石同期電動機(IPMモータ)が採用されることが多い。IPMモータの回転速度は、電源の交流周波数によって制御され、大くの場合、パルス幅変調(PWM)を用いて交流周波数を調整している。PWMとは、短いパルス波のデューティ比を変化させることで、擬似的に任意の周波数の正弦波を出力する機構である。PWMに必要なパルス波を高い変換効率で得るため、HVやEV絶縁ゲートバイポーラトランジスタ(IGBT)が用いられる。IGBTの特性により、そのスイッチング周波数は5kHzか10kHzであることが多い。この高周波電流がモータ内の導線の流れ、モータの筐体を振動させることで、スイッチング雑音が生じる。矩形波には必ず高調波が含まれるため、このスイッチング雑音には15kHzや20kHzの倍音も含まれる。

EVやHVから生じるスイッチング雑音を分析するため、我々はHVとEVそれぞれ1台ずつを用意し、図3の3ヶ所で走行音の録音実験を行った。実験車両は販売台数を考慮し、EVとして日産リーフ、HVとしてトヨタプリウスPHVを採用した。プリウスPHVには、エンジンを全く使わずに走行する「EVモード」が搭載されており、本実験は「EVモード」の状態を実施した。実験場所は、対歩行者事故の多い、駐車場、住宅街、大通りの3ヶ所である。車速は5km/h, 10km/h, 20km/h, 30km/hの4通りとした。30km/hを上限としたのは、車速が増すほどタイヤの転がり音やボディの風切音が大きくなり、30km/h以上ではエンジン車と同等の走行音が発生するためである[11]。

実験では、測定者から1.5m離れた地点を車両で通過した際の走行音を、腰の前の位置に保持したiPod Touch(第



図 3 計測実験を行った環境

Fig. 3 Snapshot of the environmental measurements

	10km/h	20km/h	30km/h
f_{High}	$2.010 \times 10^4 \text{ Hz}$	$2.018 \times 10^4 \text{ Hz}$	$2.023 \times 10^4 \text{ Hz}$
f_{Low}	$1.993 \times 10^4 \text{ Hz}$	$1.985 \times 10^4 \text{ Hz}$	$1.978 \times 10^4 \text{ Hz}$
$f_{High} - f_{Low}$	170Hz	330Hz	450Hz

表 1 EV の 20kHz 周辺の f_0

Table 1 f_0 of EV at 20 kHz

4 世代) の内蔵マイクで録音した。サンプリング周波数は 48kHz、録音形式は 16bit のリニア PCM である。計測回数は、各実験場所・各車速において最低 5 回以上とした。ただし、大通りでの計測は、交通の妨げとならないよう、30km/h で 3 回だけ実施した。なお、実験中は車両の「車両接近通報装置」を無効とした。なお、騒音計 (Rion NA-28) を用いて計測した各実験場所の環境雑音レベルは、駐車場 37.6dB、住宅街 40.6dB、大通り、58.7dB であった。

2.2 スイッチング雑音の分析

録音データから最接近の前後数秒間を抜粋したスペクトラムを図 5、図 6 に示す。日産リーフの走行音には、10kHz 周辺と 20kHz 周辺にスイッチング雑音の明瞭なピークが見られる。一方、トヨタプリウス PHV の走行音では、10kHz 周辺や 20kHz 周辺より、5kHz 周辺に強いピークが見られる。人間の可聴域は概ね 20Hz~20kHz であるが、個人差が大きく、加齢により高周波音に対する感度が低下することが知られている。それゆえ、EV や HV の走行音は高齢者には聞き取りづらい。また、図 6 には、各 2,3 個の S 字カーブが見られる。これはドップラー効果によって、見かけの音の高さが変化したためであり、元の周波数 f_0 と観測される周波数 f の関係は以下の式で与えられる。

$$f = \frac{c^2 f_0}{c^2 - v^2} \left\{ 1 - \frac{v^2 t}{\sqrt{c^2 v^2 t^2 + l^2 (c^2 - v^2)}} \right\} \quad (1)$$

ここで、 c は音速、 v は車両の移動速度、 l は最接近時の車両と観測者の距離である。 t は時刻であり、車両と観測者の最接近時に $t = 0$ となる。この関係式と gnuplot のフィッティング機能を用いて f_0 を計算した (表 1)。 f_{High} と f_{Low} は、それぞれ図 5(20kHz) の高音側・低音側の 2 本の S 字カーブの f_0 を表している。 f_{High} と f_{Low} の差は、車速の増加に伴って広がっていく。これは、電源入力のパルス幅変調によって回転速度を調整する、PWM モータに

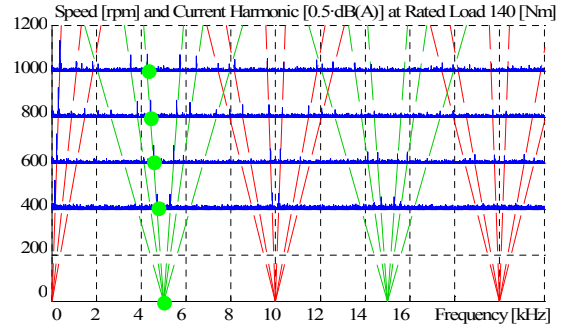


図 4 走行音の大きさとモータの回転速度の関係

Fig. 4 Acoustic pressure versus motor speed over the frequency band [2].

特有な特徴である。図 4 に示すように、PWM モータのスイッチング雑音は多数の側波帯に分かれることが知られている [2]。それゆえ、図 5 にはそれぞれ 2,3 個の S 字カーブが見られるのである。これらの側波帯の周波数差の情報を活用することで、車両の速度を推定できる。

3. 検知手法

スマートフォン上で動作する、EV や HV の接近検知ロジックは、単純かつ軽量である必要がある。さらに、環境雑音に対してロバストでなくてはならず、特定のメーカーや車種ばかりに特化してもいけない。また、スイッチング雑音に含まれている、車両の対地速度や観測者との相対速度といった情報も有効活用すべきである。これらの要件を満たすべく、我々は機械学習によるアプローチを選択した。我々の検知スキームのフローチャートを図 7 に示す。

3.1 特徴量ベクトル

初めに、2 章で取得した録音データから、車種・車速毎の特徴量ベクトルを抽出する。ここで、32,768 サンプル (0.683 秒分) の波形データを「1 フレーム」と定義し、録音データをフレーム単位に切り刻んで以下の処理を施す。まず、各フレームの波形データを、高速フーリエ変換 (FFT) によって周波数領域のスペクトルデータに変換する。次に、2 章で紹介した、モータユニットのスイッチング雑音の特徴を考慮し、5kHz、10kHz、20kHz 周辺に重点を置いて、表 2 に示した周波数帯域のデータを抜粋する。さらに、各周波数帯域について最大音量と平均音量を計算し、全周波数帯域での平均音量で正規化したものを特徴量とする。この正規化処理は、ほとんどのスマートフォンに搭載されている、録音音量の自動調整機構に対処するために必要なものである。この最大音量と平均音量の組み合わせにより、その周波数帯域に鋭いスペクトルが存在するかどうかを判定する。これら 2 つの特徴量を、全 48 帯域について取得し、96 次元の特徴量ベクトルを得る。

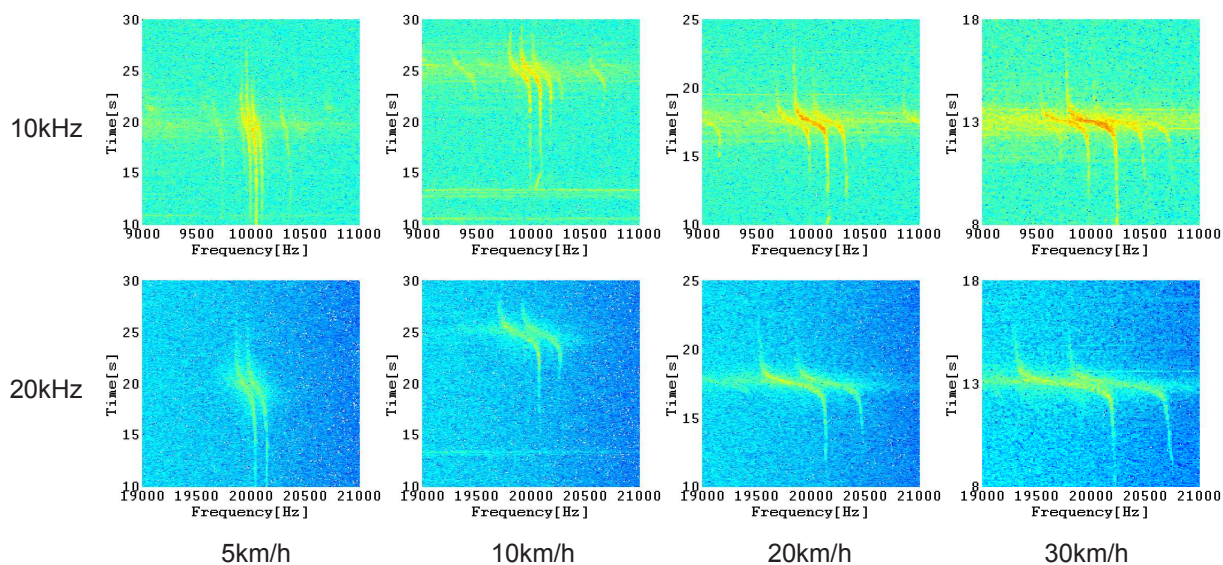


図 5 EV (日産リーフ) のスペクトログラム. 10kHz 周辺と 20kHz 周辺にスイッチング雑音が見られる.

Fig. 5 Spectrogram of an EV (Nissan Leaf). Switching noise is observed at 10 and 20 kHz.

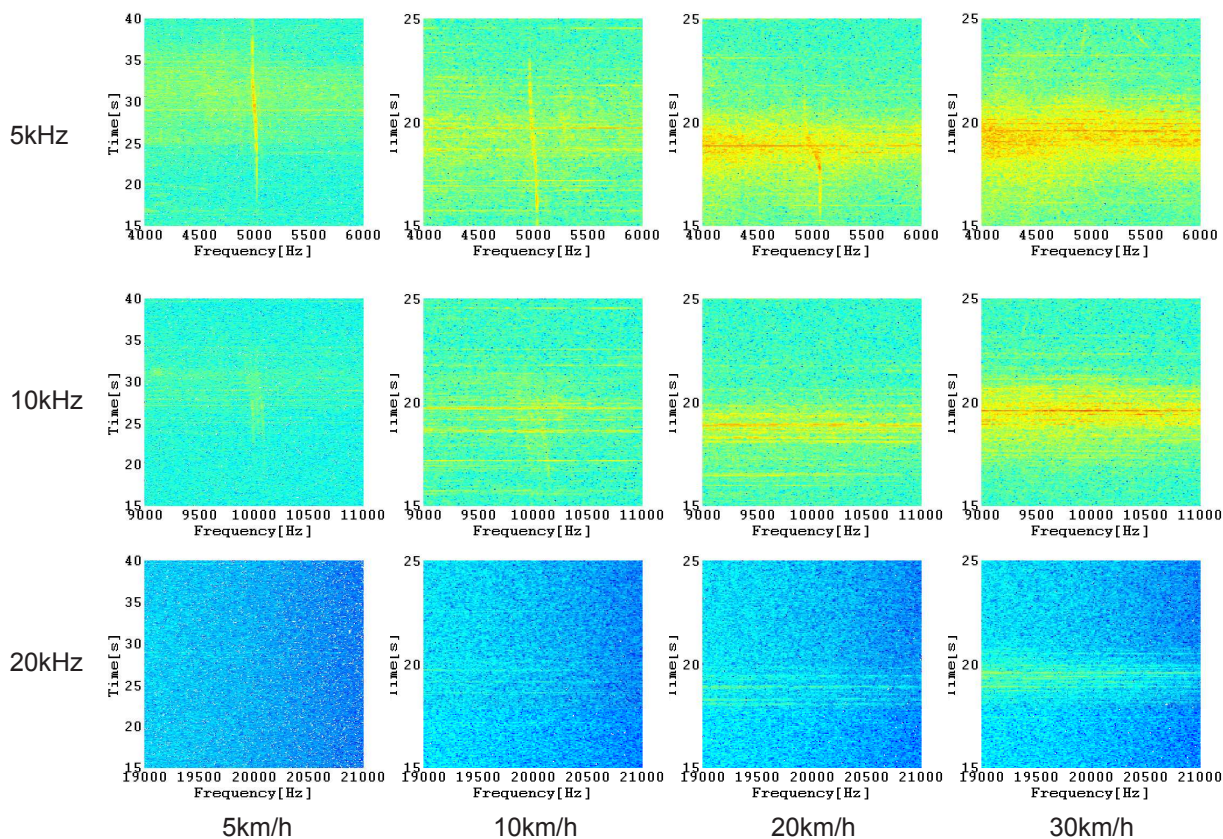


図 6 HV (トヨタ プリウス PHV) のスペクトログラム. 5kHz 周辺にスイッチング雑音が見られる.

Fig. 6 Spectrogram of an HV (Toyota Prius PHV). Switching noise is observed at 5 kHz.

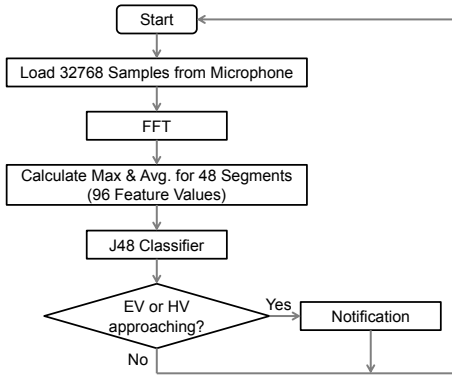


図 7 検知アルゴリズムのフローチャート
Fig. 7 Flowchart of our detection scheme

Band	Beginning and end	Interval
5kHz	4600Hz – 5400Hz	50Hz (16 segments)
10kHz	9200Hz – 10800Hz	100Hz (16 segments)
20kHz	18400Hz – 21600Hz	200Hz (16 segments)

表 2 周波数セグメント
Table 2 Segments

3.2 ラベリング

録音データから抽出した特徴量ベクトルには、1つ1つ手作業で正解ラベルを付与した。このラベルには、接近車両の有無だけでなく、車種や車速の情報も含まれる。ただし、歩行者から離れて行く車両は、歩行者に害を及ぼさないため、車両が測定者から遠ざかる部分の録音データには「車両なし」のラベルを付与した。まとめると、車両接近中の録音データには、車種と車速の情報を含めた「ev5」「ev10」「ev20」「ev30」「hv5」「hv10」「hv20」「hv30」の8種類のラベルを、それ以外の録音データには「no (vehicle)」のラベルを、それぞれ付与した。この正解ラベルを用いて、次節で説明する決定木を構築した。

3.3 教師あり学習

WEKA はデータマイニングの分野で広く用いられている、強力な分析ツールである。我々は、C4.5 アルゴリズムの Java 実装版である J48 決定木を分類器として採用した。学習データは、駐車場、住宅街、大通りの3ヶ所で録音したものである。EV と HV の計測は個別に行い、車速は 5km/h, 10km/h, 20km/h, 30km/h の4通りとした。それぞれの条件について、最低6回ずつ計測を実施した。学習データは、合計で1552フレーム分であった。

4. 評価

4.1 EV の検知性能

まず、環境雑音や車速の違いによる、EV の検知精度への影響の評価である。ここでは、前述の1552フレーム分の録音データのうち、HV のデータを除く1350フレーム分

@Parking Lot		Recognition Result				
		no	ev5	ev10	ev20	ev30
Ground Truth	no	98.81%	0.00%	0.60%	0.30%	0.30%
	ev5(km/h)	2.99%	88.06%	7.46%	0.00%	1.49%
	ev10(km/h)	3.45%	8.62%	84.48%	3.45%	0.00%
	ev20(km/h)	0.00%	2.08%	4.17%	89.58%	4.17%
	ev30(km/h)	14.29%	0.00%	0.00%	4.08%	81.63%

図 8 さまざまな車速の EV の録音データでの判定精度
Fig. 8 Confusion matrix of an EV moving at different speeds.

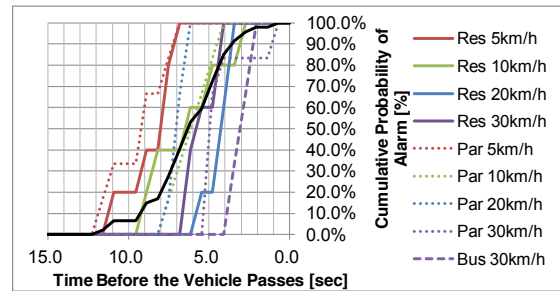


図 9 EV 接近前に警告通知が出される累積確率
Fig. 9 Cumulative probability of the alarms fired ahead of the arrival of the vehicle.

を用いて、10分割交差検証を行い、検知精度を評価した。評価結果を表8に示す。いくつかのデータで車速の誤判定が見受けられるものの、歩行者に車両接近を通知する本アプリケーションの機能としては大きな問題ではない。ここで、「実際には車両接近中でないのに、車両接近中である (ev5, ev10, ev20, ev30) と判定した場合」を False Positive, 「実際には車両接近中であるのに、車両接近中でない (no) と判定した場合」を False Negative と定義する。つまり、「誤検知」を False Positive, 「見落とし」を False Negative とすると、False Positive の発生確率は1.2%, False Negative の発生確率は4.95%である。

図9は、検知開始時間の累積分布である。図中の“Res”は住宅街 (Residential Area) を、“Par”は駐車場 (Parking Lot) を、“Bus”は大通り (Busy Street) を表している。図より、最接近6.4秒前には50%の確率で、最接近3.4秒前には90%の確率で、車両の接近を検知できる。また、車速の増加に従って検知開始時間が遅くなる傾向も見られる。音波は距離の2乗に比例して減衰するため、走行音が車速の2乗に比例して大きくなるなら検知開始時間は一定となるが、実際には2乗よりは小さい伸びであると分かる。さらに、環境雑音による検知開始時間の変化も読み取れる。前述の通り、駐車場、住宅街、大通りの環境雑音レベルは、37.6dB, 40.6dB, 58.7dBであり、環境雑音が小さいほど早く接近車両を検知できる傾向が見られる。今回の実験で、検知開始が最も早かったのは、住宅街・5km/h のデータにおける11.6秒前であり、大通り・30km/h のデータに限ると、3.4秒前である。

@Parking Lot		Recognition Result								
		no	ev5	ev10	ev20	ev30	hv5	hv10	hv20	hv30
Ground Truth	no	95.92%	0.09%	0.00%	0.09%	0.09%	0.53%	0.18%	0.89%	1.24%
	ev5	0.00%	97.06%	2.94%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
	ev10	6.45%	6.45%	83.87%	3.23%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
	ev20	10.34%	0.00%	3.45%	86.21%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
	ev30	11.76%	0.00%	0.00%	5.88%	76.47%	0.00%	0.00%	0.00%	5.88%
	hv5	6.41%	0.00%	1.28%	1.28%	0.00%	70.51%	19.23%	1.28%	0.00%
	hv10	9.76%	0.00%	2.44%	0.00%	0.00%	31.71%	56.10%	0.00%	0.00%
	hv20	27.66%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	2.13%	57.45%	12.77%
	hv30	30.56%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	2.78%	0.00%	16.67%	50.00%

表 3 さまざまな車速の EV と HV の録音データでの判定精度

Table 3 Confusion matrix of the detection performance of an EV and HV.

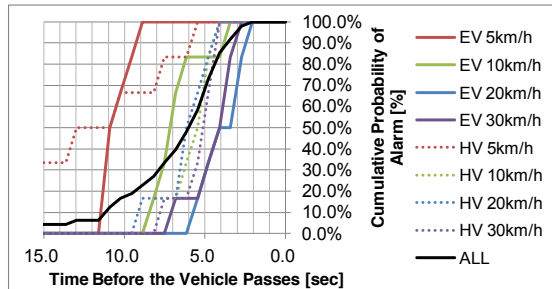


図 10 EV・HV 接近前に警告通知が出される累積確率の比較

Fig. 10 Comparison of an HV and EV in terms of the cumulative probability of the time alarms are fired.

4.2 EV と HV の検知性能比較

次に、EV の録音データと HV の録音データが混在する場合の評価である。ここでは、駐車場での録音データのみを用いた。10 分割交差検証による評価結果を図 10 に示す。False Positive (誤検知) の発生確率は 4.08%, False Negative (見落とし) の発生確率は 4.87% である。この結果から EV と HV は分類器で明確に区別できることが分かる。これは、モータユニットのスイッチング雑音が、一定の周波数帯に特徴音を持ちながらも、その分布バランスが車種によって異なるためである。

HV では、特に 20km/h, 30km/h において、False Negative (見落とし) の発生確率が高い。これは、図 5 と図 6 を比較した時に、EV は S 字カーブがハッキリ見えるのに対し、HV は S 字カーブがほとんど見えないことに起因している。ただし、図 9 に示した検知開始時間の累積分布では、EV と HV で大きな違いは見られず、むしろ、環境雑音や車速による影響の方が大きい。

5. 他の検討事項

5.1 スマートフォンの位置と検知精度

上記の実験では、腰の前の位置に iPod Touch を保持して計測を行ったが、ここでは計測位置が検知精度に及ぼす影響を調べるため、4 台の iPod Touch とピンマイクを用いて、4ヶ所同時に計測を行った。ピンマイクはそれぞれ、眼鏡のツルの位置 (Glass 型デバイスやヘッドフォンの装着位置を想定)、胸ポケットの中、ズボンのポケットの中、

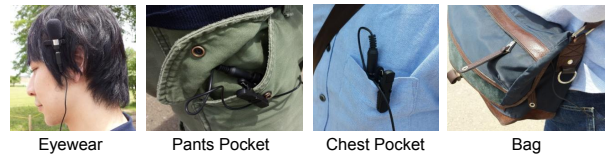


図 11 計測中のピンマイクの装着位置

Fig. 11 Position of the microphones during the measurement.

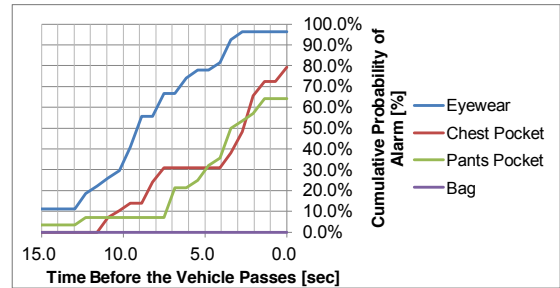


図 12 車両接近前に警告通知が出される累積確率

Fig. 12 The cumulative probability for each of the four recording positions.

肩掛け鞆の中、の 4ヶ所に配置した (図 11)、評価指標としては、3 章で構築した決定木に録音データを投入した場合の検知開始時間を採用した。なお、この実験では EV のみを評価対象としている。

図 12 は、上記 4ヶ所での録音データの、検知開始時間の累積分布である。眼鏡のツルの位置では、腰の前の位置と同等の精度で判定できる。一方、ポケットの中では、検知開始が遅れる場合や、最接近までに一度も検知できない場合がある。また、鞆の中は音が遮断されており、録音データを人間の耳で聞いても、車両の走行音を聞き取ることができず、検知率も 0% となった。

以上の結果から、たとえばスマートフォンがポケットや鞆の中にある場合でも、イヤホンマイクを接続することで、スマートフォンを腰の前の位置に保持した場合と遜色ない精度で車両の接近を検知できることが示された。

5.2 False Negative の低減

EV や HV の接近検知において、False Positive (誤検知) は、ユーザが後ろを振り返って車両の有無を確認するだけで済むが、False Negative (見落とし) は、交通事故に繋がる危険性があり、相対的にコストが大きい。従って、多少 False Positive を増加させてでも、False Negative を減らすことには価値がある。ここでは、人間の耳でも車両の有無の判別が難しい録音データについて、ラベルを「車両ありの可能性」に変更して学習を行い、「車両なし」と判定にくい決定木を作成した。この決定木を用いた場合には、EV の見落とし確率を 6.3% から 0% に、HV の見落とし確率を 16.3% から 7.4% に低減することができた (図 13)。ただし、車両なしの判定精度が 95.9% から 65.5% に落ちたこと

@Parking Lot		Recognition Result		
Eliminate FN		no	ev	hv
Ground Truth	no	65.46%	13.07%	21.47%
	ev	0.00%	99.10%	0.90%
	hv	7.43%	3.96%	88.61%

図 13 False Negative 低減時の判定精度

Fig. 13 Decision accuracy when the false-negative rate is reduced.

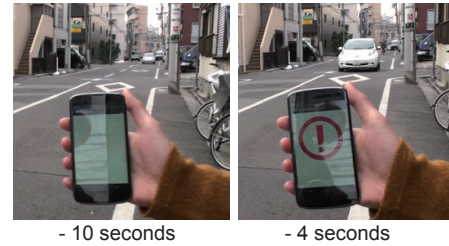


図 15 スマートフォンへの実装

Fig. 15 Implementation on a smartphone.

@Parking Lot		Recognition Result		
4096 sample / frame		no	ev	hv
Ground Truth	no	96.02%	0.73%	3.25%
	ev	15.57%	83.98%	0.44%
	hv	35.67%	0.38%	63.95%

(1) Frame Size = 4096 Samples (0.085 sec)

@Parking Lot		Recognition Result		
8192 sample / frame		no	ev	hv
Ground Truth	no	96.70%	0.54%	2.76%
	ev	10.67%	88.89%	0.44%
	hv	29.02%	0.25%	70.73%

(2) Frame Size = 8192 Samples (0.171 sec)

@Parking Lot		Recognition Result		
16384 sample / frame		no	ev	hv
Ground Truth	no	96.82%	0.29%	2.89%
	ev	7.62%	91.93%	0.45%
	hv	24.31%	0.00%	75.69%

(3) Frame Size = 16384 Samples (0.341 sec)

@Parking Lot		Recognition Result		
32768 sample / frame		no	ev	hv
Ground Truth	no	95.92%	0.35%	3.73%
	ev	6.31%	92.79%	0.90%
	hv	16.34%	1.49%	82.18%

(4) Frame Size = 32768 Samples (0.682 sec)

図 14 フレーム長と判定精度の関係

Fig. 14 Relationship between the frame length and the recognition accuracy.

から、誤警告の回数が増えすぎないように、前後の判定結果を考慮するロジックを検討する必要がある。

5.3 フレーム長と検知精度、消費電力の関係

我々はまだ精密な消費電力の評価を行っていないが、バッテリー駆動時間を伸ばすためには、各処理の間にスリープ時間をなるべく長く取ることが望ましい。我々の検知手法では、前後のフレーム間の相関の情報は使用しないため、各フレームの処理は独立したタイミングで行える。フレームサイズを前述の 0.683 秒 (32,768 サンプル) より短くして間欠的に検知処理を行うと、省電力化が期待できる。しかしながら、図 14 に示した通り、フレームサイズを短くすると判定精度が低下することが分かっており、判定精度と消費電力はトレードオフの関係にある。

6. Android 端末と Google Glass への実装

車両接近検知を含むセンシングの分野において、スマートフォンは強力な処理性能を持つデバイスの 1 つである。

我々は、上記の車両接近検知アルゴリズムを Android アプリとして実装し、住宅街において Nexus4 で動作検証を行った (図 15)。動作検証では、2 章で取得した録音データを用いて、事前に分類器を構築し、判定処理のみをスマートフォンで行っている。写真はそれぞれ最接近の 10 秒前と 4 秒前に撮影したものであり、こちらへ向かって来る EV を 4 秒前の時点で検知していることが分かる。

しかしながら、歩行中のスマートフォン利用は、それ自身が交通事故の原因となりうる。つまり、スマートフォンは歩行中のユーザーに警告を出すのに適していない。そこで我々は、上記の Android アプリに加えて、Google Glass に警告表示を出すシステムを実装した。

Google Glass 向けのアプリ (Glassware) を開発するには、2 つのアプローチがある。1 つは、Glass Development Kit (GDK) を用いる方法で、音声認識やジェスチャー認識といった低レベルのハードウェア機能を全て利用できる。GDK では、Android SDK とほぼ同等の API セットが利用可能であり、Android アプリ開発のノウハウを活用できる。GDK は我々の車両検知アルゴリズムを Google Glass 上に実装するのに最適な方法であるが、バッテリー寿命や計算リソースに厳しい制約がある。

もう 1 つは、Mirror API を用いる方法で、開発者がクラウド上に実装した Web ベースのサービスに、Google Glass が接続するという形態を取る。簡単のため、今回は Google Glass への通知機能を Mirror API を用いて実装した。Mirror API の短所として、スマートフォンと Google Glass が互いに直接通信できない点が挙げられる。たとえば、スマートフォンと Google Glass が隣り合わせの状態であっても (さらには、Google Glass がスマートフォンのテザリング機能を通してインターネットへ接続している時さえ)、スマートフォンから Google Glass へのメッセージは一度クラウドサーバ送信され、携帯電話網または Wi-Fi 経由で Google Glass へと届けられる。

我々はこの「回り道」による遅延時間の評価を行った。Wi-Fi 接続時と LTE 接続時、それぞれ 20 回の平均遅延時間と標準偏差はそれぞれ 3.41 秒 ($\sigma = 1.40$ 秒)、3.39 秒 ($\sigma = 0.71$ 秒) であった。一方、図 9 では、大通りの録音

データを除くほぼ全てのデータで、最接近の5秒前には警告を出している。従って、Mirror APIを用いても最接近までに警告は出せるものの、この遅延時間はGDKを活用するなどして短縮することが望ましい。

7. 関連研究

本研究は、我々の知る限りにおいて、モータユニットのスイッチング雑音を用いてEVやHVを検知する、初めての研究である。検出ロジックはユーザのスマートフォン上で実行可能であり、インフラ設備によるサポートを必要としない。この章では、EVに限らず、道路上で車両の接近を検知する既存研究を紹介する。これらの研究は互いに相補的な関係にあり、我々の研究成果とも併用可能である。

車両側での歩行者検知は重要な研究領域であり、多数の研究がなされてきたが、歩行者側で接近車両を検知するとなると話は全く異なる [1], [5]。沖電気工業は、狭域通信を用いて接近車両を検知するスマートフォンを開発した [8]。この手法では、歩行者と車両の双方に狭域通信システムが装備されている必要があり、狭域通信システムが普及しない限り利用できない。また、Car-2-Xは、アドホック通信や携帯電話網を用いて歩行者に車両の存在を知らせるシステムであるが、同様の欠点を抱えている [4]。

走行中の車両を検知する研究には、画像処理を用いるアプローチもある。Sivaramanらは、ビデオ映像中の車両を認識し、その移動を追跡する汎用的な学習フレームワークを提案した [10]。The cyber-physical bikeも同様のフレームワークであるが、こちらは自転車に特化している [11]。また、Wangらは、スマートフォンのカメラを用いて、歩行者に接近してくる車両を検知するWalkSafeというアプリを提案した [14]。画像処理によるアプローチの長所は、車両を検知するだけでなく、その軌跡から衝突のリスクを評価できる点にある。一方、短所としては、歩行者が意識的にカメラを後方に向けて保持する必要がある。

Tsuzukiらは、LVQニューラルネットワークを用いた、携帯電話向けの車両走行音の検知システムを提案した [12]。しかし、残念ながら、彼らは30km/h以上で走行するガソリン車で評価を行っており、静音性の高い低速走行中のHVやEVを検知するには適さない。

8. まとめ

我々は本稿において、モータユニットのスイッチング雑音に含まれる高周波音が、接近中のEVやHVを検知する手掛かりとなることを示した。スイッチング雑音の原因はIPMモータのPWM制御に用いられるパルス波であり、ほとんどのEVやHVはIPMモータで駆動されるため、この手法の適用範囲は広い。評価実験では、我々の採用した特徴量ベクトルが、環境雑音や車種、車速に対して十分にロバストであることが示された。EVの接近検知では、False

Positiveの発生確率が1.2%、False Negativeの発生確率が4.95%と十分低いレベルに抑えられている。また、接近中の車両と遠ざかっていく車両を明確に区別できる点は特筆すべきである。検知開始時間は平均で最接近6.4秒前であり、最大11.6秒前であった。

参考文献

- [1] Bu, F., and Chan, C. Y. Pedestrian detection in transit bus application: sensing technologies and safety solutions. In *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium* (June 2005), 100-105.
- [2] Cassat, A., Espanet, C., Coleman, R., Leleu, E., Burdet, L., Torregrossa, D., M' Boua, J., and Miraoui, A. Forces and vibrations analysis in industrial pm motors having concentric windings. In *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)* (Sept 2010), 2755-2762.
- [3] Commission on measures for quietness of hybrid vehicles. Report on measures for quietness of hybrid vehicles. Government report of Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism, January 2010.
- [4] David, K., and Flach, A. Car-2-x and pedestrian safety. *IEEE Vehicular Technology Magazine* 5, 1 (March 2010), 70-76.
- [5] Gandhi, T., and Trivedi, M. Pedestrian protection systems: Issues, survey, and challenges. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 8, 3 (Sept 2007), 413-430.
- [6] New car sales ranking. <http://www.jada.or.jp/con tents/data/ranking.html>.
- [7] Incidence of pedestrian and bicyclist crashes by hybrid electric passenger vehicles, 2009. NHTSA Tech. Rep., DOT HS 811 204.
- [8] Oki Electric Industry Co., L. Oki succeeds in trial production of world's first "safety mobile phone" to improve pedestrian safety. Press release, May 2007.
- [9] Silent prius was exploited for robbery. the victim "didn't hear the car approaching". Asahi Shimbun, April 2010.
- [10] Sivaraman, S., and Trivedi, M. A general active-learning framework for on-road vehicle recognition and tracking. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 11, 2 (June 2010), 267-276.
- [11] Smaldone, S., Tonde, C., Ananthanarayanan, V. K., Elgammal, A., and Iftode, L. The cyber-physical bike: A step towards safer green transportation. In *Proceedings of the 12th Workshop on Mobile Computing Systems and Applications, HotMobile '11*, ACM (New York, NY, USA, 2011), 56-61.
- [12] Tsuzuki, H., Kugler, M., Kuroyanagi, S., and Iwata, A. A novel approach for sound approaching detection. In *Neural Information Processing. Models and Applications*, K. Wong, B. Mendis, and A. Bouzerdoum, Eds., vol. 6444 of Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, 2010, 407-414.
- [13] Hybrid Cars Are Harder to Hear, 2008. University of California, Riverside, Newsroom, http://newsroom.ucr.edu/news_item.html?action=page&id=1803.
- [14] Wang, T., Cardone, G., Corradi, A., Torresani, L., and Campbell, A. T. Walksafe: A pedestrian safety app for mobile phone users who walk and talk while crossing roads. In *Proceedings of the Twelfth Workshop on Mobile Computing Systems and Applications, HotMobile '12*, ACM (New York, NY, USA, 2012), 5:1-5:6.