

# Bluetooth Low Energy を用いた 水位推定手法の提案

折原 凌<sup>1,a)</sup> 石田 繁巳<sup>1</sup> 宮崎雅彦<sup>1</sup> 田頭 茂明<sup>2</sup> 福田 晃<sup>1</sup>

**概要：**従来の河川水位測定の手法は装置の設置や維持の費用が高い。本稿では，設置が容易で，かつ，本体の費用が低い Bluetooth Low Energy (BLE) を用いた水位推定手法を提案する。BLE ビーコンから送信された無線信号は水中を通ることによって減衰する。このため，水位が大きくなるとともに受信信号強度 (Received Signal Strength : RSS) は小さくなり，受信率は低くなる。そこで，RSS の大きさの変化と信号の受信間隔に着目する。2 台の BLE ビーコンを用いて RSS の変動による影響を軽減し，RSS データを用いて機械学習で水位を推定する。水位推定の結果，平均誤差 2.85 cm という高い精度での推定が可能であると確認した。

## Proposal of Water-Level Estimation Method using Bluetooth Low Energy

Ryo Orihara<sup>1,a)</sup> Shigemi Ishida<sup>1</sup> Masahiko Miyazaki<sup>1</sup> Shigeaki Tagashira<sup>2</sup> Akira Fukuda<sup>1</sup>

### 1. はじめに

近年，大雨やゲリラ豪雨のような集中豪雨が多発しており，中小河川における堤防の決壊などによる大きな水害が深刻化している。水害は家屋などの破壊にとどまらず，避難の遅れにともなう人的被害も問題となる。このような被害の軽減に向けては河川の状況，特に河川の水位の変化を日常的に監視することが重要である。

リアルタイムな河川水位監視に向けては，フロート式水位計や気泡式水位計，リードスイッチ式水位計，水圧式水位計，超音波式水位計などの水位測定手法が利用されている [1]。しかしながら，これらの水位測定手法は装置自体やその設置・維持の費用が高く [2]，設置場所が限られている。河川水位の監視は国土交通大臣及び都道府県知事が指定する洪水予報河川，主要な中小河川（水位情報周知河川）を中心に行われている。都道府県が管理する計 2 万 1004

河川に対し，設置台数は計 4986 台である [3]。1 河川に複数の水位計を設置している場合もあるが，1 河川に 1 台と想定した場合でも，7 割以上の河川が未設置と推計される。2017 年 7 月の九州北部豪雨では各県管理の 32 河川が氾濫し，甚大な被害が出た。この河川のうち 30 河川で自治体が水位計を設置していなかった。多くの自治体が水位計の必要性は認識しているとしながらも，未設置の理由として水位計が高額であることや管理コストがかかることをあげている。

そこで本稿では，Bluetooth Low Energy (BLE) を用いた低コスト水位推定手法を提案する。BLE ビーコンから送信された無線信号が水中を通ることによって減衰することに着目し，水中を通った無線信号の RSS (Received Signal Strength : 受信信号強度) を用いて水位を推定する。RSS は環境変化や温度変化などに伴う送受回路の動作の変化によって時間とともに変化するため，2 台の BLE ビーコンから送信されたパケットの RSS の差を用いることでこれらの影響を軽減した水位推定を行う。また，水位の上昇とともに受信エラーが増加して RSS の測定機会が減少することからパケット受信エラー率も利用して水位推定を行うことで推定精度の低下を抑制する。

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

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

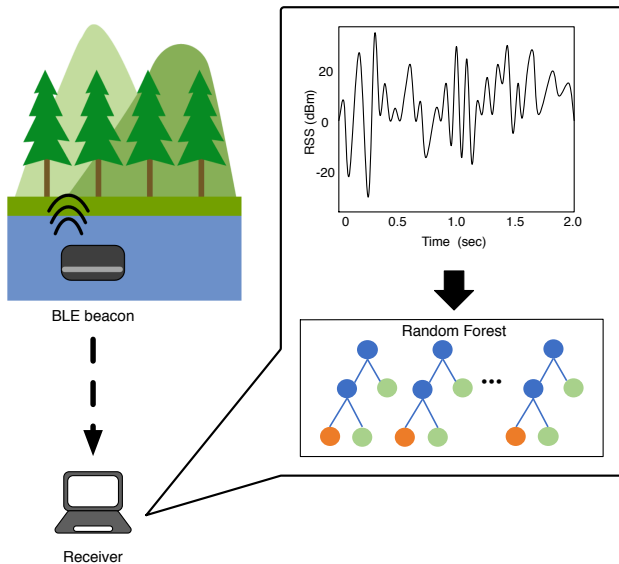


図 1 水位推定手法の概要

Fig. 1 Overview of Water-Level Estimation Method

BLE を用いた水位推定手法の実現可能性を検証するため、RSS を用いた水位推定システムの初期的評価実験を行った。水位の制御が可能な浴室内で 6 段階で水位を変化させながら RSS データを取得し、6 段階のどの水位にもっとも近いかを推定する評価を交差検証で評価した。この結果、正答率 84.7%，平均誤差 2.85 cm という高い精度での水位推定が可能であると確認した。

本稿の構成は以下の通りである。2. では BLE を用いた水位推定の概要及び実環境に適用した場合の課題について示す。3. では BLE を用いた水位推定を実環境で実現する設計を示し、4. において初期的評価を行う。5. では関連研究について説明し、最後に 6. でまとめる。

## 2. BLE を用いた水位推定手法

図 1 に BLE を用いた水位推定手法の概要を示す。図に示すように、BLE を用いた水位推定手法では河川の中に BLE ビーコンを、河川の外に BLE 受信機を設置する。水中に設置された BLE ビーコンは定期的に Advertising パケットを送出しており、BLE 受信機を用いてこの Advertising パケットを受信し、その RSS を測定する。BLE は 2.4 GHz 帯を用いているため、水中では無線信号が大きく減衰する。このため、水位が深くなるほど Advertising パケットの受信信号強度は弱くなることから受信機において観測した RSS を入力として機械学習により水位を推定する。

BLE を用いた水位推定を実環境で実現するためには以下の 2 つの課題を解決する必要がある。

### 1) RSS の変動の影響をどのようにして軽減するか？

水位が一定で送受信端末が移動していない場合でも BLE 受信機で観測される RSS は時間とともに変化するため、RSS をそのまま用いて水位を推定することは困難である。

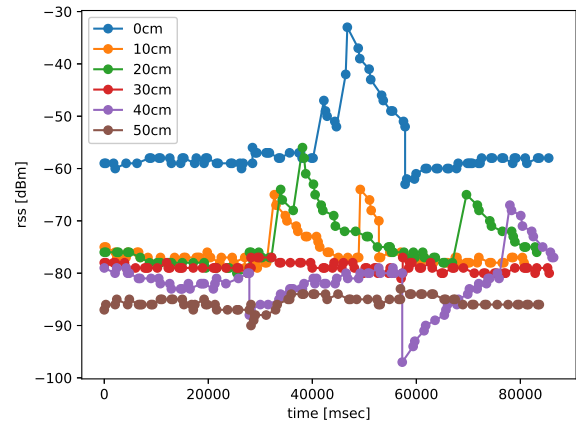


図 2 RSS の変動

Fig. 2 Variation of RSS

図 2 は、風呂おけ内に設置した BLE ビーコンから送出された Advertising パケットの RSS の時間変動の例を示している。水位は 0 cm～50 cm まで 10 cm 間隔で変化させた。図 2 より、「深いほどに RSS が小さくなる」という原則が破られている場合があり、単純に RSS を用いて水位を推定することが難しいことが分かる。このような RSS の変動は、電波伝搬環境の変化や温度変化などによる送受信回路の動作変化によって引き起こされる。

### 2) 受信パケット数の減少による RSS 誤差の影響をどのようにして軽減するか？

水位が深くなると受信機で観測される RSS が減少するため、環境雑音の影響を受けやすくなり受信エラーが多発する。このような場合には RSS を測定できるパケット数が減少するため、RSS の測定誤差が大きくなり水位推定の誤差が大きくなることが予想される。

## 3. 実環境への適応

### 3.1 基本アイデア

本研究では 2. で示した 2 つの課題を以下の 2 つのアイデアに基づいて解決し、実環境での水位推定を実現する。

#### 1) RSS の差の利用

RSS の変動の影響を軽減するため、2 台の BLE ビーコンから送信された Advertising パケットの RSS を測定し、その RSS の差を利用して水位を推定する。2 台の BLE ビーコンから送信された Advertising パケットは、受信機付近においてはほぼ同様の環境変化の影響を受けると考えられる。また、温度変化などによる受信回路の影響も同様に受けるため、RSS の差を取ることでこれらの影響による RSS 変動が水位推定に与える影響を軽減する。

#### 2) パケット受信間隔の利用

RSS を測定できるパケット数の減少の影響を軽減するため、Advertising パケットの受信エラー率を利用して水位

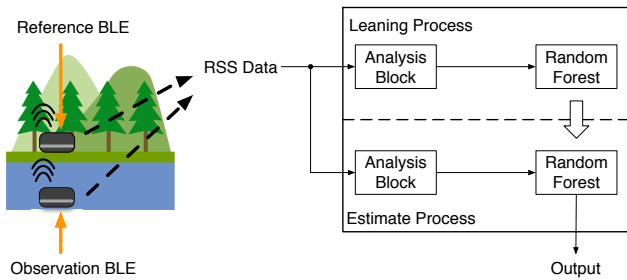


図 3 水位推定システムの概要

Fig. 3 Overview of water-level estimation system

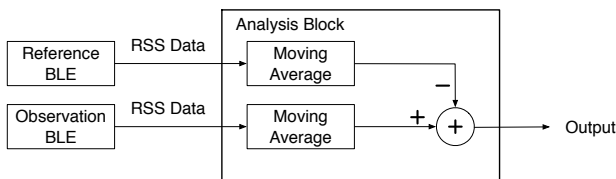


図 4 分析ブロックの概要

Fig. 4 Overview of analysis block

を推定する。RSS を測定できるパケットが減少した場合には Advertising パケットの受信エラー率が増加していると考えられるため、受信エラー率という特徴量を取り入れて水位を推定することで RSS の測定誤差の影響を軽減する。受信エラー率は RSS の低下と必ずしも独立とは言えないが、RSS の低下以外の要因による受信エラーの影響が存在することから水位推定精度を向上できると考えられる。

BLE では、テストモードなどを用いない限り受信エラーとなったパケットの存在を認識することができない。また、BLE ビーコンは Advertising パケットを一定周期で送信しないため [4]、一定時間内の Advertising パケット受信回数から受信エラー率を算出することができない。このため、受信エラー率の代わりに Advertising パケットの受信間隔を用いて水位推定を行う。

### 3.2 システム概要

図 3 に BLE を用いた水位推定システムの概要を示す。BLE を用いた水位測定システムでは、河川の外に基準 BLE ビーコン (Reference BLE)、河川の底など水位を測定したい位置に観測 BLE ビーコン (Observation BLE) の 2 台の BLE ビーコンを設置する。BLE 受信機でそれぞれの BLE ビーコンから送出された Advertising パケットを受信し、その RSS を測定して RSS データを得る。分析ブロックでは各 BLE ビーコンの RSS の差及び Advertising パケットの受信間隔を取得する。Random Forest ブロックではこれらの情報を用いて機械学習により水位を推定する。

以下では各ブロックについて詳述する。

### 3.3 分析ブロック

図 4 に分析ブロックの概要を示す。分析ブロックでは一定時間毎に 2 つの RSS の移動平均をとり、減算を行った後、Advertising パケットの RSS と受信間隔の 2 つを特徴量として抽出する。差分を利用するためにはデータの個数が揃う必要がある。BLE ビーコンは Advertising パケットを一定周期で送信しないため、2 台の BLE ビーコンを用いて収集した RSS データは、それぞれ受信のタイミングやデータの個数が異なる。データの個数を揃えて差分を利用するために、それぞれの RSS データで一定時間毎に移動平均をとり、平均をとったそれぞれの区間での代表の値を算出する。観測 BLE ビーコンを用いて収集した RSS データの移動平均をとる際、各区間で平均をとった際に含まれていた RSS データの個数を要素数とする。要素数は受信間隔に依存する値である。各区間での RSS の平均値と要素数を特徴量として抽出する。

### 3.4 Random Forest ブロック

Random Forest ブロックでは機械学習を用いて学習し、水位を推定する。Random Forest ブロックは学習プロセスと推定プロセスの 2 つから構成される。

学習プロセスでは、抽出した特徴量を用いて機械学習で学習し、学習モデルを生成する。学習には事前に設定した数段階の水位において、2 台の BLE ビーコンを用いて収集した RSS データを用いる。水位、RSS、受信間隔を学習データとして機械学習を用いる。学習データから重複を許し、ランダムに複数サンプルを抽出する。抽出したサンプルそれぞれで学習モデルである決定木を生成する。決定木の各ノードの分割時には Random Forest が最良の分割点を探索する。全サンプルでの学習モデルを統合することで、Random Forest の学習モデルを生成する。

推定プロセスでは、学習プロセスで生成した学習モデルを基に、抽出した特徴量を用いて機械学習により水位を推定する。未知の水位において収集した RSS データから抽出した特徴量をテストデータとして機械学習に用いる。学習プロセスにおいて抽出したサンプルから生成した複数の学習モデルに対し、テストデータを入力として与える。それぞれの学習モデルにおいて分類を行い、結果を算出する。全学習モデルの結果を統合し多数決をとることで、学習モデルとして事前に RSS データを収集した際の数段階の水位のうち、未知の水位がどの水位であるかを推定する。

## 4. 評価

BLE を用いた水位推定システムの有効性を検証するため、風呂おけを用いて初期的評価実験を行った。

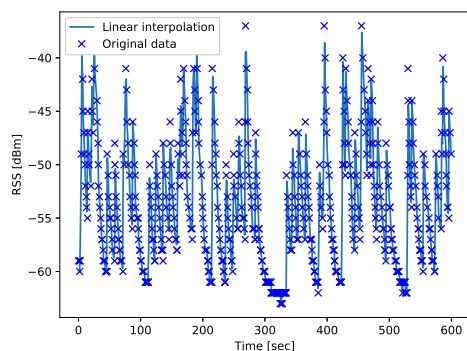


図 5 線形補間の結果

Fig. 5 Result of linear interpolation

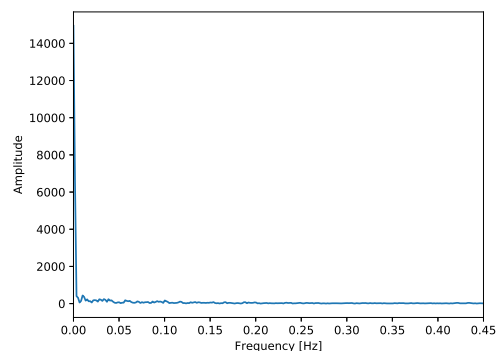


図 7 FFT の結果

Fig. 7 Result of FFT

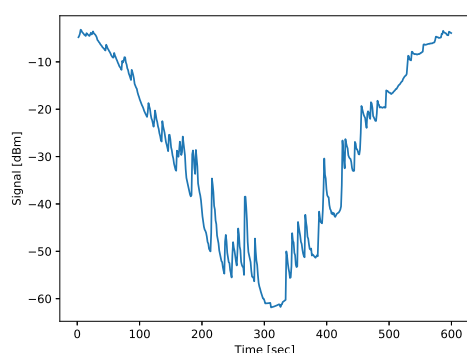


図 6 窓関数を使用した結果

Fig. 6 Result of using window function

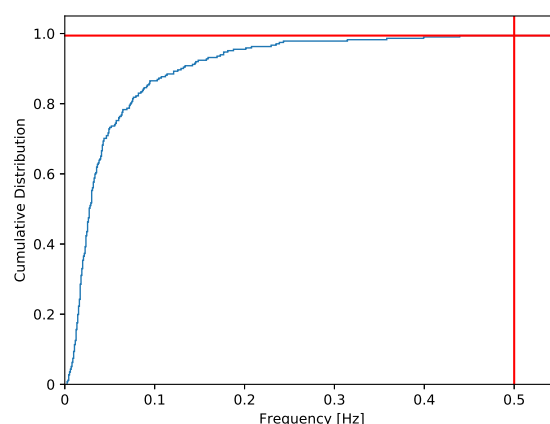


図 8 FFT の累積分布

Fig. 8 Cumulative distribution of FFT

#### 4.1 予備実験

一定時間毎に RSS の移動平均をとる際の時間幅を決定するために予備実験を行った。データの波形に対して Fast Fourier Transform (FFT) を用いて周波数解析をし、周波数成分の分布を確認した。FFT を使用する場合、その区間のデータはサンプリング間隔が一定で周期的であれば、全体の FFT の結果がわかる。BLE 信号の受信間隔は一定でないため、間を補間し、擬似的にサンプリング間隔を一定にするために線形補間を用いた。線形補間では、10 分間で測定した RSS データを等間隔な 512 点にプロットした。また、窓関数にはハミング窓を用いた。これらのサンプルに対し FFT を行った。

線形補間の結果を図 5 に、窓関数を使用した結果を図 6 に示す。そして、FFT の結果を図 7 に示し、累積分布を行った結果を図 8 に示す。図 8 の結果を見ると、ほとんどの周波数成分が 0.5 Hz 以下にあり、周波数が 0.5 Hz の時、成分は 99.4 % である。これらの結果より、受信機では少なくとも 2 秒に 1 回はパケットを受信するため、RSS の移動平均をとる際の時間幅は 2 秒とした。

#### 4.2 評価環境

実験は図 9 に示すような、マンションや集合住宅で使

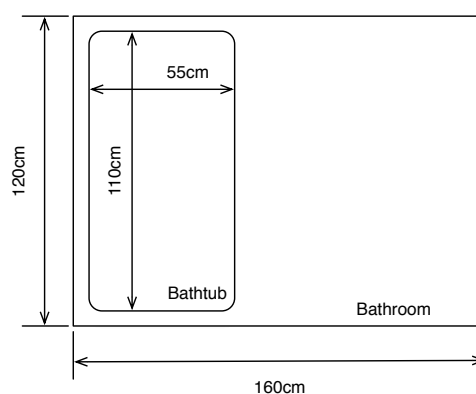
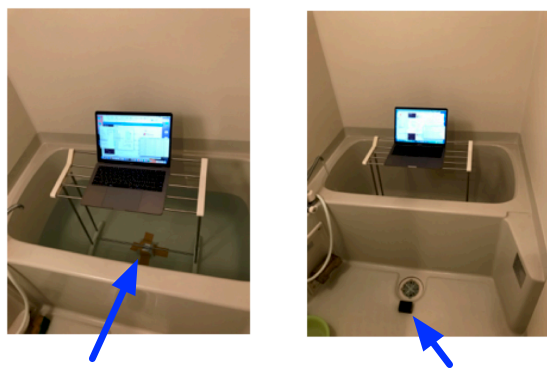


図 9 浴室のサイズ

Fig. 9 Size of bathroom

われるサイズの浴室で行った。図 10 に示すように、観測 BLE ビーコン、基準 BLE ビーコンという 2 台の BLE ビーコンをそれぞれ浴槽の中と浴槽の外に設置した。

RSS データの測定は水位 0 cm ~ 50 cm まで 10 cm 単位の計 6 段階で行い、それぞれの水位で 10 分間ずつ行った。2 台の BLE ビーコンを用いて RSS の変動による影響を軽減



Observation BLE beacon

Reference BLE beacon

図 10 実験環境

Fig. 10 Experiment setup



図 11 使用機器

Fig. 11 Experiment equipments

し、得られた RSS データと受信間隔を用いて機械学習で水位を推定した。Random Forest では決定木数は 100 とした。そして、10 分割交差検証を用いて、どの程度正確に水位を推定できたか、また、どの程度の誤差が生じたか評価した。

図 11 に評価に使用した機器を示す。BLE ビーコンは、MyBeacon Pro 汎用型 (MB004 Ac-DR) を使用した。Mac PC は表 1 に示すように MacBook Pro を使用し、プログラムは Python バージョン 2.7.13 によって実装した。

node.js [5] の bleacon を用いて、BLE ビーコンから送信された信号の受信を実装した。ユーザが指定した時間信号を受信し、信号の RSS と受信時刻を記録する。Python [6] を用いて、取得したデータの受信時刻から信号の受信間隔を算出する。以下、Python を用いて実装した。RSS と信号の受信間隔の変化を特徴量として、sklearn [7] の RandomForestClassifier を用いて機械学習を実装した。

#### 4.3 評価結果

誤差の結果を図 12 に示す。図 12 は水位を推定する際に、誤差としてどれだけ間違えて推定したかを表している。

表 1 実装環境

Table 1 Implementation environment

|       |                           |
|-------|---------------------------|
| PC    | MacBook Pro 13-inch, 2016 |
| OS    | macOS Sierra 10.12.6      |
| プロセッサ | 2GHz Intel Core i5        |
| メモリ   | 8GB                       |

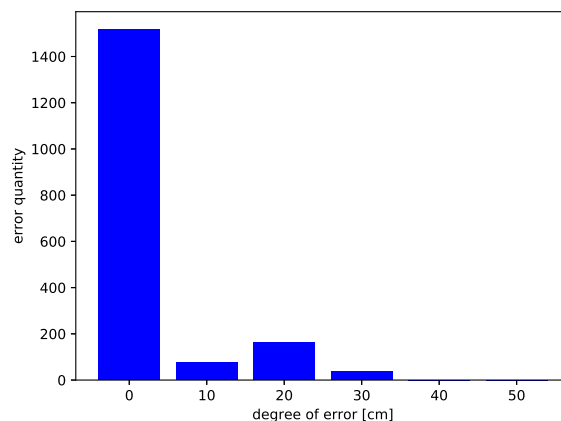


図 12 誤差の分布

Fig. 12 Distribution of error

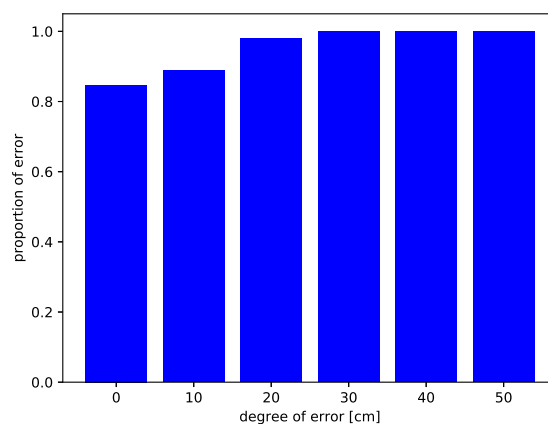


図 13 誤差の累積分布

Fig. 13 Cumulative distribution of error

例えば、10 のところにある棒グラフは 10 cm だけ間違えて推定しているのがこれだけあるということを意味しており、20 のところにある棒グラフは、20 cm だけ間違えて推定しているのがこれだけあるということを意味している。また、図 13 には推定誤差の累積分布を示す。

本システムを用いた水位推定の結果、正答率は 84.7%、平均誤差は 2.85 cm となった。これは、単一の BLE ビーコンを用いた際の、正答率 64.8%、平均誤差 4.79 cm という結果を大きく上回るものであり、高い精度での推定が可能であると確認した。



## 5. 関連研究

無線信号のRSSを用いて河川の水位を測定する研究は、筆者らの調査の範囲では存在しない。ここでは水のセンシングに関する研究、また、無線を用いたセンシングに関する研究について説明する。

### 5.1 水位センシング系

水のセンシングに関する研究として、河川の水位測定と無線を用いた小麦の含水率に関する研究を説明する。

河川の水位測定では、CCTV (Closed Circuit Television: 閉回路テレビ) カメラ画像を用いた水位測定の研究が存在する [8]。CCTV カメラ水位計測システム (Dr.i-sensor) は、CCTV カメラで撮影した映像から水面境界を自動で識別し、非接触かつリアルタイムに河川水位を計測可能なシステムである [9]。本システムの特徴は3つある。1つ目は、画像の輝度分布を利用した水面位置検出機能である。カメラ画像内に水位計測範囲を設定し、リアルタイム映像から標高別の平均輝度を算出する。この輝度値をもとに橋脚等の構造物に接する特徴的な輝度変化が見られる位置を水面位置として認識し、座標データから水位を算出する。2つ目は、画面揺れを自動的に補正するマッチング機能である。画像内の特徴点 (画角内の不動箇所) をあらかじめ設定し、風や振動等でカメラが揺れた場合でも自動的に特徴点をマッチングさせることで画像の乱れやブレを自動補正する機能を付加している。3つ目は、画像鮮明化処理機能である。昼夜や日陰等による構造物の照度変化や降雨等によるカメラ映像の乱れが、画像解析時に誤認識や計測精度の低下の原因となる。画像に鮮明化処理を施すことで撮影環境変化による映像の乱れを改善し、誤認識や計測精度の低下を防ぐ機能を付加している。

本システムの観測精度の検証を平成27年9月関東・東北豪雨の出水映像を用いて行った。橋脚を対象構造物とした水位計測と越流堤法面を対象構造物とした水位計測の2パターンで検証を行った。まず、橋脚を対象構造物とした場合では洪水ピーク時から8時間の映像により水位計測を行った。10秒毎の画像から1分間の平均値を算出し、近傍水位観測所のテレメータ水位との水位を検証した結果、差平均は3.3cmであり、最大水位差は8.3cmであった。

次に、越流堤法面を対象構造物とした場合では減水時のから6時間の映像を用いて検証を行った。10秒毎の画像から1分間の平均値を算出し、近傍水位観測所のテレメータ水位と比較したところ、ほぼ同様の減衰傾向を示していた。

本システムでは橋脚や堤防法面等の構造物を利用して、10秒間隔の短い時間間隔で瞬時に計測可能であることが確認された。また、蓄積された過去映像を活用し、カメラが設置された地点での水位計測が可能であることが確認さ

れた。

小麦の含水率検知に関する研究では、Channel State Information (CSI) の振幅と位相差を用いて、小麦の含水率を検知するシステムのWi-Wheatが存在する [10]。CSIを用いるため、小麦に触れることなく含水率を検知することが可能である。市販のWiFi機器を用いるため、磁気や電気を用いる既存の穀物の含水率検知の手法 [11–16] とは異なり、低コストでの検知が可能である。

Wi-Wheatシステムはデータの事前処理、特徴量抽出、そしてsupport vector machine (SVM) による分類から構成されている。データの事前処理では、外れ値検知やデータの標準化を行い、ノイズを除去する。特徴量抽出では主成分分析 (PCA) を用いてノイズの除去されたCSI振幅と位相差を取得する。

SVMによる分類では、処理されたCSIデータをトレーニングデータとテストデータの2つにランダムに分け、含水率を検知する。

複雑な屋内環境のために、CSIデータを線形的に分離可能でないという問題がある。ガウス放射基底関数を用いて特徴ベクトル空間にマッピングし、分類する。

Wi-Wheatシステムはline-of-sight (LOS) と non-line-of-sight (NLOS) の両方の環境で高精度での検知が可能である。

### 5.2 無線センシング系

無線を用いたセンシングに関する研究では、WiFiベースの行動認識を行うシステムのWiGest (WiFi-based hand gesture recognition system) が存在する [17]。WiGestでは、WiFiの信号強度の変化を利用して、ユーザのモバイルデバイスの周囲におけるハンドジェスチャーの識別を行っている。RSSはマルチパスやユーザのデバイスに接近した他の人間の動きによる干渉のため、ノイズが生じるという課題がある。

この研究では周波数解析の手法の1つである、離散ウェーブレット変換 (Discrete Wavelet Transform: DWT) を用いたノイズ除去が行われている。ウェーブレット変換は、フーリエ変換によって周波数特性を求める際に失われる時間領域の情報を残しておくことが可能なため、時間と周波数の両方の領域で最適な解析である。また、粒度の細かいマルチスケール解析が可能である。離散ウェーブレット変換では、信号を近似係数ベクトルと詳細係数ベクトルの2つの部分に分割する。

離散ウェーブレット変換を用いたノイズ除去は、分解、詳細係数の閾値処理、再構成の3つの段階から成る。分解では、離散ウェーブレット変換を再帰的に適用し、信号を異なる周波数レベルの、高周波係数 (詳細) と低周波係数 (近似) に分解する。

閾値処理では、詳細係数に閾値処理を適用し、そのノイズの多い部分を除去する。閾値は Stein unbiased risk estimate (SURE) を最小化することに基づいて、動的に選択する [18]。SURE とは、多くのものを同時に推定する場合、個々の推定値を全体の平均方向に縮小することで、全体として最良のものが得られるという推定法である。

再構成では、近似係数をすべての閾値化された詳細係数と組み合わせることによって、ノイズ除去信号の再構成が行われる。

その結果、WiGest は単一の AP のみを使用して 87.5 % の精度で、基本の 3 つのジェスチャー（デバイスに近づく、離れる、そのまま）に識別可能であると報告されている。

## 6. おわりに

本稿では、設置が容易で、本体の費用が低い BLE ビーコンを用いた水位推定手法を提案した。提案した水位推定システムの検証のため、浴室での初期的評価実験を行った。RSS の変動による推定精度の低下に対し、2 台の BLE ビーコンを用いる RSS の変動による影響の軽減手法と処理手法を示した。10 分割交差検証を用いて評価を行った結果、正答率は 84.7 %、平均誤差は 2.85 cm という高い精度での推定が可能であることを確認した。

謝辞 本稿で示した研究の一部は、科研費 (JP15H05708, 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研究の助成で行われた。

## 参考文献

- [1] 国土交通省：川の防災情報。 [http://www.river.go.jp/kawabou/reference/indexall\\_ip.html](http://www.river.go.jp/kawabou/reference/indexall_ip.html).
- [2] リスク対策.com：国交省、低コスト水位計普及へ基準整備 (2017)。 <http://www.risktaisaku.com/articles/-/3757>.
- [3] 毎日新聞：都道府県管理河川水位計 7 割超が未設置 費用負担大きく (2017)。 <https://mainichi.jp/articles/20170801/k00/00m/040/172000c>.
- [4] Bluetooth Special Interest Group: Bluetooth Specification Version 4.2 (2014)。 <http://www.bluetooth.com/>.
- [5] Node.js Foundation: Node.js。 <https://nodejs.org/en/>.
- [6] Python Software Foundation: Python (2018)。 <https://www.python.org/>.
- [7] scikit learn: scikit-learn Machine Learning in Python。 <http://scikit-learn.org/stable/index.html>.
- [8] 荒木智三, 蔵本武明, 菊谷英彦, 鄧 朝暉, 小藪剛史, 望月優生, 矢沼伸行, 関根 亮, 近藤弘章: CCTV カメラ画像を用いた水計測システムの精度検証, *i-NET*, Vol. 44, pp. 8–9 (2016).
- [9] 望月優生, 鄧 朝暉, 関根 亮, 飯野 修, 矢沼伸行, 近藤弘章: CCTV カメラ等を用いた河川水位計測システム「Dr.i-sensor」, *i-NET*, Vol. 39, pp. 4–5 (2015).
- [10] Yang, W., Wang, X., Song, A. and Mao, S.: Wi-Wheat: Contact-free Wheat Moisture Detection with Commodity WiFi.
- [11] Wang, W. and Dai, Y.: A grain moisture detecting system based on capacitive sensor, *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, Vol. 5, No. 3, pp. 203–209 (2011).
- [12] Liu, Z., Wu, Z., Zhang, Z., Wu, W. and Li, H.: Research on online moisture detector in grain drying process based on V/F conversion, *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2015 (2015).
- [13] Nelson, S. O., Kraszewski, A. W., Trabelsi, S. and Lawrence, K. C.: Using cereal grain permittivity for sensing moisture content, *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, Vol. 49, No. 3, pp. 470–475 (2000).
- [14] Kim, K., Kim, J., Lee, C., Noh, S. and Kim, M.: Simple instrument for moisture measurement in grain by free-space microwave transmission, *Transactions of the ASABE*, Vol. 49, No. 4, pp. 1089–1093 (2006).
- [15] Yang, Y., Wang, J., Wang, C. et al.: Study on online measurement of grain moisture content by neutron gauge., *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, Vol. 16, No. 5, pp. 99–101 (2000).
- [16] Nath K, D. and Ramanathan, P.: Non-destructive methods for the measurement of moisture contents—a review, *Sensor Review*, Vol. 37, No. 1, pp. 71–77 (2017).
- [17] Abdelnasser, H., Youssef, M. and Harras, K. A.: WiGest: A ubiquitous WiFi-based gesture recognition system, *2015 IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, pp. 1472–1480 (online), DOI: 10.1109/INFOCOM.2015.7218525 (2015).
- [18] Sardy, S., Tseng, P. and Bruce, A.: Robust wavelet denoising, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 49, No. 6, pp. 1146–1152 (online), DOI: 10.1109/78.923297 (2001).