

## 3軸磁気値を利用した屋内位置識別手法の提案

メタデータ	言語: ja 出版者: 情報処理学会 公開日: 2023-05-30 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 相場, 智也, 佐藤, 佑哉, 西垣, 正勝, 大木, 哲史 メールアドレス: 所属:
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10297/00029795">http://hdl.handle.net/10297/00029795</a>

## 3軸磁気値を利用した屋内位置識別手法の提案

相場 智也<sup>1</sup> 佐藤 佑哉<sup>1</sup> 西垣 正勝<sup>1</sup> 大木 哲史<sup>1</sup>

**概要:** 携帯端末等の普及に伴い、ネットワークは利用形態は多様化しつつあり、それらに対応したセキュリティ対策もまた必要となっている。「知識」「所有物」「生体」のいずれかの要素に依存する従来の認証方式は、ユーザ自身の本人性を確認可能である一方で、認証行為が実施された場所や状況といった認証コンテキストの正当性を確認することができていない。端末の位置情報に基づく認証コンテキストの確認手法として、GPS や無線 LAN アクセスポイントを利用した手法が存在するが、位置情報そのものの特定に関する危険性や、多数の測定機器の設置といった課題が存在する。そこで、本稿では、携帯端末に搭載された磁気センサのみから、限定された範囲における一意な位置指紋を作成する手法を提案する。磁気値が端末の向きに影響を受けやすい環境下での安定した位置指紋の取得方法を提案するとともに、識別範囲内外の識別を想定した実験により、提案手法の有効性を検証した結果を報告する。

### A Proposal of Indoor Positioning Identification System using Triaxial Magnetic

#### 1. はじめに

スマートフォン等のネットワーク端末の普及や COVID-19 の影響に伴い、オンラインショッピングやテレワークなどネットワークの利用形態はますます多様化しており、個人情報や金銭的なやり取りがネットワーク上で行われるようになってきている。また近年、不正アクセスなどのサイバー攻撃が増加しており、認証技術によるユーザ確認の重要性が高まっている [1]。既存の認証技術は、主に「知識」、「所有物」、「生体」のいずれかの要素を利用し、ユーザ自身の本人性を確認する一方で、認証行為が実施された場所や状況といった認証コンテキストの正当性については確認していない。認証コンテキストの確認は、特定の場所からのみアクセスを許可するため、パスワードの漏えいや所有物の盗難等に際しても、なりすましのリスクを低減させる事が可能となる。

代表的な認証コンテキストとして、端末の位置情報があげられる。位置情報を確認する方法としては、GPS を利用した手法 [2] が提案されている。この手法では、GPS から取得される緯度と経度を用いて位置情報を特定することで地球上のどの地点に端末が存在するか（地理的情報）を識

別する一意な情報を与えることが可能である一方、そのような情報を提供することに対するプライバシー観点からの抵抗感が存在すると言える。

一方、屋内など限定された空間でのデバイス識別・追跡を行いたい場合、必ずしも GPS のように地理的情報を特定する必要がないことは自明である。このような状況に対して、たとえば、無線 LAN アクセスポイント（以下、AP と呼ぶ）を使用した手法 [3,4] や磁気センサを用いて屋内測位する手法 [5] が提案されている。これらの手法では、無線情報や磁気情報といった位置に依存して変動する情報を用いて端末識別情報を作成し（以下、この情報を位置指紋と呼ぶ）端末の識別や追跡を行う。

AP を利用した手法では、複数の AP から発信される電波強度を用いて 3 角測量を行う手法や AP の CSI (Channel State Information: チャネル伝搬情報) を利用する手法が用いられる。これらの手法は複数台 AP が存在しない場所では利用できない場合や CSI を取得するためには、専用の NIC を必要とする事から汎用性の点で問題がある。磁気センサを用いる手法では、取得される磁気値は地磁気のみならず残留磁気や電磁気などの影響を受けるため、地点が異なると磁気値も変化するという特徴が存在する。そこで、磁気値と地点をセットにすることで位置指紋を作成し、測位時の磁気値から位置を識別する手法が提案されている。

<sup>1</sup> 静岡大学, 浜松市中区城北 3 丁目 5-1, Shizuoka University, 3-5-1 Jo-hoku, Naka-ku, Hamamatsu City, Shizuoka, Japan

磁気値は、周囲の磁気を帯びた物体によって変化するため地理的位置情報を特定することは困難である。磁気値は端末の向きによる影響を受けやすいため、端末の姿勢を推定することで磁気値の補正を行う必要がある。しかし、補正の結果、磁気値の情報量が減少し、異なる地点でも同じ位置指紋になる問題が報告されている。これに対し、測位位置までの移動時の磁気値の時系列変化により測位精度を向上させる手法 [6, 7] などが提案されているが、測位の度に移動が必要となるなど、ユーザビリティの観点から課題が存在する。

そこで本稿は、プライバシーとユーザビリティを両立する屋内位置識別手法として、スマートフォンに搭載された磁気センサのみから、限定された範囲における一意な位置指紋を作成する手法の実現を目的とする。本手法は、仕事などの作業を行う場所は高い頻度で同じ場所であると仮定し、いつも作業している位置であるかを識別する。つまり、ある特定の屋内のどの位置であるかを識別するのではなく、いつもいる位置であるかを識別することを対象としている。このような状況下で、ユーザはいつも作業をしている位置に端末を置く動作を実施するのみ、という高いユーザビリティを保ちながら、磁気値に基づく位置指紋を正確に生成可能な手法を提案する。

高いユーザビリティ下での安定した位置指紋の生成を実現するためには、端末の位置と向きの変動を考慮した登録や識別プロセスについての検討が重要である。本稿では、識別範囲内の磁気値のみを登録し、識別時に取得した磁気値が登録時の範囲内の磁気値であるかを確認することで識別を行う。ここで、すべての位置における磁気値を登録する事は不可能であるため、本稿では、識別範囲内の磁気値のみを用いて教師なし外れ値検知を行うことによって識別範囲内の位置を識別する手法を提案するとともに、位置の識別精度や端末の位置ずれによる識別精度への影響について報告する。本手法を用いることで、プライバシー情報を利用せず汎用性やユーザビリティの高い認証コンテキストを利用した認証手法の実現を目指す。

## 2. 関連研究

### 2.1 位置に基づく認証手法

位置に基づく認証手法として、スマートフォンのセンサを用いた手法や周囲の機器を用いた手法が存在する。

スマートフォンのセンサを用いた手法として、GPS による手法が存在する。Zhan ら [2] は GPS を用いて、緯度や経度、位置誤差の精度を取得し、登録時と認証時における端末位置の同一性を識別する手法を提案している。GPS はスマートフォン単体で利用可能であるため、汎用性が高いと言えるが、緯経度から地理的位置情報を特定する事が可能であるため、プライバシ情報提供への抵抗感が存在する。

周囲の機器を用いた手法として、AP や UWB (Ultra

Wide Band : 超広帯域無線通信) を利用した手法が存在する。Zhang ら [8] は、UWB を用いた手法を提案している。UWB は電波の到達時間と光速から機器間の距離を推定する事が可能であり、複数台の UWB 機器を用いて三角測量することで端末の位置を特定する手法を提案している。また、AP の電波強度からも距離を推定する事が可能であり、AlQahtani ら [3] は、複数台の AP を用いて、三角測量することで端末の位置を特定する手法を提案している。これらの手法は、専用の機器が複数台存在している必要があり、複数台存在しない場合には機器の設置コストがかかるため、汎用性が高くないという問題を抱えている。yoo ら [4] は、AP の CSI を利用した手法を提案している。この手法では、認証範囲の複数地点で CSI を取得し、1 クラス分類器を学習させる。認証時は、端末が取得した CSI を学習した分類器に入力することで、認証範囲であるかの判定を行う。CSI は WiFi 電波の伝搬損失や反射・回折等のマルチパスの影響による振幅と位相の変化を複数のアンテナや周波数帯域により多次元データで取得することができるため、高い精度で認証範囲の識別を行える。しかし、CSI を取得するためには専用の NIC を必要とするため汎用性が高くないという問題を抱えている。

### 2.2 磁気値を用いた屋内測位手法

Dries ら [5] は、磁気値を用いて屋内測位する手法を提案している。磁気センサは地磁気を感知して方位を確認するためのセンサであるが、端末の磁気センサから取得される磁気値は、地磁気だけでなく、残留磁気や電磁気などの影響を受けるため、地点が異なると取得される磁気値も異なる。また同じ地点の磁気値は長期間によって安定している。この性質を利用して、あらかじめ磁気値と地点を共に測定することで位置指紋を作成し、測位時に取得した磁気値から地点を特定する手法を提案している。しかし、磁気値は端末の向きによる影響を受けやすいため、位置指紋作成時と測位時で端末の姿勢を合わせる必要がある。磁気値は  $x, y, z$  軸の 3 軸で取得可能であるが、この磁気値は端末のセンサ座標系での磁気値であるため、地表に並行な面を  $xy$  軸、鉛直方向を  $z$  軸としたグローバル座標系での磁気値に変換を行う。加速度センサから取得可能な重力加速度と磁気センサから取得可能な地磁気を利用することでセンサ座標系の磁気値からグローバル座標系の磁気値へと変換を行うが、磁気センサは地磁気以外の磁気の影響を受けるため正確に変換を行えない。そこで、重力加速度のみを用いてグローバル座標系における  $z$  軸の鉛直成分の磁気値と、 $xy$  軸の磁気値を合成した水平成分の磁気値の 2 軸を用いる。その結果、磁気値の情報量が減少してしまい、異なる地点でも同じ位置指紋になってしまうという問題を抱えている。

そこで、移動時の磁気値を時系列データとして扱うこと

で位置推定の精度を向上させる手法 [6, 7] が提案されている。位置指紋から推定される地点の候補が複数存在する場合でも、どの位置指紋からどの位置指紋に移動したかという時系列で磁気値を捉えることで、地点の候補を絞ることが可能となり測位精度を向上させる。

### 3. 磁気値を利用した位置識別手法

#### 3.1 地磁気

方位磁針が北を指すことから地球がもつ固有の磁場が存在することわかる。この磁場は地磁気と呼ばれている。地磁気の成分は、水平分力、鉛直分力、全磁力、偏角、伏角の5種類で表現される。水平面の地磁気を表す水平分力と、鉛直方向の地磁気を表す鉛直分力のベクトルを合成したものが全磁力である。水平分力の指す北(磁北)は真北からずれており、この角度差を表すものが偏角であり、伏角は、水平面と全磁力のなす角を表す。地磁気の大きさの単位には、SI 単位系の磁束密度の単位である、テスラ (T) が用いられ、地球の表面では、全磁力はおおよそ  $25[\mu\text{T}]$  から  $65[\mu\text{T}]$  である。地磁気の値は地点によって異なり、国土地理院の WEB ページ [9] などから確認することが可能である。たとえば、静岡県浜松市は、水平分力が約  $31[\mu\text{T}]$ 、鉛直分力が約  $35[\mu\text{T}]$ 、全磁力が約  $47[\mu\text{T}]$ 、偏角が約  $7.6[\text{度}]$ 、伏角が約  $48.6[\text{度}]$  である。

#### 3.2 磁気値の識別手法

本稿では、ある特定の屋内のどの位置であるかを識別するのではなく、いつもいる位置であるかを識別することを対象としている。このため、磁気値による屋内測位を行う既存手法のように磁気値と地点を対応付けて登録しておくという手段はとる事ができない。そこで、教師なし外れ値検知手法の1つである1クラス分類を用いた識別範囲内端末の識別手法を提案する。1クラス分類は機械学習の分類手法の一種であり、対象クラス(ここでは、識別範囲内)のデータのみで学習を行う [10]。学習後、入力データが与えられると、この入力データが対象クラスに該当するかを分類する。この学習方法は、膨大な種類の対象外クラスが存在する場合や、対象外のクラスを十分にカバーできない場合に有効な手法である。

本稿では、使用するデバイスとして Apple 社製 iPhone 12 mini を用いる。iPhone 12 mini に搭載される iOS では、Core Motion フレームワーク [11] を利用することで、垂直成分の  $z$  軸、水平成分の  $x, y$  軸の3軸で磁気値を取得可能である。Core Motion フレームワークは、端末内部のセンサによって発生する磁気の影響を取り除いた磁気値を取得可能であり、磁気値を高精度にキャリブレーションするために、端末を上下左右など様々な方向に回転させた後、磁気値を取得する。端末内部から発生する磁気の影響を取り除いた磁気値は、地磁気や残留磁気、電磁気などから構

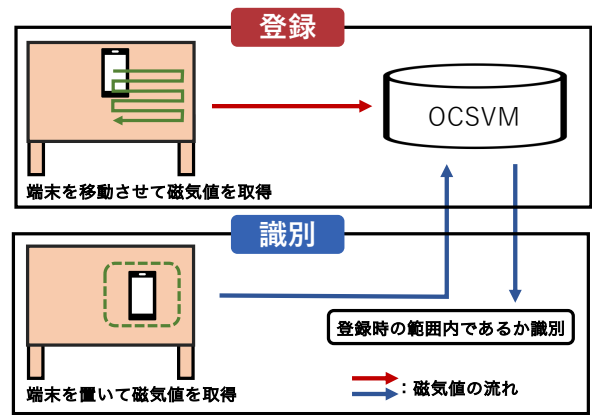


図 1: 識別の流れ

成されており、長期間に渡り磁気値が安定している [5]。本稿では、Core Motion フレームワークを用いて端末で取得した  $x, y, z$  の3軸の磁気値を1クラス分類器に入力して学習と識別を行う。

#### 3.3 識別の流れ

本手法の識別の流れを図1に示す。本手法による識別手法は識別範囲の登録と識別の2つのフェーズから構成されている。登録フェーズでは、机等のいつも作業する場所を想定した場所の登録を行う。ここで、スマートフォンを一定の範囲内で移動させながら連続的に磁気値を取得し、取得した磁気値を用いて1クラス分類器を学習する。この時、スマートフォンを移動させた範囲が識別対象範囲となる。識別フェーズでは、特定の場所にスマートフォンを置くことで磁気値を取得し、取得した磁気値を学習済みの1クラス分類器に入力することで、登録時の識別範囲であるかの判定を行う。

### 4. 実験・検証

#### 4.1 実験の概要

3章で述べた手法をスマートフォン上に実装し、その実現可能性について検証を行う。本稿では、以下の3点について検証を行う。

**3軸の磁気値による位置識別** 位置識別精度の観点から位置識別として3軸磁気値の有効性を示す。

**位置ずれの識別** 分類器の学習に利用されていない識別範囲内のデータをスマートフォンの置き直しによって発生した位置ずれデータとして用い、このデータを識別可能であるか評価することで、ユーザの置き直しによって発生する小さな位置のずれに対しても同じ位置であると識別可能であるかを示す。

**識別範囲の大きさ** 異なる大きさの識別範囲を用いて、識別範囲ごとの識別精度を評価することで、適切な識別範囲の大きさを示す。

表 1: 各識別範囲のポイント間隔とポイント数の関係

識別範囲 [ $cm^2$ ]	ポイント間隔統一		ポイント数統一	
	間隔 [ $cm$ ]	数	間隔 [ $cm$ ]	数
2×2		25	0.2	
4×4	0.5	81	0.4	121
6×6		169	0.6	

## 4.2 実験プロトコル

**実験の流れ:** 実験の概要図を図 2 に示す。事前準備として、机上に一定間隔区切りのグリッドを作成する。作成したグリッドの各頂点(ポイント)に端末の左上の角を合わせて、各ポイントあたり 100 個の  $x, y, z$  の 3 軸の磁気値を取得する。次に、グリッド内から一定の範囲(識別範囲)を選択し、取得した全てのデータを、識別範囲内データと、識別範囲外データの 2 つに分割する。識別範囲内データの 8 割を学習用に、2 割を評価用に、識別範囲外のデータの全てを評価用に用いることで調査を実施した。

**識別範囲:** 2×2[ $cm^2$ ], 4×4[ $cm^2$ ], 6×6[ $cm^2$ ] の 3 種類の大きさを用いることで、識別範囲ごとの位置指紋のロバスト性を検証する。また、グリッドからの識別範囲の選択方法についても複数のパターンについて評価する。

**学習・評価データの取得:** 識別範囲から学習データを選択するにあたっては、(1) 識別範囲の広さに応じて登録するデータの量を変動させる方法、および(2) 識別範囲の広さに関わらず同一量のデータを登録する方法の 2 つが考えられる。これらの比較を行うため、各識別範囲でポイント間隔を統一した場合と各識別範囲でポイント数を統一した場合で検証を行う。前者はポイント間隔が同一であるため、(1) に対応し、後者は(2)に対応する。(1) 各識別範囲でポイント間隔を統一した場合は、0.5[ $cm$ ]×0.5[ $cm$ ] 区切りの縦横 20 マスのグリッドを使用する。また、(2) 各識別範囲でポイント数を統一した場合は 2×2[ $cm^2$ ] 用の 0.2[ $cm$ ]×0.2[ $cm$ ] 区切りの縦横 20 マスのグリッド、4×4[ $cm^2$ ] 用の 0.4[ $cm$ ]×0.4[ $cm$ ] 区切りの縦横 20 マスのグリッド、6×6[ $cm^2$ ] 用の 0.6[ $cm$ ]×0.6[ $cm$ ] 区切りの縦横 20 マスの 4 種類のグリッドで磁気値を収集した。それぞれの場合のグリッド幅およびポイント数を表 1 にまとめる。各ポイントあたり 100 個のデータで識別範囲内データの 8 割のポイントを学習用データとして用いる。ポイント間隔を統一した場合とポイント数を統一した場合の識別範囲別の学習データ数を表 2 にまとめる。また、識別範囲内データの 2 割のポイントと同数のポイント数の識別範囲外ポイントの評価用データとして用いる。ポイント間隔を統一した場合とポイント数を統一した場合の識別範囲別の評価データ数を表 3 にまとめる。

## 4.3 分類器の学習

本実験では、標準的な 1 クラス分類器として知られる One Class SVM (以下、OCSVM と呼ぶ) [12] を用い、Python の

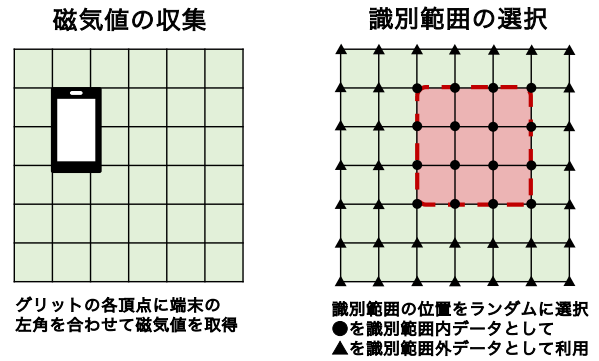


図 2: 実験の概要図

表 2: 各識別範囲の学習データ数

識別範囲 [ $cm^2$ ]	学習データ数	
	ポイント間隔統一	ポイント数統一
2×2	2000	
4×4	6500	9700
6×6	13500	

表 3: 各識別範囲の評価データ数

識別範囲 [ $cm^2$ ]	評価データ数	
	ポイント間隔統一	ポイント数統一
2×2	1000	
4×4	3200	4800
6×6	6800	

機械学習ライブラリである scikit-learn を利用して OCSVM の実装を行なった。OCSVM に対して 4.1 節で選択された識別範囲内の磁気値データ  $x, y, z$  の組を学習用データとして入力し、学習を行った。OCSVM では、学習データ内に含まれている異常値データの割合を調節する  $\nu$  パラメータと、識別範囲内のデータであるかを識別する境界線の柔軟性を調節する  $\gamma$  パラメータを設定する必要がある。 $\nu$  パラメータについて、学習データに使用される磁気値は識別範囲内のデータのみであり、異常値は含まれていないため、異常値データの割合が 0 になるように設定した。 $\gamma$  パラメータは、ポイント数を統一した場合の 2[ $cm$ ]×2[ $cm$ ] の場合のみ 0.25 を、それ以外の場合は、0.01 を設定した。これは、前者の場合のみ、グリッド間の距離が極めて近く、グリッドに対するデバイスの正確な設置が困難なことから、識別境界付近のデータの識別が困難となることが予想されたからである。

## 4.4 評価

識別範囲内の磁気値と識別範囲外の磁気値で評価を行う。識別範囲のデータを学習データと評価データに分割することで、スマートフォンの置き直しによる位置ずれをシミュレートしている。4.3 で選択された識別範囲内の学習用データに使用されなかった 2 割のポイントの磁気値と、

表 4: ポイント間隔統一時の各識別範囲の識別精度

識別範囲 [ $cm^2$ ]	Accuracy	Precision	Recall
2×2	90.1	98.7	81.4
4×4	94.7	97.7	92.2
6×6	93.8	93.4	94.5

同数のポイント数を識別範囲外のポイントからランダムに選択し、識別範囲外のテストデータとして用いた。

本稿では、識別精度を評価する際の指標として、正確度 (Accuracy)、適合率 (Precision)、再現率 (Recall) を採用した。また、識別範囲を評価する際の指標として、AUC を採用した。

#### 4.5 実験結果

OCSVM を用いて識別範囲内データの学習を行った分類器を用いて識別範囲外データの分類を実施した結果の例を図 3 に示す。図 3 は、横軸を  $x$  軸の磁気値 [ $\mu T$ ]、縦軸を  $y$  軸の磁気値 [ $\mu T$ ] として、ポイント間隔を統一したときの  $4[cm] \times 4[cm]$  の識別範囲で学習を行なったときの分類結果を示したものである。図 3 より訓練データに沿うように識別範囲内外を分割する境界線が引かれるよう学習が行われていることが確認でき、識別範囲内のデータと識別範囲外のデータを良好に識別できていることがわかる。また、それぞれの識別範囲を Accuracy, Precision, Recall で評価した結果について、ポイント間隔を統一した場合の結果を表 4, ポイント数を統一した場合の結果を表 5 に示す。

**3 軸の磁気値による位置識別:** 表 4, 5 より、ポイント間隔を統一した場合とポイント数を統一した場合の全ての識別範囲で 90% 以上の Accuracy を達成可能であることがわかり、位置識別として 3 軸の磁気値が有効であることがわかった。

**位置ずれの識別:** ポイント間隔を統一した場合の  $2 \times 2[cm^2]$  以外の場合で Recall の値が 90% 以上であり、スマートフォンの置き直しによる位置ずれが発生した場合であっても識別可能であることがわかった。

**識別範囲の大きさ:** OCSVM が出力する予測スコアに基づく ROC 曲線について、ポイント間隔を統一した場合を図 4 に、ポイント数を統一した場合を図 5 に示す。図 4, 5 より全ての識別範囲で AUC が高く、AUC の差が小さいことがわかった。広い範囲であるほどスマートフォンを置く位置の正確性が求められなく、ユーザビリティの側面から  $6 \times 6[cm^2]$  が優れた識別範囲であると考えられる。

また、机以外にも、同じ部屋の別の地点や異なる建物、自宅など離れた地点で取得した磁気値を識別外データとして用いて識別を行なったが、Precision, Recall 共に 100% であった。

表 5: ポイント数統一時の各識別範囲の識別精度

識別範囲 [ $cm^2$ ]	Accuracy	Precision	Recall
2×2	93.5	92.1	95.6
4×4	93.6	91.7	96.3
6×6	94.4	94.8	94.2

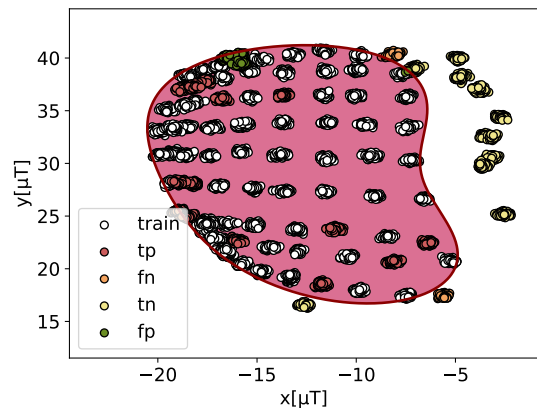


図 3: ポイント間隔を統一時の  $4[cm] \times 4[cm]$  の分類結果

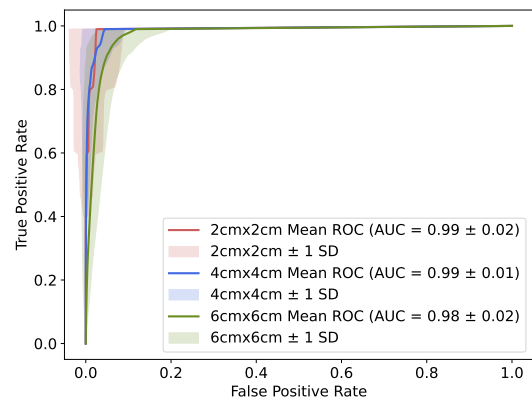


図 4: ポイント間隔を統一時の ROC 曲線

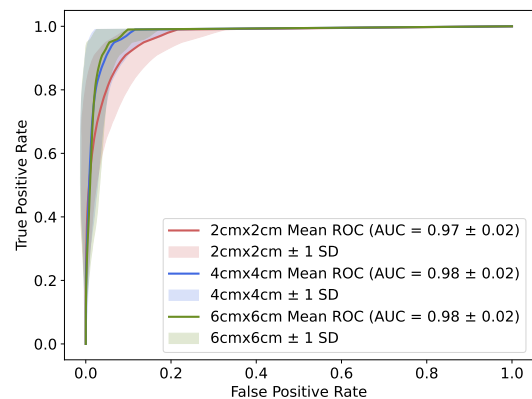


図 5: ポイント数を統一時の ROC 曲線

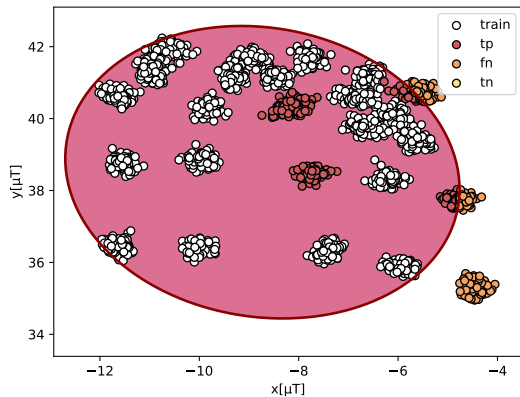


図 6: 識別範囲  $2[cm] \times 2[cm]$  の分類結果

## 5. 議論

表 4 について、Precision の値より、識別範囲が小さいほど識別範囲外の誤識別を防ぐことが可能であることがわかった。これは、識別範囲が狭いほど磁気値の変化が小さく、位置特有の位置指紋が作成されたためであると考えられる。Recall の値より、識別範囲が大きいほど識別範囲内であると正しく識別可能であることがわかった。これは、識別範囲が大きいほど磁気値の変動が大きいため、分類器の学習する許容範囲も広くなり Recall が向上した可能性が考えられる。加えて、識別範囲が大きいほど学習データ数が多いため、Recall が向上している可能性が考えられる。

図 6 は、横軸を  $x$  軸の磁気値  $[\mu T]$ 、縦軸を  $y$  軸の磁気値  $[\mu T]$  として、ポイント間隔統一時の  $2 \times 2[cm^2]$  の識別範囲、つまり最も学習ポイント数が少ないケースにおいて、学習を行なった際の分類結果を示したものである。図 6 より、学習時のポイント数が少なく識別範囲の境界付近における磁気値を識別範囲外と判定してしまっていることがわかる。表 5 から、学習時のポイント数が多い場合は Recall が向上することがわかる。一方、表 5 において、ポイント数を統一した際の  $2 \times 2[cm^2]$  および  $4 \times 4[cm^2]$  は、ポイント間隔を統一した場合よりも学習データ数が多いにも関わらず、Precision が低下している。これらから、 $0.2[cm]$  と  $0.4[cm]$  といった極めて狭いポイント間では磁気値の変化が小さく、学習データとして有効な点が多く取得できない可能性が高いこと、また、識別範囲内と識別範囲外のポイント間距離が  $0.2[cm]$  や  $0.4[cm]$  と近すぎる場合には、誤識別が引き起こされやすいことが示唆される。

## 6. おわりに

本稿では、スマートフォンの磁気センサから取得される磁気値を用いて限定された範囲における一意な位置指紋を作成することで、限定された範囲にいるかを識別する手法

を提案し、位置の識別精度や位置ずれの許容して識別可能であるか検証した。 $2 \times 2[cm^2]$  と  $4 \times 4[cm^2]$ 、 $6 \times 6[cm^2]$  の識別範囲で Accuracy が 90% 以上であり、3 軸の磁気値を用いることで位置を識別可能であることがわかった。また、登録時と識別時で端末の位置ずれが発生したことを想定した実験では、全ての識別範囲で Recall が 90% を超えており、位置ずれを許容して識別可能であるということがわかった。

今後の課題として、端末の角度のずれについて調査を行う必要がある。角度ずれが発生した場合でも識別可能であるかについてやどの程度の角度であれば許容可能であるかの検証を行う必要がある。また、今回は分類器として OCSVM を用いたが、近い距離の磁気値は似たような磁気値である頻度が高いため、GMM などの確率分布によるモデル化を検討する。本手法では、磁気値の取得前に端末を上下左右など様々な方向に回転させることで、端末内部のセンサによって発生する磁気の影響を取り除いたが、本稿では、高いユーザビリティを提供することを目的としているため、ユーザへの負担の少ない磁気値のキャリブレーション手法を検討する必要がある。

## 謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 22K19782 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 総務省：我が国におけるサイバーセキュリティの現状 (2022). <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r04/html/nd237200.html>, Accessed: 2023/3/24.
- [2] Zhang, F., Kondoro, A. and Muftic, S.: Location-based authentication and authorization using smart phones, *2012 IEEE 11th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications*, IEEE, pp. 1285–1292 (2012).
- [3] AlQahtani, A. A. S., Alamleh, H. and Gourd, J.: Ci2fa: Continuous indoor two-factor authentication based on trilateration system, *2021 International Conference on Communication Systems and NETWORKS (COM-SNETS)*, IEEE, pp. 1–5 (2021).
- [4] Yoo, Y., Suh, J., Paek, J. and Bahk, S.: Secure Region Detection Using Wi-Fi CSI and One-Class Classification, *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 65906–65913 (2021).
- [5] Vandermeulen, D., Vercauteren, C. and Weyn, M.: Indoor localization using a magnetic flux density map of a building, *AMBIENT 2013, The Third International Conference on Ambient Computing, Applications, Services and Technologies*, AMBIENT, pp. 44–49 (2013).
- [6] 村田雄哉, 梶克彦, 廣井慧, 河口信夫, 神山剛, 太田賢, 稲村浩: 歩行時の磁気センシングデータを利用した屋内位置推定手法, *情報処理学会論文誌*, Vol. 58, No. 1, pp. 57–67 (2017).
- [7] Gozick, B., Subbu, K. P., Dantu, R. and Maeshiro, T.: Magnetic maps for indoor navigation, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 60,

No. 12, pp. 3883–3891 (2011).

- [8] Zhang, Y., Liu, W., Fang, Y. and Wu, D.: Secure localization and authentication in ultra-wideband sensor networks, *IEEE Journal on Selected areas in communications*, Vol. 24, No. 4, pp. 829–835 (2006).
- [9] 国土地理院：地磁気測量. [https://www.gsi.go.jp/buturisokuchi/geomag\\_index.html](https://www.gsi.go.jp/buturisokuchi/geomag_index.html), Accessed: 2023/4/2.
- [10] Khan, S. S. and Madden, M. G.: A Survey of Recent Trends in One Class Classification, *Irish Conference on Artificial Intelligence and Cognitive Science* (2009).
- [11] Documentation, A. D.: Core Motion. <https://developer.apple.com/documentation/coremotion>, Accessed: 2023/3/31.
- [12] sklearn.svm.OneClassSVM: scikit-learn 1.2.2 documentation. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.OneClassSVM.html>, Accessed: 2023/3/25.