

# 床指紋を用いた位置推定

藤田 悟<sup>1</sup> 内田 薫<sup>2</sup>

**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について述べ、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マッチング技術が必要になる。本論文では、初期の研究成果として、床指紋の抽出と、特徴点マッチング技術を紹介し、床指紋の可能性について述べる。また、小規模な床面を用いた性能実験を実施し、広域化に対する課題を明らかにする。

## Location estimation using floor fingerprint

SATORU FUJITA<sup>1</sup> KAORU UCHIDA<sup>2</sup>

### 1. 序論

現在地に基づいた経路案内、鉄道の時刻表案内から、付近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。これらのサービスを提供するために、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、代替技術が検討されてきた。Wifi基地局からの電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、マーカを用いて位置を特定する技術も提案されてきた。この他、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][9]。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、決定的な手法が普及するに至っていない。

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[4][8]。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。点群を明確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、人工物メトリクスの研究も進められている[5][7]。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、ネジの製造過程で人工的に作ら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[6][10]。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けられている。この模様を詳細に観察すると、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。幸いにも、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、1000万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、撮影位置の推定が実現できる。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

<sup>1</sup> 法政大学 情報科学部

<sup>2</sup> 法政大学大学院 情報科学研究科

ルタ、床指紋の特徴抽出、特徴点マッチングなどについて、研究成果を述べていく。また、広域の床面に対して、位置推定を行うためには、データ構造や検索手法、検索性能が重要になる。これについても、小規模な実験結果から、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 [4][8]。床材に粉碎チップを混ぜることによって作成され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、比較的安定した既知の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している。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問題が指摘されている。この手法は、常に、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、撮影条件が安定しない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言える。

### 2.2 人工物メトリクス

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。その中でも、個体表面の撮像画像に現れる微細なパターンの一致を利用する技術の研究が進められている。

例えば、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のメロンの表面紋様により個体識別が試みられ、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%と極めて高い照合率が実現できたことが報告されている [5][7]。

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) 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 によって対応関係を求めることで、1000 個体のボルトでの約 100 万ペアについて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 [6][10]。

## 3. 床指紋の特徴点抽出

### 3.1 床指紋向け画像フィルタ

床面には、木目、ビニール、タイルなどの素材が用いられており、多くの場所では、明確な模様が与えられているというわけではない。研究に先立ち、床の RGB 画像を OpenCV の AKAZE 特徴量を用いて特徴点分析を行ったところ、下記の課題が明らかになった。

- タイルなど、縁に沿った特徴量は抽出できるが、面の部分の特徴点の抽出が難しい。木目調の床面についても、木目以上に、木材の合わせ目に特徴点が集まる。
- 光源により、明暗の顕著な画像では、特徴点が明部に集中するなどの課題があり、面全体に均等な特徴点を抽出できない。
- 表面のキズのような微細な凹凸に対して、特徴点抽出ができない。

一方、砂模様や石材調の床については、均等に小パターンが形成されているため、RGB 画像そのものを利用して、特徴点を抽出しやすいことも分かった。

以上の事前考察から、床面から特徴量を多く持つ床指紋を生成するために、画像フィルタを用いた。下記の数種類の画像フィルタを用意した。

**平均値差分フィルタ** 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求めた。白黒に 2 値化するフィルタと、輝度差をグレイスケールで表現する 2 種類の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 1600 点の正方形領域を用いた。

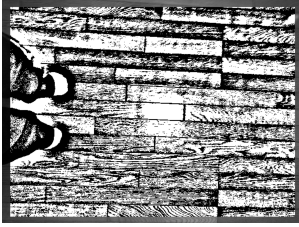
**Gaussian 差分フィルタ** Gaussian フィルタにより、画像を平滑化した結果と、対象の原画素値との差分を求めた。平均値差分フィルタよりも、精細なキズなどを特徴量と残すことを目的とした。RGB のままで差分を求めるものと、輝度画像にして差分を求めるものの 2 種類を用意した。

**フィルタなし** 比較参照として、フィルタなしの RGB 画像を用意した。

それぞれのフィルタを通した画像を図 1 に示す。詳細なキズなどを抽出できる Gaussian 差分フィルタに期待したが、木目調、石材調ともに特徴点マッチングに失敗する結果となった。平均値差分フィルタについては、光源による輝度差のある画像でも、平均値化の効果で特徴点マッチングが成功した。グレイスケールと白黒 2 値化画像については、白黒 2 値化画像の方が、より多くの特徴点を抽出で



(1) 原画像



(2) 平均値差分フィルタ



(3) Gaussian 差分フィルタ

図 1 フィルタによる特徴点の強調

きており、有効と判断した。

### 3.2 特徴点抽出と特徴点マッチング

特徴点抽出と特徴点マッチングについては、SHIFT や SURF よりも優れていると評価される AKAZE を用いた [1][2]。AKAZE は、KAZE を性能強化した手法である。AKAZE, KAZE 共に、回転や拡大縮小、変形に強い特徴量を抽出できることで知られている。OpenCV のライブラリとして公開されていて、容易に利用できることから、本論文の特徴点抽出エンジンとして採用した。AKAZE の調整パラメータのうち、特徴点への採用を決定する threshold については調整が必要である。平均値差分の 2 値化フィルタのように、特徴点が強調された画像では問題は生じにくいですが、RGB の原画像をそのまま用いる場合には、床表面の特徴量が抽出しづらい。そこで、threshold を下げ、特徴点マッチングが 1000 点以上成功するようにレベル調整した。具体的には、OpenCV の標準では、threshold は、 $1.0e-3$  に設定されていたが  $1.0e-4$ ,  $1.0e-5$  という微小な値に設定することにより、特徴点抽出が成功するケースが多く観察された。

### 3.3 床指紋の照合判定

同じ場所を違う角度で、かつ、若干異なる高さから撮影した 2 画像について、AKAZE の特徴点マッチングを行い、1000 点を超える特徴点のペアを抽出する。しかし、床の表面の微妙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、正しく対応点を結べていないペアである。この中から、正しくマッチングできているペアが、5%程度、すなわち、50 ペア程度は存在すると仮定して、その正しい 50 ペアを決定する方法を提案する。そして、50 ペアが決定できれば、画像は照合されたと判定し、そうでなければ、不照合と判定する。

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  $\theta$  と、スマートフォンの高さで決定される画像の倍率 *ratio* の差だけ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  $\theta$  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、1000 点を超える特徴点マッチングのペア  $m$  個に対して、 $m(m-1)$  個の組み合わせで、上記の  $\theta$  と *ratio* を求め、これらが共に等しくなるペア  $n$  個を検出する手法を例として考える。具体的には、各組み合わせに対する  $\theta$  と *ratio* に対する 2 次元のヒストグラムを作成し、際立って大きな頻度を持つ、 $\theta$  と *ratio* を決定する問題を考える。 $n$  個の組み合わせが正しいと仮定すると、 $n(n-1)$  個の組み合わせは、同じ  $\theta$  と *ratio* を持つ。例えば、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、 $m = 1000, n = 50$  と仮定すると、約 100 万個の組み合わせが各ヒストグラムのセルに均等に分散したと仮定すると、平均 25 個程度の頻度分布になる。これに対し、正解の  $\theta$  と *ratio* の頻度は約 2500 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、1000 個を超える頻度数が予想できる。その差は 25 個に対して大きく、照合の成立を判定することができる。図 2 に 2 個の画像を照合せた時の 2 次元ヒストグラムを示す。正しい解のパラメータを示す位置に顕著なピークが現れているのがわかる。また、この時の 2 画像間の成功した特徴点マッチングのペアを図 3 に示す。画像は小さな丸で埋め尽くされているが、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ことがわかる。また、左右の画像間をつなぐ直線が、マッチングが取れた対応点を表している。2 画像がある角度で回転していても、対応点が正しく求められていることがわかる。

実際には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  $\sigma$  を用い、標準偏差の  $\nu$  倍を超えるピークを観測した時に、照合成功と判定する。 $\nu$  の値については、次章の実験の中で、詳細に述べる。

## 4. 床指紋照合の実験

### 4.1 基本機能の検証実験

まず、床指紋を用いて実際に照合が行えるかどうかにつ

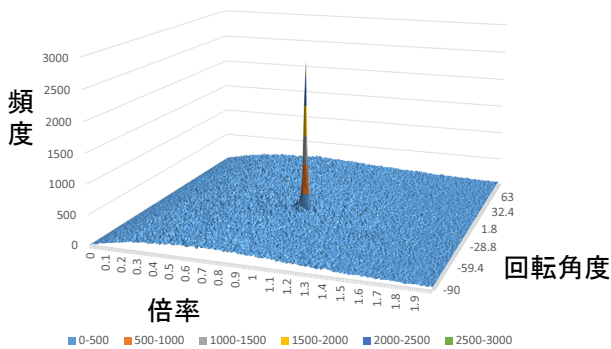


図 2 回転角度と倍率に対するヒストグラム

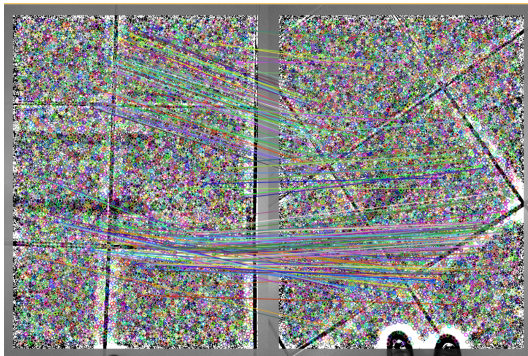


図 3 照合成功時の特徴点マッチング

いて、検証実験を行った。対象となる床面として、木目調、石材調、タイル調の3種類の床画像を用意した。それぞれの画像は、撮影角度を変えたり、異なるスマートフォンで撮影した映像を用いたり、異なる時刻の異なる照明条件などのものを用意した。特徴点を強調するための画像フィルタについては、フィルタなし(原 RGB 画像)、平均値差分フィルタ、Gaussian 差分フィルタを適用した。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、4032x3024、4000x2992 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6分の1に縮小して利用した。

検証実験結果を、表1と表2に示す。Gaussian 差分フィルタの検証実験については、有効な特徴点マッチングのペアが全く検出できなかったため、実験結果を掲載しない。各表には、各床面に対して、正例(同じ場所を撮影した違う条件の画像)と、負例(異なる場所を撮影した画像)についての結果を示す。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、その時の平均値との差を偏差値で除算した値を  $\nu$  の欄に示す。実験時に、特徴点マッチングのペアとして抽出された総数に加えて、ペアの中で前後1%の誤差を含めて20以上の他のペアに対して、 $\theta$  と  $ratio$  が近い値を示したペア数を正解候補ペア数の欄に示す。最後に、AKAZE の threshold 値と、照合の成否判断を載せる。RGB 原画像を用いた時には、threshold = 1e-5 と小さい値

表 1 基本機能の検証実験 (RGB 原画像)

	木目調		石材調		タイル調	
	正例	負例	正例	負例	正例	負例
頻度平均	5.77	6.27	55.2	79.6	0.86	0.60
頻度偏差	4.51	4.01	26.4	37.9	2.00	0.85
最大頻度	91	30	169	191	240	8
$\nu$	18.9	5.91	4.30	2.94	119.8	8.71
検出ペア総数	748	784	2330	2788	280	275
正解候補ペア数	13	0	10	0	31	0
threshold	1e-5	1e-5	1e-5	1e-5	1e-5	1e-5
成否	△	○	△	○	△	△

表 2 基本機能の検証実験 (平均値差分フィルタ)

	木目調		石材調		タイル調	
	正例	負例	正例	負例	正例	負例
頻度平均	69.4	48.2	137.2	174.2	86.3	60.1
頻度偏差	42.4	23.1	64.4	76.8	41.8	27.3
最大頻度	2300	123	853	367	2377	138
$\nu$	52.7	3.24	11.1	2.51	54.8	2.85
検出ペア総数	2609	2179	3667	4159	2936	2445
正解候補ペア数	233	2	166	3	154	0
threshold	1e-3	1e-3	1e-3	1e-3	1e-3	1e-3
成否	◎	○	◎	○	◎	○

を設定した。検出ペア総数が少なかったり、正解候補となるペア数が10-30程度と少ない場合、照合が十分に成功しているとは言えない状態であり、評価を△とした。一方、平均値差分フィルタを利用した場合、検出ペア総数、正解候補ペア数、 $\nu$ の値を見ても、正例を正しく判断できており、◎と評価した。負例についても、正解候補ペア数は0から3と、ほとんど0であり、 $\nu = 3$ 、すなわち、最大値が平均値から標準偏差の3倍程度となっていて、突出したピークを示していないことが示された。以上の結果から、平均値差分フィルタを用い、床面の照合が可能なが示された。

#### 4.2 画像の縮小と照合成否の検証実験

今回の実験では、約4000x3000の原画像を利用しているが、計算時間の関係で、適宜、縮小して実験を行っている。実際に、表1、2の実験では、6ドットを1ドットに縮小していた。縮小することで画素の分解能は劣化するため、その影響を明らかにした。図4に、縮小に用いたピッチ幅と、その時に検出したマッチングペアについて、正解候補ペア数と、検出ペア総数の比率についての関係を示した。正解候補となるペアとは、他の20個以上のペアが、ほぼ同じ回転角と倍率を保有しているペアであり、正しく、画像の回転に沿ったマッチングを認識したと考えられる重要なマッチングペアである。正解候補ペアが0になると、照合に失敗していることと同値である。実際に、石材調の7ドット以上の縮小と、タイル調の10ドットの縮小を実施したモデルでは、照合に失敗している。

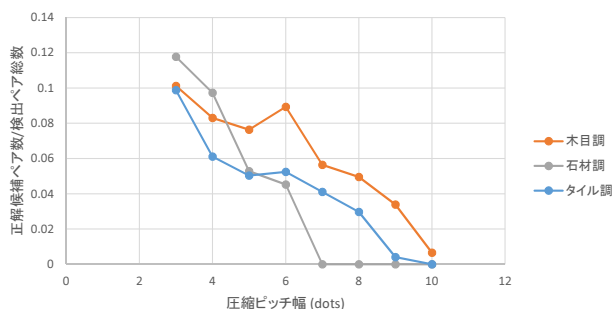


図 4 縮小ピッチ幅と正解候補率の関係

図 4 から、木目調の床の場合、緩やかに比率が減少していくが、石材調の床では、急峻に減少し、7 ドット以上の幅で縮小すると、正解が得られなくなっていることがわかる。原画像の 3000 ドットが、約 1m であり、石材調の床の、砂利模様の直径が 10 ドット = 3mm 前後であったことから、この特徴が失われる縮小率で急激に精度が悪化したものとする。一方、木目調の床は、1cm を超える木目模様が多く存在することから、縮小に対して、相対的に強い特性を持っているものと言える。

解像度については、高解像度での照合が望まれるが、計算量は縮小ピッチ幅を 2 分の 1 にすると、10-30 倍に増加することから、床材の模様を検出して、適切な縮小率を求める必要がある。

## 5. 床指紋データベースと位置推定

前章の実験等を通して、4000x3000 の原画像を 6 分の 1 に縮小した画像に対する照合の検証にかかる計算時間は、Core i5 3337U のノート PC 上の計測ではあるが、40-60 秒必要である。単純に 10 枚の画像と比較するだけで、10 分程度は必要であり、位置推定時間として適切でない。そこで、床画像を床指紋として事前処理した上で、データベースに保存し、実行時の計算量を減少させる手法についても検討した。事前処理として、以下の作業を行う。

**AKAZE 特徴量の抽出** AKAZE の処理の約 6 割ほどは、マッチング以前の各画像の特徴量抽出処理である。よって、事前に特徴量を計算して、データベースに蓄積する。

**特徴量サイズの縮小化** 特徴量は時として、非常に大きなサイズとなり、実行時のマッチング速度を低下させる。そこで、特徴量数を減少させたセットを事前に用意し、位置推定の仮マッチングに利用する。

以上の事前処理を行い、各データをデータベースに格納した後、実時間の処理として、下記の手順で位置推定を行う。

ステップ 1 撮影した画像の特徴量を抽出する。

ステップ 2 床指紋データベース内の縮小サイズの特徴量を用いて、仮マッチングを行う。この時、ヒストグラム中の最大値が平均値から偏差値の何倍となるかを表

す  $\nu$  を計算し、 $\nu$  が閾値未満 (現時点では、4 未満) の床画像は、ヒストグラムのピークを持たないと判断して、照合を打ち切る。

ステップ 3  $\nu$  が閾値以上になった画像について、フルサイズの特徴量データを用いて、再度マッチングを行う。この時に、正解候補ペア数が一定以上 (現時点では 30 個以上) の中で、 $\nu$  が最大となる画像を、現在地を含む対象画像として抽出する。

ステップ 4 対象画像について、方向と画像倍率を決定し、撮影位置を決定する。

## 6. 位置推定の実験

法政大学小金井キャンパスの西館廊下を利用して、床指紋による位置推定の実験を行う。基準とする床画像は、4 階廊下の 2m x 6m の領域で 10 枚の写真に撮影した。4 階廊下は、石材調で細かな砂利模様の入った床である。初期実験として位置づけたため、基準床画像自身も、スマートフォンをほぼ水平に手持ちにして、撮影した画像である。また、基準床画像とは別に、斜めや横方向などから撮影した検索対象画像を用意した。撮影機器は、Nexus 6P であり、画素数は、4000x2992 である。実験では、6 分の 1 に縮小した画像を用いた。図 5 に、実際に撮影された 4 階廊下の床画像と、位置推定の対象画像のサンプルを示す。床画像を見てわかる通り、天井灯や窓からの日射しの映り込みがあり、決して良い条件の画像ではない。一方、検索の対象画像サンプルは、廊下を別方向から斜めに撮影した画像である。視点が違うことによって、天井灯の映り込みなどが基準画像と異なるため、照合を難しくしている。

位置推定は、全てフルサイズの画像比較を行う手法と、前章で提案した縮小サイズとフルサイズの 2 段階で検索する手法の 2 種類の手法を用いて行った。結果を表 3 に示す。表より、フルサイズの検索を行った場合、10 か所の測定位置に対して、9 か所で正しく位置推定することができた。一方、2 段階検索手法では、7 か所で位置推定に成功したものの、3 か所で位置推定に失敗している。検索時間については、フルサイズ検索では、約 190 秒で安定した時間で検索している一方、2 段階検索では、54 秒から 137 秒に分布している。これは、1 段階目の縮小サイズの検索は 1 画像あたり 4 秒程度で実行できる一方、再度フルサイズで検索しなおす場合には、23 秒程度を浪費しているという不均質な検索時間に起因する。より広範囲を検索する状況になった場合、1 段階目で対象外と判断できる位置が多くなるはずであり、2 男系の検索手法は、相対的には高速化に寄与できると考える。

フルサイズの推定にも失敗した id=4 の画像については、再度、解像度を上げて実験を行った。具体的には、6 分の 1 縮小ではなく、5 分の 1 と 4 分の 1 縮小率の画像について、検索を行ってみた。この高解像度の検索実験では、id=4 も

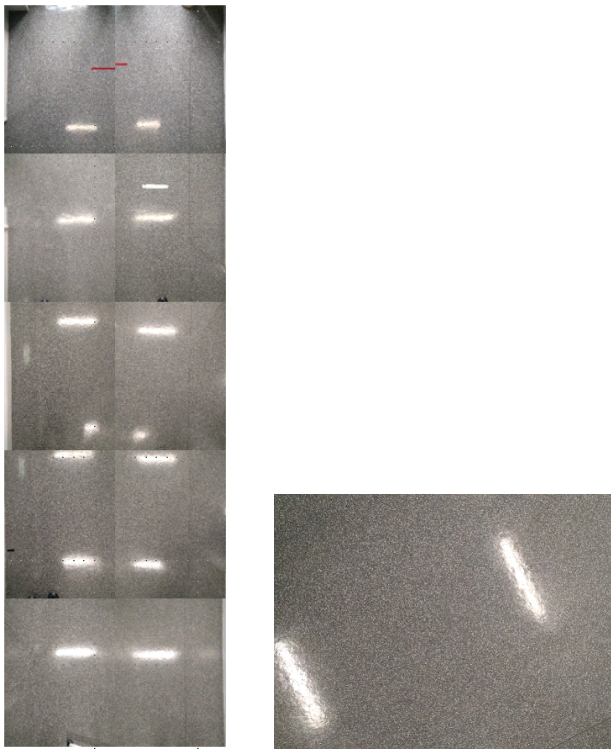


図 5 廊下画像と検索対象画像

表 3 位置推定結果

id	フルサイズ検索		2段階検索	
	成否	検索時間 (秒)	成否	検索時間 (秒)
1	○	186	○	81
2	○	199	○	120
3	○	187	○	55
4	×	186	×	74
5	○	198	×	137
6	○	191	○	54
7	○	199	○	58
8	○	185	○	94
9	○	184	×	85
10	○	197	○	133

検索に成功しており、実験の解像度設定に問題が残されたことになる。

この砂利模様の床の他に、タイル調の床でも初期実験を行ったが、正答率は3割程度で、低い結果となった。砂利模様は、認識が容易な対象である一方、タイル調の場合は、表面に特徴が少なく、さらに、実験環境においても、異なる日時の異なる照明環境で行ったことが、位置推定率の低下を招いたものと考えられる。

## 7. 考察

本論文では、床面の模様から、その特徴量を床指紋として抽出し、床面を撮影した画像から、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砕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 [4][8]。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比較的安定し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、容易に抽出困難である。そこで、AKAZE 特徴量によって、「点」としての情報以上に、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検討した。RGB による原画像の特徴量は、微量量となりがちであることから、模様を強調するために、平均値差分フィルタを用いることを提案し、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 [6][10]。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なまま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方法を提案した。実験を通して、ヒストグラムがその正解の照合点において、鋭敏なピークを持つことがわかり、そのポイントを抽出することで、床指紋の照合を実現した。

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、基準画像が10枚ではあるが、1-2分前後で照合を完了した。フル画像の照合を行うのではなく、照合の最低基準を保証できる低解像度の画像で、事前照合を行うことで、全体の検索速度を向上させる手法が有効であることを示した。しかし、現時点でも1分以上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、GPGPUのようなコンピュータ内の並列性に加え、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重要である。

床指紋の照合精度については、砂利模様や木目調の床では、高い成功率を示しているものの、タイル調の面など、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ことを示した。

## 8. 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、AKAZEを用いた画像マッチングを行った後、画像間の回転角度と画像倍率の2次元ヒストグラムを描くことで、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多く存在した。位置推定についても、石材調の推定は、9割の照合率を実現した一方、タイル調の床面では、照合率が3割程度であり、今後の課題である。また、検索速度の面についても検討し、2段階照合方式を提案した。今後は、GPGPUの活用、外部の並列コンピュータ資源の活用など、リアルタイムの位置推定に向けた課題を解決すべく、研究を進めていく。

## 参考文献

- [1] Pablo F. Alcantarilla, Adrien Bartoli, and Andrew J. Davison. Kaze features. In *Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision - Volume Part VI*, ECCV'12, pp. 214–227, Berlin, Heidelberg, 2012. Springer-Verlag.
- [2] Pablo Alcantarilla, Jesus Nuevo, and Adrien Bartoli. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference*. BMVA Press, 2013.
- [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] 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.
- [5] 石山壘. 塗装表面の微細凹凸の画像照合による機器の個品認証. ビジョン技術の実利用ワークショップ, 2014.
- [6] 石山壘, 高橋徹. 方向性バイナリパターンの反射による光沢面の“指紋”画像化. In *IEICE Technical Report*, 第BioX2014-32巻, pp. 23–28, 2014.
- [7] Rui Ishiyama, Yoichi Nakamura, Akira Monden, Lei Huang, and Seiji Yoshimoto. Melon authentication by agri-biometrics - identifying individual fruits using a single image of rind pattern. In Gabriela Csurka and Jos Braz, editors, *VISAPP (1)*, pp. 698–704. SciTePress, 2012.
- [8] 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, pp. 1F3–06, 2009.
- [9] 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.
- [10] T. Takahashi and R. Ishiyama. Fibar: Fingerprint imaging by binary angular reflection for individual identifica-

tion of metal parts. In *Proc. of the 5th Int. Conf. on Emerging Security Technologies*, pp. 46–51, 2014.