超平面モデルを用いた屋内 WiFi 環境の電波状況推測の研究

本多 弘睦[†] 児玉 大暉^{††} TECHASARNTIKULNATTAON^{†††} 義久 智樹^{†††} 下西 英之^{†††}

† 大阪大学基礎工学部情報科学科
〒560-0043 大阪府豊中市待兼山 1-32
†† 大阪大学大学院情報科学研究科
〒560-0043 大阪府豊中市待兼山 1-32
††† 大阪大学サイバーメディアセンター
〒560-0043 大阪府豊中市待兼山 1-32

あらまし サイバーフィジカルシステム (CPS) におけるロボットの無線遠隔制御では、人間とロボットが安全に共存 するため、ロボットが移動するエリア全体の電波状況をリアルタイムに知る必要がある.しかし、特定のエリア全体 の電波状況を直接観測できるだけのセンサや端末を設置することは、設置場所や設置コストなどを考慮すると不可能 である.そこで、通信エリア内の一部で観測された電波状況をもとに、通信エリア全体の電波状況を推定する手段が 望まれる.本研究では、既存の研究より少ない計測から推定を行うため、超平面による近似を用いた電波状況の推測 方式を提案する.対象となる空間を1つの超平面で近似すると推定誤差が大きくなるため、推定する地点の近傍の観 測データに重みを置いて推定する地点ごとの超平面を求める手法を提案する.本研究では、ロボットが室内の電波状 況を計測しながら移動し、エリア内に設置された少数の観測点と、ロボットが通過した進路上の計測値を用いて、進 行先の電波状況を推定するという状況を想定する.実験評価の結果、エリア内の観測点の数が4か所の場合と24か所 の場合で比較すると、同等の精度で推定を行うことができることが示された. **キーワード** サイバーフィジカルシステム (CPS)、受信信号強度 (RSS)、超平面

Research on estimation of radio wave conditions in indoor WiFi environments using a hyper-plane model

Hiromu HONDA[†], Daiki KODAMA^{††}, Techasarntikul NATTAON^{†††}, Tomoki YOSHIHISA^{†††}, and

Hideyuki SHIMONISHI^{†††}

† School of Engineering Science, Department of Information and Computer Sciences, Osaka University 1–32 Machikaneyama, Toyonaka-shi, Osaka, 560–0043 Japan

†† Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University 1–32 Machikaneyama, Toyonaka-shi, Osaka, 560–0043 Japan

††† Cybermedia Center, Osaka University 1–32 Machikaneyama, Toyonaka-shi, Osaka, 560–0043 Japan

Abstract Wireless remote control of robots in a cyber-physical system (CPS) requires real-time estimation of the radio wave conditions of the entire area where the robot moves. However, it is impossible to place enough sensors to directly observe the conditions in the area. Therefore, a method to estimate the conditions is needed based on partial observations. In this study, we propose a method for estimating radio wave conditions using an approximation of a hyperplane. Since approximating with a single hyperplane results in a large estimation error, we propose a method to obtain a hyperplane for each point to be estimated by weighting the observed data in the vicinity of the point. In this study, we assume a situation in which a robot moves while measuring the radio wave condition and estimates the condition in front of the robot using a small number of observation points and measurements along the path that the robot has passed. The results of the experimental evaluation showed that the accuracy of the estimation of 4 observation points with the proposed method was comparable to the estimation of 24 points. **Key words** Cyber Physical System, Received Signal Strength, Hyperplane model

今後、工場や倉庫、レストラン、介護現場などあらゆる場所 において、人間とロボットが同じ空間内に共存し、効率よく安 全に現場の課題を解決することが期待されている.このような サイバーフィジカルシステム (CPS) においては、人間とロボッ トが衝突したりすることなく安全に共存できることが求めら れ、無線通信によってロボットを安全確実に制御できなければ ならない.ロボットは、電波状況の良い進路を選択して進むこ とで安定した通信を行うことができるが、ロボットが電波状況 の良い進路を選択するためには、ロボットが移動するエリア全 体の電波状況を知る必要がある.しかし、特定のエリア全体の 電波状況を直接観測できるだけのセンサや端末を設置すること は、設置場所や設置コストなどを考慮すると不可能である.そ こで、通信エリア内の一部で観測された電波状況をもとに、通 信エリア全体の電波状況を推定することを考える.

通信エリア全体の電波状況を推定する手段として RSS マッ プを推定する手法が数多く提案されているが,それらの既存研 究での電波状況の推定には多くの観測点が用いられており,リ アルタイムに電波状況を計測するためにそれらすべての観測点 にセンサや端末を同時に設置するのは困難である.

そこで本研究では,超平面モデルを用いて少ない計測データ からエリア全体の電波状況を推定する手法を提案する.提案方 式は,3次元空間(x,y,z)に時間tと電波強度を加えた5次元空 間内に観測データを基にした4次元超平面(x,y,z,t)を作成し, その上の任意の点における電波強度を求めるものである.ただ し線形近似によって少ないデータ量での推定が行える半面,推 定誤差は大きくなるものと想定される.そこで,全空間を1つ の超平面で近似する単一超平面モデルに加え,推定地点毎にそ の近傍のデータを用いた個別の超平面を求める局所的超平面モ デルを提案する.前者では観測値を用いて最小二乗法で単一超 平面を求めるのに対し,後者では推定地点とデータ計測地点の 距離の二乗を重みとして推定地点近傍の計測データの影響を大 きく受けた超平面を個別に求める.

本研究では、ロボットが室内のあらかじめ決められた進路を 電波状況を計測しながら移動し、エリア内に設置された少数の 観測点とロボットが通過した進路上の計測値を用いて進行先の 電波状況を推定するという状況を想定する.ロボットが通過し た地点の計測値を学習データに用いる場合、ロボットが進むに つれて学習データの数が増加することになる.そのように学習 データの数が逐次増えていく手法と比較するため、事前に設置 された観測点のみを学習データとする手法での推定も行う.観 測点の選び方や推定する地点を4つのシナリオに分けて設定し、 それぞれのシナリオで単一超平面モデルと局所的超平面モデル を比較評価し、それらの特性や予測精度の違いを明らかにする.

2. 関連研究

通信エリア全体の電波状況を推定する手法について提案・調 査している文献として,文献[1],[2],[3] などが挙げられる.

文献[1]では、自立移動型ロボットに計測用の PC を乗せて室

内を移動することで,LiDAR SLAM による室内環境の空間マッ プの構築と RSS の計測を同時に行っている.RSS マップの推定 にはガウス過程回帰モデルと GAN を組み合わせた GPR-GAN というモデルで行っている.二次元座標と RSS を学習データ として入力したガウス過程回帰モデルの推定値に,ノイズを加 えて偽のデータとして GAN に入力し,一方で計測値を本物の データとして GAN に入力することで,室内環境に影響される 電波強度の減衰をモデルに学習させることができる.700m²の 室内の 62 地点で計測された RSS を学習データとして入力して いるが,その全地点に観測点を設置することは,設置場所や設 置コストを考えると困難である.

文献[2]では、障害物の位置情報を学習データとして用いる ことで、障害物による電波強度の減衰をサポートベクターマシ ン (SVM) に学習させている.推定する地点の座標、障害物の 座標、アクセスポイント座標と RSS を特徴量としているため、 障害物による電波強度の減衰とアクセスポイントからの距離に よる電波強度の減衰をモデルに学習させている.しかし、学習 データには事前に大学と図書館で収集されたデータセットを用 いており、それぞれ 1.5m 間隔のメッシュデータであるため、実 際にその密度で観測点を室内に配置するのは現実的ではない.

3. 提案手法

エリア内に設置された少数の観測点と、ロボットが計測した 電波状況を用いて、ロボットの進行先の電波状況を推定する ためのモデルとして、重み付最小二乗法を用いた超平面モデ ルを提案する.また、設置された観測点のみから推定するスタ ティックな推定手法と、逐次増えていく観測点から推定するダ イナミックな推定手法をそれぞれ提案する.

3.1 超平面モデル

3.1.1 超平面モデルの提案

本研究では、少ない計測データからエリア全体の電波状況を 推定する手法として、超平面モデルを考える.提案方式は、3次 元空間(x,y,z)に時間 t と電波強度を加えた 5 次元空間内に観測 データを基にした 4 次元超平面(x,y,z,t)を作成し、その上の任 意の点における電波強度を求めるものである.超平面モデルは 少ない学習データからエリア内の電波状況を近似できるため、 少ない観測点による電波状況の推定を行う場合に向いているモ デルであるといえる.

3.1.2 単一超平面モデルによる電波状況の推定

単一超平面モデルでは,3次元空間(x,y,z)に時間tと電波強度を加えた5次元空間内に,最小二乗法によって観測データを基にした超平面を1つ作成し,その4次元平面(x,y,z,t)上の任意の点における電波強度を求めるものである.ただし線形での近似を行うため少ないデータ量での推定が行える半面,距離の2乗で減衰する電波強度の推定誤差は大きくなるものと想定される.

3.1.3 局所的超平面モデルへの拡張

全空間を1つの超平面で近似するのではなく,推定したい地 点毎にその近傍のデータを用いた個別の超平面を作成する.す なわち,超平面を求めるための最小二乗法に,推定する地点と 計測データの地点の距離の二乗を重みとして加えることで,推 定する地点の近傍の計測データの影響を大きく受けた,推定す る地点ごとの超平面を求める手法を提案する.以下,重み付最 小二乗法による超平面の求め方と,超平面による推定について 説明する.

n 個の観測点のうち, i 番目の観測点の座標を (x_i, y_i, z_i) , 時間を t_i , 電波強度を d_i とすると, 推定する電波強度 \hat{d} は行列

$$H = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & z_1 & t_1 \\ 1 & x_2 & y_2 & z_2 & t_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n & z_n & t_n \end{bmatrix}$$
と回帰係数 $a = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \end{bmatrix}$ を用いて式

(1),式(2)のように表される.

$$\hat{d}_i = a_0 + a_1 x_i + a_2 y_i + a_3 z_i + a_4 t_i \tag{1}$$

$$\hat{d} = \begin{bmatrix} \hat{d}_1 \\ \hat{d}_2 \\ \vdots \\ \hat{d}_n \end{bmatrix} = Ha \tag{2}$$

また,推定する地点の座標を (x_p, y_p, z_p) ,時間を t_p とすると,各観測点に対する重みは式 (3)のように表される.

$$w_i = \frac{1}{(x_p - x_i)^2 + (y_p - y_i)^2 + (z_p - z_i)^2}$$
(3)

式 (1),式 (3) から,重み付最小二乗法において最小化する残 差平方和 L は式 (4) のように表される.

$$L = \sum_{i=1}^{n} w_i (d_i - \hat{d}_i)^2$$
 (4)

これは、重みの対角行列
$$W = \begin{bmatrix} w_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & w_n \end{bmatrix}$$
 を用いて式 (5)

のように表せる.

$$L = (d - \hat{d})^{\top} W(d - \hat{d})$$

= $(d - Xa)^{\top} W(d - Xa)$ (5)

以上から, *L*を最小化する *a*, すなわち $\frac{\partial L}{\partial a} = 0$ とする *a* は以下の式 (6) のように求まる.

$$a = (X^{\top}WX)^{-1}X^{\top}Wd \tag{6}$$

よって,式(7)の超平面が求まる.

$$d = a_0 + a_1 x + a_2 y + a_3 z + a_4 t \tag{7}$$

また, 推定する電波強度 *d* は式 (2) によって求まる.

3.2 推定手法

本研究では, 推定モデルの提案に加えて, モデルの推定手法 の提案も行う.



図1 計測エリアの全体図

3.2.1 スタティックな推定手法

文献[1], [2], [3] で行われた RSS マップの推定は,決められ た座標で計測された電波強度,もしくは事前に計測した電波状 況の中から決められた座標で計測された電波強度を学習データ としていた.このように,エリア内の決められた座標の電波強 度をもとにエリア全体,あるいは特定の地点に対して電波状況 の推定を行う手法を,スタティックな推定手法とする.

3.2.2 ダイナミックな推定手法

本研究では,エリア内の決められた座標に事前に設置された 観測点で計測された電波強度と,ロボットが進路上で計測した 電波強度をもとに,ロボットが次に進む地点の電波強度を推定 することを想定する.ロボットが計測した電波強度のサンプル 数は,ロボットが移動するにつれて増えるため,推定に用いる 学習データの数はロボットが移動するにつれて増加することに なる.このように,逐次増加する学習データをもとに推定する 手法を,ダイナミックな推定手法とする.

4. 評 価

実環境で収集した無線通信環境のデータを用いて提案手法の 評価を行う.ここでは、計測したデータの一部をセンサや端末 などの観測点としてメッシュ状に3段階の密度で選択し、超平 面モデルの学習データとする.また、残りの計測データの一部 をロボットの進路として仮定し、超平面モデルの学習データに 用いる.学習データの密度や推定する地点を変化させた3つの シナリオで局所的超平面モデルの性能の評価と推定手法による モデルの予測精度の比較評価を行う.また、節3.1.2で述べた 最小二乗法を用いた単一超平面モデルを用いて局所的超平面モ デルの性能の比較評価を行う.

今回は節 3.1.2 と節 3.1.3 で述べた時間 t については考慮せず, 3 次元座標もしくは 2 次元座標, そして電波強度による 4 次元空間または 3 次元空間上で超平面を求める.

4.1 実測環境

RSS の観測は図1に示す室内で行った. 観測時は室内のドアを すべて閉めている. 観測値の計測は、ミニPC (OS:ubuntu20.0.4) を用いて行った. 計測者が実際にその場所までミニPC を運び、 iwconfig コマンドで出力される RSS を用いた. 全観測点を同時 に計測することは困難なため、今回のデータは実際に移動して



図3 観測点とロボットの進路

順番に計測しており同一時間上の観測値ではないが,事前計測 において時間軸上の大きな変動は観測されなかったため,同一 時間上の観測値として扱った上で推測を行う.また,本実験で 利用される電波は WiFi (IEEE802.11ax)の 5GHz 帯である.計 測を行う地点では,距離測定器を用いて水平方向の座標を記録 した.各地点ごとに 0m(ミニ PC を床に置いた状態),0.89m, 1.3mの3つの高さで RSS の計測を行った.また,各地点の各 高さで iwconfig コマンドを 0.1 秒間隔で 100 回実行し,計測し た 100 個の RSS の平均を計測値とした.

4.2 実測結果

計測は全 127 地点で行い,合計で 381 個の計測値が得られた. 全計測地点の 0.89m の高さでの計測値を図 2 に示す. アクセス ポイント周辺で RSS が最も高く,アクセスポイントからの距離 が大きくなるにつれて RSS が低くなっている様子がわかる.

4.3 仮定するロボットの進路と観測点の選び方

本研究では、全計測地点の中から、一部のデータを3段階の 密度でメッシュ状に選択し、それらをセンサや端末といった室 内に設置された観測点とみなす. 観測点は、室内の端の4地点、 10m 間隔のメッシュ状に9地点、そして5m 間隔のメッシュ状 に24地点の3段階の密度で選択した.そして、観測点として 選ばれていない計測地点のうち一部を選択し、それらをロボッ トの進路としてみなす. ロボットの進路上で出発地点と到着地 点を決めておき、ロボットは出発地点から到着地点までを片道 で進むものとする. 観測点とロボットの進路を選択した結果、 図3のようになった.また、ロボットの進路は、計測した3つ



図4 高さが変動する進路の高さの変動

の高さの中で高さをいずれかに固定した進路を3つと,高さが 変化する進路をひとつ仮定する.高さが変化する進路の高さは 図4に示すように変化させた.

4.4 超平面モデルの評価方法

本研究では、超平面モデルの学習データと推定地点を4つの シナリオに分けて選択し、それぞれのシナリオの推定結果をも とに超平面モデルの性能を明らかにする.4つのシナリオはそ れぞれ以下のとおりである.

- シナリオ (1) メッシュデータを学習データとしたエリア全体 の電波状況の推定
- シナリオ (2) メッシュデータを学習データとしたロボットの 進路上の電波状況の推定
- シナリオ (3) メッシュデータとロボットが通過した進路上の 地点のデータを学習データとした,ロボットが 次に向かう地点の電波状況の推定

シナリオ (1) とシナリオ (2) はスタティックな推定手法であり, シナリオ (3) はダイナミックな推定手法である.

超平面モデルの予測精度は,推定値と計測値の平均絶対誤差 (MAE)を用いて評価する.また,最小二乗法を用いた単一超 平面モデルでと重み付最小二乗法を用いた局所的超平面モデル の比較評価を行う.

4.5 超平面モデルによる推定結果

局所的超平面モデルの性能を,4つのシナリオでの推定結果 をもとに評価する.

4.5.1 スタティックなエリア全体の電波状況の推定

このシナリオでは,3段階の密度の観測点をそれぞれ学習デー タとして超平面モデルに入力し,観測点以外の全計測地点に対 して RSS の推定を行う,スタティックな推定手法を用いる.

観測点が端の4つの地点の場合の推定値が図5,観測点が5m 間隔のメッシュデータの場合の推定値が図6のように示された.

観測点が端の4地点のみだった場合,アクセスポイント付近 のRSS は学習データに含まれないため,図5ではアクセスポイ ント付近のRSS の推定値が図2に示す計測値よりも低くなっ てしまっている.一方で,5m間隔のメッシュ状の観測点でア クセスポイント付近の地点を学習させた場合の図6を見ると,



図5 端の4地点のみで学習した局所的超平面モデルの推定値 [dBm]



図6 5m 間隔の観測点で学習した局所的超平面モデルの推定値 [dBm]

表 1	観測	点の箸	殯底ご	との	MA
~ ~ ~		JUV - 2 H		<u> </u>	

観測点の密度	同所的超平面モデルの MAE[dBm]	単一超平面モテルの MAE[dBm]
端の 4 地点	6.0	6.2
10m 間隔	3.5	5.0
5m 間隔	2.3	4.2

表 2 シナリオ (2) における観測点の密度と進路の高さごとの MAE

米四の方子にし	観測点の密度	局所的超平面モデルの	単一超平面モデルの
連路の高さ [m]		MAE[dBm]	MAE[dBm]
0.89	端の 4 地点	7.9	8.5
0.89	10m 間隔	4.6	6.6
0.89	5m 間隔	3.0	5.2
高さ変動	端の 4 地点	7.6	8.4
高さ変動	10m 間隔	4.3	6.3
高さ変動	5m 間隔	2.9	5.1

アクセスポイント付近に現れる高い RSS に近い値を推定でき ていることがわかる.

各観測点の密度と各超平面モデルごとの MAE の比較を示す 表1から,スタティックな推定手法において,観測点の密度が 高いほど超平面モデルの予測精度が向上することがわかる.ま たどの観測点の密度であっても,局所的超平面モデルが単一超 平面モデルの予測精度を上回っていることから,重み付最小二 乗法によって予測精度が向上していると言える.

4.5.2 スタティックなロボットの進路上の電波状況の推定

このシナリオでは,観測点を超平面モデルに学習データとし て入力し,仮定したロボットの進路上のすべての地点の RSS を 推定する,スタティックな推定手法を用いる.超平面モデルの 性能を,観測点の密度と超平面モデル,進路の高さごとに比較 する.

図 7, 図 8 は, 高さ 0.89m の進路に対して, 観測点の密度ご



図 7 シナリオ (2) における高さ 0.89 mの進路上の局所的超平面モデ ルの推定値と計測値 [dBm]



図 8 シナリオ (2) における高さ 0.89 mの進路上の単一超平面モデル の推定値と計測値 [dBm]

表3 シナリオ (3) における観測点の密度,進路の高さごとの MAE

進路の高さ [m]	観測点の密度	局所的超平面モデルの MAE[dBm]	単一超平面モデルの MAE[dBm]
0.89	端の 4 地点	2.2	5.6
0.89	10m 間隔	2.2	5.0
0.89	5m 間隔	2.1	4.7
高さ変動	端の 4 地点	3.3	6.5
高さ変動	10m 間隔	2.6	5.7
高さ変動	5m 間隔	2.4	4.9

との推定値と実測値の比較を超平面モデルごとに示したグラフ である.アクセスポイント付近で計測値が上昇する地点に対し て,単一超平面モデルの誤差は大きく,局所的超平面モデルの 誤差は小さい.

また,進路の高さと観測点の密度ごとの MAE を示した表 2 を見ると,局所的超平面モデルはスタティックな推定手法にお いて,観測点の密度が小さい場合の予測精度は単一超平面モデ ルと大きく変わらないが,観測点の密度が大きいほどより高い 精度で推定できることがわかった.

4.5.3 ダイナミックなロボットの進路上の電波状況の推定

このシナリオでは,エリア内に設置された観測点と,ロボットが通過した地点での計測値をもとに,ロボットが次に進む地点の RSS を推定する,ダイナミックな推定手法を用いる.

図7と図8は、ロボットの進路上の地点のRSSの推定値と 計測値をグラフで示している.シナリオ(2)と同様に、アクセ スポイント付近で計測値が上昇する地点に対して、単一超平面 モデルの誤差は大きく、局所的超平面モデルの誤差は小さい.



図 9 シナリオ (3) における高さ 0.89 mの進路上の局所的超平面モデ ルの推定値と計測値 [dBm]



図 10 シナリオ (3) における高さ 0.89 mの進路上の単一超平面モデル の推定値と計測値 [dBm]

また,表3のそれぞれの高さの進路で観測点の密度が変化した場合の MAE の最大値と最小値の差を見ると,観測点の密度が大きいほど局所的超平面モデルの予測精度は向上するが,どの高さの進路でも MAE の最大値と最小値の差が1.0 未満に収まっていることから,ダイナミックな推定手法では,観測点の密度によらず同程度の精度で推定できることがわかる.

4.6 推定手法の比較

スタティックな推定手法とダイナミックな推定手法の比較 を,表2と表3を用いて行う.スタティックな推定手法では, 表2に示す通り観測点の密度が端の4地点から5m間隔のメッ シュになると,局所的超平面モデルのMAEは最大4.9減少す る.一方でダイナミックな推定手法では,表3に示す通り観測 点の密度が端の4地点と10m間隔のメッシュの場合の局所的 超平面モデルのMAEの差は最大0.9であり,観測点の密度が 小さい場合でも,観測点の密度が大きい場合と同程度の予測精 度であることがわかる.

さらに、ダイナミックな推定手法の結果である表3の観測点 の密度が最も小さい端の4地点の場合の局所的超平面モデル のMAEと、スタティックな推定手法の結果である表2の観測 点の密度が最も大きい5m間隔の場合の局所的超平面モデルの MAEの差は、...さらに、局所的超平面モデルがダイナミックな 推定手法を用いて観測点の密度が最も小さい端の4地点から推 定した場合、スタティックな推定手法を用いて密度が最も大き い5m間隔の観測点から推定した場合と比較して、高さ0.89m の進路ではダイナミックな推定手法のほうが MAE が 0.9 小さい. 高さが変動する進路ではスタティックな推定手法のほうが MAE が 0.4 小さい.

以上のことから,ダイナミックな推定手法では観測点の密度 によらず同程度の予測精度で推定できること,そしてダイナ ミックな推定手法では,小さい密度の観測点を用いて推定した 場合でも,スタティックな推定手法で大きい密度の観測点を用 いて推定した場合と同程度の予測精度で推定できることがわ かった.よって,ダイナミックな推定手法を用いることで,環 境によってはロボットの制御に十分な予測精度を得るために, 室内に設置するセンサや端末などの観測点を少ない数の設置で 済ませることができると考えられる.

5. まとめと今後の方針

本研究では、エリア内に設置された少数の観測点とロボット が計測した電波状況を用いて、ロボットの進行先の電波状況を 推定するためのモデルとして、最小二乗法による単一超平面モ デルと重み付最小二乗法による局所的超平面モデルを提案した. また、スタティックな推定手法とダイナミックな推定手法の提 案も行った. 観測点の密度と推定すつ地点を変化させた3つの シナリオで両提案方式を評価したところ、局所的超平面モデル は単一超平面モデルよりも予測精度が優れていることが分かっ た.また、ダイナミックな推定手法を用いた場合は、密度の小 さい観測点による予測精度が、同手法の密度の大きい観測点で 推定した場合と、スタティックな推定手法の密度の大きい観測 点で推定した場合と同程度の精度であったため、環境によって は、室内の観測点の設置数が少ない場合でも、ロボットの制御 に必要な予測精度で推定できることがわかった.

今後の方針として,超平面に時間軸を追加しダイナミックな 観測と推定,複数のアクセスポイントからの RSS の同時計測, 自律移動型ロボットによる電波状況の計測,ロボットが推定し た電波状況をもとに安定した電波状況の方向を選択して進むア ルゴリズムの作成などを行っていく予定である.

献

文

- Z. Han, C. Chun-Lin, L. Maoxun, Y. Jianfei, Z. Yuxun, X. Lihua, S. Costas J, "Adversarial learning-enabled automatic WiFi indoor radio map construction and adaptation with mobile robot," IEEE Internet of Things Journal, vol.7, no.8, pp.6946-6954, 2020.
- [2] M. Silva, G. Martín, C.A. Cristina, T.S. Joaquín, P. Marco, H. Joaquín, "Environment-aware regression for indoor localization based on WiFi fingerprinting," IEEE Sensors Journal, vol.22, no.6, pp.4978-4988, 2021.
- [3] M. Takahiro, O. Fumie, H. Shinsuke, "Graph Laplacian-Based Sequential Smooth Estimator for Three-Dimensional RSS Map," IEICE Transactions on Communications, vol.104, no.7, pp.738-748, 2021.
- [4] 松田崇弘, 小野文枝, 原晋介, 児島史秀, 三浦龍, "グラフラプラシ アンを用いた受信信号強度マップの逐次推定手法," 電子情報通 信学会技術研究報告; 信学技報, vol.119, no.101, pp.127-132, 2019.
- [5] M. Usama, F. Hasan, I. Ali, "A machine learning based 3D propagation model for intelligent future cellular networks," 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), pp.1-6, 2019.