

離散ウェーブレット変換を用いた路側設置マイクによる 省リソース車両検出手法の検討

久保 一雄¹ 李 承諭¹ 石田 繁巳¹ 田頭 茂明² 福田 晃¹

概要: ITS (Intelligent Transportation System : 高度道路交通システム) において, 道路を走行する車両を検出することは重要なタスクの1つである. 筆者らは, マイクロフォンを用いた低コスト車両検出システムの開発を進めており, F 値 0.92 という高い精度で車両と車両の走行方向を検出できる事を確認している. しかし, このシステムは道路の混雑状況に関係なく常時起動させているため, 消費電力が大きいという問題点が存在する. 本稿では, 低コスト車両検出システムの省電力化に向け, 超省電力マイコンで実装が可能な省リソース型車両検出システムを開発し, マイクロフォンを用いた車両検出システムと併用する事によって, 高性能な車両検出システムを省電力で実現する手法を提案する. 九州大学伊都キャンパス内の片側1車線, 合計2車線の道路において収集した車両走行音に対して省リソース型車両検出手法を適用し, 交差検証を行った所, Precision 値 0.942, Recall 値 0.952 という高い精度で車両を検出できる事を確認した.

キーワード: 離散ウェーブレット変換, 車両検出, ロジスティック回帰.

KAZUO KUBO¹ CHENGYU LI¹ SHIGEMI ISHIDA¹ SHIGEAKI TAGASHIRA² AKIRA FUKUDA¹

Keywords: Discrete Wavelet Transform, Vehicle Detection, Logistic Regression.

1. はじめに

ITS (Intelligent Transportation System : 高度道路交通システム) の重要度が高まるに伴い, 道路を走行する車両情報は ITS を支える基盤として重要度が増加している. 走行車両は一般に車両検出システムを利用して検出される. しかしながら, 車両検出システムの導入・運用には対象区間・車線の道路を封鎖しての工事を必要とすることからコストが高く, 導入は交通量の多い一部の道路に偏っている.

筆者らは, マイクロフォンを用いた低コスト車両検出システムの開発を進めている. このシステムでは車両走行時にタイヤから発生する音を用いて車両を検出する. 道路脇の歩道上に低い高さで設置した低コストなマイクロフォンを用いて複数車線の車両を検出することができるため, 対象区間を封鎖せずに設置・管理が可能である. また, 全て

の車両は走行時に音が発生するため, 車両の種類に関わらず検出できる.

提案する車両検出システムの実現に向け, 2台のマイクロフォンに車両の走行音が到達する時間差を描いた「サウンドマップ」を利用する車両検出手法をこれまでに報告した. 評価実験を行ってステートマシンベースの車両検出手法 [1] 及びテンプレートマッチング手法 [2] によって F 値 0.92 という高い精度で車両の有無と車両方向を検出できることを確認した.

しかしながら, 提案した車両検出システムは道路の混雑状況に関係なく常時起動させているため消費電力が大きいという問題がある. システムを省電力化できない原因として, 「サウンドマップ」描画時に画像処理を行っている事や多数の積和演算を必要とするため, 低消費電力マイコンへの実装に不向きである事が挙げられる.

高性能な車両検出システムの省電力化に向け, 本稿では, すでに提案した車両検出システムと, 超省電力マイコンで実装が可能な省リソース型車両検出システムを併用する事により, 高性能な車両検出システムを省電力で実現する方

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

式を提案する。具体的には、省リソース型車両検出システムを常時起動させ、車両の通過の有無のみをリアルタイムで判定する。その後、車両が通過する時のみ高性能な車両検出システムを起動させる事によって最終的な省電力化を実現する。

省リソース型車両検出システムの実現に向け、本稿では離散ウェーブレット変換とロジスティック回帰分析を用いた車両検出手法を示す。離散ウェーブレット変換から求まるウェーブレット係数の大小関係には車両を検出できるだけの長が含まれている事が知られている [3]。この長をロジスティック回帰分析する事により車両を検出する。

離散ウェーブレット変換とロジスティック回帰分析の処理はリソースの限られた超省電力マイコン上に実装が可能である。離散ウェーブレット変換は基底関数（マザーウェーブレット）として Haar ウェーブレットを用いると加算及び減算で実現できる。また、ロジスティック回帰分析についてはモデルの構築には大きなリソースを要するものの、モデルを用いた車両検出は省リソースで実現できる。

九州大学伊都キャンパス内の片側 1 車線、合計 2 車線の道路において省リソース車両検出手法の実証評価を行った。交差検証（Cross Validation）を用いて精度を測定した所、Precision 値 0.942, Recall 値 0.952 という高い精度で車両を検出できる事を確認した。

本稿の構成は以下の通りである。2 では、車両検出に関する関連研究と離散ウェーブレット変換を用いた車両検出の関連研究について概観する。3 では、提案する省電力車両検出システムについて概観し、その実現に向けて新たに必要となる省リソース型車両検出システムを示す。4 では、実証評価を通じて提案する省リソース車両検出手法の有用性を示す。最後に 5 でまとめとする。

2. 関連研究

2.1 車両検出システム

一般的な車両検出システムはその機能により、存在検出、速度検出、密度検出の 3 種類に分類できる [4]。存在検出は単に通過台数のみをカウントする手法の事である。速度検出は存在検出の機能に車両の速度まで含めた検出が可能な手法の事である。密度検出は速度検出の機能に単位道路上の車両存在台数まで含めた検出が可能な手法の事である。多くのシステムでは、速度や密度は存在検出の結果から間接的に求めている。

本稿では車両検出システムの中でも存在検出のみを行うシステムに着目する。存在検出を行う車両検出手法は大まかに埋設型と非埋設型に分類される。

ループコイルや地磁気センサを利用した車両検出システムは埋設型に分類される。埋設型は踏板式などの圧力感応方式と比べ、センサ自体にダメージを受ける機会が少なく寿命が長い。また、ゴミやホコリの影響を受けにくく、定

期的なメンテナンスが不要という特徴が存在する。しかし、センサ 1 つあたりの車両検知範囲が狭く、精度のよい車両検出を実現するためには複数箇所にセンサを設置する必要がある。また、設置や故障時に埋設工事が必要となり、設置・運用コストが高い。

超音波パルスや赤外線センサを利用した車両検出システムは非埋設型に分類される。非埋設型もまた、圧力感応方式と比べ寿命が長く、埋設型よりも車両検知範囲が広範囲である長が存在する。しかし、ループコイルや地磁気センサなどの金属感応方式ではなく、形状感応方式である場合が多いため、誤検出を防ぐためにセンサを道路上方または側方に設置する必要がある。設置コストが高い。また、ゴミや天候などの影響を受けやすい。

このように、既存の車両検出システムは設置工事や定期的なメンテナンスが必要となり、設置・運用コストが高いという問題がある。このような問題に対し、すでに設置済みの CCTV カメラを活用し、設置コストを最小限に抑えた車両検出を実現している例が存在する [5]。しかし、この手法は CCTV が設置されているようなバイパスや高速道路を対象としており、交通量の少ない道路ではこの手法を適用する事ができない。

筆者らもサウンドマップを用いた低コストな車両検出システムをこれまでに報告した [1], [2]。サウンドマップは、2 台のマイクロフォンが受信した車両走行音の時間差が時間とともにどう変化するかを描いた図である。取得した走行音データを短い時間間隔で分割し、各データに一般化相互相関（Generalized Cross-Correlation）を適用して到達時間差を求めることでサウンドマップを描く。大型車両のようにホイールベースの長い車両が通過した際、サウンドマップだけでは検出精度が低下してしまう。そのため、サウンドマップにシンプルな画像処理を適用することによって大型車両の検出も実現した。

しかしながら、サウンドマップを用いた車両検出システムは大きなリソースを要し、消費電力が大きいという問題がある。車両検出システムの省電力化が難しい理由として、サウンドマップを描くための一般化相互相関を計算する際、大量の積和演算を必要とすることが挙げられる。また、トラックなどの大型車両の検出精度を向上させるための画像処理をサウンドマップに適用しているため、多くのメモリや多数の演算を行う必要があることも消費電力の増大を招いている。

2.2 ウェーブレット変換を用いた車両検出システム

車両走行音を用いた音響センシングに関しては、ウェーブレット変換を用いる手法がこれまでに報告されている。

Averbuch らは、様々な車両の音を集集し、ウェーブレット変換から得たウェーブレット係数からなるパケット間のエネルギー分布を計算し、学習する事により、車両の種類

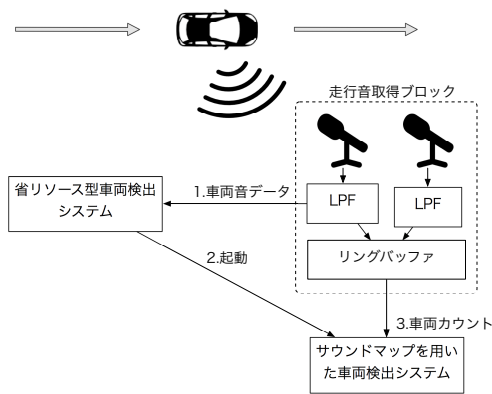


図 1 システムの概要図

まで含めた堅牢な車両検出システムを提案している。しかし、この手法では予め車両音、会話、環境音、飛行機音など様々な音を収集しておかなければならない。また、出力には複数の分類器を必要とし、リソースが制限された環境での車両検出については考慮されていない [3]。

どのような場所にも設置できる堅牢な音響車両検出を作成しようとする、ノイズとして予測される環境音の収集などの下準備が膨大になってしまう。その結果、車両の形状などの明確な特長を用いる事ができる画像処理を用いた車両検出手法に劣る。また、システムの内部で用いる判定器の数も増えてしまい、結果として処理コストも高くなってしまふ。

このような観点から、本稿では設置する場所ごとに個別に機械学習を行うことによって予め車両音や環境音を用意せず、超省電力マイコンでも実現可能な省リソース型車両検出システムを提案する。

3. 車両検出システム

3.1 概要

図 1 に本稿で提案する車両検出システムの概要を示す。図 1 に示されている通り、システムは走行音取得ブロック、省リソース型車両検出システム、サウンドマップを用いた車両検出システムで構成される。

走行音取得ブロックは、2台のマイクロフォンと LPF (Low Pass Filter) を接続したものである。2台のマイクロフォンは道路脇の歩道に設置し、車両音を取得する。LPF は、環境雑音の影響を低減させるために用いる。走行車両のタイヤが発する音の主成分は 2.0 kHz 以下である事が知られているため [6]、LPF のカットオフ周波数は余裕を持たせて 2.5 kHz とした。また、2台のマイクロフォンから収集した走行音は一定の時間、リングバッファに保存される。

省リソース型車両検出システムでは、1台のマイクロフォンから取得された走行音を走行音取得ブロックから受け取る。受け取った走行音を短い時間間隔に分割し、その分割された走行音ごとに車両の有無を判定する。走行車両あり

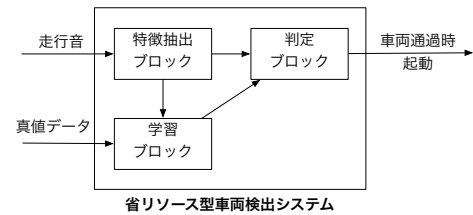


図 2 省リソース型車両検出システムの概要図

と判定された時、高精度な車両検出システムを起動させ、精度の良い車両検出を行う。省リソース型車両検出システムは、最終的には msp430 のような超省電力マイコンに実装し、このシステムを常時起動させる事によって、システム全体の平均消費電力を抑える事ができる。

サウンドマップを用いた車両検出システムは、省リソース型車両検出システムから車両通過判定が入力された時に起動する。車両が検出された時点の走行音データをリングバッファから読み出し、サウンドマップを用いた車両検出手法を適用する [1] [2]。高精度な車両検出システムでは量子化ビット 16 bit、サンプリング周波数は 8 kHz であるため、数十 kByte ほどで 2台のマイクロフォンの走行音を数秒間保存する事ができる。

図 2 に省リソース型車両検出システムの概要を示す。図 2 から分かる通り、このシステムは、特徴抽出ブロック (Feature Extractor)、学習ブロック (Learning)、データ成形ブロック (Filter) の 3つのブロックで構成される。また、走行音取得ブロックから得られる走行音と車両通過の真偽を表す真値データという 2つの入力を持つ。そして、高精度な車両検出システムを起動させるための出力を持つ。

走行音取得ブロックで、マイクロフォンから得た走行音に対して LPF を適用し、マイクロフォン 1台分の車両音が特徴抽出ブロックに入力される。特長抽出ブロックでは、一定間隔ごとに分割した車両音から離散ウェーブレット変換を用いて特徴を抽出する。学習ブロックでは、特長抽出ブロックで抽出された特徴と車両通過の真値データを用いてロジスティック回帰分析を行い、ロジスティック回帰モデルを作成する。判定ブロックでは、学習ブロックで作成されたロジスティック回帰モデルから車両通過確率を計算し、予め設定されている閾値を用いて分割した車両音ごとに車両の有無を表す 2値を出力する。

省リソース型車両検出システムの入力である学習用の真値データは、本稿の実証実験では車両音を収集した際に撮影した映像から得た情報を用いた。将来的には、高精度な車両検出システムからの車両通過判定情報と走行音取得ブロックからの走行音から学習を想定している。

以下に省リソース型車両検出システムの各ブロックについて詳しく説明する。

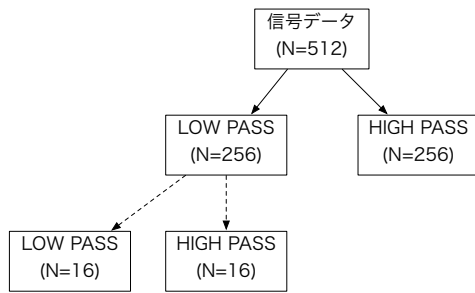


図 3 ウェーブレット変換の概要 (5 階)

表 1 ウェーブレット係数について

範囲	$f_s = 8 \text{ kHz}$	N
$0 - \frac{f_s}{64}$	0 - 0.125 kHz	16
$\frac{f_s}{64} - \frac{f_s}{32}$	0.125 kHz - 0.25 kHz	16
$\frac{f_s}{32} - \frac{f_s}{16}$	0.25 kHz - 0.5 kHz	32
$\frac{f_s}{16} - \frac{f_s}{8}$	0.5 kHz - 1.0 kHz	64
$\frac{f_s}{8} - \frac{f_s}{4}$	1.0 kHz - 2.0 kHz	128
$\frac{f_s}{4} - \frac{f_s}{2}$	2.0 kHz - 4.0 kHz	256

3.2 特徴抽出ブロック

特徴抽出ブロックでは、Haar ウェーブレットを用いた 5 階のウェーブレット変換を 512 サンプルずつに分割した車両走行音に対して適用する。そして、得られたウェーブレット係数を用いて 6 点の特徴を抽出する。

Haar ウェーブレットを利用した離散ウェーブレット変換は、図 3 のように隣り合う 2 点の平均を求める LPF (Low Pass Filter) と隣り合う 2 点間の差を求める HPF (High Pass Filter) を再帰的に適用する事でウェーブレット係数を求める事ができる。この離散ウェーブレット変換を 1 度行くと、元のデータ列の半数のウェーブレット係数群を 2 つ作成する事ができる。このウェーブレット係数は元のデータ列の半分の周波数成分をそれぞれ含むため周波数領域の解像度は 2 倍になる。逆に、データ数は元のデータ列に比べ半減しているため、時間領域の解像度は半減する事になる。

車の走行音を構成している周波数成分は 0 - 2.50 kHz のように低い周波数成分に多く含まれているため、図 3 のように低周波数成分を集中的に解析する。一例として、車両走行音を $f_s = 8 \text{ kHz}$ でサンプリングした際に抽出できる 6 グループのウェーブレット係数群の関係を表 1 に示す。

表 1 に 512 点に対して 5 階の離散ウェーブレット変換を適用した際の各ウェーブレット係数が含む周波数成分と係数の数の関係を示す。異なる周波数成分を含んでいる 6 個のウェーブレット係数群のごとの最大値を特徴量として抽出する。

3.3 学習ブロック

学習ブロックでは、512 サンプルごとに分割した車両音の特徴と車両走行の有無を表す 2 値データを用いてロジス

ティック回帰分析を行う。

具体的には、走行音の収集時に撮影した動画を真値とし、車両がカメラの前を通過する前後 2 秒間を車両あり、それ以外を車両なしと定義する。車両ありとされた時間内に含まれている特長に車両ありを表す 1 を付与し、それ以外には車両なしを表す 0 を付与する。特徴とラベル情報をもとにロジスティック回帰分析を行い、ロジスティック回帰モデルを作成する。

3.4 判定ブロック

判定ブロックでは、学習ブロックで求めた定数と偏回帰係数からなるロジスティック回帰モデルと、特徴抽出ブロックで求めた 6 個の特徴量から車両走行の確率 P を求め、閾値をもとに車両ありと車両なしを判定する。

特徴抽出ブロックからの入力値である $X_0 \dots X_W$ を用いた時、そのパッケージが車両走行中である確率 P は以下の式で表される。

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(B_0 + B_1 X_0 + \dots + B_{W+1} X_W)}} \quad (1)$$

B_0 と $B_1 \dots B_{W+1}$ はそれぞれ学習ブロックで求めた定数と偏回帰係数。W は離散ウェーブレット変換の階数である。この計算式により 512 点の車両走行音に対して車両走行の有無を表す確率 P が一つ求まる。

4. 評価

提案する省リソース車両検出手法の有効性を検証するための初期的評価として、九州大学伊都キャンパス内の道路において実証評価を行った。

4.1 評価環境

対象となる道路は片側 1 車線の計 2 車線道路の道路である。1 台のマイクロフォンを高さ 1m、道路の中心から約 2m 離れた歩道上に設置し、IC レコーダで車両走行音を約 30 分間録音した。IC レコーダはソニー社製 HDR-MV1、マイクロフォンは AZDEN 社製 SGM-990 である。走行音はサンプリングレート 48 kHz、量子化ビット 16 bit で記録した。また、録音と同時に道路をカメラで撮影し、この動画を真値として利用した。

録音した車両音には普通車の他にバスなどの大型車、バイクなどの二輪車など計 151 台の車両音が含まれている。また、雑音としてセミの音、会話、風の音などが含まれている。評価には、 $f_s = 8 \text{ kHz}$ でサンプリングした車両音を用いた。

4.2 評価手順

実証評価では、まず省リソース型車両検出システムの判定ブロック内で使用される閾値を ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線を用いて求めた。この閾値は、判定ブ

ロック内のロジスティック回帰モデルから得る事ができる車両走行確率を車両ありか車両なしかの2値に割り振るための閾値である。

ROC 曲線とは、閾値を連続的に変化させた時に得られる真陽性率 (True Positive Ratio) と偽陽性率 (False Positive Ratio) のペアをプロットした図の事である。ROC 曲線は検査手法間の有用性の比較や最適な閾値の設定に有用な手法である。最適な閾値は ROC 曲線の左上隅から最短距離となる ROC 曲線上の点が当てはまる [7]。本稿では、交差検証 (Cross Validation) を用いて最適な閾値を求めた。具体的には、0 から 0.01 ごとに閾値を変化させ、それぞれの閾値に対して 10 分割の交差検証を 10 回を実施し、平均的な真陽性率と偽陽性率を求めた。そして、ROC 曲線の左上隅から最短距離となる閾値を求めた。

次に、ROC 曲線を用いて求めた閾値、データ成形ブロックから出力された判定結果、映像から得られた真値を利用し、True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), False Negative (FN) の値をそれぞれ評価した。TP, TN, FP, FN の値はそれぞれ車両走行時に走行車両ありと判断した回数、車両走行時に走行車両なしと判断した回数、車両未走行時に走行車両ありと判断した回数、車両未走行時に走行車両なしと判断した回数が当てはまる。また、TP, TN, FP, FN の値を用い、正確度 (Accuracy), 精度 (Precision), 網羅度 (Recall), F 値 (F-measure) をそれぞれ算出した。定義式を以下に示す。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$F_{measure} = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

この提案手法の正当性を調査するために交差検証を行った。具体的には、1 のラベルと 0 のラベルの数を揃えるため、多い方のデータを一定数削除した。その後、データ列を 10 分割し、9 分割分のデータ群を学習データとして使用し、残ったデータに対して検証を行った。この一連の流れを 50 回繰り返し、平均を最終的な結果とした。

4.3 評価結果

図 4 に閾値を 0-1 まで、0.01 ごとに変化させた際の ROC 曲線を示す。この時、横軸に偽真性率 (False Positive), 縦軸に感度 (True Positive) を示す。また、各閾値に対して、ROC 曲線の左上隅からの距離を表す図を図 5 に示す。

ROC 曲線の左上隅とプロットされた点との距離が最小となる閾値が最適な閾値とされている [7]。図 5 の閾値 0.37 の時、最小値を示したため、閾値の設定を 0.37 とする。

表 2 に求めた閾値を利用し、10 分割の交差検証を 50 回

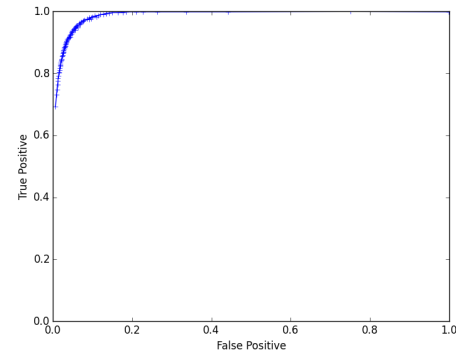


図 4 ROC 曲線

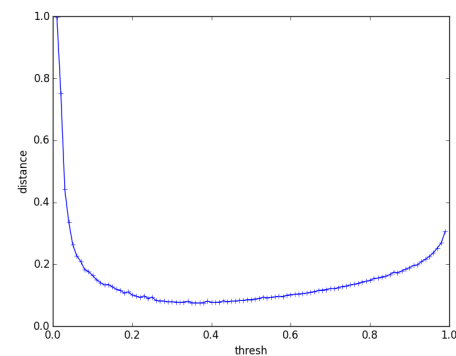


図 5 閾値-距離

表 2 評価結果

TP	TN	FP	FN
735	727	45	37
Accuracy	Precision	Recall	$f_{measure}$
0.946	0.942	0.952	0.947

行った際の TP, TN, FP, FN, 及びこれから計算された正確度, 精度, 網羅度, F 値の平均値を示す,

表 2 から以下の事が読み取れる。

- 1) ROC 曲線から求めた閾値より、F 値が 0.947 である。人の手を用いた車両検出を用いた場合によっても 5% ~ 数十% の誤差があることが知られていることから [8], 提案したシステムは十分高い精度を実現できたと言える。また、使用した走行音には普通車の他に大型車両や二輪車なども含まれていたため、様々な車両を含めた検出が可能である事がわかる。
- 2) Recall 値が 0.952 である。省りソース型車両検出システムは、最終的には高精度な車両検出システムの起動に用いる。そのため、車両通過の未検出が少ない事が好ましい。このシステムでは、高い割合の網羅度を実現しているため、未検出が少ない事がわかる。
- 3) Precision 値が 0.942 である。省りソース型車両検出システムは、FP の値が大きければ大きいほど車両通過の誤検出が起り、高精度な車両検出システムを起動する回数が増えてしまい、結果として、消費電力に影響

響を与えてしまう。Precision 値が 0.942 であるため、高精度な車両検出システムを起動する回数は必要最小限に抑えられている事がわかる。

以上の結果から、提案した省リソース車両検出手法は人の手によるカウントと同等以上の精度で車両を検出できる事を確認した。導入する全ての場所に対して同様の精度が出せるかの議論は難しいが、ROC 曲線の形状を見る限り、汎用性にも優れていると言える。

5. おわりに

本稿では、ITS (Intelligent Transportation System : 高度道路交通システム) において重要となる低コスト車両検出システムの省電力化に向け、超省電力マイコンで実装が可能な省リソース型車両検出システムとマイクロフォンを用いた車両検出手法を併用することによって、高精度な車両検出を低消費電力で実現する手法を提案した。省リソース型車両検出システムを離散ウェーブレット変換とロジスティック回帰分析を組み合わせる手法で実装し、九州大学伊都キャンパス内の片側 1 車線の計 2 車線道路において収集した車両音を用いて実証実験を行った。ROC 曲線を解析する事で最適な閾値が 0.37 である事を求めた。また、交差検証を行い、Precision 値 0.942, Recall 値 0.952 という高い精度で車両を検出できること確認した。

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研究の助成で行われた。

参考文献

- [1] Ishida, S., Mimura, K., Liu, S., Tagashira, S. and Fukuda, A.: Design of Simple Vehicle Counter using Sidewalk Microphones, *Proc. ITS EU Congress*, EU-TP0042, pp. 1–10 (2016).
- [2] Ishida, S., Liu, S., Mimura, K., Tagashira, S. and Fukuda, A.: Design of Acoustic Vehicle Count System using DTW, *Proc. ITS World Congress*, AP-TP0678, pp. 1–10 (2016).
- [3] Averbuch, A., Zheludev, V. A., Rabin, N. and Schclar, A.: Wavelet-based acoustic detection of moving vehicles, *Multidimensional Systems and Signal Processing*, Vol. 20, pp. 55–80 (2009).
- [4] 油本鴨勇, 橋本直麿, 山本豊俊: 交通流の計測, 計測と制御, pp. 535–547 (1972).
- [5] 遠藤正樹, 川原克美, 今井ひとみ: CCTV を活用した新たな交通データ取得システムの提案, 国交省北陸地方整備局事業研究発表会資料集, pp. 1–4 (2007).
- [6] 花塚泰史: 時間整合アルゴリズムに基づくタイヤ振動解析法—リアルタイム路面状態判別システムの開発—, 博士論文, 総合研究大学院大学 (2012).
- [7] 眞重文子: ROC 曲線の作成と最適なカットオフ値の求め方, 生物試料分析, Vol. 28, pp. 133–139 (2005).
- [8] 井坪慎二: IT を用いた交通調査の高度化・効率化に関する研究, 博士論文, 京都大学 (2009).