

撮像画像による物体堆積量の推定手法の実験的検討

An experimental examination of an estimation method of amount of heaped objects in an image of the objects

深井 越[†] 田村 仁^{††}

[†] 日本工業大学大学院工学研究科情報工学専攻 〒345-8501 埼玉県南埼玉郡宮代町学園台 4-1

^{††} 日本工業大学工学部

E-mail: ^{††}tamura@nit.ac.jp

あらまし 本研究は、ネジ等小片が堆積した状態を撮像した画像から、その物体の量を推定する手法を提案する。堆積物体の撮像画像は、不規則なテクスチャ画像とみなすことができ、その特徴として微小形状に着目する。これは、堆積物体の上に細長い障害物が多数覆いかぶさっていても障害物のすき間から対象物体が観測可能ならば、抽出可能な特徴である。堆積量と障害物の量を様々に組み合わせたサンプル画像を用い、その画像から抽出できた形状の量を目的変数、実際の堆積量を説明変数とした重回帰分析によって堆積量の推定式を構築した。それを評価用画像に適用した実験の結果、障害物が画像面積の 9 割を超えなければ、堆積量を推定可能であることが示せた。

キーワード 画像計測, テクスチャ解析, 微小形状特徴, 形状通過型フィルタ, 堆積物体

Wataru FUKAI[†] and Hitoshi TAMURA^{††}

[†] Computer and Information Engineering, Department of Engineering Research, Graduate School Master Course, Nippon Institute of Technology Gakuendai 4-1, Miyasiro-chou, Saitama 345-8501 Japan

^{††} Faculty of Engineering, Nippon Institute of Technology

E-mail: ^{††}tamura@nit.ac.jp

Abstract In this research, we proposes a method of estimation of amount of heaped small objects on image of the objects. The image of the heap objects can be treated as a texture image. This method estimates the amount by the extracted micro shapes from the texture image. If obstacles are slender and if the target objects can be observed from spaces of the obstacles, even if targets are covered with the many obstacles, the micro-shapes are extractive. As a result of an experiment, an amount of the target objects can estimate, even if the objects covered with the obstacle 90 percent of an area of the image.

Key words image measurment, texture analysis, micro shape feature, shape-pass filter, heaped objects

1. ま え が き

農学分野においては、耕地生態系を制御する目的のため、植物生態系のダイナミクスをモデル化することが行われている [1]。例えば、ほ場において播種されたシロクロバを放置した場合に時間経過とともにイネ科雑草との間で発生する競合状態のモデル化などが行われている [2]。このために、実際の観測データとして長期間にわたる大面積の植物群落の分布パターンや発生量など、大量の時空間データを非破壊で取得する必要がある。しかし、従来の植物量測定では、手作業により植物を抜き取り後、乾物質量を測定する破壊的測定方法が一般的であり、その手間を考慮して被度や頻度などのデータ収集に留まることが多

く (例えば [3])、厳密に同じ場所における継続的データを得ることは行われてこなかった。

これに対し、例えば、ほ場を走行するトラクタに搭載したビデオカメラによって撮像された画像データから、そこに生えている植物の乾物質量が推定できれば、局所的区域を継続的に観測し続けることが可能になる。こうして得られた図 1 のような植物の撮像画像は、葉や茎などの多数の物体が積み重なったような堆積物体の画像と見なすことができる。この画像例では測定対象がクロバであり、イネ科雑草は障害物としてとらえられる。このような画像は、不規則テクスチャとして扱え、テクスチャ解析手法を用いてこの画像から多数の特徴量を得ることができる。得られた特徴量の中から障害物に対して比較的影響



図 1 細長い障害物(イネ科雑草)に覆われている目標物(クローバ)の堆積画像の例

Fig. 1 A sample image of heaped objects(clover) which covered with slender obstacles(grass weed).

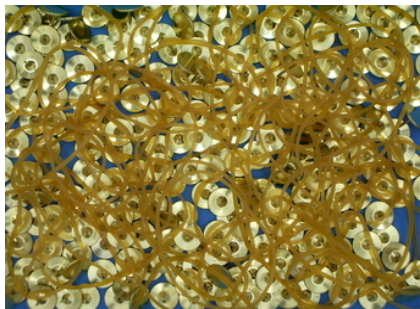


図 2 細長い障害物(輪ゴム)に覆われている目標物(画鋸)の堆積画像の例

Fig. 2 A sample image of heaped objects(pin) which covered with slender obstacles(rubber band).

を受けずに、測定対象の堆積物体の質量や個数などと相関の高いものを統計的に選択することにより、撮像画像から群落レベルのダイナミクスをモデル化するのに必要十分な精度で植物量(図 1 ではクローバの量)の推定式を得られる可能性がある。

しかしながら、撮像画像からこのような自然物、特に対象が生物に由来するものでは個々の要素の形や大きさが大きくゆらぐため、その堆積量を推定するには考慮すべき要素が多岐にわたる。そこで、まず実験室環境において画鋸や輪ゴムなどのように大きさや形状が規格化されている小片を堆積させて、図 1 に類似した状態となった図 2 を用意した。これは測定対象であるクローバに対応して画鋸、イネ科雑草に模した細長い障害物として輪ゴムを対応させたものである。本研究では、この図 2 のような多数のサンプル画像を対象に、測定対象物の量の推定を行い、障害物が覆いかぶさった状態でも推定可能な手法を確立することを目的とする。

2. 関連研究

画像計測と呼ばれる撮像画像を用いた計測手法は、様々な分野で広く研究され実用にも供されてきた。船舶や橋梁など大きな構造物に対する精密測量に利用されるような、被写体の三次元形状を計測・復元に用いる Vision metrology として例えば [4] や [5] のような研究や、航空写真などから地図を生成するデジタル写真測量 (Digital Photogrammetry) が存在する。また、画像から撮像された対象要素の形状や大きさなどを記録する目的に用いられ、降下する雪片を対象にした例などがある [6]。

本研究の目的は、このような測量や、大きさ・形状の記録ではなく撮像された物体量の計測である。

リモートセンシング分野ではマルチスペクトル画像から地表の状態をスペクトルによって画素単位に判断したり、局所的な空間情報を利用して分類されている [7]。この分類別の面積などから資源量や植物量を観測することが一般に行われている。これにより植生の推移などを継続的に観測することが可能であるが、これらは広域観測であり、本研究で想定しているような群落レベルの測定ではない。

衛星写真ではなく屋内環境においてマルチスペクトル画像から物体認識に用いることも行われ [8]、三次元形状とスペクトルの同時計測も行った例がある [9]。このようにマルチスペクトルカメラや X 線カメラを用いた近接撮影を行うことで、本研究が対象とする障害物が存在するような堆積物画像において、障害物を透過して対象物体の情報を得られる可能性がある。しかし、これら特殊なカメラは一般に高価であり取扱いにも注意を要する。本研究では可視光を記録する一般のデジタルカメラやビデオカメラによる撮像画像を用いることを考える。

可視光の撮像画像によって物体量を測定しようとする研究は、例えば、対象物のシルエットの面積から推定する研究 [14] や、魚が入った奥行きのある立体状の漁獲網の容量ならびに重量を、その周囲の任意の一方向から見た平面的な画像を通して計測する研究 [15] がある。他にも農学分野では、画像による果実の形状判別 [10] など品質面と共に、大きさの計測がよく行われている。また、離散的な要素の個数を数計することは工業分野ではよく行われており、自然物を対象としたものでも、下水処理において顕微鏡画像から微生物数を監視するシステム [11] などが存在する。

しかし、これらはいずれも単体要素や、領域形状の大きさから質量を推定したり、個数の計数を行うものである。本研究のように複数の物体が堆積し、要素ひとつひとつを分離不能であったり、堆積の深さに依存するため単純に面積だけでは量を測定できない対象に対しての計測に対しては適用不能である。

他に、天文分野で画像情報だけから星の質量推定が行われているが、本研究とは対象が異なる。本研究で想定しているような画像情報だけから物体の堆積量を求める研究はほとんど見受けられない。実験的に行われた [12] があるが、これは障害物が存在しない状態での実験である。本研究ではこれとは異なり、障害物が存在する状態での堆積物画像から [12] の手法を適用し、堆積量の推定を行う。

3. 着目するテクスチャ特徴

3.1 テクスチャ分析の様々な手法

テクスチャ解析によって物体の量を推定するには、障害物に影響されない対象物体の量と相関するようなテクスチャ特徴量をテクスチャから抽出する必要がある。

テクスチャ画像を分析する方法は、構造的手法と統計的手法、周波数解析手法に大別される [17] [18]。

構造的手法には、対象画像を小さな構成要素の集まりであるという観点から、その構成要素の形状、方向、密度等の特徴と

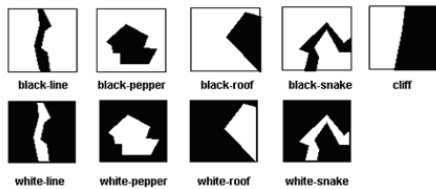


図3 基本形状特徴要素
Fig.3 shape-basis.

したり、対象画像内のテクスチャの持つ濃度差を特徴としたり、対象画像のある画素を周囲の領域画素から推定したりする。このように、構造的手法は対象画像内の構成要素それぞれを別々に認識し、その構成要素の配列の規則性を抽出しようとする手法である。そのため、構成要素の数が多い場合には計算量も比例して多量になってしまう。

統計的手法は、2次統計量である分散値など、統計値から対象画像全体を把握する手法である。

周波数解析手法においても、古典的なパワースペクトル特徴を利用するものは、結果として2次の統計量に帰着する。低次の統計量では、形状に関する特徴を得ることはできず、一般の周波数解析手法では、テクスチャの方向の有無や垂直水平方向の濃度変化だけを知ることができる。

本研究では、対象物の上に障害物が覆い被さるためテクスチャの構成要素が明瞭に分離できず、構造的手法は適用できない。また、対象物や障害物は規則的でなくランダムに堆積させるため、それを撮像した画像自体も不規則的な画像となる。そのため、統計的手法や周波数解析手法では、何らかの物体が存在することは識別できても、対象物と障害物を分離することはできない。

3.2 微小形状特徴

物体の堆積画像では個々の対象物は重なりあっているため、1つ1つの対象物を個別に認識することは困難であり、画像全体をテクスチャ画像として特徴を抽出する必要がある。個々の要素の形状を取り出すことは不可能でも、個々の要素の輪郭などから特徴的な微小部分だけを取り出すことはできる。

自然なテクスチャ画像から微小な形状特徴を抽出するには、形状通過型フィルタが使用できる[13]。形状通過型フィルタとは、自然なテクスチャ画像から微小な形状特徴を抽出する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、布目や木目、あるいは何かの小片の堆積物など、現実世界に存在する様々な模様状の物体(群)を撮像した画像を指す。これは、図3に示した微小な形状を種類別に抽出し、抽出された形状特徴の種類や量によりテクスチャを特徴付けるものである。

本研究ではこのうち特定種類の抽出量が、障害物に影響されずに対象物体量に相関していることを実験によって確める。

4. 特徴抽出と推定式構築

4.1 特徴抽出

形状通過型フィルタでは、 $n \times n$ 画素の局所的なマスク領域

で撮像画像を走査し、領域内だけでの画素を用いた演算により各マスク領域の中心画素の座標での出力値を得る。各局所領域において、領域内の画素が形状特徴かどうかは、形状要素の種類ごとに定義された条件判定による。また、出力値は形状特徴の適合度を表す。形状通過型フィルタは、図3のパターンに厳密に一致する形状だけではなく、各条件に適合するどのような形状でも抽出する。

特徴値は形状特徴の種類が9種類、形状特徴の大きさが 5×5 , 7×7 , 11×11 , 15×15 , 21×21 画素の5サイズ分あり、計45種類である。形状特徴の大きさは、形状を表現できる大きさであり、かつ、より複雑な形状が発生しない大きさとしている。1つの撮像画像に対して、45種類の出力画像を得る。

一般に出力画像から特徴値を得るために、形状特徴の数や出力画像の平均輝度を計算して指標とすることが多い。しかし、単純な平均明度では出力値の弱い特徴点が多いのか、出力値の強い少数の特徴点が存在するのか判別できないため、r.m.s.(root mean square)値を使用する。これは、形状通過型フィルタで得られた出力画像の平均2乗振幅値(各画素明度の2乗値の平均)を特徴値とする。式は次の通りである。

$$y_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N}} \quad (1)$$

N は全画素数、 x_i は各画素の輝度値、 y_j はr.m.s.値を表し、 j は1~45の特徴の種類に対応する。

なお、45種類の特徴値は以下「図3に書かれている形状特徴の名前」+「形状特徴の大きさ」と表記する。

4.2 推定式の構築

F-in と F-out をともに2.0とした増減法を用いた重回帰分析を行う[16]。得られた45個の特徴値(r.m.s.値)を説明変数とし、対象物の量を目的変数として、堆積量の推定式を構築していく。実際に堆積量を求める式は、次のような線形結合式となる。

$$z = (a_1 * y_1) + (a_2 * y_2) + \dots + (a_{45} * y_{45}) + C \quad (2)$$

ただし、 z は推定堆積量とし、 $y_1 \sim y_{45}$ は特徴値、 $a_1 \sim a_{45}$ はその係数、 C は定数とする。重回帰分析によって選択されなかった特徴に対しては $a_j = 0$ であり、実際に選択される特徴数(非零の偏回帰係数を持つ y_j)の数は10程度である。実値と推定式の誤差が最小になるように推定に使用する形状特徴の種類と特徴量を選択し、その偏回帰係数を決定する。

規格化された小片を用いるため、個数を推定できれば重さ等の物体量へは、単純に変換可能である。

5. 評価実験

5.1 対象物体と撮影方法

堆積量を推定する対象物としては規格化された小片である画鋐を設定し、障害物には輪ゴムを設定した。一定の照明条件下で対象物となる画鋐を12cm x 17.5cmの箱の中に堆積させ、その上に障害物として設定した輪ゴムを乗せていく。箱は、箱自身によってできる影を除去するために透明なものを使用す

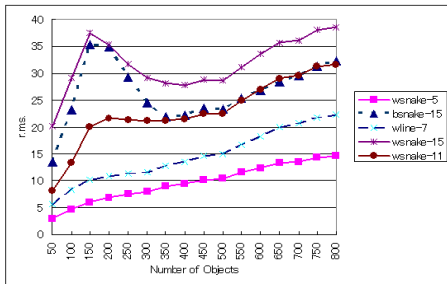


図 4 画紙の堆積画像から抽出された微小形状特徴量 (r.m.s.) の平均
Fig. 4 Average of amount of micro shapes(r.m.s.) extracted from images of heaped thumbtacks.

る．物体と背景との違いを明瞭にするために，あらかじめ箱の底に青色の画用紙を敷き詰めておく．これを，三脚を使って鉛直 33.2cm の位置に固定したデジタルカメラ (PENTAX 製 OPTIO S55) で撮像していく．フラッシュは使用せず，箱の枠が見えなくなるぎりぎりの範囲までズームさせてから撮像を行う．画像サイズは 2048 × 1536 画素にしておく．これらの画像を実験で扱いやすくするために，340 × 256 のサイズに縮小すると同時に，グレースケール変換した．

図 4 は画紙だけの画像における特徴量の推移である．堆積量を 50 個から 800 個まで 50 個刻みで撮像した画像を使用している．画紙の堆積量が増加するにつれて画紙が背景を埋め，400 個を境に画紙の上に画紙が覆いかぶさり始める．400 個を超えても，white-line-7, white-snake-5 は画紙数と相関が認められる．本研究においては，対象物と障害物をそれぞれ計測して撮像する手間を考慮して，対象物である画紙の上限数を 400 個とした．また，障害物である輪ゴムは，250 本程度で完全に画紙を覆いつくすため，上限を 250 本とした．画紙の上に輪ゴムを乗せたサンプル画像は，輪ゴムを 50 本から 250 本まで 50 本刻みに増やしていった 5 段階と，画紙を 400 個まで同様に増やしていった 8 段階とし，それぞれの各段階を組み合わせた計 40 段階を各段階別に 30 枚撮像する．撮像する総画像数は 1200 枚となる．この 50 個刻みのサンプル画像とは別に，画紙個数と輪ゴム本数の組合せがまんべんなく散布した画像を 328 枚用意した．個数がまんべんなく散布した画像は，障害物である輪ゴムが 1 本から 250 本，計測対象である画紙が 1 個から 400 個の堆積量の範囲内で，乱数を用いて個数を決定し，まんべんなく散布した堆積量で撮像したものである．半数の 164 枚をサンプル画像とし，サンプル画像の特徴量をもとに重回帰分析で得られた式の当てはまりを確認するために，残り 164 枚を評価用画像とした．図 5 は評価用画像の散布図であり，サンプル画像も同様に散布している．

5.2 障害物の影響評価

1200 枚のサンプル画像を用いて，輪ゴムの堆積数が 50 本，100 本，150 本，200 本，250 本のように，本数を 50 本区切りで分類した 5 種類 (以下，これを I 群とする) と，50 本から 100 本，50 本から 150 本，50 本から 200 本，50 本から 250 本のように，個数を 50 本ずつ増やして組み分けた 4 種類 (以下，これを II 群とする)，計 9 種類の堆積段階から判断を行う．それぞ

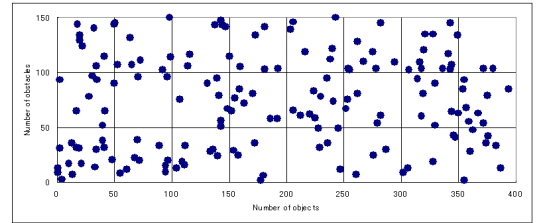


図 5 評価用画像の対象物と障害物数の散布図

Fig. 5 Scatter diagram which plotted number of the objects and obstacles in test images.

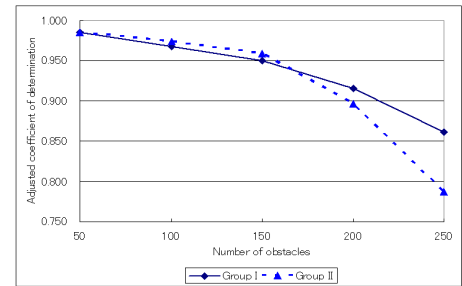


図 6 各段階別の自由度修正済み決定係数

Fig. 6 Ajusted coefficient of determination for degrees of freedom in each stage.

れ画紙の個数を目的変数として重回帰分析を行い，障害物の量によって推定式の精度がどう変化するか調べた．その結果，障害物の堆積量ごとの推定式の自由度修正済み決定係数をグラフにしたものが図 6 である．両群ともに，障害物の堆積量が 150 個を超えた時点で急激に値が落ちている．

輪ゴム 150 本が画像に占める割合を輪ゴムだけの堆積画像 30 枚の平均背景値を算出することで調べた．その結果，輪ゴム 150 本が画像に占める割合は 89.3 % であることがわかった．これは，細長い障害物が画像の約 9 割を超えない程度の堆積個数であれば，ある程度の精度をもって対象物の計測を行えることを示す．

障害物が画像の 9 割を超えない堆積量では何故十分な推定ができていないのかを，推定式の各要素の偏回帰係数と F 値を比較することで確かめた．推定式の要素数は F 値から見た上位 10 個のみとする．

障害物の堆積量別の式の要素と画紙単体の式の要素に共通してよく見られる要素に，black-snake-5 と black-pepper-5 が挙げられる．障害物堆積量が 150 本までの堆積量では，black-snake-5 と black-pepper-5 の要素の F 値が高く重要な要素として見なされているが，画像に占める割合が 9 割を超える 200 本に達すると，black-snake-5 と black-pepper-5 の要素の F 値が落ちていくことがわかった．

撮像画像から black-snake-5, black-pepper-5 を形状通過型フィルタにより抽出した特徴は，図 7 から black-pepper-5 は画紙中心の針，black-snake-5 は画紙に重なった輪ゴムの輪郭を主に捉えていることがわかる．画紙単体での推定では black-snake-5 と black-pepper-5 はあまり重要な要素として見なされていないが，図 7 からわかるように，障害物の隙間から見える

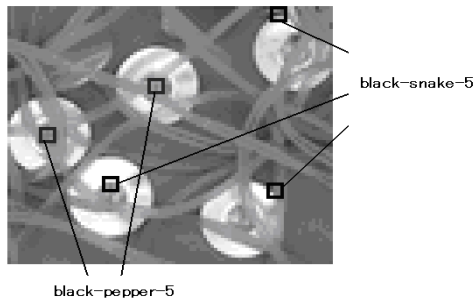


図 7 black-snake-5 と black-pepper-5 の抽出例

Fig. 7 An example image of extracted b-snake-5 and b-pepper-5.

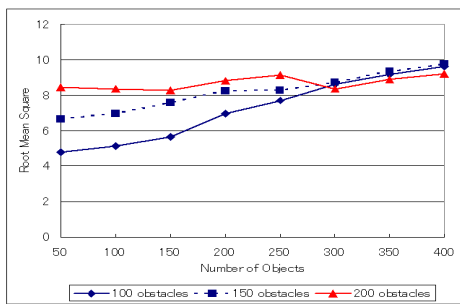


図 8 サンプル画像からの black-pepper-5 の抽出量

Fig. 8 r.m.s. of b-pepper-5 which extracted from sample images.

対象物を捉えるためには重要な要素となることが考えられる。障害物の堆積量別に black-pepper-5 の特徴量の推移を示したのが図 8 である。

図 8 から、障害物堆積量が 150 個までは black-pepper-5 の推移が右肩上がりであり堆積量とともに特徴量が増加しているのに対して、200 個以降では推移にあまり変化が見られなくなっていることがわかる。これは、障害物堆積量が増えていくにつれて black-pepper-5 が障害物に邪魔され、堆積量が増えても特徴値が増加せず、つまり、障害物堆積量の増加による対象物の形状特徴の傾向変化を示す。black-snake-5 についても同様の傾向があった。

5.3 障害物 9 割以下でまんべんなく散布した画像による推定

障害物である輪ゴムを画紙の上に乘せた堆積量 50 個刻みのサンプル画像 1200 枚で、障害物の堆積量が全画素数の 9 割以下の画像を対象に推定式を構築し、堆積量がまんべんなく散布した評価用画像 164 枚 (図 5) に適用した。その結果、誤差が 95 %信頼区間において ± 67.8 個、99 %信頼区間において ± 88.9 個と大きな誤差が出てしまう。その原因として、使用した混合画像群は物体の個数が 50 個刻みの堆積段階の画像から構成されているため、その間の個数のデータが不足していることが考えられる。そこで、物体の個数がまんべんなく散布してるサンプル画像 164 枚でも同様の実験を行なった。構築した推定式を評価用画像 164 枚による式の評価を行ない、その結果から回帰直線を記したものが図 9 である。誤差が 95 %信頼区間において ± 56.9 個、99 %信頼区間において ± 74.6 個と、50 個刻みの画像で計測したものとより良好な結果となった。このときの

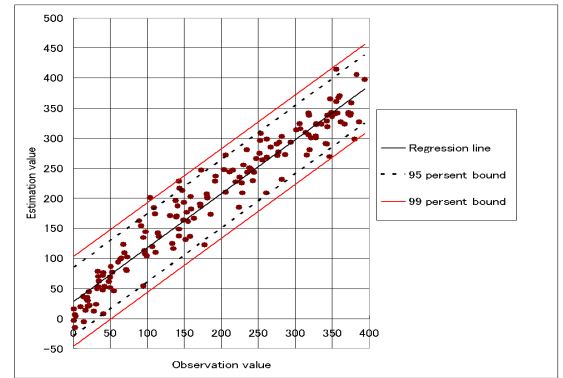


図 9 まんべんなく散布したサンプル画像から得られた回帰直線

Fig. 9 A regression line obtained from sample images in which number of objects and obstacles scattered evenly.

表 1 図 9 の回帰直線の偏回帰係数と定数項

Table 1 A list of partial regression coefficients/constant of the regression line in Fig.9.

Shape-Size	Weight	Shape-Size	Weight
b-pepper-5	23.040378	b-line-15	-7.1304383
b-snake-5	59.0044451	b-pepper-15	-4.1147389
b-roof-5	-15.94277	b-snake-21	3.52992276
w-roof-7	9.54094709	w-roof-11	-8.4063786
w-snake-11	-10.568678	w-roof-15	4.32283803
w-pepper-15	6.72664955	constant term	-31.275237

推定式の偏回帰係数を表 1 に示す。

これらのことから、計測には物体の堆積量がまんべんなく散布されたデータが必要であるといえる。また、この推定式を 50 個刻みのサンプル画像で、画紙が 50 個から 400 個、輪ゴムが 50 本から 150 本までの範囲の 720 枚でも評価したところ、誤差が 95 %信頼区間において ± 55.1 個、99 %信頼区間において ± 72.2 個となり、まんべんなく散布した評価用画像での評価とほぼ同様の推定結果となった。

ここまでの実験結果から、障害物が画像の 9 割を超えない条件下で対象物体の堆積量がまんべんなく散布されたサンプル画像から得た推定式を使えば、十分な対象物体量の推定が可能といえることがわかった。

5.4 古くなってしまった物体に対しての推定

これまででは新品の物体を用いて推定を行ったが、ある程度使い古して状態が変わってしまった物体を用いても、同様の推定を行うことが可能であるか実験を行なった。使い古した画紙は 2 年程度使用したもの、錆びた画紙は塩水に 2、3 日浸して作成したものである。障害物である輪ゴムは新品の物を使用した。新品の画紙を用いた混合堆積物の推定式を、古くなって見た目が変わってしまった画紙を用いた混合堆積物の画像で評価した。その結果、図 10 のように、輪ゴム本数よりも画紙数の方が標準誤差に大きな影響があることがわかった。また、古くなった画紙を用いても新品の画紙を用いた計測結果とあまり差が見られないことがわかった。この結果は、たとえ物体が古くなったとしても本実験の計測手法においては問題なく計測ができ、ま

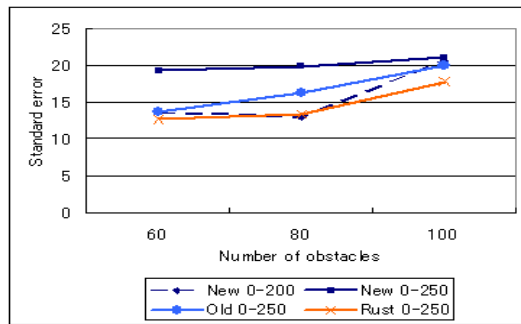


図 10 状態別画鋸による推定で得られた標準誤差

Fig. 10 Standard error obtained by estimating with thumbtack in different state.

た画鋸数の推定精度において、輪ゴムの持つ微小形状特徴よりも画鋸の持つ微小形状特徴の方が重要であることを示す。

6. むすび

本論文では、群落レベルの植物量推定に用いることを念頭に、撮像画像による小片を堆積させた画像から堆積量を推定する手法を提案し、その評価を行った。対象とする画像には、実際の植物画像を想定し、イネ科雑草のような細長い障害物が覆いかぶせられている。

提案手法は、このような障害物に覆われた堆積物画像から、障害物のすき間から対象物体の特徴を得るために、形状通過型フィルタを用いて微小な形状特徴を抽出する。その形状種類とサイズの組み合わせによる 45 種類の特徴値の中から、重回帰分析により堆積量に統計的に選択された特徴値を選択し、線形推定式を構築する。

提案手法を評価するために、大きさや形状が規格化されている工業製品から対象物に画鋸を、障害物に輪ゴムを選択して評価実験用のサンプル画像を撮像した。画鋸を 50 個ずつ 400 個まで増加させ、同様に輪ゴムも 50 本ずつ増加させた状態のすべての組合せで、各 30 枚合計 1200 枚のサンプル画像を用意した。このサンプル画像を用いて実測値の確認が容易なように画鋸の個数を推定する実験を行った。規格化された小片であるため、個数を推定できれば重さ等の物体量へは、単純に変換可能である。

画像上の面積で障害物が占める割合別に、画鋸個数の推定式を構築したところ、障害物が 90% を超えない画像だけを使用して構築した推定式ならば、サンプル画像の実測値とのあてはまりを示す自由度修正済決定係数が高い推定式を構築可能であることがわかり、その範囲までならば推定できる可能性があることがわかった。

そこで、精度を確かめるために画鋸個数と輪ゴム本数がまんべんなく散布したサンプル画像を 164 枚と、評価用画像 164 枚を別に用意し、サンプル画像を使って構築した推定式を用いて、評価用画像に撮像された画鋸個数を実際に推定した結果、95% の信頼区間が ± 57 個程度の精度で推定可能であることを示せた。これは、最大 400 個までの画鋸堆積数に対して、 ± 15 %程度の推定精度であることを示す。

画鋸以外の対象物体でも、対象物体の微小な形状特徴が障害物のすき間からでも観測可能ならば、提案手法によって堆積量推定は可能と考えられる。屋外においては時系列で照明条件が変化するが、フラッシュを使用して撮像しその撮像画像に明度分散値を一定値に補正する前処理を施すことで、太陽光等の影響を抑制することが可能であると考えられる。またその他の撮影条件も、撮像画像に対象物体の形状情報が含まれていれば対応可能と考えられる。

今後さらなる精度向上が必要であるとはいえ、本論文で用いた微小な形状特徴のような、障害物のすき間からでも観測可能な局所の特徴の抽出量を用いて物体堆積量の計測に対する可能性は示せた。今後の精度向上のためには、物体の堆積量により相関する新たな微小形状特徴や、何らかの局所の特徴量の併用が必要と考えられる。

文 献

- [1] 酒井憲司, カオス農学入門, 朝倉出版, 東京, 1997.
- [2] 酒井憲司, 市村香織, "シロクローバ-雑草系の群落競争モデルの提案," 農作業研究, vol. 35, no. 1, pp. 1-6, Jan. 2000.
- [3] 塩谷哲夫, 畑地及び樹園地における雑草の生態調査, 平成 8 年度平成 10 年度科学研究費補助金 (基盤研究 (A)(1)) 研究報告書, 2000.
- [4] 秋本圭一, 服部進, 井本治孝, "デジタル画像計測法を用いた精密工業計測," 信学論 (D), vol. J84-D2, no. 7, pp. 1299-1309, Sep. 2001.
- [5] 波部斉, 白水健介, 小林俊彦, 松山隆司, "多重光源画像を利用した三次元情報の画像計測," 信学論 (D), vol. J89-D, no. 9, pp. 2065-2074, Sep. 2006.
- [6] 村本健一郎, 松浦弘毅, 椎名徹, "領域および輪郭線による降雪雪片の形状特徴解析," 信学論 (D-II), vol. J76-D2, no. 5, pp. 949-958, May 1993.
- [7] 渡辺孝志, 鈴木斉, "空間情報を利用する多重分光画像分類手法の実験的評価," 信学論 (D), vol. J70-D, no. 4, pp. 750-759, Apr. 1987.
- [8] 眞鍋佳嗣, 佐藤宏介, 井口征士, "物体認識のためのスペクトル画像による材質の判別," 信学論 (D-II), vol. J79-D2, no. 1, pp. 36-44, Jan. 1996.
- [9] 眞鍋佳嗣, 黒坂信一, 千原國宏, "3次元形状と表面スペクトル分布の同時計測システム," 信学論 (D-II), vol. J84-D2, no. 6, pp. 1012-1019, Jun. 2001.
- [10] 木下統, 永田雅輝, "画像処理による苺の形状判別," 農業機械学会誌, vol. 61, no. 6, pp. 51-56, 1999.
- [11] 古澤春樹, 池端重樹, "顕微鏡微生物画像のパターン認識システム," 信学論 (D), vol. J71-D, no. 2, pp. 371-378, Feb. 1988.
- [12] 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), 124 巻 3 号, 2004.
- [13] 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," 信学論 (D-II), vol. J82-D-II, no. 12, pp. 2260-2270, Dec. 1999.
- [14] LIN Ta-Te, CHIEN Chung-Fang, LIAO Wen-Chi, CHANG Jen-Min, "Machine Vision Systems for Plant Growth Measurement and Modeling", Environ Control Biol, vol.44, No.3, pp. 181-187, Sep. 2006
- [15] 白崎智義, "船上つり下げ式漁獲網重量の画像計測", 信学論 (D-II), vol. J73-D-II, no.6, pp. 934-936, Jun. 1990
- [16] 奥野忠一, 芳賀敏郎, 矢島敬二, 奥野千恵子, 橋本茂司, 古賀陽子, 続多変量解析法, pp. 17-27, 日科技連出版社, 東京, 1976.
- [17] R.M.Haralick, "Statistical and structural approaches to textures", IEEE roc. No.67, pp.786-804,1979.
- [18] 出口光一郎, 森下巖, "テクスチャーの解析手法", 計測制御, vol.16, no.2, pp.184-194, 1977.