

電波特性のみを用いた方位推定手法

仲前 彰真^{1,a)} Li Ziyufei^{1,b)} 坪内 考太^{1,c)} 西尾 信彦^{1,d)}

概要: 近年, 多くのスマートフォンには地磁気センサが搭載されており, ナビゲーションなどのアプリケーションにおいて方位を推定するためのコンパスに利用されている. しかし, 屋内環境においては地磁気センサの観測値が乱れてしまい, 地磁気コンパスによって推定される方位に誤差が生じることがある. そこで, 本研究では屋内におけるユーザが向いている方位を電波信号のみを用いて推定する Non-magnetic Compass という手法を, 屋外で利用できる地磁気コンパスの補完手法として提案する. Non-magnetic Compass は受信電波強度と Wi-Fi RTT による測距結果が基地局からの電波をユーザの体が遮蔽する度合いによって特徴的な変化を起こすことに注目して方向のクラス識別できることを利用している. ユーザの方位は複数の基地局からの電波に対してこの識別を行うことで推定される. 評価を行った結果, Non-magnetic Compass は平均 6 度程度の誤差で方位を推定することができ, 地磁気コンパスを補完できることを示した.

キーワード: 方位推定, Wi-Fi, fine timing measurement, Non-magnetic Compass

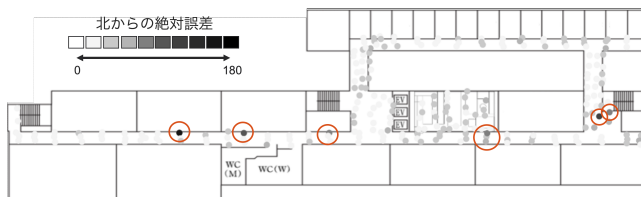


図 1 地磁気による方位推定の乱れの観測結果

1. はじめに

地磁気センサはほとんどのスマートフォンに搭載されており, ユーザによって方位を推定するためによく利用されている [1]. しかし, 地磁気を利用した方位推定手法 (地磁気コンパス) では屋内環境において推定されるユーザの方位が不正確になることが知られている [2], [3]. 図 1 は実際に観測した地磁気による方位推定の乱れを示している. このように, 不確かな方位推定はさまざまな位置に関するアプリケーションに悪影響を与えてしまう.

屋内環境で正確に方位を推定するために, 加速度センサや角速度センサ, Wi-Fi の Channel State Information (CSI) などを利用した方位推定についての研究がなされている. Gui ら [4] は加速度センサと角速度センサを Kalman

Filter によって組み合わせた方位推定手法を提案した. この手法は環境からの影響を受けにくく, スマートフォンさえあれば手軽に方位を推定することができる. しかし, ユーザの初期方位を必要とする上, 生じた誤差が累積してしまうという問題がある.

Wu ら [5] は CSI を利用した進行方向推定手法を提案した. この手法はユーザがスマートフォンなどの端末を保持している必要がなく, 累積誤差も発生しない. しかし, CSI は利用できる Wi-Fi 機器が増えてきているものの, 未だ規格化がされておらず実利用は困難である. このように, 今日まで屋内環境で正確に方位推定を行う現実的な手法は存在しない.

本研究では, Non-magnetic Compass という全く新しい方位推定手法を提案する. 電波を利用することで, 地磁気を一切利用せずにユーザが向いている方位を推定する. そのため, 屋外などの地磁気の値が安定している場所では地磁気コンパスを利用し, 屋内の地磁気が乱れている場所では Non-magnetic Compass を利用するといったように併用することで, どこでも方位を推定できるようになる可能性があると考えられる. 提案手法では, ユーザの体が基地局の方向を向いているか, 基地局とは反対の方向を向いているかの識別結果を利用する. ユーザの体が基地局の方向を向いている場合はユーザ自身の体によって電波は遮られない (LOS). しかし, 基地局とは反対の方向を向いている場合はユーザ自身の体によって電波が遮られてしまう (NLOS).

¹ 立命館大学

² ヤフー株式会社 Yahoo! JAPAN 研究所

a) andy@ubi.cs.ritsumei.ac.jp

b) sumomo@ubi.cs.ritsumei.ac.jp

c) ktsubouc@yahoo-corp.jp

d) nishio@is.ritsumei.ac.jp

LOS と NLOS を識別するために電波が人体によって遮蔽された時の電波強度 (RSSI) と、電波が往復する時間 (RTT) で測定する基地局とユーザの距離との変化の違いを利用する。人体で遮られた電波の RSSI と測定距離はそれぞれ影響を受けて変化する。人体による電波の遮蔽で起きる変化の大きさは RSSI と測定距離で異なり、測定距離の方が RSSI よりも変化が小さい。この変化の違いを利用し、観測した RSSI と測定距離から推定した RSSI を比較することで、LOS と NLOS を識別する。LOS と NLOS の識別を複数台の基地局に対して行い、各基地局とユーザとの位置関係を利用して方位を推定する。

本論文の貢献は以下の 3 つである。

- (1) 人体が及ぼす影響が RSSI と距離測定で異なることを経験的に示した
- (2) Non-magnetic Compass という、地磁気を利用しない新しい屋内方位推定手法を提案した
- (3) 磁場が不安定な場所で、Non-magnetic Compass が地磁気コンパスの精度を上回ることを示した

2. 関連研究

2.1 方位推定手法

本章では 2.1.1 にて地磁気を、2.1.2 にて加速度と角速度を、2.1.3 にて Wi-Fi の CSI を利用した方位推定手法について述べる。

2.1.1 地磁気を利用した手法

地磁気を利用した手法 [6], [7] は地球が発している磁気を観測し、ユーザが向いている方位を推定する。しかし、これらの手法では静的もしくは動的な磁気の乱れが生じている屋内環境では推定精度が低下する。屋内測位の研究 [8], [9] では、場所による固有の磁気の乱れを地図上にフィンガープリントとして記録しユーザの位置を推定するため、磁気の乱れをそのまま利用している。しかし、方位推定においては北を示すような地磁気に磁気の乱れが加わってしまい正確に方位を示すことが出来なくなってしまうため、磁気の乱れを打ち消すようなキャリブレーションを行う必要がある。磁気の乱れに対するキャリブレーションは困難であり、現在も盛んに研究が行われている [10], [11]。以上のように、地磁気を利用した方位推定手法は屋内環境ではあまり適していない。

2.1.2 加速度と角速度を利用した手法

加速度と角速度を利用した手法は、与えられた初期方位からの相対的な方向を推定する。ほとんどの研究では加速度と角速度を組み合わせた方位推定手法 [12], [13] が提案されている。これらの手法は初期方位を初期方位が必要である問題があり、さらに、推定途中で方位に誤差が生じるとその後の結果にまで影響してしまう。そのため、地磁気などを利用した絶対的な方位推定と、加速度と角速度による方位推定を組み合わせた手法も提案されている [14], [15]。

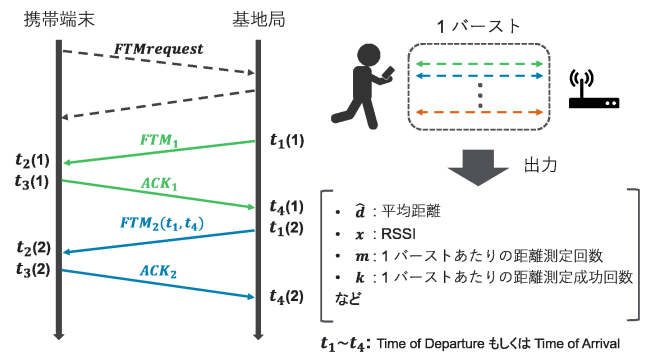


図 2 FTM プロトコルの概要図

しかし、地磁気は屋内環境において不正確な場合があるため、組み合わせた手法も精度が低くなる可能性がある。

2.1.3 Channel State Information を利用した手法

CSI は RSSI よりも詳細な情報が観測できるため、屋内測位 [16] や状態認識 [17] などのさまざまなサービスに利用できると注目されている。Wu ら [18] は CSI を利用したデバイスフリーの進行方向推定手法を提案している。また、CSI を利用することでユーザの移動距離や進行方向を 1 台の基地局さえあれば推定できる手法も提案されている [19]。これらの手法はマルチパスが存在する屋内環境においても高精度に推定できる。しかし、CSI を利用するためのツール [20], [21] は増えてきているが、ほとんどのデバイスが非対応である上、CSI に関する規格が存在しない。そのため、CSI を利用した手法は現実的な利用に向いていない。

2.2 Wi-Fi Fine Timing Measurement

FTM は Wi-Fi の電波を利用して高精度な距離測定を行うためのプロトコルで、2016 年に IEEE 802.11mc として規格化された [22]。距離測定には、基地局から携帯端末へ、もしくは携帯端末から基地局へ電波が飛行する時間 (ToF) を利用する。電波を一方的に送信する場合は基地局と携帯端末の時間同期が必要であるが、FTM の場合は電波を往復させるため基地局と携帯端末の時間同期は不要である。FTM を利用した距離測定の概要図を図 2 に示す。出力される距離は m 回電波を往復させた結果の平均値であり、この時の m 回電波を往復させる試行を 1 バーストと呼ぶ。距離は以下の式 1 で算出する。

$$\hat{d} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{(t_4(i) - t_1(i)) - (t_3(i) - t_2(i))}{2} \cdot c, \quad (1)$$

ここで、 k は 1 バーストあたりの距離測定成功回数を、 c は光の速度を示す。

FTM は屋内測位の研究 [23], [24] でしばしば利用されているが、測位を行うためには基地局が設置されている場所を知っておく必要がある。本研究も Wi-Fi の基地局の設置場所が既知であるという前提で進めていく。

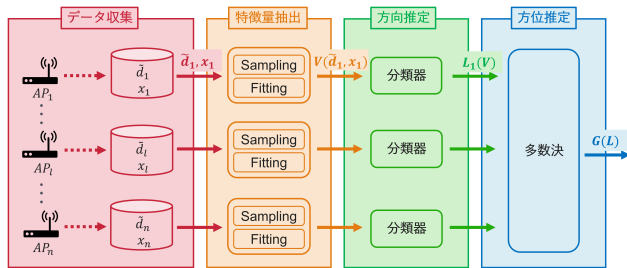


図 3 Non-magnetic Compass の概要図

2.3 LOS と NLOS の識別手法

電波は壁や人体などの障害物によって遮られると RSSI が減衰し、また障害物を避けようとマルチパスが発生する。これらの現象は電波を利用した距離測定や測位精度を低下させてしまう。そのため、障害物によって遮られていない (LOS) か遮られている (NLOS) かを識別する手法が研究されている。Hab ら [25] は機械学習手法を利用して LOS と NLOS を識別し、LOS と識別された電波のみを利用することで測位精度を向上させる手法を提案した。また、Wu ら [26] は CSI を利用してリアルタイムで LOS を判別する手法を提案した。しかし、これらの手法は障害物として壁やアルミホイルで包まれた物を想定しており、人体は想定していない。

本研究は携帯端末を保持しているユーザ自身の体を障害物として想定しており、壁などを障害物として想定した場合とは電波の特徴が異なることを示す。

3. 提案手法

本章では、提案手法である Non-magnetic Compass の流れを図 3 に沿って説明する。

3.1 データ収集

複数台の基地局が設置されている環境で携帯端末を用いて、生のデータ \hat{d}, x を収集する。ここで、 \hat{d} は Wi-Fi FTM による測定距離で、 x は RSSI である。FTM によって観測される測定距離は実際の距離とは異なる [27] ため、式 2 のキャリブレーションが必要である。

$$\tilde{d} = \hat{d} + \phi. \quad (2)$$

ここで、 ϕ はオフセットを示しており、ハードウェアのクロック周波数に依存しているため、基地局と端末のハードウェアの種類によって固有である。

3.2 特徴量抽出

本節では、観測したデータから抽出する特徴量について説明する。まず 3.2.1 節では、Non-magnetic Compass の土台となる特徴量について述べる。3.2.2 節と 3.2.3 節では、特徴量の抽出方法であるサンプリングとフィッティングについて述べる。また、3.2.4 節では特徴量の選択について

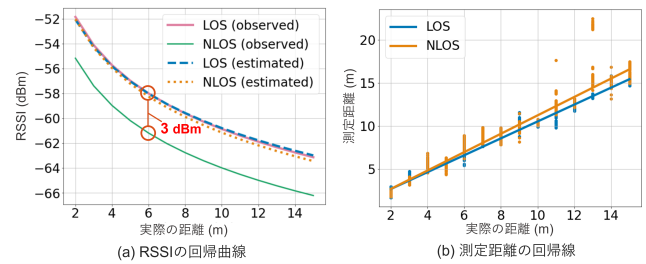


図 4 LOS と NLOS それぞれの場合の RSSI と測定距離の変化

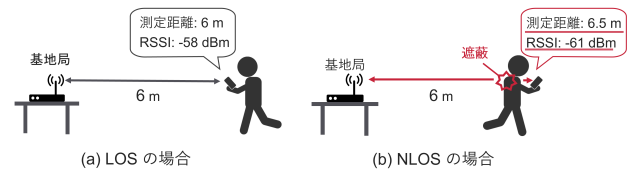


図 5 LOS と NLOS における観測結果の違い

て述べ、また、それらの特徴量がユーザの方向推定にどのように有効であるのかについて述べる。

3.2.1 人体による電波の変化

Non-magnetic Compass は、RSSI や測定距離それぞれ単体の特徴量ではなく、LOS と NLOS の場合における RSSI と測定距離の変化の違いを利用した新しい特徴量を利用する。

3.2.1.1 LOS と NLOS の場合の RSSI と測定距離の違い

基地局と携帯端末間で送受信する電波が人体によって遮られた場合、RSSI は大きく変化する。これは人体に含まれている水分が電波を吸収してしまうためであり、その結果 RSSI が大幅に減衰してしまう。

この現象を検証するために、11 m × 16 m の部屋で予備実験を行った。部屋には Wi-Fi 基地局として Google Wi-Fi を 1 台設置し、実験者は携帯端末として Pixel 3a を 1 台保持した状態で、基地局から 2 m 離れた地点から 15 m 離れた地点まで 1 m 間隔で各地点ごとにデータの観測を行った。LOS と NLOS それぞれの場合における、RSSI の観測結果を図 4(a) に、Wi-Fi FTM 測定距離の結果を図 4(b) に示す。

予備実験の結果、LOS の場合に比べて NLOS の場合の方がいずれの観測地点においても RSSI が大きく減衰することが分かる。これらの結果から、RSSI と測定距離が LOS と NLOS の場合でそれぞれ異なることが分かった。

3.2.1.2 RSSI と測定距離への影響の違い

Wi-Fi FTM が規格化されるまでは観測値として RSSI しか利用できず、RSSI 単体では特殊な行動をしない限り LOS と NLOS の識別が困難であった [28]。RSSI が障害物による電波の遮蔽だけではなく基地局からの距離によっても減衰し、RSSI 単体では障害物と基地局からの距離のどちらの影響で減衰したのかを判別できないためである。

Wi-Fi FTM が規格化されてからは、RSSIに加えて測定距離も観測できるようになったが、測定距離単体でも障害物と基地局からの距離のどちらの影響を受けたかを判別できない。そこで、RSSIと測定距離の2つを組み合わせた特徴量を利用し障害物によって遮蔽されたかどうかの識別を行う。

具体的な特徴量としては、観測 RSSI と測定距離から推定した RSSI の差を利用する。推定 RSSI $F(d)$ を、RSSI と距離の関係式 3 によって算出する。

$$F(d) = a \cdot \log_{10}(d) + b. \quad (3)$$

ここで、 d は基地局からの距離を示しており、RSSI を推定する場合には測定距離 \hat{d} を入力値として利用する。また、 a と b はパラメータで、LOS の場合に観測した RSSI と測定距離から導出する。推定した RSSI の回帰曲線を図 4(a) に点線で示す。

LOS と NLOS における RSSI と測定距離の変化の違いを図 5 によって、LOS と NLOS の場合で観測 RSSI と推定 RSSI の差を比較すると、NLOS の場合の方がこの差が大きくなる。これらの結果は、RSSI が FTM による測定距離よりも人体による遮蔽に敏感であることを示しておく。以上により、観測 RSSI と推定 RSSI の差は LOS と NLOS の識別に有効である。

3.2.2 サンプリング

サンプリングは直近 s 回分の観測データを利用し、RSSI と測定距離それぞれの平均値と標準偏差を計算するために行う。サンプリングによって抽出される特徴量は、測定距離の平均値 $\mu_l^{(\hat{d})}$ と標準偏差 $\sigma_l^{(\hat{d})}$ 、RSSI の平均値 $\mu_l^{(x)}$ と標準偏差 $\sigma_l^{(x)}$ の計 4 つである。したがって、サンプリングは式 4 で表される。

$$S(\tilde{d}_l, x_l) = \left\{ \mu_l^{(\hat{d})}, \sigma_l^{(\hat{d})}, \mu_l^{(x)}, \sigma_l^{(x)} \right\}. \quad (4)$$

3.2.3 フィッティング

フィッティングは観測した RSSI の平均値と測定距離の平均値から推定した RSSI の差である、 $D^{\text{RSSI}}(\mu_l^{(\hat{d})}, \mu_l^{(x)})$ を特徴量として抽出するために行う。フィッティングモデルは式 3 と同じで、 $F(\mu_l^{(\hat{d})})$ として表される。パラメータ a と b は、式 5 で表されるように推定 RSSI と観測 RSSI との差が小さくなるように選択される。

$$\operatorname{argmin}_{a,b} \sum_{j=0}^N \left(F(\mu_j^{(\hat{d})}) - x_j \right)^2. \quad (5)$$

ここで、 j はトレーニングデータのインデックスを、 N はトレーニングデータの数を示す。NLOS の場合、測定距離が RSSI に比べて変動しにくいいため、フィッティングによって推定される RSSI は観測 RSSI よりも大きくなる。よって、特徴量は次の式 6 によって算出される。

$$D^{\text{RSSI}}(\mu_l^{(\hat{d})}, \mu_l^{(x)}) = F(\mu_l^{(\hat{d})}) - \mu_l^{(x)}. \quad (6)$$

3.2.4 利用する特徴量

観測データから抽出する特徴量の内、方向推定に利用する 5 つの特徴量についてそれぞれ説明する。1 つ目の特徴量は FTM による測定距離の平均値 $\mu_l^{(\hat{d})}$ で、基地局からの距離によって異なる観測値をうまく学習するために利用する。2 つ目は、FTM による測定距離の標準偏差 $\sigma_l^{(\hat{d})}$ で、NLOS の場合に測定距離の変動が大きくなることを考慮するために利用する。3 つ目は、RSSI の標準偏差 $\sigma_l^{(x)}$ で、この値は各クラス間でほとんど差はないが分類精度が少し向上するため利用する。4 つ目は、観測 RSSI と測定距離から推定した RSSI の差 $D^{\text{RSSI}}(\mu_l^{(\hat{d})}, \mu_l^{(x)})$ で、この値は 3.2.1 節で説明したとおりである。5 つ目は、FTM による測定距離と実際の距離との差 $D^{\text{FTM}}(\mu_l^{(\hat{d})}, d_l)$ で、この特徴量を利用するのは NLOS の時に変動する測定距離を考慮するためである。5 つ目の特徴量は次の式 7 で算出する。

$$D^{\text{FTM}}(\mu_l^{(\hat{d})}, d_l) = \mu_l^{(\hat{d})} - d_l. \quad (7)$$

ここで、ユーザの位置は既知であり、実際の距離 d_l はユーザの位置と基地局との位置関係から計算できると想定している。以上から、方向推定に利用する特徴量は次の式 8 の通りである。

$$V(\tilde{d}_l, x_l) = \left\{ \mu_l^{(\hat{d})}, \sigma_l^{(\hat{d})}, \sigma_l^{(x)}, D^{\text{RSSI}}(\mu_l^{(\hat{d})}, \mu_l^{(x)}), D^{\text{FTM}}(\mu_l^{(\hat{d})}, d_l) \right\}. \quad (8)$$

3.3 4 クラス分類による方向推定

本節では、基地局 1 台に対してユーザが向いている方向を推定する手法について説明する。

3.3.1 方向と観測値の関係

基地局に対するユーザの方向と観測値の関係を調べるために事前実験を行った。実験環境は 3.2.1 節と同じで、図 6 に基地局から 10 m 離れた地点で観測した、基地局に対する方向と観測値との関係を示す。当初は 8 方位での分類を試みたが、実験の結果が後述の 4 つのクラスにしか分類できないことが分かった。また、基地局に対して正面を向いている場合と正面から 45° ずれた場合の観測値は類似しており区別が出来ず、基地局に対して左を向いている場合と右を向いている場合でも区別が出来なかった。そのため、ユーザの体の向きを「前方向」「横方向」「斜後方向」「後方向」の 4 つのクラスに分類する。8 方向ほど詳細ではないが、LOS と NLOS の 2 クラスよりも詳細に分類が可能である。4 つのクラスには次のような観測値の違いがある。

- 前方向: 測定距離は正確な値を示し、RSSI は減衰しない
- 横方向: 測定距離は比較的正確な値を示すが、RSSI は少し減衰する

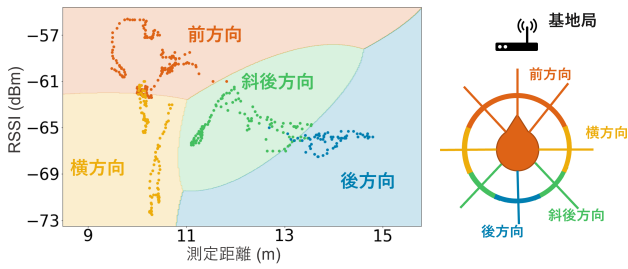


図 6 基地局から 10 m 離れた地点における RSSI と測定距離

- 斜後方向: 測定距離が実際の距離よりも少し大きくなり、RSSI も少し減衰する
- 後方向: 測定距離が実際の値よりも大きくなり、RSSI は大きく減衰する

3.3.2 方向推定のための分類モデル

各基地局に対するユーザの方向を推定するために、単一の分類器を利用する。分類器には一般的に利用されている support vector machine[29] を利用し、複雑なクラス間の境界線を学習できるように RBF カーネルを適用する。分類器による分類結果は O_l で表し、前方向、横方向、斜後方向、後方向の 4 種類の値のいずれかを取る。3.3.1 節で利用した検証データを用いて 10-fold cross-validation[30] を行った結果、適合率は前方向で 94 %、横方向で 92 %、斜後方向で 93 %、後方向で 98 % であった。

次に各クラスにおける角度の範囲を定義する。8 方向のデータを元にクラス分けを行ったため、 $\frac{1}{4}\pi$ を基準に各クラスの角度の範囲を決定する。前方向は 8 方向の内、正面、左斜前、右斜前の 3 方向から成り立っているため、 $\frac{3}{4}\pi$ の範囲とする。横方向は 8 方向の内、左横、右横の 2 方向から成り立っているため、 $\frac{1}{2}\pi$ の範囲とする。斜後方向は 8 方向の内、左斜後、右斜後の 2 方向から成り立っているため、 $\frac{1}{2}\pi$ の範囲とする。最後に後方向は 8 方向の内、後のみのため $\frac{1}{4}\pi$ の範囲とする。ユーザと基地局の位置が既知であると仮定しているため、北を基準としたユーザの位置から見た基地局の方向を計算できる。そのため、 l 番目の基地局に対して推定されるユーザの絶対方位の範囲 L_l は、次の式 9 のように分類器によって推定した方向の範囲とユーザの位置から見た基地局の方向 φ を足し合わせることで計算する。

$$L_l = \begin{cases} 1 & (\theta_{\min} \leq u \leq \theta_{\max 1} \cup \theta_{\min 2} \leq u \leq \theta_{\max 2}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (9)$$

ここで、 θ は 1 に示す通りである。

3.4 重み付き多数決による方位推定

本節では、重み付き多数決を利用した方位推定手法について説明する。多数決によって推定される方位は範囲で出力され、 G で示す。環境中のすべての基地局に対して推定

表 1 分類器によって推定されたクラスごとの推定方向の範囲

O_l	$\theta_{\min 1}$	$\theta_{\max 1}$	$\theta_{\min 2}$	$\theta_{\max 2}$
前方向	$\varphi - \frac{3}{8}\pi$	$\varphi + \frac{3}{8}\pi$	-	-
横方向	$\varphi - \frac{5}{8}\pi$	$\varphi - \frac{3}{8}\pi$	$\varphi + \frac{3}{8}\pi$	$\varphi + \frac{5}{8}\pi$
斜後方向	$\varphi - \frac{7}{8}\pi$	$\varphi - \frac{5}{8}\pi$	$\varphi + \frac{5}{8}\pi$	$\varphi + \frac{7}{8}\pi$
後方向	-	-	$\varphi + \frac{7}{8}\pi$	$\varphi + \frac{9}{8}\pi$

された方位の範囲に重み w_l を付けて投票を行う。多数決を利用するのは、分類器が環境中に存在する一部の基地局に対して誤った結果を推定することを許容するためである。また、重みは前方向、横方向、斜後方向、後方向で異なり、分類器の得意不得意を考慮するために各クラスの適合率の値を利用する。重みを利用するのは、複数の方位の範囲に対する投票結果が同じになり、推定方位が複数に分裂する確率を下げるためである。重みを付けた投票を次の式 10 で表す。

$$M(u) = \sum_{l=1}^n w_l L_l \quad (10)$$

ここで、 n は基地局の数を表す。投票の結果、次の式 11 によって最も重みの総和が大きい範囲が選択される。

$$G = \operatorname{argmax}_u M(u) \quad G \in \{u \mid e \leq u \leq f\} \quad (11)$$

ここで、 e と f は推定範囲の最小値と最大値である。重み付き多数決の結果、出力される方位の範囲が最終的な方位推定結果となる。

4. 評価

4.1 実験概要

本節では、4.1.1 にて実験環境と評価データについて、4.1.2 にて Non-magnetic Compass に関する評価指標についてそれぞれ述べる。

4.1.1 実験環境と評価データ

実験環境を図 7 に示す。立命館大学クリエーションコア 6 階の CC601(11 m × 16 m の部屋) にて、実験用データセットを収集した。環境には複数台の Google Wi-Fi を基地局として設置し、Pixel 3a を観測端末として利用した。Google Wi-Fi は 1 バーストあたり約 0.5 s かかるため、ユーザの方位は 1 s 間に約 2 回推定される。

ユーザは胸の前に端末を保持した状態で各観測地点に立ちデータを収集した。観測地点は全 9 地点で、各地点で 8 方向のデータを 30 s ずつ観測した。そして、観測したデータをランダムサンプリングにより、80 % をトレーニングデータとして、残り 20 % をテストデータとして分割した。

4.1.2 評価指標

Non-magnetic Compass の方位推定精度は推定範囲の中心 (Center of the Range, CoR) と真の方位との角度差を利用して評価を行う。また、この指標を含めた以下の 5 つ



図 7 実験環境

の指標を利用して評価を行う。

- AOC^{*1} : 4クラス分類の分類精度
- MWR^{*2} : 平均推定方位範囲（値が大きいほど推定方位が曖昧であることを示す）
- $RDFR^{*3}$: 推定方位範囲が真の方位を含んでいる割合（割合が高いほど方位推定精度が高いことを示す）
- RRP^{*4} : 推定方位範囲が複数に分裂した割合（値が小さいほど方位を推定できることを示す）
- $MADCD^{*5}$: CoRと真の方位との平均の角度差（値が小さいほど方位推定誤差が小さいことを示す）

MWR は次の式 12 で算出する。

$$MWR = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\max G_t - \min G_t). \quad (12)$$

ここで T はデータ数を示す。RDFR は次の式 13 で算出する。

$$RDFR = \frac{\sum_{t=1}^T DFR_t}{T},$$

$$DFR_t = \begin{cases} 1 & (\psi_t \in G) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}. \quad (13)$$

ここで、 ψ_t はユーザが向いている真の方位を示す。RRP は次の式 14 で算出する。

$$RRP = \frac{\sum_{t=1}^T RP_t}{T}. \quad (14)$$

ここで、 RP_t は推定方位範囲が分裂しているかどうかを示しており、分裂している場合は RP_t が 1 の値を、分裂していない場合は 0 の値を取る。最後に $MADCD$ は次の式 15 で算出する。

$$MADCD = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (CoR_t - \psi_t),$$

$$CoR_t = \frac{\max G_t + \min G_t}{2}. \quad (15)$$

*1 Accuracy of the four Orientation Classification
*2 Mean Width of the estimated Range
*3 Ratio at which the true Direction Falls within the estimated Range
*4 Ratio at which the estimated Range is Parted
*5 Mean of the Angle Differences between the CoR and the true Direction

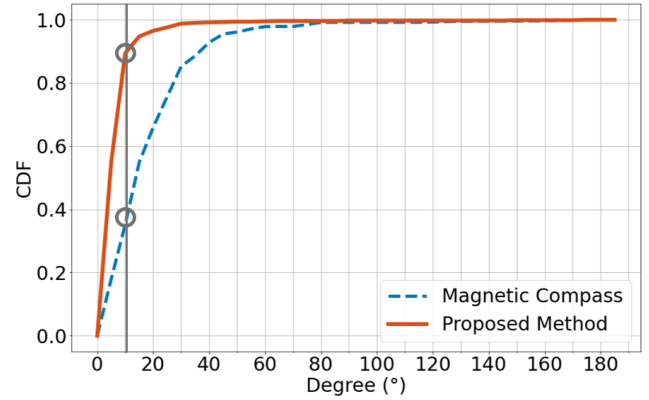


図 8 Non-magnetic Compass と地磁気コンパスの方位推定精度比較

4.2 Non-magnetic Compass の精度評価

本節では、Non-magnetic Compass と地磁気コンパスの方位推定精度を比較する。図 8 は Non-magnetic Compass の CoR から真の方位までの角度差と地磁気コンパスの方位推定誤差とを比較した結果を表す。ここで評価に利用した地磁気コンパスのデータは 1 節で述べたデータを利用する。図の横軸は方位推定の絶対誤差を表し、縦軸は方位推定誤差の累積分布関数 (cumulative distribution function, CDF) を表す。この図では、線が左上にあるほど精度が高いことを示している。そのため、赤の線で示した Non-magnetic Compass の方位推定精度が青の点線で示した地磁気コンパスの方位推定精度を上回っている。絶対誤差が 10° 以内の割合で比較すると、磁気コンパスは 35 % であるのに対し、Non-magnetic Compass は 88 % と誤差が小さい割合が Non-magnetic Compass の方が高かった。また、 $MADCD$ が 6° と地磁気コンパスの方位推定の平均絶対誤差である 18° よりも小さかった。よって、Non-magnetic Compass の方位推定精度は高く、屋内の不安定な地磁気コンパスよりも高精度に方位が推定できた。

次に Non-magnetic Compass の各評価指標を見ていく。AOC は 93 % と非常に高い精度で基地局に対するユーザの方向を 4 クラスに分類できた。MWR は 14° であり、推定結果のほとんどの範囲幅は 20° であった。また、推定範囲幅の 90 % 以上は 30° 未満となっており、かなり小さい幅に抑えられたと考えられる。RDFR は 90 % であったことから、結果の 90 % が平均 14° の推定範囲内にユーザが向いている真の方位が存在していることを示した。RRP は 2 % であり、範囲が分裂した割合も少なかった。以上から、Non-magnetic Compass は地磁気コンパスの補完的手法として利用できると考えられる。

4.3 異なる状況における精度評価

本節では、3つの異なる状況における Non-magnetic Compass の方位推定精度評価を行う。

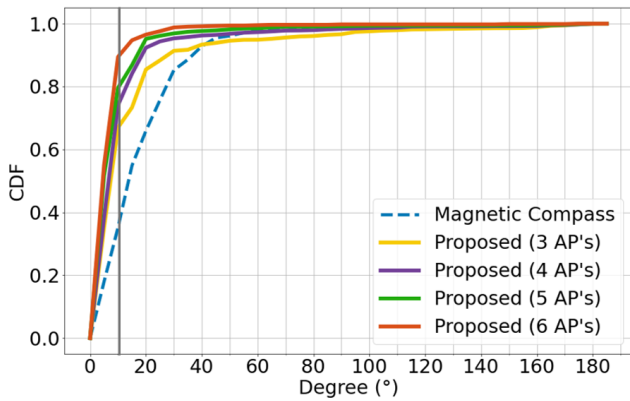


図 9 基地局の数ごとの Non-magnetic Compass の方位推定精度

表 2 基地局の数ごとの各評価指標

基地局の数	MWR	RDFR	RRP	MADCD
3	32°	91 %	1 %	15°
4	22°	91 %	2 %	11°
5	18°	91 %	2 %	8°
6	14°	90 %	2 %	6°

4.3.1 基地局の数を変化させた場合

環境中に設置する基地局の数を変化させる実験は、Non-magnetic Compass が基地局の数にどれだけ依存しているかを評価するため行った。基地局の設置地点は図 7 に示した内いずれかの地点から選択し、基地局の数を 3 台から 6 台まで変化させて実験を行った。

図 9 に基地局の数を変化させた場合の各 CDF を示す。基地局の数が少ないほど、Non-magnetic Compass の方位推定精度が低くなった。しかし、環境中に基地局が 3 台しかない場合でも、データの約 93 % が地磁気コンパスの方位推定精度を超えているため、Non-magnetic Compass は少ない基地局でも機能していることが分かる。

次に、基地局の数ごとの AOC 以外の 4 つの評価指標を表 2 に示す。いずれの場合においても地磁気コンパスの方位推定の平均絶対誤差よりも小さい値であった。以上から、地磁気コンパスよりも高い精度で方位を推定するためには 3 台以上の基地局を環境中に設置すればよいが、基地局の数が多くなるほど方位推定精度は高くなることが分かった。

4.3.2 基地局の配置を変化させた場合

環境中に設置する基地局の配置は図 10 に示した、4 種類で実験を行った。まず、(a) はランダムな配置で、4.2 節の配置方法と同じである。次に、(b) は部屋の中心線に対して左右対称になるような配置である。(c) はユーザが各観測地点に立ってどの方向を向いても最低 1 台の基地局と向かい合うような配置である。最後に、(d) はユーザが各観測地点に立ってどの方向を向いても最低 1 台の基地局がユーザの前方向、もしくは後方向に存在するような配置である。

図 11 に基地局の配置を変化させた場合の各 CDF を示

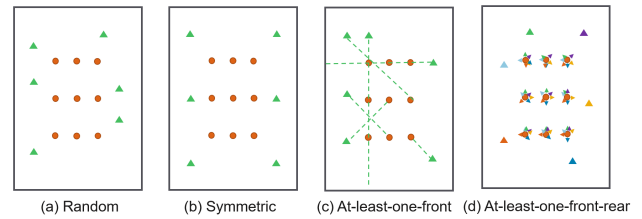


図 10 基地局の配置方法

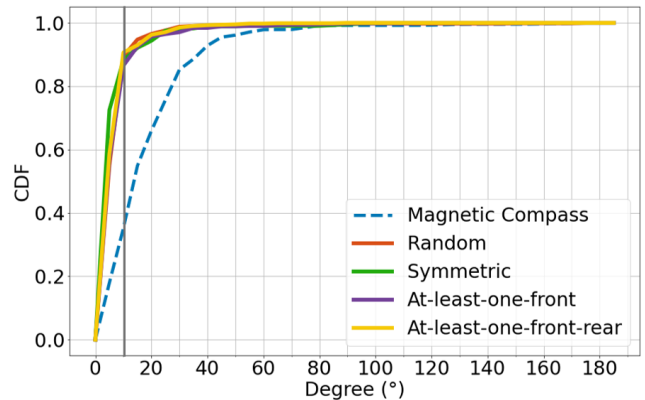


図 11 基地局の配置ごとの Non-magnetic Compass の方位推定精度

表 3 基地局の配置ごとの各評価指標

配置方法	MWR	RDFR	RRP	MADCD
Random	14°	90 %	2 %	6°
Symmetric	13°	87 %	2 %	5°
At-least-one-front	14°	88 %	2 %	6°
At-least-one-front-and-rear	17°	89 %	2 %	6°

す。いずれの配置においても方位推定精度はほとんど変わらず、地磁気コンパスの精度を大幅に上回り、データの 85 % 以上が 10° 未満の誤差に収まった。

次に、基地局の配置ごとの AOC 以外の 4 つの評価指標を表 3 に示す。CDF で評価したときと同様に 5 つの評価指標で基地局の配置による方位推定精度を比較してもほとんど違いはなかった。以上から、Non-magnetic Compass は基地局の配置に関係なく機能することが分かった。

4.4 実験結果のまとめ

本節では、行った実験結果のまとめについて述べる。まず 4.2 節では、RSSI と FTM による測定距離の関係を利用した方位推定手法である Non-magnetic Compass が屋内環境における地磁気コンパスよりも高精度であることを示した。また、平均推定範囲幅が 14° と小さいにもかかわらず、真の方位が推定範囲内に存在する割合は 90 % とかなり高い結果であった。4.3 節では、様々な状況における評価を行い、環境中に基地局が 3 台以上存在すれば地磁気コンパスよりも高い精度で方位を推定できることを示した。また、Non-magnetic Compass は基地局の配置に関係なく

高い精度で方位を推定できたため、基地局の配置を意識する必要が無いことを示した。本研究では、ユーザの位置が既知であり基地局との距離やユーザと基地局の位置関係が分かっている前提であった。

Non-magnetic Compassには本研究では評価できていない不確実な点がいくつか存在する。1つ目は、トレーニングデータとテストデータで観測した場所が異なる場合の方位推定精度の評価である。観測されるRSSIの値とFTMによる測定距離は環境によって変化する可能性がある。しかし、RSSIや測定距離は時間の経過とともに変化してしまい、時間と場所のどちらの変化によって精度が変わったのかが判別できないため、観測した場所を変えた場合の評価ができなかった。2つ目は、環境中にユーザ以外の人がいる場合や、基地局と観測端末との間に壁などの障害物が存在する場合の評価である。壁や人体が電波を遮蔽するとRSSIの減衰や、マルチパスによる測定距離の変動が起きる。Non-magnetic Compassはこれらの影響を受けて方位推定精度が変化するため評価する必要があるが、この評価も時間の経過による精度変化との判別ができないため評価しなかった。以上のような不確実性がNon-magnetic Compassには存在している。3つ目は、ユーザが移動している場合の方位推定精度の評価である。本研究では、ユーザが静止している場合のみを想定したが、ナビゲーションなどの実際のアプリケーションでは歩いている場合が多い。ユーザが静止している時に比べ、移動している場合は観測される電波が不安定になる可能性がある。そのため、ユーザが移動している場合の方位推定精度の評価を行う必要がある。

5. 結論

5.1 まとめ

本研究ではNon-magnetic Compassという新しい方位推定手法について説明した。Non-magnetic Compassはユーザの体が電波を遮蔽した場合のRSSIとFTMによる測定距離の変化に基づいて方位を推定する。RSSIと測定距離の関係を調査した結果、基地局に対してユーザが向いている方向に依存しており、この関係を利用して方向を4クラスに分類することができた。その後、分類結果を多数決により統合することで最終的なユーザが向いている方位を推定した。

評価の結果、Non-magnetic Compassは6台の基地局が設置された部屋において地磁気コンパスの方位推定精度を上回り、平均6°の精度で方位を推定できることを示した。また、基地局の数が3台に減った場合でも屋内における地磁気コンパスよりも安定した方位推定が可能であり、基地局の配置も考慮する必要が無いことを示した。以上の結果から、Non-magnetic Compassは地磁気コンパスの補完として利用できると思われる。

5.2 今後の課題

本研究では評価できていないNon-magnetic Compassの不確実な点がいくつか存在する。そこで今後は、トレーニングデータとテストデータで観測時間や実験環境が異なる場合、ユーザ以外の人や人以外の障害物がある場合、ユーザが移動している場合などの評価を行っていく。さらに、トレーニングデータとテストデータで観測時間が異なる場合などに対処できる手法について考え、ロバストなNon-magnetic Compassを目指す。

参考文献

- [1] Harold C Ockerse, Jon H Bechtel, and Mark D Bugno. Electronic compass system, December 12 2006. US Patent 7,149,627.
- [2] Jaewoo Chung, Matt Donahoe, Chris Schmandt, Ig-Jae Kim, Pedram Razavai, and Micaela Wiseman. Indoor location sensing using geo-magnetism. In *Proceedings of the 9th international conference on Mobile systems, applications, and services*, pp. 141–154, 2011.
- [3] Binghao Li, Thomas Gallagher, Andrew G Dempster, and Chris Rizos. How feasible is the use of magnetic field alone for indoor positioning? In *2012 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–9. IEEE, 2012.
- [4] Pengfei Gui, Liqiong Tang, and Subhas Mukhopadhyay. Mems based imu for tilting measurement: Comparison of complementary and kalman filter based data fusion. In *2015 IEEE 10th conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, pp. 2004–2009. IEEE, 2015.
- [5] Zhefu Wu, Xingda Pan, Kunpeng Fan, Kai Liu, and Yun Xiang. Device-free orientation detection based on csi and visibility graph. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019.
- [6] Nirupam Roy, He Wang, and Romit Roy Choudhury. I am a smartphone and i can tell my user's walking direction. In *Proceedings of the 12th annual international conference on Mobile systems, applications, and services*, pp. 329–342, 2014.
- [7] Johannes Meyer, Lars Klitzke, and Gerd von Cölln. Probabilistic geomagnetic fingerprinting for low-power orientation estimation utilising geometric models. In *2019 IEEE 17th International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, Vol. 1, pp. 1601–1606. IEEE, 2019.
- [8] Yongtao Ma, Zhi Dou, Qideng Jiang, and Zhenhuan Hou. Basmag: An optimized hmm-based localization system using backward sequences matching algorithm exploiting geomagnetic information. *IEEE Sensors Journal*, Vol. 16, No. 20, pp. 7472–7482, 2016.
- [9] Fahad Al-homayani and Mohammad Mahoor. Improved indoor geomagnetic field fingerprinting for smartwatch localization using deep learning. In *2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–8. IEEE, 2018.
- [10] Alberto Olivares, Gonzalo Ruiz-Garcia, Gonzalo Olivares, Juan Manuel Górriz, and Javier Ramirez. Automatic determination of validity of input data used in ellipsoid fitting marg calibration algorithms. *Sensors*, Vol. 13, No. 9, pp. 11797–11817, 2013.
- [11] Alwin Poulouse, Jihun Kim, and Dong Seog Han. Indoor localization with smartphones: Magnetometer calibra-

- tion. In *2019 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, pp. 1–3. IEEE, 2019.
- [12] Hamad Ahmed and Muhammad Tahir. Improving the accuracy of human body orientation estimation with wearable imu sensors. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, Vol. 66, No. 3, pp. 535–542, 2017.
- [13] Seanglidet Yean, Bu Sung Lee, Chai Kiat Yeo, Chan Hua Yun, and Hong Lye Oh. Smartphone orientation estimation algorithm combining kalman filter with gradient descent. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, Vol. 22, No. 5, pp. 1421–1433, 2017.
- [14] Wonho Kang and Youngnam Han. Smartpdr: Smartphone-based pedestrian dead reckoning for indoor localization. *IEEE Sensors journal*, Vol. 15, No. 5, pp. 2906–2916, 2014.
- [15] Roland Hostettler and Simo Särkkä. Imu and magnetometer modeling for smartphone-based pdr. In *2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–8. IEEE, 2016.
- [16] Chenshu Wu, Feng Zhang, Beibei Wang, and KJ Ray Liu. Easitrack: Decimeter-level indoor tracking with graph-based particle filtering. *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 7, No. 3, pp. 2397–2411, 2019.
- [17] Wei Wang, Alex X Liu, Muhammad Shahzad, Kang Ling, and Sanglu Lu. Understanding and modeling of wifi signal based human activity recognition. In *Proceedings of the 21st annual international conference on mobile computing and networking*, pp. 65–76, 2015.
- [18] Dan Wu, Daqing Zhang, Chenren Xu, Yasha Wang, and Hao Wang. Widir: walking direction estimation using wireless signals. In *Proceedings of the 2016 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing*, pp. 351–362, 2016.
- [19] Chenshu Wu, Feng Zhang, Yusen Fan, and KJ Ray Liu. Rf-based inertial measurement. In *Proceedings of the ACM Special Interest Group on Data Communication*, pp. 117–129. 2019.
- [20] Daniel Halperin, Wenjun Hu, Anmol Sheth, and David Wetherall. Tool release: Gathering 802.11 n traces with channel state information. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, Vol. 41, No. 1, pp. 53–53, 2011.
- [21] Francesco Gringoli, Matthias Schulz, Jakob Link, and Matthias Hollick. Free your csi: A channel state information extraction platform for modern wi-fi chipsets. In *Proceedings of the 13th International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation & Characterization*, pp. 21–28, 2019.
- [22] Ieee standard for information technology—telecommunications and information exchange between systems local and metropolitan area networks—specific requirements - part 11: Wireless lan medium access control (mac) and physical layer (phy) specifications. *IEEE Std 802.11-2016 (Revision of IEEE Std 802.11-2012)*, pp. 1–3534, 2016.
- [23] Leor Banin, Uri Schatzberg, and Yuval Amizur. Wifi ftm and map information fusion for accurate positioning. In *2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, 2016.
- [24] Meng Sun, Yunjia Wang, Shenglei Xu, Hongxia Qi, and Xianxian Hu. Indoor positioning tightly coupled wi-fi ftm ranging and pdr based on the extended kalman filter for smartphones. *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 49671–49684, 2020.
- [25] Kyuwon Han, Seung Min Yu, and Seong-Lyun Kim. Smartphone-based indoor localization using wi-fi fine timing measurement. In *2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–5. IEEE, 2019.
- [26] Chenshu Wu, Zheng Yang, Zimu Zhou, Kun Qian, Yunhao Liu, and Mingyan Liu. Phaseu: Real-time los identification with wifi. In *2015 IEEE conference on computer communications (INFOCOM)*, pp. 2038–2046. IEEE, 2015.
- [27] Jeongsik Choi, Yang-Seok Choi, and Shilpa Talwar. Un-supervised learning technique to obtain the coordinates of wi-fi access points. In *2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–6. IEEE, 2019.
- [28] Souvik Sen, Romit Roy Choudhury, and Srihari Nelakuditi. Spinloc: Spin once to know your location. In *Proceedings of the Twelfth Workshop on Mobile Computing Systems & Applications*, pp. 1–6, 2012.
- [29] Alex J Smola and Bernhard Schölkopf. A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, Vol. 14, No. 3, pp. 199–222, 2004.
- [30] Michael W Browne. Cross-validation methods. *Journal of mathematical psychology*, Vol. 44, No. 1, pp. 108–132, 2000.