

# 移動体に搭載可能な摩擦係数推定システムの構築

## Estimation System of Coefficient of Friction by Photo Image for Mobile Robot

後藤 泰介<sup>†</sup> 田村 仁<sup>‡</sup>  
Taisuke Goto 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、また車椅子や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モータ駆動を用いて移動する際に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行うなどの精密な制御を行っている。

このため、ロボットの動作等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。

例えば、非接触で様々な推定を行う手法としては、カメラを用いて物体のスリップ状態を検出してロボットハンドの制御を行う研究[1]や、砂利や芝等の地勢データを撮影画像から推定する研究[2]、撮影画像から路面の状態を推定する研究[3]等が考案されているが、摩擦係数を非接触で測定することを目的とした手法は提案されていない。

本研究では、屋内でのロボットの移動を想定し、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した摩擦係数の推定を目的とする。

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の撮影画像より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[4][5]。

これらの従来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。

一方で人間の視覚的印象に対しては、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[6]。

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

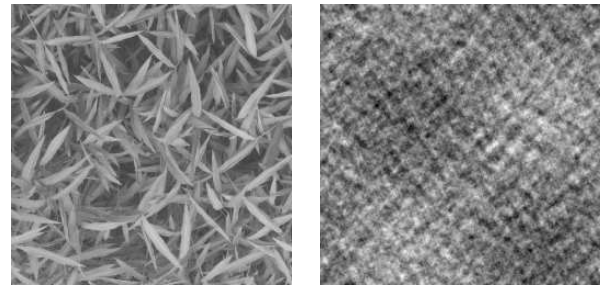


図1 類似するパワースペクトルを有する自然なテクスチャ画像とガウス雑音画像の例

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

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。

### 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2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

<sup>†</sup> 日本工業大学大学院工業研究科情報工学専攻

<sup>‡</sup> 日本工業大学工学部創造システム工学科

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、色に関する情報は用いない。

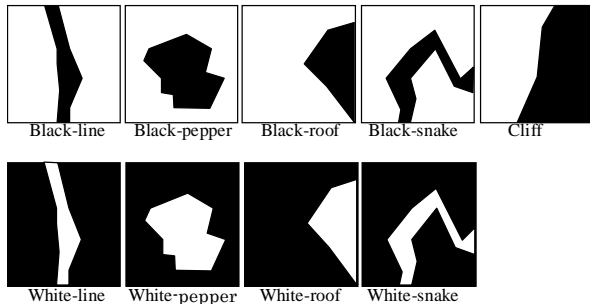


図2 微小形状特徴

Figure2 Minuteshapefeatures

「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。

(1) フィルタ領域内の平均明度を用いて領域内の画素を二値化し、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3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3 黒つぶフィルタの出力例

Figure3 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をフィルタ出力の特徴値とする。

入力画像一枚につき、図2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。

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。

#### 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、一様な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。

撮影は実際の運用環境を想定し、可能な限りそれに近づけるため、以下の2点を実装することとした。

(1) 運用に際しての低コスト化を図るため、撮影に用いる機材は安価なUSBカメラを搭載し、それによって対象床画像の取得を行う。

(2) 運用環境を想定し、車輪駆動型のマイコンロボットを作成し、これにカメラを搭載することで対象床画像の取得を行う。撮影に際して作成したマイコンロボットを図4に示す。

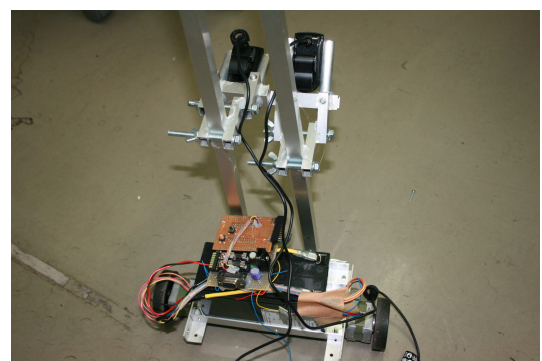


図4 撮影用マイコンロボット

Figure4 Microcomputer robot for taking a picture

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。実際の撮影環境に近づけるため、明度やコントラストの調整など前処理は行わない。

撮像は、12 種類の床を対象に動画を撮影し、それぞれ 200 枚、計 2400 枚の画像に分解した。これをサンプル画像として用いて摩擦係数の推定式を構築する、

撮影した動画より抽出した 12 種類の床画像の例を図 5 に示す

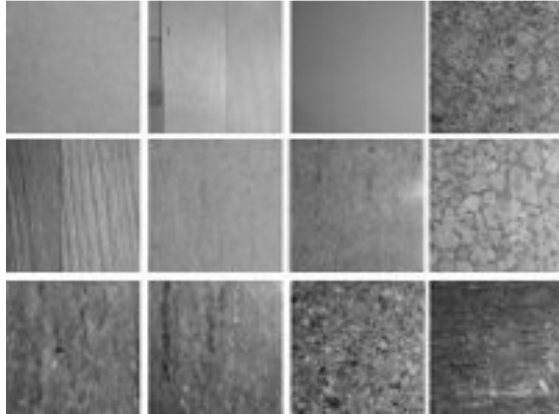


図 5 12 種類の床画像例

Figure5 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 10 回行い平均値を測定値とした。



図 6 静摩擦係数の測定

Figure6 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 x 5 サイズの、合計 45 種類の形状特徴値を得る。

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[7]を用いた。

摩擦係数の推定に、各微小形状特徴が有効かどうか、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<sup>2</sup> は 0.93 となり、高いあてはまり具合を示した。

この値は、理想的な撮影環境による実験結果よりは低いものの高い精度であり、十分に移動体撮影に適用していることが分かる。

これによって微小形状特徴を摩擦係数の推定に用いることで限定された撮影環境を用意しなくても、十分推定が可能な推定式を構築することが可能であることを示した。

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 1 RESULT OF THE MULTIPLE LINEAR REGRESSION ANALYSIS

説明変数名	偏回帰係数	F 値
broof7	0.01247	36.6063
bpepper21	-0.00254	39.2743
cliff21	-0.00327	58.5555
cliff5	0.00421	62.4621
wline21	-0.00748	70.0095
wroof11	-0.00449	18.0151
bline7	0.00842	8.2283
wpepper11	0.00749	44.7321
broof11	0.00483	11.9517
wroof7	-0.00500	10.9210
wline11	0.01909	102.9489
wline5	-0.01172	18.8993
cliff15	0.00533	60.1757
wroof21	-0.00336	25.9118
wsnake7	-0.00829	7.8818
bsnake5	0.01423	21.2869
wsnake15	0.01051	19.6843
cliff11	-0.00263	25.5330
wline7	0.00617	3.2876
wsnake11	-0.00925	9.6673
bsnake21	0.00152	13.0034
bline11	-0.00405	9.7339
bsnake7	-0.00530	6.0521
broof5	0.00683	15.1002
wroof5	-0.00348	5.4574
bpepper7	-0.00357	30.0319
wsnake21	-0.00220	4.0089
bline5	-0.00427	4.0259
wpepper15	0.00143	2.7673
定数項	0.49130	

表 1 において説明変数名に接頭字が w は white, b は black を示す。表 1 の各要素は、次の式(1)により、静摩擦係数  $\mu$  を推定する式を構築できる。ただし  $\alpha$  は偏回帰係数、 $\xi$  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。

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

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、wline や cliff が特に重要な値となっていることがわかる。このことにより、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出来たと言える。

## 6.1 推定式の精度

推定式構築において画像撮影を行った12箇所において、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7に結果を示す。

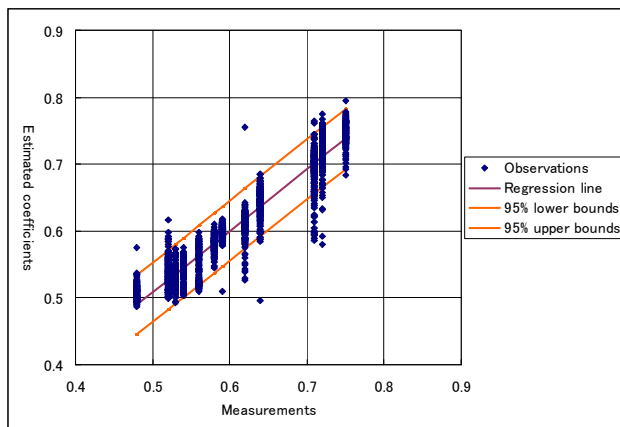


図7 評価画像に対する回帰直線

Figure7RegressionLineforevaluateimages

推定値と実測値の重相関係数は0.95を示し、95%信頼区間での誤差は約±0.044の値までの精度で推定できることが分かった。先行研究[8][9]の、推定値と実測値の重相関係数が0.87、95%信頼区間での誤差が±0.053であったことから、十分に実用可能な精度での推定が出来ていると考えられる。これは、本研究では対象画像を動画から取得する手法を用いたため、大量のサンプルを撮影することが容易であり、その結果精度の向上に繋がったものと考えられる。

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あったりするならば十分役に立つ推定を提供できるはずである。

## 6.2 推定速度の検証

実際の運用環境を想定し、カメラ及びコンピュータを移動体に搭載し、オンラインでその場で摩擦係数の推定が行えるかを検証する評価実験を行った。

実験は実際の運用環境を想定し、動画から摩擦係数の推定を行った。その際、出来る限りリアルタイムな推定が行えるように常に動画から推定した摩擦係数を表示し続けるプログラムを作成し、そのプログラムを実行することによって実験を行った。実験用のコンピュータはASUS社のEeePC901を採用して実験を行った。

実験の結果としては、このシステムでは1枚の画像の処理に約20秒程度の時間がかかってしまうため、リアルタイムな推定が行えるとは言いがたい。

しかし、コンピュータの性能の向上やアルゴリズムの強化等によってシステムの高速度を図ることは十分に可能であり、あと10倍程の速度を実現することが出来れば本研究は実装が可能であると言える。

## 7. むすび

本研究では、テクスチャが一樣であるとみなせるような床素材表面の静摩擦係数を推定する手法を実際の移動体に搭載して評価を行った。

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種類の特徴値を取得した。

12種類の床素材に対して動画を撮影し、各200枚の撮像画像へと分解し、合計2400枚組の画像を使って実験を行った。実際に静摩擦係数を測定した上で、45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0.93の推定式を構築することができた。この推定式を用いて、実際に動画を撮影しながら摩擦係数を推定する評価実験を行ったところ、重相関が0.87を示し、95%信頼区間で±0.044という精度で静摩擦係数を推定することが可能であった。

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。

## 謝辞

本研究の一部は日本工業大学内特別研究費の助成によるものである。

## 参考文献

- [1] Watanabe, N. Obinata, G: Grip Force Control Based on the Degree of Slippage Using Optical Tactile Sensor, Micro-NanoMechatronics and Human Science, pp.466-471, (2007)
- [2] Jayoung Kim Kim, D. Jonghwa Lee Jihong Lee Joo, H. In-So Kweon: Non-contact terrain classification for an autonomous mobile robot, Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2009 IEEE International Conference on, pp.824-829, (2009)
- [3] 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-D-II No.10 pp2301-2310.
- [4] R. M. Haralick: Statistical and structural approaches to textures, IEEE Proc. 67, (1979) 786.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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 (CAC2010), pp.915-918, (2010)
- [9] 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)