

推薦論文

床指紋：床の模様に基づく位置推定

藤田 悟^{1,a)} 藤田 貴大^{2,b)} 内田 薫^{3,c)}

受付日 2017年3月4日, 採録日 2017年9月5日

概要：本論文は、床面のキズや模様に基づいて、床表面の同一性を判定する技術と、この技術の応用として、床面を撮影した写真から利用者の位置推定を行う手法について報告する。本論文では、床面の模様や、後天的なキズや汚れからなる微細なパターンを床指紋と呼ぶ。床指紋の照合には、パターンを強調するための画像フィルタと、特徴点抽出技術、複数画像間の共通特徴点の同定技術が必要である。さらに、利用者の位置推定を行うために、広域の床指紋情報と、与えられた床画像との高速な照合技術が必要になる。本論文では、画像フィルタに周辺画素の平均値からの差分を利用したフィルタを用い、特徴点抽出にORBを拡張した特徴点抽出手法を提案し、特徴点マッチングにRANSACを利用したマッチングと精査技術を用いることで、床画像から一意な特徴点パターンを抽出できることを示す。そして、実際に87.5mの廊下を用いて、床指紋照合による位置推定実験を実施し、正解率99.5%、1画像あたりの照合時間0.5秒の結果となり、提案する床指紋照合による位置推定の有効性を実証した。

キーワード：画像特徴点抽出, 特徴点照合, 床面照合, 位置推定

Floor Fingerprint: Location Estimation from Floor Surface Image

SATORU FUJITA^{1,a)} TAKAHIRO FUJITA^{2,b)} KAORU UCHIDA^{3,c)}

Received: March 4, 2017, Accepted: September 5, 2017

Abstract: This paper presents our research on location estimation based on the identity of floor surface patterns, which we call “floor fingerprints,” from a photographic image of a floor taken with a hand-held smartphone. We demonstrate that use of a preprocessing image filter for enhancing local image features provides well-aligned details sufficient to allow detection of paired features from floor images taken at an identical location but from different orientations of the camera and under different lighting conditions. Although the enhancement filter reveals many noisy pairs in local feature detection, we show that it is possible to discover a valid image-to-image correspondence efficiently using our newly proposed B-ORB feature detector and RANSAC. We show, through our performance evaluation using real floor images, that precise localization is possible with 99.5% accuracy and processing time of 0.5 seconds. This paper presents our proposed approach and prototype implementation, proves its feasibility based on experimental results, and discusses its applicability to real-world location applications.

Keywords: image feature detection, feature matching, floor surface identification, location estimation

¹ 法政大学情報科学部
Faculty of Computer and Information Sciences, Hosei University, Koganei, Tokyo 184–8584, Japan

² 日本電気通信システム株式会社
NEC Communication Systems, Ltd., Kawasaki, Kanagawa 211–8666, Japan

³ 法政大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Computer and Information Sciences, Hosei University, Koganei, Tokyo 184–8584, Japan

a) fujita_s@hosei.ac.jp

b) fujita.tkr@ncos.nec.co.jp

c) uchida@cis.k.hosei.ac.jp

1. はじめに

利用者の位置情報に基づいた経路案内や鉄道の時刻表案内から、近くにあるコンビニエンスストアの検索まで、様々な位置利用サービスが提供されている。これらのサー

本論文の内容は2016年7月のマルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2016) シンポジウムにて報告され、ユビキタスコンピューティングシステム研究会主査より情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である。

ビス提供のために、利用者の位置推定は不可欠な技術であり、屋外では、広く GPS が利用されている。一方、GPS による測位が困難な屋内では、代替技術として、Wi-Fi 基地局からの電磁波強度を測定することによる位置推定手法や、ビーコンや RFID を用いて位置を特定する技術などが提案されてきた。このほか、スマートフォンに搭載された各種センサを用いて、歩行者の行動経路を推定する PDR (Pedestrian Dead Reckoning) と呼ばれる自律航法的な経路推定技術の研究も進められ、様々な提案がなされている [3], [13]。しかし、位置精度の問題や、装置設置コストの問題などがあり、決定的な手法には至っていない。

建築の分野でも、同様の屋内位置推定の議論が進んでおり、意図的なマーカ素材を床材の模様として埋め込む試みについての研究報告がある [7], [12]。マーカ素材を点群として抽出し、点群パターンを基に位置推定を行う技術である。点群を容易に抽出できる床面であれば有用と考えるが、様々な環境下で、様々な床面に対して、点群を同定すること自体に、技術的な難しさがある。一方、自然物が、そもそも、その表面に個別の特徴を持ち、それを識別可能にする技術として、物体指紋 (人工物メトリクス) の研究が進められている [9]。ネジなどの部品の表面を、マクロレンズで拡大して撮影し、ネジの製造過程で自然に形成された表面の模様を解析することで、個体識別を行えるという報告がなされている [8], [15]。部品に現れる微細なパターンを用いて、部品の個別照合を可能にすることで、その部品を利用した商品の真贋判定など、応用が期待されている。

本論文では、屋内の位置推定を行う手法として、この人工物に与えられる物体指紋に着目した。床面は様々な材質を持ち、木目調や石材調などの模様が描かれ、さらに使用によるキズや汚れがついている。この模様を詳細に分析すると、場所ごとに異なるパターンを持っている。本論文では、このような床面の特徴を床指紋と名付ける。近年のスマートフォンに搭載されるカメラは、高精細化が進み、1,000 万画素を超える製品も現れている。このカメラで床面を撮影すれば、1m あたり数千ドット、すなわち、1ドットあたり 1mm 以下の高精細な画像が撮影可能である。この画像から、床指紋を照合することができれば、撮影位置の推定が可能になる。本論文では、床指紋照合技術の実現を目指し、床指紋を強調するための画像フィルタ、床指紋の特徴点抽出、特徴点マッチングなどについて、研究成果を述べる。特に、弱い特徴点集合の中から、正しい特徴点マッチングペアを抽出する手法が本論文の提案する主要技術である。また、広域の床面に対して、位置推定を行うためには、検索手法や検索性能が重要になる。これらの性能面についても、現実的な想定で行った実験結果を示して、将来の可能性について考察する。

2. 関連研究

2.1 床パターンからの位置推定

本論文と同様に床模様に着目した研究として、床パターンからの位置推定技術が報告されている [7], [12]。床材に粉碎チップを混ぜることによって作成した点群模様を検出し、位置推定する技術である。ロボットの自己位置推定を対象としており、床面からの距離が固定で、床面とカメラの光軸が垂直であるというカメラ設定に基づき、床面の点群を撮影することを前提としている。得られた点群から、位置を推定するために、星図照合技術である Polestar Algorithm を利用している。このアルゴリズムでは、ある特定の点に対する近傍点群の距離マップが各点に固有に存在することに着目する。すなわち、事前に撮影した床面画像の点群に対して、各点の距離マップをデータベース化しておき、検索時の画像内のある点からの周囲の点への距離マップを比較することで、観測点を同定する技術である。ゴミなどのノイズにも強く、90%を超える位置同定に成功している一方、カメラ画像の歪などにより誤差が生じた場合に、位置精度が低下するという問題が指摘されている。この手法は、つねに、同じロボットが同じカメラを用いて位置推定を行う環境であれば、点群間の距離が不変に保たれるため、有効な手法である。しかし、撮影距離や撮影角度にゆらぎがあるスマートフォンのカメラ画像からの位置推定には、そのまま応用することが難しいといえる。

2.2 物体指紋

指紋照合技術を拡張し、個体の識別を行う人工物メトリクスの研究が進展している。中でも、個体表面の撮影画像に現れる微細なパターンの一致を利用する物体指紋の研究が進められている。

たとえば、農作物としてのトレーサビリティ確保やブランドメロンの産地偽装排除のため、メロンの表面紋様による個体識別が試みられている。指紋・掌紋照合で用いられる偶然一致確率法を活用することで、 $EER = 0.06\%$ とときわめて高い照合率を実現できたことが報告されている [9]。

また、工業製品に関しても正規部品やブランド商品の真贋判定のために、マクロレンズ付きのスマートフォン画像から、製造工程で形成される物体固有の表面形状の差異を識別し、ネジやボルトの個体識別を行う物体指紋技術に関して研究が進められている。光沢面の微細な凹凸から得られる画像パターンを Fingerprint Imaging by Binary Angular Reflection (FIBAR) と呼ぶ撮像方法でイメージングし、ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) [14] で特徴点抽出し、信頼性を加味しながら照合する RANdom SAmple Consensus (RANSAC) algorithm [4] によって対応関係を求めることで、112 個体の表面画像に対しエラーゼロで個体認証できた結果などが報告されている [8], [15]。

3. 床指紋の特徴点抽出と照合

3.1 床指紋照合の基本手順

床表面は、一般的に目立った特徴が少なく、似たような弱いパターンが繰り返されていることが特徴である。また、光源の影響を強く受け、昼間の自然光と夜間の照明光による色合いの変化や影の影響、照明の映り込みによる輝度変化などが、照合の阻害要因となる。また、携帯電話のカメラを用いて位置推定を行うことを想定した場合、解像度や撮影高度、回転角度、色調など、さらなる外乱要素が加わる。本論文では、床面に対する傾斜角度は、重力センサを用いて補正可能と考え [10]、その他の外乱要素である光源や、撮影距離、回転角度、解像度、色調などに対応できる高速な床画像の照合技術を提案する。撮影条件に関して、既存研究との差異を表 1 にまとめる。傾斜角度については、本論文の実験で 0.4 radian まで照合性能を保つことができることが示され、さらに別論文 [6] で、重力による補正方法を示したことから、対応可能と記載した。

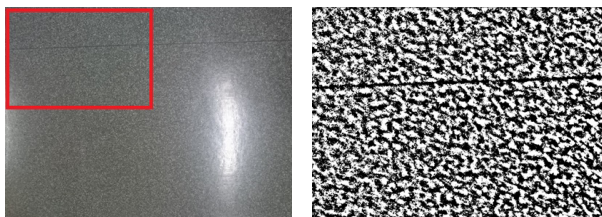
エッジなどの強い特徴点が少ない床表面の画像は、画像からの 2 次元特徴量を抽出する汎用的なアルゴリズムでは期待どおりに分析できない。しかし、図 1(1) の床画像の赤枠部分を、平均輝度との差で 2 値化し、拡大して見ると、図 1(2) のような微細なパターンが現れる。そこで、従来技術に加え、特徴点を強調し、特徴点間の正しいマッチングを効果的に検出する方法が課題となる。本研究では、次に示すような手順と手法によって、床の微細な特徴点を強調して抽出し、床指紋の照合を行う手法を提案する。

画像フィルタ 平均値差分フィルタを用いて、床表面の細かなパターンや傷・汚れなどを強調し、光源などの影響を低減させる。

表 1 撮影条件の差異

Table 1 Photographing conditions.

	深瀬ら [7]	石山ら [8]	本論文
撮影距離	固定	固定	可変
回転角度	可変	可変	可変
傾斜角度	固定	固定	対応可能
解像度	固定	固定	可変
光源	可変	固定	可変



(1) 石材調床の原画像 (2) 赤枠内の 2 値化拡大画像

図 1 床表面の微細なパターン

Fig. 1 An example of microscopic pattern of floor surface.

特徴点抽出 ORB を拡張して、物体の辺や角などの明確な特徴が現れにくい床表面全体から特徴点を抽出する。

特徴点マッチング 角度と拡大率の 2 次元ヒストグラムを用いる手法と、RANSAC を用いて相似三角形を検出する手法により、2 枚の画像の特徴点から、ペアとなる特徴点を高速に抽出する。

妥当性評価 照合結果を用いて画像変換を行い、その一致性を評価することで、妥当性を判定する。

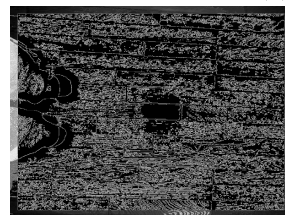
以下の節で、上記のそれぞれの技術課題について、詳細に説明する。

3.2 画像フィルタ

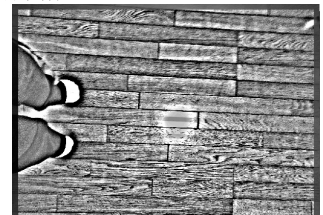
床面には、木目やビニール、タイルなどの素材が用いられており、ほとんどの表面は、目立った模様が与えられていない。汎用的な特徴点抽出器では、タイルの目地に沿った特徴点は抽出できるが、タイル面の部分に特徴点の抽出が難しい。また、木目調の床面についても、木材の合わせ目に特徴点が集中してしまい、木目などの特徴点の抽出が難しい。さらに、光源の影響により、明暗の顕著な画像では、特徴点が輝度の高い部分に集中してしまい、面全体に均等な特徴点を抽出できない。そこで、床面全体に特徴点を多く持つ床指紋を生成するために、画像を事前処理する平均値差分フィルタを用意した。すなわち、近傍点から画像の平均輝度を計算し、対象画素の輝度との差分を、数値化するフィルタを用意した。平均値を求める近傍の大きさとしては、上下左右に 20 ドット離れた点までの約 1,600 点の正方形領域を用いた。差分の数値化については、白黒に 2 値化したものと、多階調に数値化したものを作成した。それぞれのフィルタを適用した画像を図 2 に示す。



(1) 原画像



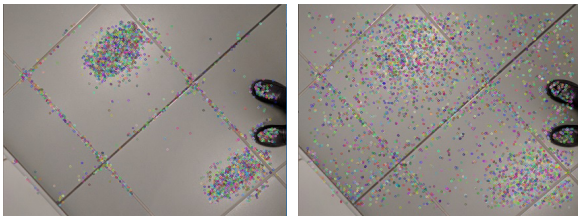
(2) 平均値差分白黒フィルタ



(3) 平均値差分多階調フィルタ

図 2 フィルタによる特徴点の強調

Fig. 2 Feature enhancement results after different image filters.



(1) ORB による特徴点 (2) B-ORB による特徴点

図 3 ORB と B-ORB の特徴点抽出の違い

Fig. 3 Distribution of extracted features.

3.3 特徴点抽出

特徴点抽出については、SHIFT や SURF よりも優れていると評価される AKAZE [1], [2] と ORB [14] を拡張した抽出器を用いた。

3.3.1 AKAZE を用いた特徴点抽出

AKAZE は、回転や拡大縮小や変形に強い特徴量を抽出できることで知られている [1]。AKAZE の調整パラメータのうち、特徴点への採用の可否を決定する threshold は、OpenCV の標準では、 $1.0e-3$ に設定されていたが、床画像は特徴が弱いことから、 $1.0e-5$ という微小な値に設定した。事前処理として、平均値差分フィルタは 2 値化したものを用いる。

3.3.2 Balanced ORB を用いた特徴点抽出

ORB も回転や拡大縮小、変形に強い特徴量抽出器である。抽出する特徴点の数に上限を設定できることも長所である。内部の実装としては、抽出された特徴点を、いったん緩い基準でソートし、上位だけを残した後、Harris のコーナー強度によって再びソートとフィルタリングを行い、上限数の特徴量を残すという手順を実装している [14]。

床指紋にとっては、特徴点数を制御できることは実行時間を制御できる点で長所になるが、図 3(1) に色付きの円で示すように、特徴点の絞り込みが偏り、タイルの目地や光源の映り込みのような輝度値の高い部分だけに特徴点が集まってしまうという問題がある。これは、ORB が、画像中の物体認識のようなエッジがある物体の抽出に向いていて、床指紋のように弱い特徴点の多い画像について、偏りなく特徴点を選ぶことには不向きであることを示している。

そこで、本研究では、特徴点の一部に集中しすぎないように ORB を改造し、これを、Balanced ORB (B-ORB) と名付けた。ORB は、異なる解像度の画像をピラミッド状にレイヤ化し、各レイヤの全面を 1 つの集合として、それぞれ特徴点抽出と上位の特徴量の選択を行っている。基本方式を ORB に合わせつつ、B-ORB のアルゴリズムを次のように定めた。

- (1) 各解像度のレイヤごとに上限特徴点数を 2 倍に緩めて設定する。
- (2) 各レイヤについて、画像を bundle 数で分割し、各 bundle に対して上限特徴点数を面積に比例して分配して、

その数までの上位の特徴点を選択する。

- (3) 全レイヤの特徴点を束ねて、全体に対して (2 倍する前の) 元の上限特徴点数までの特徴点を Harris の基準で選択する。

すなわち、特徴量の大きい特徴点ばかりが選ばれないように、各レイヤをさらに bundle に分割して、それぞれの中で大きな特徴量を持つ特徴点を選択できるようにした。最終的には、全体で Harris の基準でソートし、上位を抽出結果とするため、ある程度の割合では、特徴が強い箇所に特徴点が集まるが、bundle に分割した効果で、特徴点の分散化も期待できる。bundle 数は 4 から 10 程度に設定した。ORB と B-ORB の特徴点の抽出結果の違いを図 3 に示す。図 3(2) に示すように、B-ORB では、光源の反射部分に特徴点が集まりすぎていないことが観察できる。

この B-ORB は、事前処理として多譜調の平均値差分フィルタと組み合わせて用いる。

3.4 特徴点マッチング

同じ場所を異なる角度で、かつ、異なる高さから撮影した 2 画像について、特徴点マッチングを行うと、1,000 点を超える特徴点のペアが抽出される。しかし、床表面の微細な模様を強調したフィルタを通した画像であることから、そのマッチングペアの大多数は、誤った対応点を結んだペアである。正しくマッチングできているペアは、経験的に 3% 程度、すなわち、30 ペア程度であり、それを見つけて出す方法が課題となる。正しいマッチングペアの確率が非常に低いため、従来の画像処理アルゴリズムで効率的に解を見つけることが難しい問題となる。そこで、幾何形状的に矛盾したマッチングペアを効率的に取り除き、妥当なマッチング結果だけを残す手法として、本研究では、計算コストは高いが正確な判断が可能なヒストグラムを用いる手法と、計算コストを抑えつつ、解の品質も保つことを目的とした RANSAC を用いる手法を提案し、比較を行う。

3.4.1 ヒストグラムによる精査

前提として、画像は、光軸が床面とほぼ垂直に、すなわち、スマートフォン本体が床面とほぼ水平な位置で撮影されたことを仮定する。この仮定により、2 画像は床面の垂線を軸とした回転 θ と、スマートフォンの高さで決定される画像の倍率 $ratio$ の差がパラメータとして存在することになる。正しく特徴点マッチングされた第 i ペアについて、1 枚目の画像座標を (x_i, y_i) 、2 枚目の画像座標を (u_i, v_i) とする。第 j ペアについても、同様に定義すると、次のことが導かれる。

- $(x_j - x_i, y_j - y_i)$ と $(u_j - u_i, v_j - v_i)$ のなす角は、画像の回転角 θ に等しい。
- $(x_j - x_i, y_j - y_i)$ と $(u_j - u_i, v_j - v_i)$ の長さの比は、2 画像間の倍率 $ratio$ に等しい。

ここで、1,000 点を超える特徴点マッチングのペア m 個

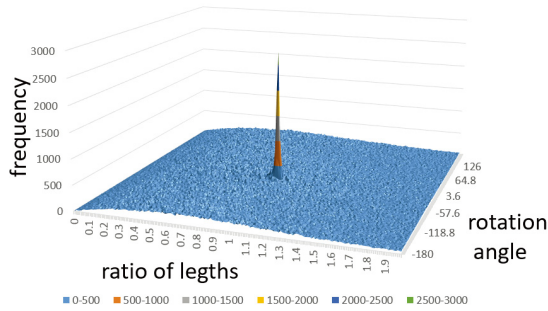


図 4 回転角度と倍率に対するヒストグラム

Fig. 4 Frequency distribution histogram of angle and magnitude combination in a successful matching case.

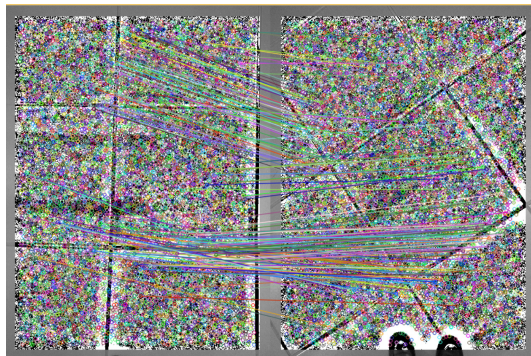


図 5 照合成功時の特徴点マッチング
Fig. 5 Successful matching result.

に対して、 $m(m-1)/2$ 個の組合せで、上記の θ と $ratio$ を求め、これらがともに等しくなるペア n 個を検出する手法として、 θ と $ratio$ の 2次元ヒストグラムを作成する。 n 個の組合せが正しいと仮定すると、 $n(n-1)/2$ 個の組合せは、同じ θ と $ratio$ を持つ。たとえば、回転角として 200 分割、倍率を 200 分割してヒストグラムを作成した場合で、 $m = 1,000$, $n = 30$ と仮定する。このとき、約 50 万個の組合せが各ヒストグラムのセルに均等に分散した場合、平均で約 13 個程度の頻度分布になる。これに対し、正解の θ と $ratio$ の頻度は約 450 個であり、誤差により、複数セルに分散することを加味しても、100 個を超える頻度数が期待できる。その差は平均値である 13 個に対して十分に大きく、照合の成立を判定することができる。図 4 に 2 個の画像を照合させたときの 2次元ヒストグラムを示す。回転角度 -36 度、倍率 1.02 倍の位置に顕著なピークが現れている。また、このときの 2 画像間の成功した特徴点マッチングのペアを図 5 に、元の図を回転と倍率に従って対象の図に重ね合わせた結果を図 6 に示す。図 5 において、画像は小さな丸で埋め尽くされている。これが特徴点として抽出された点である。タイルの縁だけでなく、タイルの滑らかな表面中にも特徴点が抽出されている。また、左右の画像間をつなぐ直線が、マッチングがとれた対応点を表している。2 画像が絶対値で 36 度の角度で回転し、対応点が正しく求められていることが確認できる。



(1) 元イメージの変換画像 (2) 照合画像

図 6 元画像の変換画像と照合画像の比較
Fig. 6 An example of image matching.

照合の成否判定には、統計的な外れ値の検定を行う。ヒストグラムの各セルの頻度値の平均と標準偏差 σ を使い、ピークの頻度値を標準偏差の ν 倍として表し、 ν が閾値 (3-4) より大きいときに、照合成功と判定する。

3.4.2 RANSAC による精査

RANSAC は、データ集合 P にノイズが多く、正しいデータが確率 w でしか存在しない問題で、かつ、モデルを生成するために t 個のデータが必要な問題に対して、ランダム選択を用いて、正しいモデルを推定する指針を示している [4]。 t 個の正しい組合せデータを、ランダム選択で見つけるために必要な平均のトライ回数 $E(k)$ とその標準偏差 $SD(k)$ は、式 (1) と式 (2) で計算できる。

$$E(k) = \frac{1}{w^t} \tag{1}$$

$$SD(k) = \frac{\sqrt{1-w^t}}{w^t} \tag{2}$$

床指紋照合のための画像マッチング問題であれば、3 ペアあれば相似三角形の判定ができるため、 $t = 3$ であり、また事前実験から、正例は $w = 0.03$ 程度含まれている。非常に低い確率で正例が存在する問題であり、この条件では、おおよそ $E(k) = SD(k) = 40,000$ になる。たとえば、標準偏差分だけ余裕をもって 80,000 回の試行を行えば、確率的に正例を見つけることができ、モデルの推定が可能であることになる。ヒストグラムによる精査方法は 50 万回の計算が必要であることから、速度面で優れる。また、ヒストグラムによる精査方法は、マッチングペア数 m の 2 乗に比例した計算量を持つが、RANSAC による方法は、マッチングペア数に比例せず、 w と t で決定できるため、マッチングの規模が大きくなっても、トライ回数に変化がないという利点を持つ。

3 個のマッチングペアが、それぞれの画像上で、相似三角形を構成するか否かの判定は、図 7 を参考に次の手順で実現する。まず、2 個のマッチングペアをランダムに選択し、マッチングペアが構成する直線について、元画像と対象画像の間で、Affine 変換行列を求める (図 7 の黄色の線

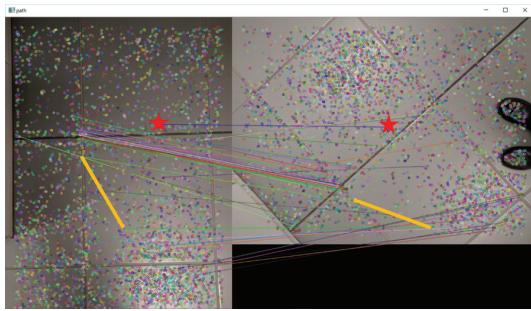


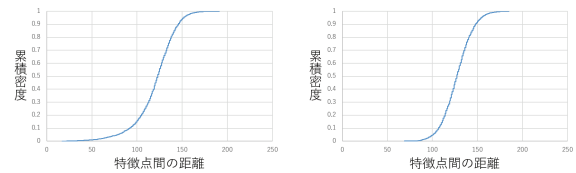
図 7 Affine 変換による相似三角形の判定
Fig. 7 Matching with affine transformation.

参照). 続いて, 3 個目のマッチングペアをランダムに選択し, その元画像上の点を先に求めた Affine 変換で対象画像上に座標変換し, 十分に近い近傍点に変換されるかどうかを判定する (図 7 の星印参照). 近傍点に変換された場合, この 3 ペアが偶然に相似三角形を構成したのではないことを検証するために, 他のすべてのマッチングペアに対して, 3 個目のマッチングペアと同様に Affine 変換による座標変換を行い, 閾値個以上のマッチングペアが正しく座標変換できたときに, 相似三角形の照合に成功したと判断する.

3.5 妥当性評価

ヒストグラムを用いた特徴点マッチングの精査ステップでは, 角度と倍率の等しいセルに集まったマッチングペアを抽出できたが, 角度と倍率が等しくても, 幾何形状的に矛盾したマッチングペアが含まれる可能性が残る. また, Affine 変換と RANSAC による精査ステップにおいても, 最初に選択された 2 個のマッチングペアに大きく依存し, また, わずかな図形の歪みで, マッチングに失敗している可能性が残る. そこで, 事後の妥当性評価として, 抽出されたマッチングペアの集合から, 2 画像間の Homography 変換行列を求め, 2 画像を重ね合わせ, 近傍座標に位置した画像が, 同様の画像特徴量を持つかどうかを再評価することで, マッチングの妥当性評価を行う. 具体的には, Homography 変換で変換した先の座標の近傍の特徴点を探索し, 変換元の特徴量との最短距離の特徴量を持つ特徴点を見つけ, その特徴量の差を距離とする. ORB の場合, 特徴量は 256 bits で表され, Hamming 距離で距離が計算できる. 実験から, 特徴点マッチングでペアとなった特徴点間の Hamming 距離は 70 程度であり, この妥当性評価では, より緩い基準として, Hamming 距離が 100 以下になる特徴点が含まれる割合を基準と考えた.

図 8 に正しく照合できたときと, 誤った照合のときの Hamming 距離の累積確率密度分布を示す. Hamming 距離が 100 のところで, 正例では 10%以上の累積確率があり, 一方, 負例では, 3%程度しかない. 閾値を 6–8%に設定することで, 両者を分割し, 妥当性を判定する.



(1) 正例の特徴点間距離 (2) 負例の特徴点間距離

図 8 正例と負例の Hamming 距離の累積分布

Fig. 8 Cumulative distribution of Hamming distance.

4. 床指紋照合の実験

4.1 基本機能の検証実験

木目調, 石材調, タイル調の 3 種類の床画像を用意して, 床指紋の基本機能の検証実験を行う. それぞれの画像は, 撮影角度を変え, 異なるスマートフォンで撮影し, 異なる時刻の異なる照明条件のものを, 10 組ずつ用意した. この 10 組を照合の成否で分類して, 手法と性能の比較を行う. 撮影には, Xperia Z3 と, Nexus 6P の 2 種類のスマートフォンを利用したため, 4,032 × 3,024, 4,000 × 2,992 の 2 種類の解像度の画像が含まれている. この実験では, いずれの画像も, 縦横それぞれを 4 分の 1 に縮小して利用した. 実験環境として, Core i7-4710MQ 2.50 GHz の CPU を持ち, 4GB のメモリと, NVIDIA の GeForce GTX 950M を搭載したノート PC を利用した.

ヒストグラムを利用した精査手法の実験結果を表 2 に, RANSAC を利用した精査手法の実験結果を表 3 に示す. AKAZE とは AKAZE の特徴点抽出を利用した場合であり, B-ORB とは B-ORB の抽出器を利用した場合である. 対象数欄には, 妥当性評価結果に基づき, 6%を超える妥当な変換ができた場合を成功例として, 成功または失敗の対象例数を示す. 表 2 の頻度平均, 頻度偏差, 最大頻度とは, ヒストグラムの全セルの頻度の平均値, 偏差値, 最大値を表す. 正例に対して, 頻度が鋭敏なピークを示すと, 最大値が大きくなり, そのときの平均値との差を偏差値で除算した値を ν の欄に示す. 実験時に, 特徴点マッチングで抽出されたペアの総数に加えて, 正解として返却された候補ペア数を, それぞれ, 抽出ペア, 正解ペアの欄に示す. 実行時間は読み込み, 特徴点抽出, 照合 (マッチング), 精査, 検証に分け, 最後に実行時間の合計を示している. 木目調の床は, ヒストグラムが鋭敏に立ち上がり, ν の値が 100 を超えている. 一方, タイル調の床は AKAZE を利用した場合に照合に失敗する場合もあり, この場合 ν が小さくなる. B-ORB については, タイル面も照合できており, また, 実行時間も AKAZE に比べて 8–10 倍高速であることが示された.

表 3 に RANSAC を用いて, マッチングペアの精査を行った結果を示す. この結果も, タイル調の床に対して AKAZE を利用した場合に照合の失敗例が多くなった. タ

表 2 基本機能の検証実験 (HISTOGRAM) (時間の単位は ms)

Table 2 Test results of floor fingerprint identification with HISTOGRAM (msec).

	木目調		石材調		タイル調			
	AKAZE	B-ORB	AKAZE	B-ORB	AKAZE		B-ORB	
	成功	成功	成功	成功	成功	失敗	成功	失敗
対象数	10	10	10	10	5	5	10	0
頻度平均	983.4	103.9	1,108	139.6	742.9	689.9	62.31	-
頻度偏差	17,900	898.0	1,721	94.11	481.7	305.8	36.76	-
最大頻度	2.105000	106,700	123,000	4,139	39,380	1,386	1,864	-
ν	108.9	111.9	33.30	25.51	52.76	2.259	31.25	-
検出ペア	9,499	3,171	10,480	3,790	8,575	8,262	2,485	-
正解ペア	4,839	1,045	1,472	274.5	648.8	120.8	141.4	-
読込時間	423.9	413.2	464.6	466.0	438.4	459.6	437.9	-
抽出時間	4,119	132.8	4,936	165.6	4,760	4,656	97.30	-
照合時間	1,251	179.1	1,642	185.4	1,670	1,672	159.9	-
精査時間	4,581	477.5	6,341	713.4	3,984	3,666	298.1	-
検証時間	52.40	10.30	36.90	5.200	78.40	96.60	21.60	-
全体時間	10,430	1,213	13,420	1,536	10,930	10,550	1,015	-

表 3 基本機能の検証実験 (RANSAC) (時間の単位は ms)

Table 3 Test results of floor fingerprint identification with RANSAC (msec).

	木目調		石材調		タイル調			
	AKAZE	B-ORB	AKAZE	B-ORB	AKAZE		B-ORB	
	成功	成功	成功	成功	成功	失敗	成功	失敗
対象数	10	10	10	10	5	5	8	2
検出ペア	9,499	3,171	10,480	3,790	8,587	8,249	2,528	2,272
正解ペア	2,386	613.8	391.2	77.10	309.4	96.60	84.13	0.00
読込時間	423.6	414.3	459.9	451.0	434.0	458.2	440.0	464.5
抽出時間	4,150	128.1	4,914	150.3	4,758	4,729	97.75	95.00
照合時間	1,248	177.6	1,633	178.6	1,673	1,659	161.9	156.0
精査時間	0.200	0.100	15.70	21.00	13.40	860.2	29.75	303.0
検証時間	47.10	9.00	33.70	4.50	81.40	58.60	8.875	0.500
全体時間	5,868	729.1	7,057	805.4	6,960	7,765	738.3	1,019

イル調の床に対して B-ORB を利用した場合も 10 例中 2 例が照合に失敗した。精査にかかる時間が、ヒストグラムを用いた方法に比べて非常に短く、特に、木目調の床に対しては 1 ms 以下で照合結果を導くことができた。

以上の結果から、照合の成否の観点からは、B-ORB とヒストグラムを利用した方式が優れ、実行時間の観点からは、B-ORB と RANSAC を利用した床指紋照合が、優れていた。目的により使い分けることが重要である。

4.2 画素数と特徴点数に関する実験

前節の実験では、撮影画像を 4 分の 1 に縮小して実験を行った。また、B-ORB の特徴点抽出数を 10,000 点に設定していた。本節では、76 通りの同じ場所を撮影した画像ペアに対して、画素の縮小率と B-ORB の特徴点抽出数を変化させて、床面の照合の成功率と実行時間の変化を実験する。図 9 に、成功率との関係を示す。横軸は縮小率を示しており、その整数値は整数分の 1 の縮小率であることを表している。すなわち、4 とは、4 分の 1 の縮小率である

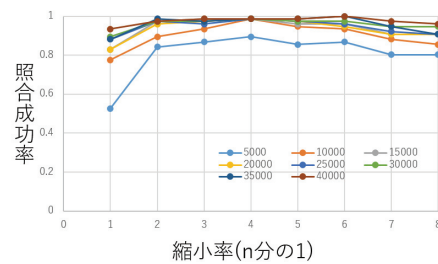


図 9 特徴点数と照合の成功率の関係

Fig. 9 Resolution and success rate.

ことを示す。縮小率を原画像の 1 分の 1 にすると、照合の成功率が上がると予測していたが、実際には、4 分の 1 をピークに山なりのカーブを描くことが分かった。画素数が多くなると、それにつれて、より多くの詳細な特徴が抽出されるが、総特徴点数を少ない値に限定すると、互いに同じ点を表す特徴点の両者が最終候補に残らない確率が高まるからではないかと考える。実際に、特徴点抽出数の制限を緩め、より多くの特徴点を利用すると、成功率が改善さ

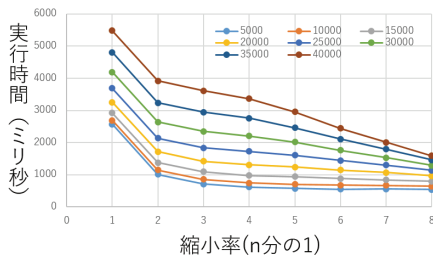


図 10 特徴点数と照合の実行時間の関係
 Fig. 10 Resolution and execution time.

れていくことが明らかになった。

一方、図 10 に実行時間との関係を示す。特徴点抽出数を大きくし、画素数を大きくすると、実行時間が大幅に増加することが示された。2つの図からは、特徴点抽出数を10,000点とし、画像を4分の1に縮小することが、成功率と実行時間の両面からバランスの良い解であることが示された。

4.3 位置推定の実験

法政大学小金井キャンパスの西館4階の廊下を利用して、床指紋による位置推定の実験を行う。標準画像の撮影は、昼間の時間帯に、三脚に固定した端末を用いて、水平位置を確認しながら行った。この廊下は、幅2mで全長87.5mで、石材調で細かな砂利模様の入った床である。撮影画像の画素数は、3,024×4,032であり、1枚の画像で横1m縦1.5mを撮影して、合計116枚の標準画像を画像データベースとした。一方、照合する対象画像は、被験者4名が次のような条件で撮影した。撮影には、専用のアプリを用い、撮影時の端末の傾斜角度を算出できるようにした。

- 昼間に端末画面を床面に水平に保持して撮影 (115枚)。
- 夜間に端末画面を床面に水平に保持して撮影 (97枚)。
- 昼間に端末画面を自然な状態に保持して撮影 (116枚)。
- 夜間に端末画面を自然な状態に保持して撮影 (98枚)。
- 昼間に端末画面を自然な状態に保持して、立ち止まり (31枚)、ゆっくり歩き (30枚)、普通に歩いて (30枚)、撮影。

上記において、「昼間」とは窓からの外光の影響が大きい室内であり、「夜間」とは外光がなく蛍光照明だけの環境であることを示している。また、画像の水平面上の角度は、標準画像に対して任意とし、45度や90度、180度など、様々な角度から撮影した画像を収集した。撮影の高さも腰、胸の高さなど被験者の自由で決定した。多くの照合対象画像は、標準画像の境界にまたがっており、角度と倍率を含めて厳密に計算可能である。しかし、本実験では各対象画像について画像データベース中から最も照合度の高い画像を検索し、その画像が元の対象画像と重なり領域を持つ場合を正解と判定した。

照合結果を表4にまとめる。ヒストグラムとRANSAC

表 4 位置推定の実験

Table 4 Results of location estimation tests.

	総数	ヒストグラム	RANSAC	OpenCV
昼間・水平	115	115	115	109
夜間・水平	97	96	96	91
水平 (合計)	212	211	211	200
昼間・自然	116	113	113	91
夜間・自然	98	96	96	77
自然 (合計)	214	209	209	168
立ち止まる	31	31	31	26
ゆっくり歩く	30	24	21	14
普通に歩く	30	18	14	7

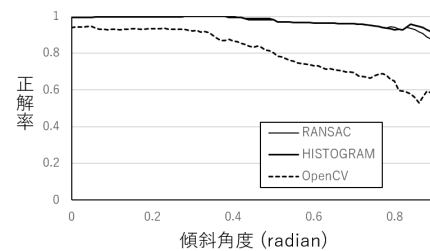


図 11 傾斜角度と正解率の関係

Fig. 11 Success rates and angles.

の欄が提案手法であり、OpenCVの欄は、従来技術との比較のためOpenCVのfindHomography関数(繰返し回数を10,000回に設定)を使って照合を行った結果を示す。それぞれの数値は、照合成功数を表す。端末を水平に保つよう指示したときの実際の水平面との傾斜角度は平均は0.122radianであり、自然な保持では、0.510radianであった。また、歩行実験においても、平均角度は0.500radianであった。端末を水平に持つ実験では、212例中211例で照合に成功し、正解率は99.5%であった。失敗した1例は手ぶれの顕著な画像であり、手ぶれのない画像では、照合に成功したといえる。端末を自然に保持した場合でも、97.7%の正解率であった。歩行実験では、歩行速度が速くなるにつれ、画像の手ぶれが大きくなり正解率は低下したが、普通に歩いた場合で、約半数の画像の照合に成功することができた。OpenCVのfindHomographyは、カメラ映像中の3次元平面を同定する関数であるが、本研究の提案手法の方が正解率で上回った。特に、傾斜のある画像の照合時に、正解率に顕著な差が見られた。傾斜角度と正解率の関係については、図11に詳細を示す。横軸が傾斜角度であり、その傾斜角度の±0.1radian以内のデータの正解率の区間平均を縦軸に示す。ヒストグラムによる方法とRANSACによる方法の差異は小さく、多くの箇所ではグラフは重なっている。また、どの方法も0.4radianを境に、正解率が下がり始め、特に、OpenCVの場合、正解率の低下が顕著に現れた。位置推定にかかった実行時間は、1回の位置推定に56.6秒かかり、画像1枚との照合時間の平均は0.488秒

であった。画像 1 枚との照合は短い時間で実行できるが、116 枚との照合には、約 1 分程度の時間がかかるというのが、現状の性能である。実用化に向けては、なおいっそうの高速化が必要である。

5. 考察

本論文では、床面を撮影した画像の模様から、その特徴量を床指紋として抽出し、その撮影場所の位置推定を行う技術について検討と実証実験を行った。

先行研究として、床面に埋め込まれた粉碎チップのパターン認識によるロボット位置推定の技術がある [7], [12]. この研究では、意図的に埋め込まれたマーカを使い、ロボットの撮影画像という床面との距離が固定された撮影条件の画像について、マーカ照合を行っている。また、マーカ照合については、星図照合技術である Polestar Algorithm を採用していた。すなわち、マーカは点としての情報しか持たず、その点と点のなす距離関係だけが位置推定の手がかりであった。一方、本論文では、意図的に埋め込まれたマーカではなく、製造過程などで自然に埋め込まれた床面の模様から、位置推定する技術について検討した。自然に埋め込まれた模様は、環境に影響を受けやすく、容易には抽出困難である。そこで、ORB を拡張した B-ORB によって、「点」としての情報を超えて、点の持つ「特性」を抽出し、同様の特性を持つ点を、対象画像から検索することで、より、高精度に画像間の照合を可能にする技術を提案した。その結果、環境光に左右されにくい床指紋画像を作成することに成功した。

人工物メトリクスの研究では、ネジのような工業製品の製造過程で埋め込まれた特殊模様を、マクロレンズで拡大し、特徴量抽出を行う技術を提案している [8], [15]. これらの研究では、マクロレンズによる撮影方法、光の照射などを制御して、最適な状況で照合画像を作成する方法を提案している。一方、本論文の画像は、一般的なスマートフォンで自然環境のもとに撮影した画像を対象にしている。床面に平行にスマートフォンを保持することを前提にはいるが、床面からの高さ、微妙な傾斜角の違いは存在しており、これらのゆらぎを吸収する照合の枠組みが必要となった。そこで、画像間の回転角度と画像倍率に基づいて、緩やかに画像照合を行うためのヒストグラムを用いた照合手法と、RANSAC を利用して相似三角形を見つける照合手法を提案した。実験を通して、RANSAC を利用した手法が実行時間の面で優れることが示された。

床指紋照合は、画像処理の planar detection の分野と関係が深い。planar detection では、平面中のマーカや物体の辺や角などを特徴点として抽出し、複数画像中の同じ平面を同定している。3次元の平面を認識するために、Homography 変換を利用しており [17], OpenCV の findHomography 関数にも活用されている。Homography 変換行列を求めるた

めには、4 点以上の点を選択する必要がある。本研究は 3 点から Affine 変換行列を求める手法をとることで、実行速度面で優位になっている。さらに、床面のような特徴の少ない面に対して、特徴を強調する手法についても、本論文で明らかにした。また、平面の模様を解析するという点で、テクスチャ分類の研究とも関係する。この分野では、テクスチャの特徴を抽出し、特徴ベクトルを比較することで、カテゴリに分類する技術を確認している [11], [16], [18]. 本研究と比較すると、たとえば、実験に用いた廊下は石材調のテクスチャに分類される。本研究の目的は、同じテクスチャを持つ面の中から、さらに唯一のパターンを見つけることであり、その特定のテクスチャが存在する位置を推定することである。そのために、テクスチャの中の特徴点の幾何形状的な位置関係を比較し、照合する技術を提案した。照合の実行速度の面から、すべての床画像と照合の成否を行うことは現実的に困難なため、今後、テクスチャ分類の技術で、照合の候補集合を限定し、その後で詳細な照合を行う手法も検討すべきであると考えている。

位置推定の実験を通して、利用者に端末を水平に保持するように要求することは、実用的には難しく、自然な利用形態では、0.5 radian 前後の傾斜角度を持つことも明らかになった。傾斜による歪みは、重力センサを用いて補正可能であり [10], 補正手法についての検討は、別論文で報告する [6].

床指紋を位置推定に利用するためには、大量の基準画像との照合が必要になる。本論文の実験では、116 枚の画像に対し、56.6 秒で位置推定できることを示した。本研究の初期の報告 [5] では、6 分の 1 に縮小した画像で 1 枚あたり 19 秒の照合時間が必要であったが、本論文では 4 分の 1 に縮小した画像で 1 枚あたり 0.488 秒で照合できており、高速化を実現できた。しかし、現時点でも、約 100m の廊下との照合に、約 1 分の時間が必要であり、ショッピングモールのような広大な空間で実証実験を行うためには、外部のクラスタコンピュータとの連携など、コンピュータ構成的な研究が必要になる。また、データのメタ特徴量や、履歴データに基づくデータの絞り込みなど、照合対象データを減少させるための研究も必要である。

床指紋の照合精度については、木目調や石材調の床では、高い成功率を示しているものの、タイル調の面のように、照合の難しい床面が存在することも明らかになった。今後、様々な照合パラメータの抽出や、適切な特徴点強調フィルタの作成が重要な研究テーマになる。また、床清掃による指紋の変化に対する懸念が指摘されているが、洗剤を使って床清掃を行った前後で、取得できる特徴点に大きな変化がないことを確認している。

実行速度については、現在、ボトルネックになっているのは、cuda 実装された Brute-force matcher である。これ以上の高速化については、コア数の多い GPU や、クラス

タ計算機の利用が必要になると思われる。

6. 結論

本論文では、床面に生じる自然発生的な模様を床指紋として抽出し、その照合を行うことで、撮影場所を特定する位置推定システムを構築するための基本技術について述べた。床面の特徴的な模様は、輝度や明暗が乏しいものが多いため、それを強調するために平均値差分フィルタが有用であることを示した。そして、ORB を改造し、全面にバランス良く画像マッチングさせる方式を適用した後に、ヒストグラムやRANSACにより、照合の成否を判断する手法を提案した。実験を通して、木目調、石材調、タイル調の床面で照合可能なことを示したが、タイル調の床面では、照合に失敗する例も存在し、今後の課題である。石材調の床面に対する位置推定実験では、99.5%の高い照合率を実現した。また、検索速度についても検討し、2枚の画像比較であれば、約0.5秒で照合の成否を判定可能であることを示した。今後は、傾きのある端末で撮影された画像に対する画像変換や、さらなる高速化などについて、研究を進める。

謝辞 本研究はJSPS 科研費 JP17K00138 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Alcantarilla, P., Nuevo, J. and Bartoli, A.: Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces, *Proc. British Machine Vision Conference*, BMVA Press (2013).
- [2] Alcantarilla, P.F., Bartoli, A. and Davison, A.J.: KAZE Features, *Proc. 12th European Conference on Computer Vision - Volume Part VI, ECCV '12*, pp.214–227 (2012).
- [3] 遠藤 巖, 藤田 悟: スマートフォン内の複数センサを用いた歩行者位置推定, 情報処理学会第76回全国大会 (2014).
- [4] Fischler, M.A. and Bolles, R.C.: Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography, *Comm. ACM*, Vol.24, No.6, pp.381–395 (online), DOI: 10.1145/358669.358692 (1981).
- [5] 藤田 悟, 内田 薫: 床指紋を用いた位置推定, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム (DI-COMO2016), pp.1244–1250 (2016).
- [6] Fujita, S., Fujita, T. and Uchida, K.: Floor Fingerprint Verification Using a Gravity-Aware Smartphone, *Proc. 5th IIAE International Conference on Intelligent Systems and Image Processing*, pp.311–318 (2017).
- [7] 深瀬勇太郎, 金森洋史: 床の点群模様を利用した位置検出システムの開発, 清水建設研究報告, Vol.90, pp.147–156 (2013).
- [8] 石山 壘, 工藤佑太, 高橋 徹: 塗装表面微細凹凸の画像照合による工業製品の個品認証, 精密工学会誌, Vol.82, No.3, pp.251–258 (オンライン), DOI: 10.2493/jjspe.82.251 (2016).
- [9] Ishiyama, R., Nakamura, Y., Monden, A., Huang, L. and Yoshimoto, S.: Melon Authentication by Agri-biometrics

- Identifying Individual Fruits using a Single Image of Rind Pattern, *VISAPP (1)*, Csurka, G. and Braz, J. (Eds.), pp.698–704, SciTePress (online), available from <http://dblp.uni-trier.de/db/conf/visapp/visapp2012-1.html> (2012).
- [10] Kurz, D. and Benhimane, S.: Gravity-aware handheld augmented reality, *2011 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, IEEE, pp.111–120 (2011).
 - [11] Liu, L., Long, Y., Fieguth, P.W., Lao, S. and Zhao, G.: BRINT: Binary rotation invariant and noise tolerant texture classification, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.23, No.7, pp.3071–3084 (2014).
 - [12] 村澤一樹, 深瀬勇太郎, 竹本喜昭, 木村真一: 床パターンを利用した自己位置同定手法に関する検討 (2), 第27回日本ロボット学会学術講演会, 1F3-06 (2009).
 - [13] 根岸拓郎, 藤田 悟: 携帯端末のセンサ値を用いた多変量解析による歩幅推定, 情報処理学会第77回全国大会 (2015).
 - [14] Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K. and Bradski, G.: ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF, *International Conference on Computer Vision*, Barcelona (2011).
 - [15] Takahashi, T. and Ishiyama, R.: FIBAR: Fingerprint Imaging by Binary Angular Reflection for Individual Identification of Metal Parts, *Proc. 5th Int. Conf. on Emerging Security Technologies*, pp.46–51 (2014).
 - [16] Varma, M. and Zisserman, A.: A statistical approach to texture classification from single images, *International Journal of Computer Vision*, Vol.62, No.1, pp.61–81 (2005).
 - [17] Vincent, E. and Laganière, R.: Detecting planar homographies in an image pair, *Proc. 2nd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, 2001, ISPA 2001*, pp.182–187, IEEE (2001).
 - [18] Xie, J., Zhang, L., You, J. and Shiu, S.: Effective texture classification by texton encoding induced statistical features, *Pattern Recognition*, Vol.48, No.2, pp.447–457 (2015).

推薦文

本論文は、床面の模様や後天的な傷、汚れからなる微細なパターンである床指紋に着目し、床面を撮影した写真から利用者の位置推定を行う手法を提案している。床指紋を強調するための画像フィルタ、特徴点抽出、複数画像間の共通特徴点の同定技術の組合せ、および、利用者の位置推定を行うための広域の床指紋情報と与えられた床画像との高速マッチング技術に新規性がある。本論文では、小規模な実験ではあるが、提案手法に一定に有効性があることを示しており、今後の拡張が期待できる。以上から、本論文を論文誌ジャーナルに推薦する。

(ユビキタスコンピューティングシステム研究会主査
大内一成)



藤田 悟 (正会員)

1961年生。1984年東京大学工学部電子工学科卒業。1986年同大学大学院修士課程修了。1989年同博士課程修了。工学博士。同年日本電気株式会社入社。2008年から法政大学情報科学部デジタルメディア学科教授。マル

チエージェントシステム，センサ応用システム，3次元キャプチャリング等の研究に従事。電子情報通信学会，人工知能学会，日本ソフトウェア科学会，ACM各会員。



藤田 貴大

1994年生。2017年法政大学情報科学部コンピュータ科学科卒業。同年日本電気通信システム株式会社入社。大学時代に床指紋技術の研究に従事。



内田 薫

1961年生。1984年東京大学工学部計数工学科卒業。1991年スタンフォード大学コンピュータサイエンス学科修士課程修了。2003年東北大学大学院情報科学研究科博士課程修了。博士(情報科学)。1984年日本電気株式会

社入社。画像処理，パターン認識，生体情報による個人識別の研究，携帯情報端末とそのサービスの研究開発に従事。2014年法政大学大学院情報科学研究科教授。パターン認識やバイオメトリクスの研究に従事。電子情報通信学会会員。