

H-005

撮像画像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 by the photo image

田村 仁†
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慮するため、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、ガボール特徴

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、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。

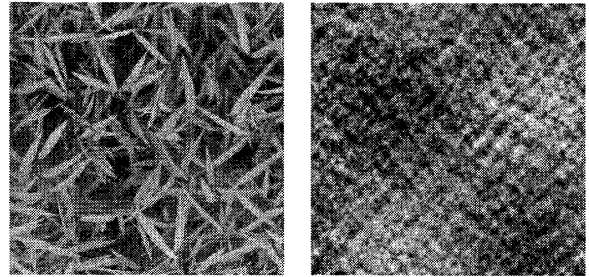


図1 類似するパワースペクトルを有する自然なテクスチャ画像とガウス雑音画像の例

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、

†日本工業大学工学部創造システム工学科

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特徴としては表面が濡れているかどうかや、表面の光沢、表面の細かい凹凸などが考えられる。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。これらの特徴は、例えば図2に示したように撮影時にフラッシュなどの光源を加えて撮像した画像と、光源を加えない画像での差分を用いることで抽出できると考えられる。光源の有無の状態で、それぞれ微小形状特徴を抽出することで表面に細かい凹凸がある場合に差異が生じる可能性も高い。

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。床の光源に対する反射光の変化及び、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。また、カーペットなど測定方向によって摩擦係数が変化する床素材も存在するが、今回は測定方向によって摩擦係数が変化しないような床素材の静摩擦係数を対象とする。

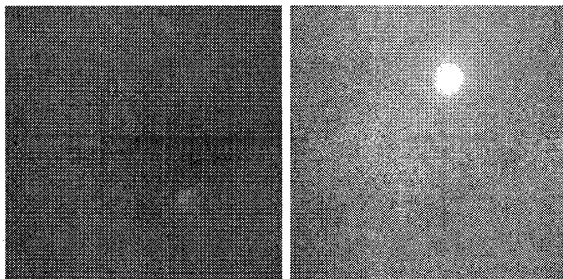


図2 フラッシュなし画像とフラッシュあり画像の例

Figure 2 Sample image of 'flash image'(right) and 'non-flash image'(left).

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3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。

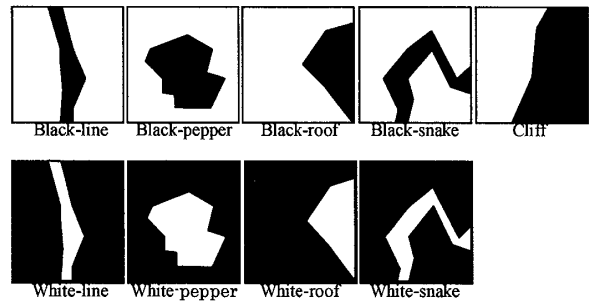


図3 微小形状特徴

Figure 3 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箇所を外周と接触する「かど」や2箇所で接触する「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4に示す。入力画像中に局所的に「つぶ」と判定される箇所が白い点として示される。点の輝度はつぶらしさの度合いを示す。

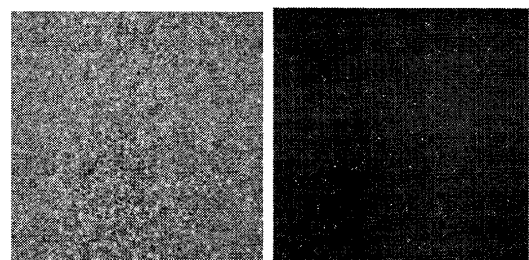


図4 黒つぶフィルタの出力例

Figure 4 Example of an output image of the Black-roof filter (right) and an input image (left)

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別できないため、出力画像の二乗平均振幅値、

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

をフィルタ出力の特徴値とする。

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、反射光を用いた特徴では先に図2として示したような強い光源の有無による撮像画像間の差として抽出することを考える。反射光による特徴の場合は、輝度情報だけでなく色情報も考慮する。

各画素の色情報はデジタルカメラから得られるRGB情報を、CIE L*a*b*表色系、またCIE L*C*h表色系に変換して利用する。両者はどちらもCIEが定めた均等色空間上の表現であり、L*a*b*では、輝度L*がいわば高さに相当し、色情報a*とb*で表す座標軸で色平面上の特定位置の色を示す。対してL*C*hでは、同じ輝度L*を用い、彩度C*と色相hがそれぞれ半径と角度に対応する極座標により色座標を示すことに相当する。

両表色系からL*,a*,b*,C*,hの5つの色情報を用い、光源有りの画像と光源なしの画像全体で5つそれぞれの平均値と分散値を求め、光源の有無における平均地差、分散地差を、反射光に関する特徴とする。

反射光に関する特徴としては、この結果、L*に関する平均値差「ave-L*」分散値差「var-L*」、同様にa*に関する「ave-a*」「var-a*」、b*に関する「ave-b*」「var-b*」、C*に関する「ave-C*」「var-C*」、hに関する「ave-h」「var-h」の合計10種類の特徴を得る。

以上より、ある1枚の床素材の画像より、微小形状特徴45種類、反射光に関する特徴10種類の合計55種類の特徴値を得ることとなる。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、12箇所を選択した。

撮影方法は三脚を用いて高さ40cmから鉛直下方を撮影した。ここでは外光の影響を抑えるため撮影用テントを使用した。また、反射光特徴を得るために同時にフラッシュを使用した場合としない場合の2組の撮影を行うものとする。撮像に用いたカメラはデジタル一眼レフカメラである。これらの撮影条件は本来の想定用途であるロボットに搭載

するためには条件がきついものであるが、本研究ではまず撮像画像による摩擦係数の推定がどの程度の精度で可能なのかを示すために、理想的な状況を想定して撮影を行った。

撮像された画像は左右部分を切り取り正方形に加工した上で256画素×256画素に縮小を行う。撮影環境を限定したため、明度やコントラストの調整など前処理は行わない。さらに、反射光特徴を得るための平均明度差などを算出するために、前処理することがそもそもできない。

撮像枚数は、12種類の床それぞれに対して、フラッシュの有無の組み合わせで40組、合計480組である。これを各種類で半数に分け、片方の240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240組を評価画像として推定式の評価に使用する。

フラッシュなしで撮像された12種類の床画像の例を図5に示す

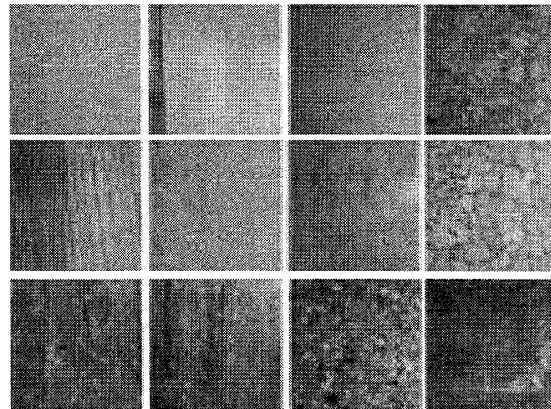


図5 12種類の床画像例

Figure 4 12 kinds of 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6 静摩擦係数の測定

Figure 6 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。

各サンプル画像はフラッシュの有無により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が得られる。

ここで留意点があった。フラッシュの有無の画像は本研究の撮像条件では図7左に示したように画像上半分に反射光が写りこむ。

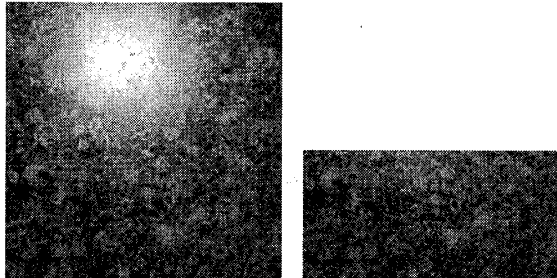


図7 反射光例

Figure 7 Example of reflection

形状通過型フィルタの出力画像の二乗平均振幅値は代表値と見なして特徴値とするには、入力画像が一般的なテクスチャ画像であることが前提である。このため、フラッシュあり画像に対しては図7右のように下半分だけを切り出して微小形状特徴を抽出した。

同じ種類の微小形状特徴をフラッシュの有無の画像でそれぞれ抽出した場合、単に画像の明るさの影響を受けるだけではなく、対象の床素材表面上に細かい凹凸が存在した場合に、それによる細かい陰影として微小形状特徴に大きな差異を生じることが予想される。表面上の細かい凹凸が静摩擦係数に大きな影響を与えることは自明である。

この90特徴に加えて、各色要素の平均・分散の差による10種類の反射光特徴とあわせて、1組のサンプル画像に対して100個の特徴値を得ることができる。

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④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決定係数 R^2 と重相関係数 R を示す。

- ① フラッシュなし画像に対する微小形状特徴だけの場合
決定係数約0.66、重相関係数約0.81
- ② フラッシュなしとありの画像に対する微小形状特徴で推定した場合
決定係数約0.75、重相関係数約0.86
- ③ 反射光特徴だけで推定した場合
決定係数約0.50、重相関係数約0.70
- ④ フラッシュなしとありの画像に対する微小形状特徴と反射光特徴すべてを利用した推定の場合

決定係数約0.97、重相関係数約0.98

これから、①フラッシュを使用せずに微小形状特徴だけを用了推定や、③反射光特徴だけを単独で用了推定では、静摩擦係数と相関関係はあるものの精度はあてにならないことがわかる。しかし、フラッシュの有無を組み合わせた微小形状特徴を用了した場合に決定係数は大きく上昇し、強い相関が現れる。これは想定したとおり表面上の細かい凹凸のような摩擦係数に強い影響を与える特徴を捉えることができたことが、考えられる。

さらに④フラッシュの有無を組み合わせた微小形状特徴とさらに反射特徴とを組み合わせることで十分推定が可能で推定式を構築することが可能であることを示した。

④により、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
wline21w	-0.00411	16.6199
Avea*	0.02877	496.1653
AveC*	-0.02608	17.52725
wline5w	-0.01952	130.4705
VarL*	2.5E-05	29.20405
Aveb*	0.017485	7.315614
broof15	-0.03024	14.27324
bpepper21w	0.004206	13.51424
wroof11w	0.004952	6.780951
broof7w	-0.00633	9.606829
Varb*	-0.00068	23.85052
bpepper21	0.007541	7.991148
Aveh*	-0.00019	3.462008
wpepper7	-0.00554	31.66137
wsnake7w	0.013624	154.0214
bsnake21w	-0.00182	9.96145
wroof7	0.006166	7.364738
bpepper11	-0.00474	3.762197
broof11	0.008963	2.343606
定数項	0.74142	

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、末尾のw記号はフラッシュありの画像から抽出された微小形状特徴であることを示す。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できる。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。

$$\mu = \alpha_0 \xi_0 + \alpha_1 \xi_1 + \dots + \alpha_n \xi_n$$

構築された推定式には、フラッシュの有無それぞれの画像から抽出された微小形状特徴と反射光特徴が含まれていることがわかる。

推定式において重要度を示す F 値の大きな項目を見ると、Avea* が特に重要な値となっていることがわかる。次いで、VerL*, Aveb*, AveC* などの反射光特徴が推定に有効に働いているようだ。

微小形状特徴の中では、bpepper や wsnake がよく用いられている。

6. 推定式の評価

撮像した 480 組の画像から推定式構築に利用したサンプル画像 240 組を除いた評価用画像 240 組に対して、構築された推定式を用い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。

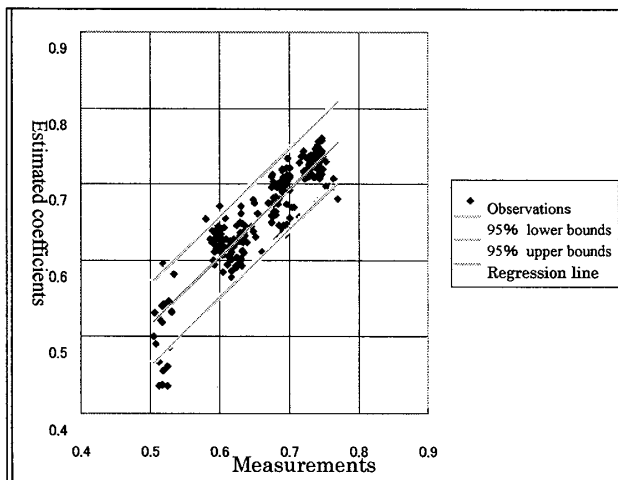


図 8 評価画像に対する回帰直線
Figure 8 Regression Line for evaluate images

推定値と実測値の重相関係数は 0.90 を示し、95%信頼区間での誤差は約±0.053 の値までの精度で推定できることが分かった。すなわち摩擦係数が 0.05 変動すると、時速 20km で走行している車の制動距離は 0.2m 変動する程度の差異である。これから、十分に実用可能な精度での推定が出来ていることを示している。

また、推定式の安定性について考察するために、480 組の撮像画像の中から推定式構築に用いるサンプル画像と評価用画像の組み合わせを変更して、再度推定式の構築を行った。

その結果得られた推定式を表 2 に示す。

表 2 重回帰分析結果 2

TABLE II. RESULT OF THE MULTIPLE LINEAR REGRESSION ANALYSIS 2

説明変数名	偏回帰係数	F値
Avea*	0.031178	770.5578
wline5	-0.04491	81.03676
wsnake7	0.017008	29.70045
VarL*	2.25E-05	25.0648
AveC*	-0.02964	38.21498
Aveb*	0.022891	21.08451
broof5	-0.01041	10.00313
bpepper21	0.009816	31.24071
bpepper5	-0.0045	2.538319
wline7w	-0.00656	7.365749
broof11	-0.01732	15.69227
wsnake11w	0.003886	10.56882
cliff11	0.006618	21.75212
AveL*	-0.0003	4.916305
bline21w	-0.00135	7.797485
cliff7	-0.00398	21.26551
cliff21	-0.00458	5.284359
Varb*	-0.00027	2.189044
bline15	-0.00481	10.04229
wline7	0.023435	14.95894
Aveh*	-0.00026	7.320825
wline21	-0.00371	4.722565
wline11w	-0.00407	4.152677
broof7	0.007344	2.996819
bline7	0.010833	30.49933
定数項	0.742326	

表 2 と表 1 を比較すると、細かい部分は違うものの、F 値の大きな重要な要素はかなり類似している。これから推定式は安定していると考えられる。

しかし、この推定式を用いて残りの 240 組の評価用画像に対して推定を行ったところ、重相関係数は 0.85 程度となった。この結果を図 9 に示す。図 8 に対してばらつきが大きくなったように見える。0.85 という値は相関係数としてみれば十分大きな値であるものの、推定に用いるには不足しているといわざるを得ない。

表 1 と表 2 のそれぞれの推定式を構築するために用いたサンプル画像のセットと評価用画像のセットは、表 1 で使用したものの方が、撮影時期などの諸条件も均等に配分されていた。このことから、撮影時期の違いなど撮影条件の微妙な差異が推定精度に無視できない影響を与えることが示される。

これから、推定式構築に用いた画像セットと評価に用いる画像セットがかなり厳密に同じ撮影環境で取得されていない場合には、本手法での摩擦係数の推定は、精度は高くなく大雑把な大小を知る程度になら利用できることとなる。

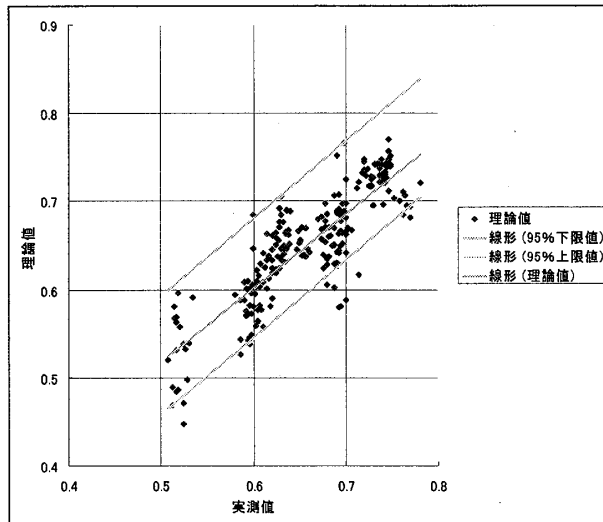


図9 評価画像に対する回帰直線(2)

Figure 9 Regression Line for evaluate images (2)

さらに、推定式構築用のサンプル画像に含まれない別種類の床素材表面画像に対して表1の推定式により静摩擦係数の推定を行った。検討用として新たに3種類の床画像25枚を推定したところ、重相関係数はわずかに0.15を示し、まったく推定ができなかった。

この実験では床画像の種類が12種類と少ない状況で行ったため、それら少数素材に調整された推定式となり、新たな追加床素材に対応する余地が少ないことを示す。しかしながら、推定式構築に使用した床素材に限定すれば比較的高い精度で推定が可能であることはすでに示した。これは当初の想定であるロボットへの搭載を考えた場合、まったく未知の環境下の足を踏み出す状況では推定できないものの、屋内環境など床素材が限定されていたり、そのロボットにとって既知の環境化でならば十分役に立つ推定を提供できるはずである。

7. 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を、フラッシュのような光源ありとなしの条件で撮像した2枚の画像を用いて、その素材表面の静摩擦係数を推定する手法を提案した。

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、二枚の画像を使うため合わせて90種類の特徴値である。さらに二枚の画像においてCIE表色系の5つの色要素それぞれの平均差、分散差を算出して反射光に関する10種類の特徴値を用いる。合わせて100特徴を推定に用いる特徴の候補とした。

12種類の床素材に対して各40組の撮像画像のペアを用意し、合計480組の画像を使って実験を行った。480組に対し実際に静摩擦係数を測定した上で、480組のうち半数の240組を用いて、100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、20種類以上の特徴が選択され、決定係数が0.97の推定式を構築することができた。この推定式を残り240組の評価画像に適用したところ、重相関が0.9を示し、95%信頼区間が±0.05で静摩擦係数を推定することが可能であった。

この推定式の安定性を確かめるため、撮像時期に偏りがある240組に組みなおして、あらためて推定式の構築、評価を行ったところ実測値に対して重相関が0.85程度まで落ち込んだ。また、推定式の構築に利用していない別の未知の床素材画像の静摩擦係数を推定させたところ、重相関は0.15となり推定ができなかったことがわかった。

しかしながら、本研究では少なくとも既知の床素材に対して十分調整した推定式を用意できれば、十分実用的な精度で静摩擦係数の推定が可能であることを示せた。

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, 「統 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)