

マイクログフォンを用いた鉄道乗車位置推定手法の設計と評価

佐藤 孝嗣^{1,a)} 石田 繁巳¹ 田頭 茂明² 福田 晃¹

概要：本稿ではマイクログフォンを用いた鉄道におけるユーザの乗車位置推定手法を提案する。提案手法ではプラットフォーム上に立つユーザの持つ携帯端末を用いて列車到着時の音声を取得し、車輪が線路の継ぎ目の上を通過するときに発生するジョイント音と呼ばれる音を利用して乗車位置を車両単位で推定する。本手法は学習ベースの手法でジョイント音を検知するジョイント音検知ブロックと検知されたジョイント音の中から車体構造を利用して雑音除去を行い、乗車位置推定を行う乗車位置推定ブロックで構成される。ジョイント音検知ブロックでは、音声の周波数成分を基に特徴量を設計し、ロジスティック回帰分析を行い、各時刻でのジョイント音が発生していると思われる確率を計算し、ジョイント音の発生時刻を検知する。乗車位置推定ブロックでは、列車の車両構造を利用して雑音除去と乗車位置推定を行う。車両連結部の4つの車輪の間隔の比が既知であることから、等速度、等加速度においてジョイント音の発生間隔のモデルを作成し、そのモデルを利用して乗車位置を車両単位で推定する。提案手法の評価を交差検証で行った結果、推定精度が学習データによって大きく影響を受けることがわかった。そのため、学習データを限定して評価を行い、最高で平均推定誤差 0.91 車両で乗車位置を推定できることを確認した。

キーワード：鉄道乗車位置推定, 音響センシング, ジョイント音

KOJI SATO^{1,a)} SHIGEMI ISHIDA¹ SHIGEAKI TAGASHIRA² AKIRA FUKUDA¹

1. はじめに

現在、鉄道は日本における公共交通機関の要となっており、国土交通省によると2018年の10月に21億人が日本の鉄道を利用している [1]。鉄道の発展に伴って複数路線化や鉄道駅の巨大化が進み、鉄道駅の複雑化が問題となっている。特に旅行者にとって、複数のプラットフォームや複数の出口の中から目的の場所に向かうことは簡単ではない。また、車椅子利用者や高齢の利用者にとってエレベータなどの構内設備の利用は不可欠であり、容易に見つけられることが望ましい。このような鉄道利用における乗客の負担を軽減し、快適な鉄道利用をサポートするためにはユーザの乗車位置を推定することが有用であると考えられる。

ユーザの乗車位置推定手法はこれまでにいくつか提案されているが、それぞれに課題が存在する。列車の車両に高周波域の音波を発生するビーコンを設置し、その高周波を

携帯端末のマイクログフォンで受信することで乗車車両を特定する“Air Stamp”というサービスが提案されている [2]。このような列車設置型のシステムは鉄道会社の実装を行うため、コストの観点から田舎などの利用者の少ない路線では導入されづらい。また、複数のユーザの携帯端末間でBluetoothシグナルのやりとりを行い、乗車位置を推定する手法が提案されているが、複数のサービス参加者の携帯端末を利用して乗車位置を推定するため、利用者の少ない路線では十分に精度を出すことができない。

本稿では、マイクログフォンを用いた鉄道における乗車車両推定手法を提案する。提案手法では、列車到着時の音声をプラットフォーム上のユーザの持つ携帯端末から取得し、線路の継ぎ目の上を車輪が通過した時に発生する“ジョイント音”の回数を数えることで車両単位で乗車位置を推定する。本システムでは機械学習を用いた学習ベースの手法と、列車の構造的特徴を利用したジョイント音のカウントアルゴリズムを用いる。始めに、音声信号の周波数成分を特徴量として利用し、学習ベースの手法によりジョイント音の発生した時刻を検知する。次に、列車の車両連結部の車輪の配置の特徴からジョイント音の発生間隔をモデル化し、ジョイント音の誤検知除去を行いながらジョイント音

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

の発生回数を数えることで、ユーザの乗車位置を車両単位で推定する。

提案手法の基本的な性能を評価するため、実環境で取得した音声データを用いて乗車位置を推定する初期的評価を行った。交差検証により評価を行った結果、十分な精度が得られず、推定精度が学習データによって大きく影響を受けることが分かった。そのため、学習データを限定して評価を行った結果、最高で推定誤差 0.91 車両で乗車位置を推定できることが分かった。

本稿の構成は以下の通りである。2. では既存の鉄道利用支援サービスを紹介し、本研究の位置付けを述べる。3. では本研究のキーアイデアであるジョイント音の回数と乗車位置との関係について説明し、4. で提案する乗車位置推定手法を示す。5. で実環境で取得した音声データを用いた評価結果を報告し、6. でまとめを行う。

2. 関連研究

筆者らの調査した範囲では、ジョイント音を利用した鉄道の乗車位置推定手法はこれまでに開発されていない。本節では、既存のスマートフォンセンサを利用した鉄道乗車位置推定手法に関する研究とジョイント音を利用した研究について示す。

2.1 携帯端末のセンサを利用した鉄道乗車位置推定

スマートフォンには多彩なセンサが搭載されており、モバイルセンシングという分野で多くの応用が提案されている。モバイルセンシングによる鉄道の乗車位置推定手法もこれまでにいくつか提案されているが、それぞれに課題が存在する。

JR 東日本の山手線では列車内に超音波ビーコンを設置し、超音波をスマートフォンで受信することで乗車している車両を特定する“Air Stamp”という技術を利用している [2]。この手法は BLE ビーコンなどでも実装ができるが、この手法のような車両に設備を設置する手法は鉄道会社のみ実装が可能であるため、コストの観点から利用者数の少ない田舎の路線などでは実現されづらい。

鉄道の位置情報を取得する手法として GPS が挙げられ、GPS を利用した乗車位置推定手法が考えられる。GPS は人工衛星からの電波を利用して位置推定を行うため、屋内では測定精度が悪くなるという特徴があるため、鉄道の車両内での利用では正確な位置推定ができない。追加で機材を設置させずに GPS の精度を向上させるための研究もいくつかなされているが、乗車位置推定に十分な精度は得られていない [3]。

乗客の持つ携帯端末が受信した近隣端末の Bluetooth シグナルの RSSI を利用した乗車位置推定手法も提案されている [4]。この手法では近隣端末の発した Bluetooth シグナルを受信し、その RSSI からその近隣端末が同一車両に存

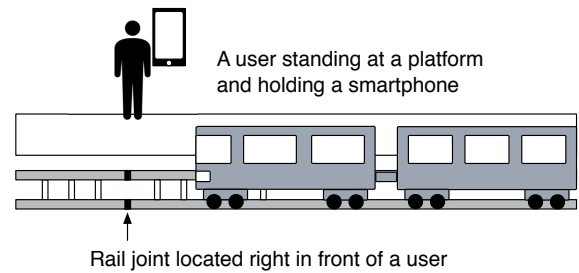


図 1 提案手法の想定する環境

Fig. 1 Assumptions in our proposed system

在する確率を算出する。一部の端末の持つ乗車位置情報とその同一車両確率を利用することで各端末の乗車位置を推定する。この手法は乗車位置推定に複数の携帯端末を必要とするため、利用者数の少ない路線での実現は現実的でない。また、一部の端末が自己の乗車位置情報を保持している必要があることも課題として挙げられる。

2.2 ジョイント音を利用した研究

鉄道のレール継ぎ目を列車の車輪が通過した際にジョイント音が発生することが広く知られており、列車から発生する騒音エネルギーの約 50% をジョイント音が占めているという報告もある [5]。ジョイント音を利用した研究として、ジョイント音を利用した列車の速度推定手法が提案されている [6]。この手法では走行中の列車内から音声を取得後、ジョイント音を検知を行い、複数のジョイント音の発生する間隔からその瞬間の列車の速度を推定する。ウェーブレット変換を利用した多重解像度分析による手法とスパース表現による手法の 2 種類を用いて雑音除去を行い、その後、音声データの振幅の大きさのピークを探索しジョイント音を検知する。この手法は列車内から音声データを取得することを想定しているため、除去すべき雑音として考えられるものは限られている。本手法では、列車到着時の音をプラットフォームから取得するため、入り込む雑音も多いと考えられる。そのため、ジョイント音検知の際に、音声の振幅の大きさのみから判断するのは不十分であると考えられる。

3. 列車の構造とジョイント音

図 1 に提案手法を適用する際の想定環境を示す。プラットフォーム上で携帯端末を持ったユーザが立っており、携帯端末で音声データを取得している。ユーザの正面にレールの継ぎ目が存在し、その他のレール継ぎ目から発生したジョイント音は無視できるものとする。一般的な鉄道の車両は 2 つの車軸で構成された台車を前方と後方に持つため、1 つの車両につき片側合計 4 つの車輪を備えている。列車が到着する際、車輪の個数と同じ回数のジョイント音が正面のレール継ぎ目で発生するため、1 車両につき 4 回のジョイント音が発生する。そのため、列車停止時に乗客の正面

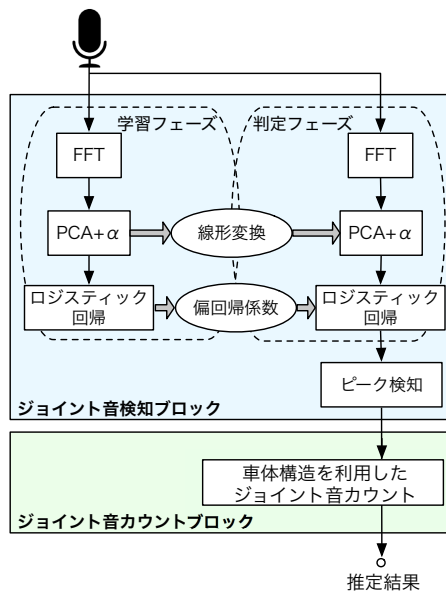


図 2 提案手法の概要

Fig. 2 Overview of proposed system

に N 車両目の乗車口があるとすると、合計で $(4N - 2)$ 回のジョイント音が発生することとなる。このように、列車が停止するまでに正面のレール継ぎ目で鳴ったジョイント音の回数を利用して、列車が停止した時の乗客の正面の車両が何車両目であるかを推定できる。

4. 乗車車両推定システムの提案

図 2 に提案手法の概要を示す。提案手法は学習ベースの手法を用いてジョイント音の発生を検知するジョイント音検知ブロックと、列車の構造上の特徴を利用して雑音の影響を軽減しながらユーザの乗車位置を推定する乗車位置推定ブロックで構成される。

4.1 ジョイント音検知ブロック

ジョイント音検知ブロックではロジスティック回帰分析で各時刻のジョイント音発生確率を求めた後、そのジョイント音発生確率にピーク検知を行いジョイント音の発生時刻を求める。ロジスティック回帰分析は学習手法の一種であるため、学習フェーズと判定フェーズで実現する。

(A) 学習フェーズ

学習フェーズでは事前に収集した音声データとその音声ジョイント音であるかないかの真値ラベルを用いてロジスティック回帰分析の偏回帰係数を学習する。始めに、学習に用いる特徴量を抽出するため、音声データを一定時間幅に分割し、分割した各データに高速フーリエ変換 (FFT: Fast Fourier Transform) を施して各周波数成分の大きさを計算する。

次に、学習の事前処理として次元削減のための主成分分析 (PCA: Principal Component Analysis) を利用した線形変換を行う。ロジスティック回帰に用いる学習データの

周波数成分に対して PCA を行い、分散が最大となりかつ相関の少ない上位主成分を抽出するための線形変換を求める。ここで求められた線形変換は後述する判定フェーズにおいても使用する。FFT を施した後の学習データに対し求められた線形変換を施すことで n 個の上位主成分を抽出し、その絶対値をロジスティック回帰分析の学習に用いる特徴量とする。

ジョイント音検知に用いるロジスティック回帰では、上記の変形により得られた特徴量と定数 1 を並べた $\mathbf{X} = [1, x_1, x_2, \dots, x_n]$ を入力とし、ジョイント音が発生している時刻に発生していた確率 $P(Y = 1|\mathbf{X})$ を計算する。

$$P(Y = 1|\mathbf{X}) = \frac{1}{1 + e^{-\mathbf{A}\mathbf{X}}} \quad (1)$$

ここで、 Y はその時刻にジョイント音が発生しているかどうかを表す確率変数 (1: 通過, 0: 非通過)、 $\mathbf{A} = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_n]$ は偏回帰係数である。

学習フェーズでは以下で定義されるコスト関数 $C(\mathbf{A})$ が最小となるように N 個の学習データ (\mathbf{X}_i, Y_i) ($i = 1, 2, \dots, N$) を用いて偏回帰係数 \mathbf{A} を決定する。

$$C(\mathbf{A}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log P(Y = Y_i|\mathbf{X}_i) \quad (2)$$

(B) 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偏回帰係数 \mathbf{A} を用いて、各時刻においてジョイント音が発生している確率を計算する。学習フェーズと同様に一定時間幅に分割された音声データの周波数成分を計算し、PCA に基づく次元削減を行った上で絶対値をとった結果を特徴量とする。PCA に基づく次元削減では学習フェーズで求めた線形変換を行い、学習フェーズで作成した特徴量と同じ n 個の上位主成分を特徴量 \mathbf{X} として利用する。学習フェーズで得られた偏回帰係数 \mathbf{A} を代入した式 2 に特徴量 \mathbf{X} を代入して各時刻ごとにジョイント音が発生している確率を計算する。

最後に、時系列順に並べられた各時刻の確率に対してピーク検知を行う。ジョイント音の発生する間隔を考慮に入れて、約 0.1 秒幅でピークの探索を行う。探索したピークのうち確率が 0.8 以上のものをジョイント音として検知し、その時刻をジョイント音の発生した時刻として乗車位置推定ブロックに出力する。

図 3 に、観測者のほぼ目の前に線路継ぎ目がある状況で取得した音声信号から検知されたジョイント音の例を示す。25 秒から観測者の前方を列車が通過し始め、40 秒付近で列車が停止している。緑の点はジョイント音ではない時に検知した誤検知を示しており、黄色と赤の点はジョイント音の発生時に検知できたものを示している。赤の点は観測者の正面の線路継ぎ目で発生したジョイント音を、黄色の点はそれ以外の線路継ぎ目で発生したジョイント音をそれぞれ表している。

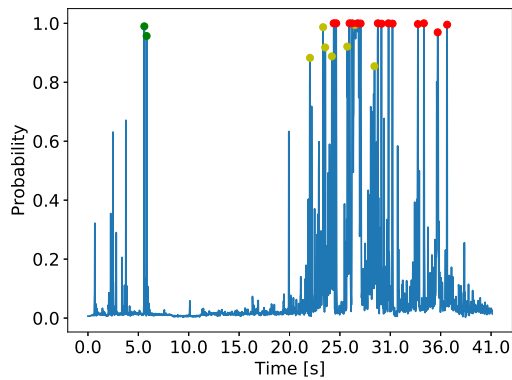


図 3 検知されたジョイント音の例

Fig. 3 Example of detected joint sounds

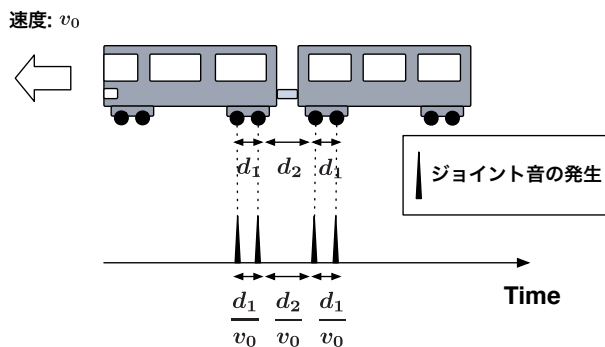


図 4 等速時の車両連結部で発生するジョイント音

Fig. 4 Joint sounds generated by wheels on successive train carriages (constant speed situation)

4.2 乗車位置推定ブロック

乗車位置推定ブロックではジョイント音検知ブロックで検知したジョイント音の発生時刻を利用してユーザの乗車位置を推定する。このとき、列車の車体構造を考慮し、ジョイント音検知ブロックで得たジョイント音の発生時刻に基づいてジョイント音の誤検知を取り除く。図 3 の例で言えば、ジョイント音検知ブロックで検知されたジョイント音の中から赤の点で示したジョイント音だけを抽出する。

以下では、まず乗車位置推定におけるキーアイデアとして列車の車両連結部で発生するジョイント音について述べ、一定条件下での車両連結部のジョイント音の発生間隔のモデルを示す。次に、示したジョイント音の発生間隔のモデルを利用して車両連結部で発生したジョイント音を抽出し、乗車位置を推定する手法について示す。

(A) 車両連結部で発生するジョイント音

列車の車両と車両の継ぎ目付近には片側につき先行車両の後方台車の車輪 2 つと、後続車両の前方台車の車輪 2 つが搭載されている。本稿では、この合計で 4 つの車輪からなる車両継ぎ目付近の構造を“車両連結部”と呼ぶこととする。車両連結部の 4 つの車輪がレール継ぎ目上を通過する時間は十分に短いと考えられるため、本研究では等速度あるいは等加速度と仮定して車両連結部で発生するジョイ

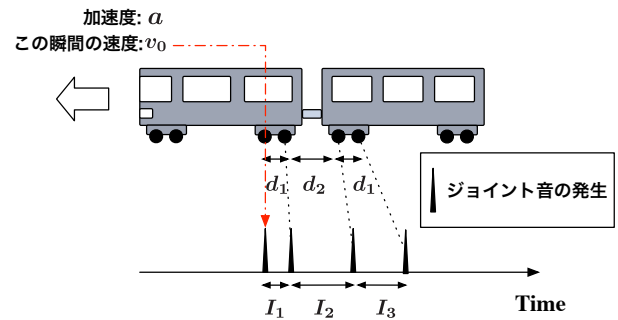


図 5 等加速度時の車両連結部で発生するジョイント音

Fig. 5 Joint sounds generated by wheels on successive train carriages (constant acceleration situation)

ント音の発生間隔のモデルを作成する。図 4、図 5 に等速時と等加速度時の車両連結部で発生するジョイント音についてそれぞれ示す。この車両連結部では 4 つの車輪でジョイント音が発生するため、合計で 4 回のジョイント音が発生する。車両連結部の 4 つの車輪の 3 つの間隔を d_1, d_2, d_1 とすると、列車が等速度で移動している際、ジョイント音の発生する間隔は車輪の間隔を速度で除したものと求められる。

列車が等加速度で移動している際、車両連結部で発生する 4 つのジョイント音の時間間隔を時系列順に I_1, I_2, I_3 とすると、 I_1, I_2, I_3 は以下のように示される。

$$I_1 = \frac{1}{a} \left(\sqrt{v_0^2 + 2ad_1} - v_0 \right) \quad (3)$$

$$I_2 = \frac{1}{a} \left(\sqrt{v_0^2 + 2a(d_1 + d_2)} - \sqrt{v_0^2 + 2ad_1} \right) \quad (4)$$

$$I_3 = \frac{1}{a} \left(\sqrt{v_0^2 + 2a(2d_1 + d_2)} - \sqrt{v_0^2 + 2a(d_1 + d_2)} \right) \quad (5)$$

ここで、 a は列車の加速度、 v_0 は車両連結部の最初のジョイント音が発生した時刻の列車の速度である。

(B) 乗車位置推定アルゴリズム

ジョイント音検知ブロックで検知したジョイント音の発生間隔から車両連結部で発生したジョイント音を抽出し、乗車位置を推定する手順を以下に示す。

- (1) 検知されたジョイント音の中から、4 つのジョイント音の組を網羅的に作る。
- (2) 4 つのジョイント音からなる各組から 4.2 (A) で示した等速・等加速度時のジョイント音発生間隔のモデルを利用して車両連結部で発生したジョイント音の組を抽出する。はじめに、4 つのジョイント音の 3 つの発生間隔 I_1', I_2', I_3' を計算する。次に I_1', I_2' を式 3, 4 にそれぞれ代入し、加速度 a と初速度 v_0 を導出する。最後に導出した a と v_0 を式 5 に代入して理論発生間隔 I_{3t} を求め、 I_{3t} と I_3' と差が一定未満の割合であれば、この 4 つのジョイント音を車両連結部で発生したジョイント音の組として後の処理に渡す。

(3) 車両連結部で発生したジョイント音の組を数えることで、何車両が前方を通過したのかを推定する。列車は減速しているため、後続の車両連結部で発生したジョイント音ほど発生間隔が長くなる。このことを利用して抽出した車両連結部で発生したジョイント音の組の中から、発生間隔 I_1 が徐々に長くなり、かつジョイント音組が重ならないように車両連結部で発生したジョイント音の組の数を数える。

上記のように車両連結部で発生したジョイント音の数を数え、その数に 1 を加えたものを乗車した車両位置として検知する。

4.3 設計上の制限

実環境で実装する場合、本手法には以下の 3 つの設計上の制限が存在する。

- 観測者とレール継ぎ目の位置関係
観測者の真正面にレール継ぎ目が存在せず、少しずれた場所にレール継ぎ目が存在する場合、列車の停止位置によっては 3. で述べたジョイント音の回数と乗車位置との関係が成立しなくなる。例えば、観測者から列車の進行方向側にずれた場所にレール継ぎ目がある場合、観測者の正面を車両連結部が通過していてもその車両連結部がレール継ぎ目に到達せず、ジョイント音が発生しなければ、実際の乗車位置より 1 車両前の車両を乗車位置と推定してしまう。このような観測者とレール継ぎ目の位置関係に起因する乗車位置の推定誤差は一般に鉄道のレールの長さより列車の車両長が短いことから高々 1 車両分の推定誤差しか生じないものの、提案手法では避けられない問題となっている。
- 複数のレール継ぎ目で発生するジョイント音
付近の複数のレール継ぎ目で発生したジョイント音が共に観測できることが考えられる。このような条件の下では、それぞれのレール継ぎ目で発生したジョイント音を区別して検知することはできるが、どのレール継ぎ目が観測者により近いのか判別ができない。実証実験で取得した音声データを調査すると、1 つ隣より遠いレール継ぎ目で発生するジョイント音の影響は無視できるものの、1 つ隣のレール継ぎ目から発生するジョイント音は十分に影響を及ぼしていた。
- 鉄道路線のロングレール化
近年、整備コストや騒音の問題から線路のロングレール化が進められている路線がある。ロングレール化されている線路ではジョイント音がほとんど発生しないため、ジョイント音を利用する本手法では乗車位置を推定することができない。しかし、ロングレール化されている路線は都会の路線が多く、都会の路線では乗車人数も多く、既存の乗車位置推定手法が適用できる。本手法ではまだロングレール化されていない乗車人数



図 6 評価環境

Fig. 6 Evaluation environment

の少ない路線をターゲットとする。

以上の設計上の制限が存在するが、乗車人数の少ない田舎の路線などでは提案手法は既存の手法に替わる有効な乗車位置推定手法となると考える。

5. 初期的評価

提案する乗車位置推定手法の基本性能を検証するため、JR 九州福吉駅において音声データを取得し、その音声データを用いた初期的実証評価を行った。

5.1 評価環境

図 6 に実験時の環境を示す。データ取得者はプラットフォーム上の無作為に選んだ場所にスマートフォンを持って立ち、音声データを取得した。真値データとして動画を撮影するため、スマートフォンのカメラを線路方向に向けて映像データも同時に取得した。データ取得に参加した人数は 5 人で、使用したスマートフォンは iPhone6 または iPhone7 であった。

実験時に到着した列車は 103 系、303 系、305 系の 3 種類で、それぞれ 3 両編成、6 両編成、6 両編成であった。実験時には延べ 15 台の列車が駅に到着し、風の影響でジョイント音が聞こえないデータを除くと、合計で 55 個の列車到着時の音声データが取得できた。式 (3)~(5) で用いる d_1, d_2 は 103 系、303 系、305 系の構造に基づいてそれぞれ 2.1m、4.2m とした。

乗車位置の真値データは撮影した動画から取得した。列車が停止した時にデータ取得者の正面に来ている車両が何車両目かを確認し、その値を乗車位置の真値とした。ジョイント音検知のための学習データは撮影した動画と音声に基づいてジョイント音発生時のラベルを 1、ジョイント音非発生時のラベルを 0 として手動でラベルづけを行った。音声データの中でジョイント音が鳴っている時の音声データをジョイント音発生時のデータとし、それ以外の時刻の音声データをジョイント音の非発生時のデータとした。音声データはサンプリングレート 44.1 kHz で取得し、FFT は

		推定した乗車車両 [車両目]					
		1	2	3	4	5	6
実際の乗車車両 [車両目]	1	3	0	0	0	0	0
	2	17	2	0	0	0	0
	3	5	0	0	0	0	0
	4	6	1	0	0	0	0
	5	14	3	1	0	0	0
	6	1	1	0	1	0	0

図 7 評価結果:交差検証による評価

Fig. 7 Evaluation result: cross validation

1024 点で行った. 予備実験の結果に基づき, 学習に使用する主成分は 4 個とした. 提案手法を用いてデータ取得者の正面に停車した車両位置の推定を行い, 推定精度を評価した.

5.2 評価結果

評価はジョイント音検知ブロックで用いる学習データの選択方法を変えて, 2 回行った. はじめに, 10 分割交差検証で提案手法の乗車位置推定精度を評価した結果を示す. 次に, 学習データとして使用するデータを限定して評価し, 最も精度の良かった結果を示す.

(A) 交差検証による提案手法の評価

図 7, 図 8 に 10 分割交差検証で提案手法を評価した混同行列の表と誤差の分布をそれぞれ示す. 本稿の混同行列では各行が実際の乗車位置を, 各列が提案手法の推定した乗車位置をそれぞれ車両単位で表しており, 各マスの数字は実際は何車両目に乗車して, 何車両目に乗車したと推定された音声データの数を表している. また, 青く塗った部分は実際の乗車位置を正確に推定できているものを示している.

平均推定誤差 2.27 車両で乗車位置を推定できることを確認した. ここで平均推定誤差とは各音声データの実際の乗車位置と推定乗車位置の差の絶対値の総和を音声データの総数で割ったものであり, 一回の乗車推定において実際の乗車位置と推定乗車位置に平均でどれだけ誤差が生じるかを表している.

図 7 の表で対角線よりも左側に推定結果が存在することから発生した推定誤差の多くは実際の乗車位置より前方として検知していたことがわかる. この推定誤差はジョイント音の未検知によるものである. 調査の結果, 学習データの中にジョイント音が鮮明に聞こえないものや音量の小さいもの, 雑音の多いものなどが混ざっていることが分かった. これらの音声データがジョイント音の検知精度を下げていたと考えられる.

(B) 学習データを限定した評価

交差検証で学習データをランダムに選択して実験を行っ

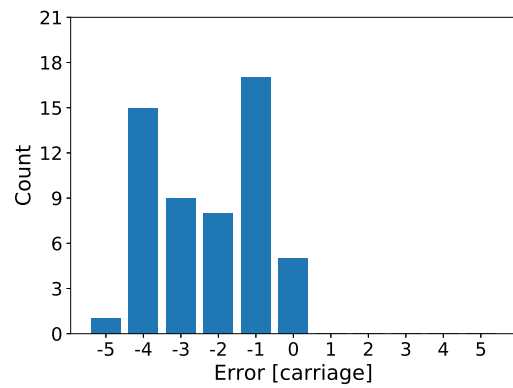


図 8 推定誤差の分布:交差検証による評価

Fig. 8 Distribution of estimation error: cross validation

		推定した乗車車両 [車両目]						
		1	2	3	4	5	6	7
実際の乗車車両 [車両目]	1	2	0	0	1	0	0	0
	2	6	6	3	3	0	1	0
	3	0	3	1	1	0	0	0
	4	0	0	2	2	3	0	0
	5	0	0	3	5	7	1	2
	6	0	0	0	1	0	1	1

図 9 評価結果:学習データを限定した評価

Fig. 9 Evaluation result: limited train data

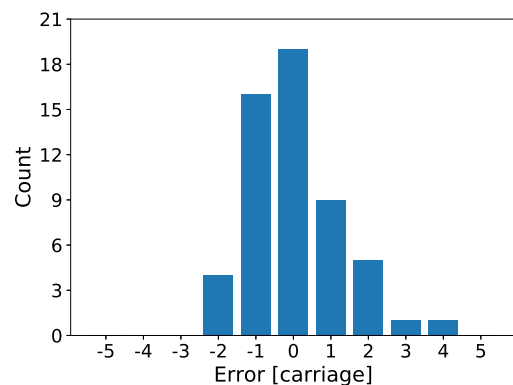


図 10 推定誤差の分布:学習データを限定した評価

Fig. 10 Distribution of estimation error: limited train data

た結果, 十分な精度が得られなかったため, 学習データとして使用するデータを限定して評価を行った. 図 9, 図 10 に学習データを限定して評価を行った中で最も精度良く推定できた結果の混同行列の表と誤差の分布を示す.

実験により, 平均推定誤差 0.91 車両で乗車位置を推定できることを確認した. 学習データを限定して実験を行った結果, 大幅に精度が向上することがわかった. 図 9, 図 10 より以下のことがわかる.

- 図 9 より, 多くの推定結果が表の対角線付近にあることがわかる. 図 10 から, 80%のデータが推定誤差

±1 車両で乗車位置を推定できることがわかる。

- 図 9 の表の対角線より右側は実際の乗車位置よりも後方の車両を乗車位置として推定している。これらの推定誤差はジョイント音の誤検知によって発生している。このジョイント音の誤検知は風による雑音や観測地点付近の工事の騒音などによって発生していた。例えば、図 10 で最大の 4 両の誤差を生じた音声データを調査すると、列車の空気ブレーキのコンプレッサの音によって誤検知が生じていた。この誤検知による推定誤差は列車の車体構造を利用した誤検知除去のフィルタリングを増やすことで軽減できると考える。
- 図 9 の表の対角線より左側は実際の乗車位置よりも前方の車両を乗車位置として推定している。これらの推定誤差はジョイント音の未検知によって発生している。ジョイント音の音量が小さい時や鮮明でない時にジョイント音の未検知が発生していた。これらの未検知を減らすためにはジョイント音検知ブロックで使用する学習データを増やすことや特徴量の設計を変えることが必要であると考えられる。

発生した推定誤差はジョイント音の誤検知や未検知の両方によって発生していることを確認した。ジョイント音の誤検知は風による雑音や、観測地点付近の工事の騒音によって発生することがわかった。ジョイント音の未検知はジョイント音の音量が小さい時に発生していることがわかった。

6. おわりに

本稿ではマイクロフォンを用いた列車の乗車位置推定手法を提案した。列車到着時の音声データを携帯端末のマイクロフォンで取得し、ジョイント音と車体構造の関係を利用して乗車位置を推定した。まず、取得した音声データの周波数成分に事前処理を加えてロジスティック回帰分析を行い、ジョイント音を検知し、発生時刻を求めた。次に、車両連結部の車体構造からジョイント音の発生間隔のモデルを作成し、誤検知除去と通過した車両連結部のカウントを行い、乗車位置を車両単位で推定した。提案するシステムを実装し、駅のプラットフォームから取得した音声データを用いて実証評価を行った。交差検証で学習データを変えながら評価を行った場合、学習データに含まれているジョイント音の音量の小ささや雑音によってジョイント音の未検知が増え、十分な精度が得られなかった。そこで、学習データとして利用する音声データを限定して評価を行った結果、最高で平均推定誤差 0.91 車両で乗車位置を推定できることを確認した。

本稿では、学習データが提案手法の精度に大きく影響を及ぼすことを確認した。今後はジョイント音の検知に適した学習データの定性的な分析を行うと共に、列車の構造的な特徴をさらに利用した雑音除去などを行い、精度向上を目指すしていく。

謝辞 本稿で示した研究の一部は、科研費 (JP15H05708, JP17K19983, JP17H01741) 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] 国土交通省：鉄道輸送統計月報，available online (2018). <http://www.mlit.go.jp/k-toukei/saisintoukei.html>.
- [2] 株式会社 NTT ドコモ：報道発表資料，available online (2014). https://www.nttdocomo.co.jp/info/news_release/2014/03/04_00.html.
- [3] Nirjon, S., Liu, J., DeJean, G., Priyantha, B., Jin, Y. and Hart, T.: COIN-GPS: indoor localization from direct GPS receiving, *Proc. ACM MobiSys*, pp. 301–314 (2014).
- [4] 前川勇樹, 内山 彰, 山口弘純, 東野輝夫：鉄道における Bluetooth RSSI 特性を用いた乗車車両および混雑の推定手法, 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 6, pp. 1614–1624 (2014).
- [5] 小林知尋, 横山 栄, 矢野博夫, 橘 秀樹：在来鉄道騒音予測のためのレール継目音の音源モデル, 日本音響学会誌, Vol. 69, No. 3, pp. 106–111 (2013).
- [6] 蘇 迪, 佐野 聡, 田中博文, 長山智則, 水谷 司：加速度と車内音の相互補正による鉄道車両の位置同定手法, 構造工学論文集 A, Vol. 62, pp. 571–584 (2016).