

C-007

マイコン上で機械学習を用いた屋内位置と動き推定システムの評価 An Evaluation of an Indoor Location System with a Move Estimate Function Using Machine Learning Method on a Micro Computer

大浦 真大[†]
Mahiro Oura

荒木 英夫[‡]
Hideo Araki

1. はじめに

近年、スマートフォンやタブレット端末の普及により、屋内位置推定技術が注目されている。屋内位置推定では屋外での位置取得とは違い、人工衛星からの電波を直接受信できないため、Global Position System(GPS)の利用することは難しい。そのため、Wi-Fi のアクセスポイントや Bluetooth Low Energy(BLE)端末の受信電波強度 Received Signal Strength Indicator(RSSI)を使い、屋内での位置推定を行う研究が行われている。RSSI を使った屋内位置推定方法としては、三角測量法やフィンガープリント法、機械学習を利用した手法などがある。しかし、屋内では壁や階段、人物など電波の減衰の原因となる要因が多数存在するため、RSSI をそのまま計算し屋内位置推定を行う三角測量法は効果的ではなく、ヒューリスティックに屋内位置推定を行うことができるフィンガープリント法や機械学習法が有効といえる。これらを利用した屋内のある地点での位置推定の精度を高める研究が行われている。RSSI を使用する場合の問題は電波の減衰の環境の為、高い精度の屋内位置推定を行うことが困難となっている。[1]

本稿では、マイコン上で機械学習を用いた位置推定システムを提案する。提案システムでは、Wi-Fi のアクセスポイントからの RSSI をマイコンで計測し、予め PC 上で機械学習を使用しておき学習を行っておく。重み付の計算を行った結果は DB として登録しておき推定時に使用する。位置推定は、推定したい建物内に入った時点から位置推定を連続して行い、移動体の動きと共に推定・位置の更新を行っていく手法を検討し、その屋内位置推定結果について評価する。

2. 提案手法と評価システム

本提案における屋内位置推定の機械学習法は、学習と認識の 2 つの機能に分けて実行する。学習の際には位置推定を行う環境において複数地点で Wi-Fi アクセスポイントからの RSSI の情報を事前に計測したものを保存し、機械学習の教師あり学習に計測地点と RSSI 強度を教師信号として学習させ重み付の計算を行う。認識の際には学習の際に計算した計算済みの重み付を使用し現在地を推定する手法である。

本提案では、移動体は提案システムを実装させたマイコンを所持しておき、移動体が建物内に入った時点から位置推定を開始する。そのため建物の入口と出口は同一かつ 1 か所と想定した。移動体は移動可能な場所が連続しているため、移動先の箇所が限られる。図 1 のように現在地が A の時に次の移動可能場所は 1,2,3,4 もしくはその場に留まる

かの 5 通りとなるため出力が 5 パターンとなり、推定精度が屋内の全ての位置を学習させるよりも向上すると考える。また、本システムを使い、移動先が 8 方向とその場に留まっている場合の出力が 9 パターンの場合の評価も行う。移動した場合、移動先の重み付 DB を読み込み新たに機械学習のネットワークを更新し位置推定を継続して行い、また移動しなかった場合、ネットワークの更新はせずに、重み付はそのままで位置推定を継続して行う。システムの構成図を図 2 として示す。また、本稿では位置の精度よりも建物内のどのエリアにいるかを重視する。例えば、ノイズ等により入力信号が乱れた場合でも正しいエリアを出力することを優先する。そのため、建物内を複数のエリアに区切り、位置推定を行う場合に同時にエリアを利用して大きな誤差を取り除く。

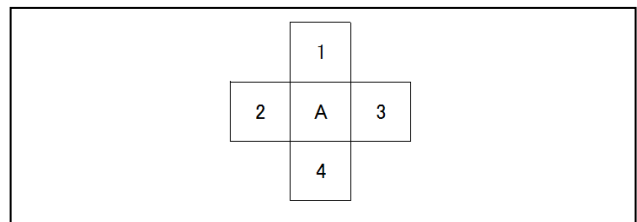


図 1 移動体の移動可能な範囲

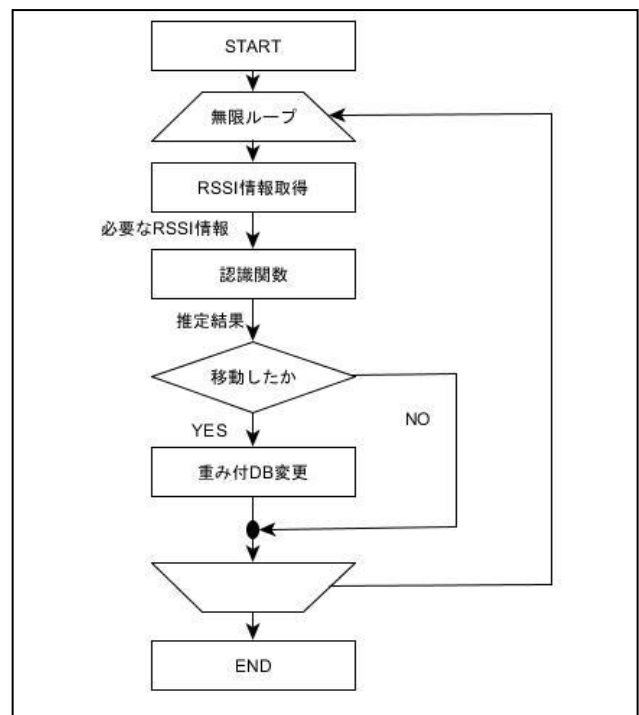


図 2 システム構成図

[†] 大阪工業大学 大学院 情報科学研究科 Graduate School of Osaka Institute of Technology

[‡] 大阪工業大学 情報科学部 Osaka Institute of Technology

表 1 RSSI 情報

MAC アドレス	RSSI	SSID
2C:5D:93:**:**	-59	OIT-AirLAN
2C:5D:93:**:**	-62	OIT-AirLAN

実験で得られた RSSI 情報の一部について一覧を表 1 に示す。また、本システムで使用する機械学習モデルは MultiLayer Perceptron(MLP)を使用し、マイコンには認識関数のみ実装した。MLP とは機械学習のうち教師あり学習の一つである。位置推定時には必要な重み付は予め PC 上でを行い DB としてマイコンに登録しておく。このため、マイコンでは学習関数の実装の必要がないため認識関数のみを実装した。

評価方法の一つとして、ニュージーランドのワイカト大学で開発された Waikato Environment for Knowledge Analysis(WEKA)という機械学習ソフトウェアも同時に使用し、評価を行った。また、WEKA の検証方法として、学習データと認識データがすべて同じ場合と分割交差検証法の 2 つの場合で評価を行う。分割交差検証法とは、学習データをランダムで N 個に分割し、分割したうちの 1 つを認識データとし、残りのデータを学習データとして検証を行う。次に認識データを入れ替え、最終的に N 回の認識を行う。最後にすべての認識結果について平均を求めるとの手法である。例として 10 分割交差検証法を図 3 として示す。

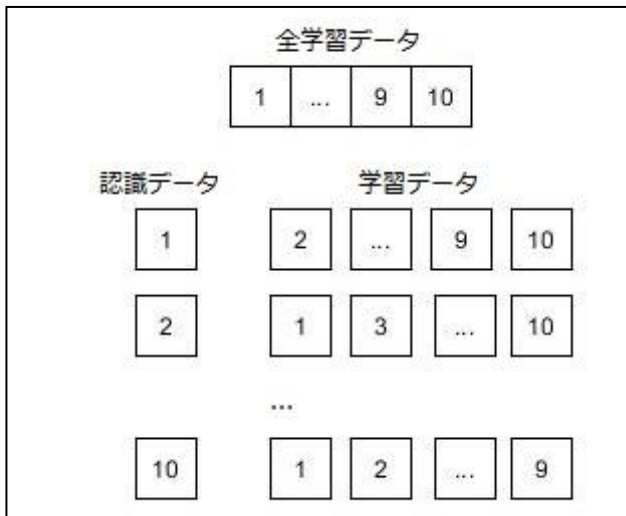


図 3 10 分割交差検証法

3. 使用マイコン・実験環境について

本システムで使用するマイコンは Raspberry Pi 3 を使用して評価を行う。Raspberry Pi 3 には Wi-Fi, Bluetooth 受信機が内蔵されており、Raspberry Pi 3 のみでの評価が可能であるため、このマイコンを使用する。

実験環境として図 4 の大阪工業大学枚方第 2 キャンパス 5 階の一部を使用した。実験に使用した Wi-Fi のアクセスポイントは、実験環境下にある既存のアクセスポイントから取得できた RSSI 情報を使用した。また、実験環境下特有の RSSI 情報の他にも、各部屋で設置されているアクセスポイントや、個人が持っているモバイルルーターな

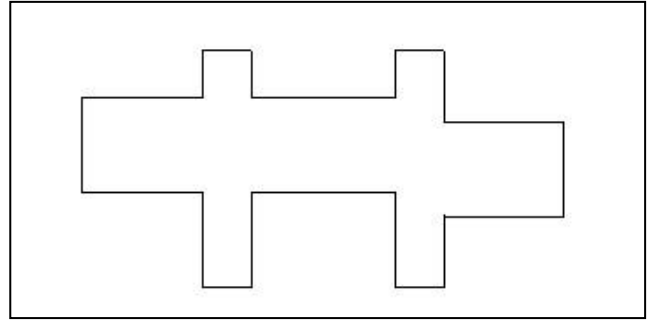


図 4 実験に用いた通路の形状

どからも RSSI 情報の検出が行われたが、実験環境特有の RSSI 情報のみを使用し実験を行った。

4. 測定結果と評価

今回、実験を行い学習データとして 31 ヶ所を 1 ヶ所ごとに 4 回計測した 124 データを取得し、WEKA の MLP を使用して認識を行った。また、評価方法として

1. すべて認識データとして使用した場合
 2. 分割交差検証法を使用して認識を行った場合
- を行った。表 2 にそれぞれの結果を示す。また、分割交差検証法では、10 分割して検証を行った。

表 2 評価結果

学習データと認識データが同じ	正しい分類	100%
	誤った分類	0%
10 分割交差検証法	正しい分類	71.7%
	誤った分類	28.3%

5. 考察

評価結果より、学習データと認識データがすべて同じ場合、100% 正しく分類が行われている。これは学習が完全に完了しており、分類不可能なデータがなかったことがわかる。次に 10 分割交差検証の結果では正しい分類が約 70% となった。これは、10 分割しているため学習データが約 110 個となったため、学習データ数が少ないことから、正しく分類できないパターンが出てきたと考えられる。さらに、ランダムに抜き取りを行っているため、特定の点における測定データが全て失われることもあり、認識率が低くなったと考えられる。

6. 終わりに

本稿では、屋内での移動状況における位置検出手法を目的とした推定手法を提案し、MLP を用いて大学の校舎内で得られた RSSI を用いて位置の推定を行い学習が完了していることを確認した。今後の課題として、10 分割交差検証法を用いるためのデータセットの検討と、実際に移動しながらマイコン上での認識を行いながら屋内位置推定の認識率がどのようになるのかを検討していく必要がある。

参考文献

宮下 悠生, 大浦 真大, June F. De Paz, “機械学習を用いた屋内位置推定手法の評価”, 電子情報通信学会総合大会講演論文集