

## 単眼立体視によるコンピュータビジョンに関する基礎研究

岡部秀信\*・坂本真人†・谷口真也\*・浜本義彦‡

## Fundamental Study of Computer Vision by Monocular Stereovision

Hidenobu OKABE\*, Makoto SAKAMOTO†, Shinya TANIGUCHI\* and Yoshihiko HAMAMOTO‡

## ABSTRACT

Computer vision is expected to be the most common vision for intelligent robots and various visual systems. In computer vision, several methods for solving shape-from-shading problem have been proposed. In general, the problem of computing the shape of an object from the shading in an image can be thought of as the problem of reconstructing one surface (height of the object above some reference plane) from another surface (brightness in the image plane)[4]. However, those methods must assume that a reflectance function is known. This assumption is a major obstacle in many practical situations. We propose a method for solving shape-from-shading problem with an unknown reflectance function, which is estimated by learning in the back-propagation network. In this method, the reflectance function is approximately realized on neural networks and is applied to the shape-from-shading problem. From a lot of experimental results, we show that our method works well on the whole.

Key Words : computer vision, monocular stereovision, shape-from-shading, back-propagation learning

## 1 はじめに

人間は視覚機能を通して、3次元世界の2次元投影平面から3次元世界を理解していると言われている。コンピュータビジョンの研究の目的は、この人間の持つ視覚機能を工学的に実現することを究極の目的としている [1]。2次元画像から3次元物体を復元する時に問題となるのが奥行き情報である。数学的には2次元の情報から3次元の情報を得ることは不可能である。これを不良設定問題という。そのため3次元物体を復元する一般的な手法に三角測量を利用し、2枚の画像の視差から物体の奥行き情報を得て復元するステレオ立体視がある [2]。これに対して、1枚の陰影画像から物体の形状復元をする手法のひとつに Shape-from-Shading という手法がある。ステレオ立体視が物体のテクスチャに強く依存するのに対し、Shape-from-Shading は物体の反射光輝度値を利用するため、テクスチャの変化に強い。またステレオ立体視が2枚の画像の対応点の処理に計算時間が必要なのに対して、Shape-from-Shading はその時間を必要としない等の利点が挙げられる。ただし、ステレオ立体視に比べ強い拘束条件が必要になってくる。しかしコストやスペースの問題からカメラが複数設置できない人工衛星など

では、単眼視による形状復元の確立が必要とされている。本研究では、Shape-from-Shading による3次元物体の復元を行い、正則化パラメータの値が復元結果にどのような影響を及ぼすかを数値実験によって調べ、考察する。

## 2 Shape-from-Shading

Shape-from-Shading (以下 SFS) とは、陰影画像から3次元物体の表面の幾何学的構造を推定しようという研究である [4,6-8]。物体が拡散反射物体の場合、反射光と入射光には次のような関係がある (Fig.1 参照)。

$$I = ir \cos \alpha \quad (1)$$

ただし、 $i$  は入射光強度、 $r$  は反射率係数、 $I$  は反射光強度である。

いま観測者の方向を  $z$  軸とした右手系の座標をとった場合、物体の表面の傾きは勾配平面上で

$$\begin{cases} p(x,y) = \frac{\partial z(x,y)}{\partial x} \\ q(x,y) = \frac{\partial z(x,y)}{\partial y} \end{cases} \quad (2)$$

と表される。ただし、 $z(x,y)$  は物体面の高さ。

求めようとする物体の表面形状が  $z = f(x,y)$  で表されるとする。このとき、点  $(x,y,z)$  における法線ベクトルは  $(f_x, f_y, -1)$  となる。ここで  $p=f_x, q=f_y$  とする。求

\*宮崎大学 情報工学専攻大学院生

†宮崎大学 情報システム工学科助教授

‡山口大学 知能情報システム工学科教授

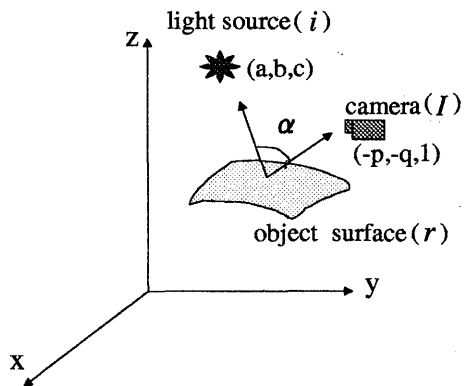


Fig. 1 入射光と反射光の関係

める物体が拡散反射物体の場合、反射輝度値  $I(x, y)$  と法線ベクトルの関係は次式で表される。

$$\begin{aligned}
 I(x, y) &= R(p, q) \\
 &= ir \frac{-ap - bq + c}{\sqrt{1 + p^2 + q^2} \sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

ただし、 $i$ は入射光強度、 $r$ は反射率係数、光源方向は  $(a, b, c)$  である。 $i, r, (a, b, c)$  は既知とする。観測した輝度値  $I$  と (3) 式の関係から  $p, q$  を求めることができれば、各点における物体表面の傾きがわかるため物体の形状を決定することができる。これが SFS の考え方である。

しかし (3) 式からわかるように、観測輝度値  $I$  がわかっても  $p, q$  の値を一意に決定することはできない。なぜならば (3) 式を満たすような  $p, q$  の組み合わせは無数に存在するからである。このような問題を不良設定問題という。しかし何らかの付加的な情報を与えれば、求めたい  $p, q$  の組み合わせが求まる。

### 3 SFS の数値解法

SFS は、標準正則化 (standard regularization) で解くことができる [3,5]。標準正則化では、

$$y = Az \tag{4}$$

において、観測データ  $y$  から  $z$  を推定するとき、次式で与えられる目的関数を最小化する最適化問題とする。

$$E = \|Az - y\|^2 + \lambda \|Pz\|^2 \tag{5}$$

ここで、 $\|\cdot\|$  はノルムであり、第1項の  $\|Az - y\|^2$  はデータと解との差を表し、ペナルティ汎関数という。また、第2項の  $\|Pz\|^2$  は安定化汎関数と呼ばれ、制約条件に相当するものであり、 $\lambda$  (正則化パラメータ) は制約条件の強さを表す。この方法は  $E$  を最小化する汎関数を見つけることであり、変分法によって解くことができ

る [2]。Shape-from-Shading では、第2項に物体表面の滑らかさを制約条件として与え、解を求めていく。具体的には以下のような汎関数を最小化する  $p, q$  を求めればよい。

$$\begin{aligned}
 E &= \int \int \{ [I(x, y) - R(p, q)]^2 \\
 &+ \lambda (p_x^2 + p_y^2 + q_x^2 + q_y^2) \} dx dy
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

しかし、 $p, q$  がそれぞれ  $p = \frac{\partial z(x, y)}{\partial x}, q = \frac{\partial z(x, y)}{\partial y}$  であることに注目すると、 $z = 0$  の点 (画像上の輪郭線、外縁線ともいう) では  $p, q$  を求めることができない。したがって (6) 式をそのまま適用できない (この  $p, q$  を用いた空間をグラディエント空間という)。そこで、このグラディエント空間 (以下  $p - q$  空間) の代わりに極投影平面 (Stereographic 平面) を用いる。極投影平面 (以下  $f - g$  平面) は、物体を極投影した平面で、外縁線上の点も有限の点として表現できる。 $f, g$  は  $p, q$  を用いると以下のように表現できる。

$$\begin{cases}
 f(p, q) = \frac{2p}{1 + \sqrt{1 + p^2 + q^2}} \\
 g(p, q) = \frac{2q}{1 + \sqrt{1 + p^2 + q^2}}
 \end{cases}
 \tag{7}$$

すると、(6) 式は次のように書き換えられる。

$$\begin{aligned}
 E &= \int \int \{ [I(x, y) - R(f, g)]^2 \\
 &+ \lambda (f_x^2 + f_y^2 + g_x^2 + g_y^2) \} dx dy
 \end{aligned}
 \tag{8}$$

この  $E$  を最小にする  $f, g$  をオイラー方程式で求め、反復法で解いて離散表示にすると以下のような  $f, g$  を求める式になる。

$$\begin{cases}
 f_{i,j}^{k+1} = \overline{f}_{i,j}^k + \frac{1}{4} [I_{i,j} - R(f_{i,j}^k, g_{i,j}^k)] \frac{\partial R(f_{i,j}^k, g_{i,j}^k)}{\partial f} \\
 g_{i,j}^{k+1} = \overline{g}_{i,j}^k + \frac{1}{4} [I_{i,j} - R(f_{i,j}^k, g_{i,j}^k)] \frac{\partial R(f_{i,j}^k, g_{i,j}^k)}{\partial g}
 \end{cases}
 \tag{9}$$

反復法をおこなうにあたり、初期値として外縁線上の点の傾きを与える必要がある。 $p, q$  を  $f, g$  に変換したのはこのためである。

### 4 実験

今回行った実験環境は Table.1 の通りである。なおサンプル画像と理想的な復元図は、それぞれ Fig.2 と Fig.3 である。今回の実験の目的は、正則化パラメータ  $\lambda$  の値が復元結果にどのような影響を与えるか確認することである。

使用マシン	Sun Ultra80
OS	Solaris 8
サンプル画像	65x49 グレースケール画像 (8bit)
画像フォーマット	pgm 形式
物体形状	半径 23 の球
反射特性	拡散反射
光源方向 $(a, b, c)$	$(0, 0, 1)$
反射率係数 $r$	1.0

Table.1 実験環境

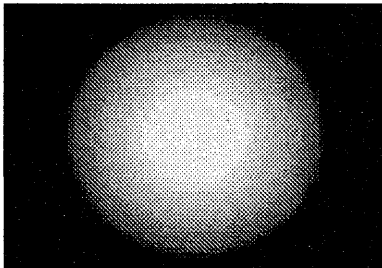


Fig. 2 サンプル画像 (半径 23 の球)

### 5 実験結果

実験手順は以下の通りである。

1. 画像にラベル付けをし、復元したい領域を切り取る。
2. 切り取った画像の輪郭線の点の情報をファイルに保存する。(rinkaku.dat)
3. 輪郭線より内部の点の情報をファイルに保存する。(naibu.dat)
4. SFS のプログラムに rinkaku.dat, naibu.dat で対象画像の情報を与え、物体表面の傾き  $p, q$  を推定する。
5. 推定した  $p, q$  より 3次元物体を復元する。

数値実験によって復元した画像を Fig. 4 に示す。

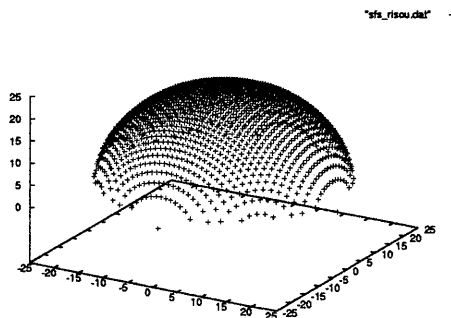
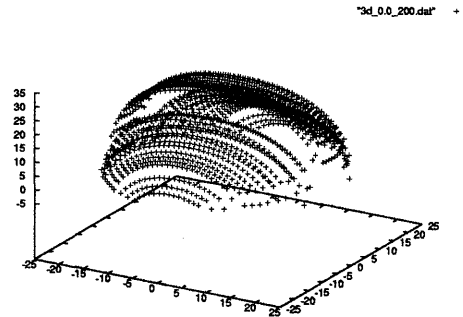
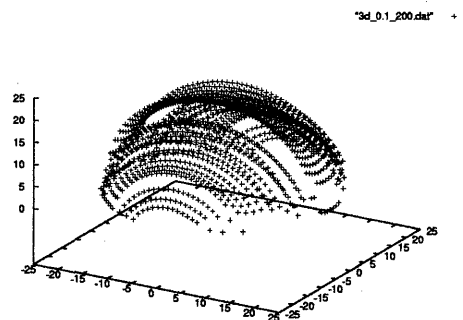


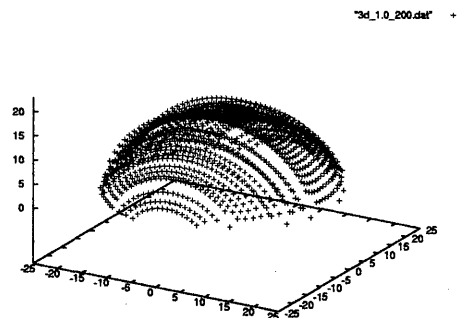
Fig. 3 理想的な復元図



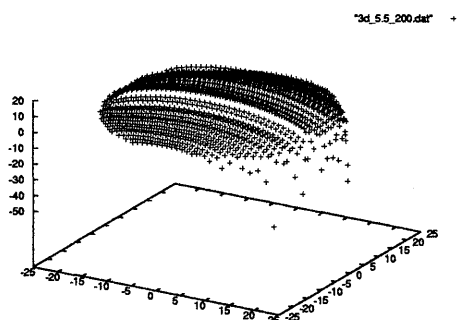
$(\lambda = 0.0$  反復回数 200)



$(\lambda = 0.1$  反復回数 200)



$(\lambda = 1.0$  反復回数 200)



$(\lambda = 5.5$  反復回数 200)

Fig. 4 数値実験による復元図

## 6 考察

傾きの投影図よりわかることは、どのパラメータの時も  $f, g$  の範囲が理想的な投影図の  $f, g$  の範囲よりも大きく復元されていることである (Fig. 4 参照)。これが輪郭線付近の傾きの誤推定に大きく影響を及ぼしていることが、復元図よりわかる。 $\lambda = 0.0$  は輝度誤差をまったく考慮していないため、滑らかさ条件のみで復元した結果、中央部分の復元に失敗したと考えられる。 $\lambda = 0.1$  は、 $\lambda = 0.0$  より輝度誤差を若干考慮にいられているため、全体的な形は理想的な復元に近づいている。しかし輝度誤差の割合が足りないためか、中央部分の復元に失敗している。 $\lambda = 1.0$  は4つのパラメータの中では一番良好な結果が得られている。これは滑らかさ条件と輝度誤差のバランスが均等にとれているからだと思われる。中央部分の復元もうまくできている。最後に  $\lambda = 5.5$  は滑らかさ条件よりも輝度誤差を重視するためか、面の傾きがまったく復元できていない。そのため、高さの復元に失敗している。

これらのことから、SFS はパラメータの値に敏感であることがわかる。滑らかさ条件または輝度誤差のどちらか一方を重視すると、物体の中央部分が間違った推定をされてしまう。誤推定をしないパラメータを見つけることは非常に難しいと言える。

## 7 おわりに

本実験によって、SFS が正則化パラメータの値に敏感であることがわかった。またパラメータの値に敏感ではあるが、どのパラメータの値においても、ある程度の復元結果が得られることもわかった。今回は人工的に作成した画像でしか実験を行っていないが、SFS が3次元物体の復元において実際に有用であるかを確認するには、実画像においても良好な復元結果が得られるか確認する必要がある。単眼視による3次元物体の復元は制約条件が多く、決定的な手法が開発されていないのが現状である。制約条件の少ない精度の良い手法の開発が今度の課題だと言える。

## 参考文献

- [1] 横矢和直：コンピュータビジョンにおける逆問題とその解法，システム/制御/情報学会，Vol.35, No.10, p601-609 (1991)
- [2] 谷口 慶治・編：画像処理工学 (基礎編)，共立出版 (1996)
- [3] 坂上，横矢：弛緩法と正則化，情報処理学会論文誌，Vol.30, No.9, p1047-1057 (1989)
- [4] Katsushi Ikeuchi, Berthold K.P. Horn：Numerical Shapes from Shading and Occluding Boundaries, Artificial Intelligence, 17, p141-184 (1981)
- [5] 横矢，坂上：画像理解と最適化原理，電子情報通信学会，Vol.74, No.4, p326-334 (1991)
- [6] 近藤，許，田中，熱田：零交差を用いた濃淡画像からの光線方向および3次元形状推定法，東海大学工学部紀要，Vol.31, No.2, p43-49 (1991)
- [7] Guo-Qing Wei, Gerd Hirzinger：Parametric Shapes-from-Shading by Radial Basis Function, IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, Vol.19, No.4, p353-365 (April, 1997)
- [8] 岡谷 貴之：画像陰影からの形状復元に関する研究，東京大学 大学院 情報理工学系研究科博士論文 (1999)