

# 屋内歩行軌跡統合のための共通部分推定

杉本 壮<sup>1</sup> 伊藤 信行<sup>2</sup> 内藤 克浩<sup>1</sup> 中條 直也<sup>1</sup> 水野 忠則<sup>1</sup> 梶 克彦<sup>1</sup>

**概要:** 本研究の最終目標は、特定建物内の歩行センシングデータの複数ユーザからの収集と、推定された3次元歩行軌跡の統合による、歩行空間ネットワーク構造の自動生成である。歩行空間ネットワーク構造の生成のためには、複数の歩行軌跡の統合が必要である。推定された複数の3次元歩行軌跡には、同じ通路を歩く共通する部分が存在する。本稿では、このような共通部分を推定し、共通部分を手がかりとした複数の歩行軌跡同士の統合を目指す。既存の研究として、ノードの種類（右折・左折）の並びやWi-Fi、行動の種類、リンク長の類似度を閾値を用いて算出して、共通部分を推定する手法が存在する。しかし問題として、右左折の推定がイレギュラな動作の影響を受けるため誤検出されたり、類似度算出においてパラメータの種類だけ閾値を設定しなければならない点が挙げられる。そこで我々は、共通部分の推定に安定して直線的に歩行している区間（安定歩行区間）を使用する。安定歩行区間は変化が少ない状態の継続を検出するので、右左折よりも推定精度が高くなると考えられる。安定歩行区間同士の対応関係を、歩行時間、歩行距離、高さ、Wi-Fi情報を用いて機械学習により推定する。機械学習には、サポートベクトルマシン (Support Vector Machine, SVM) を使用する。屋内歩行センシングコーパス HASC-IPSC を用いた評価実験の結果、F 値が 0.81 という結果を得られた。

## Common Part Estimation For Integration of Indoor Walking Trajectory

SOU SUGIMOTO<sup>1</sup> NOBUYUKI ITO<sup>2</sup> KATSUHIRO NAITO<sup>1</sup> NAOYA CHUJO<sup>1</sup> TADANORI MIZUNO<sup>1</sup>  
KATSUHIKO KAJI<sup>1</sup>

### 1. はじめに

屋内位置情報サービス (Indoor Location Based Services: 屋内 LBS) は、様々な建物が対象となっている。ショッピングモールや博物館などの商用目的として屋内 LBS が利用される建物では屋内 LBS への需要が高く、投資額も多い。それに対して、オフィスビルや学校などの建物では屋内 LBS への需要は低く、投資額は少ない。

また、建物構造情報は屋内 LBS に必要な情報であり、フロアマップや歩行空間ネットワークなどが存在する。フロアマップでは、部屋の位置関係や建物全体の構造を一目で把握できる。歩行空間ネットワークとは、人がどのように移動可能かを示すノードリンク構造を指す。歩行空間ネッ

トワークでは、ダイクストラ法 [1] に代表される最短経路計算を直接適用できる。従って、任意の位置から目的地までの経路を計算機によって求められるため、火災発生時などの避難誘導の際に有効的に活用可能である。また、オフィスのレイアウト改善を行ったり、より健康によい移動経路を推奨するといったヘルスケアへの応用も期待できる。しかし、CAD データやフロアマップから歩行空間ネットワークを生成するためにかかる生成コストが問題である。そのため、オフィスビルや学校では歩行空間ネットワークが存在しない。オフィスビルや学校で屋内 LBS を利用するため、生成コストの少ない歩行空間ネットワークの生成方法が必要とされている。

本研究では、特定建物内における歩行センシングデータの複数ユーザからの収集と、推定された3次元歩行軌跡の統合による、歩行空間ネットワーク構造 (図 1) の自動生成を最終目標とする。建物内を歩行したセンシングデータ

<sup>1</sup> 愛知工業大学 情報科学部

Aichi Institute of Technology

<sup>2</sup> 三菱電機エンジニアリング株式会社

Mitsubishi Electric Engineering Company

を用いると、人が実際に利用している経路に基づいた生成が可能である。歩行空間ネットワーク構造の生成のためには、まず初めに、個々の歩行軌跡の正確な推定が必要である。我々はこれまでに、歩行の合理性に加え、直線的な通路や直角の曲がり角といった建物知識に基づいた歩行軌跡推定手法を提案している(図2)[2]。推定された複数の3次元歩行軌跡には、始点や終点が異なっていたとしても、同じ通路を歩く共通部分が存在する。このような共通部分を推定し、共通部分を手がかりとした複数の歩行軌跡同士の統合を目指す。

我々は、これまでにノードの種類(右折・左折)の並びやWi-Fi、行動の種類、リンク長の類似度を閾値を用いて算出して、共通部分を推定する手法を提案している[3]。しかし、右左折の推定はイレギュラな動作の影響を受けるため誤検出される。そのため、一定時間以上角速度センサの値の変化が少ない状態の継続である安定歩行区間に注目する。また、類似度算出の際には、パラメータの種類に応じて類似度算出のために閾値を設定しなければならない。従って、パラメータ数が多い場合の識別に有用な機械学習を用いて、パラメータごとに閾値を設定するをなくす。これより本稿では、安定歩行区間の対応関係を機械学習を用いて判定する手法を提案する。

本論文の構成は以下の通りである。まず2章では、建物構造情報生成に関する研究を挙げる。3章では、歩行軌跡の共通部分推定手法を提案する。4章で提案手法の評価と考察を行い、5章でまとめと今後の課題を挙げる。

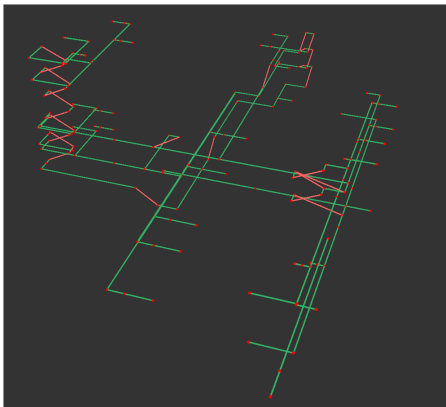


図1: 建物の歩行空間ネットワーク構造

## 2. 関連研究

建物構造情報は、屋外におけるGoogle Maps[4]のように、多くの屋内LBSの実現に必要な情報である。ショッピングモールや駅のように商用として屋内LBSを利用する主要な建物では、屋内インドアマップ[5]などのように建物構造情報は存在しており、実際に屋内LBSは実現されている。しかし、学校やオフィスビルなどの商用目的として

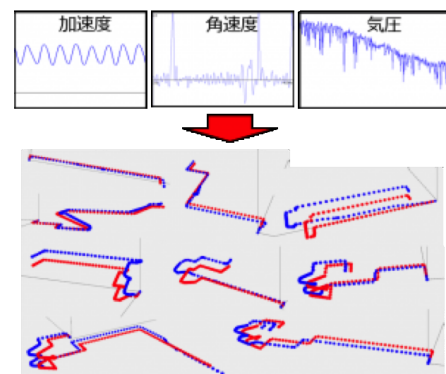


図2: 歩行軌跡推定の現状

利用されにくい建物では、必ずしも建物構造情報があるわけではない。そのような建物でも、屋内LBSを実現するために建物構造情報を生成する手法が必要とされている。

本稿では、建物構造情報のうち歩行空間ネットワークに着目するが、フロアマップには、部屋の位置関係や建物全体の構造を一目で把握できるメリットがあり、その生成手法が提案されている[6][7][8]。柏本らは、スマートフォンに超音波センサガジェットを装着し、スマートフォンユーザが通常通りの行動を行うだけで、屋内フロアマップを自動的に生成している[9]。この手法では、センサデバイスが壁を向いた時に壁との距離及びセンサデバイスの方位を測位し、測位データの統合によりフロアマップを生成している。しかし、3つの超音波センサを3方向に設置した超音波センサガジェットの装着が必要で、スマートフォン単体では利用できない。また、温度やハードウェアのばらつきによる影響で、実際の部屋の形状と大きく離れる場合がある。鈴木らの手法では、ユーザが収集したフロアマップ画像から、自動抽出とユーザによる修正によって、UGC(User Generated Contents)として構造情報を生成する[10]。この手法では、既存のフロアマップを元に画像処理などを用いてベクターデータへの変換を行っているため、フロアマップが存在している建物に限定される。

複数人が対象となる建物の中を様々な経路で歩行し、その歩行センシングデータを統合して、歩行空間ネットワーク構造や部屋と通路の構成といった建物構造情報を生成する研究が進められている。複数人のセンシングデータの利用により、生成コストを少なくできるメリットがある。我々も建物構造推定研究に取り組んでおり、歩行軌跡同士の部分一致を推定して、それを手がかりとして歩行空間ネットワーク構造をボトムアップに生成する手法を提案している(図3)[3]。この手法では、まずノードの種類(右折・左折)の並びが一致する部分を抽出し、その共通部分の候補に対し、Wi-Fiの類似度、行動の種類、リンク長の情報を用いて絞り込みを行う。しかし、短時間の動作である右左折の推定ではセンサのノイズや実際に測定を行うときのイレギュラな動作の影響を大きく受けるため、実際に

は右左折した箇所を検出できなかったり、曲がり角でない所を右左折と検出してしまふ可能性がある。また、各類似度を算出する際にそれぞれ閾値を設定しているため、共通部分推定に使用するパラメータ数が増えるごとに新たな閾値を定義しなければならない。また Shin らは、Wi-Fi とセンサ群の情報を用いて建物ネットワーク構造を生成する手法を提案している [11]。しかし階段も含めた建物ネットワーク構造の生成はなされていない。多くの建物は複数のフロアで構成される。そのためフロア間の関係を知ることは建物構造の把握の上で重要と考える。

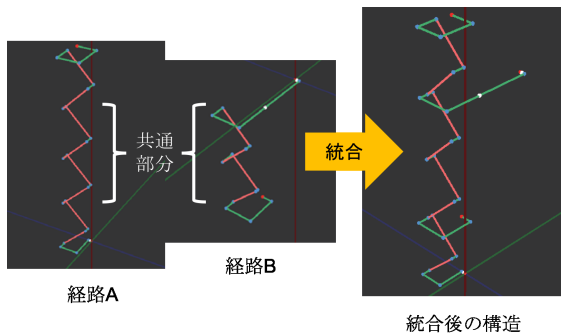


図 3: 共通部分を手がかりとした経路同士の統合の例

### 3. 複数歩行軌跡の共通部分推定

本研究では、歩行軌跡中の安定歩行区間に注目し、共通部分を推定する手法を提案する。複数の経路の中には、共通する部分が存在する。例えば 1 階のある部屋から 5 階のある部屋までを階段で移動する経路 (図 3 左) と、2 階から 4 階を移動する経路 (図 3 中央) では、2 階から 4 階までの階段移動の部分が共通する。そのような共通部分を安定歩行区間を手がかりとして推定する。

安定歩行区間とは一定時間以上安定して直線的に歩行している区間を指す。対応関係推定の際、短時間の動作である右左折を用いるのではなく、一定時間以上角速度センサの値の変化が少ない状態の継続を検出する安定歩行区間を用いる方が推定精度が高くなると考えられる。

安定歩行区間同士の対応関係を、歩行時間、歩行距離、高さ、取得される Wi-Fi 情報を用いて機械学習により推定し、対応していると推定された安定歩行区間同士は共通部分であると考え (図 4)。歩行時間、歩行距離、高さの情報だけでは相対的な情報しか得られないため、それらを区別するために Wi-Fi 情報を利用する。また、機械学習ではパラメータごとに閾値を設定する必要がなく、パラメータ数が多い場合の識別に有用である。

#### 3.1 安定歩行区間の検出方法

安定歩行区間の検出には角速度センサの値を用いる。センサ端末を腰中央付近に装着している場合、歩行に伴って

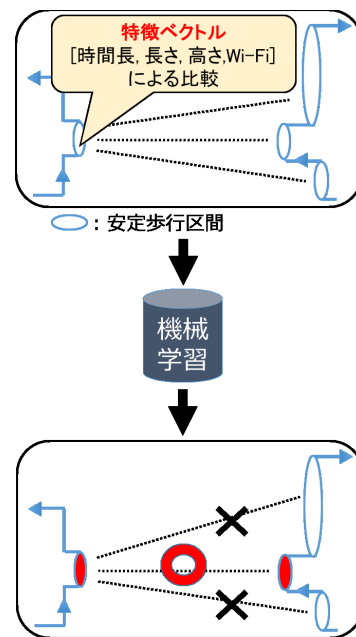


図 4: 安定歩行区間の対応関係推定

腰が周期的に 10 度から 20 度程度回るため、その範囲内で周期的な波形が現れる。よって右左折や蛇行を伴っていないければ、ある一定範囲以内に角速度のセンサ値が収まる。そこで、安定歩行区間検出のための上限・下限閾値を設け、その範囲に収まっている区間を求める。さらに、その状態が一定時間以上継続している場合、その区間を安定歩行区間とみなす。本稿では経験的に、上限・下限閾値を  $\pm 20$  度、継続時間の閾値を 3 秒と定めた。

ここでは、常に歩いて移動しているという前提に基づいて安定歩行区間を検出した。もし歩行センシングデータの中に立ち止まるような動作が含まれている場合、本手法をそのまま適用すると静止している区間も安定歩行区間とみなされてしまう。また走る動作が含まれている場合、歩行よりも角速度の変化が大きいため直線的に走っていたとしても安定歩行区間と検出されない可能性がある。その場合は、まず加速度や角速度等を用いた機械学習によって行動認識を行い [12]、歩行や階段昇降など移動している区間に限定したり、加速度を用いた歩幅推定や移動速度推定 [13] によって安定歩行区間とみなす角速度の閾値を適切に設定する必要がある。

#### 3.2 安定歩行区間の特徴量抽出

安定歩行区間の対応関係を機械学習により推定するため、まず識別に有用な特徴量を抽出する必要がある。1 つの特徴量だけで完璧に分類ができるのは稀であるので、幾つかの特徴量を組み合わせる。複数の特徴量を並べてベクトルで表したものを特徴ベクトルと呼ぶ。

本研究では、特徴ベクトルの要素として、安定歩行区間の歩行時間、歩行距離、高さ、Wi-Fi 情報を使用する。歩行時間、歩行距離、高さの情報だけでは相対的な情報しか

得られないため、例えば1階から3階までの移動と4階から6階までの移動を区別できない。それらを区別するためにWi-Fi情報を利用する。Wi-Fi情報には、各地点で受信できる電波のBSSIDや、受信電波強度(RSSI)の情報が含まれている。BSSIDとは、アクセスポイントのMACアドレスと同じで、アクセスポイントごとに固有である。1階から3階までの移動で獲得できるWi-Fi情報と4階から6階までの移動で獲得できるWi-Fi情報は異なるため、これらの区別ができる。歩行時間と歩行距離は、センシングした時間長と、先行研究の歩行軌跡推定手法[2]により得られた歩行軌跡の3次元座標データから抽出する。Wi-Fi情報は、センシング時に取得されるBSSIDとその受信電波強度(RSSI)を使用する。

### 3.3 機械学習による安定歩行区間の対応関係推定

前節において得られた特徴ベクトルを用いて、機械学習により安定歩行区間の対応関係を推定する。単純な手法としては、建物内の直線経路それぞれを別々のクラスとみなし、安定歩行区間が建物内のどの直線経路に相当するのかを推定する、という方法が考えられる。しかし、建物内には直線経路が何百も存在するため、何百ものクラスへの分類問題になってしまう。多値分類において、何百ものクラスへの分類は一般に困難である。そこで、安定歩行区間を直接分類するのではなく、2つの安定歩行区間を比較して対応関係の有無(共通部分であるか否か)を分類する2値分類にして使用する(図5)。

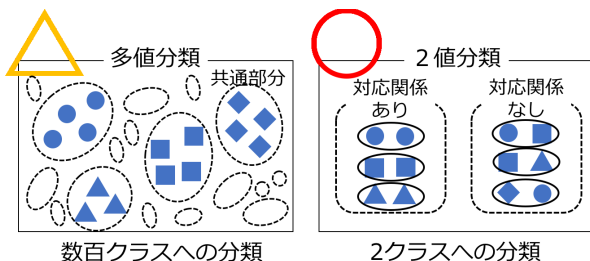


図 5: 2 値分類への変換

2つの安定歩行区間の特徴ベクトルを比較して、機械学習の入力に必要な教師データの作成を行う。2つの特徴ベクトルから教師データを作成する。機械学習への入力はベクトルで、一次元配列の形式が一般的である。従って、特徴ベクトルの内、歩行時間と歩行距離、高さにおいては、特徴ベクトルの距離を教師データとする(図6)。また、Wi-Fi情報は、取得されるBSSIDの類似度算出により1次元配列の入力に適應する。類似度算出には、Jaccard係数を用いた。Jaccard係数とは、2つの集合間の類似性を表す指標である。類似度を求めたい2つのBSSIDのリストをそれぞれ $C_i, C_j$ とすると、以下のように表される。 $\|S\|$ は集合 $S$ の要素数とする。

$$\text{Jaccard 係数} = \frac{\|C_i \cap C_j\|}{\|C_i \cup C_j\|}$$

類似度算出の際、受信電波強度(RSSI)が設定した閾値以上であるBSSIDのみを使用する。本稿では信頼性の低い微弱な電波除外するため、経験的にRSSIの閾値を-90dBmと定めた。Jaccard係数では、BSSIDのリストが完全一致していたら1となり、0が最小の類似度となる。他の特徴量において、特徴ベクトル同士の距離を機械学習の入力としているので、対応関係があり、特徴ベクトルが似ているほど0に近づく。従って、BSSIDの類似度も他の特徴量と合わせるため、Wi-Fiの距離を以下に定義して使用する。

$$\text{Wi-Fi の距離} = 1 - \frac{\|C_i \cap C_j\|}{\|C_i \cup C_j\|}$$

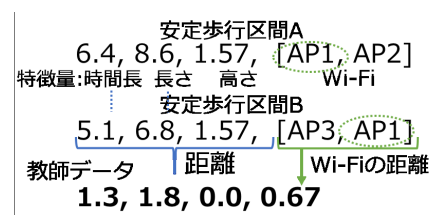


図 6: 特徴ベクトルの距離

本研究では、機械あり学習手法であるサポートベクトルマシン(Support Vector Machine, SVM)を使用する。SVMとは、機械学習手法の1つであり、学習データの中で他クラスとの距離(マージン)が最大となる識別境界面を求める手法である。各クラスにおいて、識別境界面から最も近いデータをサポートベクトルと呼ぶ(図7)。また、カーネル関数により入力されたデータを高次元の特徴空間に写像し、特徴空間において境界面を求めると、入力空間においては非線形となる分離も可能である。本稿では、カーネル関数には多項式カーネルを使用した。誤分類をどの程度許容するかを決めるコストパラメータは1.0とする。また、識別面とサポートベクトルまでの距離が長いほど分類の正当性は高くなる。従って、任意に距離の閾値を決め、閾値以上のデータの抽出により信頼性の高いデータのみを抜える。

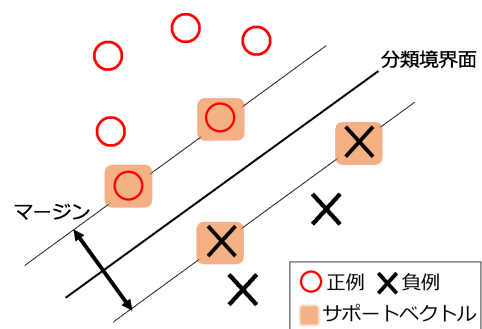


図 7: SVM の概念図



#### 4. 評価実験と考察

本稿で提案した歩行軌跡の共通部分推定について推定精度評価を行った。評価には屋内歩行センシングコーパス HASC-IPSC[14] を用いて、推定された歩行軌跡 [2] を対象とした。本コーパスに収録されている歩行経路は、すべての曲がり角の角度が 90 度であり、それ以外の通路は直線である。フロア間移動は全て階段を通じて行われている。本コーパスに収録されている経路種類は 114 種類である。被験者は 107 人であり、経路データの総数は 452 となる。

##### 4.1 実験設定

HASC-IPSC に存在する経路データから抽出された安定歩行区間数は 3208 であり、その全てを総当たりで比較し、教師データを作成した。作成の際に必要な正例・負例のラベルは、HASC-IPSC に含まれる歩行データが、それぞれの通路を歩いたかを記すリンク情報を元に決定した。作成した教師データは、比較する安定歩行区間が同じ通路を歩いていて対応関係にある場合が 64945 通りとなった。建物内の安定歩行区間を比較するので、対応関係でない場合が多数を占める。そこで、少数派のデータ件数に合うように多数派データからランダムに抽出するアンダーサンプリングを行い、データ数を揃えた。

安定歩行区間を比較する際、4 つのパターンが考えられる。対応関係がある場合には、同じ向きに歩いている時と逆向きに歩いている時、対応関係でない場合は、隣り合っている時と離れている時が考えられる。このようなパターン別に注目して推定を行った (図 8)。

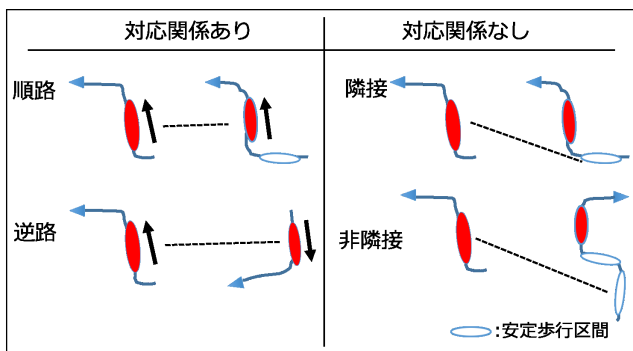


図 8: 推定結果のパターン

##### 4.2 共通部分推定結果

提案手法の評価のため、SVM を用いて 10 重クロスバリデーションによる評価を行った。その結果を表 1 に示す。評価値として適合率、再現率を使用した。さらに、適合率と再現率を総合的に判断するための F 値を使用した。評価値の算出方法を以下に示す。

$$\text{適合率} = \frac{\text{実際に対応関係である数}}{\text{対応関係ありと予測された数}}$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{対応関係ありと推定できた数}}{\text{実際に対応関係がある安定歩行区間数}}$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \cdot \text{適合率} \cdot \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}}$$

適合率、再現率、F 値が共に 0.81 という結果を得られた。先行研究において、共通部分推定結果が適合率 0.99、再現率 0.15、F 値 0.25 であり、適合率においては 99% を達成している [3]。推定された共通部分の情報に基づいて建物ネットワーク構造を生成した結果、廊下の向きやフロア構成に大きな誤りはない。しかし、再現率が低いため、全体の構造について共通部分を発見できず、生成された全体の構造は正解の構造よりも小さな構造となっている。このように最終的には、共通部分であり対応関係ありと推定された安定歩行区間同士を統合して、歩行空間ネットワークを作成する。従って、表 1 において、対応関係ありと推定された内、誤推定された 9433 件の減少による高い適合率が必要である。

表 1: 安定歩行区間の対応関係推定結果

		推定結果	
		対応関係あり	対応関係なし
正解	対応関係あり	49691	15254
	対応関係なし	9433	55512

ここで、特徴ベクトルのうち影響の強い Wi-Fi の類似度に注目して推定結果の考察を行う。対応関係ありと推定された場合の平均値が 0.43、対応関係なしと推定されたうち安定歩行区間が隣接しているような場合の平均値が 0.40 であり、大きな差が見られなかった。また、実際に対応関係があるが、逆路に歩いたため誤推定されてしまった場合の平均値が 0.88 で、低い値となってしまった。これは、Wi-Fi のビーコン送出間隔と Wi-Fi を取得する際のサンプリングレートの違いにより、現在よりも 1~数秒前の Wi-Fi を取得してしまうという特徴がある。逆順の場合、この特徴が原因となり同じ通路でも異なる Wi-Fi を検出することになる。本稿で用いた Jaccard 係数は、時系列の意味を含まない類似度算出方法となるので、比較的近い安定歩行区間や同じ通路を逆方向に歩いた場合の区別が困難であると考えられる。従って、適合率向上のため、検出される Wi-Fi の時系列を含んだ類似度算出が必要である。

ここから、対応関係ありと推定されたものに着目し、サポートベクトルまでの距離を用いて信頼度の高い結果のみを抽出できるか検討する。対応関係ありと推定されたものにおいて、分類境界面からサポートベクトルまでの距離を調整させた場合の結果をヒストグラムで表す (図 9)。対応

関係ありと推定されたうち実際に対応している正解推定数は、境界面からの距離が0.09で最大となり、それ以降減少していく。また誤推定数は、境界面からの距離が長くなるほど減少している。これより、境界面からの距離に閾値を設け、閾値以上の距離となる推定結果のみを抽出すると、信頼度の高い結果のみを得られるのではないかと考える。

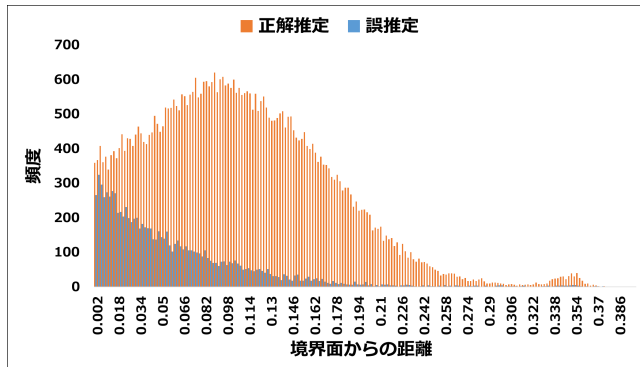


図 9: 特徴ベクトルと識別境界面の距離 (対応関係ありと推定)

そこで、サポートベクトルまでの距離の調整による正答率とカバー率の推移を示して、閾値を設ける有効性を検討する(図 10)。対応関係ありの正答率とは、対応ありと推定された数のうちの正解推定数の割合である。また、対応関係ありのカバー率とは、実際に対応関係ありと推定されるべきものの全体の数のうち正解推定数の割合である。正答率は、境界面からの距離が0.152以上の時に最も高く96%であった。その時のカバー率は19%となる。このように、使用する推定結果に閾値を用いて抽出すると正当率は向上し、信頼度の高い結果が得られた。しかし、正答率の向上に伴ってカバー率は減少してしまう。最終的に、共通部分を手がかりに建物構造情報を生成するが、カバー率によりその網羅性は変化する。従って歩行軌跡統合の際には、網羅性の高さも考慮して閾値を決める必要がある。

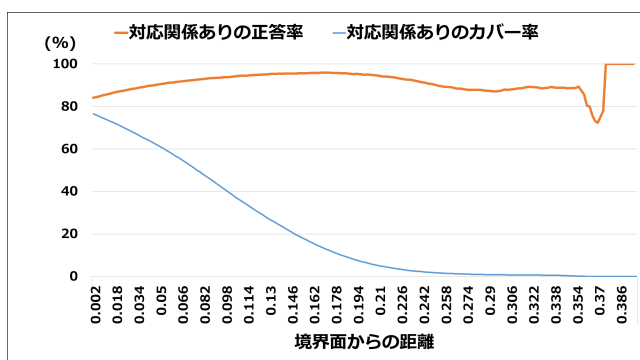


図 10: 境界面からの距離による正答率とカバー率の推移

## 5. おわりに

本研究は歩行空間ネットワーク構造の自動生成を最終目標としている。本稿では、歩行軌跡統合の手がかりとなる共通部分を推定する手法を提案した。共通部分の推定には、歩行軌跡の中でも安定して直線的に歩行している区間(安定歩行区間)を使用し、安定歩行区間同士の対応関係を歩行時間、歩行距離、高さ、Wi-Fi情報を用いてSVMにより推定した。

屋内歩行センシングコーパス HASC-IPSC を用いた評価実験の結果、適合率、再現率、F 値が共に 0.81 という結果を得られた。現時点では、比較的近い安定歩行区間の区別が困難であり推定結果に誤りが見られた。また、SVMでの推定結果において、境界面からサポートベクトルまでの距離を用いた信頼度の有効性も確認された。

今後の課題として、推定精度向上のため、検出されるWi-Fiの時系列を含んだ類似度算出が必要であると考えられる。また、現状のままの特徴量では大きな精度改善は望めないため、新たな特徴量の検討やSVMパラメータの調整により、推定精度の向上ができるのではないかと考える。そして、最終的には共通部分を手がかりとした複数の歩行軌跡同士の統合を目指す。

## 参考文献

- [1] 秋山征己, 須永光, 五百蔵重典, 田中博, 超音波センサを用いた広域屋内測位システムの構成と検証実験, 測位航法学会論文誌, Vol.3, No.1, pp. 1-8 (2012).
- [2] 梶克彦, 河口信夫, 安定センシング区間検出に基づく3次元歩行軌跡推定手法, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.1, pp. 12-24 (2016).
- [3] 梶克彦, 河口信夫, 建物内移動情報の部分マッチングに基づく建物構造生成, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム, 2013 論文集, 第 2013 巻, pp. 1413-1420 (2013).
- [4] Google maps. <https://www.google.co.jp/maps/>
- [5] Google Indoor Maps. <https://www.google.com/maps/about/partners/indoormaps/>
- [6] Jiang, Y., Yun, X., Pan, X., et al.: Hallway based Automatic Indoor Floorplan Construction using Room Fingerprints, The 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2013), pp. 315-324 (2013).
- [7] Hardegger, M., Troster, G., Roggen D.: Improved ActionSLAM for Long-term Indoor Tracking with Wearable Motion Sensors, International Semantic Web Conference (ISWC 2013), pp. 1-8 (2013).
- [8] Alzantot, M., Youssef, M.: CrowdInside: Automatic-Construction of Indoor Floorplans, the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems (SIGSPATIAL' 12), pp. 99-108 (2012).
- [9] 柏本幸俊, 安本慶一, YAMATO:ウェアラブル屋内フロアマップ生成システム, マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, 第 2013 巻, pp. 20-26 (2013).
- [10] 鈴木友基, 梶克彦, 河口信夫, 屋内位置情報基盤のためのフロアマップ構造化システム, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2011 論文集, 第 2011 巻,

- pp. 713-719 (2011).
- [11] Shin, H., Chon, Y., Cha, H.: Unsupervised Construction of an Indoor Floor Plan Using a Smartphone, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, PartC: Applications and Reviews, Vol. 42, Issue.6, pp. 889-898 (2012).
  - [12] Ogawa, N., Kaji, K., Kawaguchi, N.: Effects of Number of Subjects on Activity Recognition- Findings from HASC2010corpus - , Proceedings of Workshop on Frontiers in Activity Recognition using Pervasive Sensing (IWFAR), pp. 48-51 (2011).
  - [13] 安齋恵一, 岡島匠吾, 坪川宏, スマートフォンを用いた屋内位置の推定と歩行ナビゲーションシステム, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム, 2011 論文集, 第 2011 巻, pp. 921-927 (2011).
  - [14] Kaji, K., Watanabe, H., Ban, R., Kawaguchi, N.: HASC-IPSC: Indoor Pedestrian Sensing Corpus with a Balance of Gender and Age for Indoor Positioning and Floor-plan Generation Researches, International Workshop on Human Activity Sensing Corpus and Its Application (HASCA2013), pp. 605-610 (2013).