論文

レーザースリット光と画像を用いた破碎堆積物 認識のためのビジョンシステム

高橋 弘*, 山崎 勝幸**

A Vision System for Recognition of Piled Fragment Rocks by Using Laser Slit Light and Images

by

Hiroshi TAKAHASHI† and Katsuyuki YAMAZAKI†

Abstract

Recently, robotics has been receiving considerable attention in many fields, especially in mining, civil engineering and construction field because the working environment in these fields is severe for workers to work. However, it is very difficult to apply the robots or autonomous machines to these fields because the working environment changes according to the advance of the work. Therefore, robots should have an ability to understand the change of the working environment and to work autonomously.

The purpose of this study is to investigate the vision system for understanding the piled fragment rocks by using a laser slit and an image. In this study, the method to judge the existence of the piled rock was proposed by using the laser slit and image. Furthermore, the pattern of images was recognized by use of the template which was obtained in the preliminary experiment. Through this experiment, it was confirmed that this vision system worked well.

Key Words : Laser Slit, Vision System, Autonomous Machines, Matching, Image Processing

平成8年9月2日受付

* 東北大学大学院工学研究科地球工学専攻

〒980-77 仙台市青葉区荒巻字青葉

** 東北大学大学院工学研究科資源工学専攻

〒980-77 仙台市青葉区荒巻字青葉

† Department of Geoscience and Technology, Tohoku Univ.

Aramaki, Aoba-ku, Sendai 980-77

†† Graduate School of Tohoku Univ.

Aramaki, Aoba-ku, Sendai 980-77

1. 諸言

近年、資源開発および土木建設などの分野において、過酷な作業現場からの作業員の解放および安全確保の面から、作業ロボットの導入が試みられている。これらの現場に導入されるロボットは、製造業などの分野で使われているロボットとは異なり、環境認識、作業動作、移動動作などを実行する機能を具備した自律型ロボットであることが望ましい。しかし、このような

分野における作業対象は自然界であり、かつ作業環境が作業の進展にともない変化するため、ロボット化が非常に困難な状況にある¹⁾。

さて、自律作業ロボットの実現には、ロボットが自分の周囲の環境を認識しながら、作業および移動動作を行う機能を有することが必要不可欠である。環境認識の手段としては、種々の方法が提案されているが、画像は比較的広範囲の情報を短時間に取得でき、かつ対象物に応じた処理が可能である²⁾ことから、環境認識には非常に有効であると考えられる。

ところで、対象物の認識方法の1つにパターン認識がある³⁾。これは、対象物の特徴を予めテンプレート(標準パターン)としてコンピュータ内に蓄えておき、実際に撮影された画像とテンプレートをマッチングさせ、どのパターンに属するかを探し出すものであり、既に様々な生産ラインなどで用いられている優れた方法である。しかしながら、岩盤・岩石などの自然界を対象とした場合、作業の進行にともない対象物の形状が常に変化するなど、対象物の形状は一定ではなく不定形であることから、テンプレートの作成が困難であり、自然界の物体を対象にしたパターン認識に関する研究は見受けられなかった。

本研究では、パターン認識法の利点に着目し、地下資源開発現場などの地下環境における開発機械による破碎堆積物(ずり山)すくい取り作業の自動化を目指した基礎研究として、破碎堆積物の堆積状態を認識するためのビジョンシステムを提案する。ここでは、レーザースリット光と画像を用いて対象物までの距離計測を行い、この結果を1つのパターンと見なし、テンプレートとのマッチングを行うことにより破碎堆積物の堆積状態を認識する。つまり、自然界のような複雑な環境に対してテンプレートを用意し、パターン認識を可能にした点に本研究の特徴がある。

2. 本システムの原理

2.1 概要

機械が自律的に作業を行うためには、まず作業対象物の存在の有無を判断しなければならない。発破で起砕された粒子群の自律すくい取り作業を考える場合、作業対象物はずり山となる。すなわち、機械はずり山があるかないかをまず判断しなければならない。本研究では、ライン状のレーザー光を照射し、これをCC

Dカメラで撮影した画像を用いてレーザー光が照射されている位置までの距離計測を行い、その結果を基に対象物の有無を判断する手法を提案する。ずり山のすくい取り作業では、この作業環境を構成する要素は、(1)壁面(切羽)、(2)ずり山および(3)地面の3種類であり、撮影された画像は次の7パターンのいずれかである。

①壁面—ずり山—地面	⑤壁面—地面
②壁面—ずり山	⑥壁面
③ずり山—地面	⑦地面
④ずり山	

このうち対象物であるずり山が存在するのは①～④のパターンであり、⑤～⑦では存在しない。従って、初めに、撮影された画像を用いた距離計測結果により対象物の有無を判断し、“有”と判断された場合は、①～④のどのパターンに相当するかを認識することにする。また“無”と判断された場合に対しても⑤～⑦のどのパターンに相当するかを認識する。

2.2 有無判断およびパターン認識のアルゴリズム

画像中に含まれる情報は一般に2次元であるが、カメラとレーザー光照射装置との位置関係を拘束条件として用いれば、2次元の画像から3次元情報を抽出することが可能である。絶対座標系 Σ (X , Y , Z)、カメラ座標系 Σ_c (X_c , Y_c , Z_c) および画像座標系 Σ_i (X_i , Y_i) をFig. 1に示すように定義する。ずり山にレーザー光を照射した場合、レーザー光が当たっているライン上の任意の点の位置座標は次式で求められる。

- (1) $\Delta Z < 0$ かつ $\beta > \theta$ の場合：

$$\begin{aligned} X_0 &= d \\ Y_0 &= L \cos \alpha \\ Z_0 &= h + L \sin \alpha \\ L &= fd / k \Delta x \\ \alpha &= \beta - \theta \end{aligned} \quad (1)$$

- (2) $\Delta Z < 0$ かつ $\beta \leq \theta$ の場合：

$$\begin{aligned} X_0 &= d \\ Y_0 &= L \cos \alpha \\ Z_0 &= h - L \sin \alpha \\ L &= fd / k \Delta x \\ \alpha &= \beta - \theta \end{aligned} \quad (2)$$

- (3) $\Delta Z \geq 0$ の場合：

$$\begin{aligned} X_0 &= d \\ Y_0 &= L \cos \alpha \end{aligned}$$

Fig. 1 Principle of distance measurement

$$Z_0 = h - L \sin \alpha \quad (3)$$

$$L = fd / k \Delta x$$

$$\alpha = \beta + \theta$$

ただし、 f はレンズの焦点距離、 d はカメラとレーザースリット光照射装置との間の距離、 k は本光学系に固有の定数、 h はレンズの中心の高さ、 θ はカメラの傾斜角である。

上式を用いることにより、レーザ光が照射されているライン上の任意の点の位置座標が求められ、この結果を $Y-Z$ 平面で表示すると Fig. 2 のようになる。Fig. 2 に示される計測結果中の、 Y 方向および Z 方向の最大値および最小値をそれぞれ $L_{\max}$, $H_{\max}$, $L_{\min}$, $H_{\min}$ とし、 $(L_{\max} - L_{\min})$ および $(H_{\max} - H_{\min})$ で囲まれる長方形の面積 S_{ALL} に対して、画像より得られる計測結果および Y 軸、 Z 軸で囲まれた面積 S_z との割合を計算する。ずり山が存在すれば、この割合は大きくなるが、ずり山が存在しなければこの値は小さな値

Fig. 2 Schematic diagram of measurements displayed in $Y-Z$ plane (Heading face-Rock pile-Floor)

となる。また計測結果にはある程度誤差を含み、さらに壁面が多少傾斜している場合などでは、Fig. 3 に示すようにずり山が存在しなくても面積比が大きくなる可能性がある。従って、次に $(L_{\max} - L_{\min})$ と $(H_{\max} - H_{\min})$ の長さの比率 LH を計算する。地面だけを対象

Fig. 3 Schematic diagram of measurements displayed in Y-Z plane (Heading face)

にした画像では、この LH の値は小さくなり、また壁面だけを対象にした画像では、逆に LH の値が大きくなる。従って、ずり山が存在する画像では、この LH の値はある範囲内の値となることが予想される。それゆえ、上述の考察を基に、以下に示すような 2 つの条件式を提案し、この 2 式を共に満足した場合、「ずり山が存在する」と判断することにする。

$$\bullet \frac{S_z}{S_{ALL}} \geq \varepsilon \quad (4)$$

$$\bullet a < \frac{(H_{\max} - H_{\min})}{(L_{\max} - L_{\min})} < b \quad (5)$$

(4) および (5) 式中の ε , a および b は条件判断のためのしきい値であり、これについては実験結果を基に、最適な認識結果が得られるような値を試行錯誤的に決定する。

次に、「有」と判断された画像に対しては、①～④のパターンが考えられるため、①～④のパターンを認識する。パターンの認識にはテンプレートマッチング法を用いる。

テンプレートとしては、Fig. 4 に示すような単純な形状のものを用いた。①および②は「壁面—ずり山—地面」に対するテンプレート、③および④は「壁面—ずり山」に対するテンプレート、⑤および⑥は「ずり山—地面」に対するテンプレートであり、また⑦は「ずり山」のみに対するテンプレートである。⑦以外については 2 つずつ用意した理由は、例えば、もし「壁面—ずり山」を撮影した画像において、壁面の部分が僅かで、大部分がずり山であった場合、マッチングの結果、③で示される「壁面—ずり山」よりも⑦の「ずり山」のみのテンプレートの方が相関が良くなり、その結果、認識結果を「ずり山」と出力する危険性が

Fig. 4 Templates used in this study

あり、その誤認識の可能性を少なくするために 2 種類のテンプレートを用意した。

次に、Fig. 4 に示されるテンプレートと計測結果とをマッチングさせる訳であるが、同じずり山を対象にして撮影しても、撮影の位置が変われば、計測結果は異なる。それゆえ、マッチングを容易にするため、テンプレートの大きさを 128×128 画素で作成し、また計測結果を比例配分を用いて 128×128 の大きさに変形した。すなわち、縦および横の倍率は、それぞれ $128 / (H_{\max} - H_{\min})$, および $128 / (L_{\max} - L_{\min})$ であり、この倍率を用いてテンプレートと同じ大きさに合わせた。このようにすると、いずれの計測結果もテンプレートと同じ大きさになり、マッチングが容易になる。

パターンの認識では、両者の間の距離の二乗を計算し、最小のものをパターンの候補とする。すなわち以下の式でテンプレートと計測結果との間の距離を求め、 r_i の値が最小となる時のテンプレートをパターン認識の結果として出力する。

$$r_i = \sum_{j=1}^n (T_j - O_j)^2 \quad (6)$$

i : テンプレートの番号

T_j : テンプレートの特徴量

O_j : 実際の対象物の特徴量

$T_j - O_j$ は、実際には以下のようにして求めた。Fig. 5 に示すように計測結果を n 点に離散化し、計測点 j が領域 A にある場合は、 j 点から鉛直線を引き、地面に相当する水平軸までの距離を $T_j - O_j$ とし、 j 点が

Fig. 5 Schematic diagram for matching between measured results and templates

領域Bにある場合は、j点から水平方向および鉛直方向に線をのばし、それぞれがテンプレートの線分に到達するまでの距離の和を $T_j - O_j$ とし、またj点が領域Cにある場合は、j点から水平線を引き、壁面に相当する鉛直軸までの距離を $T_j - O_j$ とした。

一方、“無”と判断された画像に対しては、比率LHの値を用いれば、⑤～⑦のパターンの認識は容易に行われる。

3. 実験装置および画像の一例

本実験で用いた装置の概略をFig. 6に示した。CCDカメラは水平より 10° 傾斜させて設置し、レンズ中心の高さは、 $h = 188\text{mm}$ である。またレーザースリット光照射装置はカメラと 100mm 離して設置してある。カメラはSONY社製CCD-MCIを用いた。レンズの焦点距離は $f = 6.207\text{mm}$ である。実験に用いた画像

Fig. 6 Outline of experimental apparatus

処理装置はPIAS社製のLA-525であり、パーソナルコンピュータと接続され、種々の処理が連続的にできるようになっている。本画像処理装置では、アナログ画像は 512×512 画素に標本化され、それぞれの画素に対して256階調に量子化され、デジタル画像に変換される。

Fig. 7に、撮影された画像の2値画像および細線化処理を施した画像の一例を示した。Fig. 7(1)～(3)は、それぞれ「壁面—ずり山—地面」、「壁面—ずり山—

Fig. 7(1) An example of original and thinned image (Heading face-Rock pile-Floor)

Fig. 7(2) An example of original and thinned image (Heading face-Rock pile)

Fig. 7 (3) An example of original and thinned image (Rock pile-Floor)

Fig. 8 Explanation of detecting center point

Fig. 9 (1) Measured results (Heading face-Rock pile-Floor)

および「ずり山—地面」を撮影したものである。(a)は2値画像を、また(b)は細線化処理を施した後の結果を示している。必要な情報はレーザースリット光の画像のみであるため、光源を点灯しないで撮影を行っ

Fig. 9 (2) Measured results (Heading face-Rock pile)

Fig. 9 (3) Measured results (Rock pile-Floor)

ている。そのため、図に示されるようにレーザーのラインのみが写っている。

細線化処理は以下のようにして行った。初めに、撮影された原画像に対して画像強度値のしきい値を30として2値化処理を行う。その結果、レーザー光の部分はFig. 7に示すようにある幅を持って検出されるので、例えば、Fig. 8に示すように $Z_i = Z_{i0}$ の横1ラインにおいて画像強度値が0から255に変化する点Aおよび255から0に変化する点Bの2点を求め、その中点Cを検出する。これを全ての Z_i に対して行い、C点のみをプロットすればFig. 7 (b)に示されるような結果が得られる。なお、しきい値30は、レーザー光の反射の影響等を考慮し、試行錯誤により決定した。

またFig. 9は、Fig. 7のそれぞれについて、(1)式より求められる距離計測結果をY-Z平面で表したものである。

4. 結果および考察

本研究で提案するアルゴリズムの有効性を確かめるために実験を行った結果を Table 1 に示した。Table 1 には撮影された 31 画像に対して有無判断およびパターン認識を行った際の成功率を示したが、本研究で提案したずり山存在の条件式による有無判断においては、100% の成功率を示した。なお、この際に用いた (4) および (5) 式中のしきい値は、画像の解析結果を基に、パターン認識の結果が最も良好になる値をそれぞれ試行錯誤的に決定し、それぞれ $\varepsilon = 0.2$, $a = 0.2$ および $b = 3.0$ の値が得られた。Table 1 にはパターン認識の結果も併せ示した。ここに示されるように、パターン認識の成功率は約 80% であった。ここでの誤判断は全てずり山存在画像に対して生じたが、これは、ずり山などの本来不定形である対象物に対して、直線で近似した単純なテンプレートを用いたことに起因していると考えられる。これに対処する方法の 1 つとして、より複雑なテンプレートを用意することが挙げられるが、不定形のものを対象にするには、極端に言えば無数のテンプレートを用意しなければならず、

Table 1 Recognition results

Judgment for the Existence of the Rock Pile	Pattern Recognition by Use of the Minimum Distance	Pattern Recognition by Use of the Algorithm Proposed in This Study
100%	80.6%	100%

Fig. 10 Examples of calculated results for distance between templates and measured results

これでは現実味に欠ける。そこで、本研究では以下のようなアルゴリズムを提案する。

Fig. 10 にマッチングの結果の一例を示した。縦軸は (6) 式より計算されるテンプレートと計測結果との間の距離を示し、横軸は候補の順位を示している。すなわち、1 は r の値が最小になったテンプレートを、2 および 3 は r の値が 2 番目および 3 番目に小さいテンプレートを示す。Fig. 10 の (a) および (b) は認識が正しく行われた時の結果であり、(c) および (d) は認識が正しく行われなかった時の結果である。これを見ると、第 1 候補の r の値そのものが小さく、かつ第 2 および第 3 候補の r の値との差が大きい場合は認識が正しく行われるが、第 1 候補の値が第 2 および第 3 候補の r の値と比べて、あまり差が大きいような場合には、認識が正しく行われない確率が高いことが分かる。それゆえ、本研究では、次のようなアルゴリズムを提案する。すなわち (6) 式から計算される r_i の値および (7) 式に示す関係式を用いて、最終的にパターンを判断するようにする。

$$r_1/2 < (r_2 - r_1) \quad (7)$$

上式を満足するものは、認識の結果として“第 1 候補”を出力し、それ以外は“第 1、第 2 あるいは第 3 候補のいずれかである”と出力する。

新たなアルゴリズムを用いたパターン認識の結果は、Table 1 に示したように 100% となった。ただし、“第 1、第 2 あるいは第 3 候補のいずれかである”と

Fig. 11 Flow chart of procedure

出力された結果は、31 画像中 6 枚あり、この場合は実際の画像が第 4 候補でなく、第 1, 第 2 あるいは第 3 候補であれば、誤判断ではないとして成功例にカウントした結果であり、従って、全てのパターンが一意に認識されたということではない。“第 1, 第 2 あるいは第 3 候補のいずれかである”と判断された場合には、機械自身が前進あるいは後退して新たに画像を撮影し、(7) 式を満足するような状態が得られるまで同様な操作を繰り返せば、確実なパターン認識が行われると考えられる。

なお、本アルゴリズムを用いて、撮影された画像から認識結果を出力するまでの処理時間は約 1 秒であり、ほぼリアルタイム処理が可能であることが確認された。また、全体の処理の流れを Fig. 11 に示した。

5. むすび

本研究では、知能開発機械ロボット実現への基礎的研究として、画像とレーザースリット光を用いた破碎堆積物認識のためのビジョンシステムの構築を試みた。本研究で提案したアルゴリズムを用いると、ずり山存在の有無は 100%，また堆積の状態もほぼ認識されることが分かり、本システムの有効性が確かめられたものとする。なお、本アルゴリズムによってもパターンを一意に特定し得ない場合は、撮影した位置から前進あるいは後退して撮影し直すことなどが必要になると考えるが、これらは今後の課題であり、さらにこの

視覚情報の他に、実際に対象物にバケットか何かで触れてみるといった力覚情報などを統合させ、より詳細な環境認識を試みる予定である。

主な記号

d	: CCD カメラとレーザースリット光との間の距離	[m]
f	: 焦点距離	[m]
$H_{\max}$	: 距離計測結果における Z 方向の最大値	[m]
$H_{\min}$	: 距離計測結果における Z 方向の最小値	[m]
h	: レンズの中心までの高さ	[m]
k	: 測定系の定数	[—]
$L_{\max}$	: 距離計測結果における Y 方向の最大値	[m]
$L_{\min}$	: 距離計測結果における Y 方向の最小値	[m]
r	: テンプレートと計測結果との間の無次元距離	[—]
α	: 角度 (Fig. 1 参照)	[deg.]
β	: 角度 (Fig. 1 参照)	[deg.]
θ	: カメラの水平軸に対する傾斜角	[deg.]

参考文献

- 1) 西松 裕一, 平成 3 年度資源素材関係学会合同秋季大会分科研究会資料, pp. 29–32 (1991)
- 2) 鎌田博之, 東北大学修士学位論文 (1995)
- 3) 舟久保登, 視覚パターンの処理と認識, pp. 303–308 (1990) 啓学出版.