

令和元年6月21日現在

機関番号：14401

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2016～2018

課題番号：16K06354

研究課題名(和文) ターボ原理に基づく統計的繰り返し位置推定法の確立

研究課題名(英文) Statistical iterative indoor positioning based on turbo principle

研究代表者

衣斐 信介 (Ibi, Shinsuke)

大阪大学・工学研究科 准教授

研究者番号：10448087

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,600,000円

研究成果の概要(和文)：本研究課題では、「BLE (Bluetooth Low Energy) による屋内位置推定」と「監視カメラによる屋内位置推定」の結果を、互いに事前知識としながら推定を行う統計的統合信号処理法の確立を目的とした。市販のBLE Dongleを装着した送受信機を用いて屋内実験を行い、統計信号処理により推定精度の改善が可能であることを明らかにした。また、カメラ映像と無線ビーコンそれぞれの利点によって互いの欠点を補完する統合位置推定手法を提案し、その有効性を確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

「BLEによる位置推定」と「監視カメラによる位置推定」の結果を、互いに事前知識としながら繰り返し推定を行う統計的統合信号処理に対してターボ原理を適用するため、適切な尤度の定義を明確にすることを学術的な特色である。位置推定精度の向上は、今後の高度IoT (Internet of Things) 社会基盤を支える重要な課題であり、本研究成果と今後期待することのできる研究成果は、人々の生活をより豊かにするための社会基盤構築の一助となるであろう。

研究成果の概要(英文)：In this project, we aimed to establish a statistical signal processing method that comprehensively estimates the results of indoor positioning by means of BLE (Bluetooth Low Energy) fingerprint and surveillance camera as prior knowledge for each other. Indoor experiments using a transceiver equipped with commercially available BLE dongles were conducted. As a result, we clarified that it is possible to improve the estimation accuracy by the statistical signal processing. Also, we confirmed the validity of the proposed unified position estimation method that compensates for each other's drawbacks by the advantages of camera images and wireless beacons.

研究分野：無線通信システム

キーワード：位置推定 BLE 最大事後確率推定 フィンガープリント 多次元信号処理

様式 C-19、F-19-1、Z-19、CK-19（共通）

1. 研究開始当初の背景

近年、スマートフォンやタブレット型端末等の小型で高機能なモバイル端末の普及に伴って、それらの端末の位置情報を活用したサービスが急速に拡大している。このようなサービスで利用される位置情報の取得には全地球航行法衛星システム (GNSS: Global Navigation Satellite System) の利用が一般的である。GNSS は人工衛星と端末の間に障害物が存在しない LOS (Line-Of-Sight) 環境での利用が前提となっているため、NLOS (Non-Line-Of-Sight) 環境となる屋内では位置推定精度が低下する。位置推定を利用したサービスは、地図アプリのような屋外での利用を前提とするものの他にも、店頭での広告提示や人の在室確認など、屋内での利用を前提としたものの需要も高まっており、GNSS に代わる屋内環境に特化した位置推定システムの開発が望まれている。このような需要に対応するため、屋内環境での位置推定手法の検討が近年盛んに行われている。中でも、最も多く検討されているのが Wi-Fi (Wireless-Fidelity) の受信電力強度 (RSSI: Received Signal Strength Indicator) を利用した位置推定手法である。RSSI を利用する手法は、主に利用者のナビゲーションとモニタリングの2種類に分類される。ナビゲーションの場合、部屋に設置された複数のアンカーノードとなる送信機が利用者の持つ受信機にビーコンを送信する。モニタリングでは、利用者の持つ送信機が、部屋の観測ノードとなる受信機にビーコン信号を送信する。本報告書では、モニタリング手法を中心に説明する。

Wi-Fi は PC やスマートフォン、タブレット端末など、無線を介してマルチメディアデータのやり取りを行う端末には標準的に搭載されている。しかし、Wi-Fi は本来、大容量のマルチメディアデータを高速に伝送することを目的とした無線通信規格であるため、電波法の上限に近い高い送信電力に設定されている。そのため、必然的にデバイスの消費電力が大きいという特徴を有するため、長時間の駆動には大容量のバッテリーが必要となってしまう。その一方で、Wi-Fi と比較して低消費電力であり、同等の普及率をもつ無線通信規格である、BLE (Bluetooth Low Energy) もビーコン信号の候補として挙げられる。BLE は今後急速に発展すると考えられる IoT (Internet of Things) を支える中心的な無線通信規格の1つとして期待されている。以上の理由から、BLE は Wi-Fi よりもビーコン送信機として適していると考えられる。

ところで屋内における位置情報取得には、無線ビーコンの他にカメラ映像の利用が考えられる。カメラ映像を用いる手法は、画像処理による顔認識技術によって個人の識別及びその位置を検出するものであり、検出精度は非常に高い。しかし、個人識別を行う場合、個人の顔情報を事前に学習する必要があり、個人情報保護の観点から、顔情報の利用目的の通知・公表を徹底しなければならないため実装は容易ではない。一方で、無線ビーコンを用いた手法では、ユーザが個人情報の発信を承諾していることを前提に無線ビーコンを送信しているとすれば、個人情報保護の問題は解決される。使用する無線ビーコンとしては BLE の活用が望ましいが、BLE は Wi-Fi から干渉の影響を受けやすく、高精度な位置推定は困難である。

2. 研究の目的

本研究では、「BLE (Bluetooth Low Energy) による屋内位置推定」と「監視カメラによる屋内位置推定」の結果を、互いに事前知識としながら繰り返し推定を行う統計的統合信号処理法の確立を目的とする。

BLE を用いるシステムにおいて、受信機は 2.4 GHz 帯で動作する他のデバイスからの干渉や、低い送信電力信号に起因する雑音の影響を受けやすい。推定時は干渉を避けるため、アドバタイジングチャンネルと呼ばれる、周波数軸上で Wi-Fi チャンネルとの干渉が小さくなるように配置された専用チャンネルを使用する。さらにビーコンを3つ以上の受信機で多次元観測し、雑音の影響を抑制する。屋内位置推定アルゴリズムは主に三点測位と電波指紋の2種類に分類される。三点測位の場合、たとえ高精度に測定できたとしても、反射や遮蔽物など周辺環境の影響により RSSI と距離の関係が伝播モデルと大きく乖離してしまい、精度は大幅に減少する。一方、電波指紋による推定では、推定前に教師データとなる RSSI を予め観測しておく。このとき複数の受信機で受信された RSSI からなる RSSI ベクトルが教師データとして取得される。そのため、伝播モデルに基づく三点測位とは異なり、電波指紋は RSSI の実測により屋内環境を考慮に入れた推定が可能である。電波指紋の精度は、観測点の数、および教師データとなる RSSI サンプル数に依存する。すなわち、送信機の設置場所や角度を詳細に変化させ、RSSI を多数の受信機によって観測することが必要である。また、こうして取得した膨大な量の RSSI サンプルを用いて未知の RSSI サンプルを判別する手法として機械学習が考えられる。

機械学習には様々なアルゴリズムが存在するが、SVM (Support Vector Machine) は、パラメータ数が少ないものの、分類精度が高く、汎化性能が高いアルゴリズムとして知られており、本研究でもこれを用いた推定手法を検討する。さらに SVM により得られた時系列の位置情報を事前情報とし、これに対して推定対象の運動モデルに基づくターボ原理に基づくカルマンフィルタを適用することで推定および追跡能力の向上を目指す。以上を市販の BLE ドングルを装着した送受信機を用いて屋内実験を行い、推定精度の評価を行う。その後、カメラ映像と無線ビーコンそれぞれの利点によって互いの欠点を補完する統合位置推定手法を提案する。

3. 研究の方法

(a) 屋内位置推定システム

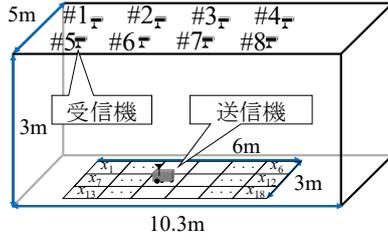


図 1 システムの全体構成 ($N = 8, L = 16$)

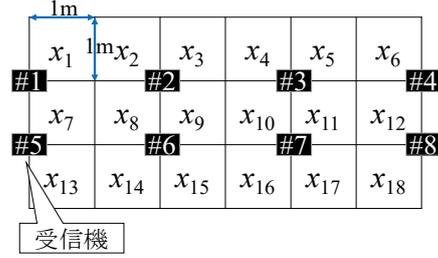


図 2 床上の候補点 ($N = 8, L = 16$)

前節で説明したユーザモニタリングシステムに従い、図 1 に本研究で前提とする位置推定システムの全体構成を模式図で示す。位置推定の対象となる床上の BLE 送信機から送信されたアドバタイジング packets を、天井に設置した N 個の BLE 受信機で受信する。ただし、ビーコンの送信周期は T_B 秒とする。そして各受信機 $\#n$ ($1, \dots, N$) は過去の T_M 秒間に受信した約 T_M/T_B 個のビーコンの RSSI 値の平均値 y_n を取得する。そして各受信機 $\#n$ は取得した RSSI 平均値 y_n を Wi-Fi によって統合サーバーへ送信し、RSSI の観測ベクトル $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n, \dots, y_N]^T$ が作成される。ただし、 $(\cdot)^T$ は転置を表す。この RSSI 観測ベクトルの作成周期は T_1 秒とする。一方、床は L 個の正方形の候補点 x_l ($l = 1, \dots, L$) に分割される。

(b) 教師データの学習手順

教師データの学習手順について説明する。統合サーバーは送信機が各候補点 x_l 内を移動中に取得された RSSI 教師ベクトル \mathbf{y} すなわち電波指紋を観測する。このとき、送信機は床上に設定された候補点の全範囲を移動する。例として図 2 に受信機数 $N = 8$ 個、候補点数 $L = 18$ 個とした場合の受信機と候補点の配置を示す。なお移動中は直進し、候補点の境界に到達すると停止して無作為な方向に回転した後、再度直進を繰り返す。ただし、送信機が境界付近に存在する時間が候補点中央付近と比較して長くなり、RSSI の出現確率に偏りが生じるため、回転中はビーコンの送信を停止する。以上の観測を長時間行い、教師データとなる十分な量の RSSI 教師ベクトル \mathbf{y} と候補点 x_l の組み合わせを取得する。

(c) 位置推定

取得した RSSI 教師ベクトル \mathbf{y} と候補点 x_l の組み合わせを用いて次式で表す SVM の分類器を学習する。

$$\hat{x} = \arg \max_{x \in X} f(\mathbf{w}^T x + \mathbf{b} - \mathbf{y})$$

ここで、 \mathbf{w} および \mathbf{b} は RSSI 教師ベクトル \mathbf{y} と同じ長さのベクトルであり、それぞれ重みベクトルとバイアスベクトルを表す。ただし $X = \{x_1, x_2, \dots, x_L\}$ である。さらに RBF (Radial Basis Function) カーネルを上式に導入することで特徴空間を非線形に拡張する。ここでカーネルパラメータ γ の値によって決定境界の複雑さが決定され、 γ が小さいほど単純に、逆に大きいほど複雑な決定境界となる。そして、学習において $f(z) = \exp(-\gamma z^2)$ を用いて、候補点 x_l ($l = 1, \dots, L$) を正しく分類できるように各パラメータを決定する。すなわち、各候補点 x_l において RSSI 教師ベクトル \mathbf{y} とデータ点 $\mathbf{w}^T x + \mathbf{b}$ の距離が最大となるような重みベクトル \mathbf{w} とバイアスベクトル \mathbf{b} を求め、マージン最大化超平面を決定する。推定時には、学習した分類器に RSSI 観測ベクトル \mathbf{y} を適用し、推定候補点 \hat{x} を導出する多クラス分類を行う。

(d) トラッキング

物体の位置追跡は推定候補点 $\hat{x}(t)$ の座標の軌跡を描くことで実現できる。ただし t は離散時間インデックスを表し、ここでは、連続的に移動する物体の推定を対象とする。各時刻の推定候補点 $\hat{x}(t)$ は誤差を含むため、連続的に移動する物体の推定であっても、次の時刻で遠く離れた候補点を推定候補点 $\hat{x}(t)$ として選択してしまう可能性がある。そこで物体の運動モデルに基づいたカルマンフィルタを適用し、誤差を含む推定候補点 $\hat{x}(t)$ に対しスムージングするものとする。

(e) BLE とカメラの統合位置推定

教師データの作成には、送信機を各推定候補点 $X = \{x_1, \dots, x_L\}$ と各推定角度 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_a, \dots, \theta_b\}$ に配置して長時間測定を行い、その時間平均を教師データの RSSI 観測ベクトル $\hat{\mathbf{y}}[x_l, \theta_a] = [\hat{y}_1[x_l, \theta_a], \dots, \hat{y}_N[x_l, \theta_a], \dots, \hat{y}_N[x_l, \theta_a]]^T$ とする。ただし、 n ($n = 1, \dots, N$) は受信機番号である。このとき、位置推定に使用する観測データに RSSI をそのまま用いると、観測データはサンプリング時間内で取得した RSSI を時間平均したものであるため、RSSI のダイナミクスに対応す

ることが難しく、固定点で測定した教師データとの整合が取りづらくなるという問題が生じる。

ここでは、位置推定に用いる位置情報の尺度を抽象化して、取得した RSSI 観測データ \mathbf{y}_m の要素を降順にソートし、その受信機番号 n をオーダリングしたものを観測ベクトル $\mathbf{r}_m = [r_{1,m}, \dots, r_{N,m}]^T$ として用い、位置推定のためのコスト関数の入力ベクトルとして扱う。ただし、 $\mathbf{y}_m = [y_{1,m}, \dots, y_{n,m}, \dots, y_{N,m}]^T$ であり、 $m (= 1, \dots, M)$ は送信機番号である。同様に、教師データ $[x_i, \theta_d]$ に対しても RSSI の降順にソートした受信機番号のベクトルを $\mathbf{p}[x_i, \theta_d] = [p_1, \dots, p_N]^T$ で表現する。このとき、観測ベクトルと教師ベクトルの類似度を測るコスト関数を設定する。まず、コスト関数に相関係数を用いる場合を考える。観測ベクトル \mathbf{r}_m と教師ベクトル $\mathbf{p}[x_i, \theta_d]$ はどちらも、受信機番号による観測ベクトル \mathbf{r}_m の離散情報であるため、観測ベクトルの要素が一部入れ替わるだけで、相関係数が下がってしまう。これは相関係数が、各要素の前後で増減が一致しているかで評価しており、要素の前後で値が入れ替わると、増減が逆転するためである。したがって、RSSI の変動が激しい BLE の位置推定に相関係数を適用するのは不適切である。コスト関数を設定する際に重要になるのは、観測ベクトル \mathbf{r}_m 内の受信機番号 $r_{l,m}$ が、教師ベクトル $\mathbf{p}[x_i, \theta_d]$ 内の同受信機番号の位置からみて、どれだけ近い場所に位置しているかであり、それら二つのベクトルの類似度を得点化して表すコスト関数を設定した。

ここまでの BLE の位置推定に対してカメラ映像の位置推定を用いると、統合位置推定手法は以下のペアリング手順で行われる。測定開始後、カメラ映像から送信機の位置・角度情報が得られる。得られた情報より使用する教師ベクトル $\mathbf{p}[x_i, \theta_d]$ を送信機数と同じ数に限定する。そうして限定した教師ベクトルと観測ベクトル \mathbf{r}_m より設定したコスト関数を用いて評価値を教師ベクトル、観測ベクトルの全ての組み合わせに対して算出し、最も評価値の総和が大きくなる組み合わせを探索することでカメラの位置情報に BLE の個体識別情報をペアリングする。

4. 研究成果

(a) 実験環境と実験装置

表 1 実験諸元

受信機数	$N = 8$
推定候補点	$L = 18$
候補点のサイズ	$1 \times 1 \text{ [m}^2\text{]}$
送信機の種類	10 [cm/s]
ビーコン送信周期	$T_B = 0.3 \text{ [s]}$
RSSI 平均時間	$T_M = 1, \dots, 15 \text{ [s]}$
RSSI ベクトル作成周期	$T_I = 1 \text{ [s]}$
1 候補点あたりの RSSI 教師ベクトル	700
テストデータの RSSI 観測ベクトル	600
RBF カーネルパラメータ	$\gamma = 2.8$
プロセスノイズ分散	$q = 10$
測定ノイズ分散	$r = 10^5$



図 3 実験環境



図 4 受信機 8 台のカメラ画像の合成画像

提案する位置推定手法の有効性を確認するため、実際の屋内環境において位置推定実験を行った。実験諸元を表 1 に、実験環境を図 3 に示す。同図に示すように、床の $3 \text{ m} \times 6 \text{ m}$ の範囲は $1 \times 1 \text{ m}^2$ の正方形の候補点 18 個に分割される。受信機には、Raspberry Pi 財団のシングルボードコンピュータ Raspberry Pi3 に Buffalo 社の USB 型 BLE アダプタ BSBT4D09BK を装着して使用し、8 台を天井に等間隔に配置した。一方、移動する送信機として、同じ BLE アダプタを装着した LEGO 社の MINDSTORMS EV3 を用いた。

(b) 学習に使用する教師データと推定に使用するテストデータの取得

教師データの学習時には、送信機は約 10 cm/s で候補点の全範囲を直進し、境界に到達すると停止してビーコンの送信を中断し、無作為な方向に回転した後、再度直進してビーコンの送信を開始する。なお、ビーコンの送信周期は $T_B = 0.3$ 秒とする。

一方、各受信機は RSSI ベクトル作成周期の $T_I = 1$ 秒毎に、過去の $T_M (= 1, \dots, 15)$ 秒に観測した RSSI を平均し、長時間観測を行うことで 1 候補点あたり 700 個の RSSI 教師ベクトルを作成する。この際、天井に設置された受信機の Raspberry Pi3 に搭載されたカメラを使い、8 枚の画像を合成することで図 4 に示す i - j 軸座標平面に対応した床上の画像を作成する。これにより実際に送信機が存在する位置座標 $[i(t), j(t)]$ を検出でき、各 RSSI 教師ベクトルに対応した候補点 $x_l (l = 1, \dots, 18)$ のラベル付けが可能となる。

推定時は、学習時と同様に送信機を 18 個の候補点の全範囲内で移動させて RSSI を観測し、時系列の RSSI 観測ベクトル $\hat{\mathbf{y}}(t)$ を作成する。ただし、推定時は送信機が回転中もビーコンの送信を停止しない。この際も、図 4 に示す受信機の画像を用いて、推定精度評価時の解答となる位置座標 $[i(t), j(t)]$ および候補点 $x_l(t) (l = 1, \dots, 18)$ を取得する。

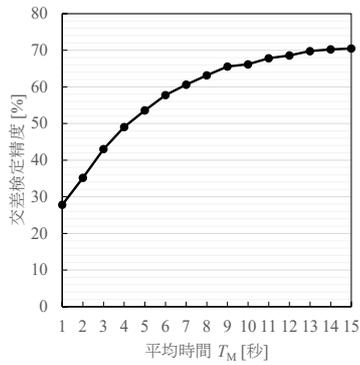


図 5 RSSI 平均時間 T_M に対する
交差検定精度

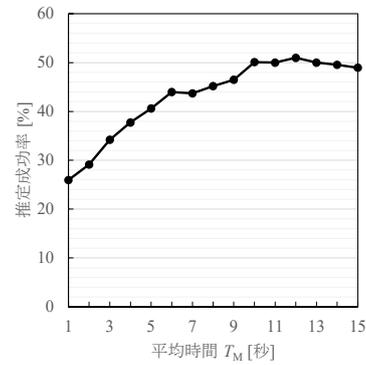


図 6 RSSI 平均時間 T_M に対する
推定成功率

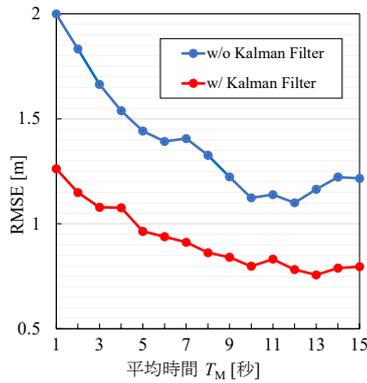


図 7 RMSE の評価

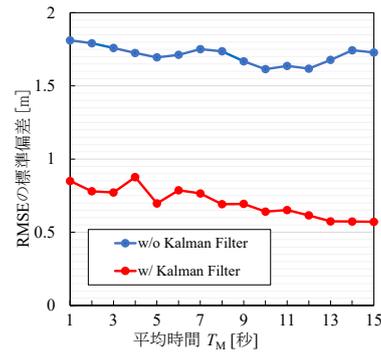


図 8 RMSE の標準偏差

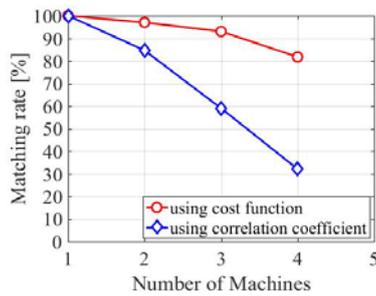


図 9 送信機間距離が 1 m の識別率

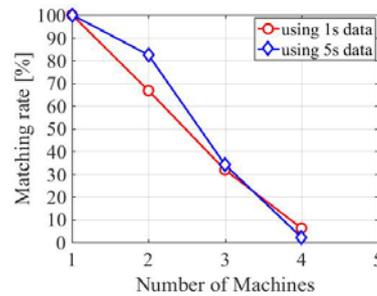


図 10 移動体の識別率

(c) 教師データの交差検定評価

まず、作成した教師データを用いて SVM の分類器を学習し、交差検定評価を行った。結果を図 5 に示す。RSSI 教師ベクトル \mathbf{y} を SVM に適用した際に得られた推定候補点 \hat{x} が、正しく候補点 x_l に分類された場合を推定成功とみなす。交差検定精度は教師データを 5 分割し、4 個の教師データ群により SVM を学習、残りの 1 個の教師データ群を推定することを 5 回繰り返した際の平均の推定成功率である。同図からわかるように RSSI 平均時間 T_M の増加により検定精度は向上した。これは、RSSI 教師ベクトル $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n, \dots, y_M]^T$ の要素 y_n が T_M 秒間に各受信機 $\#n$ で取得した複数の RSSI 値の平均値であることから、 T_M の増加に伴い受信したビーコン数が増え、各 y_n が収束したためと考えられる。一方、RSSI 平均時間 T_M が一定以上になると、交差検定精度は収束し、最大で 70.5% となった。これは RSSI 平均時間 T_M を増加させると送信機の移動距離は長くなり、ラベル付けされた候補点 x_l 以外の候補点に送信機が存在する際に取得された RSSI を多く含んだ RSSI 教師ベクトルとなってしまったためと考えられる。

(d) テストデータの推定精度評価

テストデータの推定成功率により評価した。ここで推定成功率はテストデータの RSSI 観測ベクトル $\hat{\mathbf{y}}(t)$ 600 個のうち、正しく推定候補点を推定できた割合によって定義される。結果を図 6 に示す。交差検定評価の結果と同様に、RSSI 平均時間 T_M の増加に伴い推定成功率が向上することを確認した。推定成功率の最大値は RSSI 平均時間 $T_M = 12$ [s] のとき 50.9% となった。交差検定評価時と比較して最大値が低下したのはテストデータの観測を教師データの観測

から時間をおいて行ったため、伝搬環境が変化したものと考えられる。

さらに、同様のテストデータを用いて平均平方二乗誤差 RMSE (Root Mean Square Error) によって評価した。ただし RMSE は、送信機が推定候補点 $\hat{x}(t)$ の中心座標 $[\bar{i}(t), \bar{j}(t)]$ に存在すると仮定した際の、正しい候補点 $x_i(t)$ の中心座標 $[i(t), j(t)]$ との誤差距離を基準にしている。その結果を図 7 に示す。RSSI 平均時間 $T_M = 12$ [s] のとき RMSE は最小値 1.09m となった。さらに、カルマンフィルタを適用すると位置追跡性能が大きく向上し、RMSE の最小値は 0.76 m となった。このとき、プロセスノイズの分散を $q = 10$ 、測定ノイズの分散を $r = 10^5$ としている。また同図から、RSSI 平均時間 T_M が小さい場合ほどカルマンフィルタの適用により RMSE の減少が大きいことから推定候補点 $\hat{x}(t)$ の誤差低減効果が大きいことがわかる。さらに図 7 の RMSE に対応する標準偏差を図 8 に示す。同図からもカルマンフィルタの効果が確認できる。

(e) BLE とカメラの統合位置推定

提案手法の有効性を確認するため、検証実験を行った。教師データは、推定候補点を 1 m 間隔で 18 点、送信機の向きを 4 方向 (0° , 90° , 180° , 270°) で作成した。図 9 に送信機間距離を 1 m とし、静止させた状態でペアリングを行ったときの識別率を示す。このとき観測時間は 600 s として各 4 回測定を行った。ペアリングは一つでも誤りがあれば識別失敗とした。図 9 から送信機数が 4 台のときでは、設定したコスト関数の方が相関係数を用いた場合より 49.6% 識別率が高く表れており、RSSI の変動が激しい BLE システムに対して設定したコスト関数は有効であると確認できた。また、図 10 に送信機を移動させた状態でペアリングを行ったときの識別率を示す。このとき、位置推定対象は速度 6 cm/s で等速直線運動をしており、対象同士がぶつかる前や、カメラの映像取得範囲外に出る前に進行方向を右に 130° 回転させるようにして動作させた。同図より、静止状態の識別率と比較すると、特性は大きく下回ったが、識別率は送信機数が 2 台のときでは 82.3%、3 台のときでは 34.1% と無作為にペアリングを行う場合より識別率が向上することを確認できた。

今後、4 (d) で有効性が明らかになったカルマンフィルタによるトラッキングとカメラ画像を統合することで、識別性能の改善を図る予定である。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 1 件)

- ① N. Torii, S. Ibi, S. Sampei, "Indoor Positioning and Tracking by Multi-Point Observations of BLE Beacon Signal," Proc. WPNC '19, 査読有, 2018 年 10 月, DOI: 10.1109/WPNC.2018.8555808.

[学会発表] (計 9 件)

- ① 田崎宏大, 衣斐信介, 三瓶政一, "BLE と角度情報を用いた機械学習による屋内位置推定に関する一検討," 電子情報通信学会 2019 年総合大会, B-5-91, 早稲田大学 (東京都), 2019 年 3 月 19 日.
- ② 鳥居寛享, 衣斐信介, 三瓶政一, "BLE 信号の多次元観測による屋内位置推定に関する一検討," 電子情報通信学会 2019 年総合大会, B-5-90, 早稲田大学 (東京都), 2019 年 3 月 19 日.
- ③ 土田舜典, 衣斐信介, 三瓶政一, "機械学習を用いた Wi-Fi と BLE の統合フィンガープリントによる屋内位置推定に関する一検討," 信学技報, vol. 118, no. 101, RCS2018-35, pp. 1-6, 長崎大学 (長崎県・長崎市), 2018 年 6 月 20 日.
- ④ 土田舜典, 衣斐信介, 三瓶政一, "WiFi と BLE を用いた統合フィンガープリントによる屋内位置推定に関する一検討," 電子情報通信学会 2018 年総合大会, B-5-103, 東京電機大学 (東京都), 2018 年 3 月 20 日.
- ⑤ 酒井直樹, 衣斐信介, 三瓶政一, "屋内環境における BLE とカメラを用いた統合位置推定に関する一検討," 信学技報, vol. 117, no. 396, RCS2017-296, pp. 161-166, サンポートホール高松 (香川県・高松市), 2018 年 1 月 22 日.
- ⑥ 鳥居寛享, 衣斐信介, 三瓶政一, "BLE ビーコンの多次元観測による屋内位置推定に関する一検討," 信学技報, vol. 117, no. 396, RCS2017-295, pp. 155-160, サンポートホール高松 (香川県・高松市), 2018 年 1 月 22 日.
- ⑦ 鳥居寛享, 衣斐信介, 三瓶政一, "BLE を用いたフィンガープリントによる屋内位置推定の研究," 電子情報通信学会 2017 年総合大会, B-5-133, 名城大学 (愛知県・名古屋市), 2017 年 3 月 23 日.
- ⑧ 衣斐信介, 三瓶政一, "Bluetooth Low Energy のための繰り返し差動検波に関する一検討," 信学技報, vol. 116, no. 276, SR2016-72, pp. 99-104, 大阪大学中之島センター (大阪府・大阪市), 2016 年 10 月 28 日.
- ⑨ S. Ibi, S. Sampei, "Iterative Detection and Decoding of Implicitly Concatenated Channel Code in Bluetooth Low Energy," 信学技報, vol. 116, no. 29, SR2016-22, pp. 75-80, オウル (フィンランド), 2016 年 5 月 17 日.

※ 科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。