

マイクロフォンを用いた列車・自動車同時検出システムの提案

佐藤 孝嗣^{1,a)} 石田 繁巳¹ 梶村 順平¹ 内野 雅人¹ 田頭 茂明² 福田 晃¹

概要: 本稿では、踏切内での事故軽減を目指してステレオマイクを用いた自動車・列車の同時検出技術を提案する。これまでにステレオマイクを用いた自動車検出技術を開発しているため、本稿ではマイクロフォンを用いた列車検出手法を示す。線路脇に設置したマイクロフォンで取得した音声の周波数成分をロジスティック回帰によって分析し、列車の通過を検出する。線路脇の住宅から取得した音声データを用いて初期の評価を行い、F 値 0.97 の精度で列車の通過を検出できることを確認した。

キーワード: Train detection, Railway trackside microphone

KOJI SATO^{1,a)} SHIGEMI ISHIDA¹ JUMPEI KAJIMURA¹ MASATO UCHINO¹ SHIGEAKI TAGASHIRA²
AKIRA FUKUDA¹

1. はじめに

鉄道は輸送量が多く、高速な輸送が可能であるため、現代の交通・運輸において重要な役割を担っている。鉄道の事故は人的被害を引き起こすだけでなく、列車の運行遅延・中止などによる社会的な影響も及ぼすため、鉄道事故の低減は重要な課題である。鉄道事故の中でも踏切における事故は鉄道事故の約 3 割を占めており、対策すべき課題である。踏切における事故の半数近くは列車と自動車との衝突事故であり、平成 28 年には踏切における列車と自動車の衝突事故が 96 件発生している。

このような事故を削減するためには、列車の位置と踏切を通過する自動車の両方を検出する必要がある。これまでも列車を検出する方法として、列車上に装置を設置し位置情報などを取得する車上設置型と線路上に装置を設置する線路設置型の列車検出技術が開発されている。車上装置型は GPS を用いて列車の位置を検知する方法や、速度発電機を用いて列車内で列車の移動距離を計算し、出発地点を基準とした相対距離から位置を検知する方法がある。線路設置型の列車検出手法は、軌道回路を用いた手法やト

レッドルを用いた手法などがある。しかしながら、列車と踏切内の車両を一つの装置で検出できる手法はこれまでになく、列車と車両を検出する 2 つのシステムを併用する必要があった。

これに対し、筆者らはマイクロフォンを用いた列車と自動車の同時検出システムの開発を目指している。筆者らの目指すシステムではマイクロフォンから取得した可聴音の音声データを解析し、列車の通過の有無と通行中の自動車の位置を一つの装置で同時に検出する。可聴音は広範囲でのデータの取得が可能のため、機材の設置場所の制約が弱く、システムを低コストで設置・運用することができる。また、マイクロフォンの価格などのハードウェア面でも低コストでの導入が可能である。

筆者らはステレオマイクを用いた車両検出手法をすでに報告しているため [1]、本稿では単一のマイクロフォンを用いた列車検出手法を提案する。提案する列車検出手法では、線路脇に設置したマイクロフォンから取得した音声の周波数成分を解析し、列車の通過を検出する。本システムでは機械学習を用いた学習ベースの手法を用いる。事前に取得した列車通過時の音声と列車非通過時の音声の周波数成分の一部を学習データとし、ロジスティック回帰分析を行う。その後、学習後のシステムを用いて、取得した音声データから各時刻の列車通過の有無を判定する。

踏切近くの住宅から音声データを取得し、その音声デー

¹ 九州大学大学院システム情報科学研究院
ISEE, Kyushu University, Fukuoka 819-0395, Japan

² 関西大学総合情報学部
Faculty of Informatics, Kansai University, Osaka, 569-1095, Japan

a) k.sato@f.ait.kyushu-u.ac.jp

タを解析して各時刻ごとに列車の通過の有無を判定する初期的評価を行なった。その結果、F 値 0.97 という高い精度で列車を検知できるという結果が得られた。

本稿の構成は以下の通りである。2 では既存の列車検知手法とその課題について述べる。次に、3 で筆者らの目指す列車と自動車の同時検出システムについて説明し、4 で提案する列車検知の手法について示す。5 で提案する列車検知手法の初期的評価を行い、最後に、6 章でまとめを行う。

2. 関連研究

筆者らの調査した範囲では、可聴音を用いた列車と自動車の同時検知手法はこれまでに開発されていない。ここでは既存の列車検知システムについて説明する。

列車検知システムは車上設置型と線路設置型に分類できる。

速度発電機や衛星測位システムを用いた列車検知手法は車上設置型に分類できる。速度発電機を用いた手法は、列車の移動距離と初期位置から現在の位置を求める手法であり [2]、衛星測位システムである GPS や GNSS を用いて位置情報を得る手法である [3] [4]。車上設置型の手法に共通する問題として、信頼できる地車間通信手段が必要であることが挙げられる。また、GPS を用いた手法はトンネルなどの地形による影響を受けやすく、測位精度が不十分であるという問題もある。

軌道回路やトレッドルを用いた列車検知手法は線路設置型に分類できる。軌道回路を用いた手法は、線路上のある区間に電流を流し、その区間を列車が通過する時に、回路が電氣的に短絡することでその区間の列車の通過の有無を検知する手法である [5]。トレッドルを用いた手法は、線路上に設置した棒が列車通過時に押し下げられることで列車の通過を検知する機械式トレッドルや、列車の車軸によって電磁界が乱される原理を利用した電氣的トレッドルが含まれる。これらの線路設置型の列車検知手法の問題点は、設置の際に大規模な工事が必要であり、場合によっては列車の運行にも影響を及ぼす点である。また、上記すべての手法に共通な問題点として、導入コストや運用コストが大きいということが挙げられる。

筆者らは、これらに変わる手法として可聴音を用いた列車検知手法に注目している。可聴音は広範囲でデータが取得できるので設置位置の制約が少なく、線路沿いにマイクロフォンを設置するだけで列車の通過の有無を検知できる。そのため、低コストで導入・運用でき、通信手段の問題も削減できる。

3. 列車・自動車同時検知システムの提案

図 1 にマイクロフォンを用いた列車・自動車同時検知システムの構成を示す。本システムは 2 つのマイクロフォンとローパスフィルタ (LPF)、自動車検知装置、列車検知装

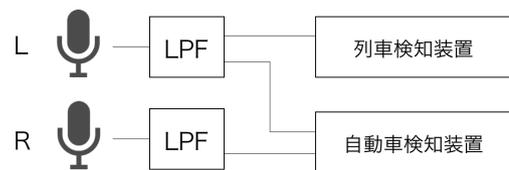


図 1 列車・自動車同時検知システムの構成

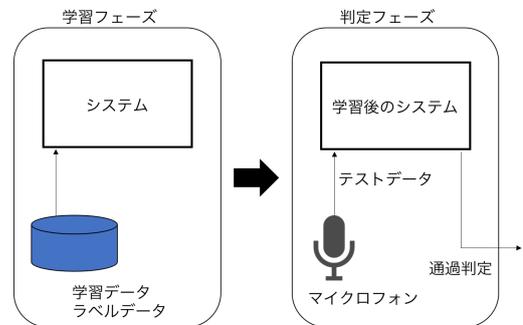


図 2 列車検知手法の構成

置から構成される。各踏切に 2 つのマイクロフォンを設置し、通過する列車と自動車の走行音を収集する。収集した走行音にローパスフィルタを適用することで高周波ノイズを除去し、各車両の走行音を抽出する。自動車検知装置は 2 つのマイクロフォンからの音声データを用いて踏切を通過する自動車の位置を検知する。列車検知装置は 1 つのマイクロフォンからの音声データを用いて列車の通過の有無を検知する。

先行研究で提案している自動車検知装置は車両の走行音の 2 つのマイクへの到達時間差を算出し、サウンドマップを描画することで車両の位置を検出する [1]。

列車検知装置における処理については第 4 章において、詳細を説明する。

4. マイクロフォンを用いた列車検知手法

図 2 にマイクロフォンを用いた列車検知手法の構成を示す。本手法では機械学習を利用した回帰分析を用いて列車の通過の有無を判定するため、学習フェーズと判定フェーズで構成される。学習フェーズでは事前に取得した音声データを用いて機械学習を行い、判定フェーズで用いるモデルのパラメータを決定する。判定フェーズでは学習後のモデルを用いて音声データの各時刻における列車通過の有無の判定を行う。

各フェーズについて以下で詳述する。

4.1 学習フェーズ

学習フェーズでは事前にマイクロフォンから取得した音声データを処理し、そのデータを用いて学習を行う。学習フェーズは次の 3 ステップで表される。

- (1) 短時間フーリエ変換
- (2) ラベル付け

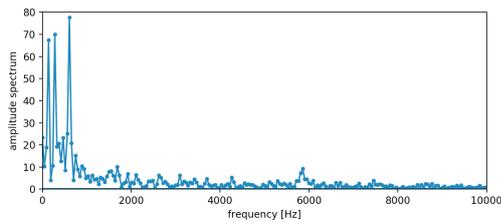


図 3 列車通過時の周波数成分

(3) ロジスティック回帰

学習に用いる特徴量として、音声データの周波数成分を用いる。取得した音声データにフーリエ変換を施し、周波数領域で音声データを表現する。フーリエ変換を行う際、各時間の周波数成分が必要となるため、音声データを一定時間幅に分割し、分割した各音声データにフーリエ変換を施す。図 3 に列車通過時の音声データの周波数成分を示す。図 3 からわかるように列車通過時の周波数成分は 1000Hz 以下に集中している。そのため、取得した周波数成分のうち 1000Hz 以下の成分 21 点を学習データとして用いた。

学習データのラベルについては、手動でラベル付けを行い、列車通過時のラベルを 1、列車非通過時のラベルを 0 とした。列車がマイクロフォンの前方を通過しているとき、この時刻の周波数成分を列車通過時のデータとした。また、列車がマイクロフォンに近づいている時刻や、マイクロフォンから遠ざかっている時刻の音声データは学習精度向上のため除外する。具体的には、列車がマイクロフォンの前方の線路にさしかかった瞬間を列車の通過開始時刻とし、この時刻から 5 秒間を列車通過時のデータとして取得した。通過開始時刻以前の 10 秒間と通過開始 5 秒後から 15 秒間を列車通過の有無が曖昧な時刻として、データから除外した。上記以外の時刻の音声データを列車非通過時のデータとした。上記の手順により作成された 21 次元の学習データを用いて学習を行う。

本手法では学習手法として回帰分析であるロジスティック回帰を用いる。ロジスティック回帰モデルは式 (1) で表される。ロジスティック回帰を用いることでテストデータの周波数成分が電車通過時のものである確率を求めることができる。本システムでは 21 点のデータを用いて学習を行うため、式 (1) の $i = 21$ であり、各周波数成分の値が x_i となる。また y はテストデータが電車通過時である確率を表しており、 a_i と b が学習により求まる回帰係数と定数項である。

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_ix_i + b)}} \quad (1)$$

作成した学習データを用いてこのロジスティック回帰を行い、回帰係数と定数項を求める。これらの定数は判定フェーズにて用いる。

4.2 判定フェーズ

判定フェーズでは学習フェーズで求められた学習モデル

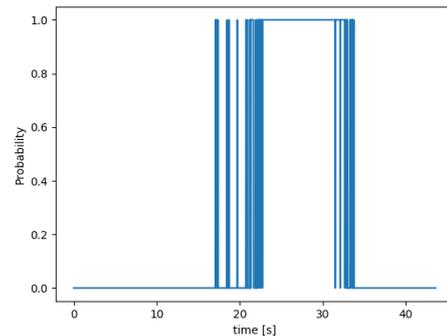


図 4 列車通過時の各時刻の判定結果

の各定数を用いて、音声データの列車通過の有無を判定する。判定に用いるテストデータも学習データ同様、短時間フーリエ変換を施し、特徴量である各時刻の周波数成分を求める。その後、学習フェーズで求められた学習モデルに各周波数成分の値を代入し、各時刻ごとに列車通過の確率を求め列車通過の判定を行う。

図 4 に列車通過時の各時刻における判定結果の例を示す。列車は 22 秒から 32 秒の間にマイクロフォンの前方を通過している。図 4 に示されるように、列車が通過している時刻で列車通過の判定をしていることがわかる。

5. 初期的評価

5.1 評価環境

提案する列車検知手法について有効性を検証するため、初期的評価実験を行なった。福岡県糸島市内の踏切近くの住宅において音声データを取得し、その音声データを用いて実験を行なった。IC レコーダはソニー社製の HDR-MV1、マイクロフォンは AZDEN 社製の SGM-990 を使用した。サンプリングレートは 48 kHz 量子化ビット数は 16 bit である。

音声の取得と同時にカメラを用いて線路を撮影し、この映像を真値として True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), False Negative (FN) を評価した。TP, TN, FP, FN はそれぞれテストデータのラベルが 1 の時に 1 と判定した回数、ラベルが 0 の時に 0 と判定した回数、ラベルが 0 の時に 1 と判定した回数、ラベルが 1 の時に 0 と判定した回数である。

また、TP, TN, FP, FN の値を用いて以下で定義される Precision, Recall, F 値を算出した。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Precision は列車が通過していると判定したデータのうち、実際に列車が通過していた割合であり精度を表す値で

ある。Recall は実際に列車が通過していたデータのうち、列車が通過していると判定した割合であり、網羅率を表す値である。F 値は Precision と Recall の調和平均であり、総合評価を表す値である。

モデルの有効性を証明するために交差検証法で評価を行った。最初に、ラベルが 1 のデータと 0 のデータを同数ずつ含んだ標本データ群を作成した。その後、その標本データ群を 10 分割し、そのうちの 1 個を学習データとして学習させ、残りの 9 個をテストデータとして判定を行う。これを学習データとして使用するデータを変えながら、10 回繰り返しその 10 回の結果を平均して Precision, Recall, F 値を算出した。

5.2 評価結果

表 1 に評価結果を示す。

TP	TN	FP	FN	合計
20368	20606	492	720	42186

表 1 に結果を用いて Precision, Recall, F 値を算出したところ、それぞれ 0.976, 0.966, 0.971 となった。それぞれの評価基準において高い精度で検出できていることが確認できた。

6. おわりに

本稿ではマイクロフォンを用いた列車と自動車の同時検知システムの開発を目指して、マイクロフォンを用いた列車の検知システムの提案と初期的評価を行なった。提案するシステムの初期的評価を実装し、線路沿いの住宅から取得した音声データを用いて実証評価を行なったところ、F 値 0.97 の高い精度で列車検出の有無を判定できた。

列車と自動車の同時検知システムの開発に向けた今後の課題として、列車通過のカウントや通過方向の検出などを考えている。

謝辞 本研究の一部は、科研費（15H05708, 17K19983, 17H01741）及び東北大学電気通信研究所における共同プロジェクトの助成で行われた。

参考文献

- [1] 石田繁巳, 三村晃平, 劉 嵩, 田頭茂明, 福田 晃: 路側設置マイクロフォンによる車両カウントシステム, 情報処理学会論文誌, Vol. 58, No. 1, pp. 89-98 (2017).
- [2] 八木圭介, 山口智敬, 内山大輔: デジタル無線を用いた列車制御システム (ATACS) の導入について, 計測と制御, Vol. 55, No. 5, pp. 443-447 (オンライン), DOI: 10.11499/sicej.55.443 (2016).
- [3] 水間毅, 吉永純, 工藤希: 衛星を用いた列車制御・保安システムの開発, 交通安全環境研究所報告, No. 11, pp. 13-22 (2007).
- [4] Lu, D. and Schnieder, E.: Performance evaluation of

GNSS for train localization, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 16, No. 2, pp. 1054-1059 (2015).

- [5] 中村英夫: 鉄道の運行システムにおける情報処理技術の動向: 鉄道信号システムの革新, 情報処理, Vol. 55, No. 3, pp. 268-276 (2014).