

# Wi-Fi信号を用いた自動車・自転車検出手法の設計と評価

折原 凌<sup>1,a)</sup> 石田 繁巳<sup>1</sup> 荒川 豊<sup>1</sup> 福田 晃<sup>1</sup>

概要：高度道路交通システム（Intelligent Transport System: ITS）において、道路の走行車両検出は重要なタスクの1つである。既存車両検出手法にはカメラやLiDAR、埋設型のコイルなどによる検出がある。しかし、これらの手法は設置や管理コストが高く、またカメラ以外では複数種別を区別して検出することが難しい。このような問題に対して筆者らは既設公衆Wi-Fiを用いた自動車・自転車の検出に向けて研究を行っているが、車体の大きいバスに比べ、車体の小さいバイク・自転車などは送受信機間に遮蔽がなく、区別して検出することは困難であるという課題がある。本稿では、これを解決する信号処理手法を適用したWi-Fiによる車両検出システムを提案する。送受信機間に遮蔽されない場合には直接波の影響が大きいことに着目し、直接波成分を軽減する信号処理を加えたWi-Fi信号変化を解析し、通過車両を車両種別を識別しながら検出する。実環境にWi-Fi機器を設置して収集したデータを用いて提案システムを評価した結果、F1値0.842という精度で5クラスの車種を検出できることを確認した。

キーワード：車両検出, Wi-Fi, チャンネル周波数応答 (Channel State Information: CSI).

## 1. はじめに

高度道路交通システム（Intelligent Transport System: ITS）の重要度が高まるに伴い、ITSを支える基盤として道路を走行する車両情報の重要度が増加している。自動車・自転車検出は事故防止や渋滞緩和、交通量調査などに利用可能である。既存の手法にはカメラやLiDAR、埋設型のコイルなどによる検出がある。しかし、これらの手法は設置や管理コストが高く、導入・運用は対象区間・車線の道路を封鎖しての工事を必要とすることもある。またカメラ以外では複数種別を区別して検出することが難しいという問題もある。そのため、低コストかつ複数車種を検出可能なシステムの実現が重要な課題となっている。

筆者らは既設公衆Wi-Fiを用いた車両検出手法の研究を進めている [1]。送信機から発せられたWi-Fi信号は自動車や自転車などの障害物で反射・回折して受信機に到達する。反射や回折などがWi-Fi信号に与える影響は、障害物の位置や大きさによって異なる。そこで、Wi-Fi信号が通信伝搬路で受けた影響、すなわち伝搬路情報を解析することで、車両を検出する。

送信機と受信機間の伝搬路情報はチャンネル周波数応答 (Channel State Information: CSI) として抽出できる。CSIにはWi-Fi信号の変調方式である直交周波数分割多重 (Or-

thogonal Frequency Division Multiplexing: OFDM) の各サブキャリアの振幅及び位相がどのように変化したかという情報が含まれている。Wi-Fi信号を用いたセンシングでは、CSIから伝搬路の変化情報を抽出して物体の検出や動きの認識などを行う。

しかしながら、Wi-Fi信号を用いた車両検出の実現に向けては2つの課題がある。1つ目の課題は、マルチパスの影響が小さい屋外においてどのようにしてセンシングに必要な情報を得るかという点である。屋外では壁や天井が存在しないために送信機から受信機に到達する無線伝搬路の数、すなわちマルチパスの数が限られる。このため、車両が通過した際に受信波が受ける影響は小さく、その影響を解析してセンシングを行うCSIセンシングを適用するために十分な情報を得ることが難しい。

2つ目の課題は、送受信機間に遮蔽されないような小型の車両が通過した場合にどのようにしてセンシングに必要な情報を得るかという点である。受信機は直接波、障害物などからの反射波・回折波の合成波を受信するため、送受信機間に遮蔽されない見通し (line-of-sight: LOS) 環境では振幅の大きい直接波の影響が支配的となる。このため、マルチパスの影響による小さな受信波の変化を抽出することが難しい。

このような課題に対し、本稿ではCSIから直接波成分を除去することで車両検出を実現する手法を提案する。本手法ではCSIが伝搬路チャンネル周波数応答であることに

<sup>1</sup> 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  
<sup>a)</sup> orihara@f.ait.kyushu-u.ac.jp

着目し、逆フーリエ変換 (Inverse Fast Fourier Transform: IFFT) を適用して CSI をチャンネルインパルス応答に変換した上で受信機にもっとも早く到着する直接波成分を除去する。その上で機械学習によって通過した車両の種別を判定する。提案する車両検出手法の実現可能性を検証するため、九州大学内の片側1車線、計2車線道路において評価実験を行った結果、F1値0.842という精度で5クラスの車種を区別しながら検出できることを確認した。

本稿の構成は以下の通りである。2.では既存の車両検出手法とWi-Fi信号を用いた検出や行動認識に関する研究について紹介する。3.では提案するWi-Fi信号を用いた車両検出手法を示し、4.では提案する車両検出手法の実現可能性検証のために行った評価について報告する。最後に5.でまとめとする。

## 2. 関連研究

Wi-Fi信号の変化を用いた車両検出に関する研究は、筆者らの調査した範囲では報告されていない。本節では、既存の車両検出手法とWi-Fi信号を用いた検出手法について述べる。

### 2.1 車両検出手法に関する研究

既存の車両検出手法は埋没型と非埋没型に分類できる [2]。

埋没型は、センサを道路に直接埋め込む車両検出手法である。埋没型車両検出手法ではループコイルや地磁気センサが利用されている。埋没型の特徴として、センサ自体がダメージを受ける機会が少なく寿命が長いこと、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であることが挙げられる。しかし、1つのセンサでは車両の検知範囲が狭く、高精度な車両検出を実現するためには複数のセンサを埋没させる必要がある。また、導入時や故障時に工事が必要となり導入・運用コストが高いという問題がある。

非埋没型は、センサを道路上部や側面に設置する車両検出手法である。非埋没型車両検出手法では赤外線センサや超音波センサ、カメラなどをセンサとして利用している。非埋没型の特徴として、埋没型よりもセンサ1つあたりの車両検出範囲が広いことが挙げられる。しかし、センサを上方に設置するための工事が必要となり、導入コストが高いという問題がある。実際に運用されている超音波センサを用いた車両検出手法の導入には1箇所あたり約1,000万円を必要することが報告されている [3]。

低コストでの車両検出に関する研究として、路側設置マイクロフォンを用いた音による非埋没型車両検出手法が報告されている [4-15]。これらの手法では、道路横にマイクを設置して取得した車両走行音を解析して車両を検出している。しかしながら、これらの手法では自転車や走行速

度が遅い車両、電気自動車など、走行音が小さい対象の検出が難しいという問題がある。

### 2.2 Wi-Fi信号を用いた検出に関する研究

Wi-Fi信号を用いた検出に関する研究では、Wi-Fi受信信号強度 (Received Signal Strength: RSS) を用いた検出手法が報告されている。RSSを用いた屋内人間検出では、人間や人間の行動によって引き起こされる信号強度の変化を利用してセンシングを行う [16-18]。RSSを用いる手法は全てのWi-Fi機器に適用可能であるが、RSS値はマルチパスやフェージング等の影響を受けやすく、マルチパス環境では高精度なセンシングの実現が難しい [16, 18, 19]。一方で、マルチパスの少ない屋外では遮蔽が無い場合にRSSがセンシング対象によってほとんど変化せず、センシングが困難である。

マルチパス環境で高精度なセンシングを実現する手法として、CSIを用いたさまざまなセンシング技術が報告されている [20-25]。これらの技術では、CSIの位相、振幅を解析することで人間の行動認識や人物識別、キーストローク認識などを実現している。しかしながら、これらはいずれも屋内のみでセンシングが実現されている。屋内は複雑なマルチパス環境であり、センシング対象が小さな変化であってもCSIは大きく影響されるため高精度なセンシングを実現できる。屋外はマルチパスの数が限られており、これらの手法を応用したセンシングが困難である。屋外におけるWi-Fi信号を用いた検出としてCSIを用いた屋外における人間の検出手法も報告されている [26-28]。これらの研究では人間の検出のみにとどまっており、車両種別の判定のような高精度なセンシングに応用することは難しい。

## 3. Wi-Fi信号を用いた車両検出手法

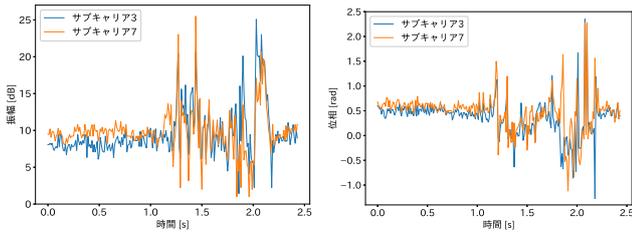
### 3.1 キーアイデア

Wi-Fi信号を用いた車両検出のキーアイデアは、伝搬路情報を解析することで車両の位置や大きさによって変化する電波の反射・回折状態を使って車両を検出することである。このとき、反射波・回折波が直接波よりも遅れて到着することに着目し、伝搬路情報を用いて早く到着した成分を消去することで直接波の影響を軽減することで車両検出性能を向上させ、検出だけでなく種別の推定も実現する。

通信伝搬路情報はチャンネル周波数応答 (Channel State Information: CSI) として取得可能である。Wi-Fiはサブキャリアと呼ばれる複数の搬送波を用いるOFDMによって通信を行うため、各サブキャリアのCSIを得ることができる。サブキャリア*i*のCSIを $CSI_i$ とすると、通信は以下の式で表される。

$$Y = CSI_i \cdot X + N \quad (1)$$

ここで、 $X$ 及び $Y$ はそれぞれ送受信信号を表し、 $N$ は



(a) バス通過時の振幅の変化 (b) バス通過時の位相の変化  
図 1 車両通過時の CSI 変化の例

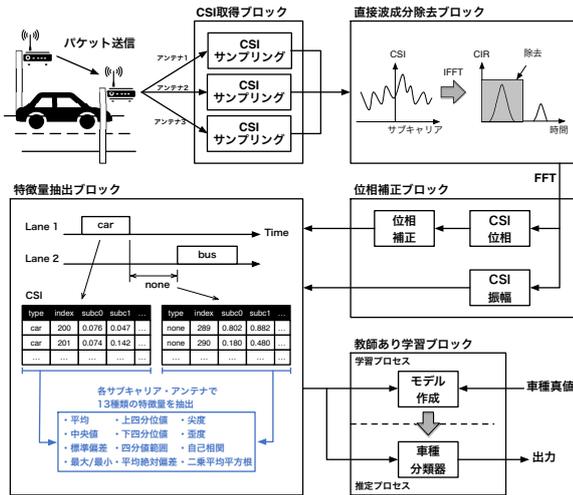


図 2 Wi-Fi 信号を用いた車両検出システム概要

ノイズを表している。CSI<sub>i</sub> は複素数値であり、CSI<sub>i</sub> = |CSI<sub>i</sub>| exp(j∠CSI<sub>i</sub>) と表される。|CSI<sub>i</sub>| と ∠CSI<sub>i</sub> はそれぞれ CSI<sub>i</sub> の振幅と位相であり、通信路で振幅・位相がどのように変化したかを示している。

図 1 に車両通過時の CSI 変化の例を示す。図 1a と図 1b はそれぞれバスが通過した際の振幅と位相の変化を示している。ここではそれぞれあるアンテナで受信したサブキャリアインデックス 3 と 7 の変化を例として示している。図より、振幅、位相ともに車両の通過に伴い大きく変化していることがわかる。障害物の位置や大きさによって回折や反射状態は変化するため、CSI は車種によって異なる変化を示す。Wi-Fi 信号を用いた車両検出システムでは、車両が通過することによる CSI 振幅と位相の変化を用いて車両種別を推定する。

### 3.2 システム概要

図 2 に提案する車両検出システムの概要を示す。提案システムは CSI 取得ブロック、直接波成分除去ブロック、位相補正ブロック、特徴量抽出ブロック、教師あり学習ブロックの 5 つのブロックから構成される。CSI 取得ブロックでは、車両を検出する際に用いる伝搬路情報である CSI を取得する。直接波成分除去ブロックでは、CSI 取得ブロックで取得した CSI から直接波成分の影響を除去する。位相補正ブロックでは、CSI から振幅と位相を抽出し、位

相に対して補正を行う。特徴量抽出ブロックでは、位相補正ブロックで抽出された振幅と位相に対して CSI の時系列変化を考慮した特徴量抽出を行う。教師あり学習ブロックでは、特徴量抽出ブロックで抽出された特徴量を入力として、教師あり学習を用いて車両を検出する。

以降では各ブロックについて詳述する。

### 3.3 CSI 取得ブロック

CSI 取得ブロックは Wi-Fi 受信機で動作し、伝搬路情報を収集する。伝搬路情報は既製の Network Interface Card (NIC) デバイスドライバを利用してサブキャリアごとにチャンネル周波数応答 Channel State Information (CSI) として抽出することが可能である。本研究で用いる Intel 5300 NIC では 30 個のサブキャリアの CSI を取得することが可能である。

送信アンテナ数を  $N_{tx}$ 、受信アンテナ数を  $N_{rx}$ 、サブキャリア数を  $M$  とすると、受信機では 1 つの packets に対し  $N_{tx} \times N_{rx} \times M$  の CSI 値を取得することができる。本システムでは送信アンテナは 1 本、受信アンテナは 3 本使用し、サブキャリア数は 30 であるから、受信したそれぞれの packets から  $1 \times 3 \times 30$  の CSI 測定値を取り出すことが可能である。

Wi-Fi フレーム  $t$  の CSI<sup>t</sup> は

$$CSI^t = [CSI_1^t \quad CSI_2^t \quad CSI_3^t]^T \quad (2)$$

と表すことができる。ここで CSI<sub>m</sub><sup>t</sup> は  $m$  番目のアンテナで取得した Wi-Fi フレーム  $t$  の CSI、 $A^T$  は行列  $A$  の転置を表している。CSI<sub>m</sub><sup>t</sup> は

$$CSI_m^t = [csi_{m,1}^t \quad csi_{m,2}^t \quad \cdots \quad csi_{m,30}^t]_{1 \times 30} \quad (3)$$

と表すことができる。ここで、csi<sub>m,n</sub><sup>t</sup> は  $m$  番目のアンテナで受信した Wi-Fi フレーム  $t$  の  $n$  番目のサブキャリアの CSI である。したがって、 $N$  フレームから取得することのできる CSI 測定値は

$$CSI = [CSI^1 \quad CSI^2 \quad \cdots \quad CSI^N]_{90 \times N} \quad (4)$$

$$= \begin{bmatrix} csi_{1,1}^1 & csi_{1,1}^2 & \cdots & csi_{1,1}^N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ csi_{1,30}^1 & csi_{1,30}^2 & \cdots & csi_{1,30}^N \\ csi_{2,1}^1 & csi_{2,1}^2 & \cdots & csi_{2,30}^N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ csi_{2,30}^1 & csi_{2,30}^2 & \cdots & csi_{2,30}^N \\ csi_{3,1}^1 & csi_{3,1}^2 & \cdots & csi_{3,30}^N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ csi_{3,30}^1 & csi_{3,30}^2 & \cdots & csi_{3,30}^N \end{bmatrix}_{90 \times N} \quad (5)$$

と表される。1 秒間に 100 packets 受信した場合、CSI

取得ブロックでは1秒ごとに100×90のCSI測定値を取得することができる。

### 3.4 直接波成分除去ブロック

直接波成分除去ブロックでは、逆フーリエ変換 (Inverse Fast Fourier Transform: IFFT) を用いて直接波成分を除去する。CSIは通信によって振幅・位相がどのようにに変化したかを表したものであるから、わずかに周波数の異なるサブキャリアのCSIを集めたものはチャンネルの周波数応答を表していると言える。このため、CSIにIFFTを適用することでチャンネルインパルス応答 (Channel Impulse Response: CIR) を取得できる。直接波は反射波・回折波などよりも早く受信機に到達することから、インパルス応答の先頭のピークを取り除くことで直接波成分を除去する。直接波成分を除去した後はフーリエ変換 (Fast Fourier Transform: FFT) によってチャンネル周波数応答、すなわちCSIに再変換する。

### 3.5 CSI位相補正ブロック

位相補正ブロックではCSIから位相のみを抽出して周波数オフセットの影響を軽減する補正を行う。Intel 5300 NICから取得したCSIは、送受信機間の周波数誤差によって受信側に生じる周波数オフセットの影響により、測定された位相に誤差が生じる [29]。このため、本ブロックでは線形変換を用いた位相補正手法を適用する [19]。

あるアンテナで受信したサブキャリア*i*の測定された位相を $\angle \widehat{CSI}_i$ とすると、

$$\angle \widehat{CSI}_i = \angle CSI_i + 2\pi \frac{m_i}{N} \Delta t + \beta + Z \quad (6)$$

と表すことができる。ここで、 $\angle CSI_i$ は位相真値、*t*はサンプリング周波数オフセット (Sampling Frequency Offset: SFO) による遅延時間、*m<sub>i</sub>*は*i*番目のサブキャリアのサブキャリアインデックス、*N*はFFTサイズ、 $\beta$ は搬送波周波数オフセット (Carrier Frequency Offset: CFO) による未知のオフセット、*Z*はノイズである。本研究で用いるIEEE 802.11nの仕様からサブキャリアインデックス*m<sub>i</sub>* (*i* = 1, 2, ..., 30) とFFTサイズ*N*を取得可能である。*t*と $\beta$ を取得することは不可能であるが、全周波数帯域にわたる位相を考慮すると、測定された位相に線形変換を用いて*t*と $\beta$ の項を削除できる。

*k*と*b*をそれぞれ周波数帯全体の位相の傾きとオフセットとする。位相誤差 $2\pi(m_i/N)\Delta + \beta$ は、サブキャリアインデックス*m<sub>i</sub>*の線形関数であることがわかる。位相の傾き*k*、オフセット*b*は

$$k = \frac{\angle CSI_{30} - \angle CSI_1}{m_{30} - m_1} \quad (7)$$

$$b = \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} \angle CSI_i \quad (8)$$

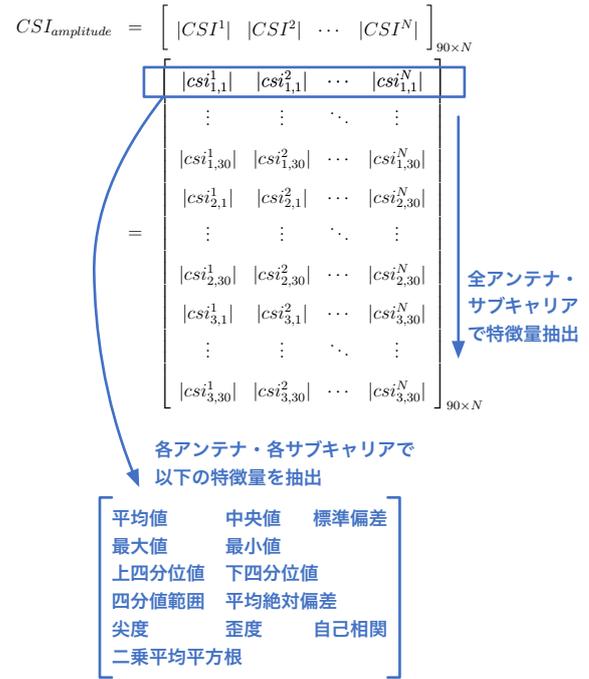


図3 振幅における特徴量抽出の詳細

と推定できる [30]。測定された位相 $\angle \widehat{CSI}_i$ から $km_i + b$ を引くことで補正位相 $\angle \widetilde{CSI}_i$ は以下のように得られる。

$$\angle \widetilde{CSI}_i = \angle \widehat{CSI}_i - km_i - b \quad (9)$$

### 3.6 特徴量抽出ブロック

特徴量抽出ブロックでは、車両通過時間区間ごとに特徴量を抽出する。車両の通過によりCSIは時間の経過とともに変化する。そのため、特徴量の抽出においてCSIの時系列変化を考慮する必要がある。

本システムではCSI時系列変化を考慮するために、通過する車両ごとに振幅と位相に対して特徴量を抽出する。振幅における特徴量抽出の詳細を図3に示す。まず、検出区間を車両が通過する際、通過に要した時間内に受信したパケットを車両ごとに取り出す。受信したパケット数を*N*とすると、*N*パケットから抽出することのできる振幅と位相の値はそれぞれ、90×*N*個である。その後、取り出したパケット群に対し、各アンテナで受信した各サブキャリアごとに13種類の特徴量 (平均、中央値、標準偏差、最大値、最小値、上四分位値、下四分位値、四分位範囲、平均絶対偏差、尖度、歪度、自己相関、二乗平均平方根) を抽出する。各車両のCSI値は振幅と位相を合わせて(2×90)×*N* = 180×*N*個あるので、特徴量を抽出すると各車両180×13 = 2340個の特徴量を取得することができる。

### 3.7 教師あり学習ブロック

教師あり学習ブロックでは、特徴量抽出ブロックで抽出された特徴量と教師あり学習の多クラス分類を用いて車種

を推定する。教師あり学習ブロックは学習プロセスと推定プロセスから構成される。教師あり学習ブロックの入力は3.6より2340次元の特徴量である。

学習プロセスでは学習データとして、説明変数には上記の2340次元のデータを、目的変数にはどの車種が通過したかを表す車種真値を用いる。学習の際には、アンダーサンプリングにより学習に用いる各車種の台数を揃える。

推定プロセスでは、学習プロセスにおいて作成したモデルに基づき車種分類器によって車種を推定する。車種の推定ではあらかじめ学習しておいた幾つかのクラスの内、どのクラスが通過したのかを出力する。

本研究では使用する教師あり学習手法を限定しないが、本稿ではRandom Forestを用いた。

## 4. 評価

提案するWi-Fi信号を用いた車両検出システムの実現可能性を検証するため、以下に示す初期的評価を行った。

- 直接波成分除去の有効性についての評価
- 時系列を考慮した特徴量抽出の有効性についての評価
- 特徴量の重要度についての評価

### 4.1 車両検出評価環境

図4に実験環境を示す。九州大学伊都キャンパス内の片側1車線、計2車線道路において評価実験を行った。道路の両側に送受信機（UNITCOM biz-M）を高さ約2m、送受信機間の距離約15mで設置した。送受信機には市販のIntel 5300 NIC（Network Interface Card）を搭載し、アンテナ数は送信機が1本、受信機が3本とした。実験はIEEE 802.11nにおける5GHz周波数帯W56のチャンネル100を用い、チャンネル帯域幅は20MHzとした。CSI収集用の通信は10ms間隔で行った。

識別するクラスは車両4種類（自動車、バイク、自転車、バス）と何も通過していない区間（none）の計5つとした。評価に用いた各クラスの通過台数は自動車62台、バイク54台、自転車18台、バス22台、そして何も通過していない区間189区間となった。教師あり学習のRandom Forestにおける決定木の本数は10,000とした。そして、10分割交差検証を10回繰り返し、多クラス分類の評価の尺度である、適合率、再現率、F1値を評価した。混同行列を用いて各クラスの適合率と再現率の平均であるマクロ適合率・再現率を算出し、以下の式で定義されるマクロF1値を算出した。

$$\text{マクロ F1} = \frac{2 \times \text{マクロ適合率} \times \text{マクロ再現率}}{\text{マクロ適合率} + \text{マクロ再現率}} \quad (10)$$

### 4.2 直接波成分除去の有効性についての評価

本稿で提案する車両検出システムにおいて、直接波成分除去の有効性について評価を行った。この評価では、図2

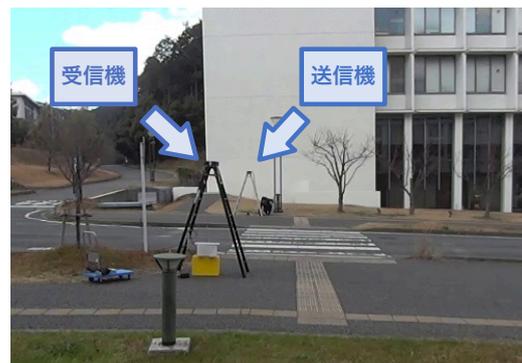


図4 実験環境

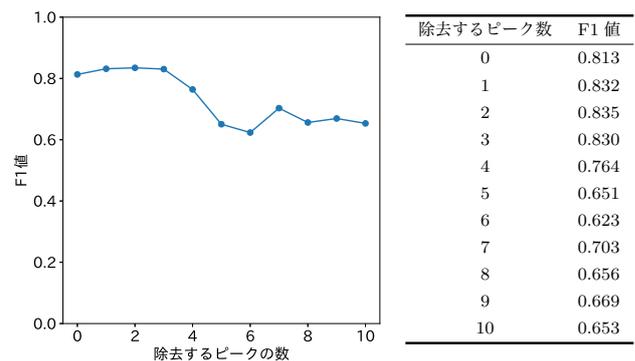


図5 直接波成分除去の評価結果

none	59.44	9.44	20.00	5.56	5.56
自動車	4.44	83.89	6.11	5.56	0.00
バイク	0.00	22.22	71.67	6.11	0.00
自転車	0.00	5.56	6.11	88.33	0.00
バス	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
	none	自動車	バイク	自転車	バス

クラス	適合率	再現率
none	0.930	0.594
自動車	0.693	0.839
バイク	0.690	0.717
自転車	0.837	0.883
バス	0.947	1.00
マクロ	0.819	0.807

図6 直接波成分除去なしの評価結果

で示すシステムの直接波成分ブロックにおける、直接波成分除去の際のパラメータについて評価した。

3.4で述べたように、直接波成分除去ブロックではCSIにIFFTを適用し、得られたCIRの最初の数ピークを取り除くことで直接波成分を除去している。直接波成分の影響を軽減するには、いくつのピークを除去する必要があるか検証するため、除去するピーク数による車両検出システムの評価を行った。評価結果を図5に示す。図より、除去するピーク数は2のときF1値は最も高く、0.835となっていることがわかる。また、ピーク数が4以降になると、F1値は大きく低下していることがわかる。よって、直接波成分はCSIをIFFTした際のピーク3までに現れていると考えられる。

ここで、図6と図7に直接波成分除去なしの評価結果と、除去するピーク数が2のときの評価結果をそれぞれ示す。図より、自動車やバイクなど、車体が小さく送受信機間に遮蔽が生じない車種の適合率・再現率が、直接波成分を除去した場合の方が高くなっていることがわかる。

none	65.56	5.56	19.44	3.89	5.56	クラス	適合率	再現率
自動車	1.11	87.22	5.56	6.11	0.00	none	0.983	0.656
バイク	0.00	22.22	72.22	5.56	0.00	自動車	0.726	0.872
自転車	0.00	5.56	5.56	88.89	0.00	バイク	0.703	0.722
バス	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	自転車	0.851	0.889
none	自動車	バイク	自転車	バス	マクロ	0.842	0.835	

図 7 除去するピーク数が 2 のときの評価結果

表 1 直接波成分除去における評価結果の比較

	マクロ適合率	マクロ再現率	マクロ F1 値
除去するピーク数は 2	0.842	0.828	0.835
直接波成分除去なし	0.819	0.807	0.813

none	30.69	11.13	23.50	30.50	4.18	クラス	適合率	再現率
自動車	16.09	38.88	21.17	18.19	5.68	none	0.260	0.307
バイク	35.33	15.92	16.72	29.26	2.77	自動車	0.404	0.389
自転車	33.26	16.88	28.28	21.20	0.39	バイク	0.178	0.1672
バス	2.54	13.40	4.22	3.18	76.65	自転車	0.207	0.212
none	自動車	バイク	自転車	バス	マクロ	0.381	0.368	

図 8 特徴量抽出なしの評価結果

表 2 特徴量抽出における評価結果の比較

	マクロ適合率	マクロ再現率	マクロ F1 値
特徴量抽出あり	0.842	0.828	0.835
特徴量抽出なし	0.381	0.368	0.374

また、表 1 に直接波成分除去における評価結果の比較を示す。表より、マクロ適合率、再現率、F1 値は直接波成分を除去した場合の方が、直接波成分を除去していない場合を上回っていることがわかる。

よって、直接波成分の除去は Wi-Fi 信号を用いた車両検出において有効であると確認された。以降の評価では、直接波成分除去の際のピーク数は 2 とする。

#### 4.3 時系列を考慮した特徴量抽出の有効性についての評価

本稿で提案する車両検出システムにおいて、時系列を考慮した特徴量抽出についての評価を行った。時系列を考慮した特徴量抽出が車両検出に有効であるか検証するため、特徴量抽出ブロックでの処理をしない場合の車両検出システムの評価を行った。

図 8 に特徴量抽出を行わない場合の評価結果を示す。評価結果よりマクロ適合率、マクロ再現率、マクロ F1 値はそれぞれ 0.381、0.368、0.374 となった。図より、全体的に推定精度が悪いことがわかる。

また、表 2 に時系列を考慮した特徴量抽出における評価結果の比較を示す。表より、特徴量抽出を行う場合と比べ、特徴量抽出を行わない場合のマクロ適合率、再現率、F1 値全てが非常に低くなっていることがわかる。よって、Wi-Fi 信号を用いた車両検出において、特徴量抽出を行う有効性が確認された。

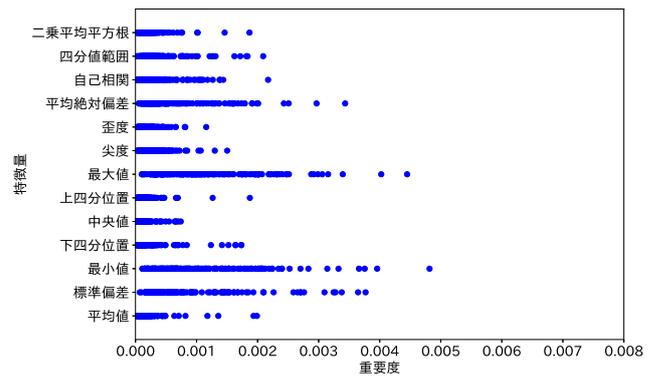


図 9 特徴量の重要度の分布

none	67.78	4.44	22.22	0.00	5.56	クラス	適合率	再現率
自動車	0.56	88.89	3.89	6.67	0.00	none	0.992	0.678
バイク	0.00	22.22	72.22	5.56	0.00	自動車	0.734	0.889
自転車	0.00	5.56	5.56	88.89	0.00	バイク	0.695	0.722
バス	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	自転車	0.879	0.889
none	自動車	バイク	自転車	バス	マクロ	0.849	0.836	

図 10 重要度の高い特徴量のみを用いた評価結果

表 3 重要度の高い特徴量抽出における評価結果の比較

	マクロ適合率	マクロ再現率	マクロ F1 値
13 種類の特徴量全て	0.842	0.828	0.835
重要な特徴量上位 4 つ	0.849	0.836	0.842

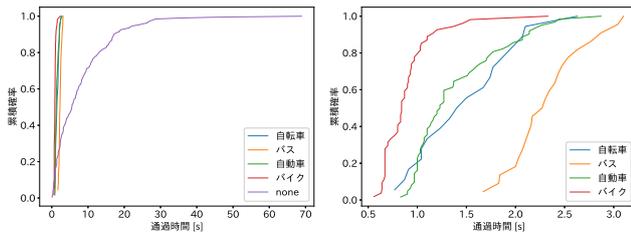
#### 4.4 特徴量の重要度についての評価

本稿で提案する車両検出システムの特徴量抽出ブロックにおける時系列を考慮した特徴量抽出において、抽出する特徴量の重要度について評価を行った。

まず、特徴量抽出における 13 種類の特徴量の車両検出における重要度について確認を行った。図 9 に特徴量の重要度の分布を示す。これは、教師あり学習に Random Forest を採用してシステムの評価を行った際、教師あり学習ブロックにおいて作成したモデルの特徴量の重要度を算出したものである。13 種類の特徴量はそれぞれ 振幅と位相 (2) × 受信アンテナ数 (3) × サブキャリア数 (30) = 180 個ある。図 9 では、各特徴量ごとに 180 個の特徴量の重要度をまとめ、プロットしている。図より、尖度や歪度、中央値の重要度が低くなっており、最小値や最大値、標準偏差、平均絶対偏差の重要度が高くなっていることがわかる。

次に、重要度の高い特徴量のみを用いた場合の有効性を検証するため、特徴量抽出ブロックで抽出する特徴量を、これらの重要度の高い上位 4 つの特徴量のみ限定し、評価を行った。図 10 に重要度の高い特徴量のみを用いた評価結果を示す。評価結果より、マクロ適合率、マクロ再現率、マクロ F1 値はそれぞれ 0.849、0.836、0.842 となった。

表 3 に特徴量抽出における評価結果の比較を示す。表より、マクロ適合率、マクロ再現率、マクロ F1 値それぞれにおいて、重要度の高い上位 4 種類の特徴量のみを抽出した場合の方が全 13 種類の特徴量を抽出した場合を上回って



(a) 全車種 (b) none 以外の車種  
図 11 車両通過時間の累積分布

いることがわかる。

よって、Wi-Fi 信号を用いた車両検出において、重要度の高い特徴量のみを用いて検出することの有効性が確認された。

#### 4.5 考察

以上の評価結果より以下の2つの考察を行った。

- 車両通過時間に対する考察
- 歩行者の通過による CSI 変化に対する考察

##### 4.5.1 車両通過時間に対する考察

図 11 に車両通過時間の累積分布を示す。図 11a と図 11b にはそれぞれ、全車種の車両通過時間の累積分布と、none 以外の車両通過時間の累積分布を示す。

図 11a より、none 区間の時間が他の車種の通過時間と比べて長くなっていることがわかる。また、none 区間の中には区間長が数十秒ほどのものがあることがわかる。

区間長によって環境雑音の影響の受け方は変わってくるため、同じ none 区間でも環境雑音により CSI に変化が生じている区間とそうでない区間が混在していると考えられる。車両推定の際、none の精度が悪くなっていたのは上記のような環境雑音の影響の受け方の違いがあると考えられる。

図 11b より区間長の分布を確認すると、バイクの通過時間が他の車種と比べ短くなっていることがわかる。バイク以外の車種の通過時間は 3 秒以下となっているが、バイクの通過時間は 1.5 秒以下となっている。本研究では Wi-Fi 信号は 10 ミリ秒間隔で送信しているため、バイクは他の車種より 100 サンプル程度少なく取得することになる。そのため、バイクの通過による CSI 変化を十分に取得すること難しく、推定精度は低下したと考えられる。

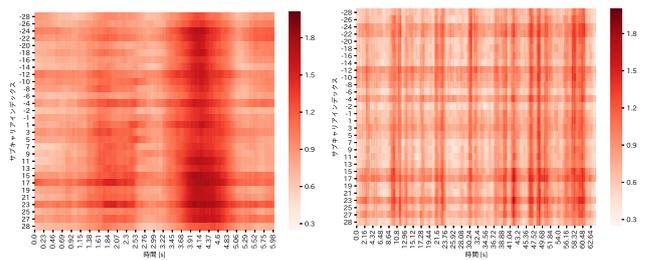
##### 4.5.2 歩行者の通過による CSI 変化に対する考察

評価結果より、何も通過していない区間 none の推定精度があまり高くないことがわかる。これは、none の区間長のばらつきにより CSI の変化が区間ごとにばらついていると考えられる他に、歩行者の影響が考えられる。

本稿では車両の検出に絞っているため、歩行者が送受信機の周辺に存在している場合、車両が通過していない限り none として扱っている。そのため、none 区間ではあるが、歩行者の通過により CSI が影響を受けて変化し、none の推



図 12 歩行者通過実験環境



(a) 歩行者の通過時 (b) 連続した歩行者の通過時

図 13 歩行者の通過による CSI 変化の例

定精度の低下に繋がっているのではないかと考えられる。

そこで、歩行者による CSI の変化について分析を行った。歩行者による CSI への影響を確認するため、周囲に歩行者や車両がなく、環境の変化の少ない九州大学伊都キャンパス内の駐車場において、実験を行った。図 12 に実験環境を示す。この実験では、7 人の歩行者に等間隔に送受信機間を通過してもらい、通過した際の CSI 変化を確認した。

図 13 に歩行者の通過による CSI 変化の例を示す。図 13a と図 13b にはそれぞれ歩行者の通過による CSI 変化と、連続した歩行者の通過による CSI 変化を示す。それぞれの図で示している CSI 変化は、あるアンテナにて取得した CSI 振幅に対して 1 秒ごとに平均絶対偏差をとり、それを 0.01 秒ずつずらしたものを全サブキャリアに対して行いプロットしたものである。図 13a ではある歩行者が送受信機間に近づいた際の CSI 変化 (2 秒付近の少し濃い CSI 変化) と、離れる際の CSI 変化 (4 秒付近の濃い CSI 変化) が生じていることがわかる。図 13b では、7 人の歩行者の通過による CSI 変化 (7 つの濃い変化: 2 秒付近, 10 秒付近, 21 秒付近, 30 秒付近, 40 秒付近, 49 秒付近, 58 秒付近) が生じていることがわかる。これらの図より、歩行者の通過により CSI は影響を受けて変化することが確認された。

したがって、車両の検出の精度を上げるためには、歩行者の通過を考慮する必要があると考えられる。

## 5. おわりに

本稿では、Wi-Fi 信号を用いた車両検出システムの実現に向け、直接波成分を除去した車両検出システムを提案し

た。提案する車両検出システムの実現可能性を検証するため、九州大学伊都キャンパス内の片側1車線の計2車線道路において初期的評価実験を行った。評価の結果、F1値0.842という精度で5クラス車両検出が可能であると確認した。

謝辞 本研究の一部はJSPS科研費JP15H05708、及びJST, ACT-I, JPMJPR18U2の助成で行われた。

## 参考文献

- [1] 折原 凌, 石田繁巳, 荒川 豊, 田頭茂明, 福田 晃: [ポスター講演] Wi-Fi信号を用いた自動車・自転車・歩行者の検出手法の検討, *IEICE MIKA*, (2019). poster 3-80.
- [2] 井坪慎二, 塚田幸広: 情報機器の道路交通調査への適用に関する検討, *土木技術資料*, Vol. 47, No. 8, pp. 56–61 (2005).
- [3] 東 俊孝, 高田知典, 井坪慎二, 内田 淳: 道路交通センサのための次世代情報収集システムの開発, *土木情報システム論文集*, Vol. 15, pp. 103–110 (2006).
- [4] 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).
- [5] 久保一雄, 李 承諭, 石田繁巳, 田頭茂明, 福田 晃: 離散ウェーブレット変換を用いた路側設置マイクロフォンによる車両検出手法の提案, *ITSシンポジウム*, pp. 1–6 (2017).
- [6] Ishida, S., Kajimura, J., Uchino, M., Tagashira, S. and Fukuda, A.: SAVeD: Acoustic Vehicle Detector with Speed Estimation capable of Sequential Vehicle Detection, *Proc. IEEE Conf. Intell. Transp. Syst. (ITSC)*, pp. 906–912 (2018).
- [7] Kubo, K., Li, C., Ishida, S., Tagashira, S. and Fukuda, A.: Design of Ultra Low Power Vehicle Detector utilizing Discrete Wavelet Transform, *Proc. ITS AP Forum*, pp. 1052–1063 (2018).
- [8] 内野雅人, 石田繁巳, 梶村順平, 田頭茂明, 福田 晃: 音響車両検出システムの風影響下における精度向上に関する検討, *情報処理学会研究報告*, ITS研究会 (ITS-73-10), pp. 1–7 (2018).
- [9] 李 承諭, 石田繁巳, 久保一雄, 内野雅人, 田頭茂明, 福田 晃: マイクを用いた車両検出システムにおける環境ノイズ削減手法の提案, *信学技報*, ASN研究会 (ASN2018-85), pp. 35–40 (2019).
- [10] Uchino, M., Ishida, S., Kubo, K., Tagashira, S. and Fukuda, A.: Initial Design of Acoustic Vehicle Detector with Wind Noise Suppressor, *Proc. Int. Workshop Pervasive Comput. Veh. Syst. (PerVehicle)*, pp. 814–819 (2019).
- [11] 石田繁巳, 梶村順平, 内野雅人, 田頭茂明, 福田 晃: 路側設置マイクロフォンを用いた逐次検出型車両検出システム, *情報処理学会論文誌*, Vol. 60, No. 1, pp. 76–86 (2019).
- [12] 久保一雄, 李 承諭, 内野雅人, 石田繁巳, 田頭茂明, 福田 晃: 離散ウェーブレット変換を用いた省リソース車両検出システムの設計と評価, *情報処理学会研究報告*, ITS研究会 (ITS-76-1), pp. 1–7 (2019).
- [13] Ishida, S., Uchino, M., Li, C., Tagashira, S. and Fukuda, A.: Design of Acoustic Vehicle Detector with Steady-Noise Suppression, *Proc. IEEE Conf. Intell. Transp. Syst. (ITSC)*, pp. 2848–2853 (2019).
- [14] 内野雅人, 石田繁巳, 田頭茂明, 荒川 豊, 福田 晃: 多車線道路に対応した2段階音響車両検出システムの初期的評価, *DPSワークショップ*, pp. 84–90 (2019).
- [15] Uchino, M., Dawton, B., Hori, Y., Ishida, S., Tagashira, S., Arakawa, Y. and Fukuda, A.: Initial Design of Two-Stage Acoustic Vehicle Detection System for High Traffic Roads, *Proc. Int. Workshop Pervasive Comput. Veh. Syst. (PerVehicle)* (2020). (will appear).
- [16] Abdelnasser, H., Youssef, M. and Harras, K. A.: WiGest: A Ubiquitous WiFi-based Gesture Recognition System, *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Commun. (INFOCOM)*, pp. 1–9 (2015).
- [17] Sigg, S., Scholz, M., Shi, S., Ji, Y. and Beigl, M.: RF-Sensing of Activities from Non-Cooperative Subjects in Device-Free Recognition Systems Using Ambient and Local Signals, *IEEE Trans. Mobile Comput.*, Vol. 13, No. 4, pp. 907–920 (2014).
- [18] Sigg, S., Shi, S., Buesching, F., Ji, Y. and Wolf, L.: Leveraging RF-channel Fluctuation for Activity Recognition, *Proc. Int. Conf. Adv. Mobile Comput. Multimedia (MoMM)*, pp. 43–52 (2013).
- [19] Wang, X., Gao, L. and Mao, S.: CSI Phase Fingerprinting for Indoor Localization With a Deep Learning Approach, *IEEE Internet Things J.*, Vol. 3, No. 6, pp. 1113–1123 (2016).
- [20] Wang, W., Liu, A. X., Shahzad, M., Ling, K. and Lu, S.: Understanding and Modeling of WiFi Signal Based Human Activity Recognition, *Proc. ACM MobiCom*, pp. 65–76 (2015).
- [21] Wang, W., Liu, A. X., Shahzad, M., Ling, K. and Lu, S.: Device-Free Human Activity Recognition Using Commercial WiFi Devices, *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, Vol. 35, No. 5, pp. 1118–1131 (2017).
- [22] Hong, F., Wang, X., Yang, Y., Zong, Y., Zhang, Y. and Guo, Z.: WFID: Passive Device-free Human Identification Using WiFi Signal, *Proc. EAI Int. Conf. Mob. Ubiquitous Syst.: Comput. Netw. Serv. (MobiQuitous)*, pp. 47–56 (2016).
- [23] Wu, X., Chu, Z., Yang, P., Xiang, C., Zheng, X. and Huang, W.: TW-See: Human Activity Recognition Through the Wall With Commodity Wi-Fi Devices, *IEEE Trans. Veh. Technol.*, Vol. 68, No. 1, pp. 306–319 (2019).
- [24] Zheng, X., Wang, J., Shanguan, L., Zhou, Z. and Liu, Y.: Smokey: Ubiquitous Smoking Detection with Commercial WiFi Infrastructures, *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Commun. (INFOCOM)*, pp. 1–9 (2016).
- [25] Ali, K., Liu, A. X., Wang, W. and Shahzad, M.: Keystroke Recognition Using WiFi Signals, *Proc. ACM MobiCom*, pp. 90–102 (2015).
- [26] 宮崎雅彦, 石田繁巳, 福田 晃, 村上友規: [ポスター講演] Wi-Fi信号を用いた屋外人体センシングの検討, *IEICE MIKA*, p. 1 (2018). poster 4-19.
- [27] Miyazaki, M., Ishida, S., Fukuda, A., Murakami, T. and Otsuki, S.: Initial Attempt on Outdoor Human Detection using IEEE 802.11ac WLAN Signal, *Proc. IEEE Sens. Appl. Symp. (SAS)*, pp. 1–6 (2019).
- [28] Takahashi, R., Ishida, S., Fukuda, A., Murakami, T. and Otsuki, S.: DNN-Based Outdoor NLOS Human Detection Using IEEE 802.11ac WLAN Signal, *Proc. IEEE SENSORS*, pp. 1–4 (2019).
- [29] Gjengset, J., Xiong, J., McPhillips, G. and Jamieson, K.: Phaser: Enabling Phased Array Signal Processing on Commodity WiFi Access Points, *Proc. ACM MobiCom*, pp. 153–164 (2014).
- [30] Qian, K., Wu, C., Yang, Z., Liu, Y. and Zhou, Z.: PADS: Passive Detection of Moving Targets with Dynamic Speed using PHY Layer Information, *Proc. IEEE Parallel Distrib. Syst. (ICPADS)* (2014).