

宅内でのスマートフォン検索に向けた音響センシングによる被覆状態分類手法

西陽也¹ 石田 繁巳¹ 村上 友規² 大槻 信也²

概要: 近年、家の中でスマートフォンを紛失する場所や機会が増加している。一般に、スマートフォンを紛失した際にはそのスマートフォンから音を鳴らし、その音を頼りにユーザーが歩き回って検索するが、ユーザーの聴覚に頼っている点、無駄に歩き回る必要がある点で効率が悪い。本研究ではスマートスピーカを用いたスマートフォン検索システムの実現を目指す。本システムでは、スマートフォンから発せられる着信音やバイブレーションの反響を利用して置き場所や何に覆われているかといった周辺状況を推定する。本稿では、本検索システム実現の第1歩として音響センシングによる被覆状態分類手法の実現性を示す。2つの被覆物体を用いて、被覆状態を変えて着信音の反響音データを収集した。反響音データから基音と倍音のパワー比を特徴量として抽出し、教師あり学習によって学習した被覆状態分類器の評価を行った結果、平均分類精度は0.66であった。

キーワード: 音響センシング, スマートフォン, 被覆状態

1. はじめに

近年、家の中でスマートフォンを紛失する人が増加している。20代から60代の男女2350名を対象にした探し物に関する調査では、1年間で最も探す頻度が高いものはスマートフォンであり、週に平均1~2回探していることが報告されている [1]。

一般に、家の中でスマートフォンを紛失した場合にはiOS端末に標準搭載されている「探す」アプリのサウンド再生機能や別の端末から電話をかけるなどして着信音を鳴らし、ユーザーが家の中を歩いて音の発生源を特定することで検索する。実際、約51%の人が家の中で紛失したスマートフォンを探す際に音を鳴らして探す方法を用いている [1]。

しかしながら、音を鳴らしてスマートフォンを検索する方法はユーザーの感覚頼りでスマートフォンを発見するまでに時間と労力が必要になる。検索に時間と労力を要する原因として3つ挙げられる。1つ目はユーザーの聴覚頼りで検索の効率が悪いことである。部屋の中のように狭い閉空間では音が反響し、人間の耳では音源方向を正確に判断できず、余分に歩き回る必要が生じる。2つ目は小さい音で探す必要があることである。近所トラブルを避けるために大きな音を出すことは避ける必要がある。小さい音ではスマートフォンの近くまで行かなければ気づくことができず、聞き耳を立てながら歩き回る必要がある。3つ目はス

マートフォンが物に覆われている場合に検索が困難になることである。スマートフォンを視認できないことから何かに覆われている可能性を考え、思い描いた場所にある物を持ち上げるなどしてスマートフォンの所在を確認する必要がある。

このような問題に対し、本研究ではスマートスピーカを用いることで宅内で紛失したスマートフォンをより早く正確に発見する手助けをするスマートフォン検索支援システムを提案する。本システムでは、スマートフォン周辺状況として被覆状態、接触物体、スマートフォンが存在する部屋の3つをスマートスピーカを用いて推定し、ユーザーにフィードバックする。ユーザーはスマートフォン周辺状況を得ることでスマートフォンを容易に発見できる。

本稿では、提案システムの構築に向けた第1歩として、音響センシングによるスマートフォン被覆状態分類手法を示す。本手法では被覆状態による音の「こもり」に着目し、スマートフォンから発せられた着信音もつ基音と倍音のパワー比を特徴量として、教師あり学習により被覆状態を分類する。本手法の実現性を示すために、2つの被覆物体を用いて被覆状態を変えながら着信音の反響音データを収集した。反響音データから基音と倍音のパワー比を特徴量として抽出し、教師あり学習によって学習した分類器の評価を行った結果、平均分類精度は0.66であった。

本稿の構成は以下の通りである。2.では本研究の関連研究として屋内位置推定や音源方向推定、接触物体推定に関する研究について述べる。3.では本研究で提案する周辺状

¹ 公立はこだて未来大学 システム情報科学部

² 日本電信電話株式会社 アクセササービスシステム研究所

況推定を用いたスマートフォン検索支援システムを示し、4.でその実現に向けたスマートフォン被覆状態分類手法を示す。5.では提案手法の実装と評価、考察について述べる。最後に、6.でまとめとする。

2. 関連研究

本研究は屋内位置推定、音源方向推定、接触物体推定に関連している。以降ではそれぞれの関連研究について述べる。

2.1 屋内位置推定

ユーザやデバイスの位置を特定するために、屋内にあるスマートフォンの位置を推定する研究が報告されている。屋内位置推定の研究では、主に、電波 [2-5] や磁気センサ [6-11]、マイクロフォン [12]、光学センサ [13,14] などが用いられている。

スマートフォン屋内位置センシングに関する既存研究をスマートフォン検索手法として用いる場合、2つの課題が生じる。1つ目はスマートフォンの周辺状況が考慮されないことである。既存研究は推定対象の機器が何かに覆われていることを想定していないため、被覆物体の影響を受けて精度が低下する恐れがある。2つ目は家の中での使用は考慮されていないことである。位置情報のみでスマートフォンを発見するためには数センチ単位の精度が求められる。しかし、家の中は障害物が多く、環境が常に変化しているため、数センチ単位の精度で位置情報を取得することは困難である。測位精度を向上させるために家の中に事前に基準局などの機器を設置することも考えられるが、紛失したスマートフォンの検索のためだけにこのような準備をユーザに強要することは現実的ではない。

これに対し、本研究では位置情報を用いず、スマートフォンの周辺状況を用いて間接的にスマートフォンの位置を特定する。

2.2 音源方向推定

音源方向推定の代表的な手法として、MUSIC法 [15] がある。MUSIC法は音源による音波の方向ベクトルと雑音による音波の固有ベクトルが直交するように音源方向を算出する手法であり、マイクロフォンアレイを用い高分解能で音源方向を推定できる。MUSIC法を応用した音源方向推定手法も多く提案されている。

Joyaらの研究 [16] では、今後マイクロフォンアレイがスマートスピーカに搭載されると想定し、マイクロフォンアレイで取得した音の到来方向を用いてキッチン、寝室など部屋の「間取り」を推定する手法が報告されている。この手法は二人の被験者が声を出しながら、部屋間を自由に移動している間に取得した音データから部屋の方向を約85%、部屋の種別を約71%の精度で推定している。

これに対し本研究では、スマートフォンから発せられる着信音をマイクロフォンアレイで取得し、音源方向推定す

る。部屋の構造や設置物体による反響の影響を考慮した音源方向推手法を目指す。

2.3 接触物体推定

筆者らが調査した範囲では、異なるデバイス上のマイクロフォンとスピーカを使用した接触物体推定に関する研究はこれまでのところ報告されていない。

同一デバイス上のマイクロフォンとスピーカを用いて接触物体を推定する手法はこれまでも報告されている。文献 [17] ではバイブレーション及びビープ音の反響音を用いて接触物体を推定する手法が報告されている。スマートフォン置き場に応じた適切な通知・バイブレーションを設定するために、スマートフォンの置き場を推定する手法 [18] が報告されている。

しかしながら、これら手法では本研究のスマートフォン検索支援システムを実現することは難しい。これらの手法では接触物体によるスマートフォンの被覆状態が考慮されていないこと、遠隔でスマートフォンのマイクロフォンを使用するために盗聴などユーザの安全を脅かすことが課題となる。

本研究ではこれらの研究を応用し、スマートフォンから発せられ、接触物体によって反響した着信音をスマートスピーカ内蔵のマイクロフォンで取得することで接触物体を推定する。

3. 周辺状況推定によるスマートフォン検索支援システム

3.1 キーアイデア

本研究のキーアイデアは、スマートフォンの位置を推定するのではなく「何に触れているのか」などのスマートフォンの周辺状況を推定して検索の手助けをすることである。実環境で紛失したスマートフォンを発見するために位置情報を安定して推定することは困難である。位置を推定できた場合でも、座標の割り振られていない実空間上で位置座標を理解することは時間を要する。

そこで、位置座標の代わりに「接触している物体」など、直感的に理解できる「周辺状況」をユーザに提供し、検索の手助けをする。紛失したスマートフォンを発見するためには、スマートフォンがどこの部屋にあり、どの物の近くで、どのように置かれているかという情報があれば十分である。例えば、スマートフォンが寝室にあり、布団と接触し、覆われているという3つの情報があれば、ユーザは迷うことなく、寝室に向かい、布団の下を探し、容易にスマートフォンを発見することができる。

3.2 想定環境

本研究では、住宅内に1台のスマートスピーカが設置され、スマートフォンがどこにあってもスマートスピーカ内蔵のマイクロフォンで着信音やバイブレーションの反響音が観測可能であることを想定している。本システムでは着

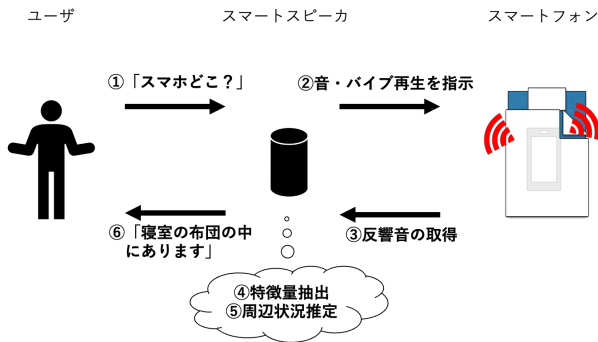


図 1 提案システム概要図

信音やバイブレーションは「探す」アプリのサウンド再生機能のように常に同じものが使用されることを想定している。

3.3 設計概要

図 1 に、周辺状況推定によるスマートフォン検索支援システムの概要を示す。本システムはユーザがスマートフォンを紛失した際に以下のようなステップで検索支援を行う。

- (1) ユーザがスマートスピーカにスマートフォンの場所を尋ねる
- (2) スマートスピーカはスマートフォンに着信音やバイブレーションを鳴らすように命令を送る
- (3) スマートスピーカは着信音やバイブレーションの反響音を取得する
- (4) 反響音から特徴量を抽出する
- (5) 抽出した特徴量からスマートフォンの周辺状況を推定する
- (6) その結果をユーザに音声で伝達する
- (7) 推定された周辺状況に基づいてユーザはスマートフォンを容易に発見できる

図 2 に、各周辺状況の推定手法の概要を示す。本研究では、被覆状態、接触物体、スマートフォンが存在する部屋という 3 つの周辺状況をそれぞれ独立かつ同時に推定する。各周辺状況は着信音とバイブレーションの反響音を使い分けて推定する。

被覆状態推定手法では音のこもり方を着信音の反響音変化から分析し、非被覆、単一被覆、複数被覆の 3 つに分類する。実環境においてスマートフォンの被覆状態は被覆物体の数や接触の仕方などにより様々な状態が想定される。本システムではユーザがスマートフォンを探索する際の支援が目的であり、支援に必要な被覆状態認識として三値分類推定を行う。

接触物体推定手法ではアクティブ音響センシングを用い、接触物体の振動特性をバイブレーションの反響音変化から分析することで接触物体を推定する。

スマートフォンが存在する部屋は、音源方向推定を用いて推定する。スマートスピーカに内蔵されている複数のマイクロフォンを用いて音源方向を推定することでスマートフォンが存在する部屋を推定する。本研究ではすでに提案

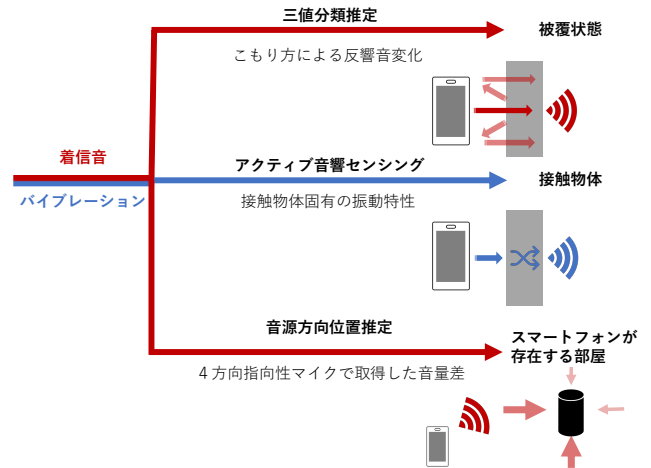


図 2 周辺状況推定手法

されている間取り推定手法 [16] などにより、間取りは事前に得られていることを想定している。

4. では、提案システムを構成する 3 つの周辺状況推定の 1 つである被覆状態分類手法について示す。

4. 音響センシングによるスマートフォン被覆状態分類手法

本研究では、検索の手間を省くための必要十分な分類として被覆状態を非被覆、単一被覆、複数被覆の 3 つの分類と定義する。スマートフォンが存在する部屋と接触物体が判明すれば、特定の部屋にある特定の物体周辺を探せばスマートフォンを発見することができる。これに加えて、非被覆、単一被覆、複数被覆という被覆状態が分かればスマートフォンが視認できる状態にあるのか、物の下にあるのか、あるいはカバンの中に存在するのかななどを考える手助けとなる。

本手法では被覆状態によって変化する音響特徴として、音のこもり方に着目する。音のこもり方として、観測する着信音の倍音構造を抽出する。スマートフォンから発せられた着信音が被覆物体によって反響することで被覆物体外で観測する着信音の倍音構造が変化する。このとき、スマートフォンからスマートスピーカまでの距離や被覆物体によって、観測される着信音の大きさが変化する。本研究では、基音と各倍音のパワー比を特徴量として用いることで、観測される着信音の大きさに依存せず、倍音構造を抽出する。

図 3 に、音響センシングによるスマートフォン被覆状態分類手法の概要を示す。本手法はデータ分割ブロック、特徴量抽出ブロック、被覆状態分類ブロックの 3 つのブロックで構成されている。データ分割ブロックは収集した録音データから推定に必要なデータを切り出した上で固定時間幅の window に分割する。特徴量抽出ブロックは window ごとに反響音に含まれる基音と倍音のパワー比を特徴量として抽出する。最後に、被覆状態分類ブロックにおいて被覆状態特徴量抽出ブロックで抽出した特徴量から教師あり機械学習アルゴリズムにより被覆状態を分類する。

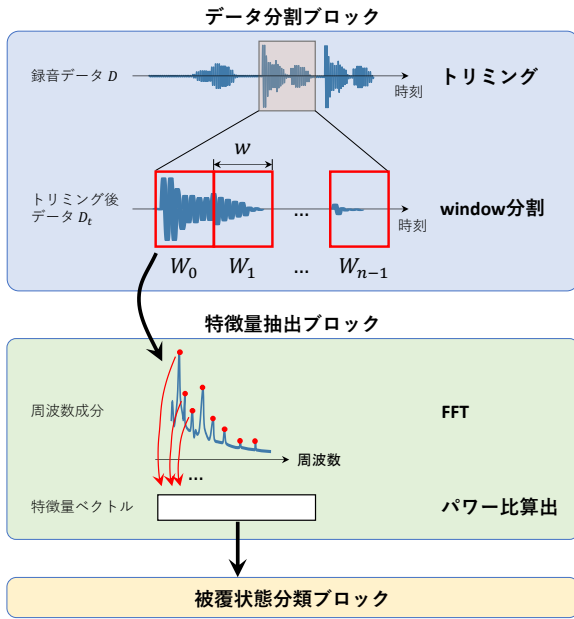


図3 スマートフォン被覆状態分類手法の概要

以降では各ブロックについて詳述する。

4.1 データ分割ブロック

図3に示すように、データ分割ブロックはトリミングステップと window 分割ステップの2つのステップで構成される。

トリミングステップでは、数秒の録音データから一部の音を切り出す。録音データから取り出す音を統一するため、着信音の連続性を利用する。多くの着信音は同じメロディの繰り返しが生じているため、メロディの1コール分を取り出す。このとき、録音データに含まれる最も大きい音の index から固定時間長の音響データを取り出す。

録音データのサンプル数を s 、 i 番目のサンプルを x_i で表すとすると、元の録音データ D は

$$D = \{x_0, x_1, x_2, \dots, x_s\} \quad (1)$$

と表される。

録音データに含まれる最も大きい音の index を max 、FFT の window 幅を w 、window 数を n とすると、トリミング後データ D_t は以下となる。

$$D_t = \{x_{max}, x_{max+1}, x_{max+2}, \dots, x_{max+wn-1}\} \quad (2)$$

本稿では window 幅を $w = 4096$ 、window 数を $n = 30$ とした。トリミング後のデータのサンプル数は122880である。

window 分割ステップでは、トリミング後データを固定幅の window で分割する。window はオーバーラップさせずに分割する。

4.2 特徴量抽出ブロック

図3に示すように、特徴量抽出ブロックはFFTステップとパワー比算出ステップの2つのステップで構成される。

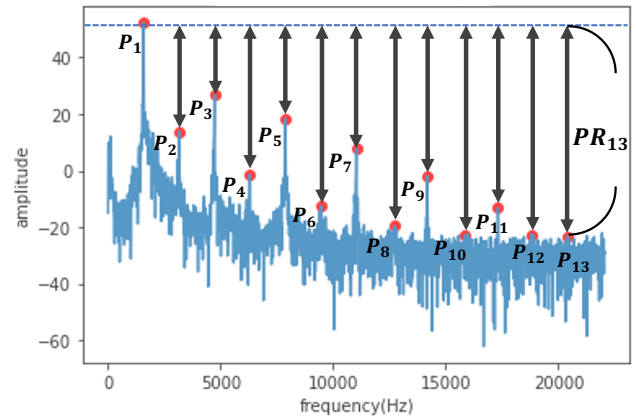


図4 基音と倍音から算出されるパワー比の例

まず、FFT ステップではデータ分割ブロックで得られた window ごとにFFTを行い、window ごとの周波数成分を得る。次に、パワー比算出ステップとしてFFTで算出した基音と各倍音から window ごとにパワー比を算出する。最後に、すべての window のパワー比を並べることで特徴量ベクトルを算出する。

パワー比は window ごとの基音、倍音のパワーから算出する。基音とは、最もパワーが大きく、ピークの中で周波数が最も低い音である。倍音は、基音の周波数を整数倍した周波数帯にあるピークの音である。

図4に、1つの window における基音、倍音、これらから算出されるパワー比の例を示す。基音のパワーを P_1 [dB]、倍音のパワーを P_2, P_3, \dots, P_k [dB] とすると、基音と各倍音のパワー比は式(3)~(5)のように算出する。

$$PR_2 = P_1 - P_2 \quad (3)$$

$$PR_3 = P_1 - P_3 \quad (4)$$

⋮

$$PR_k = P_1 - P_k \quad (5)$$

4.3 被覆状態分類ブロック

被覆状態分類ブロックでは、特徴量抽出ブロックで抽出した特徴量を用いて教師あり学習により被覆状態分類の学習モデルを構築する。その後、分類モデルによって、被覆状態を分類する。

学習モデルは様々な部屋、被覆物体を用いてあらかじめ構築しておく。屋内反響による分類への影響を考慮するため、一般的な住宅に存在するような5~10畳程度の広さをもつ複数の部屋でデータを収集する。宅内には様々な日常物体が存在することから、宅内で使用される布団や机、衣類など可能な限り多くの被覆物体でデータを収集する。

学習モデルの構築には、教師あり学習アルゴリズムを使用する。本手法で使用される機械学習アルゴリズムは今後検討していくが、本稿では、初期的評価として Random Forest を用いる。

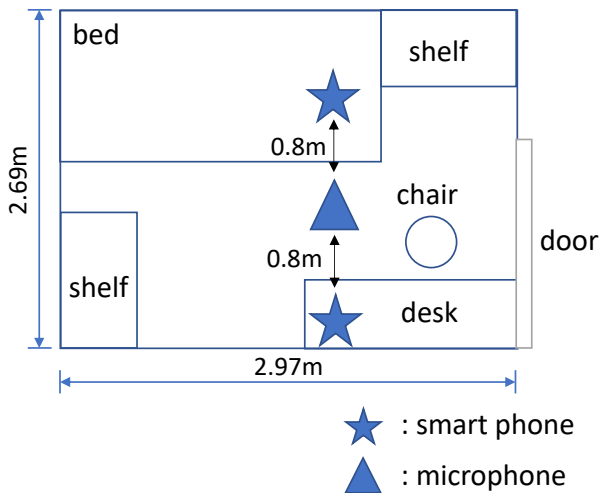


図 5 実験部屋の間取り図

5. 評価

被覆物体に依存しない被覆状態分類手法の実現可能性を検証するために、実環境で収集した音響データを用いて被覆状態分類性能、被覆物体による分類精度への影響、及び未知の被覆物体に対する分類性能の3つの評価を行った。

5.1 評価環境

図 5 に実験時の間取り図を、図 6 に実験の様子を示す。1LDK 住宅の寝室のほぼ中央、図 5 中の三角印の位置に1台のマイクロフォンを設置した。マイクロフォンから約0.8m離れた場所にある星印は、スマートフォンの設置位置を示している。被覆物体に応じて星印のいずれかに1台のスマートフォンを設置してサウンドを再生させ、オーディオレコーダを用いて音響データを収集した。サンプリング周波数は44100 Hz、量子化ビット数は16 bit とした。マイクロフォンは audio-technica AT2050、スマートフォンは Apple iPhoneXR、オーディオレコーダは ZOOM H6 である。

AT2050 マイクロフォンの指向性は単方向設定とし、スマートフォンを2箇所星印それぞれに設置して音響データを収集する際にマイクロフォンの向きをスマートフォン方向に向けた。スマートスピーカーにはユーザの位置推定などのために複数台の指向性マイクロフォンが搭載されると想定されるため、マイクロフォンは指向性を持たせてデータを収集した。

本実験では布団とカバンの2つを被覆物体として、被覆状態データを収集した。環境ノイズ低減のために以下の環境でデータを収集した。

- ドア、窓、カーテンは閉め切る
- 浴室の24時間換気は消す
- エアコンは停止する
- 家具など部屋内の配置は変更しない
- 屋外から街宣車や人の話し声などが聞こえる場合は実



図 6 実験の様子

験を一時中断する

評価では、10分割交差検証を100回繰り返して混同行列を生成し、被覆状態ごとのF値を算出した。そして、被覆状態ごとのF値を平均した平均分類精度を算出した。被覆状態ごとのF値は、ある被覆状態とそれを除いた2種類の被覆状態という2値分類をした場合のF値を混同行列から算出した。

5.2 データセット

評価に向けて、被覆物体、被覆状態、スマートフォンの向きという3つのパラメータを変更しながら約15秒の音響データを収集してデータセットを構築した。1試行ごとに、被覆物体を布団とカバンの2パターン、スマートフォンの向きを正面、横、反対の3パターン、被覆状態を非被覆、単一被覆、複数被覆の3パターンでそれぞれ変化させた。同じパターンのデータを連続で収集することを防ぐために、合計18パターンのデータ収集を1周期として、11周期データを収集し、合計198試行分の音響データを収集した。

各試行では「探す」アプリのサウンド再生機能を使用し、遠隔でスマートフォンから着信音を再生させ、マイクロフォンで約15秒間の音響データを収集した。1試行のデータ収集手順は以下である。

- (1) 被覆物体の被覆状態とスマートフォンの向きを調整する
- (2) 録音を開始する
- (3) 別端末からスマートフォンにサウンド再生の命令を送る
- (4) 3コール分(約15秒間)録音する
- (5) サウンド停止する
- (6) 録音停止する

図 7 に、各被覆物体・被覆状態の設置状況を示す。被覆物体が布団の場合、非被覆では布団の上にスマートフォンのみを置いた。被覆では非被覆と同様に設置した後、スマートフォンを覆うように布団をかけた。複数被覆では非被覆と同様に設置した後、スマートフォンを覆うように上から本を置いた。被覆物体がカバンの場合、非被覆では机の上にカバン、スマートフォンの順に設置した。被覆ではカバンの中にスマートフォンを入れてカバンの開口部を閉じた。複数被覆では机の上にスマートフォン、カバンの順に設置した。

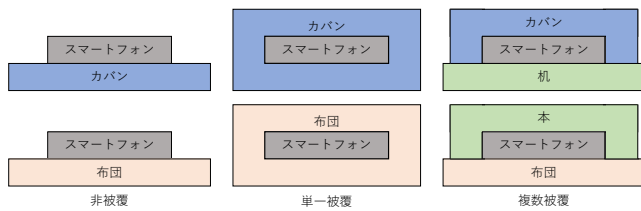


図 7 被覆状態イメージ断面図

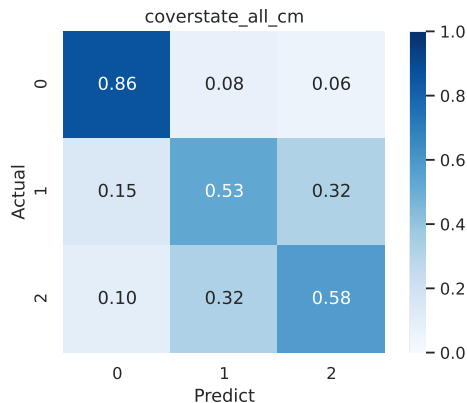


図 8 被覆状態分類結果の混同行列 (0: 非被覆, 1: 単一被覆, 2: 複数被覆)

表 1 被覆状態分類精度

	precision	recall	f1score
非被覆	0.78	0.86	0.82
単一被覆	0.57	0.53	0.55
複数被覆	0.60	0.58	0.59
平均分類精度			0.66

5.3 被覆状態分類性能

データセットの全てのデータを用いて、被覆状態分類性能を評価した。図 8 及び表 1 に、被覆状態分類結果の混同行列及び分類精度を示す。分類精度は precision, recall, F 値 (f1score), 及び平均分類精度のそれぞれを示している。図 8 の混同行列のラベルは、0 が非被覆, 1 が単一被覆, 2 が複数被覆を示している。以降の混同行列でも同様のラベルを用いている。全データを用いた場合の平均分類精度は 0.66 であった。各被覆状態における F 値は非被覆で 0.82, 単一被覆で 0.55, 複数被覆で 0.59 であった。単一被覆と複数被覆の F 値は 0.60 を下回っており、非被覆の F 値 0.82 より劣っている。単一被覆と複数被覆による音のこもり方が類似しているために、これらの区別が困難であったと考えられる。

5.4 被覆物体による分類精度への影響

被覆物体が分類精度に与える影響を検証するため、データセットから布団, カバンのそれぞれのデータのみを取り出して学習・分類を行い、平均分類精度を評価した。図 9 及び表 2 に布団のデータを用いた場合の、図 10 及び表 3 にカバンのデータを用いた場合のそれぞれの混同行列及び分類精度を示す。平均分類精度はいずれの場合も約 0.7 で

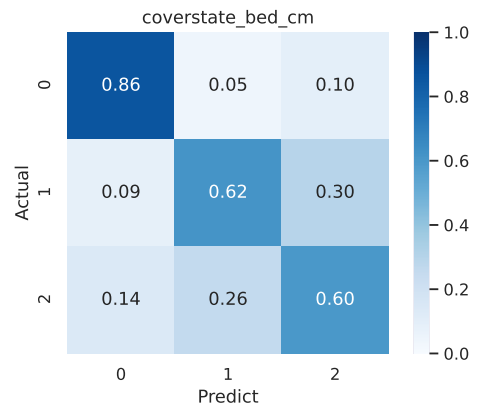


図 9 被覆状態分類結果の混同行列 (布団のみ, 0: 非被覆, 1: 単一被覆, 2: 複数被覆)

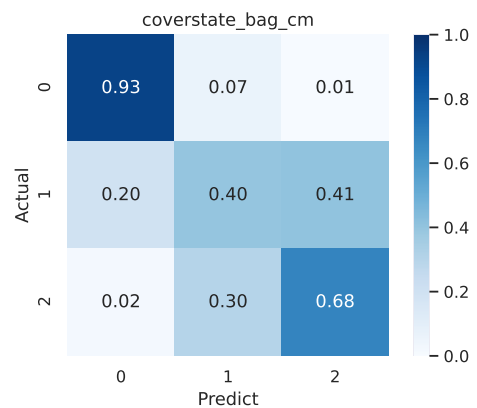


図 10 被覆状態分類結果の混同行列 (カバンのみ, 0: 非被覆, 1: 単一被覆, 2: 複数被覆)

表 2 被覆状態分類精度 (布団のみ)

	precision	recall	f1score
非被覆	0.79	0.86	0.82
単一被覆	0.67	0.62	0.64
複数被覆	0.60	0.60	0.60
平均分類精度			0.69

表 3 被覆状態分類精度 (カバンのみ)

	precision	recall	f1score
非被覆	0.81	0.93	0.86
単一被覆	0.52	0.40	0.45
複数被覆	0.62	0.68	0.65
平均分類精度			0.67

あった。

非被覆, 複数被覆の F 値は、いずれの場合もそれぞれ約 0.8, 約 0.6 となっており、被覆物体による大きな影響は見られない。一方で、単一被覆の F 値は布団では 0.64 であったのに対し、カバンでは 0.45 と分類精度に乖離が見られた。図 10 より、カバンの単一被覆の分類結果では単一被覆を複数被覆と誤認するケースが多かったことが確認できる。カバンの素材は薄い布であるために、単一被覆と複数被覆の区別が困難であったと考えられる。

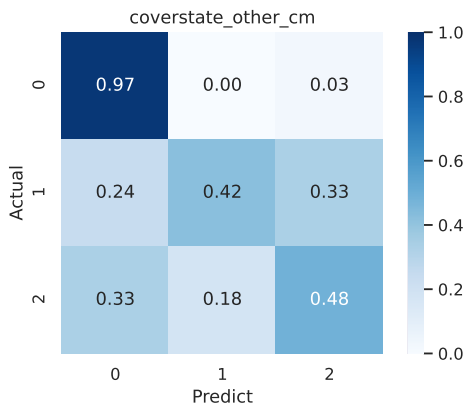


図 11 被覆状態分類結果の混同行列（学習と評価で別のデータを使用した場合、0: 非被覆、1: 単一被覆、2: 複数被覆）

表 4 被覆状態分類精度（学習と評価で別のデータを使用した場合）

	precision	recall	f1score
非被覆	0.63	0.97	0.76
単一被覆	0.70	0.42	0.53
複数被覆	0.57	0.48	0.52
平均分類精度	0.63		

5.5 未知の被覆物体に対する分類性能

学習に用いていない被覆物体に対する分類性能を検証するため、データセットから布団のデータを取り出して学習したモデルで、カバンのデータを用いて分類性能を評価した。図 11 及び表 4 に、学習と評価で別の物体を用いた場合の被覆状態分類結果の混同行列及び分類精度を示す。平均分類精度は 0.63 であった。非被覆、単一被覆、複数被覆における F 値はそれぞれ 0.76, 0.53, 0.52 であった。平均分類精度は、未知の被覆物体に対して大きく低下した。未知の物体での被覆による音のこもり方は未知であり、教師あり学習では分類が難しかったと考えられる。特に、単一被覆、複数被覆に対しては F 値が約 0.5 であり、ランダムに分類した場合と同程度である。未知の物体に対する分類は、非被覆であるかの分類のみが可能であると言える。

6. おわりに

本稿では、スマートスピーカを用いた宅内で紛失したスマートフォンの検索を支援するシステムを提案した。その実現に向けた第 1 歩として、基音と倍音のパワー比を特徴量として、教師あり学習により音のこもり方から被覆状態を分類する手法を示した。そして、2つの被覆物体で被覆状態を変えて収集したデータによる評価の結果を示した。今後の展望として、提案システムの構築に向けて、被覆状態分類手法の精度向上と他の周辺状況を推定する手法を確立することが挙げられる。精度の向上については、単一被覆と複数被覆の分類精度を向上させる特徴量の再検討と、様々な被覆物体によるデータを増やすことを考えている。スマートスピーカを用いた接触物体、スマートフォンが存在する部屋の推定も合わせて行う予定である。

参考文献

- [1] TrackR: 探し物に関する調査, <https://prtmes.jp/main/html/rd/p/000000006.000022312.html> (2017).
- [2] Xiao, C., Yang, D., Chen, Z. and Tan, G.: 3-D BLE Indoor Localization Based on Denoising Autoencoder, *IEEE Access*, Vol. 5, pp. 12751–12760 (2017).
- [3] Chen, Z., Zhu, Q., Jiang, H. and Soh, Y. C.: Indoor Localization Using Smartphone Sensors and iBeacons, *10th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, pp. 1723–1728 (2015).
- [4] Abbas, M., Elhamshary, M., Rizk, H., Torki, M. and Youssef, M.: WiDeep: WiFi-based Accurate and Robust Indoor Localization System Using Deep Learning, *IEEE PerCom*, pp. 1–10 (2019).
- [5] Kriz, P., Maly, F. and Kozel, T.: Improving Indoor Localization Using Bluetooth Low Energy Beacons, *Mobile information systems*, Vol. 2016 (2016).
- [6] He, S. and Shin, K. G.: Geomagnetism for Smartphone-Based Indoor Localization: Challenges, Advances, and Comparisons, *ACM CSUR*, Vol. 50, No. 6, pp. 1–37 (2017).
- [7] Lee, S., Chae, S. and Han, D.: ILoA: Indoor Localization Using Augmented Vector of Geomagnetic Field, *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 184242–184255 (2020).
- [8] Wu, H., He, S. and Chan, S.-H. G.: Efficient Sequence Matching and Path Construction for Geomagnetic Indoor Localization, *EWSN*, pp. 156–167 (2017).
- [9] Subbu, K. P., Gozick, B. and Dantu, R.: LocateMe: Magnetic-fields-based Indoor Localization Using Smartphones, *ACM Trans. Intelligent Syst. Technol. (TIST)*, Vol. 4, No. 4, pp. 1–27 (2013).
- [10] 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).
- [11] 渡邊康祐, 廣井 慧, 神山 剛, 佐野博之, 塚本昌克, 片桐雅二, 池田大造, 梶 克彦, 河口信夫: 回転磁石マークによるスマートフォンの 3 次元位置推定手法, *情報処理学会 DICOMO シンポジウム*, Vol. 2017, pp. 1588–1597 (2017).
- [12] 中村将成, 秋山尚之, 杉本雅則, 橋爪宏達: 音響信号を用いたスマートフォンの高速・高精度屋内 3 次元位置認識手法, *情報処理学会論文誌*, Vol. 57, No. 11, pp. 2489–2500 (2016).
- [13] 津崎隆広, 間 博人, 梅田玲旺, 山下大輔, 三木光範: 外光がある状況での照明を用いた屋内位置推定手法の検討, *情報処理学会 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI)*, Vol. 2017, No. 13, pp. 1–7 (2017).
- [14] 梅田玲旺, 間 博人, 市川 耀, 松井健人, 三木光範: フルカラー LED 照明を用いた屋内位置推定手法の検討, *情報処理学会 研究報告コンシューマ・デバイス& システム (CDS)*, Vol. 2015, No. 6, pp. 1–8 (2015).
- [15] Schmidt, R.: Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 34, No. 3, pp. 276–280 (1986).
- [16] Joya, T., Ishida, S., Mitsukude, Y. and Arakawa, Y.: Design of Room-Layout Estimator Using Smart Speaker, *MobiQuitous*, pp. 24–39 (2021).
- [17] Cho, J., Hwang, I. and Oh, S.: Vibration-Based Surface Recognition for Smartphones, *IEEE RTCSA*, pp. 459–464 (2012).
- [18] Hasegawa, T., Hirahashi, S. and Koshino, M.: Determining a Smartphone’s Placement by Material Detection Using Harmonics Produced in Sound Echoes, *(MobiQuitous)*, pp. 246–253 (2016).