

微小形状特徴と微小凹凸特徴による床素材の静摩擦係数の推定 Estimation of coefficient of static friction of a floor tile using the minute-shapes and minute 3D structures in Photo Image

田村 仁十
Hitoshi Tamura

1. まえがき

現在の二足歩行ロボットは足裏に圧力センサを用意するなど、また車輪型ロボットの場合には車速センサやロータリーエンコーダなどロボットの動作状態を得るための工夫がなされている。これによりロボットが床をすべったりする異常動作の検知をおこなったりなどの精密な制御を行っている。

このため、ロボットの動作において床の静摩擦係数を得ることは歩行制御などの動作制御において重要といえる。しかもロボットに近接する箇所の情報だけでなく、これから歩行する先の床の摩擦係数などを非接触で推定することができればさらに有用であろう。

本研究では、屋内でのロボットの移動についての影響を考えるため、屋内で比較的多く見受けられるリノリウム、石材、木目などの床素材を対象とする。

本研究ではカメラを用いて、非接触での床の静摩擦係数の推定を行う。撮像画像より得られる床素材表面から得られる特徴のうち、摩擦係数の大きさに相関がありそうなものとしては表面の粗さ特徴が考えられる。これは素材表面のテクスチャに関わり、テクスチャ画像に対するテクスチャ解析手法により、特徴量として抽出する。また、表面のテクスチャ特徴は多数の種類があり、得られた多数の特徴値の中から実験的に摩擦係数を説明する特徴値を重回帰分析を用いて選択することを考える。

2. テクスチャ特徴に対する検討

一般のテクスチャ解析手法として代表的なものには、構造的手法と統計的手法、また周波数成分を分析する手法がある[1][2]。

構造的手法はテクスチャを単純な幾何学的な構成要素などに分解しその組み合わせや出現規則などによるテクスチャの構造を記述するものである。織物などの人工物の模様を記述することには適しているが、構成要素が無数に存在し揺らぎのある自然物の表面特徴には不向きである。自然物に由来するようなテクスチャのことをここでは自然なテクスチャと表記する。

統計的手法は、明暗のパターンの出現頻度などの一次統計量や、ばらつきなどの二次の統計量などを用いてテクスチャを特徴づける手法である。マルコフ連鎖など確率モデルを用いてテクスチャを記述する手法も含まれる。これらの規則性を統計的に記述し確率モデルによる統計的手法は、縞模様など一方向への流れや繰り返しのあるテクスチャパターンには有用であるが、方向性のない不規則なパターンに対しては有効な特徴を抽出できないことがある。

周波数成分を解析する手法としては、古典的なフーリエ・パワースペクトルを用いる手法をベースに、ガボ-

ル特徴やフィルタウェーブレットによる多重解像度解析などが行われている[3]。しかしながら、扱いやすいパワースペクトルを使用すれば、位相情報を捨てていることにつながり、本質的に統計的手法での二次統計量だけを用いた特徴だけを扱っていることに等価といえる。

すなわち、これらの手法では形状特徴をうまく扱えない。例えば周波数成分特徴だけの場合、細かいテクスチャ要素が多く含まれていることがわかっていても、尖った形状を含むのか丸い形状を多く含むのか判別することはできない。また、形状特徴を含むようなテクスチャに対して、それと極めて類似したパワースペクトルを有しながらもまったく形状特徴を含まないようなガウス雑音画像を生成することは、容易に可能である(図 1)。この点からも微小な形状特徴を、これらの解析手法で扱うことが不向きなことが明らかである。

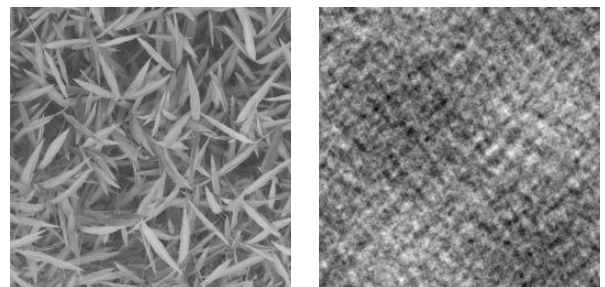


図 1 類似するパワースペクトルを有する自然なテクスチャ画像とガウス雑音画像の例

Figure 1 Example of a natural texture image (left) and Gaussian noise image (right) that have similar power spectrum to the left image

一方で人間の視覚の印象に対しては、こうした微小な形状特徴は大きな影響を持つと考えられる[4]。

本研究の対象は床素材表面であり、人工的なパターンだけではなく、自然なテクスチャ特徴を含む。また表面粗さ特徴として周波数成分だけで表現できない表面上に微小な形状特徴を含むことが想定される。床素材表面の特徴のうち、本研究での目的である静摩擦係数値との相関を有する特徴は未知であり、例えば周波数成分に帰着できる特徴だけで静摩擦係数を説明できるのであれば、周波数成分特徴だけを抽出して摩擦係数の推定に用いればよい。しかしそれだけで説明できる保障はない。本研究ではより多くの特徴を表現できるように、微小な形状特徴を抽出して利用する手法を採用する。

逆に周波数成分によって捉えやすく、微小形状特徴で捉えることが不向きな特徴としてはテクスチャの大局的な方向性などがある。今回の研究では方向性によって摩擦係数が変動する素材は対象としないものとする。これは、方向別に測定実験する必要が生じるなど手間が増え

ることと、それよりもそもそも画像によって摩擦係数が推定可能かどうかを確認することに対して焦点を当てるためである。

また、表面上のテクスチャ特徴以外に摩擦係数に影響を与えるであろう外部要因として、表面が濡れているかどうかや、砂などが表面に被っているかどうかなど、何等かの物質が床表面を被覆する場合の影響がある。このような観点からの研究としては[5]などがあり、アスファルトの道路が濡れているかの判別に反射光を用いる。本論文では表面に対する水や砂などの被覆は考慮しない。これらの影響による摩擦係数への影響を実測することが簡単で計測器では困難なため、今回はこうした雑音が存在しない表面に限定するものとする。

また、本論文で対象とするカメラによる撮像画像を用いた非接触な測定方法では、細かい段や溝などの床表面に微小な凹凸が存在する床と、表面にそれと類似した模様が印刷されただけの平坦な床とをそのまま一枚の画像だけから区別することは原理上できない問題がある。

しかし、この問題は照明条件が異なる二枚の画像の差を検出することで判別が可能と考えられる。これは、図 2 に示したように横方向から照明を当てた状態で撮影した画像と、光源を加えない画像での差分を用いれば、表面に凹凸が存在する場合には差異が生じるが、凹凸でなく単なる表面の模様である場合には差異が生じないことから判別の手がかりとするものである。実際に横方向からの照明の有無によってカーペットがどのように撮像されるかを図 3 に示す。

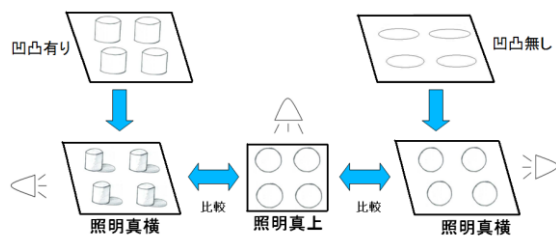


図 2 微小凹凸特徴

Figure 2 Minute 3D structures on the floor

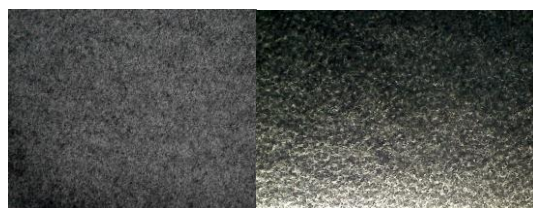


図 3 横方向の照明の有無による差

Figure 2 Photo image with no light and side light

以上より、本研究ではカメラを用いて床画像を撮影し、非接触で床の摩擦係数推定を行う。照明条件を変化させた二枚の画像から、形状通過型フィルタ[4]を用いて、摩擦係数を推定する推定式を重回帰分析により求める。

3. テクスチャ特徴の抽出

撮像画像から微小な形状特徴を抽出するために形状通過型フィルタを用いる。形状通過型フィルタは、自然なテクスチャ画像からの特徴抽出用に開発された画像用非線形フィルタ群である。ここでいう自然なテクスチャ画像とは、コンピュータ上で機械的に作成された画像ではなく、布目や木目、あるいは何かの小片が堆積した状態など、現実世界に存在する様々な模様状の物体(群)を撮像して得た画像を指す。

図 4 に形状通過型フィルタが取り扱うテクスチャ基本形状要素を示す。基本形状要素は、角張った形状の「黒かど(roof)」，細長い形状の「黒せん(line)」，曲がりくねった形状の「黒みぞ(snake)」，粒状の「黒つぶ(pepper)」，明度の段を示す「だん(cliff)」と，明暗反転した形状の「白かど」「白せん」「白みぞ」「白つぶ」である。これらの形状は従来の画像用線形フィルタのポイントスプレッド領域に相当するフィルタ領域を設定し、そこに含まれる局所的な画素だけを用いた非線形処理により判別される。ここでの非線形処理とは、フィルタ領域内の画素を明暗の部分に二値化し、その形状の特徴をフィルタ外周部への接点の観点で分類することである。言い換えれば、フィルタ内部では、基本形状要素をパターンとしてではなく、定義された手続きによって抽出する。形状について着目しているため、ここでは各画素の輝度情報のみを用い、色相・彩度などの色に関する情報は用いない。

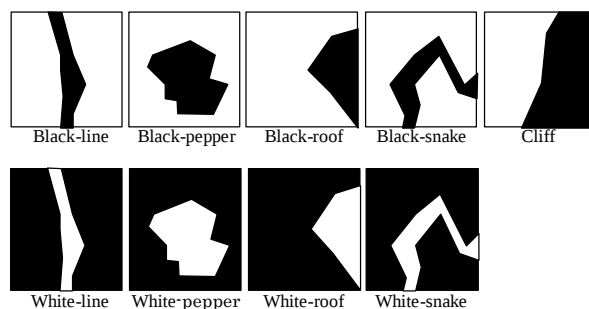


図 4 微小形状特徴

Figure 4 Minute shape features

例えば「つぶ」(pepper)フィルタを例としてフィルタ領域内の動作を説明すると次のようである。

- (1) フィルタ領域内の平均明度を用いて領域内の画素を 2 値化し、中心画素から塗りつぶし処理を行う。
- (2) 塗りつぶされた領域が、フィルタ領域の外周に達しなければ、中心につぶが存在すると定義する。
- (3) つぶがあった場合、つぶがはっきりしているか、塗りつぶされた領域の境界部分における平均明度差を計算し、それを「特徴の強さ」として出力する。

「つぶ」特徴はこのように含まれる形状がフィルタ領域外周に接触する箇所が 0 個のものを判別する。これに対し、1 箇所外周と接触する「かど」や 2 箇所外周と接触する「せん」「みぞ」、外周部の半分と接触する「だん」が定義される。

ある入力画像に対して、このようなフィルタ領域を画像全体に走査して計算を行う。それぞれの位置でのフィルタ領域の出力値を、その時のフィルタ中心座標に輝度値として設定することで、出力画像を得る。黒つぶフィルタの出力例を図 5 に示す。

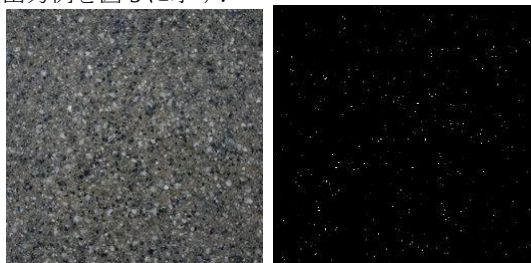


図 5 黒つぶフィルタの出力例

Figure 5 Example of an output image of the Black-roof filter (right) and an input image (left)

入力画像中に局所的に「つぶ」と判定される箇所が白点として示される。点の輝度はつぶらしさの度合いとして、前述の特徴の強さを示す。

入力画像が一様なテクスチャだと見なせば、どの部分画像を取り出しても出力値の平均などの統計量が固定されるため、そうした出力画像の平均明度などを入力画像の特徴を示す代表値とすることができる。

しかしながらそのまま平均値を採用すれば、明るい出力点が少数存在するのか、暗い出力点が多数存在するのか判断できないため、出力画像の二乗平均振幅値をフィルタ出力の特徴値とする。

$$r = \sqrt{\frac{\sum y^2}{XY}} \quad (y \text{ は画素の明度, } X \text{ と } Y \text{ は画像の大きさ})$$

入力画像一枚につき、図 3 に示した 9 形状のフィルタを適用するため、出力画像が 9 枚得られることとなり、9 つの特徴値が得られる。

さらに、形状通過型フィルタでは、フィルタ領域の大きさは任意である。無論、微小な形状要素を捉えられるサイズでなければならず、このフィルタ領域の大きさが抽出する微小形状特徴のサイズを示す。この、抽出される微小形状のサイズも特徴の種類と考えることができる。

後述する実験では 5×5 画素から 21×21 画素までの 5 段階を使用した。この結果、形状通過型フィルタによって 9 種類の微小形状×5 サイズの計 45 種類の特徴値を、一枚の入力画像より得ることができる。

一方、図 2 に示した微小凹凸特徴は、同じ床面に対して照明条件が異なる二枚の撮像画像を取得し、それぞれ微小形状特徴を抽出する。二枚の画像から各 45 特徴を抽出することで、合わせて 90 特徴を得て、さらに 45 特徴同士の差分をとった値を加え合計 135 特徴とする。

これら多数の特徴値の中から、本研究の目的である静摩擦係数と相関を有する特徴値を実験により確認し、選択することとなる。

4. 対象画像の取得

対象とする床素材は、日本工業大学内の建物の素材から床の汚れやごみが存在しない一様かつ方向性のないテクスチャとみなせる箇所を撮影対象とし、15 箇所を選択した。

撮影方法は、自作の自走撮影機を製作し、高さ 27cm から USB カメラを用いて床近くに設置した LED 照明の有無を切り替えながら動画撮影を行った。これは、本来の想定用途であるロボットに搭載した時の撮影条件に近づくためである。自走撮影機を図 6 に示す。



図 6 自走撮影機

Figure 6 Camera robot.

撮像された画像は左右部分を切り取り 425 画素×450 画素に調整する。照明環境の違いを考慮するために、明度やコントラストの調整など前処理は行わない。

撮像枚数は、15 種類の床それぞれに対して、30 秒程度の動画を撮影し、300 フレームずつ取り出し合計 4500 枚、照明の有無の組み合わせで 9000 枚の画像を用意した。この 4500 組を各種類で半数に分け、片方の 2224 組をサンプル画像として用いて摩擦係数の推定式を構築し、それを残る 2250 組を評価画像として推定式の評価に使用する。

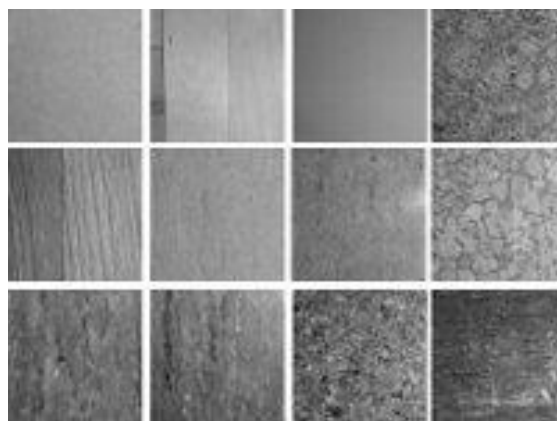


図 7 床画像例

Figure 7 Sample image

また、各画像を撮影する時に American slip meter 社の ASM 725 を用いてその画像に対する実際の静摩擦係数を図 6 に示すように測定しておく。測定は 5 回行い平均値を測定値とした。



図 8 製摩擦係数の測定

Figure 8 Mesurment of coefficient of static friction.

5. 推定式の構築

用意したサンプル画像から微小形状特徴を抽出する際に、実際にフィルタ領域の大きさを 5x5、7x7、11x11、15x15、21x21 画素の 5 サイズと設定した。これにより 1 枚の入力画像あたり 9 形状種類×5 サイズの、合計 45 種類の形状特徴値を得る。

各サンプル画像は照明の有無により 2 枚 1 組であるため、それぞれ 45 種類、1 組あたり 90 種類の微小形状特徴値、および照明の有無の差分値 45 種類の合計 135 種類が得られる。

これらサンプル画像から得られた特徴値を説明変数、実際に測定された静摩擦係数値を目的変数とした重回帰分析を行い、静摩擦係数の推定式の構築を行った。重回帰分析は、F-in と F-out をともに 2.0 と設定した増減法[6]を用いた。

この重回帰分析を行うにあたり、これまで述べてきた各特徴が推定に有効かどうか確かめるために、あらかじめ以下の①から⑤までの組み合わせで特徴値を選択した上で分析を行った。それぞれで重回帰分析を行った結果、推定式構築に用いたサンプル画像と構築された推定式の当てはまり具合を表す自由度修正済み決定係数 R^2 を示す。

- ① 照明無の 45 種類の微小形状特徴だけの場合
決定係数約 0.95
- ② 照明有無の差分値として微小凹凸特徴 45 種類の場合
決定係数約 0.77
- ③ 照明有と照明無の 90 種類の微小形状の場合
決定係数約 0.96
- ④ 照明無の 45 種類の微小形状と、45 種類の微小凹凸
決定係数約 0.96
- ⑤ 照明有無の 90 種類の微小形状と、45 種類の微小凹凸(全 135 特徴)
決定係数約 0.96

これから、②微小凹凸特徴だけの場合の単体での推定式はさほど高くない決定係数ともいえるが、微小形状と組み合わせることで摩擦係数の推定に有効な特徴となっていることを示している。それらを組み合わせた③から⑤までは決定係数が 0.96 とほぼ等しく、高い値の決定係数を示しており、十分推定が可能な推定式を構築することが可能であった。

③は、微小形状だけの特徴から構築された推定式でも十分高い決定係数を持つ推定式が構築できていることを

示すが、推定に有効だった選択された特徴を具体的に調べてみると、本質的に微小凹凸特徴と等価な特徴が選択されていた。例えば 21×21 サイズの白せん(White-Line)が照明有と照明無の場合の両方から選択されており、なおかつ両者の偏回帰係数の符号が逆であった。すなわち、推定式に含まれる項の一部として、照明の有無の画像での白せん特徴の差分をとっている部分が存在し、実質的に微小凹凸特徴と等価な成分を構築された推定式は含んでいた。他にも 5×5 サイズのだん(Cliff)や、21×21 サイズの白みぞ(White-Snake)特徴などの符号も逆であった。結果として③も④や⑤のように微小凹凸特徴を含んでいたわけである。

③から⑤で得られた推定式は、決定係数の上では差がなかったが、その他の指標として赤池の AIC やダーヴィンワトソン比を見ると若干ではあるが⑤が一番性能が良かった。ここでは⑤によって最終的に得られた推定式のパラメータを表 1 に示す。

表 1 重回帰分析結果

TABLE I. RESULT OF THE MULTIPLE LINEAR REGRESSION ANALYSIS

説明変数名	偏回帰係数	F 値
BLine5-diff	-0.043	86.429
BLine5	0.043	82.328
Cliff11-no light	-0.010	67.143
WLine15-no light	0.064	52.576
BLine21-no light	-0.010	48.138
BLine7-no light	-0.041	46.433
WLine5-no light	-0.149	46.234
WSnake21-diff	0.018	45.239
WRoof21-no light	0.014	38.761
BLine15-no light	0.021	38.218
BLine21	0.004	30.094
BSnake7	0.036	28.976
WRoof15-no light	0.013	28.830
BSnake7-no light	0.030	26.797
BRoof15-no light	0.011	25.750
WLine5-diff	-0.075	25.364
WRoof21-diff	0.007	23.249
BPepper5-no light	-0.064	22.682
BPepper7-no light	0.037	19.656
WLine11-no light	-0.051	18.593
WSnake5	0.060	17.690
BLine11	-0.006	16.566
BSnake11	-0.022	16.348
Cliff5-no light	0.005	13.330
WPepper21-diff	0.013	12.864
BRoof5	-0.012	12.456
WPepper5-diff	0.046	12.270
WRoof5	-0.018	12.142

BRoof7-no light	-0.014	11.415
Cliff5-diff	-0.003	11.157
WPepper21	-0.013	10.611
Cliff15-diff	0.003	9.933
BSnake15-no light	0.012	9.774
Cliff11	-0.005	9.491
Cliff21	0.003	8.693
BLine11-no light	-0.013	6.938
WSnake21-no light	-0.007	6.447
WLine21-no light	0.009	6.118
WPepper7	0.035	6.117
WLine11-diff	0.011	6.007
Cliff15	-0.005	5.867
Cliff7	0.003	5.731
Cliff21-diff	-0.001	5.612
BSnake21-diff	-0.002	5.443
WLine7	0.043	4.988
WSnake11-diff	-0.014	4.820
BRoof5-no light	-0.010	4.469
WRoof7-no light	0.010	4.377
BRoof15	0.004	4.251
BSnake5-diff	-0.011	3.117
WLine7-diff	-0.026	2.749
BPepper7-diff	0.009	2.631
WPepper5	-0.031	2.533
WSnake15-diff	-0.009	2.456
BSnake15-diff	0.005	2.371
BRoof21-diff	-0.002	2.190
BPepper11	0.003	2.071
WRoof11-no light	0.003	1.186
WLine21-diff	0.001	1.021
定数項	0.702	

表 1 において説明変数名に接頭字が **w** は **white**, **b** は **black** を示し, 形状特徴名に続く数字はフィルタサイズを示している. 続く末尾の-diff 記号は差分, つまり微小凹凸特徴を示している. また末尾の-no light 記号は照明無画像から抽出された微小形状特徴, 末尾に何も記号がついていないものは照明有の画像から抽出された微小形状特徴であることを示している. 表 1 の各要素は, 次の式(1)により, 静摩擦係数 μ を推定する式を構築する. ただし α は偏回帰係数, ξ は説明変数値であり, n は選択された説明変数の個数である.

$$\mu = \alpha_0 \xi_0 + \alpha_1 \xi_1 + \dots + \alpha_n \xi_n \quad (1)$$

表 1 を見ると, 構築された推定式には, 照明の有無, 差分(微小凹凸)とすべての要素が含まれていることがわかり, 推定にこれら全種類の特徴が有効であったことを示している.

また表 1 の説明変数は, 推定式において重要度を示す F

値の順で示している. F 値の大きな項目を見ると, Bline5 つまり細長い形状の黒せんで, サイズは小さい 5×5 の特徴となっている. このような微小な細長い形状が多く含まれている場合, 摩擦係数が高めになることを示しているようだ. しかも Bline5 の微小凹凸特徴が負となっており, 微小凹凸がないものの方が摩擦係数が高いことを示しており興味深い.

6. 推定式の評価

次に, 表 1 として得られた推定式を, 残りの 2250 組 (4500 枚) の評価用画像に適用して静摩擦係数の推定を行い, 実測された静摩擦係数と比較を行った. 図 8 に結果を示す.

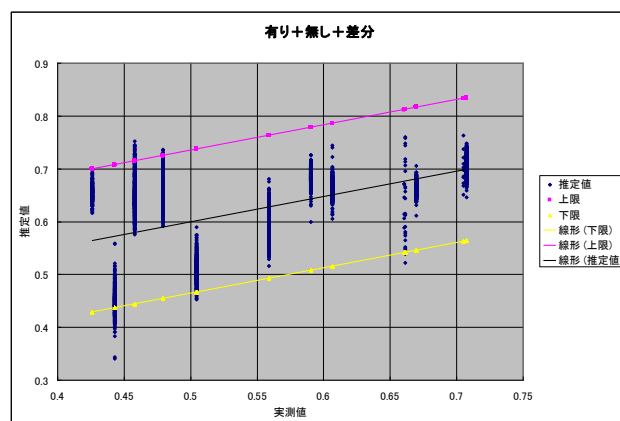


図 9 評価画像に対する回帰直線

Figure 9 Regression Line for evaluate images

推定値と実測値の重相関係数は 0.53 を示し, 95%信頼区間での誤差は約 ± 0.135 の値までの精度で推定できることが分かった.

この評価では得られた推定式があまり高い精度で推定できているとはいえないが, しかしそれでもロボットの制御に必要な程度の床が滑るのか, 滑らないかを知る程度には推定が可能なレベルであることはいえる.

また, 図 9 を見てわかるとおり, 床の種類に対して 1 つの摩擦係数の実測値を測定して代表させているため, 同じ床に対する多数のサンプル画像の摩擦係数を正しく目的変数に設定できているのか検討すべきである摩擦係数の実測値は, 同じ床の種類でも場所により微妙な摩擦係数の違いがあることは当然予測されることで, この点も評価実験において重相関係数が低めに現れた要因とも考えられる. ただ, そのような微妙な摩擦係数の違いを実測で測定するには, 測定機器の精度の問題もあり, 評価を行うことは困難である.

本論文で目的とするのは床の摩擦係数の推定であり, ある程度の成果を出しているが, これを考慮すると本質的に床の種類を判別する問題に帰着してしまっている. ただし, 床の種類判別問題と考えたとしても本論文で提案した微小形状特徴や微小凹凸特徴は, その問題に対しても有効であることはいえる.

7. 検討課題

推定式の構築に用いない未知の床素材に対して、微小形状特徴だけの推定式の場合、[11][12]に示した通り、重相関は 0.15 となり推定ができない。微小凹凸特徴を追加したとしても同様な結果が考えられる。

先に示した床素材の種類判別問題と合わせて、重回帰分析による摩擦係数の推定式を構築するよりも、むしろ SVM のような未知のデータに対して有効な学習アルゴリズムを用いた床種類判別を行い、未知の床種類であることを先に判別した上で、その未知の床素材が既知の床素材に対して摩擦係数的に大小関係を推定できれば有用といえる。摩擦係数の大小関係を推定する程度ならば、今回示した程度の摩擦係数の推定式を用いることができよう。

また、実際のロボットに応用することを考慮すると、真下の床に対する測定ではなく、前方の床に対する推定が可能であれば、より有用であろう。

微小形状特徴の抽出は、一様なテクスチャが前提であるため真下画像からしか抽出できない。しかし、カメラを傾けて撮影した前方の床面画像からも形状特徴は一部取得できるため、形状特徴の類似性から現在ロボットの真下にある床面と前方の床面が同一かどうかの判定は可能と考えられる。これから、下方の床の種類を判定すれば、結果的に前方の床面の種類が判定可能となる。

8. むすび

本研究では、一様かつ方向性のないテクスチャとみなせるような床素材表面に対して、真横からの照明の有無による二枚の撮像画像を取得し、その画像特徴だけからその素材表面の静摩擦係数を推定する手法を提案した。

撮像は、真横からの LED 照明装置と、USB カメラによって真下を撮影可能な自走式撮影ロボットを用いて行った。

推定に用いる撮像画像のテクスチャ特徴は、9 種類の微小形状特徴を抽出する形状通過型フィルタを用いて得られた出力画像の二乗平均振幅値であり、一枚の画像から 9 形状×5 サイズの 45 種類、照明の有無による二枚の画像を使うため、合わせて 90 種類の微小形状特徴値を使用する。また、照明の有無で微小形状特徴値の差分をとることで、床表面の微小な凹凸特徴を取得し、合計 135 種類の特徴値を使用した。

15 種類の床素材に対して撮像枚数は、15 種類の床それぞれに対して、30 秒程度の動画を撮影し、300 フレームずつ取り出し合計 4500 枚、照明の有無の組み合わせで 9000 枚の画像を用意して実験を行った。15 種類の床に対し実際に静摩擦係数を測定した上で、半数の 2250 組を用いて、135 種類の特徴値を説明変数、実測値を目的変数とする重回帰分析を行い、推定式の構築を行った。

その結果、決定係数が 0.96 の推定式を構築することができた。しかし、この推定式を残り 2250 組の評価画像に適用したところ、重相関が 0.53 程度で、95%信頼区間が ± 0.135 で静摩擦係数を推定することが可能であった。

この評価では得られた推定式があまり高い精度で推定できているとはいえないが、しかしそれでもロボット

の制御に必要な程度の床が滑るのか、滑らないかを知る程度には推定が可能なレベルであることはいえる。

今後は、この手法を応用して未知の床素材に対しても既知の床素材との摩擦係数の大小判定可能な、床素材判別手法を構築したり、ロボット搭載のための実用性向上のため、下方ではなく、前方床素材の判定手法の開発が必要と考えられる。

参考文献

- [1] R.M. Haralick: Statistical and structural approaches to textures, IEEE Proc. 67, (1979) 786.
- [2] 出口光一郎, 森下巖, テキスチャーの解析手法: 計測と制御, 16, 2, (1997) 184.
- [3] E. Salari and Z. Ling: Texture segmentation using hierarchical wavelet decomposition, Pattern Recognition, vol.28, no.12, pp.1819-1824, 1995
- [4] 田村仁, 阿刀田央一: 自然なテクスチャの特徴抽出用「形状通過型」非線形フィルタバンク, 電子情報通信学会論文誌(D-II), vol.J82-D-II, No.12, pp. 2260-2270, 1999.
- [5] 久野徹也, 杉浦博明, 吉田潤一, 「車載カメラによる路面状態検出方式の検討」, 信学論 D-II, Vol.J81-DII No.10 pp2301-2310.
- [6] 奥野忠一, 芳賀敏郎, 矢島敬二, 奥野千恵子, 橋本茂司, 古河陽子, 「続 多変量解析法」, 日科技連, 1976 年.
- [7] 石井寿和, 田村仁 「撮影画像による物体体積量の推定に及ぼす障害物の影響評価」, 情報処理学会全国大会講演論文集 vol.69th(2), pp.475-2.476, 2007
- [8] 田村仁, 酒井憲司, 「撮像画像による物体堆積量の計測手法」, 電学論(C), vol.124, No.3, pp.647-652, 2004.
- [9] 田村仁・阿刀田央一・本多庸悟: 「フーリエ・パワースペクトルと微小形状特徴に基づくテクスチャ画像の類別」, 精密工学会誌, Vol.68, No.8 pp.1047-1051 (2002)
- [10] 田村仁・阿刀田央一・酒井憲司: 「テクスチャ画像解析によるクローバとイネ科雑草群落の識別」, 農業機械学会誌, Vol.64, No.1 pp.43-51 (2002)
- [11] H.Tamura, Y.Kambayashi: "Estimation of Coefficient of Static Friction of Floor by Photo Image", Proceedings of The 2010 International Congress on Computer Applications and Computational Science (CACS 2010), pp.915-918. (2010)
- [12] 田村仁: "撮像画像による床素材の静摩擦係数の推定", 第 9 回情報科学技術フォーラム講演論文集(FIT2010), pp.135-140 (2010)