

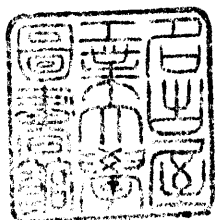
2次元濃淡画像からの  
3次元物体の形状再構成に関する研究

田中秀和

名古屋工業大学博士論文

乙第74号(論文申請による)

1994年12月 / 日授与



# 目次

<b>1</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
1.1	研究の背景及び目的	1
1.2	本論文の構成	2
<b>2</b>	<b>単方向フォトメトリックフローフィールド法</b>	<b>9</b>
2.1	まえがき	9
2.2	照明の方程式	10
2.2.1	座標系	10
2.2.2	画像濃度の方程式	12
2.2.3	方向微分の方程式	12
2.3	UPFFの原理	13
2.3.1	表面法線方向の推定	13
2.3.2	UPFF法	15
2.3.3	双対性の原理	17
2.3.4	比例係数や光源方向（天頂角成分）の推定	19
2.4	コンピュータシミュレーション	20
2.4.1	方向微分の近似	20
2.4.2	近似誤差の評価	21
2.4.3	量子化誤差の評価	22
2.4.4	形状再構成アルゴリズム	25
2.4.5	形状再構成シミュレーション	26
2.5	むすび	31
<b>3</b>	<b>照明方向が未知の場合の形状再構成</b>	<b>33</b>
3.1	まえがき	33
3.2	画像濃度及びその方向微分に関する方程式	34
3.3	形状再構成の方法	36
3.3.1	表面法線方向の推定	36

3.3.2	照明方向の推定 . . . . .	37
3.4	コンピュータシミュレーション . . . . .	39
3.4.1	方向微分の近似 . . . . .	39
3.4.2	近似誤差評価 . . . . .	40
3.4.3	量子化誤差評価 . . . . .	40
3.4.4	形状再構成アルゴリズム . . . . .	41
3.4.5	曲面体の形状再構成 . . . . .	42
3.5	むすび . . . . .	42
<b>4</b>	<b>照明方向の推定を必要としない形状再構成</b>	<b>45</b>
4.1	まえがき . . . . .	45
4.2	形状再構成の原理 . . . . .	45
4.3	シミュレーション . . . . .	47
4.3.1	方向微分の近似 . . . . .	47
4.3.2	形状再構成アルゴリズム . . . . .	48
4.3.3	多面体および曲面体の形状再構成 . . . . .	48
4.4	むすび . . . . .	49
<b>5</b>	<b>光沢を含む面の形状再構成</b>	<b>53</b>
5.1	まえがき . . . . .	53
5.2	画像濃度の方程式 . . . . .	54
5.3	非線形最適化法による形状再構成 . . . . .	58
5.3.1	最適化の評価関数 . . . . .	58
5.3.2	非線形最適化法 . . . . .	59
5.3.3	初期値の選定 . . . . .	60
5.3.4	形状再構成のアルゴリズム . . . . .	60
5.4	シミュレーション . . . . .	61
5.4.1	オフセット値および量子化による誤差評価 . . . . .	61
5.4.2	初期値の選定の影響 . . . . .	62
5.4.3	評価関数の評価 . . . . .	66
5.4.4	形状再構成シミュレーション . . . . .	67
5.5	むすび . . . . .	67
<b>6</b>	<b>点光源照明への拡張</b>	<b>71</b>
6.1	まえがき . . . . .	71
6.2	点光源照明法 . . . . .	72
6.2.1	座標系 . . . . .	72
6.2.2	画像濃度の方程式 . . . . .	73

目次	iii
6.3 形状再構成の方法	73
6.4 比例係数や点光源の位置の推定	76
6.5 コンピュータシミュレーション	79
6.6 むすび	81
<b>7 ニューラルネットワークを利用した形状再構成</b>	<b>85</b>
7.1 まえがき	85
7.2 画像濃度の方程式	87
7.2.1 座標系	87
7.2.2 画像濃度の方程式	87
7.2.3 照度差ステレオ法における連立方程式	88
7.3 ニューラルネットワークによる学習	88
7.3.1 バックプロパゲーション	88
7.3.2 反射特性パラメータを既知とした場合の学習	91
7.3.3 反射特性パラメータを未知とした場合の学習	92
7.4 コンピュータシミュレーションおよび実験	96
7.4.1 反射特性パラメータを既知とした場合	96
7.4.2 反射特性パラメータを未知とした場合	98
7.5 むすび	109
<b>8 あとがき</b>	<b>111</b>



# 目次

1.1	本論文の構成	3
2.1	UPFF法の座標系	11
2.2	PF法における微小変化の方向	15
2.3	UPFF法における微小変化の方向	16
2.4	画像濃度と方向微分の画像	18
2.5	近似誤差の評価 ((a) 前進差分法 (b) 中心差分法)	23
2.6	量子化誤差の評価	24
2.7	入力画像	27
2.8	形状再構成の例 (曲面体)	28
2.9	形状再構成の例 (曲面体—続き)	29
2.10	形状再構成の例 (多面体)	30
3.1	座標系	35
3.2	量子化誤差の評価	41
3.3	形状再構成の例 (曲面体)	43
3.4	形状再構成の例 (曲面体—続き)	44
4.1	形状再構成の例 (曲面体)	50
4.2	形状再構成の例 (多面体)	51
5.1	光沢のある半球の入力画像	55
5.2	Phong のモデルの反射特性	56
5.3	オフセット値と収束するまでの繰り返し計算回数	63
5.4	濃度分解能と収束するまでの繰り返し計算回数	64
5.5	量子化画像からの形状再構成の例	65
5.6	最適化の評価関数	68
5.7	再構成された多面体及び曲面体	69
6.1	点光源照明法の座標系	74



6.2	形状再構成の例 . . . . .	80
6.3	10 ビット量子化画像での形状再構成 . . . . .	81
6.4	10 ビット量子化画像での目的関数 $E(Z_s)$ のグラフ . . . . .	82
7.1	ニューラルネットワークへの3枚の入力画像 (半球) . . . . .	89
7.2	ニューラルネットワークの構成 . . . . .	90
7.3	特徴点の選択基準 . . . . .	93
7.4	2段のニューラルネットワークの構成 . . . . .	95
7.5	傾き分布の学習曲線 . . . . .	97
7.6	既知の反射特性での形状再構成の例 . . . . .	99
7.7	入力画像、ノイズ重畳画像と選択された特徴点分布 (半球) . . . . .	100
7.8	再合成画像の等輝度線 ( $s = 0.4, n = 30$ の半球) . . . . .	101
7.9	再構成された傾き分布 ( $s = 0.4, n = 30$ の半球) . . . . .	103
7.10	ピンポン球の画像と再合成画像の等輝度線 . . . . .	104
7.11	ピンポン球の再構成された傾き分布 . . . . .	105
7.12	3枚のノイズ重畳入力画像 ( $s = 0.28, n = 16$ の半球) . . . . .	106
7.13	再合成画像の等輝度線 ( $s = 0.2, n = 20$ のネットワークで学習した $s = 0.28, n = 16$ の半球) . . . . .	107
7.14	再構成された傾き分布 ( $s = 0.2, n = 20$ のネットワークで学習した $s = 0.28, n = 16$ の対象物体) . . . . .	108

# 表 目 次

1.1	各章の内容総括表 . . . . .	7
2.1	フォトメトリックフローフィールド法と画像枚数 . . . . .	14
5.1	初期値の選定と収束までの繰り返し計算回数 . . . . .	66
7.1	2段ネットワークにおける学習ケース . . . . .	96
7.2	再合成画像とオリジナル画像との平均2乗誤差 ( $s = 0.4, n = 30$ の半球) . . . . .	102
7.3	再構成された傾きの誤差評価 ( $s = 0.4, n = 30$ の半球) . . . . .	102
7.4	再合成画像とオリジナル画像との平均2乗誤差 ( $s = 0.28, n = 16$ の半球) . . . . .	107
7.5	再構成された傾きの誤差評価 ( $s = 0.2, n = 20$ ) . . . . .	109
7.6	再構成された傾きの誤差評価 ( $s = 0.28, n = 16$ ) . . . . .	109

# Chapter 1

## はじめに

### 1.1 研究の背景及び目的

人間にとって視覚とは、自身の置かれた環境をすばやく認識する上で非常に重要な能力である。具体的に目から入力される情報は、視野に広がる3次元世界が網膜に投影された画像、即ち2次元の画像である。これをもとにもとの3次元情報を的確に再構成することが、コンピュータによる視覚いわゆるコンピュータビジョンの主要な研究テーマである。

画像から3次元情報を再構成するための代表的な方法としては、両眼視差を利用するもの、濃淡情報を利用するもの、位置に関する情報を利用するもの、形に関する情報を利用するものなどがある。このうち、画像の濃淡情報を利用する方法は *Shape from Shading* と呼ばれ、Horn によって定式化された [1],[2]。その後 Woodham によって提案された照度差ステレオ法では、同じ対象を光源の方向を変えて、同一視線方向から観測した複数枚の画像から物体面の面素の傾きを再構成した [3]。この方法はシステムがシンプルであり、また画像間における画素の対応付けを必要としないため、形状再構成が高速に実施できるという利点がある。標準的な照度差ステレオ法においては、独立した3方向からの平行光線で照明された3枚の画像をもとに、物体の面の局所的な傾きを決定でき、その応用として、いくつかの拡張がなされてきた [4],[5],[12]。しかしながら3つの平行光線照明の位置を既知の情報として与える必要があることや、複数の光源を互いに独立な位置に配置するため、対象物体に対して共通に照明が当てられる領域のみに再構成が限定され、その領域が狭いという問題点もあった。

その後、Wolff の提案するフォトメトリックフローフィールド法（以下PFF法と略す）は、照明方向の微小変化を利用することによって、照明機構をよりシンプルにした [6]。また岩堀らは平行光線照明に代え、点光源照明を導入することにより、画像の濃淡情報から直接傾きのみならず、対象物体の空間的位置を再構成する点光

源照明ステレオ法 [13],[15]、また 3 方向の平行光線照明の天頂角の情報を未知とした場合の照度差ステレオ法の拡張を提案してきた [21]。

本研究ではこれらの背景と問題点をふまえて、濃淡画像をもとにもとの 3 次元物体の形状を再構成する新たな方法を提案する。照度差ステレオ法のもつ、シンプルな観測系のシステムを維持したままこれらの問題点を補うための方法として、照明方向をある基準方向をベースにして微小変化させ、PFF法と比較してより照明機構を簡素化した上で形状再構成する方法として、単方向フォトメトリックフローフィールド法（以下UPFF法と略す）を提案する。また照明位置が既知でなければならないといった条件を緩和する各種の方法を提案する。さらに、照度差ステレオ法では対象物体に関してその表面反射特性が完全拡散面を基本としていたが、本論文では、それに限定せず、光沢面に拡張する。また照明方向の微小変化アプローチを点光源照明ステレオ法に拡張し、点光源の位置を微小変化させることによって、得られる画像濃度分布から対象物体の形状及び位置を再構成する方法を提案する。また、照度差ステレオ法の拡張としてニューラルネットワークを利用して光源位置が未知の場合の形状再構成を試みた。そして、光沢面を含む対象物体に対しても 2 段のニューラルネットワークを用いて形状を再構成する方法を提案する。

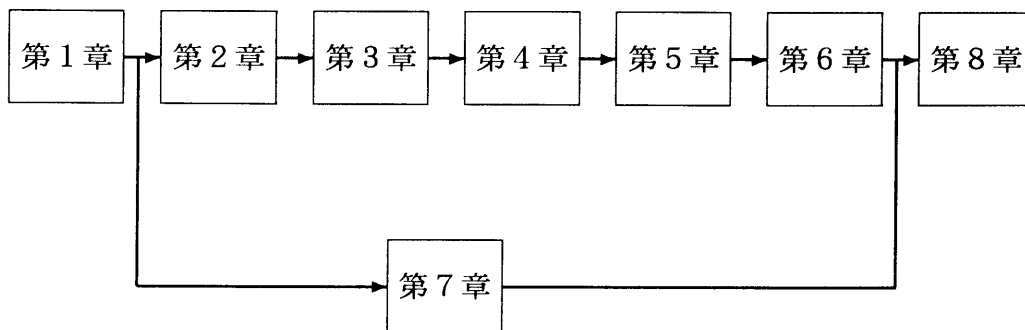
## 1.2 本論文の構成

本論文は次の 8 章から構成されている。内容展開を図 1.1 に示す。

- 第 1 章 はじめに
- 第 2 章 単方向フォトメトリックフローフィールド法
- 第 3 章 照明方向が未知の場合の形状再構成
- 第 4 章 照明方向の推定を必要としない形状再構成
- 第 5 章 光沢面への拡張
- 第 6 章 点光源照明への拡張

- 第7章 ニューラルネットワークを利用した形状再構成
- 第8章 あとがき

図 1.1: 本論文の構成



第1章では、本論文の背景および本研究の目的を述べ、他の研究との関連について言及した。

第2章では、単方向フォトメトリックフローフィールド法についてその原理、形状再構成アルゴリズムおよびコンピュータシミュレーションについて述べる。照度差ステレオ法においては、3つの平行光線照明の位置を既知の情報として与える必要があることや、複数の光源を互いに独立な位置に配置するため、対象物体に対して共通に照明が当てられる領域のみに再構成が限定され、その領域が狭いという問題点がある。それに対して、PFF法では、ある照明方向からの1枚の画像と、その照明方向を天頂角方向及び方位角方向に各々微小変化させて、その条件下で得られた2枚の画像、合計3枚の画像から対象物体の局所的な表面の傾きを再構成することができる。その際、光源を1箇所にとめることができるため、再構成領域が広がるというメリットがある。しかしながら、PFF法においては、照明機構として、天頂角と方位角との2つの方向に微小変化する自由度が必要であり、実際の応用を考えたとき、よりシンプルな機構が望ましい。またPFF法においては、任意の局所表面（面素）の傾きを決定するためには、3本のフローフィールド曲線の交点の情報を求め、それをもとに決定する必要があった。

第2章では、よりシンプルなUPFF法を提案する。UPFF法では、照明方向の天頂角は固定しておき、天頂角のみに微小変化させる単方向のフローフィールド機構を採用する。なお、対象物体は表面反射特性として一様な完全拡散面を持つ多

面体あるいは曲面体とした。UPFF法では、照明方向が既知であるという条件の下では、照明方向を方位角方向のみに微小変化させて得られる3枚の画像から、対象物体の局所的な表面の傾きを再構成することができる。さらに、照明方向の天頂角については、たとえそれが未知であったと仮定してもそれは2つ以上の面素の情報から推定することができることもわかった。

実際には、画像濃度をカメラ等で観測し、その画像濃度の差分を利用して方向微分の値を近似することになるが、そのために、量子化及び差分近似による誤差が再構成にどのような影響を与えるかについて、シミュレーション実験を各種試みた。またそれらの知見をもとに、多面体や曲面体に対して再構成シミュレーションを実行した。

第3章では、照明方向が未知の場合の形状再構成を提案する。PFF法やUPFF法は画像濃度とその方向微分から対象物体の形状を再構成する手法であるが、これらの方法では、照明方向の天頂角や方位角や画像生成の比例係数があらかじめ既知であるという前提が必要であった。UPFF法においては、照明方向の天頂角については未知であっても再構成できるというアルゴリズムを提案しているが、残念ながら、方位角についてはあらかじめ既知であるという条件は外せなかった。直交投影法、対象物体の完全拡散面であるという反射特性や平行光線照明であること等はこれまでと同じである。

第3章では、照明方向ベクトルの全ての成分が未知であっても形状再構成可能である方法、それらが画像濃度やその方向微分から最小2乗法によって推定可能であることを明らかにする。PFF法との大きな違いは方向微分の定義そのものにある。PFF法やUPFF法においては、照明方向は天頂角あるいは方位角方向に微小変化させていた。ここでは、照明方向単位ベクトルとして、直交座標系の各成分そのものに注目する。そして照明方向の微小変化としては各成分のオフセットをとるものである。この微小変化により画像濃度の変化をとらえ、方向微分として定義する。

この場合には画像枚数はやはり3枚必要となる。1つはオフセットが全くない標準画像であり、あとは2方向にオフセットをとった画像である。コンピュータシミュレーションによって、方向微分の近似誤差や量子化誤差の評価を行い、本方法が有効であることの評価もいくつかの曲面体を例に示した。

第4章では、照明方向の推定を必要としない形状再構成について説明する。これまでの方法は照明方向があらかじめ既知であるという条件すなわち照明方向の天頂角および方位角共に既知である、あるいは天頂角は未知でも方位角は既知であるという条件を満たさないと形状を再構成できなかった。第3章では、照明方向が未知であっても最小2乗法によって推定できることを示した。そしてそれを用いて形状を再構成するアルゴリズムを提案してきた。第4章では照明方向は未知という条件で形状を再構成する方法でかつ照明方向成分の推定作業を全く必要としない方法を提案する。従来の方法と比べて一般性も損なわれず、照明方向の推定といった処理

が不要となったため再構成アルゴリズムが簡単になった。

また従来の方法では、最小2乗法を適用するため6箇所以上の濃度の異なる面素の画像が必要となり、可視面が6面より少ない多面体には適用できなかったが、本方法は多面体の可視面数に制約はない。

第5章では、光沢面の形状再構成について拡張する。ここでは、対象とする3次元物体の表面反射特性は光沢成分を含むものとし、非線形最適化法を利用し、濃淡画像からの表面形状再構成の新しい方法を提案する。照明方向を基準方向から3つの方向に微小変化させ、合計4枚の画像をもとに、画像濃度の方向微分情報が得られるものとする。提案する方法は非線形最適化法により、その画像濃度およびその方向微分から光沢成分を含む表面反射特性を持つ対象物体の局所的な表面の法線方向を再構成する。

本方法は、対象物体として曲面体のみならず、多面体に対しても再構成できる。また照明方向があらかじめ既知であるという前提も必要としない。本方法の有効性を確認するために、シミュレーション実験によって、方向微分を求める際のオフセット値あるいは量子化の影響を調べ、初期値の選定の影響も考察した。最後に光沢成分を含む多面体や曲面体を対象物体としてもとの3次元形状を再構成した例をいくつか示した。

第6章では、点光源照明法に拡張する。照度差ステレオ法、PFF法、UPFF法あるいは画像の微分情報に基づく形状再構成法は、いずれも、光源として、平行光線照明を仮定しており、光源と対象物体とは離れた位置にあるという前提が必要であった。これに対して、PSIS法（点光源照明ステレオ法、Point Light Source Illuminating Stereo）は、光源と対象物体とが比較的接近した位置に置かれ、透視投影法に基づく、単眼立体視法である。互いに独立した位置に、複数置かれた点光源から照明されて得られた複数枚の画像から対象物体表面の座標を直接的に取り出す方法である。

ここでは、透視投影法に基づき、点光源照明を近接した1箇所にまとめ、光源を基準の位置から3方向に変化させることによって得られる3枚の画像と、もとの画像との、合計4枚の画像から、その方向微分の差分近似を求め、これらの情報をもとに、完全拡散面の対象物体の局所的な面素の深さ $Z$ および法線方向パラメータ $p, q$ を再構成するアルゴリズムを提案する。

さらに本方法の有効性をより高めるために、照明条件を緩和する。画像濃度の方程式の比例係数や点光源照明の基準位置は既知であるという前提条件は必要なく、最大画像濃度の面素の情報やすべての面素に対して満足すべき方程式を連立させることによって推定可能であることを示す。本方法の有効性を確認するために、シミュレーション実験によって、パラメータ決定の際の感度を解析した。

第7章ではニューラルネットワークを利用した形状再構成法を提案する。これまでの照度差ステレオ法の研究では、画像濃度を反射特性関数からなる方程式として

記述し、その非線形方程式を連立させて解くアルゴリズムが主体であった。そのアルゴリズムは仮定した関数によって大きく異なり、統一的に取り扱えるものではない。記憶容量と計算時間の観点から考えると、リアルタイムに傾きを求めるための並列処理的な概念を導入することのメリットは大きい。

そこで、ここでは観測される画像濃度と面素の傾きとのマッピングをニューラルネットワークにより実現する。ニューラルネットワークで学習することにより、関数の近似を可能にすることと、情報量としてコンパクトな表現が可能になるという利点を生かし、プログラミングを学習という作業に置き換えることで、計算に関わる時間を短縮することができる。

照度差ステレオ法では、3つの独立した画像濃度の方程式が得られるが、ここではニューラルネットワークにより3方向の照明のもとでの観測画像濃度に対応する面素の傾きとのマッピングを学習することによって、形状再構成を可能とする。形状再構成は光沢面に対応することも可能で、反射特性の典型的な例として、Phongのモデルを用いて表現された物体に対して再構成を試みた。またその光沢パラメータが未知の場合に対しても、キャリブレーションを必要としない形状再構成を可能にする方法も提案している。

まず、反射特性パラメータの値を既知とした場合、面素の傾きを抽出するニューラルネットワークにより、入力として3枚の画像を与え、出力として対応する2つの傾きパラメータを与え、3層のニューラルネットワークを用いて、バックプロパゲーションにより、学習を行う。次に反射特性パラメータを未知とした場合においては、半球面上から反射特性パラメータを特徴づける特徴点を複数個選択しておき、それらの情報を用いてパラメータの組合せ毎に複数個の2段ニューラルネットワークを用意し、学習させる。ここで、2段ニューラルネットワークとは、特徴点に対して学習を行うための、ニューラルネットワークを2段構成で構成し、第1段目のネットワークは特徴点の画像濃度の組から傾きの組を抽出するネットワークであり、第2段目のネットワークはその逆の特徴点の傾きの組から画像濃度の組を再合成するネットワークを構成し、それらを連結しニューラルネットワークを構成する。

結果として、予め反射特性が未知の光沢面に対しても、特徴点の情報を学習した2段のネットワークを通すことによって、真の値に近い反射特性パラメータの組合せとともに、その組合せのもとでの傾き抽出ネットワークを通すことによって対象物体の面素の傾き分布を得ることができる。コンピュータシミュレーションによって、本手法が反射特性が既知、未知いずれの場合においても、任意の対象物体の3枚の入力画像に対して望ましい傾き分布が得られることを示す。

第8章は本論文の結論をまとめ、総括した。

表1.1に各章の内容をまとめた総括表を示す。表中○は再構成可能であることを示し、×はできないあるいは考慮していないことを示す。△は部分的に可能であることを示す。…は該当のものが無いあるいは不要であることを示す。光源のうち、



平行は平行光線照明を意味し、点は点光源照明を意味する。投影方法のうち、直交は直交投影法をとることを意味し、透視は透視投影法をとることを意味する。反射特性のうち、拡散は完全拡散面を意味し、光沢は光沢面を意味する。

表 1.1: 各章の内容総括表

章	画像枚数	光源	投影方法	反射特性	勾配	位置	照明	反射	形状 P 推定法	照明 P 推定法	反射 P 推定法
2	3	平行	直交	拡散	○	×	△	…	解析的	解析的	…
3	3	平行	直交	拡散	○	×	○	…	解析的	最小 2 乗法	…
4	4	平行	直交	拡散	○	×	…	…	解析的	不要	…
5	4	平行	直交	光沢	○	×	…	×	最適化	不要	…
6	4	点	透視	拡散	○	○	○	…	解析的	最適化	…
7	3	平行	直交	光沢	○	×	…	○	学習	不要	学習



# Chapter 2

## 単方向フォトメトリックフローフィールド法

### 2.1 まえがき

Horn[1],[2]によって定式化された *Shape from Shading* および Woodham[3]によって提案された照度差ステレオ法は2次元濃淡画像からもとの3次元物体の形状を再構成するための代表的な手法である。照度差ステレオ法においては、独立した3方向からの平行光線で照明された3枚の画像をもとに、物体の面の局所的な傾きを決定でき、その応用として、いくつかの拡張がなされてきた[4],[5],[12],[21]。これに対して、Wolff[6]によって導入された、フォトメトリックフローフィールド法（以下PFF法と略す）は、照明方向の微小変化を利用することによって、照明の位置をほぼ1箇所にとどめることができる。ある照明方向からの1枚の画像と、その照明方向を天頂角方向及び方位角方向に各々微小変化させて、その条件下で得られた2枚の画像、合計3枚の画像から対象物体の局所的な表面の傾きを再構成することができる。

しかしながら、PFF法においては、照明機構として、天頂角と方位角との2つの方向に微小変化する自由度が必要であり、実際の応用を考えたとき、よりシンプルな機構が望ましい。またPFF法においては、任意の局所表面（面素）の傾きを決定するためには、3本のフローフィールド曲線の交点の情報を求め、それをもとに決定する必要があった。

ここでは、よりシンプルな、単方向フォトメトリックフローフィールド法（以下UPFF法と略す）を提案する。UPFF法では、照明方向の天頂角は固定しておき、天頂角のみに微小変化させる単方向のフローフィールド機構を採用する。

なお、対象物体は表面反射特性として一様な完全拡散面を持つ多面体あるいは曲面体とした。UPFF法は、照明方向が既知であるという条件の下では、照明方向

を方位角方向のみに微小変化させて得られる3枚の画像から、画像濃度の1階及び2階の方向微分を計算し、画像濃度とその方向微分とから対象物体のすべての局所的な表面の傾きを再構成することができる。さらに、照明方向の天頂角については、たとえそれが未知であったと仮定してもそれは2つ以上の面素の情報から推定することができることもわかった。

実際には、画像濃度をカメラ等で観測し、その画像濃度の差分を利用して方向微分の値を近似することになるが、そのために、量子化及び差分近似による誤差が再構成にどのような影響を与えるかについて、シミュレーション実験を各種試みた。またそれらの知見をもとに、多面体や曲面体に対して再構成シミュレーションを実行した。

## 2.2 照明の方程式

### 2.2.1 座標系

UPFF法での座標系を図2.1に示す。

観測系は直交投影とし、光源は一様な平行光線照明をもたらすものとする。この条件下において、ある面素について、3つの基本となるベクトル $\mathbf{n}$ ,  $\mathbf{s}$ および $\mathbf{v}$ を次のように定める。

まず、面素の単位法線ベクトル $\mathbf{n}$ は次の式で与えられる。

$$\mathbf{n} = \frac{(-p, -q, 1)^T}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (2.1)$$

ここに、 $p$  および  $q$  は面素の各々  $x$  方向、 $y$  方向の勾配を表す変数で、 $z$  の  $x$  あるいは  $y$  に関する1階の偏微分つまり、 $p = \partial z / \partial x$ ,  $q = \partial z / \partial y$  である。また光源方向の単位ベクトル $\mathbf{s}$ は、

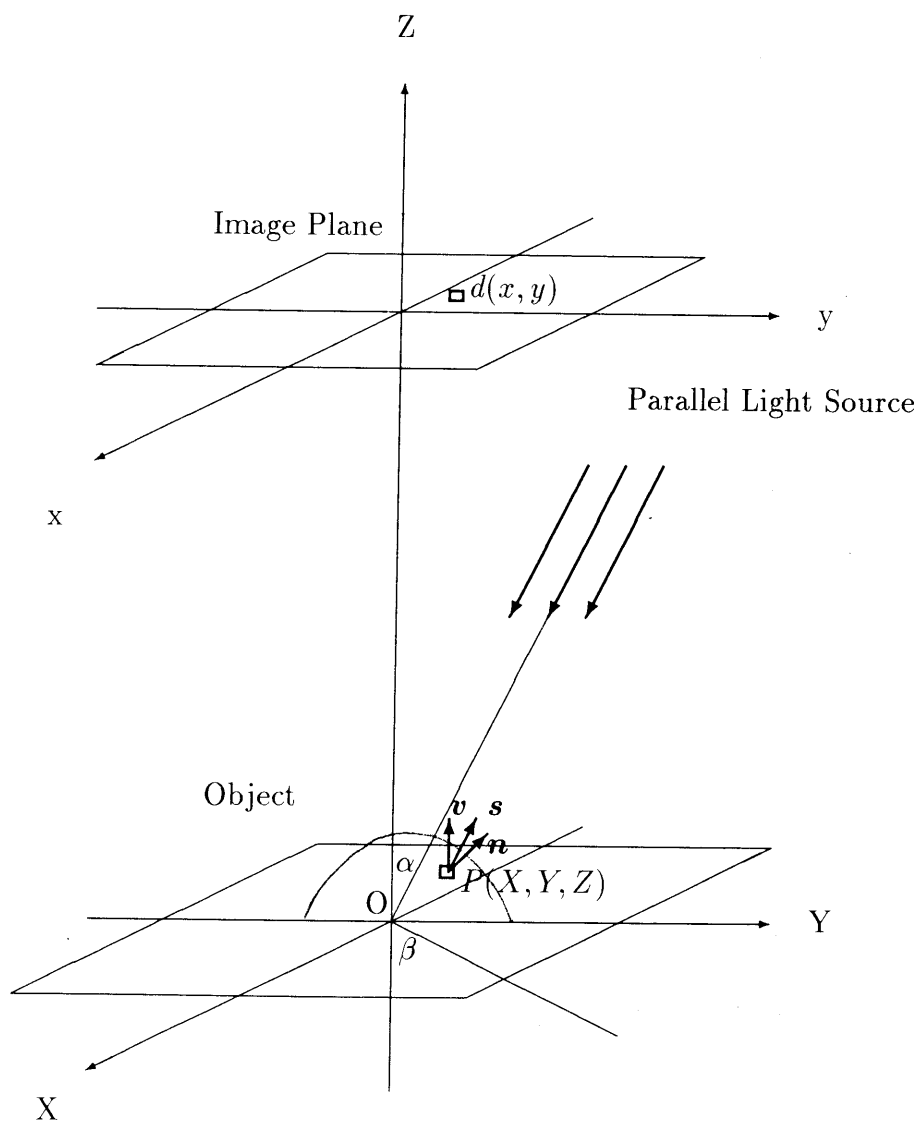
$$\mathbf{s} = (\sin \alpha \cos \beta, \sin \alpha \sin \beta, \cos \alpha)^T \quad (2.2)$$

として表され、どの面素についても一定の値をとる。ここに、 $\alpha$  は光源方向の天頂角を、 $\beta$  は方位角を表す。さらに、視線方向の単位ベクトル $\mathbf{v}$ は直交投影の条件により、

$$\mathbf{v} = (0, 0, 1)^T \quad (2.3)$$

である。またこの値はどの面素に対しても一定である。

図 2.1: U P F F 法の座標系



### 2.2.2 画像濃度の方程式

直交投影法をとれば、平行光線照明下における、対象物体の表面反射特性が完全拡散面である場合の画像濃度（画像の照度）は、

$$d(x, y) = \frac{d_0}{\pi} \rho(x, y) \cos \theta \quad (2.4)$$

と表現できる。ここに  $d(x, y)$  は観測されたピクセル  $(x, y)$  における画像濃度（ラジオメトリーにおいては照度 (irradiance) という）、また  $\rho(x, y)$  は対応する対象物体の面素における双方向反射係数 (bidirectional reflectance factor) であり、値としては  $(0 \leq \rho \leq 1)$  である。また、 $d_0$  は光源の照度であり、 $\theta$  は観測された面素における光源の入射角である。

$\rho(x, y)$  は対象物体のすべての面素について一定であると仮定することが多い。そのときには、 $\rho$  の  $(x, y)$  についての依存関係は無視することができ、一般性を損なうことなく、比例係数  $d_0 \rho / \pi$  は定数  $c$  とおくことができ、その結果、

$$d(x, y) = c \cos \theta \quad (2.5)$$

となる。ここで、比例係数  $c$  は、ガンマ特性 (Gamma property) が線形であるという仮定のもとで、光源の光度 (luminous intensity) やレンズの絞りおよび物体面の反射率 (surface albedo) によって決定される定数である。

画像濃度  $d(x, y)$  が、照明の入射角  $\theta$  の余弦法則に従うということは、完全拡散面においては、特に解析が簡単となる。

対象物体の表面材質が一様な完全拡散面であるときには、観測された画像濃度  $d$  は次の照明方程式によって決定される。

$$d = c(\mathbf{n} \cdot \mathbf{s}) \quad (2.6)$$

$$= c \frac{-p \sin \alpha \cos \beta - q \sin \alpha \sin \beta + \cos \alpha}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (2.7)$$

### 2.2.3 方向微分の方程式

画像濃度の方程式 (2.7) を照明方向に関する関数とみなし、その方向微分を考える。照明方向として天頂角および方位角を考え、方向微分は、照明方向を変数として画像濃度の 1 階及び 2 階の偏微分を次のように定める。

$$d_\alpha = \frac{\partial d}{\partial \alpha}$$

$$= c \frac{-p \cos \alpha \cos \beta - q \cos \alpha \sin \beta - \sin \alpha}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned} d_\beta &= \frac{\partial d}{\partial \beta} \\ &= c \frac{p \sin \alpha \sin \beta - q \sin \alpha \cos \beta}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \end{aligned} \quad (2.9)$$

$$\begin{aligned} d_{\alpha\alpha} &= \frac{\partial^2 d}{\partial \alpha^2} \\ &= c \frac{p \sin \alpha \cos \beta + q \sin \alpha \sin \beta - \cos \alpha}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \end{aligned} \quad (2.10)$$

$$\begin{aligned} d_{\alpha\beta} &= \frac{\partial^2 d}{\partial \alpha \partial \beta} \\ &= c \frac{p \cos \alpha \sin \beta - q \cos \alpha \cos \beta}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \end{aligned} \quad (2.11)$$

$$\begin{aligned} d_{\beta\beta} &= \frac{\partial^2 d}{\partial \beta^2} \\ &= c \frac{p \sin \alpha \cos \beta + q \sin \alpha \sin \beta}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \end{aligned} \quad (2.12)$$

## 2.3 UPFFの原理

### 2.3.1 表面法線方向の推定

局所表面法線方向のパラメータ  $(p, q)$  を未知数と考え、画像濃度の方程式とその方向微分の方程式をうまく選んで、連立させれば、解析的に解くことができる。

ここで次のような画像濃度及びその方向微分の値を要素とするベクトルを考える。

$$\mathbf{d}_w = (d, d_\alpha, d_\beta)^T \quad (2.13)$$

$$\mathbf{d}_t = (d, d_\beta, d_{\beta\beta})^T \quad (2.14)$$

$$\mathbf{d}_4 = (d, d_\alpha, d_{\alpha\beta})^T \quad (2.15)$$

$$\mathbf{d}_5 = (d, d_{\alpha\beta}, d_{\beta\beta})^T \quad (2.16)$$

またそれに対応して次のような係数行列を設定する。

$$\mathbf{A}_w = c \begin{bmatrix} \sin \alpha \cos \beta & \sin \alpha \sin \beta & \cos \alpha \\ \cos \alpha \cos \beta & \cos \alpha \sin \beta & -\sin \alpha \\ -\sin \alpha \sin \beta & \sin \alpha \cos \beta & 0 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

$$\mathbf{A}_t = c \begin{bmatrix} \sin \alpha \cos \beta & \sin \alpha \sin \beta & \cos \alpha \\ -\sin \alpha \sin \beta & \sin \alpha \cos \beta & 0 \\ -\sin \alpha \cos \beta & -\sin \alpha \sin \beta & 0 \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

$$\mathbf{A}_4 = c \begin{bmatrix} \sin \alpha \cos \beta & \sin \alpha \sin \beta & \cos \alpha \\ \cos \alpha \cos \beta & \cos \alpha \sin \beta & -\sin \alpha \\ -\cos \alpha \sin \beta & \cos \alpha \cos \beta & 0 \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

$$\mathbf{A}_5 = c \begin{bmatrix} \sin \alpha \cos \beta & \sin \alpha \sin \beta & \cos \alpha \\ -\cos \alpha \sin \beta & \cos \alpha \cos \beta & 0 \\ -\sin \alpha \cos \beta & -\sin \alpha \sin \beta & 0 \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

これらを使えば、画像濃度の方程式 (2.7) 及びその方向微分の方程式 (2.8) … (2.12) は、次の方程式で表現できる。

$$\mathbf{d}_i = \mathbf{A}_i \mathbf{n} \quad (i = w, t, 4, 5) \quad (2.21)$$

ただしこれらは、係数行列  $\mathbf{A}_i (i = w, t, 4, 5)$  が正則であることを一般的に仮定してよいものだけを選んである。このことから、表面法線方向ベクトルは次のように求められる。

$$\mathbf{n} = \mathbf{A}_i^{-1} \mathbf{d}_i \quad (i = w, t, 4, 5) \quad (2.22)$$

表 2.1: フォトメトリックフローフィールド法と画像枚数

ケース	画像ベクトル	係数行列	必要な画像 (前進差分近似)
1	$\mathbf{d}_w$	$\mathbf{A}_w$	$d(\alpha, \beta), d(\alpha + \delta\alpha, \beta), d(\alpha, \beta + \delta\beta)$
2	$\mathbf{d}_t$	$\mathbf{A}_t$	$d(\alpha, \beta), d(\alpha, \beta + \delta\beta), d(\alpha, \beta + 2\delta\beta)$
3	$\mathbf{d}_4$	$\mathbf{A}_4$	$d(\alpha, \beta), d(\alpha + \delta\alpha, \beta), d(\alpha, \beta + \delta\beta),$ $d(\alpha + \delta\alpha, \beta + \delta\beta)$
4	$\mathbf{d}_5$	$\mathbf{A}_5$	$d(\alpha, \beta), d(\alpha + \delta\alpha, \beta), d(\alpha, \beta + \delta\beta),$ $d(\alpha + \delta\alpha, \beta + \delta\beta), d(\alpha, \beta + 2\delta\beta)$

表 2.1 にこれらのベクトルや係数行列から表面法線方向を再構成できる組合せを示す。表 2.1 中、必要な画像枚数というのは、後ほど説明する前進差分近似法による場合を想定して再構成に必要なとなる画像の枚数を示した。

ケース 1 は PFF 法を、ケース 2 が UPFF 法を意味する。これらのケースでは、画像枚数は 3 枚と少なくすむが、ケース 3 およびケース 4 は画像枚数が 4 枚あるいは 5 枚必要となるため、再構成に必要な画像枚数という観点からは、より少



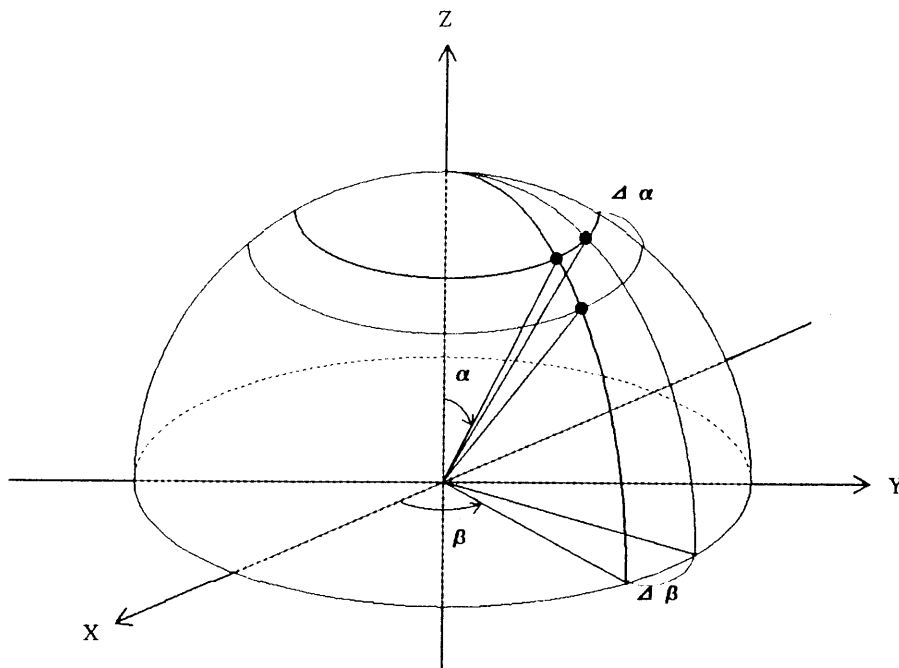
ないケース1あるいはケース2が現実的な方法であるといえる。

次に、照明機構のシンプルさという観点から考察する。図2.2に、ケース1つまりPFF法の照明の微小変化の機構を示す。図中黒丸が必要な画像を得るための、照明位置である。ケース1においては、照明機構として天頂角方向と方位角方向との2方向の微小変化メカニズムが必要であり、合計3箇所からの照明が当てられる。

図2.3に、ケース2つまりUPFF法の機構を示す。ケース2では、方位角方向のみの1方向の自由度しか必要としない。その方向のみで合計3箇所とって、照明される。

照明機構としては、照明変化の自由度として、天頂角、方位角の2方向に変化させる必要性のあるケース1は、方位角方向のみの自由度でよいケース2と比べると複雑となるため、ケース2の方がシンプルといえる。

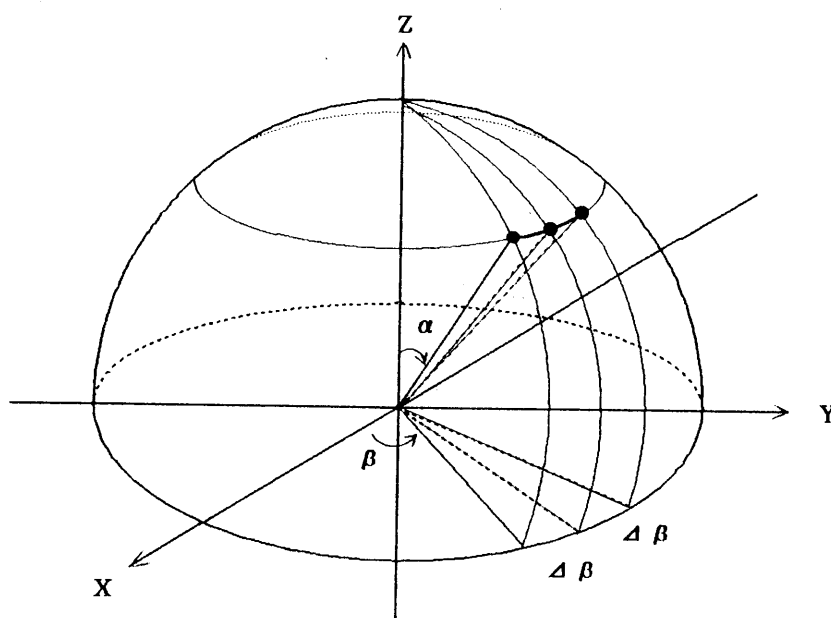
図 2.2: PFF法における微小変化の方向



### 2.3.2 UPFF 法

形状再構成に必要な画像枚数や照明機構のシンプルさという観点から、ここでは、表2.1におけるケース2を採用する。この方法は照明の微小変化の方向が方位角

図 2.3: UPFF法における微小変化の方向



のみの単方向であるため、単方向PFF法つまりUPFF法と名付ける。

まず、UPFF法においては、

$$\mathbf{n} = \mathbf{A}_t^{-1} \mathbf{d}_t \quad (2.23)$$

と表現される。これから、表面法線方向パラメータ  $p, q$  を求めると次のようになる。

$$p = \frac{d_\beta \sin \beta + d_{\beta\beta} \cos \beta}{d + d_{\beta\beta} \tan \alpha} \quad (2.24)$$

$$q = \frac{-d_\beta \cos \beta + d_{\beta\beta} \sin \beta}{d + d_{\beta\beta} \tan \alpha} \quad (2.25)$$

このことから、照明方向  $\alpha, \beta$  が既知であるという条件の下では、対象物体の局所的な面素の傾き  $p, q$  は対応する画像の画像濃度  $d$  とその方向微分  $d_\beta, d_{\beta\beta}$  とから解析的に導き出すことができることがわかる。

参考までに画像濃度  $d$  の画像と対応する方向微分  $d_\beta, d_{\beta\beta}$  の値を濃淡画像として可視化したものを図 2.4 に示す。対象物体としては半球面を示しており、左上が画像濃度  $d$  の分布であり、左下が高さ  $Z$  の分布を濃淡分布に変えて表現したもので、右上が  $d_\beta$ 、右下が  $d_{\beta\beta}$  の値をやはり濃淡画像として表現したものである。

### 2.3.3 双対性の原理

対象物体の任意の面素について、表面法線方向ベクトルと光源方向ベクトルが双対の関係にあることを示そう。

照明方向単位ベクトル  $\mathbf{s}$  をここでは、次のように表現する。

$$\mathbf{s} = \frac{(-p_s, -q_s, 1)^T}{\sqrt{p_s^2 + q_s^2 + 1}} \quad (2.26)$$

これから、画像濃度の方程式 (2.7) は次のようになる。

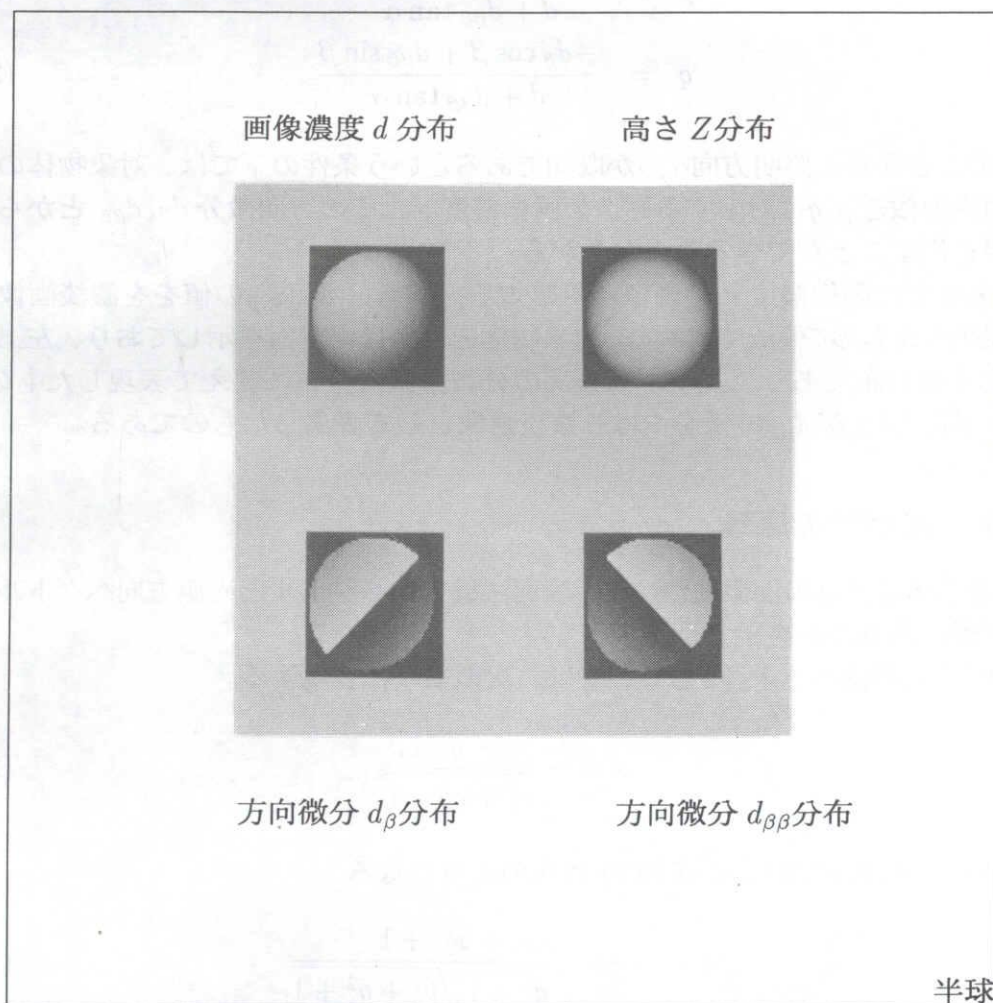
$$d = c \frac{pp_s + qq_s + 1}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1} \sqrt{p_s^2 + q_s^2 + 1}} \quad (2.27)$$

さらに、方向微分は次のようになる。

$$d_\beta = c \frac{-pq_s + qp_s}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1} \sqrt{p_s^2 + q_s^2 + 1}} \quad (2.28)$$

$$d_{\beta\beta} = c \frac{-pp_s - qq_s}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1} \sqrt{p_s^2 + q_s^2 + 1}} \quad (2.29)$$

図 2.4: 画像濃度と方向微分の画像



式 (2.27),(2.28) および (2.29) から、 $p_s, q_s$ に関する連立1次方程式が得られ、それを解けば、

$$p_s = \frac{d_{\beta}q - d_{\beta\beta}p}{(d + d_{\beta\beta})(p^2 + q^2)} \quad (2.30)$$

$$q_s = \frac{d_{\beta}p + d_{\beta\beta}q}{(d + d_{\beta\beta})(p^2 + q^2)} \quad (2.31)$$

このことは、照明方向のパラメータ  $p_s, q_s$  は表面法線方向のパラメータ  $p, q$ 、画像濃度およびその方向微分とから決定することができることを意味している。さきに、表面法線方向のパラメータは照明方向のパラメータと画像濃度とその方向微分とから決定することができることを見てきた。つまり、照明方向パラメータと表面法線方向パラメータとは双対の関係にあることがわかる。

双対性の原理から、既知の形状の物体に関しては画像濃度とその方向微分とから照明方向を計算することができることがわかる。

### 2.3.4 比例係数や光源方向（天頂角成分）の推定

双対性の原理から、形状が判明している場合には、照明方向は推定できることがわかったが、もともと、形状を知りたいのであるから、このような条件設定には無理がある。そこで、条件をもとに戻し、未知形状の物体に対して、照明方向が一部既知でなくても形状再構成できるような方法を探ってみる。

式 (2.24) および (2.25) を式 (2.7) に代入すると、

$$c = \frac{\sqrt{d_{\beta}^2 + d_{\beta\beta}^2 + (d + d_{\beta\beta})^2 \tan^2 \alpha}}{\sin \alpha} \quad (2.32)$$

が得られる。この式は照明方向が既知であれば、画像濃度とその方向微分とから比例係数  $c$  を求めることができることを示す。

この式は表現を代えれば、

$$d_{\beta}^2 + d_{\beta\beta}^2 + (d + d_{\beta\beta})^2 \tan^2 \alpha - c^2 \sin^2 \alpha = 0 \quad (2.33)$$

であり、ここで、 $\sin^2 \alpha$  を  $u$  と置いて  $u$  について式を整理すると、

$$c^2 u^2 - (c^2 - d^2 + d_{\beta}^2 - 2dd_{\beta\beta})u + (d_{\beta}^2 + d_{\beta\beta}^2) = 0 \quad (2.34)$$

となる。この式は、 $u$  に関する2次方程式であるため、一般に解は2つあり、解を一意的に決定するためには、もう1つの面素に関する式を導入する必要がある。これには、平行光線照明下では、全ての面素における光源方向は等しいという条件を

利用する。異なる2つの面素  $m$  と  $n$  に、対応する面素の画像濃度を各々  $d_m$  と  $d_n$  とする。平行光線照明下では、 $s_m = s_n$  であるから、次の2つの独立な2次方程式において  $u$  は共通の変数となる。

$$c^2 u^2 - (c^2 - d_m^2 + d_{m\beta}^2 - 2d_m d_{m\beta\beta})u + (d_{m\beta}^2 + d_{m\beta\beta}^2) = 0 \quad (2.35)$$

$$c^2 u^2 - (c^2 - d_n^2 + d_{n\beta}^2 - 2d_n d_{n\beta\beta})u + (d_{n\beta}^2 + d_{n\beta\beta}^2) = 0 \quad (2.36)$$

ここで、 $d_{m\beta}, d_{m\beta\beta}, d_{n\beta}$  および  $d_{n\beta\beta}$  は画像濃度  $d_m, d_n$  の方向微分を意味する。  
 $u$  について解くと、

$$u = \frac{d_{m\beta}^2 + d_{m\beta\beta}^2 - d_{n\beta}^2 - d_{n\beta\beta}^2}{d_m^2 - d_{m\beta}^2 + 2d_m d_{m\beta\beta} - d_n^2 + d_{n\beta}^2 - 2d_n d_{n\beta\beta}} \quad (2.37)$$

となる。

これから、天頂角  $\alpha$  は次のように決定できる。

$$\alpha = \sin^{-1} \sqrt{u} \quad (2.38)$$

すなわち、比例係数  $c$  や照明方向の天頂角  $\alpha$  が未知であるという条件下においても、2つ以上の面素の画像情報から式 (2.38) により、推定可能であるため、式 (2.24), (2.25) を求めるための必要な情報は揃い、これらから形状再構成することができる。その結果、本手法での形状再構成にあらかじめ必要な情報は、画像濃度のほかには、照明方向の方位角  $\beta$  および微小変化量  $\delta\beta$  となる。

## 2.4 コンピュータシミュレーション

### 2.4.1 方向微分の近似

UPFF法においては、方向微分  $d_\beta$  および  $d_{\beta\beta}$  は数値微分法によって近似される。その近似法として前進差分近似と中心差分近似とが想定できる。

ここで、 $d_\beta^*$  と、 $d_{\beta\beta}^*$  を各々方向微分  $d_\beta$  と  $d_{\beta\beta}$  の近似値とする。このとき、  
( 近似法 1 : 前進差分近似 )

$$d_\beta^* = \frac{d(\alpha, \beta + \delta\beta) - d(\alpha, \beta)}{\delta\beta} \quad (2.39)$$

$$d_{\beta\beta}^* = \frac{d(\alpha, \beta + 2\delta\beta) - 2d(\alpha, \beta + \delta\beta) + d(\alpha, \beta)}{(\delta\beta)^2} \quad (2.40)$$

( 近似法 2 : 中心差分近似 )

$$d_{\beta}^* = \frac{d(\alpha, \beta + \delta\beta) - d(\alpha, \beta - \delta\beta)}{2\delta\beta} \quad (2.41)$$

$$d_{\beta\beta}^* = \frac{d(\alpha, \beta + \delta\beta) - 2d(\alpha, \beta) + d(\alpha, \beta - \delta\beta)}{(\delta\beta)^2} \quad (2.42)$$

ここに、 $d(\alpha, \beta + \delta\beta)$ ,  $d(\alpha, \beta + 2\delta\beta)$  および  $d(\alpha, \beta - \delta\beta)$  は、各々照明方向を方位角方向に  $\delta\beta$ ,  $-\delta\beta$  および  $2\delta\beta$  だけ微小変化させて得られた画像濃度であるとする。また、画像濃度の式 (2.7) を  $d = d(\alpha, \beta)$  と表記するものとした。

このことから、前進差分近似法においては、 $d(\alpha, \beta)$ ,  $d(\alpha, \beta + \delta\beta)$  および  $d(\alpha, \beta + 2\delta\beta)$  の 3 枚の画像が、中心差分近似法においては、 $d(\alpha, \beta + \delta\beta)$ ,  $d(\alpha, \beta)$  および  $d(\alpha, \beta - \delta\beta)$  の 3 枚の画像が必要となることがわかる。

### 2.4.2 近似誤差の評価

UPFF法により、数値微分の差分近似が形状再構成にどのような影響を及ぼすかについて評価シミュレーションを行った。このシミュレーションでは、あらゆる法線ベクトルの組み合わせを持ち得る対象物体である半球を仮定して、その画素のうち  $N = 64$  を選び平均 2 乗誤差により評価した。図 2.5 にその評価結果を示す。シミュレーションでは、 $d_{\beta}$  の平均 2 乗誤差として、

$$e_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_{\beta} - d_{\beta}^*)^2 \quad (2.43)$$

また  $d_{\beta\beta}$  の平均 2 乗誤差として、

$$e_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_{\beta\beta} - d_{\beta\beta}^*)^2 \quad (2.44)$$

を計算し、各々の  $\delta\beta$  の値による影響を調べた。図 2.5 において、(1) と (3) が平均 2 乗誤差  $e_1$  を、(2) と (4) が平均 2 乗誤差  $e_2$  を表している。このうち、(1) と (2) とが表面法線方向のパラメータの真値  $p$  と  $q$  によって評価したものを示し、(3) と (4) とがその推定値  $p^*$  と  $q^*$  によって評価したものを示す。

さらに、表面法線ベクトル  $\mathbf{n}$  の推定誤差として平均 2 乗誤差  $e_3$  を次のように定義した。

$$e_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B \quad (2.45)$$

ここに、 $B$ は以下の通りである。

$$B = \left( \frac{p}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} - \frac{p^*}{\sqrt{(p^*)^2 + (q^*)^2 + 1}} \right)^2 +$$

$$\left( \frac{q}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} - \frac{q^*}{\sqrt{(p^*)^2 + (q^*)^2 + 1}} \right)^2 +$$

$$\left( \frac{1}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} - \frac{1}{\sqrt{(p^*)^2 + (q^*)^2 + 1}} \right)^2$$

ここに、 $p^*$ と $q^*$ は、式(2.24)と(2.25)に基づいた $p$ と $q$ の推定値を意味する。図2.5には、さらにこの表面法線ベクトル $\mathbf{n}$ の推定誤差として $e_3$ を(5)として重ねて図示した。

この結果から必要な入力画像枚数を3枚のまま精度を上げるためには、前進差分近似に比べ、中心差分近似が良好であることがわかる。中心差分近似においては、 $\delta\beta$ は $0.01[^\circ]$ より小さくとるとかえって、誤差が増大する傾向もある。

一般に、差分近似ではこのような $\delta\beta$ をあまりに微小にとりすぎると、丸め誤差の影響がでてきて誤差が増大することが知られているが、中心差分近似では前進差分近似に比べ、早めその傾向が出てくるためと思われる。

### 2.4.3 量子化誤差の評価

入力画像の量子化による誤差が再構成結果に与える影響を明らかにするために、シミュレーションを行った結果を示す。種々のビット数による量子化条件のもとで、前節と同様な条件で中心差分近似法により評価した結果を図2.6に示す。

現状の汎用画像入力装置ではたかだか8ビット程度の濃度分解能しか得られないが、PFF法あるいはUPFF法を適用するには十分とはいえない。実験において有効な結果を得るためには、少なくとも12ビット以上の濃度分解能を持つ画像入力装置が望まれるところである。しかしながら、量子化のビット数が8から16ビットの領域で、ビット数が一定という観測条件では、図2.6に示すように、方位角の微小変化量 $\delta\beta$ を大きくとった方が傾き分布に対する誤差が小さくなるという傾向がある。このことは量子化することにより差分近似による誤差をある程度打ち消すことができることを示している。但し $\delta\beta$ を大きくとりすぎることは、方向微分の意味をなさなくなってしまうことから、本質的ではない。

UPFF法では、量子化誤差をも考慮すると方位角の微小変化量 $\delta\beta$ の値としては、 $3[^\circ]$ 程度が適当である。またそのとき、入力画像の濃度分解能12ビット以上が望ましい。



図 2.5: 近似誤差の評価 ((a) 前進差分法 (b) 中心差分法)

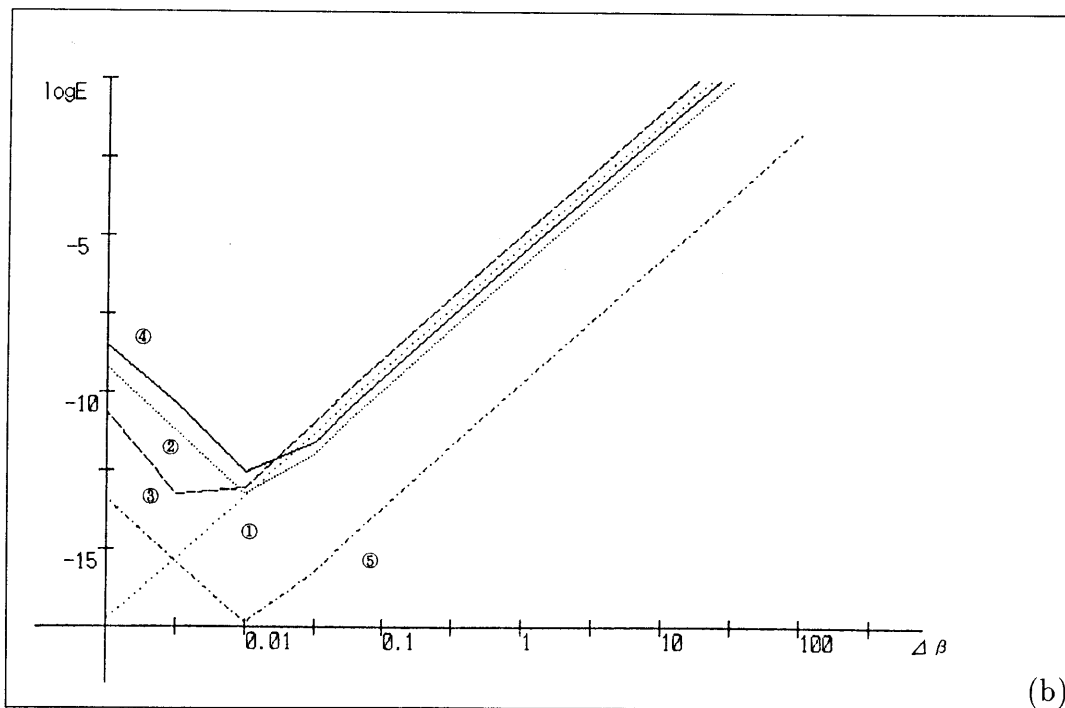
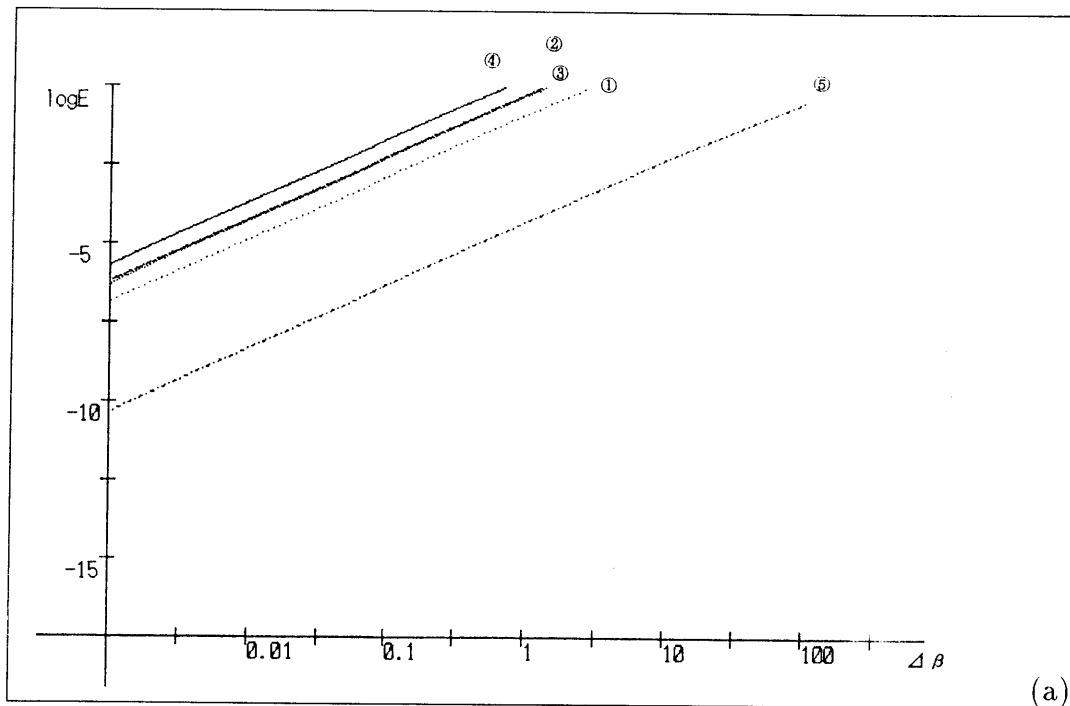
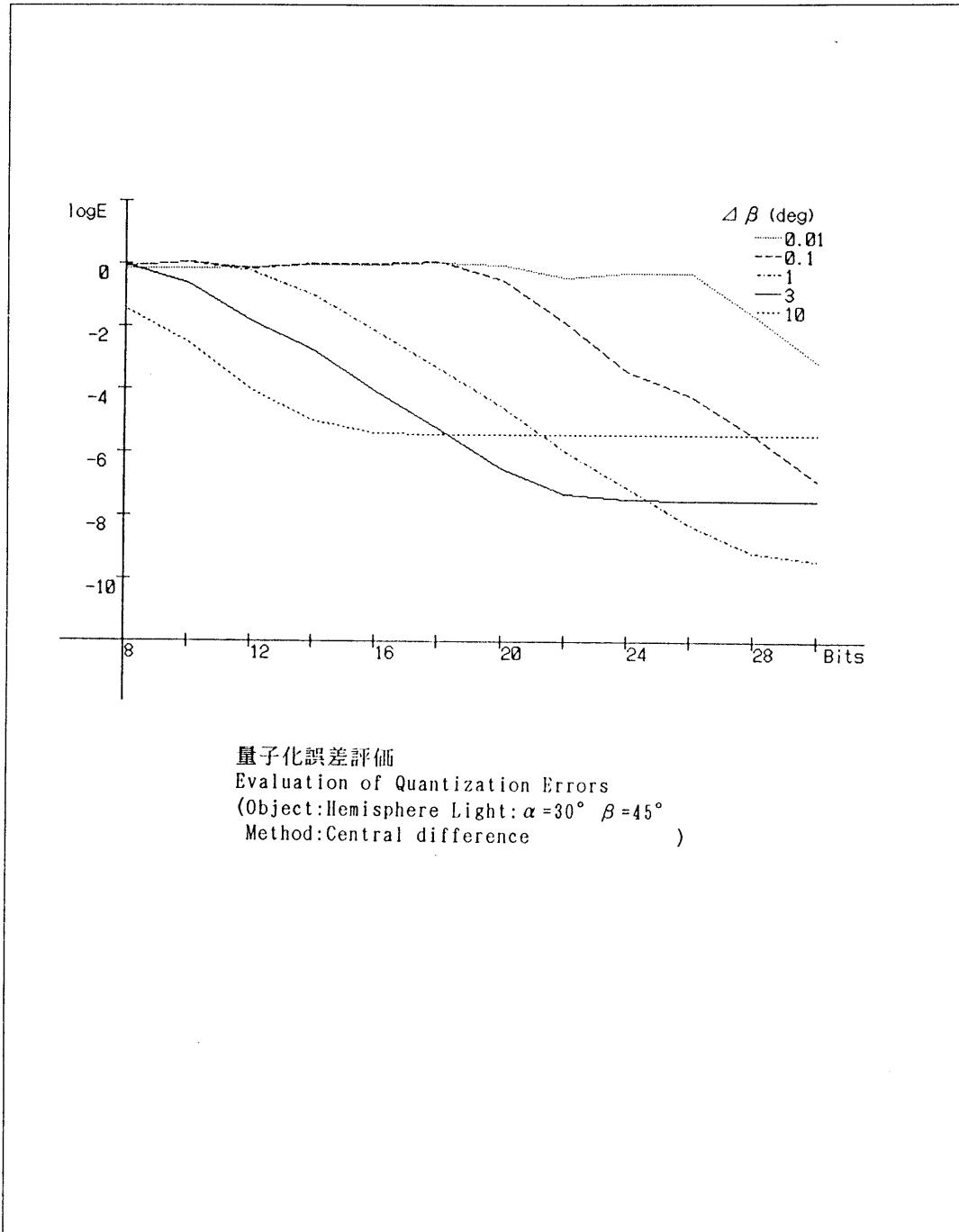


図 2.6: 量子化誤差の評価



### 2.4.4 形状再構成アルゴリズム

これらの評価シミュレーションにより、差分近似あるいは量子化の影響を考慮した形状再構成アルゴリズムを以下に示す。まず、曲面体の形状再構成アルゴリズムについて説明し、その後多面体について論ずる。使用した差分近似としては、中心差分近似法によっている。

#### 曲面体の形状再構成アルゴリズム

UPFF法において曲面体を対象として形状再構成を行うアルゴリズムは次の処理ステップからなる。但し、比例係数  $c$  の値を入力画像のすべての画像ピクセルのうち最大濃度値とし、照明方向のうち、方位角  $\beta$  とその微小変化量  $\delta\beta$  は、既知であると仮定する。

1. 曲面体を対象とした、3枚の画像  $d(\alpha, \beta)$ 、 $d(\alpha, \beta + \delta\beta)$  および  $d(\alpha, \beta - \delta\beta)$  の画像濃度を観測し、すべての面素について、その方向微分  $d_\beta$  と  $d_{\beta\beta}$  を中心差分近似法により計算する。
2. 任意の2つの面素に着目し、その画像情報から、照明方向のうち天頂角  $\alpha$  を式 (2.38) により、推定する。
3. 曲面体のすべての面素に対して、表面法線方向のパラメータ  $(p, q)$  を式 (2.24) および式 (2.25) によって計算する。

#### 多面体の形状再構成アルゴリズム

多面体を対象とした場合、照度差ステレオ法では、3つの独立した光源を必要とするために、再構成可能な共通観測領域がうまく得られないという欠点があるが、UPFF法では、その問題は少なくなる。基本的なアルゴリズムは曲面体と同様であるが、表面法線方向のパラメータの推定や光源方向（天頂角）の推定にはいる前に、多面体の各表面の同一画像濃度の画素のものについてラベリング処理を行う。形状再構成はその代表面素についてのみ実施する。このアルゴリズムについては、次に示すとおりである。

1. 多面体を対象とした、3枚の画像  $d(\alpha, \beta)$ 、 $d(\alpha, \beta + \delta\beta)$  および  $d(\alpha, \beta - \delta\beta)$  の画像濃度を観測し、
2. 多面体の各表面を次の処理ステップにより抽出する
  - (a) エッジの検出
  - (b) 表面の検出

- (c) 縮退処理 (shrinking)
  - (d) ラベリング処理 (labeling)
  - (e) 表面の代表点の検出
3. 各代表点についてその方向微分  $d_\beta$  と  $d_{\beta\beta}$  を中心差分近似法により計算する。
  4. 任意の2つの代表点の面素に着目し、その画像情報から、照明方向のうち天頂角  $\alpha$  を式 (2.38) により、推定する。
  5. 各代表点のすべての面素に対して、表面法線方向のパラメータ  $(p, q)$  を式 (2.24) および式 (2.25) によって計算する。

#### 2.4.5 形状再構成シミュレーション

曲面体においては、照明方向の天頂角  $\alpha$  を  $30[^\circ]$  に、また既知の情報として方位角  $\beta$  を  $45[^\circ]$  に、その微小変化量  $\delta\beta$  を  $0.01[^\circ]$  として設定した。多面体においては、天頂角  $\alpha$  は  $15[^\circ]$ 、方位角  $\beta$  を  $40[^\circ]$  と設定し、微小変化量  $\delta\beta$  を  $3[^\circ]$  と設定し、UPFF法にもとづく、形状再構成シミュレーションを実施した。数値微分法としては、中心差分近似法によった。

曲面体は、その例として、半球、放物体および楕円体とした。多面体は、四角錐、三角錐、および切り欠きのある三角錐とした。図 2.7 にそれらの曲面体や多面体の入力画像の例を示す。

図 2.8 から図 2.10 は、これらの対象物体に対して、各々の再構成アルゴリズムに基づいて再構成された形状を示す。図 2.8 では、曲面体の再構成図を示す。ニードルマップ (1) に真の表面法線分布を示し、ニードルマップ (2) に再構成されたものを示している。図 2.10 の (1) に、多面体のラベル付けされた表面を示す。白抜きのピクセルが同じラベルの表面の代表点を示す。ニードルマップ (2) に多面体の真の表面法線を示し、ニードルマップ (3) に再構成されたものを示している。

図 2.7: 入力画像

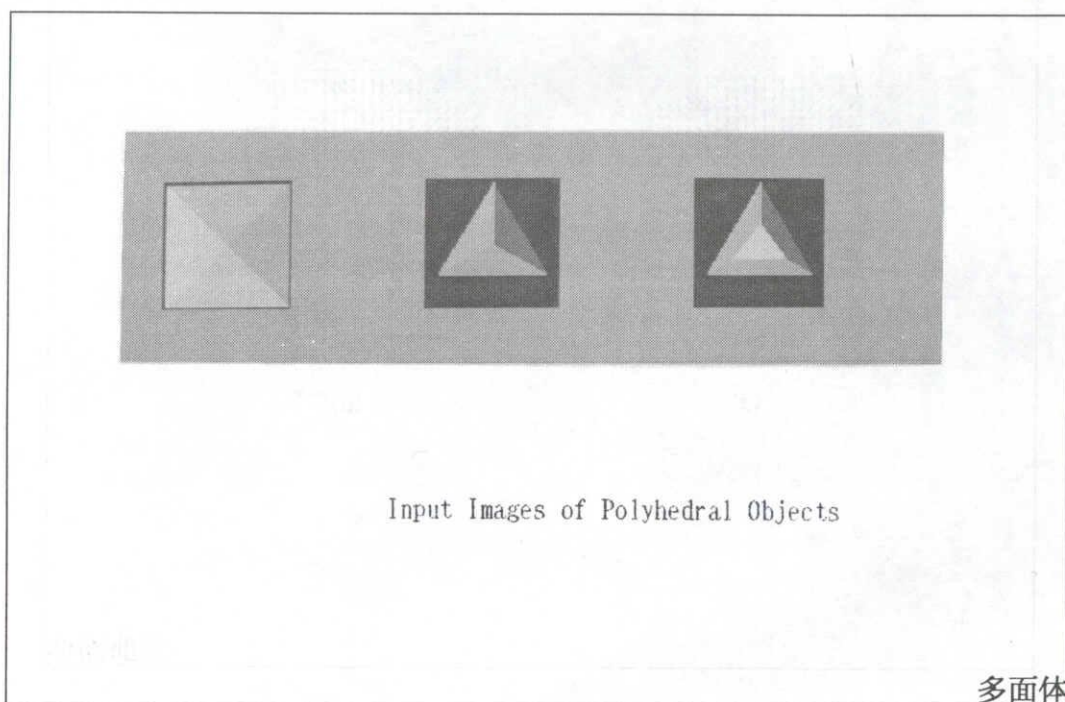
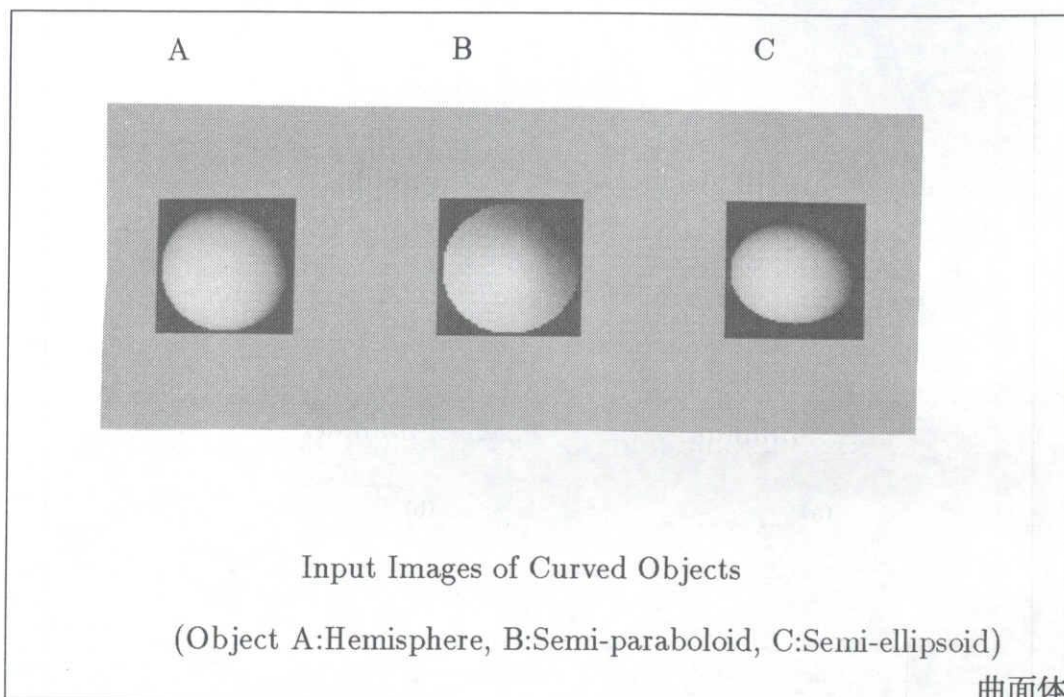


図 2.8: 形状再構成の例 (曲面体)

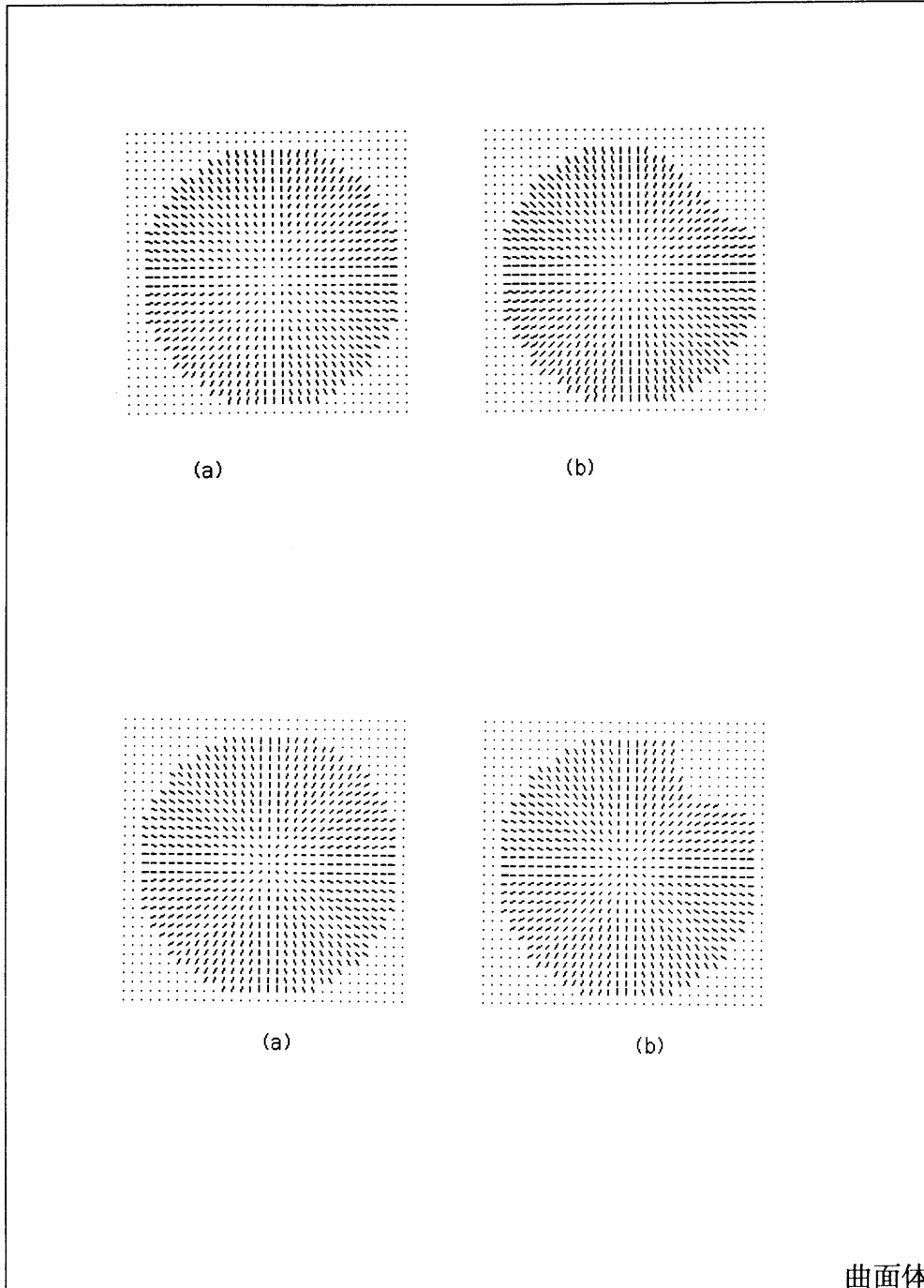


図 2.9: 形状再構成の例 (曲面体 -- 続き)

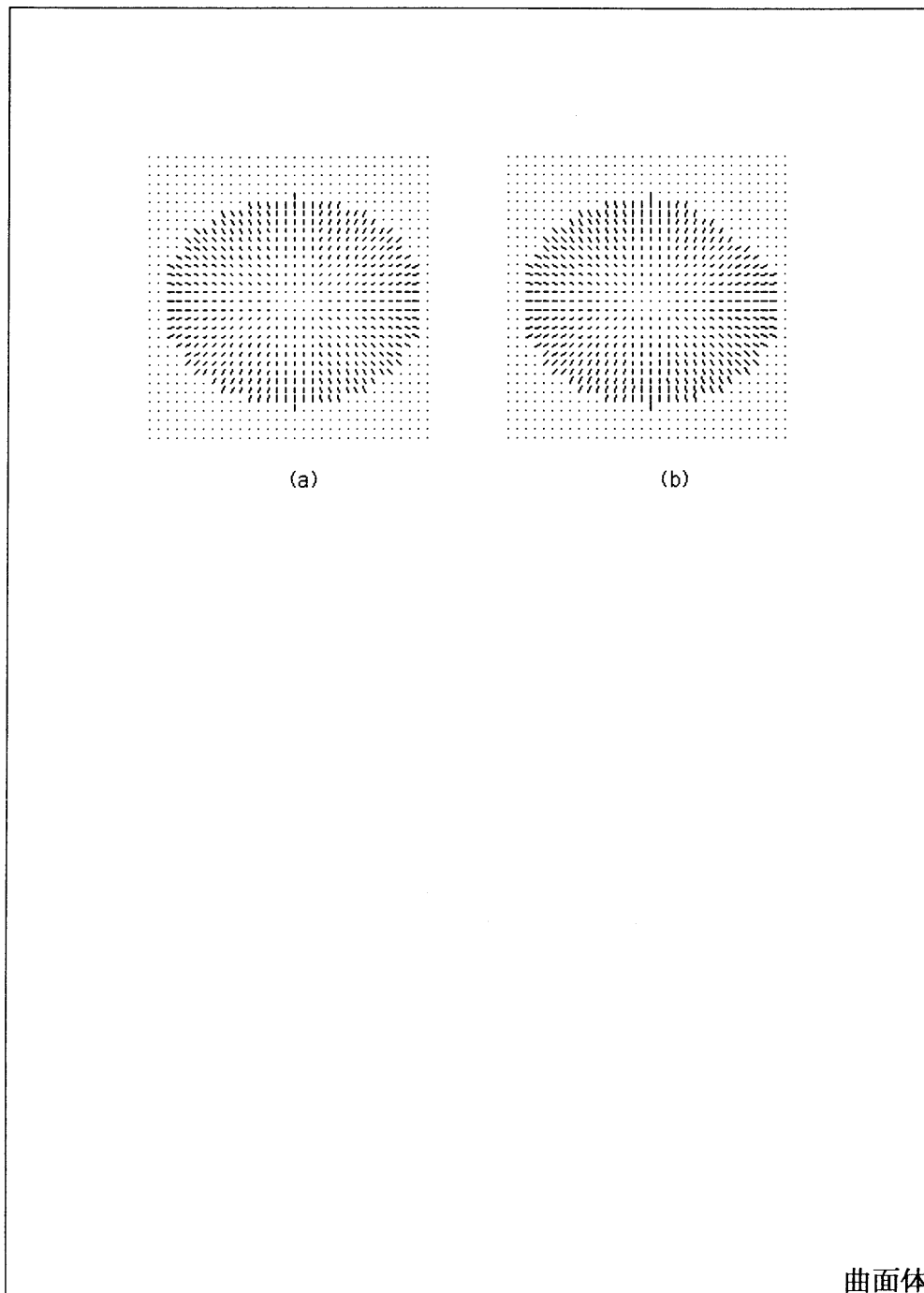
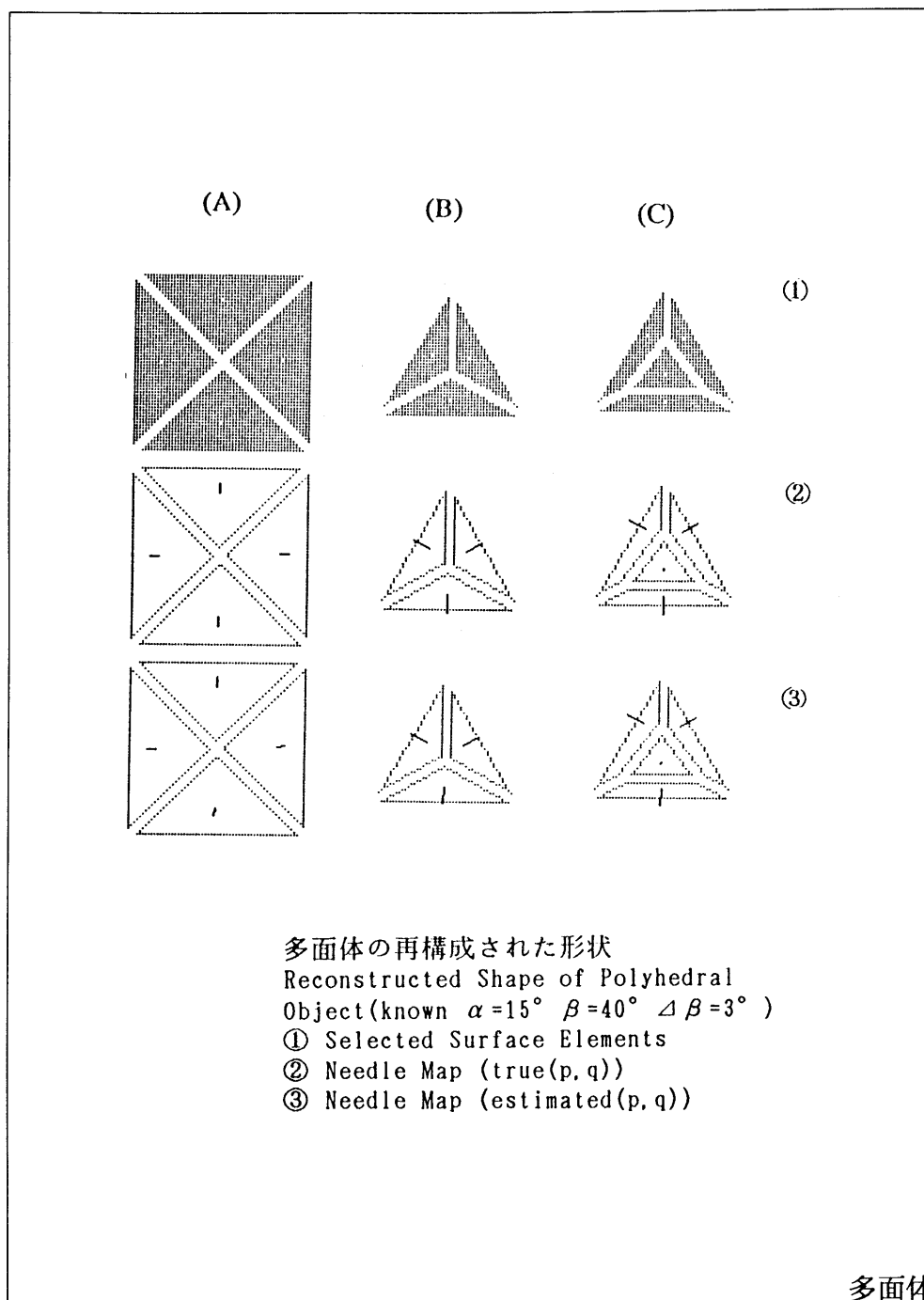


図 2.10: 形状再構成の例 (多面体)





## 2.5 むすび

ここでは、反射率が一様な完全拡散面を対象として、単眼立体視に基づくUPFF法を提案した。

照明の入射方向を方位角方向のみに微小変化させて得られる3枚の画像から対象物体の局所的な表面法線方向を再構成できることを示した。PFF法と比べて照明機構の動きの自由度を方位角方向1つに限定させることができ、よりシンプルな機構でよい。

さらに照明方向の天頂角の情報が未知であっても、推定可能であることも示した。

UPFF法は、照度差ステレオ法と比べて、共通に照明されている領域が多いことから、再構成可能な面素についても多くなるという利点がある。

方向微分の差分近似による誤差の影響によって再構成の結果に対する推定精度を下げないためには、画像濃度の分解能として12ビット程度以上の量子化画像が必要となる。

ここでは、UPFF法の理論的な観点での提案とシミュレーション実験を行ったが、濃度分解能の高い画像入力装置あるいは現実の入力装置においても再構成可能な拡張アルゴリズムの開発が望まれる。

## 付録

Wolffは、表面法線方向パラメータは3本のフローフィールド曲線の交点を探索して求めていたが[6]、UPFF法における式(2.24)(2.25)に相当する、PFF法での表面法線方向パラメータ $p, q$ の解析解を求めると次のようになる。

$$p = \frac{-(d \sin \alpha + d_\alpha \cos \alpha) \sin \alpha \cos \beta + d_\beta \sin \beta}{(d \cos \alpha - d_\alpha \sin \alpha) \sin \alpha} \quad (2.46)$$

$$q = \frac{-(d \sin \alpha + d_\alpha \cos \alpha) \sin \alpha \sin \beta - d_\beta \cos \beta}{(d \cos \alpha - d_\alpha \sin \alpha) \sin \alpha} \quad (2.47)$$

またPFF法においても、比例係数 $c$ の推定式や、式(2.38)に相当する天頂角 $\alpha$ の推定式が容易に導出できる。

まず、比例係数 $c$ の推定式は、この $p, q$ の式を画像濃度 $d$ の式に代入して、

$$c = \frac{\sqrt{(d^2 + d_\alpha^2) \sin^2 \alpha + d_\beta^2}}{\sin \alpha} \quad (2.48)$$

から得られる。さらに、今度は $\sin \alpha$ に着目して、

$$\sin \alpha = \pm \sqrt{\frac{d_\beta^2}{c^2 - d^2 - d_\alpha^2}} \quad (2.49)$$

が得られる。この  $\sin \alpha$  を、本論と同様な方法に基づき、2つ以上の面素の情報から一意に定めた結果を  $u$  とすると、 $\alpha = \sin^{-1} u$  が得られる。

すなわち、PFF法においてもUPFF法と同様に、比例係数  $c$  や照明方向の天頂角  $\alpha$  が未知であっても、画像濃度とその方向微分から推定可能であるため、表面法線方向パラメータを解析的に求めることができる。ただし、UPFF法においてそうであったように、方位角情報は導出できない。

# Chapter 3

## 照明方向が未知の場合の形状再構成

### 3.1 まえがき

濃淡画像からの形状再構成に関して、画像濃度とその方向微分を利用した方法を拡張する。直交投影法、対象物体の完全拡散面であるという反射特性や平行光線照明であること等はこれまでと同じである。

PFF法やUPFF法は画像濃度とその方向微分から対象物体の形状を再構成する手法であるが、これらの方法では、照明方向の天頂角や方位角や画像生成の比例係数があらかじめ既知であるという前提が必要であった。UPFF法においては、照明方向の天頂角については未知であっても再構成できるというアルゴリズムを提案しているが、残念ながら、方位角についてはあらかじめ既知であるという条件は外せなかった。

ここでは、照明方向ベクトルの全ての成分が未知であっても形状再構成可能である方法を提案する。それらが画像濃度やその方向微分から最小2乗法によって推定可能であることを明らかにする。これらの推定も形状再構成の一部であるとして形状再構成法を構築している。

PFF法との大きな違いは方向微分の定義そのものにある。PFF法やUPFF法においては、照明方向は天頂角 $\alpha$ あるいは方位角 $\beta$ 方向に微小変化させていた。それによって、照明方向単位ベクトル $\mathbf{s}$ は $(\sin \alpha \cos \beta, \sin \alpha \sin \beta, \cos \alpha)^T$ と定義していた。そして、微小変化としては、天頂角の微小角 $\delta\alpha$ あるいは方位角の微小角 $\delta\beta$ をとりその微小変化により画像濃度が変化を観測し方向微分を定めていた。

ここでは、照明方向単位ベクトル $\mathbf{s}$ として、直交座標系の各成分つまり、 $u, v$ および $w$ そのものに注目する。つまり、 $\mathbf{s} = (u, v, w)^T$ ととる。照明方向の微小変化としては各成分のオフセット $\delta u$  および $\delta v$  をとるものである。この微小変化により画像濃度が変化するその比を考え、方向微分として定義するのである。

この場合には画像枚数はやはり3枚必要となる。1つはオフセットが全くない標

準画像であり、1枚は微小変化量 $\delta u$ だけ、変化させて得られた画像であり、最後の1枚は $\delta v$ だけ変化させて得られた画像である。

コンピュータシミュレーションによって、方向微分の近似誤差や量子化誤差の評価を行い、本方法が有効であることの評価もいくつかの曲面体を例に示した。

## 3.2 画像濃度及びその方向微分に関する方程式

本方法での座標系を図3.1に示す。

対象物体の表面反射特性として反射率が一律な完全拡散面を仮定する。照明条件としては、光源は対象物体から十分離れた位置に置かれ、一律な平行光線で対象を照明するものとする。また観測系は直交座標投影とする。

ランバートの余弦法則により、このような条件のもとで生成される濃淡画像の画像濃度は照明方向ベクトルと表面法線方向ベクトルの二つの単位方向ベクトルの内積で表現され、

$$d(x, y) = c(\mathbf{s} \cdot \mathbf{n}) \quad (3.1)$$

となる。ここに、 $d(x, y)$ は2次元濃淡画像の座標 $(x, y)$ において、観測された画像濃度であり、 $c$ は光源の光度、レンズの絞りおよび対象物体の表面反射率に比例する係数である。また表面反射特性はすべての対象面素について一定であり、座標 $(x, y)$ によって変化しないものと仮定する。

対象物体表面のある面素について、3つの単位ベクトル $\mathbf{s}$ 、 $\mathbf{n}$ および $\mathbf{v}$ を以下のように定義する。

単位照明方向ベクトル $\mathbf{s}$ は

$$\mathbf{s} = (u, v, w)^T \quad (3.2)$$

として定義され、各要素の制約条件として、 $u^2 + v^2 + w^2 = 1$ である。

さらに、単位法線ベクトル $\mathbf{n}$ は次のように定義される。

$$\mathbf{n} = \frac{1}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \begin{pmatrix} -p \\ -q \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

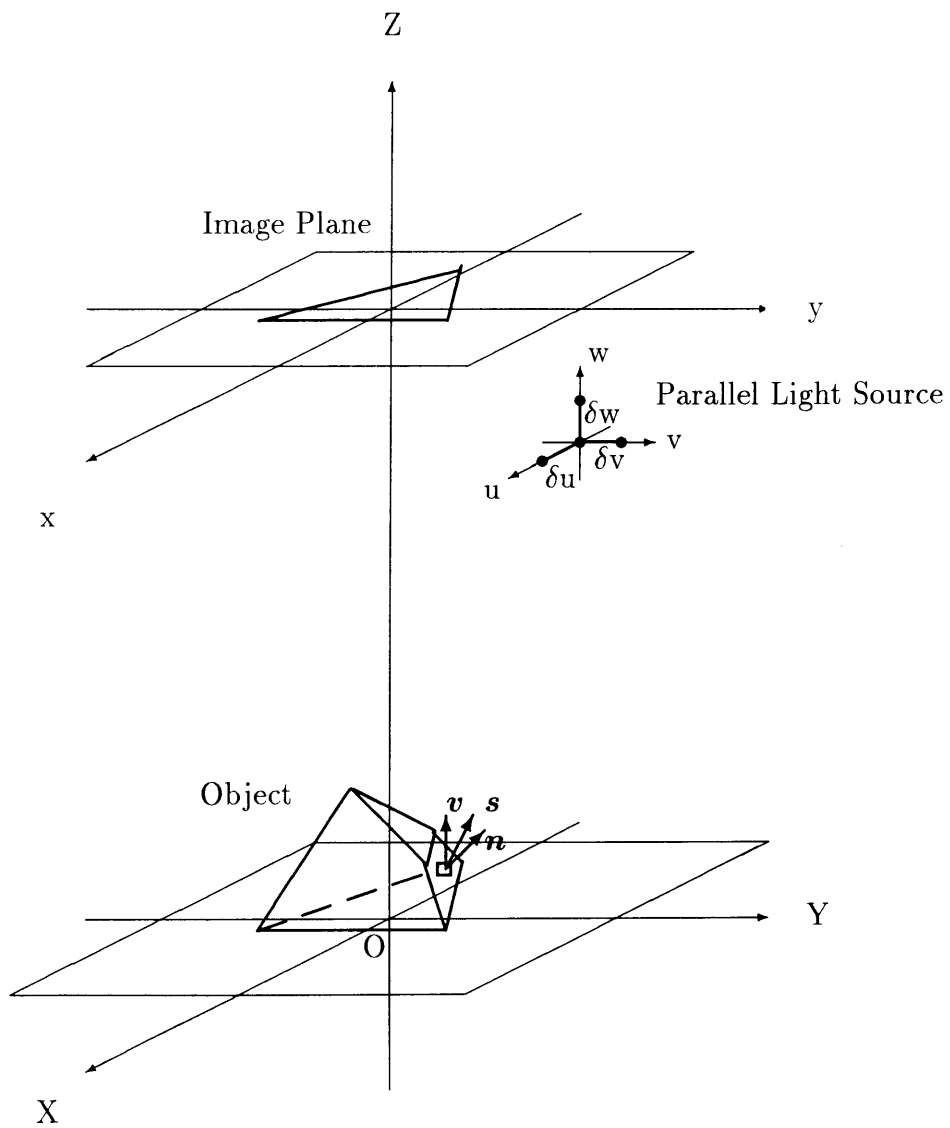
ここに、 $p$ および $q$ は $z$ の $x$ あるいは $y$ に関する1階偏微分つまり面素のこう配を表す変数であり、 $p = \partial z / \partial x$ および $q = \partial z / \partial y$ と定義される。

視線方向の単位ベクトル $\mathbf{v}$ は $(0, 0, 1)^T$ として定義される。

これから、画像濃度 $d(x, y)$ は、

$$d(x, y) = c \frac{-pu - qv + w}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (3.4)$$

図 3.1: 座標系



と表される。

照明方向ベクトル $\mathbf{s}$ の各成分 $u, v$ を微小変化させ、照明条件を変え、その結果得られる画像濃度の変化に着目し、画像濃度の方向微分を考える。これについては、式(3.4)から次のように定義できる。

$$\frac{\partial d(x, y)}{\partial u} = c \left( \frac{\partial \mathbf{s}}{\partial u} \cdot \mathbf{n} \right) = \frac{-cp}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (3.5)$$

$$\frac{\partial d(x, y)}{\partial v} = c \left( \frac{\partial \mathbf{s}}{\partial v} \cdot \mathbf{n} \right) = \frac{-cq}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (3.6)$$

### 3.3 形状再構成の方法

#### 3.3.1 表面法線方向の推定

画像濃度とその方向微分を成分とするベクトル $\mathbf{d}$ を次のように定義する。

$$\mathbf{d} = \begin{pmatrix} d \\ d_u \\ d_v \end{pmatrix} \quad (3.7)$$

ここに、 $d_u$ および $d_v$ は各々 $\partial d(x, y)/\partial u$ および $\partial d(x, y)/\partial v$ を意味する。

ここで $\mathbf{A}$ を係数マトリックスとして次のように定める。

$$\mathbf{A} = c \begin{bmatrix} u & v & w \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

画像濃度とその方向微分の各式は、次のようにまとめることができる。

$$\mathbf{d} = \mathbf{A} \mathbf{n} \quad (3.9)$$

式(4.7)は単位表面法線ベクトル $\mathbf{n}$ および画像濃度の方向微分の値 $\mathbf{d}$ との線形関係を与える。

マトリックス $\mathbf{A}$ の行列式( $\det \mathbf{A}$ )は値 $cw$ を持つ、この値は非0であると仮定しても一般性を失わないため、マトリックス $\mathbf{A}$ は正則である。形状パラメータ即ち表面法線ベクトルの各要素は次の式(3.10)によって導かれる。係数マトリックス $\mathbf{A}$ の各要素が既知であれば、表面法線ベクトル $\mathbf{n}$ は、

$$\mathbf{n} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{d} \quad (3.10)$$

逆マトリックス $\mathbf{A}^{-1}$ は正則で、次のようになる。

$$\mathbf{A}^{-1} = \frac{1}{cw} \begin{bmatrix} 0 & w & 0 \\ 0 & 0 & w \\ 1 & -u & -v \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

このことから形状パラメータは

$$p = \frac{wd_u}{-d + ud_u + vd_v} \quad (3.12)$$

$$q = \frac{wd_v}{-d + ud_u + vd_v} \quad (3.13)$$

として定められる。

結論として、照明方向が既知である場合には、言い替えれば、係数マトリックス $\mathbf{A}$ の各要素が既知であれば、対象物体の表面局所法線方向は、対象となる面素についての画像濃度及びその方向微分とから解析的に導かれることがわかる。

### 3.3.2 照明方向の推定

#### 画像濃度係数

ベクトル $\mathbf{n}$ は単位ベクトルであり、これらのすべては原点を中心とした単位球面を構成するそこで、式(3.9)は次の制約条件を満たす。

$$\|\mathbf{n}\|_2 = (\mathbf{n}^T \mathbf{n})^{1/2} = 1$$

これを2乗した式 $\mathbf{n}^T \mathbf{n} = 1$ に、式(3.10)を代入することによって、

$$\mathbf{n}^T \mathbf{n} = \mathbf{d}^T (\mathbf{A}^{-1})^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{d} = \mathbf{d}^T \mathbf{F} \mathbf{d} = 1$$

これから、楕円形方程式が得られる。

$$f_{11}d^2 + f_{22}d_u^2 + f_{33}d_v^2 + 2f_{12}dd_u + 2f_{23}d_u d_v + 2f_{13}d_v d - 1 = 0 \quad (3.14)$$

ここに、マトリックス $\mathbf{F}$ は $3 \times 3$ の対称正定値マトリックスで、

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & f_{13} \\ f_{21} & f_{22} & f_{23} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} \end{bmatrix}$$

(このとき、 $f_{12} = f_{21}, f_{13} = f_{31}, f_{23} = f_{32}$ )

これらの係数は次の通りである。

$$f_{11} = \frac{1}{c^2 w^2} \quad (3.15)$$

$$f_{22} = \frac{w^2 + u^2}{c^2 w^2} \quad (3.16)$$

$$f_{33} = \frac{v^2 + w^2}{c^2 w^2} \quad (3.17)$$

$$f_{12} = -\frac{u}{c^2 w^2} \quad (3.18)$$

$$f_{13} = -\frac{v}{c^2 w^2} \quad (3.19)$$

$$f_{23} = \frac{uv}{c^2 w^2} \quad (3.20)$$

### 画像濃度係数の最小 2 乗推定

式 (3.18), (3.16),  $\dots$ , (3.20) から、もし係数マトリックス  $F$  の 6 つの未知の係数  $f_{ij}$  が、何らかの方法によって、その値を推定することができるならば、照明方向ベクトルの各要素や比例係数は求めることができる。

線形最小 2 乗推定法はこれらの 6 つの係数を推定するのに用いられる。ここで、 $d_k$  を  $k \geq 6$  の画像濃度とその方向微分の計測値であるとする。

$$\mathbf{d}_k = (d_k, d_{uk}, d_{vk})^T$$

また係数マトリックス  $G$  を  $k \times 6$  のマトリックスであるとする、

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} d_1^2 & d_{u1}^2 & d_{v1}^2 & 2d_1 d_{u1} & 2d_{u1} d_{v1} & 2d_1 d_{v1} \\ d_2^2 & d_{u2}^2 & d_{v2}^2 & 2d_2 d_{u2} & 2d_{u2} d_{v2} & 2d_2 d_{v2} \\ d_3^2 & d_{u3}^2 & d_{v3}^2 & 2d_3 d_{u3} & 2d_{u3} d_{v3} & 2d_3 d_{v3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_k^2 & d_{uk}^2 & d_{vk}^2 & 2d_k d_{uk} & 2d_{uk} d_{vk} & 2d_k d_{vk} \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

またベクトル  $\mathbf{f}$  を  $6 \times 1$  の未知の係数の列ベクトルであるとする。

$$\mathbf{f} = (f_{11}, f_{22}, f_{33}, f_{12}, f_{23}, f_{13})^T$$

さらに、ベクトル  $\mathbf{b}$  を  $k \times 1$  の各要素が 1 であるような列ベクトルであるとする。

以上から、 $\mathbf{f}$  の最小 2 乗推定は次の式で与えられる。

$$\mathbf{f} = (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{b} \quad (3.22)$$



### 照明方向の推定

最小2乗推定法によって推定された係数をもとに、われわれは、照明方向ベクトル $s$ の各要素 $u, v$ , および $w$ を求めることができる。式(3.18),(3.19)および(3.15)から、要素 $u$ および $v$ を決定できる。

$$u = -\frac{f_{12}}{f_{11}} \quad (3.23)$$

$$v = -\frac{f_{13}}{f_{11}} \quad (3.24)$$

式(3.23)および(3.16)から、次の式が得られる。

$$w = \frac{\sqrt{f_{11}f_{22} - f_{12}^2}}{f_{11}} \quad (3.25)$$

比例係数 $c$ は次のように決定される。

$$c = \sqrt{\frac{f_{11}}{f_{11}f_{22} - f_{12}^2}} \quad (3.26)$$

結局、照明方向ベクトルの各要素はこれらの式によって推定することができる。さらに比例係数 $c$ についても推定値を得ることができる。

言い替えれば、照明方向ベクトルの各要素あるいは比例係数 $c$ は予め既知であるという前提を取り払うことができることになる。むしろ、形状再構成の一連のパラメータ推定の中に位置づけられるものである。

## 3.4 コンピュータシミュレーション

### 3.4.1 方向微分の近似

すべての面素に対して、方向微分 $d_u = \partial d / \partial u$ や $d_v = \partial d / \partial v$ は差分近似によって求める。ここでは、 $d_u^*$ 、 $d_v^*$ を各々 $d_u$ 、 $d_v$ の近似値を意味するものとする。なおここでは、画像濃度の方程式を $d = f(u, v)$ と略記する。

オフセット値 $\delta u$ および $\delta v$ を、照明方向ベクトルの要素 $u$ および $v$ の微小変化量と仮定して、 $d_u^*$ や $d_v^*$ は次のように定義できる。

$$d_u^* = \frac{f(u + \delta u, v) - f(u, v)}{\delta u} \quad (3.27)$$

$$d_v^* = \frac{f(u, v + \delta v) - f(u, v)}{\delta v} \quad (3.28)$$

このように、3枚の画像 $f(u, v)$ 、 $f(u + \delta u, v)$ および $f(u, v + \delta v)$ が、本方法で必要となることがわかる。

### 3.4.2 近似誤差評価

UPFF法の場合と同様にして、近似誤差の評価を行った。  
 $d_u$ 、 $d_v$ の平均2乗誤差は次のように定義する。

$$e_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_u - d_u^*)^2 \quad (3.29)$$

$$e_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_v - d_v^*)^2 \quad (3.30)$$

次に、表面法線方向ベクトル $\mathbf{n}$ の平均2乗誤差は次のように定義する。

$$\begin{aligned} e_3 = & \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\{ \left( \frac{p}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} - \frac{p^*}{\sqrt{p^{*2} + q^{*2} + 1}} \right)^2 \right. \\ & + \left( \frac{q}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} - \frac{q^*}{\sqrt{p^{*2} + q^{*2} + 1}} \right)^2 \\ & \left. + \left( \frac{1}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} - \frac{1}{\sqrt{p^{*2} + q^{*2} + 1}} \right)^2 \right\} \end{aligned} \quad (3.31)$$

推定された照明方向ベクトルの各要素  $u$ 、 $v$  および  $w$  の平均2乗誤差は次のように定義する。

$$e_4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{(u - u^*)^2 + (v - v^*)^2 + (w - w^*)^2\} \quad (3.32)$$

ここに、 $u^*$ 、 $v^*$  および  $w^*$  は各々  $u$ 、 $v$  および  $w$  の推定値を意味する。また、比例係数  $c$  の平均2乗誤差は次の通りである。

$$e_5 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (c - c^*)^2 \quad (3.33)$$

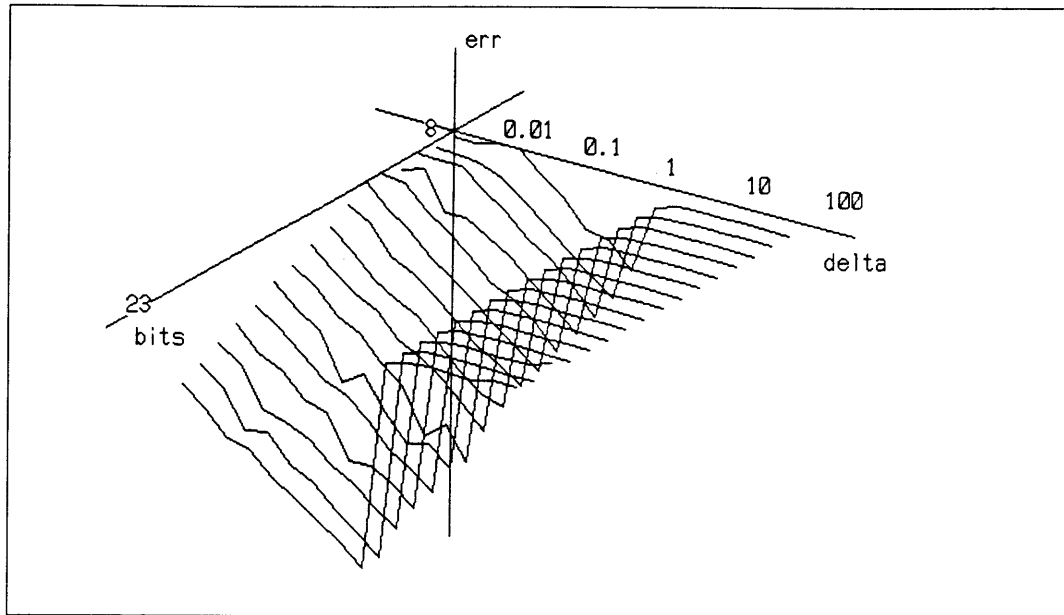
### 3.4.3 量子化誤差評価

近似誤差評価に合わせて、画像の量子化による影響を評価した。その結果を図3.2に示す。

この結果から、画像濃度の量子化ビット数としては、12ビット以上が理想的であることがわかる。またそのときのオフセット値としては、 $\delta u$  あるいは  $\delta v$  の値として0.005である。そしてそのとき局所的な表面法線方向は正しく再構成されている。

図3.2から8ビットから16ビットにかけて、オフセット値  $\delta u$  あるいは  $\delta v$  が大きくなるに従って、量子化ビット数による推定誤差が小さくなる場所がある。これは量子化プロセスが近似誤差を打ち消す効果がある場所であると推察できる。た

図 3.2: 量子化誤差の評価



だし、これはオフセット値を大きくとりすぎると、成り立たなくなる。また、オフセット値は本質的には、

これらのことを考慮にいれると、オフセット値としては、 $\delta u$  あるいは  $\delta v$  の 0.005 程度が適当で、量子化ビット数としては、12 ビット以上がふさわしいといえる。

#### 3.4.4 形状再構成アルゴリズム

曲面体を対象として、形状を再構成するアルゴリズムを示す。ここでは、照明方向のオフセット値  $\delta u$  および  $\delta v$  を既知としてする。

1. 基準となる照明方向から画像を 1 枚得る。照明方向は未知でよい。そこからオフセット値  $\delta u$  だけ、ずらした照明方向から 2 枚目の画像を得る。さらに基準となる方向からオフセット値  $\delta v$  ずらした照明方向から 3 枚目の画像を得る。
2. すべての面素についてその方向微分をこれらの 3 枚の画像から計算する。方向微分  $d_u$ 、 $d_v$  は計算式 (3.27) および (3.28) に基づいて求める。
3. 推定式 (3.23)、(3.24)、(3.25) および (3.26) に基づいて、照明方向や比例係数の値  $c$  を計算する。

4. 表面法線方向のパラメータ  $p$  および  $q$  を式 (3.12) および (3.13) に基づいて計算する。

### 3.4.5 曲面体の形状再構成

ここで、提案した方法によって曲面体の表面形状を再構成した例をいくつか示す。照明方向ベクトル  $s$  の各要素  $u, v$  および  $w$  の組み合わせは、各々  $(0.3535, 0.3535, 0.8660)$ 、 $(0.09759, 0.19518, 0.9759)$  および  $(0.09759, -0.19518, 0.9759)$  とした。また、オフセット値  $\delta u$  および  $\delta v$  の組み合わせはさきの各ケースに対応して、 $(0.001, 0.001)$ 、 $(0.009759, 0.009759)$  および  $(0.009759, 0.009759)$  とした。

対象物体は半球、放物体、円錐および楕円体とした。その結果を図 3.3 に示す。各図においてニードルマップ (a) は真の法線方向の分布を示し、(b) は再構成された法線方向の分布を示す。

## 3.5 むすび

ここでは、照明方向が未知であっても画像濃度とその方向微分とから対象物体の表面法線方向を推定できる方法を提案した。

6つの画像濃度係数  $f_{ij}$  は最小2乗法によって推定される。照明方向であるとか、比例係数はこの推定された係数から計算できることがわかった。つまり、照明方向や比例係数は予め既知であるという前提条件をつけることなく、形状再構成が可能であることになる。

近似誤差や量子化誤差に関する評価シミュレーションによって、オフセット値の適当な値や必要な量子化ビット数に対する知見も得られた。

画像濃度の分解能に対しては現状の画像入力装置では、不十分であり、より高精細のものを利用するか現状で利用可能な方法を開発する等の対応策が必要となる。

図 3.3: 形状再構成の例 (曲面体)

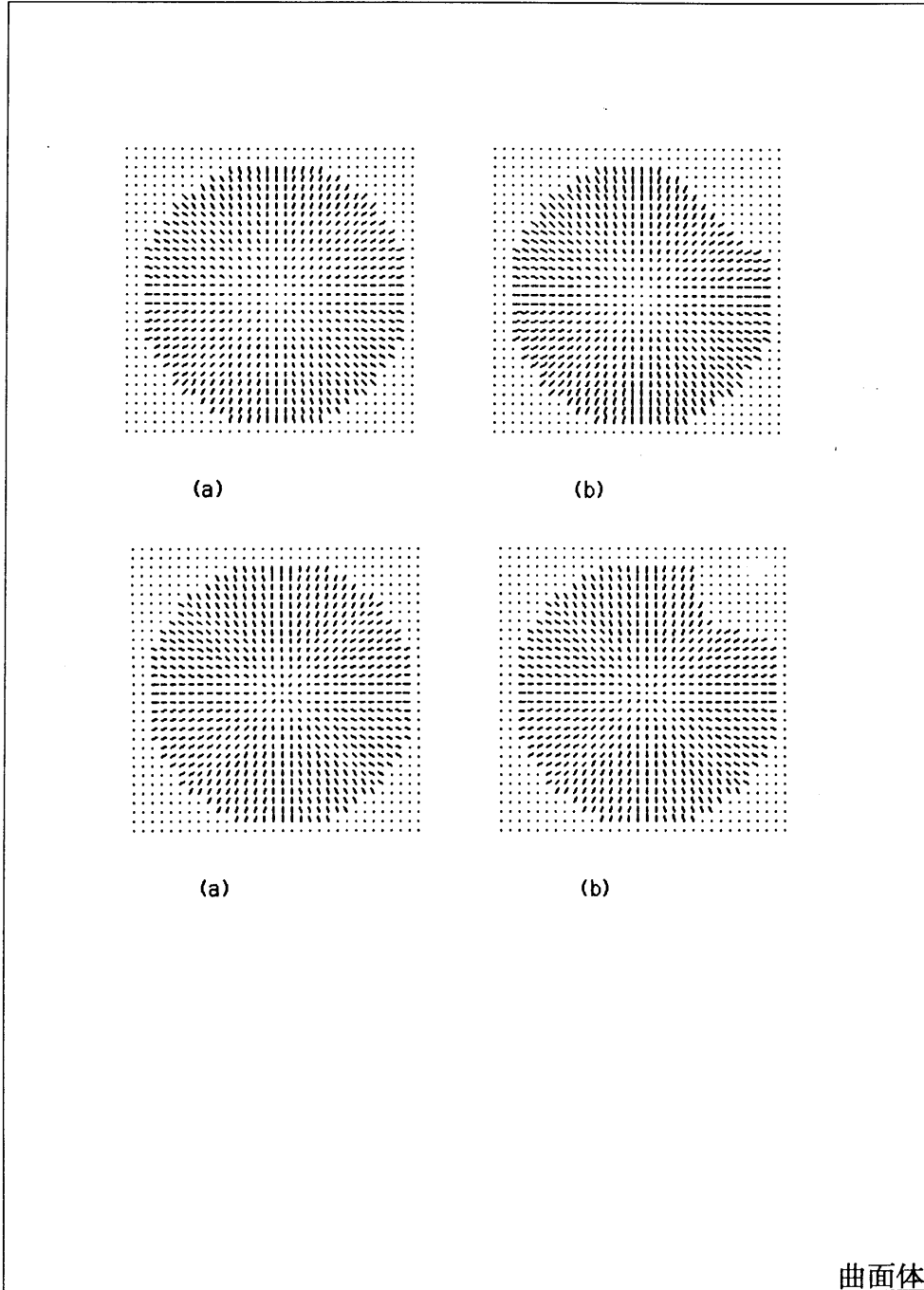
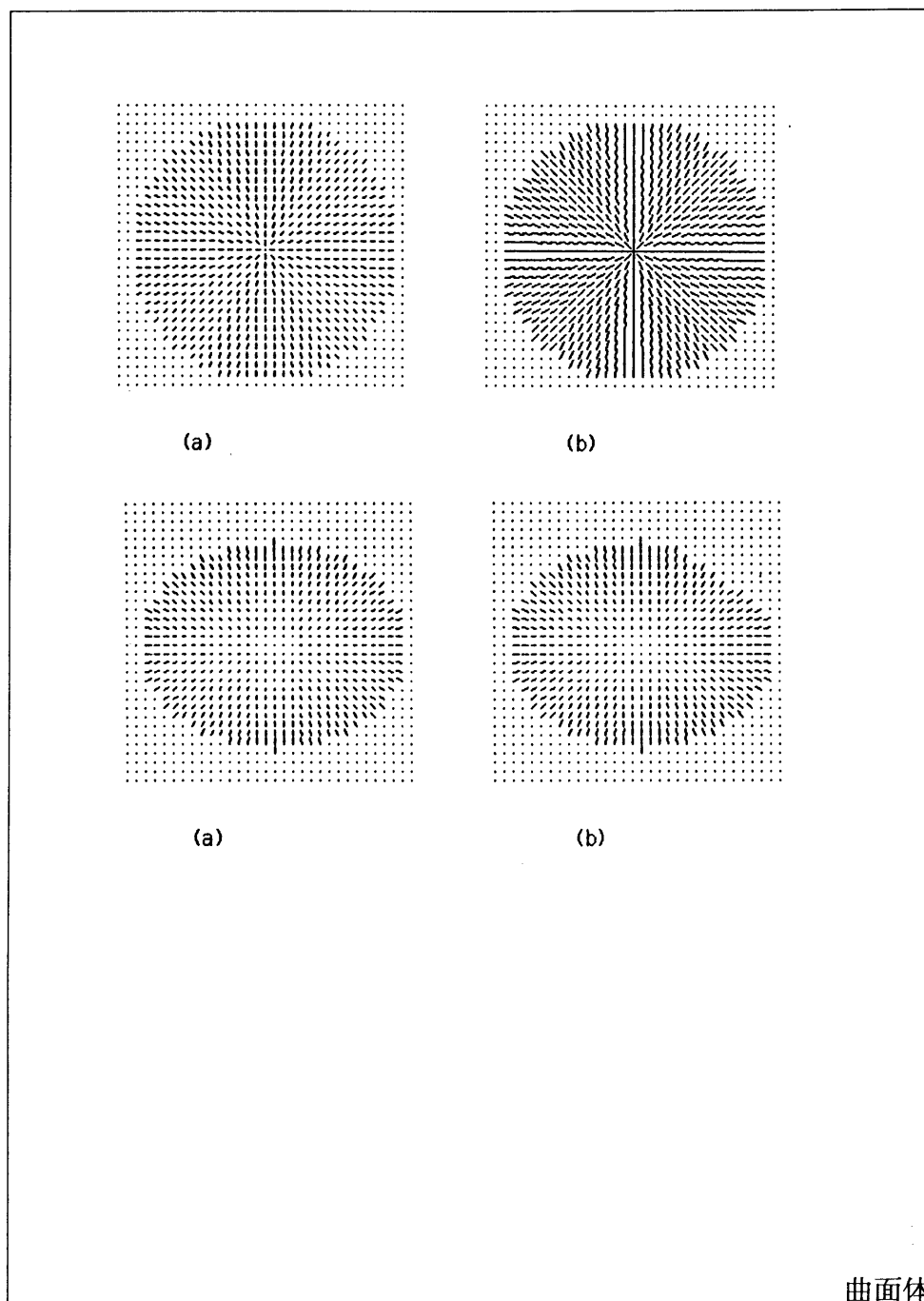


図 3.4: 形状再構成の例 (曲面体 -- 続き)



# Chapter 4

## 照明方向の推定を必要としない形状再構成

### 4.1 まえがき

PFF法は照明を1箇所にとり、照明方向を微小変化させて得られる画像濃度の方向微分を求め、それとともとの濃淡画像から対象物体の表面形状を再構成するアルゴリズムである。これらの方法は照明方向があらかじめ既知であるという条件

すなわち照明方向の天頂角および方位角共に既知である、あるいは天頂角は未知でも方位角は既知であるという条件を満たさないと形状を再構成できない。

前章では、照明方向が未知であっても照明方向成分を最小2乗法によって推定し、それを用いて形状を再構成するアルゴリズムを提案した。

ここでは、照明方向は未知という条件で形状を再構成する方法でかつ照明方向成分の推定作業を全く必要としない方法を提案する。従来の方法と比べて一般性も損なわれず、逆に前段階の処理が不要となったため再構成アルゴリズムが簡単になる。また従来の方法では、最小2乗法を適用するため6箇所以上の濃度の異なる面素の画像が必要となり、可視面が6面より少ない多面体には適用できなかったが、本方法は多面体の可視面数に制約はない。

### 4.2 形状再構成の原理

前章(3.2)と同じ条件で画像濃度を得るものとする。つまり対象物体の表面反射特性として反射率が一律な完全拡散面を仮定する。照明条件としては、光源は対象物体から十分離れた位置に置かれ、一律な平行光線で対象を照明するものとする。また観測系は直交座標投影とする。

このとき、画像濃度  $d(x, y)$  は、

$$d(x, y) = c \frac{-pu - qv + w}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (4.1)$$

と表さ、画像濃度の方向微分は次のようになる。

$$d_u = \frac{-cp}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (4.2)$$

$$d_v = \frac{-cq}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (4.3)$$

$$d_w = \frac{c}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (4.4)$$

ここに、 $d_u$ 、 $d_v$  および  $d_w$  は各々  $\partial d(x, y)/\partial u$ 、 $\partial d(x, y)/\partial v$  および  $\partial d(x, y)/\partial w$  を意味する。

そこで、画像濃度の方向微分を成分とするベクトル  $\mathbf{d}$  を

$$\mathbf{d} = \begin{pmatrix} d_u \\ d_v \\ d_w \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

と定義する。

また、係数マトリックス  $\mathbf{A}$  を次のように定める。

$$\mathbf{A} = c \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

これによって、画像濃度の方向微分の各式は次のようにまとめることができる。

$$\mathbf{d} = \mathbf{A}\mathbf{n} = c\mathbf{n} \quad (4.7)$$

式 (4.7) は単位表面法線ベクトル  $\mathbf{n}$  および画像濃度の方向微分の値  $\mathbf{d}$  との線形関係を与える。

表面法線ベクトル  $\mathbf{n}$  の各成分は、式 (4.7) から次の式で与えられる。

$$\mathbf{n} = \frac{\mathbf{d}}{c} \quad (4.8)$$

これから局所的な面素の向き言い換えれば表面形状のパラメータ  $p$  および  $q$  は

$$p = -\frac{d_u}{d_w} \quad (4.9)$$



$$q = -\frac{d_v}{d_w} \quad (4.10)$$

として求められる。

つまり、局所的な面素の向きは対応する面素の画像濃度の方向微分の比から決定できる。

ここで注目すべきことは、局所的な面素の向きを決定するために、照明方向ベクトルの成分  $u$ 、 $v$ 、 $w$  あるいは比例定数  $c$  の値を全く必要としないことである。

前章の方法では、面素の向きを決定するために、照明方向ベクトルを必要としたため、それを既知と仮定するか、未知の場合にはまず推定する作業が必要となった。その推定方法としては、最小2乗法を用いた。最小2乗法を適用するためには必要な面素が6箇所以上必要であったため、可視面が6面を下回る対象物体（例えば三面体、四面体等）には適用できなかった。本方法では、式(4.9)および(4.10)からみれば明らかなように、画像濃度から直接局所的な面素の向きを決定でき、照明方向ベクトルの成分に関する情報は必要としないことがわかる。また可視面が6面を下回る多面体等の対象物体に対しても適用できる。

次に画像濃度の式及びその方向微分の式から、興味深い式

$$d = ud_u + vd_v + wd_w \quad (4.11)$$

が得られる。この式は画像濃度とその方向微分の間関係式である。

式(4.9)および(4.10)を画像濃度の式に代入した式と、ここで得られた式を用いて、

$$c = \sqrt{d_u^2 + d_v^2 + d_w^2} \quad (4.12)$$

が得られる。この式は、比例係数  $c$  は画像濃度の方向微分の値のみから計算できることを意味している。

## 4.3 シミュレーション

画像濃度の方向微分の近似や画像生成における量子化の際に生ずる誤差について評価した結果および多面体や曲面体を対象物体として再構成した例をコンピュータシミュレーションによって示す。

### 4.3.1 方向微分の近似

方向微分  $d_u$ 、 $d_v$  および  $d_w$  は差分近似によって得る。ここに、 $d_u^*$ 、 $d_v^*$  および  $d_w^*$  は各々  $d_u$ 、 $d_v$  および  $d_w$  の差分近似とし、ここでは、画像濃度の方程式を  $d = f(u, v, w)$  と略記した。

方向微分の差分近似においては、微小変化 $\delta u$ 、 $\delta v$ および $\delta w$ は照明方向ベクトルの各成分 $u$ 、 $v$ および $w$ の微小変化量として定義され、 $d_u^*$ 、 $d_v^*$ および $d_w^*$ は次のように定義される。

$$d_u^* = \frac{f(u + \delta u, v, w) - f(u, v, w)}{\delta u} \quad (4.13)$$

$$d_v^* = \frac{f(u, v + \delta v, w) - f(u, v, w)}{\delta v} \quad (4.14)$$

$$d_w^* = \frac{f(u, v, w + \delta w) - f(u, v, w)}{\delta w} \quad (4.15)$$

これから、本方法においては4枚の画像 $f(u, v, w)$ 、 $f(u + \delta u, v, w)$ 、 $f(u, v + \delta v, w)$ および $f(u, v, w + \delta w)$ が必要となる。

形状再構成の原理を検証するために、近似及び量子化による誤差を評価した。

評価した結果は既報<sup>(8)</sup>と同じであり、濃度分解能として10ビット以上の画像濃度が得られ、かつ照明方向ベクトルの成分の変化量として各々0.1程度の値が設定できれば、局所的な向きの再構成は成功する。

### 4.3.2 形状再構成アルゴリズム

ここでは形状再構成アルゴリズムについて説明する。再構成アルゴリズムは対象物体は曲面体であっても多面体であっても区別なく、対象物体の面素に対応する濃淡画像の各画素について計算を行い、もとの面素の局所的な向きを求める。

1. 照明方向ベクトルの各成分の変化量 $\delta u$ 、 $\delta v$ および $\delta w$ は既知とし、たとえば0.1とする。対象物体から遠く離れた位置に（平行光線照明をもたらすように）光源を任意の位置に設置し、対象物体の画像濃度を観測する。次に、この変化量に対応させて、光源を $u$ 、 $v$ および $w$ 方向にずらした位置で2枚目、3枚目及び4枚目の画像を観測する。
2. すべての面素にわたって、画像濃度の方向微分の近似値 $d_u^*$ 、 $d_v^*$ および $d_w^*$ を式(4.13)、(4.14)および(4.15)によって計算する。
3. 対象物体の局所的な面素の向きを式(4.9)および(4.10)によって計算する。

### 4.3.3 多面体および曲面体の形状再構成

再構成の例として、コンピュータシミュレーションを実施した。照明方向ベクトル $(u, v, w)^T$ の値を $(0.09759, -0.19518, 0.9759)^T$ として、各成分の変化量 $\delta u$ 、 $\delta v$ および $\delta w$ を0.1とした。但し既に述べたように、本方法では $(u, v, w)^T$ の値を再構成には

用いていない。また量子化については、画像の濃度分解能の値として10ビットを仮定した。

対象物体として曲面体（半球、放物体）と多面体（四角錐、切り欠きのある三角錐、いずれも可視面4のもの）を選んで形状再構成を実施してみた。図4.1および4.2がその結果である。ニードルダイアグラム(a)は真の値のものを示し、ニードルダイアグラム(b)は再構成されたものを示す。

## 4.4 むすび

照明方向ベクトルの成分を推定する必要のない新しい形状再構成法を提案した。

直交座標投影の下で、対象物体の表面反射特性として反射率が一律な完全拡散面を仮定し、照明として一律な平行光線照明を仮定すれば、対象物体の局所的な面素の向きは対応する画像濃度の方向微分のみから決定される。更に照明方向ベクトルの各成分や一律な表面反射特性を表現する比例係数といったファクタは形状再構成に必要がないことがわかった。

近似や量子化が形状再構成に及ぼす影響は既に報告した方法と同じ程度である。また対象物体の形状としては、曲面体のみならず、可視面が6以下であるような多面体についても同じアルゴリズムで再構成が可能であることがわかった。

コンピュータシミュレーションでは、多面体及び曲面体を例にとり形状再構成を試み、満足する結果を得た。

本方法は基本的に画像の微分情報をもとにして形状再構成をする手法であるため、画像入力装置としては濃度分解能の高いものが要求される。そのため実際的な応用を考えた場合、入力装置として高い濃度分解能のものを開発するか、あるいは、本アルゴリズムを現実的な画像入力装置に合わせて拡張する必要がある。これについては今後の課題である。

図 4.1: 形状再構成の例 (曲面体)

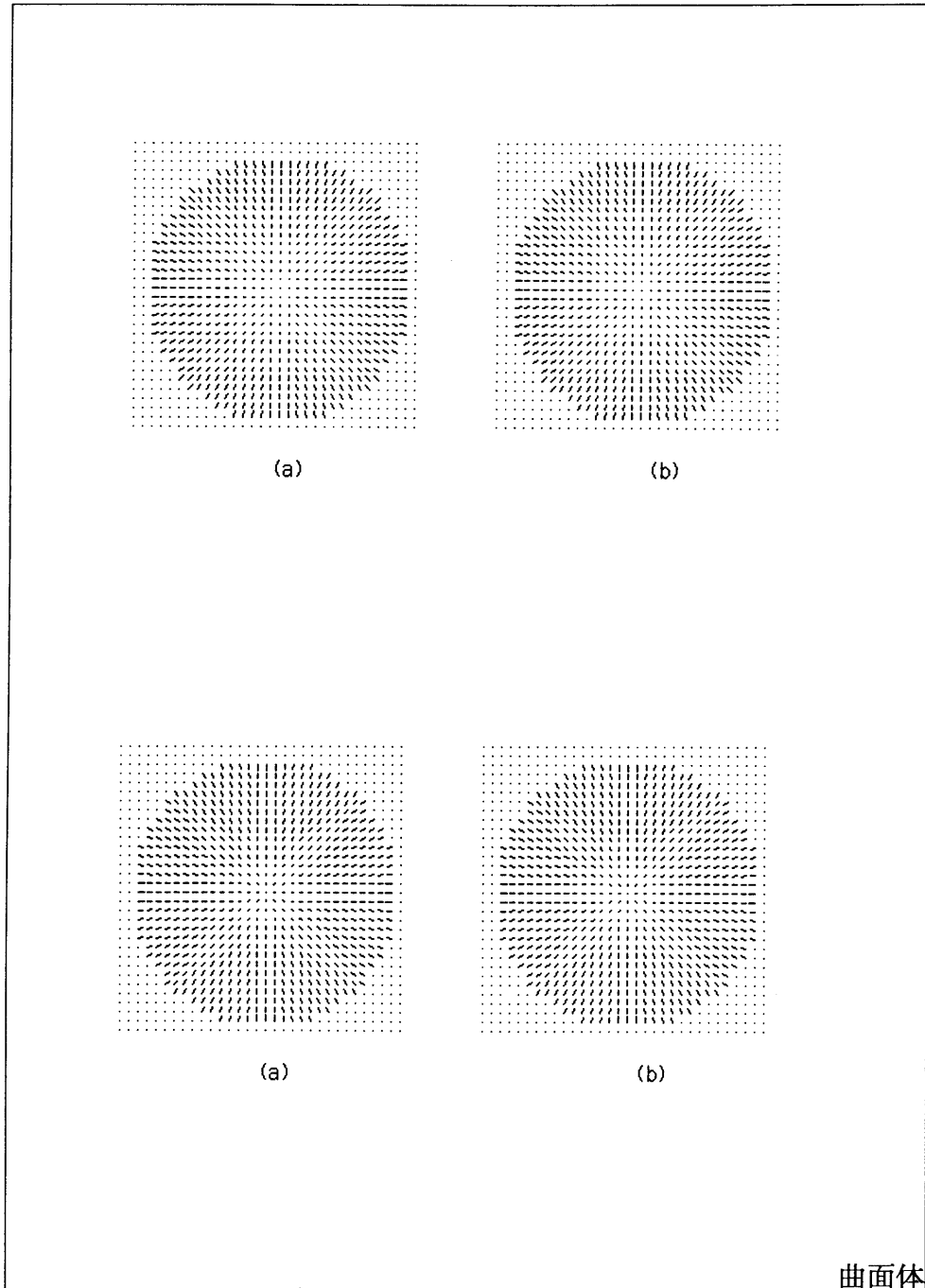
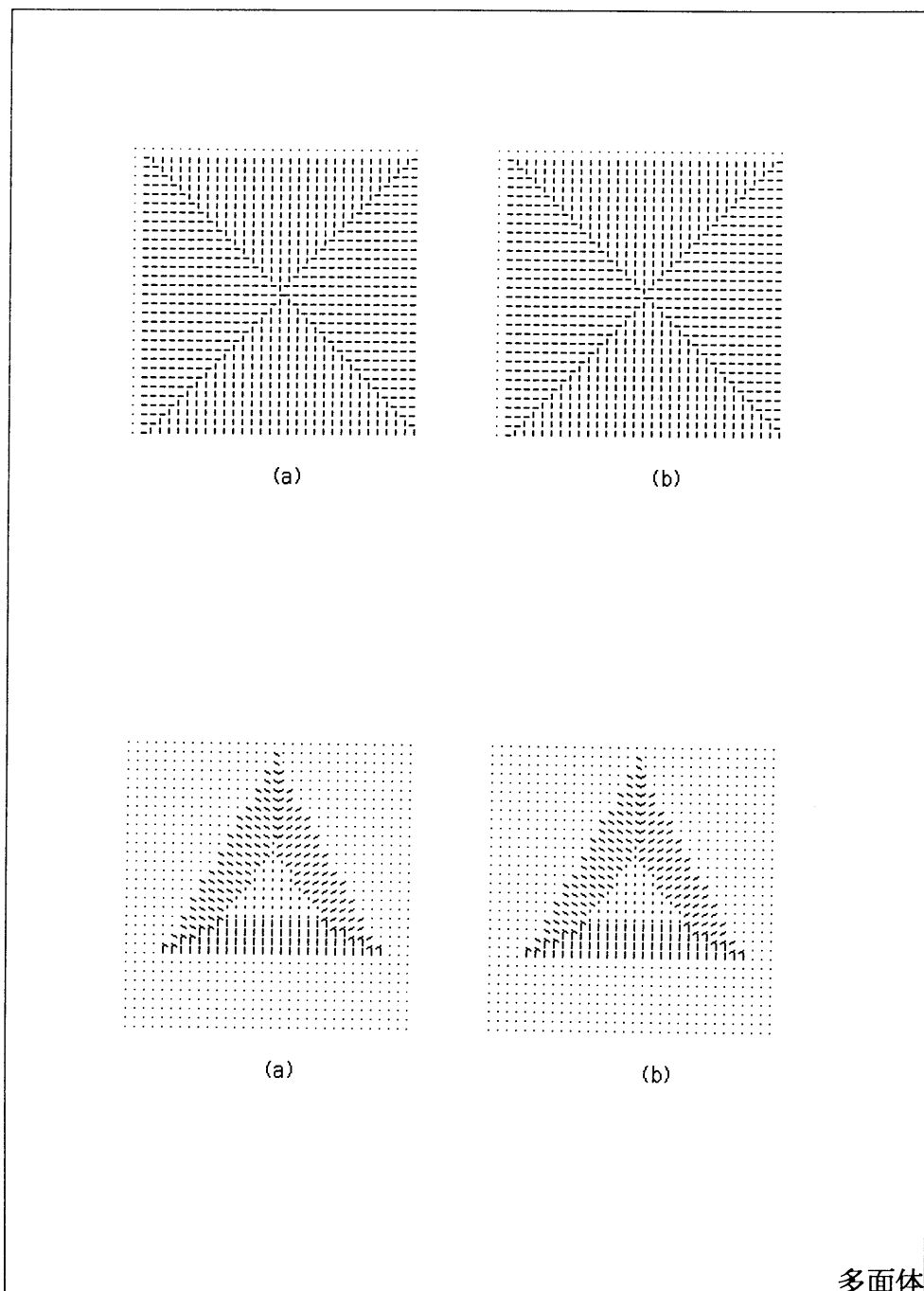


図 4.2: 形状再構成の例 (多面体)





# Chapter 5

## 光沢を含む面の形状再構成

対象とする 3次元物体の表面反射特性は光沢成分を含むものとし、非線形最適化法を利用した、濃淡画像からの表面形状再構成の新しい方法を提案する。光源は平行光線照明とし、観測系は直交投影と仮定する。その照明方向を3つの方向に微小変化させ、それにともない画像濃度が変化した合計4枚の画像をもとに、画像濃度の方向微分情報が得られるものとする。提案する方法は非線形最適化法により、その画像濃度およびその方向微分から光沢成分を含む表面反射特性を持つ対象物体の局所的な表面の法線方向を再構成する。本方法は、対象物体として曲面体のみならず、多面体に対しても再構成できる。また照明方向があらかじめ既知であるという前提も必要としない。シミュレーション実験により、光沢のある表面の多面体や曲面体を例にとり、形状再構成の有効性を確認した。

### 5.1 まえがき

Hornにより定式化された *Shape from Shading* は、3次元の対象物体を2次元に投影して得られた濃淡画像からもとの対象物体の表面形状を再構成する代表的な手法である。Woodhamは、独立した3方向からの平行光線照明によって得られた3枚の濃淡画像をもとに、対象物体の局所的な傾きを決定する照度差ステレオ法を開発した。画像の微分情報に基づく形状再構成法は、照明を1箇所にとり、照明方向を変化させて得られる画像濃度の方向微分から、照度差ステレオ法と比べてより再構成領域を広げた、対象物体の表面形状を再構成するアルゴリズムであるが、いずれも、対象物体の表面反射特性として反射率が一様な完全拡散面を仮定しており、一般的であるとはいえない。

ここでは、対象物体の表面反射特性が完全拡散面であるという前提条件を外して考える。照度差ステレオ法を、光沢成分を含む表面に対して拡張した方法では、光沢面の反射特性モデルとして、Phongのモデル[8]を仮定した場合に、独立した平

行光線照明によって得られた3枚の画像から面素を選択して抽出することによって、反射特性のパラメータの推定とそれに基づいた反射率地図をもとに形状再構成を試みている。また Tagare は照度差ステレオ法を鏡面反射とバック反射を含む完全拡散面ではない表面に対し一般化した [20]。

本論文は、よりシンプルな照明条件のもとで、光沢面を含む表面反射特性を持つ対象物体の濃淡画像をもとに、より再構成の可能な領域を広げた形状再構成法を提案する。つまり、照明を1箇所にとり、照明方向を3方向に変化させることによって得られる3枚の画像と、もとの画像との合計4枚の画像からその方向微分を求める。これらの情報をもとに非線形最適化法を適用して、光沢面を含む対象物体の局所的な面素の法線方向パラメータを再構成するアルゴリズムを提案する。光沢面の反射特性モデルとして、完全拡散面から鏡面までの表面反射特性を少ないパラメータで表現できる Phong のモデルを採用した。また形状再構成にあたっては、その画像濃度の方程式を制約条件のない非線形最適化法の1つである準 Newton 法を適用して解いた [17]。数値解析手法では、初期値の選定が収束に関して重要となるが、ここでは、対象物体が完全拡散面であるという前提で解いた解（解析解）を採用した。いくつかの解析解を得る方法のうち、前章で説明した対象物体として曲面体のみならず、多面体に対しても再構成でき、照明方向があらかじめ既知であるという前提は必要としないものを用いた。

本方法の有効性を確認するために、シミュレーション実験によって、方向微分を求める際のオフセット値あるいは量子化の影響を調べ、初期値の選定の影響も考察した。最後に光沢成分を含む多面体や曲面体を対象物体としてもとの3次元形状を再構成した例をいくつか示した。

## 5.2 画像濃度の方程式

本論文では、対象物体の表面反射特性として光沢成分を含み、反射率が一樣な表面を仮定する。照明条件としては、光源は対象物体から十分離れた位置に置かれ、一樣な平行光線で対象を照明するものとする。また観測系は直交座標投影とする。

このような平行光源照明のもとで、光沢成分を含む物体表面の反射特性モデルとして Phong のモデルを適用した場合、その画像濃度は、

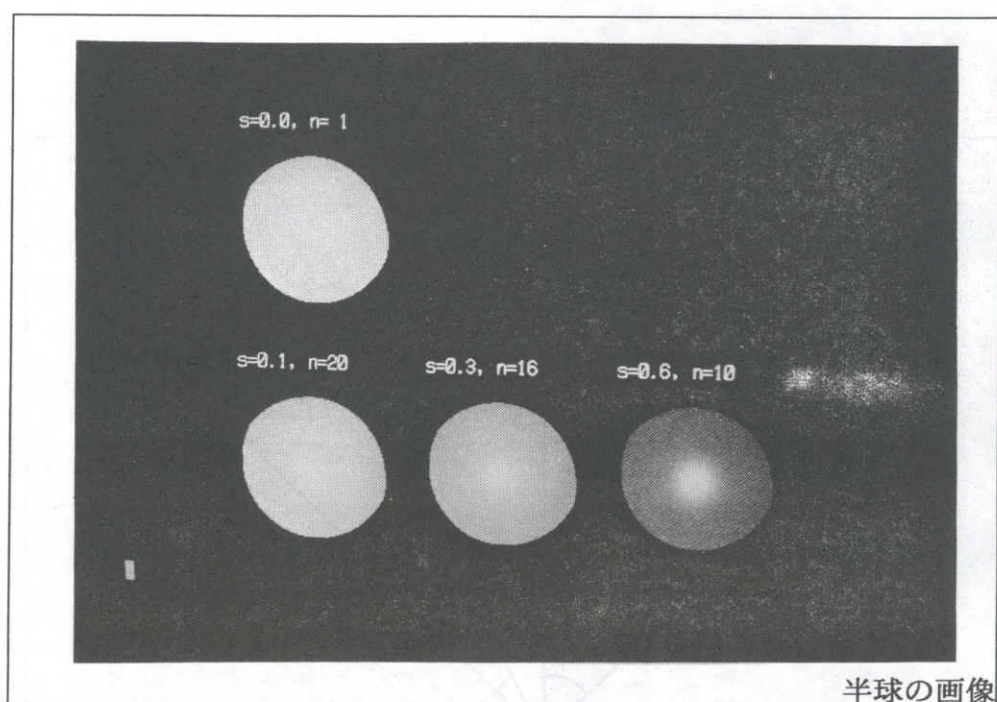
$$d(x, y) = c\{s \cos^n \varphi + (1 - s) \cos \theta\} \quad (5.1)$$

と表現できる。ここに、 $d(x, y)$  は2次元濃淡画像の座標  $(x, y)$  において、観測された画像濃度であり、 $c$  は光源の光度、レンズの絞りおよび対象物体の表面反射率に比例する係数である。 $\varphi$  は照明の正反射方向と視線方向とのなす角であり、 $\theta$  は照明方向と対象物体の表面法線方向とのなす角である。



この式の第1項は正（鏡面）反射成分を表し、第2項は拡散反射成分を表す。 $s$ は正反射成分の占める比率、 $n$ は正反射成分の鋭さを表す。このモデルは、パラメータ  $c$  を既述の仮定により、すべての面素で一定とした場合、完全拡散面から鏡面までの表面反射特性をパラメータ  $s$  と  $n$  のみで表現でき、 $s$  が 0.0 の場合に完全拡散面となる。また、 $s$  が 1.0 に近づくにつれ鏡面成分が大きくなる。図 5.1 に光沢成分を表現する  $(s, n)$  を変えて得られた曲面体（半球）画像の例を示す。

図 5.1: 光沢のある半球の入力画像



対象物体表面のある面素について、3つの単位ベクトル  $s$ 、 $n$  および  $v$  を以下のように定義する。

単位照明方向ベクトル  $s$  は  $(u, v, w)^T$  として定義され、各要素の制約条件として、 $u^2 + v^2 + w^2 = 1$  であるものとする。

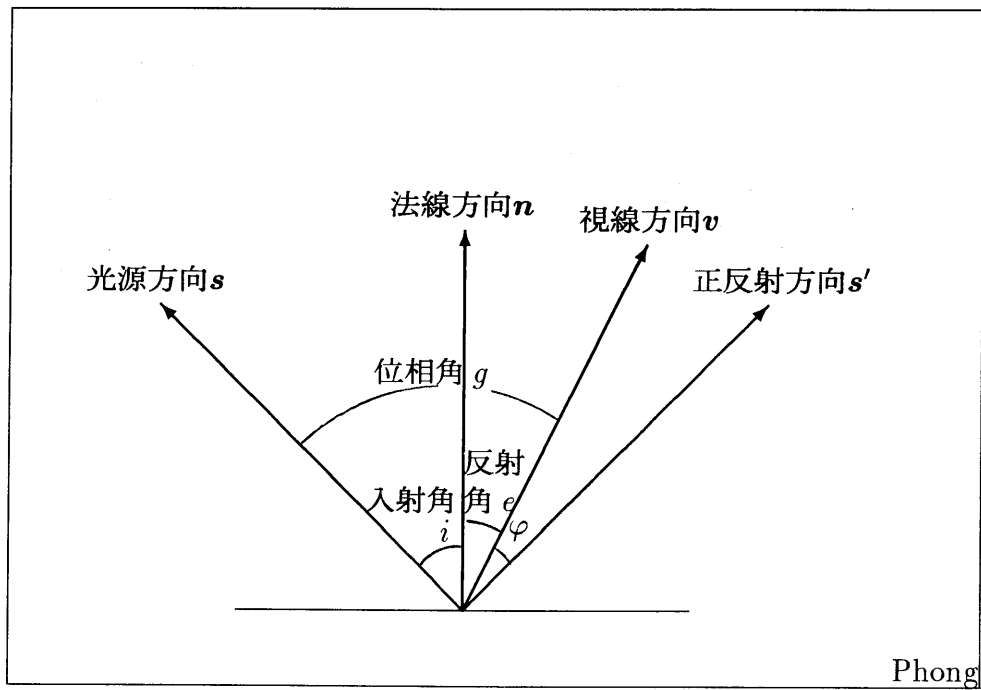
単位法線ベクトル  $n$  は  $\frac{1}{\gamma}(-p, -q, 1)^T$  として定義される。ここに、 $p$  および  $q$  は  $z$  の  $x$  あるいは  $y$  に関する1階偏微分つまり面素の勾配を表す変数であり、 $p = \partial z / \partial x$  および  $q = \partial z / \partial y$  と定義される。また  $\gamma$  は、ここでは  $\sqrt{p^2 + q^2 + 1}$  を表す。

視線方向の単位ベクトル  $v$  は  $(0, 0, 1)^T$  として定義される。

図 5.2 に Phong のモデルの反射特性を図示したものを示す。式 (5.1) における  $\cos \theta$  は、

$$\cos \theta = (\mathbf{n} \cdot \mathbf{s}) \quad (5.2)$$

図 5.2: Phong のモデルの反射特性



と表現される。ここに、 $(\mathbf{n} \cdot \mathbf{s})$  はベクトル  $\mathbf{n}$  と  $\mathbf{s}$  との内積を表すものとする。

一方、 $\mathbf{s}'$  を正反射方向を表すベクトルであるとする、 $\varphi$  は照明の正反射方向  $\mathbf{s}'$  と視線方向  $\mathbf{v}$  とのなす角であり、

$$\cos \varphi = (\mathbf{s}' \cdot \mathbf{v}) \quad (5.3)$$

となる。ここで、平行光線照明光源からの照明の入射角を  $i$ 、反射角を  $e$  および位相角を  $g$  とすると、

$$\varphi = i - e \quad (5.4)$$

と表すことができる。また、図 5.2 に見るとおり、入射角、反射角および位相角相互の関係から

$$g = i + e \quad (5.5)$$

三角関数の公式から、

$$\cos i \cos e = \frac{1}{2} \{ \cos(i + e) + \cos(i - e) \} \quad (5.6)$$

これから、

$$\cos i \cos e = \frac{1}{2} (\cos g + \cos \varphi) \quad (5.7)$$

つまり、

$$\cos \varphi = 2 \cos i \cos e - \cos g \quad (5.8)$$

ここで、 $\cos i = (\mathbf{n} \cdot \mathbf{s})$ 、 $\cos e = (\mathbf{n} \cdot \mathbf{v})$  および  $\cos g = (\mathbf{s} \cdot \mathbf{v})$  であるから、最終的に、

$$\cos \varphi = 2(\mathbf{n} \cdot \mathbf{s})(\mathbf{n} \cdot \mathbf{v}) - (\mathbf{s} \cdot \mathbf{v}) \quad (5.9)$$

と表現できる。

これから、

$$\cos \varphi = 2 \frac{-pu - qv + w}{\gamma^2} - w \quad (5.10)$$

$$\cos \theta = \frac{-pu - qv + w}{\gamma} \quad (5.11)$$

が成り立つ。

これらの式を式 (5.1) に代入すれば、画像濃度  $d(x, y)$  と表面法線方向のパラメータの組  $(p, q)$  との関係式が得られる。この式は非線形性が強く、これまでの方法のように画像濃度  $d(x, y)$  の組み合わせからパラメータの組  $(p, q)$  を解析的に求めることはできない。

そこで、非線形最適化法を利用して、真のパラメータの組  $(p, q)$  に近いものを探索する方法をとることにする。

### 5.3 非線形最適化法による形状再構成

形状再構成の問題は、表面法線方向パラメータの組  $(p, q)$  を変動させて、画像濃度やその方向微分の値をもとに、適切に設定された評価関数の値を最小とする組み合わせを探索し、それにより真の  $(p, q)$  に近い値を求めることと言い替えることができる。

まず、画像濃度  $d(x, y)$  の変数  $p$  あるいは  $q$  による偏微分は次のようになる。これらは非線形最適化法において、最適値探索の方向づけに使用する。

$$\begin{aligned} \frac{\partial d}{\partial p} &= -2csn \frac{u + p(\cos \varphi + w)}{\gamma^2} \cos^{n-1} \varphi \\ &\quad - c(1-s) \frac{u\gamma + p \cos \theta}{\gamma^2} \end{aligned} \quad (5.12)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial d}{\partial q} &= -2csn \frac{v + q(\cos \varphi + w)}{\gamma^2} \cos^{n-1} \varphi \\ &\quad - c(1-s) \frac{v\gamma + q \cos \theta}{\gamma^2} \end{aligned} \quad (5.13)$$

#### 5.3.1 最適化の評価関数

次に、最適化の評価関数としては、画像濃度の誤差および画像濃度の方向微分の誤差に注目し、次に示す2種類を評価した。

評価方法1は、ある1つの面素についての画像濃度と、さらに3つの方向に照明を微小変化させた際に得られる3つの画像濃度との、合計4つの画像濃度を評価基準とした場合の誤差の2乗和を目的関数とし、それを最小化する方法である。また評価方法2は、ある1つの面素についての画像濃度と、さらに3つの方向に照明を微小変化させた際に得られる、3つの方向微分を評価基準とした場合の誤差2乗和を目的関数とし、それを最小化する方法である。

評価方法1：

$$\begin{aligned} f(p, q) &= (d - d^*)^2 \\ &\quad + (d(u + \delta u, v, w) - d^*(u + \delta u, v, w))^2 \\ &\quad + (d(u, v + \delta v, w) - d^*(u, v + \delta v, w))^2 \\ &\quad + (d(u, v, w + \delta w) - d^*(u, v, w + \delta w))^2 \end{aligned} \quad (5.14)$$

評価方法2：

$$\begin{aligned} f(p, q) &= (d - d^*)^2 \\ &\quad + (d_u - d_u^*)^2 + (d_v - d_v^*)^2 + (d_w - d_w^*)^2 \end{aligned} \quad (5.15)$$

ここで、照明方向  $\mathbf{s} = (u, v, w)^T$  から照明されて得られた画像を  $d = d(u, v, w)$  と表記する。各  $u, v, w$  成分にオフセット値を加えて照明方向を変化させ、得られた画像を、おのこの、 $d(u + \delta u, v, w)$ 、 $d(u, v + \delta v, w)$  および  $d(u, v, w + \delta w)$  と表記する。それに対し、 $d^* = d^*(u, v, w)$ 、 $d^*(u + \delta u, v, w)$ 、 $d^*(u, v + \delta v, w)$  および  $d^*(u, v, w + \delta w)$  は計測された画像濃度を表すものとする。

また、 $d_u$ 、 $d_v$  および  $d_w$  は、画像濃度の方向微分であり、各々、 $d_u = \partial d / \partial u$ 、 $d_v = \partial d / \partial v$  および  $d_w = \partial d / \partial w$  と定義される。さらに、 $d_u^*$ 、 $d_v^*$  および  $d_w^*$  は、画像濃度の方向微分の差分近似であり、画像濃度の計測値から次の式によって求める。

$$\begin{aligned} d_u^* &= \frac{d^*(u + \delta u, v, w) - d^*}{\delta u} \\ d_v^* &= \frac{d^*(u, v + \delta v, w) - d^*}{\delta v} \\ d_w^* &= \frac{d^*(u, v, w + \delta w) - d^*}{\delta w} \end{aligned} \quad (5.16)$$

いずれの評価方法においても、必要とする画像枚数は、 $d^*$ 、 $d^*(u + \delta u, v, w)$ 、 $d^*(u, v + \delta v, w)$  および  $d^*(u, v, w + \delta w)$  の4枚の画像である。これらは、次に述べる初期値の候補（完全拡散面解  $(p_L, q_L)$ ）を求める際に必要となる画像でもある。

### 5.3.2 非線形最適化法

多変数の Newton 法は、極小点の近傍で2次収束するという優れた性質をもつ反面、収束する初期値の範囲が狭く、数値的に安定ではない。また、反復毎に Hesse の行列つまり2階の偏微分行列を計算しなければならず、計算量の点からも実用的ではない。本論文では、これらの欠点を補った準 Newton 法を採用した。その中で、収束が速く、また数値計算的に安定している DFP 法 (Davidon-Fletcher-Powell) および BFGS 法 (Broydon-Fletcher-Goldfarb-Shanno) を用いた [17]。

これらの方法では、2階の偏微分行列を直接計算せず、1階の偏微分の値から2階の偏微分行列を逐次的に修正して真の値に近づける。

収束条件としては、式 (5.14) あるいは式 (5.15) で定義される評価関数つまり推定値と真値との誤差の2乗和について、

$$|f(p, q)| < 10^{-6} \quad (5.17)$$

となるか、相対変化率に関して、

$$\begin{aligned} \text{変数の相対変化率} &< 10^{-4} \\ f(p, q) \text{ の相対変化率} &< 10^{-5} \\ |f(p, q) \text{ の微分}| &< 10^{-5} \end{aligned} \quad (5.18)$$

となることとした。

### 5.3.3 初期値の選定

非線形最適化法では反復的に収束計算を行い、その初期値の選定は解の収束に関して重要な影響を与える。つまり、初期値はできるだけ真の解に近い値を与えるのが望ましい。そのような条件を満たす初期値として、ここでは対象物体の表面反射特性が、完全拡散面であると仮定して解いた解を検討する。

完全拡散面では式 (5.1) での  $s = 0$  の場合に相当し、画像濃度  $d_L(x, y)$  は、

$$d_L(x, y) = c \frac{-pu - qv + w}{\gamma} \quad (5.19)$$

で表現される。

この条件下では、勾配を表す  $p, q$  は次のように解析的に求めることができることは前章で示した通りである。

$$\begin{aligned} p_L &= -\frac{d_{Lu}}{d_{Lw}} \\ q_L &= -\frac{d_{Lv}}{d_{Lw}} \end{aligned} \quad (5.20)$$

ここに、 $d_{Lu}$ 、 $d_{Lv}$  および  $d_{Lw}$  は照明方向を微小変化させて得られた画像濃度の方向微分であり、各々  $d_{Lu} = \partial d_L / \partial u$ 、 $d_{Lv} = \partial d_L / \partial v$  および  $d_{Lw} = \partial d_L / \partial w$  と定義される。

再構成の対象となる全面素に対し、非線形最適化法を適用するときの初期値としてこの値を与えるものとする。当然ながら正反射成分が大きく占めるハイライト近辺では、初期値と真値とはかけ離れた値になるが、そこを除けば、ほぼ真値に近い値を初期値に選ぶことができるため、準 Newton 法を適用するのに好都合である。

また、この初期値を求める際に、照明方向があらかじめ既知である必要はなく、また対象物体の形状として曲面体のみならず可視面の少ない多面体に対しても可能である。

### 5.3.4 形状再構成のアルゴリズム

非線形最適化法を用いた形状再構成は以下の処理ステップで行う。なお、対象物体表面の反射特性パラメータ  $(n, s, c)$  および照明方向単位ベクトル  $(u, v, w)^T$  のオフセット値  $\delta u$ 、 $\delta v$  および  $\delta w$  は既知であるとする。このオフセット値は次のように定める。直交座標系において、光源の位置を例えば  $(U, V, W)^T$  と仮定し、光源位置の3方向の変位として、 $\Delta U$ 、 $\Delta V$  および  $\Delta W$  を既知として与え、オフセット値は、 $\delta u = \Delta U / R$ 、 $\delta v = \Delta V / R$  および  $\delta w = \Delta W / R$  で与えられる。ここで、光源と座標原点との距離を  $R = \sqrt{U^2 + V^2 + W^2}$  とおいた。なお、光源の位置  $(U, V, W)^T$  の値そのものはいらないが、 $R$  は既知として与える。

## 1. 画像濃度計測

基準方向からまず1枚画像濃度を計測する。それから、照明方向の各成分にオフセット値を加えた照明方向から3枚、画像濃度を計測する。

## 2. 方向微分の計算（評価方法2の場合のみ、評価方法1ではこのステップは不要）

3枚の画像と基準の画像とオフセット値とから、すべての画素の方向微分の推定値を計算する。

## 3. 最適化

すべての画素について、誤差の2乗和を最小化するために、非線形最適化法を適用し、評価方法1あるいは評価方法2において設定した目的関数を逐次計算しながら、それを最小化する面素の表面法線パラメータ  $(p, q)$  を求める。最適化に当たり、その初期値としては、表面反射特性が完全拡散面であることを仮定して解いた表面法線パラメータの値を採用する。

## 5.4 シミュレーション

最適化の評価方法を探りつつ、まず、微小変化のオフセット値あるいは量子化誤差が形状再構成にどのような影響を与えるのかを評価、検討した。次に、初期値として勾配を表す変数  $(p, q)$  が無条件に  $(0, 0)$  である場合および前節で述べた完全拡散面解  $(p_L, q_L)$  を用いた場合とを比較検討した。最後に、これらの結果をもとに、最適化の評価方法を定め、対象物体として光沢成分を含む多面体やいくつかの曲面体を例として、形状再構成の実験を行った。

各実験において、照明方向単位ベクトル  $s$  の値を  $(0.052926, 0.084681, 0.995002)^T$  と仮定した。ただし本方法においては、照明方向に関して既知であるべき情報は、オフセット値  $\delta u, \delta v$  および  $\delta w$  であり、照明方向単位ベクトル  $(u, v, w)^T$  ではない。既報の方法<sup>(10)</sup>において、完全拡散面解  $(p_L, q_L)$  を求める際に、照明方向単位ベクトルの値を必要とはしないことが明らかになったからである。そのため、再構成にあたってこれら  $(u, v, w)^T$  の値を使用していない。

### 5.4.1 オフセット値および量子化による誤差評価

方向微分を差分で近似する際に、変数の値を微小変化させ関数値の変化との比をとる必要がある。その微小変化量（ここではオフセット値と呼ぶ）の値によっては方向微分の値に影響を与える。照明方向ベクトル  $s$  のどの方向成分に対しても同じオフセット値をとるものと仮定し誤差評価を行った。

図 5.3 にオフセット値を変化させて、形状再構成を実施し、真値に収束する比率やそのために必要となる繰り返し計算回数を求めたものを示す。図中、白丸および白四角で示したものが、評価方法 1 によるもので、黒丸および黒四角で示したものが評価方法 2 によるものである。また、白丸および黒丸は BFGS 法によるものを、白四角および黒四角は DFP 法によるものを示す。

真値に収束する比率は、この図 5.3 の範囲内では、100%であったのでグラフとしては省略してある。この結果から、評価方法 1 の方法では、オフセット値は 0.05 より小さいと繰り返し計算回数が増えることがわかる。評価方法 2 の方法では、オフセット値として、0.01 程度が適当である。また、数値計算法としては DFP 法より BFGS 法が収束が速いことがわかる。

次に量子化に伴う誤差が形状再構成に与える影響については、図 5.4 に示す。図は、量子化ビット数を 8 ビットから 32 ビットまで変化させ形状再構成を実施したもので、白丸および白四角で示したものが、評価方法 1 によるもので、黒丸および黒四角で示したものが評価方法 2 によるものである。また、白丸および黒丸は真値に収束する比率を、白四角および黒四角は収束するための繰り返し計算回数を示す。

量子化ビットが 8 ビットから 10 ビットまでは、真値に収束する比率が 100% を確保できていないし、また繰り返し計算回数も多い。

以上の結果から、評価方法 1 を採用する場合には、オフセット値は 0.05 程度、量子化ビット数は 16 ビット以上が望ましく、評価方法 2 を採用する場合には、オフセット値は 0.01 程度、量子化ビット数は 12 ビット以上が望ましい。

また量子化ビット数による誤差が形状再構成結果に与える影響を明らかにするために、ここでは、例として評価方法 2 における量子化ビット数を 8 ビット、10 ビットおよび 12 ビットの入力画像について形状再構成を試みた結果を図 5.5 に示す。図中 (1) から (3) は各々 8 ビット、10 ビットおよび 12 ビットの場合の再構成形状である。現状の汎用画像入力装置ではたかだか 8 ビット程度の量子化ビット数であり、図から判断しても有効な形状再構成結果が得られない。そこで、さらに図 5.5 には 8 ビット画像について最小 2 乗法による平滑化を施して量子化ビット数を向上させて、形状再構成を試みた (図の (4))。この平滑化には当該ピクセルを中心として合計 25 ピクセルに対して最小 2 乗法によって、3 次曲面当てはめを行ったものであるが、残念ながらこの場合でも 9 ビット程度の量子化ビット数であり、有効な精度を確保できたとはいえない。

#### 5.4.2 初期値の選定の影響

前節で述べた、初期値の選定方法が形状再構成にどのような影響を与えるかを、変数  $(p, q)$  の初期値として、無条件に  $(0, 0)$  とした場合および完全拡散面解  $(p_L, q_L)$  を用いた場合とを、比較検討した。



図 5.3: オフセット値と収束するまでの繰り返し計算回数

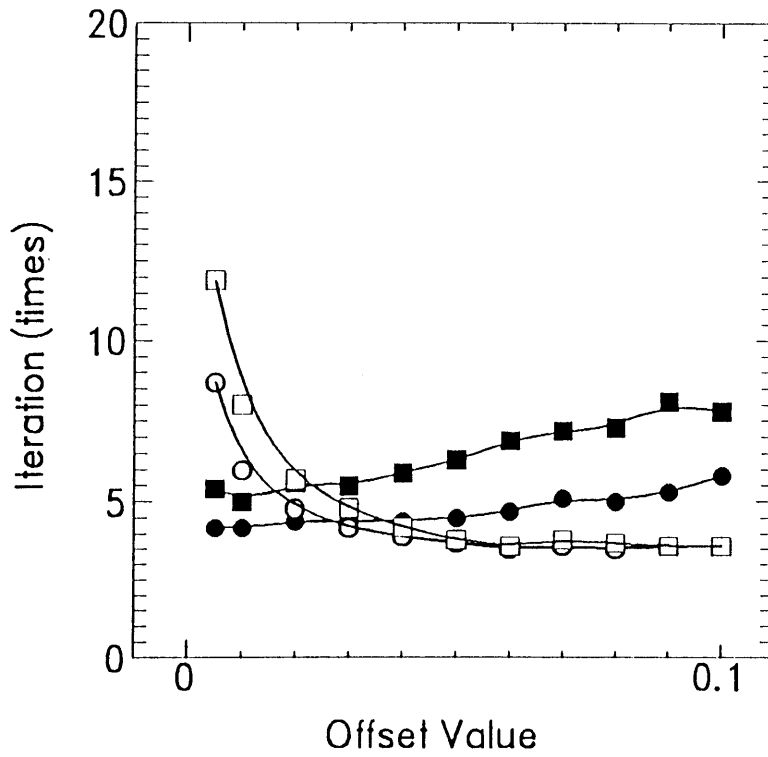


図 5.4: 濃度分解能と収束するまでの繰り返し計算回数

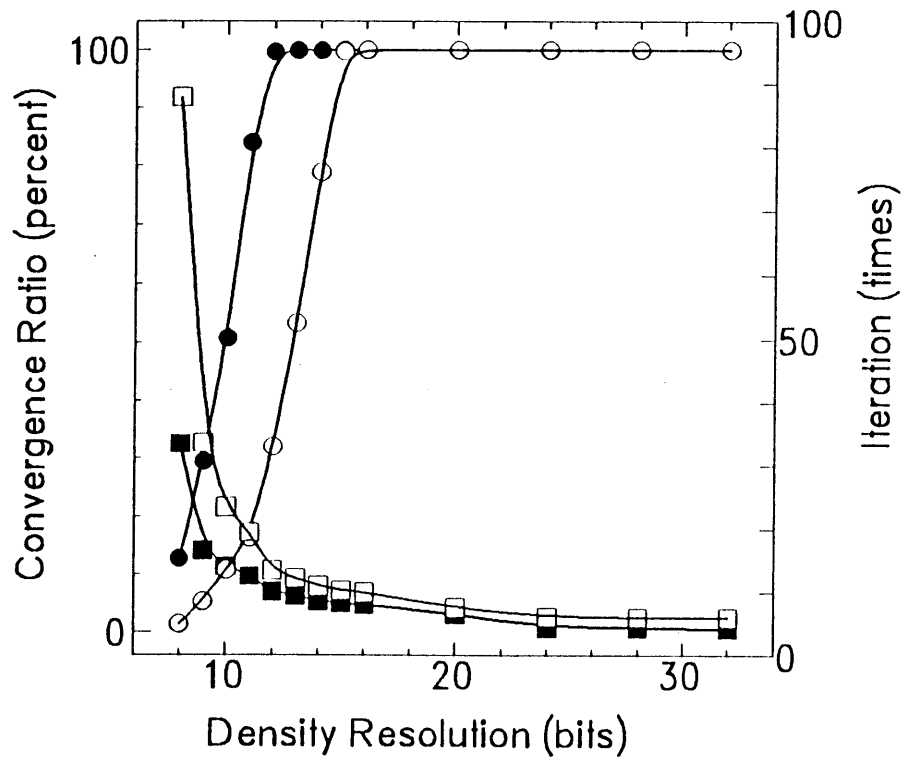
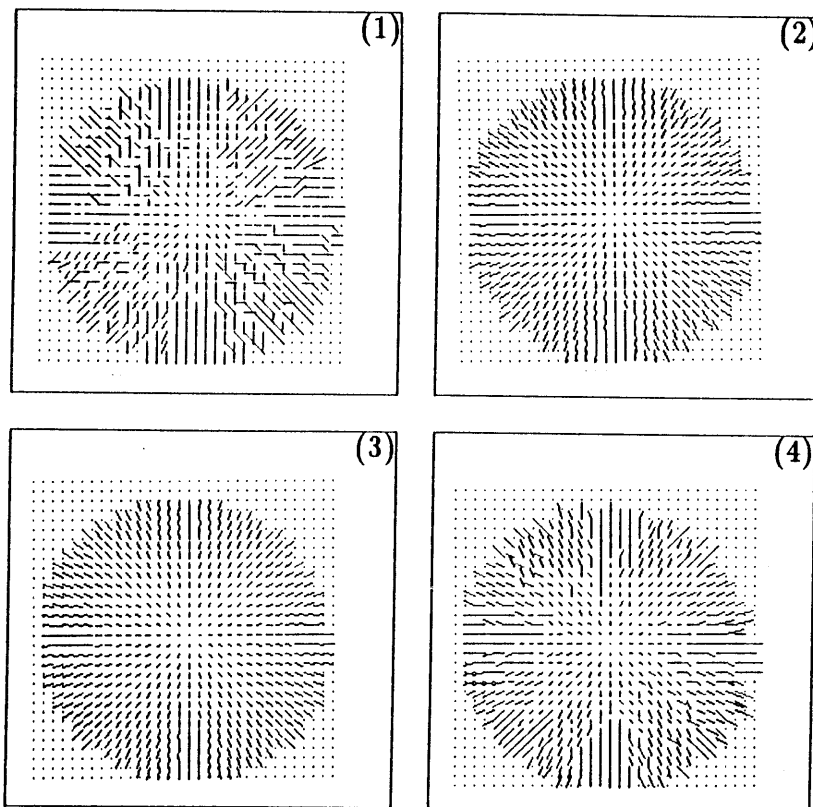


図 5.5: 量子化画像からの形状再構成の例

- (1) 8 ビット画像 (2) 10 ビット画像 (3) 12 ビット画像  
(4) 平滑化された 8 ビット画像



結果として、変数  $(p, q)$  を無条件に  $(0, 0)$  とした場合でも、変数  $(p, q)$  を完全拡散面解  $(p_L, q_L)$  を用いた場合でも、共に形状再構成に関して真値に収束する比率は 100% を確保でき、十分満足できる結果となった。

両者についての違いは真値に収束するまでに必要な繰り返し計算回数であり、それを表 5.1 に示す。ここでは数値計算法は BFGS 法のみによっている。

表 5.1: 初期値の選定と収束までの繰り返し計算回数

光沢パラメータ		収束回数 (評価 1)		収束回数 (評価 2)	
正反射 比率 $s$	鋭さ $n$	初期値 $(p_L, q_L)$	初期値 $(0, 0)$	初期値 $(p_L, q_L)$	初期値 $(0, 0)$
0.0	1	0.0	57.4	0.0	11.1
0.1	20	3.3	57.8	2.8	13.9
0.3	16	6.0	61.3	4.2	14.9
0.6	10	12.8	71.8	8.1	16.8

表 5.1 から明らかなように初期値を無条件に  $(0, 0)$  とした場合には繰り返し計算回数が格段に多くなる。完全拡散面解  $(p_L, q_L)$  を初期値に選んだ場合では、それに比べて繰り返し計算回数が少ないことがわかる。また、正反射成分の比率  $s$  が大きくなればなるほど繰り返し計算回数が多くなる傾向を呈している。

このことから初期値として、完全拡散面解  $(p_L, q_L)$  を用いるのは適当であるといえる。また対象物体の表面として、Phong の表面反射モデルの正反射成分の比率  $s$  が小さい物体面ほどより収束には有利であるという傾向も示される。

### 5.4.3 評価関数の評価

最後に、最適化の指標として取り上げた評価方法 1 および 2 の方法について検討する。

まず、オフセット値の観点からは、評価方法 1、2 のうちどちらがよいとは結論できない。

次に、量子化誤差の影響評価からは、同じ量子化ビット数であれば評価方法 2 の方が誤差が小さくなる。また、同じ誤差基準をとれば、評価方法 2 の方が量子化ビット数が少なく済むという意味で、より現実的である。また最適化のための繰り返し回数も評価方法 2 の方が一般的に少ない。さらに、初期値の選定による繰り返し

回数の観点からは、評価方法2の方が繰り返し回数が少なく、より優れている。これらのことから、評価関数としては評価方法2の方が優れているといえる。

この理由を考察するために、特定の面素における評価関数の、各評価方法における4つの2乗誤差の各項の値が $10^{-2}$ より小さくなる領域を個別に描いたものを図5.6に示す。図中の白丸が初期値を示し、黒丸が真値をおよび白四角が非線形最適化法による収束値（最適値）を示す。

図5.6から、評価方法1では、4つの誤差が共通して最小となる領域が（この領域に最適値が含まれる）、重なりあっており、最適値探索に互いの誤差の精度の影響を受けやすく十分な精度が確保できないおそれがでてくる。それに対して、評価方法2では、4つの誤差が最小となる領域が全く異なった分布を示し、それらの共通領域つまり、最適値を探索する際に互いの誤差の精度の影響を受けにくくしており、その結果、精度が十分確保できるためと考えられる。

本方法は画像濃度とその方向微分に着目した形状再構成法であり、最適化の指標としては、評価方法2である、画像濃度とその方向微分の推定値と理論値との誤差をとるのが自然であり、シミュレーション結果からもそれが示されている。

#### 5.4.4 形状再構成シミュレーション

対象物体として多面体（可視面4のもの）および曲面体のいくつかを選んで形状再構成のシミュレーション実験を実施した。最適化の評価方法は評価方法2を採用し、照明方向単位ベクトル $(u, v, w)^T$ の値を $(0.052926, 0.084681, 0.995002)^T$ として、オフセット値をすべて0.01、量子化ビット数は12ビットとした。

図5.7は多面体（可視面4のもの）および曲面体（楕円体）についての再構成の結果である。ニードルダイヤグラム(true)は真の値のものを示し、ニードルダイヤグラム(optm)は再構成されたものを示す。ニードルダイヤグラム(init)は最適化法を適用するための初期値として選択されたものを図示したものである。

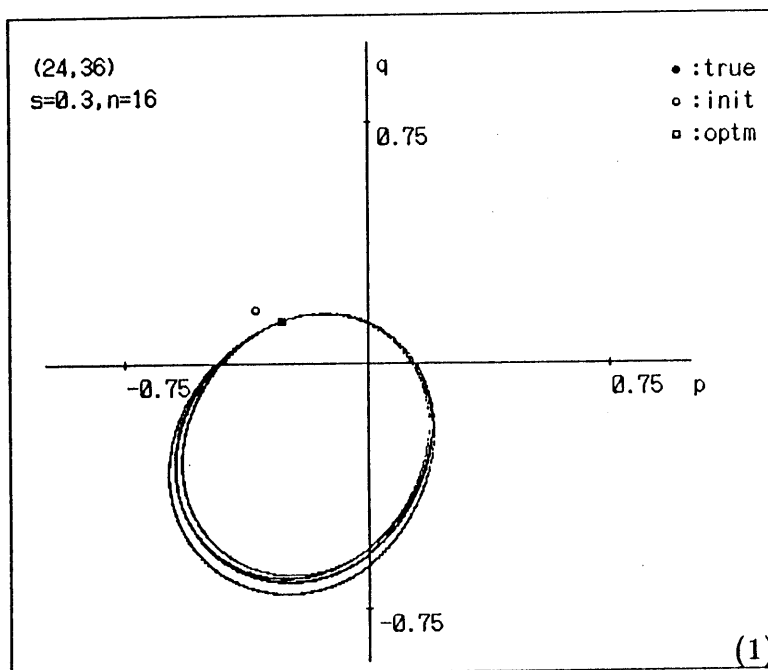
### 5.5 むすび

表面反射特性に関して、条件をより一般化した対象物体に対してもその形状を再構成する方法を提案した。

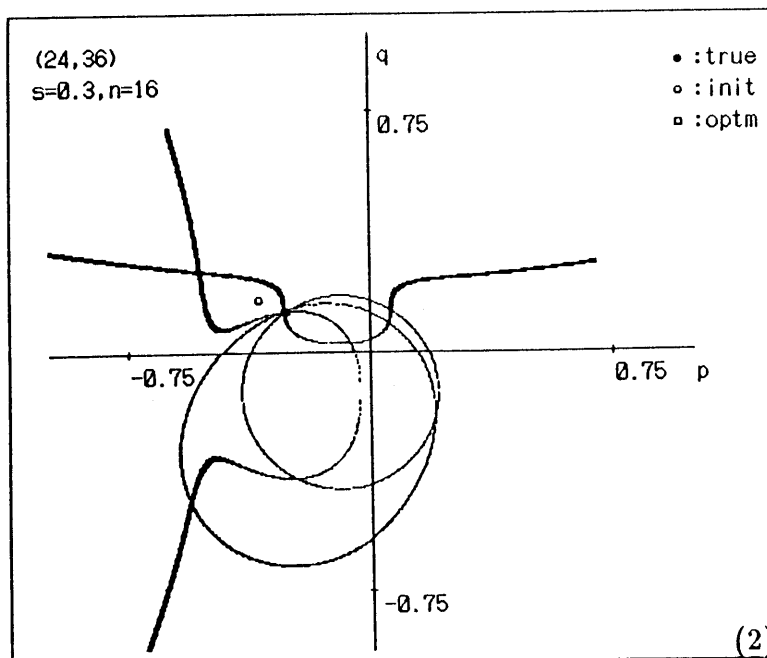
照明として一様な平行光線照明を仮定すれば、直交座標投影のもとで、対象物体の表面反射特性として反射率が一様な光沢成分を含む表面であっても、対象物体の局所的な面素の向きは非線形最適化法によって決定することが出来る。

最適化の評価の基準としては、画像濃度及びその方向微分の2乗誤差を最小にするというものを採用し、また数値解析手法において、収束に関して重要となる初期値の設定に当たっては、対象物体が完全拡散面であるという前提で解いた解を採

図 5.6: 最適化の評価関数

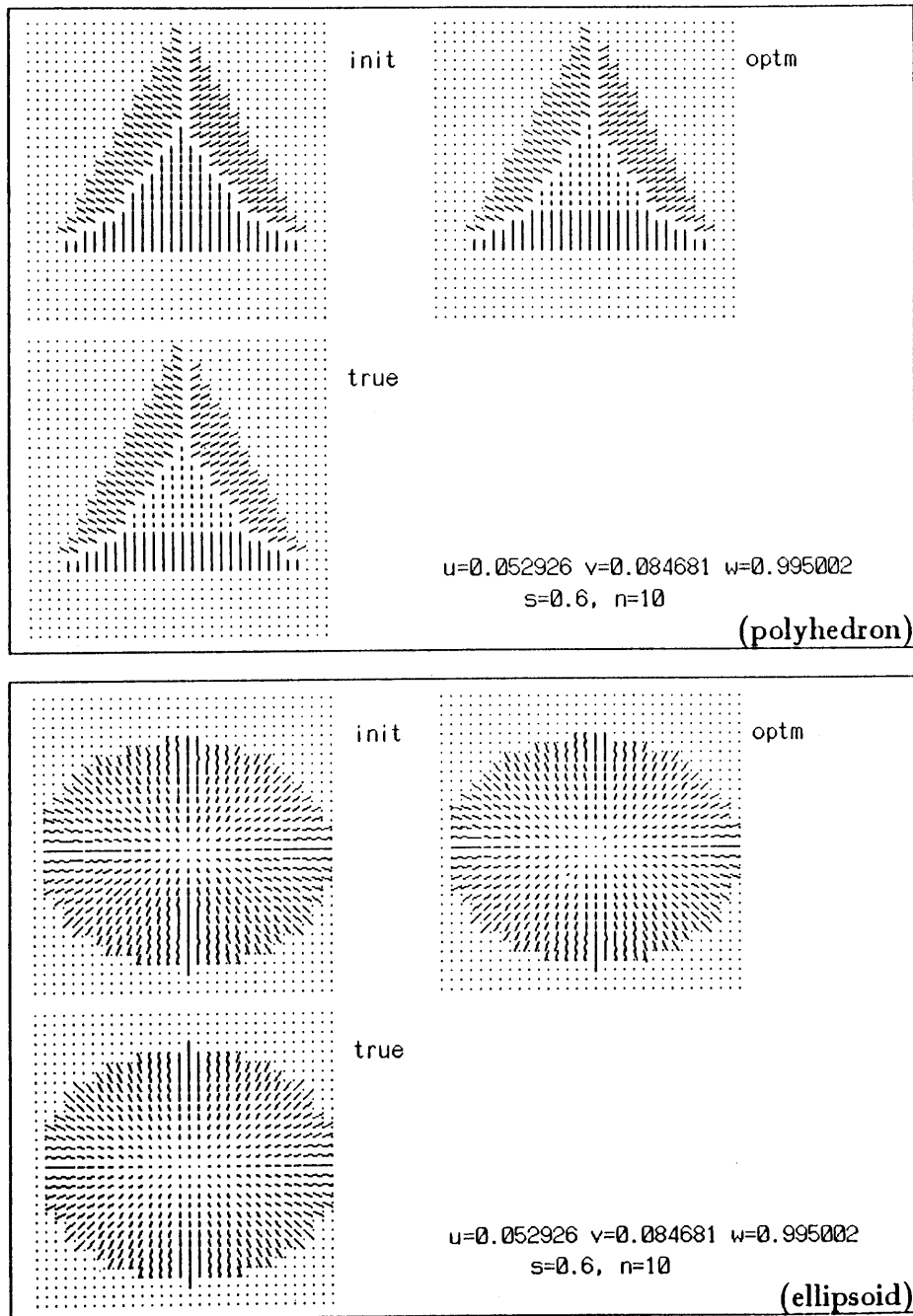


評価方法 1



評価方法 2

図 5.7: 再構成された多面体及び曲面体



用した。それを利用することによって、一律に初期値  $(0, 0)$  を設定する場合と比べ、格段に速い、また安定した収束結果が得られた。

初期値の設定は、画像濃度の方向微分のみから計算できるため、計算も簡便で、照明方向あるいは比例係数といった情報があらかじめ既知であるという条件は不要である。

近似や量子化が形状再構成に及ぼす影響は少なくなく、オフセット値は 0.01 程度量子化ビット数は 12 ビット以上が望ましい。また対象物体の形状としては、曲面体のみならず、可視面が少ない多面体についても再構成が可能であることがわかった。

シミュレーション実験では、多面体および曲面体を例にとり形状再構成を試み、満足する結果を得た。

本方法では、表面反射モデルの一例として Phong のモデルを採用したが、非線形最適化法を適用して形状再構成ができるためには、Phong のモデルのみならず、何らかの関数で表現されるモデルが設定できれば本方法が有効となる。

本方法は基本的に照明方向の微少変化を利用して光沢面の形状を再構成をする手法であるため、物体面の再構成領域を大きく確保できるという利点がある。反面、画像入力装置としては濃度分解能の高いものが要求される。そのため実際的な応用を考えた場合、入力装置として高い濃度分解能のものを開発するか、あるいは、本アルゴリズムを現実的な画像入力装置に合わせて拡張する必要がある。これについては今後の課題である。



# Chapter 6

## 点光源照明への拡張

### 6.1 まえがき

照度差ステレオ法は、独立した3方向からの平行光線照明によって得られた3枚の濃淡画像をもとに、対象物体の局所的な傾きを決定する方法であり、これまでに説明した、PFF法、UPFF法あるいは画像の微分情報に基づく形状再構成法は、照明を1箇所にとり、照明方向を変化させて得られる画像濃度の方向微分から、照度差ステレオ法と比べてより再構成領域を広げた、対象物体の表面形状を再構成するアルゴリズムであるが、いずれも、光源として、平行光線照明を仮定しており、光源と対象物体とは離れた位置にあるという前提が必要であった。

これに対して、点光源照明ステレオ法（PSIS法、Point Light Source Illuminating Stereo）は、光源と対象物体とが比較的接近した位置に置かれ、透視投影法に基づく、単眼立体視法である [13],[15]。互いに独立した位置に、複数置かれた点光源から照明されて得られた複数枚の画像から対象物体表面の座標を直接的に取り出す方法である。

本論文は、透視投影法に基づき、点光源照明を近接した1箇所にとり、光源を基準の位置から3方向に変化させることによって得られる3枚の画像と、もとの画像との、合計4枚の画像から、その方向微分の差分近似を求め、これらの情報をもとに、完全拡散面の対象物体の局所的な面素の深さ  $Z$  および法線方向パラメータ  $p, q$  を再構成するアルゴリズムを提案する。

さらに本方法の有効性をより高めるために、照明条件を緩和する。画像濃度の方程式の比例係数や点光源照明の基準位置は既知であるという前提条件は必要なく、最大画像濃度の面素の情報やすべての面素に対して満足すべき方程式を連立させることによって推定可能であることを示す。

本方法の有効性を確認するために、シミュレーション実験によって、パラメータ決定の際の感度を解析した。実験では、基準位置が未知である点光源を対象物体か

らはおよそ 100mm 離れた距離に置き、その微小変位として、2mm 変化させる。Z の推定値の相対誤差は 2%以下であり、画像濃度の量子化ビット数としては 10 ビット程度を仮定すれば良いことがわかった。

## 6.2 点光源照明法

### 6.2.1 座標系

本論文では、対象物体の表面反射特性として反射率が一律な完全拡散面を仮定する。照明条件としては、光源は対象物体から比較的近接した位置に置かれ、一律な点光源で対象を照明するものとする。また観測系は透視投影とする。本方法での座標系を図 6.1 に示す。

レンズの中心に原点を配置し、点光源の位置座標を  $(X_s, Y_s, Z_s)$  とする。対象物体の  $P(X, Y, Z)$  の位置にある面素は画像平面上では、 $p'(x, y)$  と投影され、画像濃度は  $p'(x, y)$  で観測される。記号  $b$  は原点と画像平面との距離を表すものとする。

対象物体表面のある面素について、3つの単位ベクトル単位照明方向ベクトル  $\mathbf{s}$ 、単位法線方向ベクトル  $\mathbf{n}$  および視線方向ベクトル  $\mathbf{v}$  を以下のように定義する。

$$\mathbf{n} = \frac{(p, q, -1)^T}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (6.1)$$

$$\mathbf{s} = \frac{(X_s - X, Y_s - Y, Z_s - Z)^T}{\sqrt{(X_s - X)^2 + (Y_s - Y)^2 + (Z_s - Z)^2}} \quad (6.2)$$

$$\mathbf{v} = \frac{(-x, -y, -b)^T}{\sqrt{x^2 + y^2 + b^2}} \quad (6.3)$$

ここに、 $p$  および  $q$  は  $Z$  の  $X$  あるいは  $Y$  に関する 1 階偏微分つまり面素の勾配を表す変数であり、 $p = \partial Z / \partial X$  および  $q = \partial Z / \partial Y$  と定義される。

面素の位置を表す変数  $(X, Y)$  は、画像における位置  $(x, y)$ 、面素の深さ  $Z$  および画像平面とレンズ中心との距離  $b$  に関して、 $X = xZ/b$  および  $Y = yZ/b$  という関係にある。

ここで、変数  $(l, m, n)$  を導入し、各々次の式で与える。

$$\begin{aligned} l &= X_s - X = X_s - \frac{xZ}{b} \\ m &= Y_s - Y = Y_s - \frac{yZ}{b} \\ n &= Z_s - Z \end{aligned} \quad (6.4)$$

また光源から面素までの距離を変数  $r$  で表す。つまり、

$$r^2 = (X_s - X)^2 + (Y_s - Y)^2 + (Z_s - Z)^2 = l^2 + m^2 + n^2 \quad (6.5)$$

という関係にある。これらの変数を導入すると、光源方向ベクトル  $\mathbf{s}$  は、

$$\mathbf{s} = \frac{(l, m, n)^T}{r} \quad (6.6)$$

と表記することもできる。

### 6.2.2 画像濃度の方程式

対象物体の表面反射特性が完全拡散面である場合には、その画像濃度は、

$$d(x, y) = c \frac{(\mathbf{n} \cdot \mathbf{s})}{r^2} \quad (6.7)$$

と表現できる。ここに、 $d(x, y)$  は画像の位置  $(x, y)$  において、観測された画像濃度であり、 $c$  は光源の光度、レンズの絞りおよび対象物体の表面反射率に比例する係数である。またガンマ特性は線形であると仮定した。また、 $(\mathbf{n} \cdot \mathbf{s})$  はベクトル  $\mathbf{n}$  と  $\mathbf{s}$  との内積を表すものとする。

これから、

$$d = c \frac{pl + qm - n}{r^3 \sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (6.8)$$

が導かれる。

## 6.3 形状再構成の方法

ここで、照明方向  $\mathbf{s}$  の各  $X_s, Y_s, Z_s$  を微小変化させて、得られた画像の変化をとらえ画像濃度の方向微分を考えれば、次の3つの方程式が得られる。

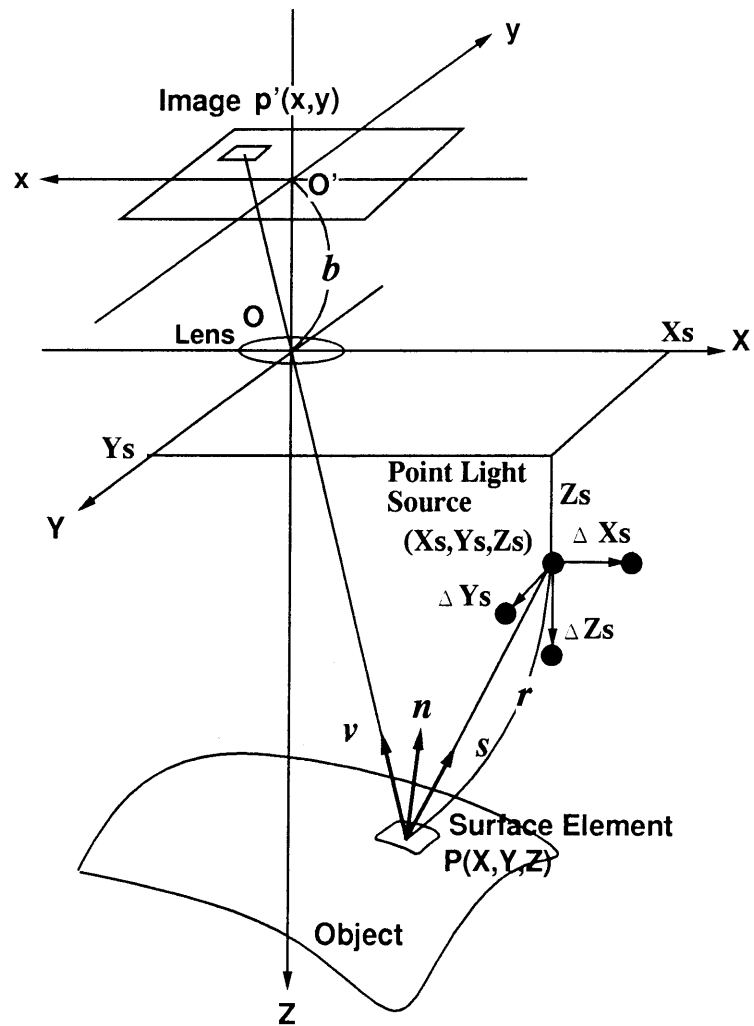
$$\frac{\partial d}{\partial X_s} = c \frac{(r^2 - 3l^2)p - 3lmq + 3nl}{r^5 \sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (6.9)$$

$$\frac{\partial d}{\partial Y_s} = c \frac{-3lmp + (r^2 - 3m^2)q + 3mn}{r^5 \sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (6.10)$$

$$\frac{\partial d}{\partial Z_s} = c \frac{-3nlp - 3mnq - (r^2 - 3n^2)}{r^5 \sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (6.11)$$

これらの方程式は互いに変数  $p, q$  および  $Z$  に関して独立である。あらゆる面素について、これらを未知数として連立方程式を構成し、それを解けば、形状が再構成できることになる。

図 6.1: 点光源照明法の座標系



Coordinate system and implementation of  
the moving point light source

まず、変数  $p, q$  を未知数として、式 (6.8) と方向微分の前 2 式を使って方程式を解けば、

$$p = \frac{3nld + nr^2 d_{X_s}}{(2r^2 - 3n^2)d + lr^2 d_{X_s} + mr^2 d_{Y_s}} \quad (6.12)$$

$$q = \frac{3mnd + nr^2 d_{Y_s}}{(2r^2 - 3n^2)d + lr^2 d_{X_s} + mr^2 d_{Y_s}} \quad (6.13)$$

となる。また式 (6.8) とすべての方向微分の式を使えば、

$$p = -\frac{3ld + r^2 d_{X_s}}{3nd + r^2 d_{Z_s}} \quad (6.14)$$

$$q = -\frac{3md + r^2 d_{Y_s}}{3nd + r^2 d_{Z_s}} \quad (6.15)$$

となる。

ここに、 $d_{X_s}$ 、 $d_{Y_s}$  および  $d_{Z_s}$  は各々  $\partial d / \partial X_s$ 、 $\partial d / \partial Y_s$  および  $\partial d / \partial Z_s$  を略記したものである。この式は  $(l, m, n)$  において未知のパラメータがただ変数  $Z$  のみであるとき、 $(p, q)$  が変数  $Z$  によって表現できることを意味する。

次に、式 (6.12)、(6.13) から次の式が得られる。

$$d(2d + ld_{X_s} + md_{Y_s} + nd_{Z_s})r^2 = 0 \quad (6.16)$$

ここで、 $dr^2 > 0$  であるとしても一般性を失わないから、

$$2d + ld_{X_s} + md_{Y_s} + nd_{Z_s} = 0 \quad (6.17)$$

となる。この式に式 (6.4) を代入すれば、 $Z$  の 1 次式に帰着できる。よって  $Z$  は次の式で表される。

$$Z = b \frac{2d + X_s d_{X_s} + Y_s d_{Y_s} + Z_s d_{Z_s}}{x d_{X_s} + y d_{Y_s} + b d_{Z_s}} \quad (6.18)$$

点光源の位置座標を  $(X_s, Y_s, Z_s)$  とし、3 方向に微小変化させた位置つまり、 $(X_s + \Delta X_s, Y_s, Z_s)$ 、 $(X_s, Y_s + \Delta Y_s, Z_s)$  および  $(X_s, Y_s, Z_s + \Delta Z_s)$  から照明されて得られた画像を各々  $d_2, d_3$  および  $d_4$  とする。これによって、方向微分  $d_{X_s}$ 、 $d_{Y_s}$  および  $d_{Z_s}$  は各々次の差分によって近似できる。

$$d_{X_s} = \frac{d_2 - d}{\Delta X_s} \quad (6.19)$$

$$d_{Y_s} = \frac{d_3 - d}{\Delta Y_s} \quad (6.20)$$

$$d_{Z_s} = \frac{d_4 - d}{\Delta Z_s} \quad (6.21)$$

本方法において必要とする画像枚数は、 $d$ 、 $d_2$ 、 $d_3$ および $d_4$ の4枚の画像である。

結論として、これら4枚の画像から画像濃度及び方向微分を計算し、各画像に対応する面素の、式(6.18)によって深さ $Z$ が求められ、式(6.12)、(6.13)あるいは式(6.14)、(6.15)から勾配パラメータ $p, q$ が得られることがわかる。

なお、式(6.14)、(6.15)を変形すると、

$$p = -\frac{\frac{3ld}{r^2} + d_{X_s}}{\frac{3nd}{r^2} + d_{Z_s}} \quad (6.22)$$

$$q = -\frac{\frac{3md}{r^2} + d_{Y_s}}{\frac{3nd}{r^2} + d_{Z_s}} \quad (6.23)$$

となる。この式で、光源と対象との距離 $r$ を十分大きくとると仮定すれば、 $3dl/r^2$ 、 $3dm/r^2$ あるいは $3dn/r^2$ は十分小さな値となり無視できるようになる。そこで、

$$p = -\frac{d_{X_s}}{d_{Z_s}} \quad (6.24)$$

$$q = -\frac{d_{Y_s}}{d_{Z_s}} \quad (6.25)$$

が得られる。この式は第4章で得られた形状再構成の式

$$p = -\frac{d_u}{d_w} \quad (6.26)$$

$$q = -\frac{d_v}{d_w} \quad (6.27)$$

そのものである。つまり、ここでの形状再構成の照明条件は第3章や第4章で取り扱っている条件をより一般化したものといえる。

## 6.4 比例係数や点光源の位置の推定

ここですべての勾配パラメータの組み合わせを持つ一様な反射特性のなめらかな曲面体を想定する。そのような物体では、その反射特性が完全拡散面である場合には、最も画像濃度が最大となる画素に対応する面素の単位表面法線ベクトルは光源方向ベクトルに一致する。つまり、画像濃度が最大となる面素 $e$ においては、 $\mathbf{s}_e = \mathbf{n}_e$ である。これから、

$$d_e = \frac{c}{r_e^2} \quad (6.28)$$

$$(d_{X_s})_e = \frac{-2cl_e}{r_e^4} \quad (6.29)$$

$$(d_{Y_s})_e = \frac{-2cm_e}{r_e^4} \quad (6.30)$$

$$(d_{Z_s})_e = \frac{-2cn_e}{r_e^4} \quad (6.31)$$

ここで、 $d_e$ 、 $(d_{X_s})_e$ 、 $(d_{Y_s})_e$ および $(d_{Z_s})_e$ は画像濃度最大の面素における画像濃度とその方向微分を意味する。

これらの式から、比例係数  $c$  は次の式で表現できる。

$$c = \frac{4d_e^3}{(d_{\mathbf{s}})_e^2} \quad (6.32)$$

ここで、 $(d_{\mathbf{s}})_e^2$ は画像濃度最大の面素における照明方向ベクトルによる方向微分の2乗和であり、 $(d_{X_s})_e^2 + (d_{Y_s})_e^2 + (d_{Z_s})_e^2$ を意味する。さらに、これらの式から変数  $Z_e$  および  $c$  を消去すれば、変数  $X_s$  および  $Y_s$  は、画像濃度最大の点における情報に基づいて、次の式のように、変数  $Z_s$  の関数として表現できることがわかる。

$$X_s = \frac{2g_e d_e}{(d_{\mathbf{s}})_e^2} + \frac{x_e Z_s}{b} \quad (6.33)$$

$$Y_s = \frac{2h_e d_e}{(d_{\mathbf{s}})_e^2} + \frac{y_e Z_s}{b} \quad (6.34)$$

ここで、 $g_e, h_e$  は次の式で表されるものとする。

$$g_e = \frac{x_e (d_{Z_s})_e}{b} - (d_{X_s})_e \quad (6.35)$$

$$h_e = \frac{y_e (d_{Z_s})_e}{b} - (d_{Y_s})_e \quad (6.36)$$

さて、任意の面素  $i$  において、式 (6.12)、(6.13) を式 (6.8) に代入すると、次の式が得られる。

$$(d_{\mathbf{s}})_i^2 r_i^6 - 3d_i r_i^4 - c^2 = 0 \quad (6.37)$$

ここに、 $r_i^2 = l_i^2 + m_i^2 + n_i^2$  であり、この式は  $r_i^2$  に関する3次方程式であり、その実根はカルダノの式によって決定することができる。その判別式  $det$  は、

$$det = c^2 \frac{4d_i^6 + c^2 (d_{\mathbf{s}})_i^4}{(d_{\mathbf{s}})_i^8} \quad (6.38)$$

となり、この値が0より大きいため、次に示す1つの実根が存在し、それはただ1つに限る。

$$s_i^{1/3} + t_i^{1/3} - \frac{d_i^2}{(d_{\mathbf{s}})_i^2} \quad (6.39)$$

ここで、 $s_i$ 、 $t_i$ は、

$$s_i, t_i = \frac{1}{2} \left\{ \frac{2d_i^6 + c^2(d_{\mathbf{s}})_i^4}{(d_{\mathbf{s}})_i^6} \pm \sqrt{\det} \right\} \quad (6.40)$$

である。

一方、この  $r_i^2$  は、定義から、

$$\begin{aligned} r_i^2 &= l_i^2 + m_i^2 + n_i^2 \\ &= \left( X_s - \frac{x_i Z_i}{b} \right)^2 + \left( Y_s - \frac{y_i Z_i}{b} \right)^2 + (Z_s - Z_i)^2 \end{aligned} \quad (6.41)$$

であり、式(6.18)から、変数  $Z_i$  は

$$Z_i = b \frac{2d_i + X_s(d_{X_s})_i + Y_s(d_{Y_s})_i + Z_s(d_{Z_s})_i}{x_i(d_{X_s})_i + y_i(d_{Y_s})_i + b(d_{Z_s})_i} \quad (6.42)$$

と表すことができるため、 $X_s, Y_s$  および  $Z_s$  に関する2次方程式である。

これに式(6.33),(6.34)を代入すると、 $X_s, Y_s$ を消去でき、 $Z_s$ に関する次のような2次方程式が得られる。

$$t_{1i} Z_s^2 + t_{2i} Z_s + t_{3i} = r_i^2 \quad (6.43)$$

ここで、各係数  $t_{1i}$ 、 $t_{2i}$  および  $t_{3i}$  は次の通りである。

$$t_{1i} = \frac{x_{ei}^2 + y_{ei}^2 + b^2(1 - k_{1i})^2}{b^2} \quad (6.44)$$

$$t_{2i} = 4 \frac{x_{ei} g_{ei} + y_{ei} h_{ei} - b^2(1 - k_{1i})k_{2i}}{b(d_{\mathbf{s}})_e^2} \quad (6.45)$$

$$t_{3i} = 4 \frac{g_{ei}^2 + h_{ei}^2 + b^2 k_{2i}^2}{(d_{\mathbf{s}})_e^4} \quad (6.46)$$

ここに  $x_{ei}, y_{ei}, g_{ei}, h_{ei}, k_{1i}, k_{2i}$  は次の通りである。

$$x_{ei} = x_e - x_i k_{1i} \quad (6.47)$$

$$y_{ei} = y_e - y_i k_{1i} \quad (6.48)$$

$$g_{ei} = g_e d_e - x_i k_{2i} \quad (6.49)$$

$$h_{ei} = h_e d_e - y_i k_{2i} \quad (6.50)$$

$$k_{1i} = \frac{x_e(d_{X_s})_e + y_e(d_{Y_s})_e + b(d_{Z_s})_e}{x_i(d_{X_s})_i + y_i(d_{Y_s})_i + b(d_{Z_s})_i} \quad (6.51)$$

$$k_{2i} = \frac{d_i(d_{\mathbf{s}})_e^2 + g_e d_e(d_{X_s})_i + h_e d_e(d_{Y_s})_i}{x_i(d_{X_s})_i + y_i(d_{Y_s})_i + b(d_{Z_s})_i} \quad (6.52)$$

$Z_s$ に関する2次方程式(6.43)はすべての面素  $N$ について同じ式となるため、次の  $N$ 個の連立方程式が得られる。

$$f_i = t_{1i} Z_s^2 + t_{2i} Z_s + t_{3i} - r_i^2 \quad (6.53)$$



ここで、 $i = 1, \dots, N$ である。そこでこの関数の2乗和をとり目的関数  $E(Z_s)$  を次のように定義する。

$$E(Z_s) = \sum_{i=1}^N f_i^2 \quad (6.54)$$

この関数を最小化する  $Z_s$  が最も信頼できる解となる。

## 6.5 コンピュータシミュレーション

レンズ中心から  $300\text{mm}$  離れた平面におかれた半径  $19\text{mm}$  の半球に対して、レンズの焦点距離  $b$  として  $55\text{mm}$  を、画像のサイズは  $7\text{mm}$  として設定して、4枚の画像を入力した。各画像は  $64 \times 64$  ピクセルに分割されている。

微小変位  $\Delta X_s, \Delta Y_s$  および  $\Delta Z_s$  はいずれも  $0.1\text{mm}$  として設定し、光源と対象物体との距離  $r$  としては  $200\text{mm}$  とした。再構成された結果を図 6.2 に示す。理想的な条件即ち量子化されていない画像をもとに形状再構成したものを (a) に示す。この結果はもとの形状の  $Z$  分布に関して相対誤差  $0.93\%$  で再構成されている。その相対誤差 (%) は次の式で定義される。

$$E_{rr} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| \frac{Z_{ti} - Z_i}{Z_{ti}} \right\| \times 100 \quad (6.55)$$

ここに  $N$  はすべての面素の数であり、 $Z_{ti}$  および  $Z_i$  は各々ある面素  $i$  における深さ  $Z$  の真値と推定値である。

方向微分  $d_{X_s}, d_{Y_s}$  および  $d_{Z_s}$  は差分近似による誤差や量子化の誤差を避けられない。図 6.2 の (b) には、量子化ビット数として 16 ビットを、微小変位として  $2\text{mm}$ 、光源と対象物体との距離  $r$  としては  $200\text{mm}$  をとり、再構成したものである。この場合の  $Z$  分布に関して相対誤差  $1.08\%$  で再構成されている。

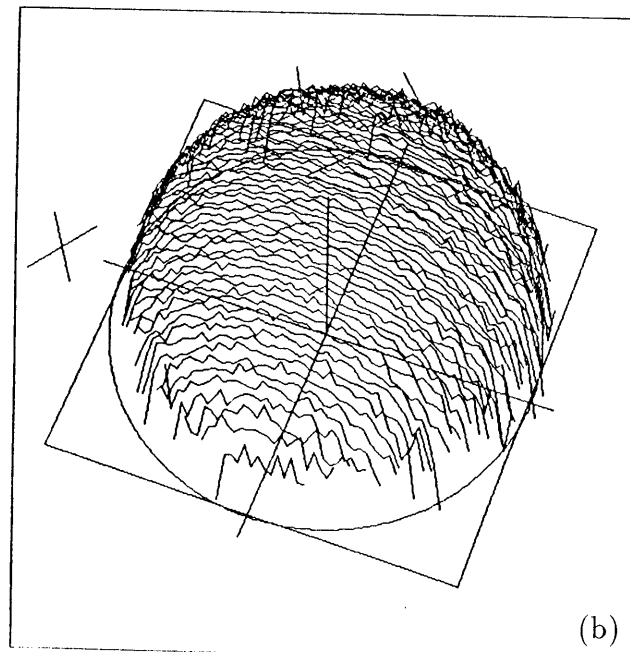
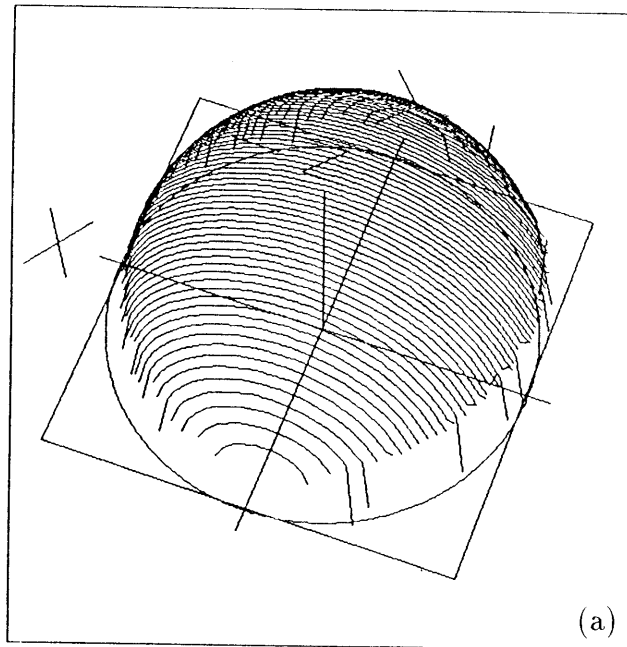
量子化ビット数が十分とれない場合には、一般的に微小変位はより大きい方が、また光源と対象との距離  $r$  は近接している方が画像濃度の差を検出しやすい。しかしながら、小さな距離に対してあまり大きな微小変位は適当ではない。またあまり大きな距離は量子化ビット数の低い画像には適当ではない。

10 ビットより低い量子化画像による、点光源の位置が未知であるケースに対して、形状再構成を試みた例を図 6.3 に示す。ここでは、微小変位の値としては  $\Delta X_s, \Delta Y_s$  および  $\Delta Z_s$  をいずれも  $2\text{mm}$  として設定し、光源と対象物体との距離  $r$  としては  $100\text{mm}$  とした。このときの目的関数  $E(Z_s)$  のグラフを 6.4 に示す。 $Z_s$  の値としては、 $0\text{mm}$  から  $400\text{mm}$  まで変化させ、 $\log(E(Z_s + 1)/\log(E(0) + 1))$  の値を目的関数の値の正規化した値としてグラフプロットしている。最も信頼できる値はその関数の値が最小となるところであり、その点での  $Z_s$  を求めることは成功している。

図 6.2: 形状再構成の例

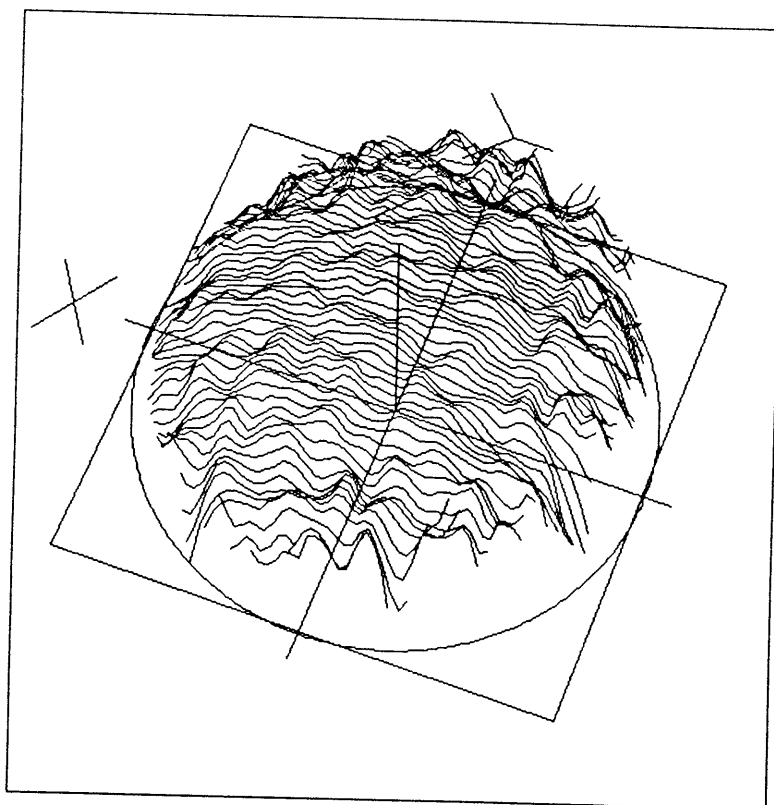
(a) 量子化されていない画像からの再構成結果

(b) 16ビット量子化画像からの再構成結果



シミュレーションでは、入力画像の画像濃度やその方向微分を B-spline 法による補間により、量子化画像に対して平滑化を試みている。真の  $Z_s$  の値  $183\text{mm}$  に対して、推定された値は  $190\text{mm}$  であり、相対誤差は約  $1.1\%$  であり、 $Z$  分布の平均誤差は  $3.2\text{mm}$  であった。許容できる結果としては、画像濃度が 10 ビットの入力画像によって得られている。

図 6.3: 10 ビット量子化画像での形状再構成

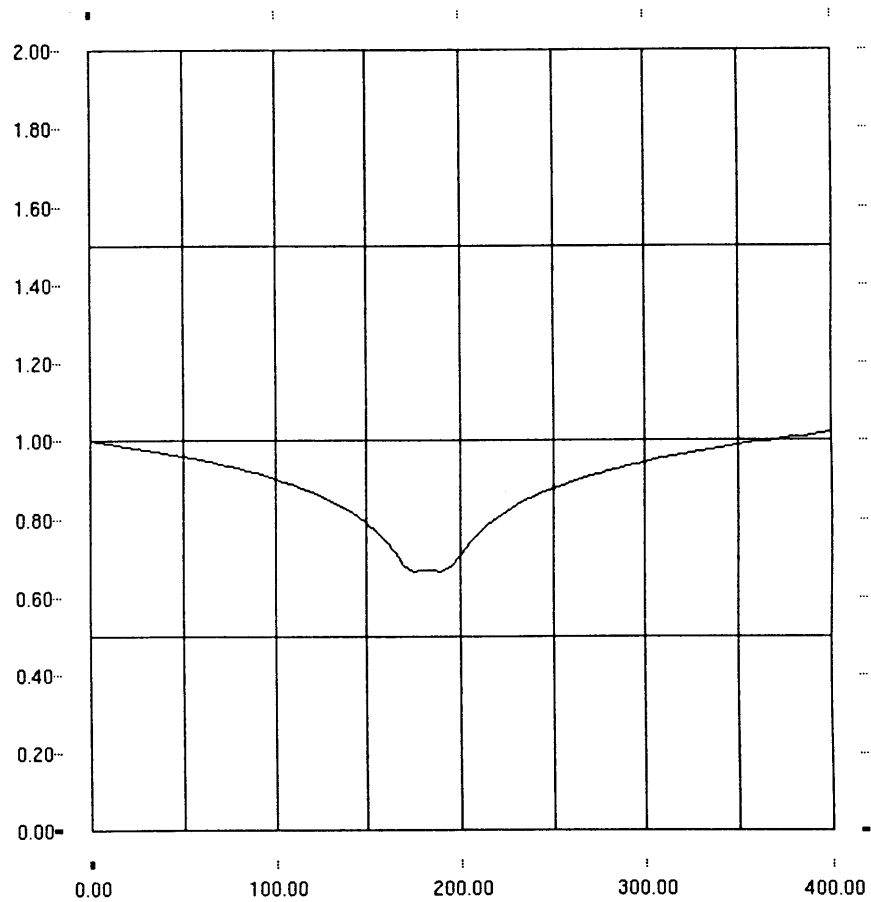


## 6.6 むすび

ここでは、点光源照明による近接した点光源における表面形状再構成の方法を説明した。各面素に対する距離情報は 4 つの方程式を連立させることにより、一意に決定でき、

本方法では、光源の位置が未知であるという条件であっても、対象物体の表面反射特性が一様な完全拡散面である場合には、表面形状及び光源の位置ともに決定できることがわかった。

本方法は照度差ステレオ法などと比べて、再構成できる領域が広がるために享受できる利点が多いという、理論的な側面を明らかにしたが、実際の環境におい

図 6.4: 10 ビット量子化画像での目的関数  $E(Z_s)$  のグラフ

てこの方法を適用していくためには、さらなる量子化誤差や近似誤差等に対するアプローチが必要である。



# Chapter 7

## ニューラルネットワークを利用した形状再構成

### 7.1 まえがき

これまでの照度差ステレオ法の研究では、異なる3方向からの平行光線照明によって得られる3枚の画像から、対象物体の傾き分布を求めるために、観測される画像濃度を反射特性関数からなる方程式として記述し、3つの非線形方程式を連立させて解くためのアルゴリズムが主体であった。そのアルゴリズムは仮定した関数によって大きく異なり、統一的に取り扱えるものではない。また、記憶容量と計算時間の観点から考えると、リアルタイムに傾きを求めるための、並列処理的な概念を導入することの意義とメリットが大きいと考えられる。

そこで、ここでは観測される画像濃度と面素の傾きとのマッピングをニューラルネットワークにより実現する。ニューラルネットワークで学習することにより、関数の近似を可能にすることと、情報量としてコンパクトな表現が可能になるという利点を生かし、プログラミングを学習という作業に置き換えることで、計算に関わる時間を短縮することができる。

*Shape from Shading*の問題に対して、ニューラルネットワークを適用した例としては、Sejnowski と Lehky の研究がある。それは、完全拡散面の表面反射特性を持つ対象物体に対して、異なる曲率を持つまた照明を変えて得られた対象物体の2000例によって曲率の度合を推定するものであった [11]。

3つの光源を用いる照度差ステレオ法では、3つの独立した画像濃度の方程式が得られるが、ここではニューラルネットワークにより3方向の照明のもとでの観測画像濃度に対応する面素の傾きとのマッピングを学習することによって、形状再構成を可能とする。

Sejnowski との差異は半球を用いて3つの異なる方向から照明して得られた反射

率地図を学習させることと対象物体の表面反射特性を光沢面に拡張し、より一般化したことである。

形状再構成は光沢面に対応することも可能で、反射特性の典型的な例として、Phong のモデルを用いて表現された物体に対して再構成を試みた。またその光沢パラメータが未知の場合に対しても、キャリブレーションを必要としない形状再構成を可能にする方法も提案している。

ニューラルネットワークに対して、入力と出力との関係を学習させるには、学習用供試体として、あらゆる傾きの組合せを含む半球面を用いて行った。半球に対して、3つの方向からの Phong の反射特性関数の入出力マッピングを学習させるものとする。

まず、反射特性パラメータの値を既知とした場合、面素の傾きを抽出するニューラルネットワークにより、入力として3枚の画像を与え、出力として対応する2つの傾きパラメータを与え、3層のニューラルネットワークを用いて、バックプロパゲーションにより、学習を行う。学習は半球の画像上の  $64 \times 64$  画素のうち、4画素毎のピクセルを抽出して実施した。

一方、反射特性パラメータを未知とした場合においては、半球面上から反射特性パラメータを特徴づける特徴点を複数個選択しておき、それらの情報を用いてパラメータの組合せ毎に複数個の2段ニューラルネットワークを用意し、学習させる。ここで、2段ニューラルネットワークとは、特徴点に対して学習を行うための、ニューラルネットワークを2段構えで構成し、第1段目のネットワークは特徴点の画像濃度の組から傾きの組を抽出するネットワークであり、第2段目のネットワークはその逆の特徴点の傾きの組から画像濃度の組を再合成するネットワークを構成し、それらを連結しニューラルネットワークを構成する。

ある反射特性パラメータの値を持つ供試体の入力画像濃度の組を反射特性パラメータの値の組合せが異なる複数の2段ネットワークに通した結果、もとの入力画像濃度の組と2段のネットワークを経て出力される再合成画像濃度の組の誤差の2乗和が最小になるネットワークを最適なパラメータを持つネットワークと定義する。

結果として、予め反射特性が未知の光沢面に対しても、特徴点の情報を学習した2段のネットワークを通すことによって、真の値に近い反射特性パラメータの組合せとともに、その組合せのもとでの傾き抽出ネットワークを通すことによって対象物体の面素の傾き分布を得ることができる。

学習の結果はニューラルネットワークの各ユニットにおいて、結合荷重係数が割り当てられ、入出力のマッピングは最終的に学習された状態のニューラルネットワークにより表現されているため、これらの情報をテーブルの形で保持しておけば、プログラミングの手順を踏まらずに形状の再構成が可能である。

コンピュータシミュレーションによって、本手法が反射特性が既知、未知いずれの場合においても、任意の対象物体の3枚の入力画像に対して望ましい傾き分布が



得られることを示す。

## 7.2 画像濃度の方程式

### 7.2.1 座標系

ここでは、照明条件としては、光源は平行光線照明であり、対象物体から遠く離れた位置に置かれる。また観測系は直交投影とする。対象物体の面素の座標  $(x, y, z)$  は、直交投影によって画像平面上の画素  $(x, y)$  に投影される。

対象物体表面のある面素について、3つの単位ベクトル単位照明方向ベクトル  $\mathbf{s}$ 、単位法線方向ベクトル  $\mathbf{n}$  および単位視線方向ベクトル  $\mathbf{v}$  を以下のように定義する。

$$\mathbf{n} = \frac{(-p, -q, 1)^T}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (7.1)$$

$$\mathbf{s} = (\sin \alpha \cos \beta, \sin \alpha \sin \beta, \cos \alpha)^T \quad (7.2)$$

$$\mathbf{v} = (0, 0, 1)^T \quad (7.3)$$

ここに、 $p$  および  $q$  は  $z$  の  $x$  あるいは  $y$  に関する1階偏微分つまり面素の勾配を表す変数であり、 $p = \partial z / \partial x$  および  $q = \partial z / \partial y$  と定義される。また、角度  $\alpha$  および  $\beta$  は光源方向の天頂角と方位角を表す。

照度差ステレオ法では、照明方向ベクトル  $\mathbf{s}$  と視線方向ベクトル  $\mathbf{v}$  は物体面のすべての点において一定となる。光源から入射した光は物体のある面素で反射し、画像平面上の画素で画像濃度として観測される。

### 7.2.2 画像濃度の方程式

このような照明条件のもとで、光沢成分を含む物体表面の反射特性モデルとして Phong のモデルを適用した場合、その画像濃度は、

$$\phi = c \{ s \cos^n \varphi + (1 - s) \cos \theta \} \quad (7.4)$$

と表現できる。ここに、 $\phi$  は2次元濃淡画像の座標  $(x, y)$  において、観測された画像濃度であり、 $c$  は光源の光度、レンズの絞りおよび対象物体の表面反射率に比例する係数である。 $\varphi$  は照明の正反射方向と視線方向とのなす角であり、 $\theta$  は照明方向と対象物体の表面法線方向とのなす角である。

この式の第1項は正（鏡面）反射成分を表し、第2項は拡散反射成分を表す。 $s$  は正反射成分の占める比率、 $n$  は正反射成分の鋭さを表す。

各ベクトルの定義から、

$$\cos \varphi = 2 \frac{-p \sin \alpha \cos \beta - q \sin \alpha \sin \beta + \cos \alpha}{p^2 + q^2 + 1} - \cos \alpha \quad (7.5)$$

$$\cos \theta = \frac{-p \sin \alpha \cos \beta - q \sin \alpha \sin \beta + \cos \alpha}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} \quad (7.6)$$

が成り立つ。

### 7.2.3 照度差ステレオ法における連立方程式

照度差ステレオ法では、異なる3つの光源方向  $j(j = 1, 2, 3)$  から照明されて得られる画像濃度を  $d_j$  とすれば、対象物体の各面素毎に次のような画像濃度の連立方程式が成り立つ。

$$\begin{aligned} d_1 &= \phi_1(p, q, n, s, c) \\ d_2 &= \phi_2(p, q, n, s, c) \\ d_3 &= \phi_3(p, q, n, s, c) \end{aligned} \quad (7.7)$$

照度差ステレオ法では、光源方向および視線方向は一定であり、光源方向および反射特性パラメータの組  $(n, s, c)$  が既知であるという前提では、3組の画像濃度  $d_j$  をもとに、未知の法線方向を決定でき、対象物体の各面素に対して、異なる解の組  $(p, q)$  を独立に得ることが可能である。

3枚の入力画像の例として、反射特性パラメータの組  $(n, s)$  の値が、ケース1として  $(0.0, 1)$  (これは完全拡散面の場合である)、ケース2として  $(0.28, 16)$  およびケース3として  $(0.6, 30)$  の3つのケースを、各々図7.1に示す。

## 7.3 ニューラルネットワークによる学習

### 7.3.1 バックプロパゲーション

一般に、ニューラルネットワークにおいて入力と出力との関係は、

$$\mathbf{y} = g(\mathbf{x} : \mathbf{w}) \quad (7.8)$$

と表すことができる。ここで  $g$  はネットワークの関数を意味し、 $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{w}$  および  $\mathbf{y}$  は、各々入力ベクトル、結合係数ベクトルおよび出力ベクトルを表す。図7.2に本方法で用いたニューラルネットワークの構成を示す。

図 7.1: ニューラルネットワークへの3枚の入力画像 (半球)

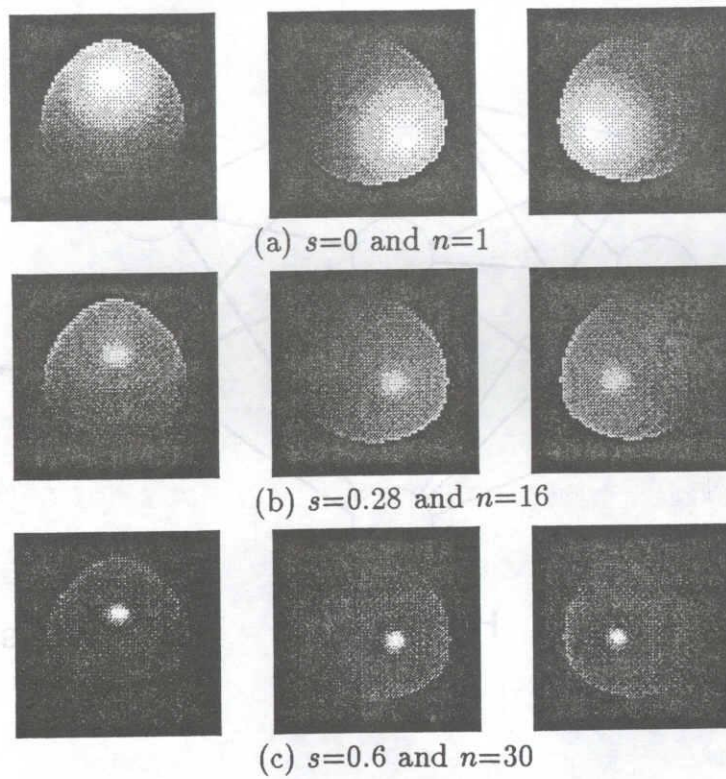
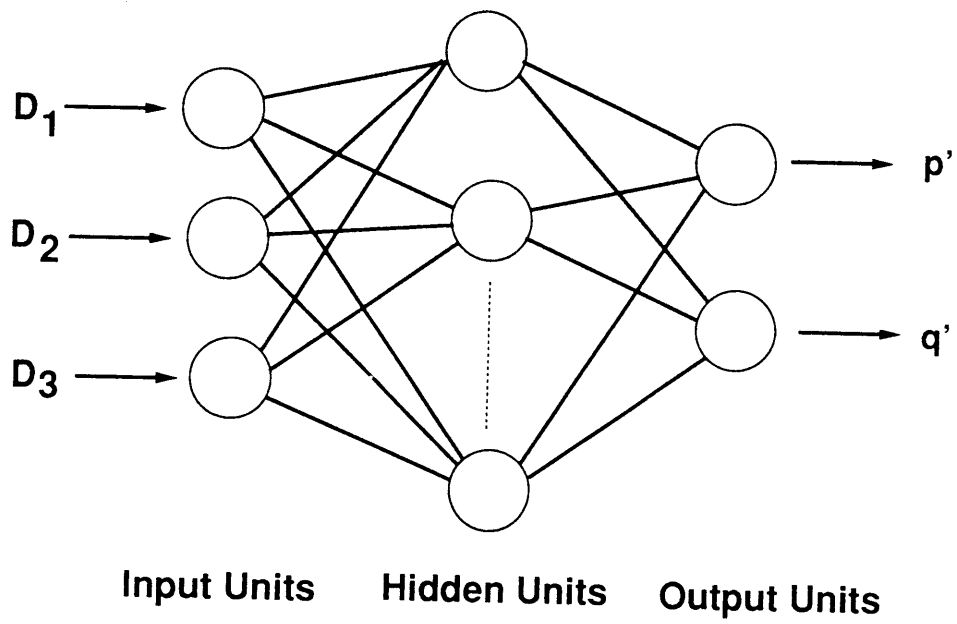


図 7.2: ニューラルネットワークの構成



ここで、 $g_d(\mathbf{x})$  を  $\mathbf{x}$  に対する望ましい出力とすれば、誤差ベクトル  $e$  は次のように表される。

$$e(\mathbf{x} : \mathbf{w}) = g_d(\mathbf{x}) - g(\mathbf{x} : \mathbf{w}) \quad (7.9)$$

そこで、誤差評価関数  $E(\mathbf{w})$  を以下のように定義する。

$$E(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|(e(\mathbf{x} : \mathbf{w}))\|^2 \quad (7.10)$$

学習係数を  $K (K > 0)$  とすれば、バックプロパゲーションによる学習では、以下の式に従って、評価関数  $E(\mathbf{w})$  を最小化するように進める。

$$\mathbf{w}_{new} = \mathbf{w}_{old} - K \frac{\partial E}{\partial \mathbf{w}} \quad (7.11)$$

ここで  $\mathbf{w}_{new}$ 、 $\mathbf{w}_{old}$  は、各々結合係数ベクトルの更新後、更新前の状態を意味する。ニューラルネットワークの各入力層、隠れ（中間、連合）層、出力層のユニットの応答関数  $F$  としては、ここでは、次のシグモイド関数を用いる。

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7.12)$$

### 7.3.2 反射特性パラメータを既知とした場合の学習

反射特性パラメータが既知の場合のニューラルネットワークへの学習は以下のように行う。

照度差ステレオ法の前処理として、キャリブレーションの目的で球を対象として選ぶことが多いが、3方向からの Phong の反射特性関数の学習において、反射特性が一様な半球を用いて学習することにする。この理由は半球の表面自体があらゆる傾き分布を持っていることによる。反射特性が物体面に対して一様で、形状を再構成する対象があらゆる傾きを持つ連続曲面であれば、パラメータ  $c$  は一定であると仮定することができる。そのとき、式 (7.4) は最大値が 1 となることから、 $c$  は画像上で観測される最大値として与えればよい。

学習用の半球面に対して、既知の反射特性パラメータ  $n$  と  $s$  の値を与え、半球面上のいくつかの面素で光源方向  $j (j = 1, 2, 3)$  に対する画像濃度  $d_j$  の値を対応する傾きパラメータの組  $(p, q)$  の値に基づいて式 (7.7) に従って、計算して与える。

なおこれらの  $d_j$  を計算する際には、各光源方向が共通の天頂角方向  $\alpha = 30^\circ$  をもつものとし、方位角は各々  $\beta_1 = 0^\circ$ 、 $\beta_2 = 120^\circ$  および  $\beta_3 = 240^\circ$  として与える。

学習は半球の画像上の  $64 \times 64$  画素のうち、4 画素毎のピクセルを抽出して実施した。そこでの 3 枚の画像濃度  $d_j$  をニューラルネットワークの入力として与え、対応する面素の傾きパラメータの組  $(p, q)$  をニューラルネットワークの出力として与

えることにより、3層のニューラルネットワークを用いて、バックプロパゲーションにより、望ましい入出力マッピングの教師パターンの学習を行う。

ニューラルネットワークの各階層としては、入力層のユニット数を3、中間層のユニット数を20、出力層のユニット数を2として学習を行う。この入出力のマッピングをニューラルネットワークを通して学習するためには、各ユニットの応答関数として0から1までの値をとるシグモイド関数を用いるため、予め入出力の値の範囲を0から1までに正規化しておく必要がある。このことから、ニューラルネットワークの入力パターンは観測される画像濃度をその最大値（すなわち  $c$  の値）との比で与え、正規化する。また出力としての傾きパラメータの教師パターンとして与えるときには、次の式による正規化を施す。

$$p' = \frac{p - p_{min}}{p_{max} - p_{min}} \quad (7.13)$$

$$q' = \frac{q - q_{min}}{q_{max} - q_{min}} \quad (7.14)$$

ここで、 $p_{min}$ 、 $p_{max}$ 、 $q_{min}$  および  $q_{max}$  は、各々3枚の入力画像の共通観測領域における  $p$ 、 $q$  の最小値と最大値を表している。

このように、ニューラルネットワークを用いて、入力画像  $d_j$  を正規化した画像  $d'_j$  の任意の入力パターンの組に対して、傾きパラメータの組  $(p, q)$  を正規化した  $(p', q')$  を出力し、それが望ましいパラメータの組となるようにバックプロパゲーションアルゴリズムによって、学習を繰り返す。半球面上の全てのサンプル面素に対して、学習した後、入力  $d'_j$  と出力  $(p', q')$  の関係は、ニューラルネットワークの各ユニットの結合荷重として保存される。なお実際の対象物体の面素の傾きはここで説明した正規化データを逆操作することによって復元する。

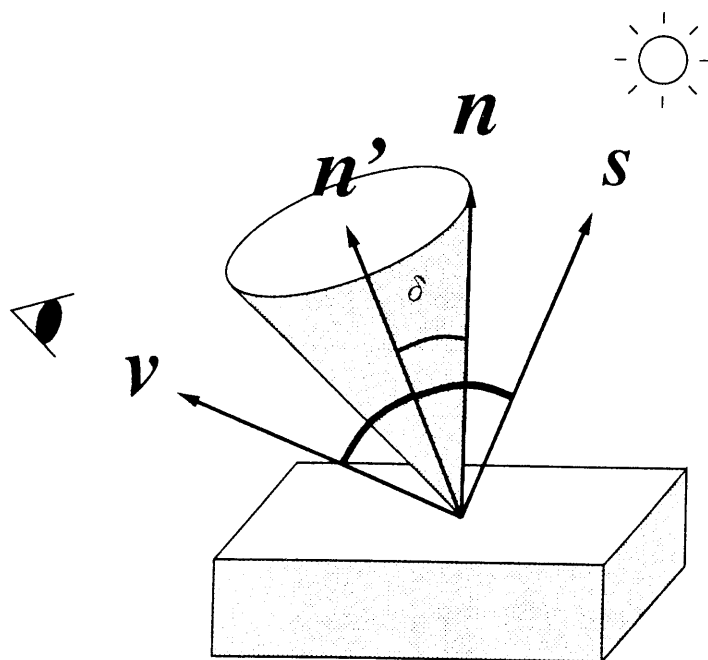
### 7.3.3 反射特性パラメータを未知とした場合の学習

反射特性パラメータ  $n$ 、 $s$  および  $c$  が未知である場合には、まずこれらのパラメータの値を推定するために、これらのパラメータに敏感な特徴点を選択し、それらの情報を用いて反射特性パラメータの値を反映させることを目的とした学習を行う。

特徴点選択の基準は以下の通りである。図 7.3 にその特徴点を選択するための基準を説明したものを示す。3つの光源方向のうち、1つの光源方向  $k$  に着目し光源方向ベクトル  $\mathbf{s}$  と視線方向ベクトル  $\mathbf{v}$  とを2等分するベクトルを  $\mathbf{n}'$  とし、法線方向とその  $\mathbf{n}'$  とのなす角を  $\delta$  とする。このとき、反射特性パラメータ  $n$  に敏感な点は  $\delta = 0.5 \times \cos^{-1}(e^{-1/n})$  上の円錐面上に存在し、パラメータ  $s$  に敏感な点は  $\delta = 45^\circ$  付近の円錐面上に存在する。

なぜならば、画像濃度が変数  $n$  の変化に対して敏感であるというのは、 $\partial\phi/\partial n$  が大きいところである。 $\partial\phi/\partial n$  の値は、 $\cos\varphi = e^{-1/n}$  のときに最大値  $s/ne$  をとる。

図 7.3: 特徴点の選択基準



近似式 $\varphi = 2\delta$ を代入して、 $\delta = 0.5 \times \cos^{-1}(e^{-1/n})$ が得られる。次に、画像濃度が変数  $s$  のみに敏感であるのは、画像濃度が式 (7.4) における拡散反射の部分によって支配的となるところである。 $\delta \geq 45^\circ$ であるとき、 $\varphi \geq 90^\circ$  (つまり  $\cos \varphi = 0$ ) となる。 $\delta \geq 45^\circ$ 即ち完全拡散面であるところとなる。

パラメータ  $c$  に敏感な点については画像中の最大輝度の点で与えられるので  $\delta$  には依存しない。反射特性のパラメータを推定するにはこれらの特徴点での情報が必要となる。特徴点はベクトル  $\mathbf{n}'$  を軸として、角度  $\delta$  をなす円錐面上に集まる。これらの特徴点を半球面上で複数個選択し、それらの画像濃度の組と2つの傾きパラメータの組を用いてニューラルネットワークの入出力の教師パターンとして用いる。

反射特性パラメータ  $n$  と  $s$  との値から、特徴点を複数個選択してそれを同定するために、2段のニューラルネットワークを構成する。それは、画像濃度の組から傾きパラメータの組を出力するネットワークとその逆の傾きパラメータの組を入力し、画像濃度の組を再合成するネットワークからなる。図 7.4 に2段ネットワークの構成を示す。

この様な2段ネットワークを反射特性パラメータの組  $(n, s)$  の異なるいくつかの組合せに対して、予めバックプロパゲーションアルゴリズムにより個別に学習しておく。このネットワークにおいても各ユニットの応答関数としてはシグモイド関数を用い入出力の値の範囲を0から1までの値に正規化して取り扱うものとする。

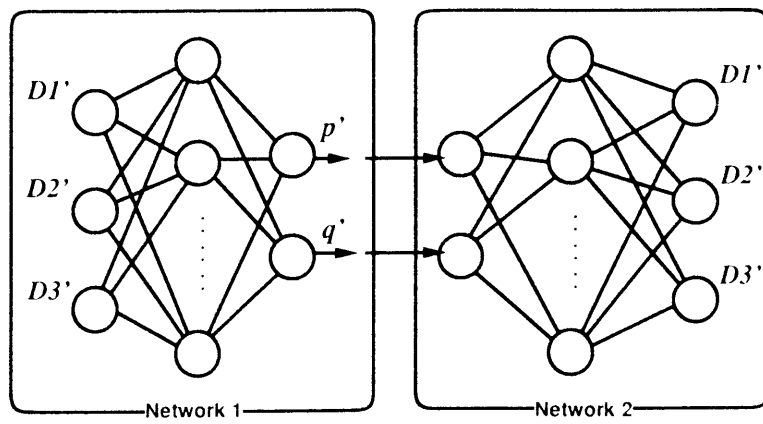
反射特性パラメータが既知の場合との大きな相違は、パラメータが既知の場合は半球面で4画素毎の情報を用いて学習させるのに対して、それが未知の場合には、半球面上での反射特性パラメータに依存した特徴点の情報のみを用いて学習させる点にある。

ある物体の3枚の画像をテストパターンとして、その全ての面素の情報を順次2段のネットワークに通す。2段ネットワークはパラメータの組  $(n, s)$  の異なる組合せを予め複数個学習させているので、結果として得られる再合成画像は用意した2段ネットワークの数だけ存在することになる。また、得られる再合成画像の特徴点の情報のみで学習したネットワークを通して得られた結果なので、必ずしももとの入力画像とは一致しないが反射特性パラメータの特徴点の情報を反映した結果となる。しかし、これらのうちでもとの入力画像との誤差の2乗和が最小となるネットワークがただ1つ存在する。そのようなネットワークは真値に近い反射特性パラメータにて学習したネットワークであり、そのネットワークを同定することにより、反射特性パラメータの組  $(n, s)$  の推定が可能となる。

反射特性パラメータが推定できれば、予めそれらを既知として半球面を対象に学習してある傾き抽出ネットワークを用いて順次各点の3枚の画像濃度の組を入力することにより、最終的に目的とする傾き分布を得ることができる。



図 7.4: 2 段のニューラルネットワークの構成



## 7.4 コンピュータシミュレーションおよび実験

以下のシミュレーションあるいは実験においては、光源方向は、共通の天頂角方向  $\alpha = 30^\circ$  をもつものとし、方位角は各々  $\beta_1 = 0^\circ$ 、 $\beta_2 = 120^\circ$  および  $\beta_3 = 240^\circ$  とし与えた。

Phong の反射特性パラメータのうち、 $s$  は 0 から 1 までの値をとり、 $n$  は 1 から 200 までの値をとるとされる [8]。しかしながら、この  $n$  と  $s$  をニューラルネットワークで検出するのは、一般には難しい。また  $n$  を大きくとるということは、対象物体のハイライトを中心とした非常に狭い領域のみを左右するだけで、再構成領域としては、対象物体のほんの一部にすぎず、傾きパラメータを再構成するという本来の目的には  $n$  をあまり大きくしても意味はない。一方  $s = 1$  である場合というのは、鏡面反射成分のみであることを示し、対象物体に 3 つの光源方向からの照明が共通に当たる領域がありえないという事実から、考える必要はない。これらの理由から、反射特性パラメータ  $s$  や  $n$  はある程度の正確さを確保し、表 7.1 に示す 25 ケースほど用意して、学習に用いた。

表 7.1: 2 段ネットワークにおける学習ケース

$s \setminus n$	1	10	20	30	50	70
0.0	○					
0.2	○	○	○	○	○	○
0.4	○	○	○	○	○	○
0.6	○	○	○	○	○	○
0.8	○	○	○	○	○	○

### 7.4.1 反射特性パラメータを既知とした場合

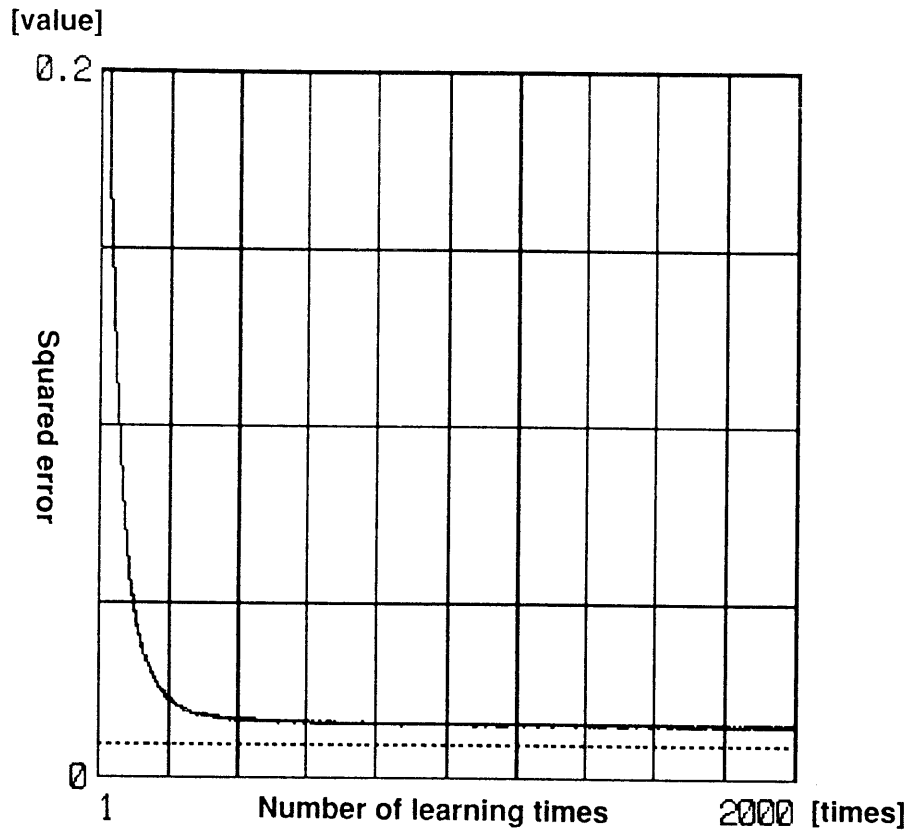
3 枚の入力画像の例として、図 7.1 に示したような反射特性パラメータの組  $(n, s)$  の値が、ケース 1 として  $(0.0, 1)$ 、ケース 2 として  $(0.28, 16)$  およびケース 3 として  $(0.6, 30)$  の 3 つのケースを考える。ここでケース 1 は完全拡散面の場合である。

有効数字 6 桁の浮動小数点で、入出力情報を与えて学習させた結果の精度は、教師パターンを 2000 回学習させた後の誤差は各ケースについて各々 0.008062、0.015465 および 0.018762 程度であった。なおバックプロバゲーションアルゴリズムでの学習係数は 0.2 とし、慣性率は 0.9 とした。

傾き抽出ネットワークを用いて学習させた例としてケース 2 における学習の様子を図に示す。図からも明らかなように誤差評価関数の値は学習回数が増加するに

従って減少し、学習が成功していることがわかる。

図 7.5: 傾き分布の学習曲線



$N$ を異なる3つの光源から共通に照明される対象物体の領域における面素の数とし、再構成される表面の傾き分布の推定誤差として平均2乗誤差  $e$  を次のように定義した。

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B \quad (7.15)$$

ここに、 $B$ は以下の通りである。

$$B = \left( \frac{p}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} - \frac{p^*}{\sqrt{(p^*)^2 + (q^*)^2 + 1}} \right)^2 + \left( \frac{q}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} - \frac{q^*}{\sqrt{(p^*)^2 + (q^*)^2 + 1}} \right)^2$$

$$\left( \frac{1}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}} - \frac{1}{\sqrt{(p^*)^2 + (q^*)^2 + 1}} \right)^2$$

ここに、 $p^*$ と $q^*$ は、真値 $p$ と $q$ をテストパターンを通して得られた出力値とした。

画像濃度を8ビットで量子化した半球面のテストパターンを3つのケースで学習したニューラルネットワークに通した結果では、上記の評価式での値は、ケース1で $2.2564 \times 10^{-1}$ 、ケース2で $3.2949 \times 10^{-1}$ およびケース3で $4.2075 \times 10^{-1}$ であった。 $s$ 、 $n$ の値が増加するにつれて誤差が増加しているが、いずれも許容できる誤差範囲であった。

これら8ビットで量子化したテストパターンに対して再構成された傾き分布を図7.6に示す。なお、図中(a)から(c)までは各々ケース1から3に対応し、(d)はオリジナルの傾き分布を示す。いずれの場合でも良好な再構成結果が得られている。

## 7.4.2 反射特性パラメータを未知とした場合

反射特性パラメータ $s, n$ が学習ケースの範疇にある場合、実際の画像の例としてピンポン球を用いた実験および $s, n$ が学習ケースの範疇から外れた場合とについてシミュレーション及び実験を行った結果を評価、考察する。

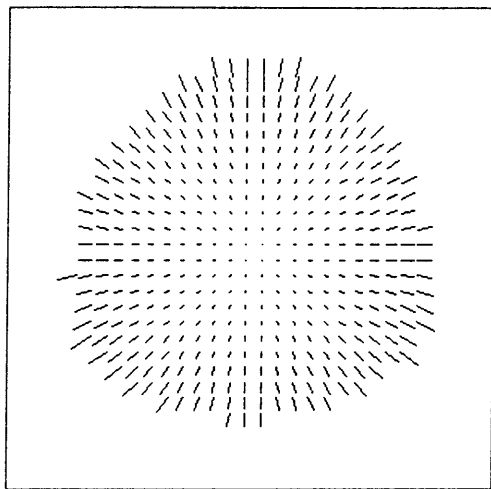
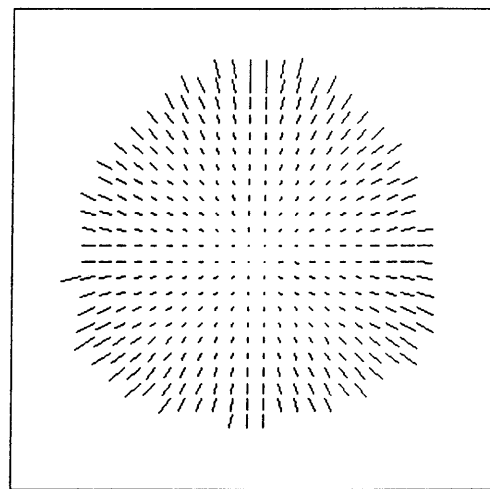
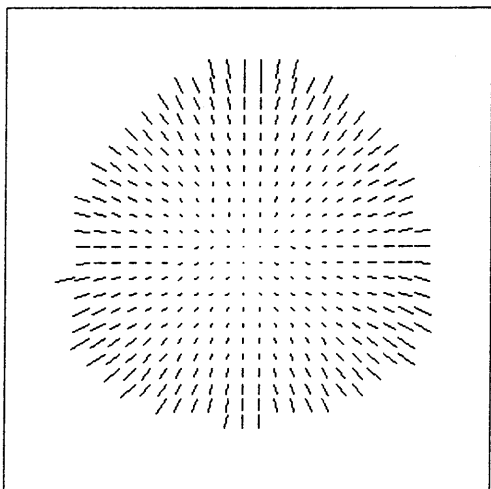
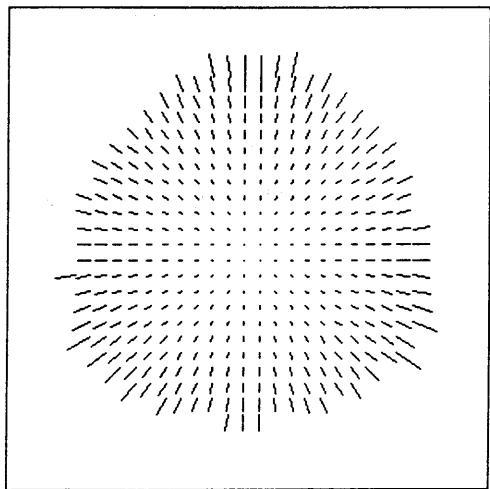
### パラメータ $s, n$ が学習ケースの範疇にある場合

例として反射特性パラメータが $s = 0.4, n = 30$ である半球の3枚の画像とノイズ重畳画像および選択された特徴点分布を図7.7に示した。このケースは、既述の25ケースの中に入っているもので、2段ネットワークを用いて平均2乗誤差の最も小さいものを探し出し、それをもとに、再構成された傾き分布を求める。

図7.7の中で、(a)は、パラメータの組 $(s, n)$ の値 $(0.4, 30)$ のケースにおける半球面の3枚の8ビット量子化画像であり、図中(b)、(c)および(d)が、(a)の8ビット量子化画像の1枚目の画像に、各々3%、5%および10%のガウス性ノイズを重畳した画像である。さらに、光源方向 $l(\alpha = 30^\circ, \beta = 0^\circ)$ の場合の選択された複数の特徴点を、パラメータの組 $(s, n)$ の値として、各々 $(0.4, 10)$ 、 $(0.4, 20)$ および $(0.4, 30)$ のケースについて、図7.7の(e)、(f)および(g)に示した。

パラメータ $n$ に敏感な点は実際には、 $\delta = a \times \cos^{-1}(e^{-1/n})$ 上の円錐面とおき、 $a$ として0.5および1.0を割り当てて得られる複数個を選択した。この理由は、異なるパラメータを識別するために十分な学習を行わせるには、面素の数をある程度確保する必要があるからである。図中中心部の2つのリング上の点がパラメータ $n$ に対するもの、外側のリングがパラメータ $s$ に対して選択されたものを示している。これから、いずれもパラメータの値に依存して異なる特徴点を選択されていることがわかる。学習に用いられる選択された特徴点はさきに述べた25のケースについて、90から160にのぼる。

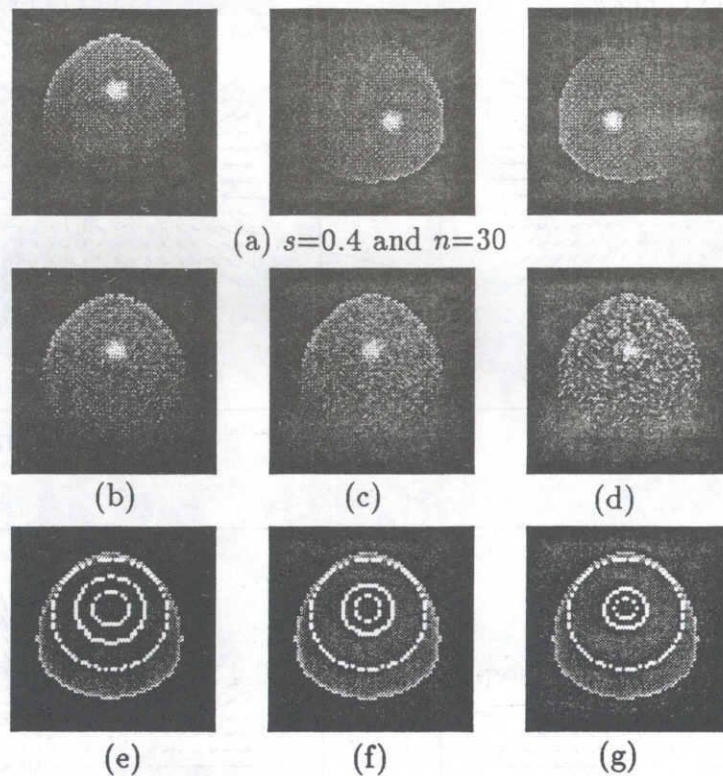
図 7.6: 既知の反射特性での形状再構成の例

(a)  $s=0, n=1$ (b)  $s=0.28, n=16$ (c)  $s=0.6, n=30$ 

(d) Original surface gradients

これらの複数個の特徴点の3枚の画像濃度と傾きパラメータを抽出し、それらの情報を2段のニューラルネットワークを用いて各々各段のネットワークごとに学習させた。学習回数、学習係数や慣性率については前節と同様である。

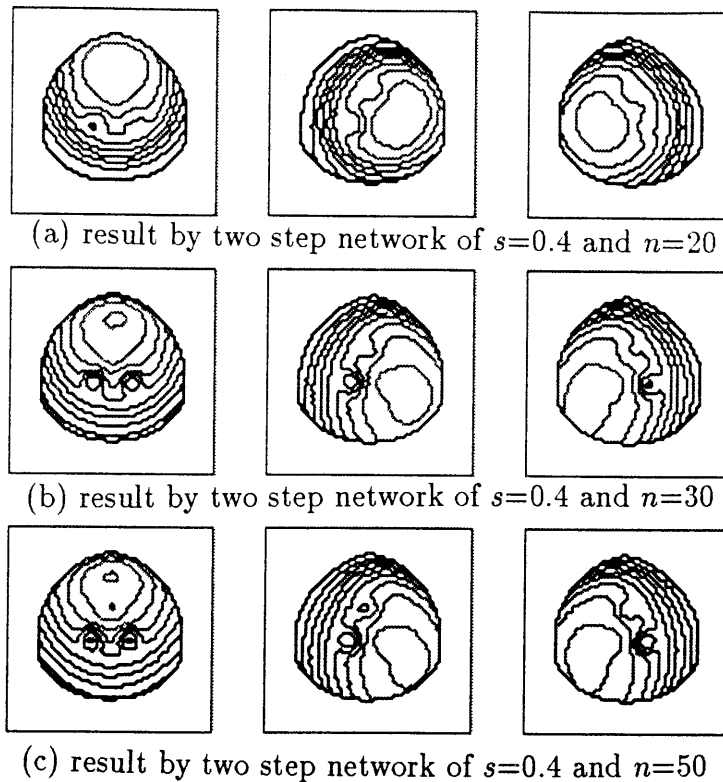
図 7.7: 入力画像、ノイズ重畳画像と選択された特徴点分布 (半球)



各段のネットワーク学習後、反射特性パラメータが  $s = 0.4, n = 30$  である半球の3枚のテスト画像を入力させた時に、パラメータの組  $(s, n)$  の値が、各々  $(0.4, 20)$ 、 $(0.4, 30)$  および  $(0.4, 50)$  のケースにおいて学習させた2段ネットワークを通した結果得られる再合成画像を等高線表示した結果を図 7.8に示す。図中 (a)、(b) および (c) が、各々  $(s, n)$  として  $(0.4, 20)$ 、 $(0.4, 30)$  および  $(0.4, 50)$  のケースに対応する。これらの結果から、学習した各段の2段ネットワークが1つの光源方向において抽出した特徴点の情報のみで学習しているため、等輝度線がある程度特徴点固有の情報

に依存していることがわかる。

図 7.8: 再合成画像の等輝度線 ( $s = 0.4, n = 30$  の半球)



再合成の画像分布とオリジナルのテスト画像分布との誤差の2乗和をパラメータの組  $(s, n)$  の真の値を中心としてガウス性ノイズを重畳させた結果を、表 7.2 に示す。この表は、ケースとしては反射特性パラメータが  $s = 0.4, n = 30$  である半球の3枚のテスト画像に、平均0、標準偏差として各値の3%、5%および10%のガウス性ノイズを重畳させたものをを入力させた時に、パラメータの組  $(s, n)$  の値が、各々  $(0.4, 20)$ 、 $(0.4, 30)$  および  $(0.4, 50)$  のケースにおいて学習させた2段ネットワークを通した結果得られる再合成分布とオリジナルとの平均2乗誤差をとっている。

ケースとしては反射特性パラメータが  $s = 0.4, n = 30$  である半球の3枚のテスト画像に、ノイズ重畳比率の異なるすべてのケースに対して平均2乗誤差の最も小

表 7.2: 再合成画像とオリジナル画像との平均 2 乗誤差 ( $s = 0.4, n = 30$  の半球)

ノイズ \ ケース	0.4,20	0.4,30	0.4,50
0%	$3.126 \times 10^{-3}$	$2.663 \times 10^{-3}$	$3.039 \times 10^{-3}$
3%	$3.684 \times 10^{-3}$	$3.272 \times 10^{-3}$	$3.701 \times 10^{-3}$
5%	$4.560 \times 10^{-3}$	$4.208 \times 10^{-3}$	$4.698 \times 10^{-3}$
10%	$8.618 \times 10^{-3}$	$8.088 \times 10^{-3}$	$8.809 \times 10^{-3}$

さいは、25 すべてのケースにおいて、反射特性パラメータが  $s = 0.4, n = 30$  の画像において学習した 2 段ネットワークを通じた結果となることが確認された。

反射特性パラメータが  $s = 0.4, n = 30$  である半球の 3 枚のテスト画像に、ノイズ重畳比率の異なるこれらのケースに対して再構成された傾き分布を図 7.9 に示す。またオリジナルな傾きパラメータと再構成された傾きパラメータとの誤差（両法線ベクトルが成す角）を表 7.3 に示す。評価項目としては各ケースに対して、再構成された法線ベクトルとオリジナルな法線ベクトルとの成す角の平均、標準偏差および最悪値を各々角度 ( $^{\circ}$ ) で表す。

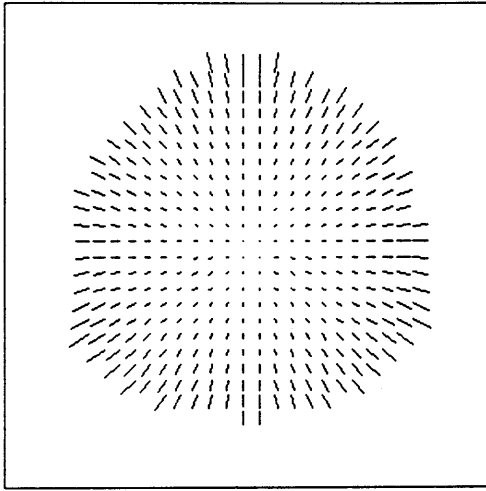
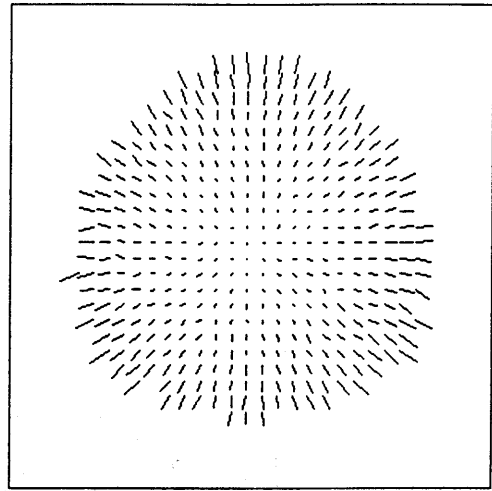
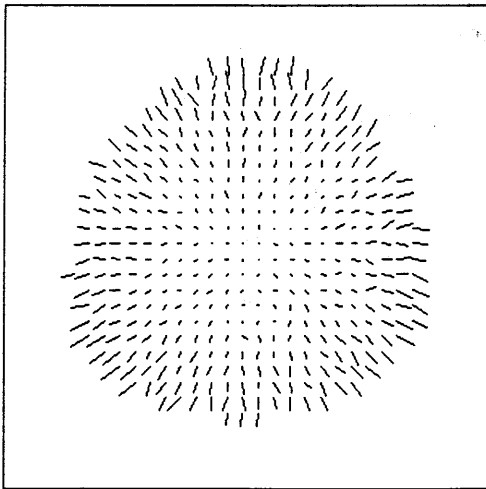
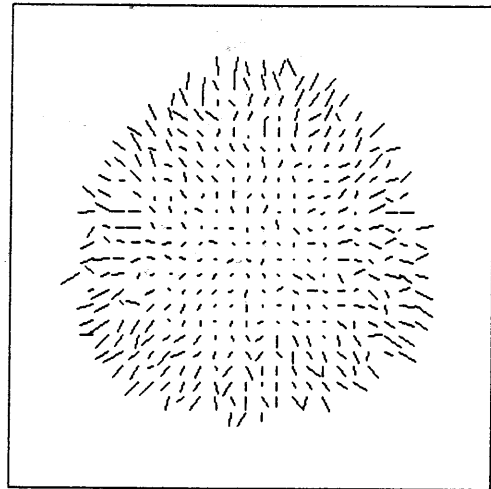
表 7.3: 再構成された傾きの誤差評価 ( $s = 0.4, n = 30$  の半球)

ノイズ \ 評価項目	平均	標準偏差	最悪値
0%	$2.5^{\circ}$	$2.3^{\circ}$	$49.0^{\circ}$
3%	$5.7^{\circ}$	$3.0^{\circ}$	$18.9^{\circ}$
5%	$8.8^{\circ}$	$4.7^{\circ}$	$24.9^{\circ}$
10%	$17.0^{\circ}$	$9.5^{\circ}$	$68.1^{\circ}$

### ピンポン球に対する再構成実験

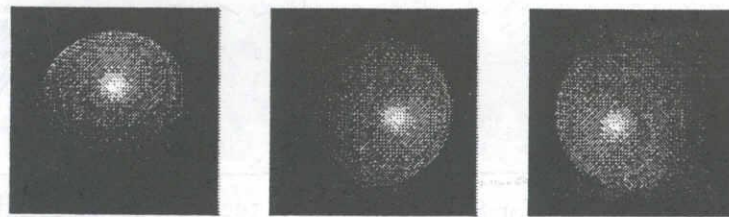
次に実際のピンポン球に対して白色の塗料を吹き付け、約 2m の距離から照明を当て、得られた画像をもとに形状再構成実験を試みた例を示す。ここでは、3 つの 8 ビット画像が CCD カメラから取り込まれている。これらの画像を図 7.10 に示す。入力画像を (a) に示し、対応画像の等輝度線を (b) に示す。オリジナルな画像と再合成された画像との平均 2 乗誤差の結果はすべてのケースの中で、反射特性パラメータが  $s = 0.2, n = 20$  である 2 段ネットワークにおいて最小となった。そこで、 $s = 0.2, n = 20$  である 2 段ネットワークを通じて得られた結果の等輝度線を図



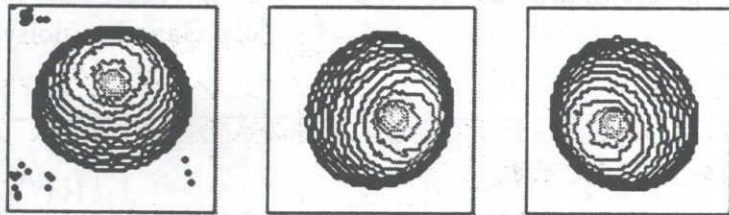
図 7.9: 再構成された傾き分布 ( $s = 0.4, n = 30$  の半球)(a) reconstructed gradients for 8-bits images with  $s=0.4$  and  $n=30$ (b) reconstructed gradients for 8-bits images with  $s=0.4$  and  $n=30$  (3% Gaussian noise)(c) reconstructed gradients for 8-bits images with  $s=0.4$  and  $n=30$  (5% Gaussian noise)(d) reconstructed gradients for 8-bits images with  $s=0.4$  and  $n=30$  (10% Gaussian noise)

7.10の(c)に示す。例えば、 $s = 0.2, n = 10$ の2段ネットワークを通じて得られた誤差は  $4.606 \times 10^{-3}$ であり、 $s = 0.2, n = 20$ では  $2.910 \times 10^{-3}$ 、 $s = 0.2, n = 10$ では  $3.397 \times 10^{-3}$ であった。 $s = 0.2, n = 20$ を既知としてニューラルネットワークを用いて再構成された傾き分布は図7.11に示す。この実験においては、またオリジナルな法線ベクトルと再構成された法線ベクトルとの成す角の平均は  $7.6^\circ$ であり、標準偏差および最悪値は各々角度  $7.1^\circ$ および  $60.5^\circ$ であった。

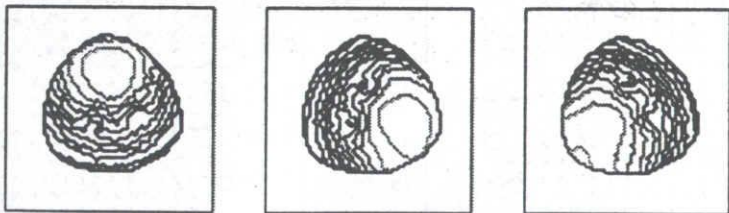
図 7.10: ピンポン球の画像と再合成画像の等輝度線



(a) three input images of a real object

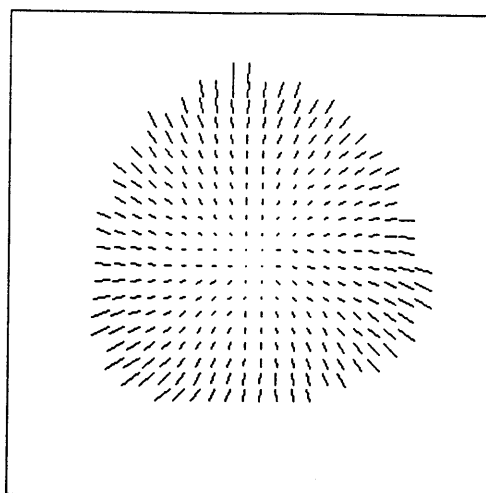


(b) brightness contour of input images



(c) brightness contour of the result by two step network of  $s=0.2$  and  $n=20$

図 7.11: ピンポン球の再構成された傾き分布



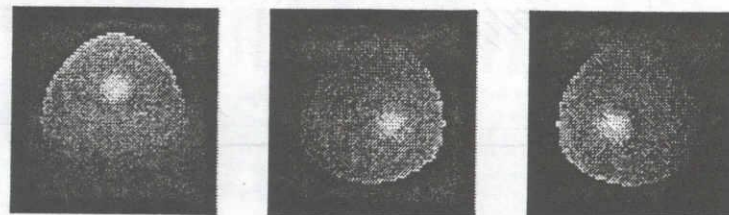
#### パラメータ $s, n$ が学習ケースから外れている場合

もう1つの例を示そう。ピンポン球の例に近い反射特性パラメータとして  $s = 0.28, n = 16$  である半球を例に取り上げよう。この例は学習データの間中値をとるようなケースの評価のために取り上げている。半球の入力画像として、ノイズ重畳比率の異なる3種類を図7.12に示す。

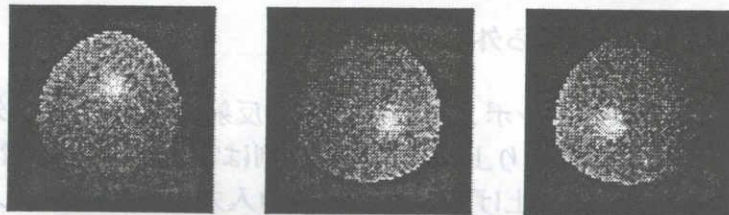
これらのケースに対してオリジナルな画像と再合成された画像との平均2乗誤差の結果は25のすべてのケースの中で、反射特性パラメータが  $s = 0.2, n = 20$  である2段ネットワークにおいて最小となった。パラメータの組  $(s, n)$  の真の値を中心としてガウス性ノイズを重畳させた結果を、表7.4に示す。この表は、ケースとしては反射特性パラメータが  $s = 0.28, n = 16$  である半球の3枚のテスト画像に、平均0、標準偏差として各値の3%、5%および10%のガウス性ノイズを重畳させたものをを入力させた時に、パラメータの組  $(s, n)$  の値が、各々  $(0.2, 10)$ 、 $(0.2, 20)$  および  $(0.2, 30)$  のケースにおいて学習させた2段ネットワークを通じた結果得られる再合成分布とオリジナルとの平均2乗誤差をとっている。この表から、テスト画像へのノイズを大きく重畳させればさせるほど、平均2乗誤差は大きくなることを意味している。(このことは、表7.2に示すケースについても同様である。)そこで、 $s = 0.2, n = 20$  である2段ネットワークを通じて得られた結果の等輝度線を図7.13に示す。

再構成された傾き分布を図 7.14 に示す。反射特性パラメータが既知であるとして、面素の傾きを  $s = 0.28, n = 16$  のネットワークを経由して再構成した結果と、それらが未知であるとして再構成した結果とニードルマップ上は同じように見える。そこで、パラメータが既知である場合と未知である場合とに分けて、オリジナルな傾きパラメータと再構成された傾きパラメータとの誤差（両法線ベクトルが成す角）を表 7.5 および表 7.6 に示す。評価からも明らかのように、パラメータが既知である方が、未知の場合と比べて誤差はより小さくなっている。

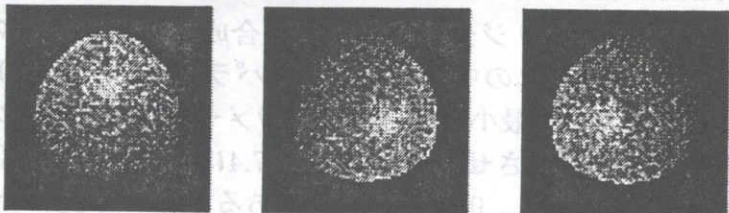
図 7.12: 3 枚のノイズ重畳入力画像 ( $s = 0.28, n = 16$  の半球)



(a)  $s=0.28$  and  $n=16$  with 3% Gaussian noise



(b)  $s=0.28$  and  $n=16$  with 5% Gaussian noise



(c)  $s=0.28$  and  $n=16$  with 10% Gaussian noise

一般的には、物体の反射パラメータは中間的な値をとる。ここで示した方法は、パラメータ  $s, n$  のさきに示した 25 のネットワークのどれかとして推定されるデジタル的なステップに対して、ネットワークから表面の傾き情報を得ることができ

図 7.13: 再合成画像の等輝度線 ( $s = 0.2, n = 20$  のネットワークで学習した  $s = 0.28, n = 16$  の半球)

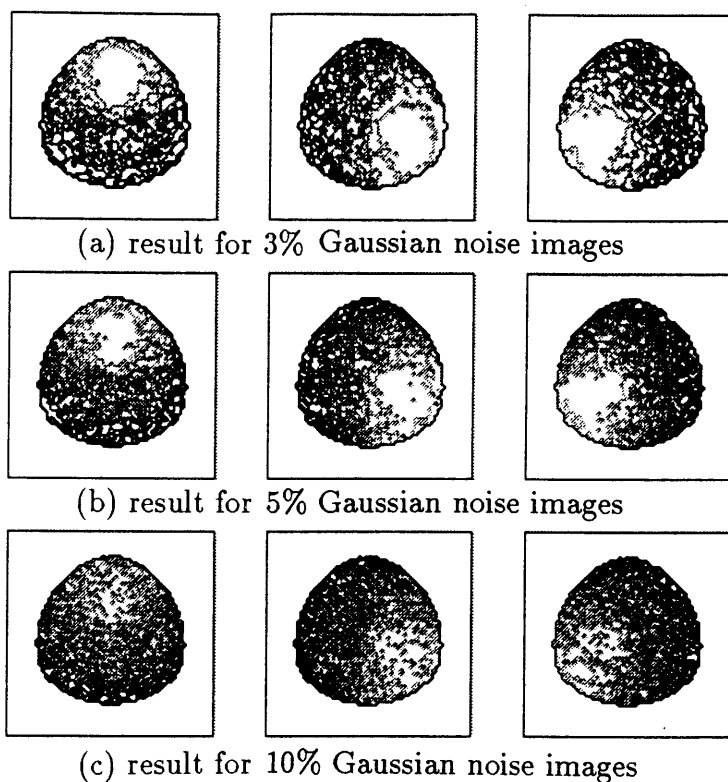
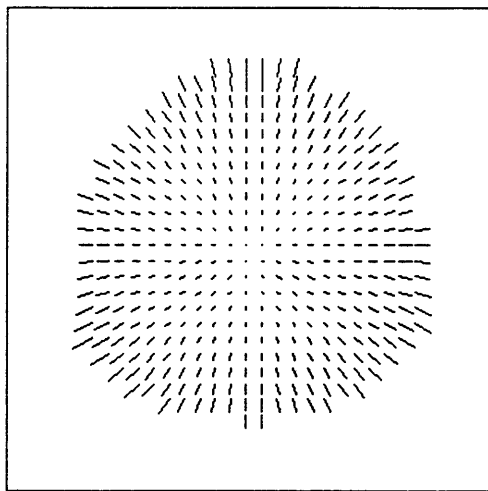


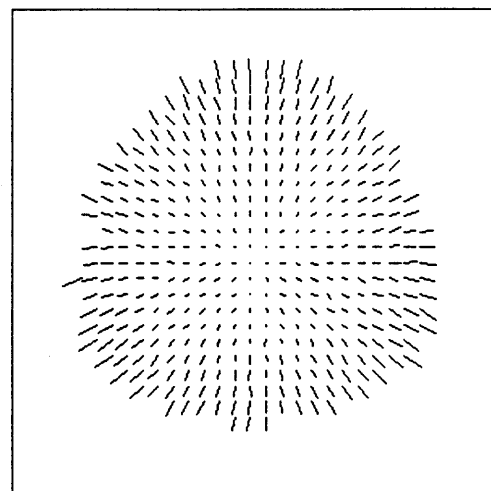
表 7.4: 再合成画像とオリジナル画像との平均 2 乗誤差 ( $s = 0.28, n = 16$  の半球)

ノイズ \ ケース	0.2,10	0.2,20	0.2,30
0%	$7.347 \times 10^{-3}$	$5.552 \times 10^{-3}$	$6.202 \times 10^{-3}$
3%	$8.139 \times 10^{-3}$	$6.345 \times 10^{-3}$	$7.020 \times 10^{-3}$
5%	$8.949 \times 10^{-3}$	$7.170 \times 10^{-3}$	$7.852 \times 10^{-3}$
10%	$1.240 \times 10^{-2}$	$1.074 \times 10^{-2}$	$1.151 \times 10^{-2}$

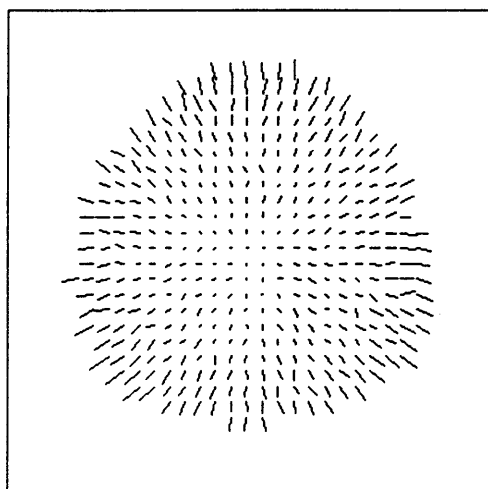
図 7.14: 再構成された傾き分布 ( $s = 0.2, n = 20$  のネットワークで学習した  $s = 0.28, n = 16$  の対象物体)



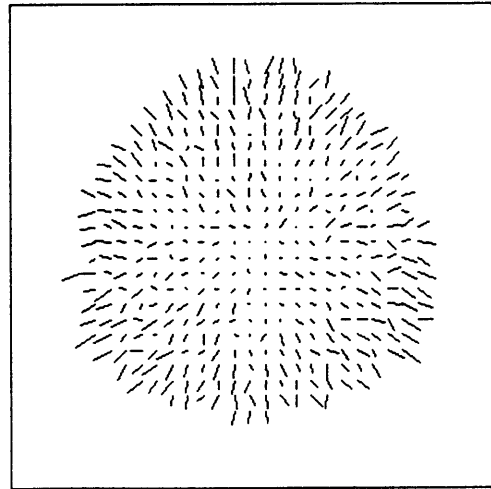
(a) reconstructed gradients for 8-bits images with  $s=0.28$  and  $n=16$



(b) reconstructed gradients for 8-bits images with  $s=0.28$  and  $n=16$  (3% Gaussian noise)



(c) reconstructed gradients for 8-bits images with  $s=0.28$  and  $n=16$  (5% Gaussian noise)



(d) reconstructed gradients for 8-bits images with  $s=0.28$  and  $n=16$  (10% Gaussian noise)

表 7.5: 再構成された傾きの誤差評価 ( $s = 0.2, n = 20$ )

ノイズ \ 評価項目	平均	標準偏差	最悪値
0%	2.9°	3.1°	48.9°
3%	5.4°	3.3°	56.2°
5%	7.9°	4.2°	28.6°
10%	14.6°	7.9°	53.0°

表 7.6: 再構成された傾きの誤差評価 ( $s = 0.28, n = 16$ )

ノイズ \ 評価項目	平均	標準偏差	最悪値
0%	2.3°	2.0°	48.8°
3%	4.9°	2.8°	55.3°
5%	7.4°	3.9°	23.8°
10%	14.1°	7.8°	52.7°

る。その問題は、図 7.11 や図 7.14 に示すように、ガウス性ノイズを 5% 以内であるとしても、平均誤差が 3° から 8° であったように、いずれもほぼオリジナルな形状を再構成できていることからあまり本質的なものではない。ピンポン球に対する実画像による実験からも、同様な誤差 (7.6°) である。

ここではテスト用物体としてあらゆる傾きの組み合わせを持つ半球を用いたが、傾きの組み合わせとしてそれに準ずるような一様で連続的な表面のテスト用物体であれば、本方法は表面の傾きパラメータを再構成できる。なぜならば、反射特性パラメータは、3つの画像から観測される特徴点の情報を用いて平均 2 乗誤差を最小化するようなネットワークによって推定することができるからであり、また、もしそれが既知であればネットワークを経由して局所的に表面の傾きパラメータは得ることができるからである。すでに述べたように、半球に対して入力と出力とのマッピングを学習しなければならないということは重要な点である。

## 7.5 むすび

ここでは、反射特性が既知のあるいは未知の物体に対してニューラルネットワークを用いて、3つの濃淡画像から形状を再構成する方法を述べた。そしてそれを未知の反射特性の物体に対して、光沢のある表面に対して入出力のマッピングの学習

まで拡張した。

この方法の有利な点は、表面の傾きを決定するために、これまでの方法と比較して、なんら解析的な手段を必要としないところである。また、反射パラメータが既知である、ここで述べたのとは異なる反射特性関数に対しても適用可能なことである。

光源方向が未知であるといった条件に対する、本方法で述べたようなニューラルネットワークのアーキテクチャを開発することは今後の課題である。



# Chapter 8

## あとがき

コンピュータビジョンの実現に向けて、2次元の画像から、もとの3次元情報を再構成する新たな方法を提案した。まず、照明機構を簡素化した形状再構成法として、UPFF法を提案した。次に、未知の照明位置でも再構成可能となるように条件を緩和した。さらに、物体の反射特性に関して、完全拡散面から光沢面に拡張した。また、照明方法を平行光線照明から点光源照明に拡張した。この場合には物体の形状のみならず位置をも再構成できる。最後に、ニューラルネットワーク技術を照度差ステレオ法に適用し、形状再構成の適用分野を拡張した。

第2章では、反射率が一律な完全拡散面を対象として、単眼立体視に基づくUPFF法を提案した。

照明の入射方向を方位角方向のみに微小変化させて得られる3枚の画像から対象物体の局所的な表面法線方向を再構成できることを示した。PFF法と比べて照明機構の動きの自由度を方位角方向1つに限定させることができ、よりシンプルな機構でよい。さらに照明方向の天頂角の情報が未知であっても、推定可能であることも示した。UPFF法は、照度差ステレオ法と比べて、共通に照明されている領域が多いことから、再構成可能な面素についても多くなるという利点がある。方向微分の差分近似による誤差の影響によって再構成の結果に対する推定精度を下げないためには、画像濃度の分解能として12ビット程度以上の量子化画像が必要となる。ここでは、UPFF法の理論的な観点での提案とシミュレーション実験を行ったが、濃度分解能の高い画像入力装置あるいは現実の入力装置においても再構成可能な拡張アルゴリズムの開発が望まれる。この結論は第3章から第6章までの方法すべてに共通する課題でもある。

第3章では、照明方向が未知であっても画像濃度とその方向微分とから対象物体の表面法線方向を推定できる方法を提案した。

6つの画像濃度係数 $f_{ij}$ は最小2乗法によって推定される。照明方向であるとか、比例係数はこの推定された係数から計算できることがわかった。つまり、照明方向

や比例係数は予め既知であるという前提条件をつけることなく、形状再構成が可能であることになる。

第4章では、照明方向ベクトルの成分を推定する必要のない新しい形状再構成法を提案した。

直交座標投影の下で、対象物体の表面反射特性として反射率が一律な完全拡散面を仮定し、照明として一律な平行光線照明を仮定すれば、対象物体の局所的な面素の向きは対応する画像濃度の方向微分のみから決定される。更に照明方向ベクトルの各成分や一律な表面反射特性を表現する比例係数といったファクタは形状再構成に必要がないことがわかった。また対象物体の形状としては、曲面体のみならず、可視面が6以下であるような多面体についても同じアルゴリズムで再構成が可能であることがわかった。コンピュータシミュレーションでは、多面体及び曲面体を例にとり形状再構成を試み、満足する結果を得た。

第5章では、表面反射特性に関して、条件をより一般化した対象物体に対してもその形状を再構成する方法を提案した。

照明として一律な平行光線照明を仮定すれば、直交座標投影のもとで、対象物体の表面反射特性として反射率が一律な光沢成分を含む表面であっても、対象物体の局所的な面素の向きは非線形最適化法によって決定することが出来る。最適化の評価の基準としては、画像濃度及びその方向微分の2乗誤差を最小にするというものを採用し、また数値解析手法において、収束に関して重要となる初期値の設定に当たっては、対象物体が完全拡散面であるという前提で解いた解を採用した。それを利用することによって、一律に初期値  $(0, 0)$  を設定する場合と比べ、格段に速い、また安定した収束結果が得られた。初期値の設定は、画像濃度の方向微分のみから計算できるため、計算も簡便で、照明方向あるいは比例係数といった情報があらかじめ既知であるという条件は不要である。近似や量子化が形状再構成に及ぼす影響は少なくなく、オフセット値は0.01程度量子化ビット数は12ビット以上が望ましい。また対象物体の形状としては、曲面体のみならず、可視面が少ない多面体についても再構成が可能であることがわかった。シミュレーション実験では、多面体および曲面体を例にとり形状再構成を試み、満足する結果を得た。

ここでは、表面反射モデルの一例として Phong のモデルを採用したが、非線形最適化法を適用して形状再構成ができるためには、Phong のモデルのみならず、何らかの関数で表現されるモデルが設定できれば本方法が有効となる。本方法は基本的に照明方向の微小変化を利用して光沢面の形状を再構成をする手法であるため、物体面の再構成領域を大きく確保できるという利点がある。

第6章では、点光源照明による近接した点光源における表面形状再構成の方法を説明した。

各面素に対する距離情報は4つの方程式を連立させることにより、一意に決定でき、本方法では、光源の位置が未知であるという条件であっても、対象物体の表面

反射特性が一様な完全拡散面である場合には、表面形状及び光源の位置ともに決定できることがわかった。

第7章では、ニューラルネットワークを利用した再構成法を提案した。これまでの方法は、画像濃度を方程式として記述し連立させて解くことが主体であり、仮定した関数形に大きく依存してしまう。それに対してニューラルネットワークにより画像濃度と面素の傾きとの対応を学習させ、方程式に依存しない関数の近似と並列認識を実現できる。

本方法は、反射特性が未知の光沢面の物体に対しても、ニューラルネットワークの構成と学習内容を適切に設計することで望ましい再構成結果が得られることがわかった。ここでは、反射特性が既知のあるいは未知の物体に対してニューラルネットワークを用いて、3つの濃淡画像から形状を再構成する方法を述べた。そしてそれを未知の反射特性の物体に対して、光沢のある表面に対して入出力のマッピングの学習まで拡張した。この方法の有利な点は、表面の傾きを決定するために、これまでの方法と比較して、なんら解析的な手段を必要としないところである。また、反射パラメータが既知である、ここで述べたのとは異なる反射特性関数に対しても適用可能なことである。光源方向が未知であるといった条件に対する、本方法で述べたようなニューラルネットワークのアーキテクチャを開発することは今後の課題である。

本論文では、UPFF法をはじめとする画像濃度とその方向微分を利用した形状再構成法を基本として、2次元濃淡画像からもとの3次元形状を再構成する手法とそれに課せられた各種の条件を緩和する方法を展開してきた。それらの手法は主として理論的な観点での提案とコンピュータによるシミュレーション実験により検証評価を行ったが、実際の画像や照明条件のもとで、これらの方法を確認評価するためには、濃度分解能の高い画像入力装置あるいは現実の入力装置においても再構成可能な拡張アルゴリズムの開発が望まれる。

## 謝辞

本研究を進めるにあたって名古屋工業大学石井直宏教授から忍耐をもって、常に変わらぬご指導をいただきました。教授のご厚意なくして本研究をまとめることは不可能でありました。ここに深く感謝の意を表します。

論文の審査に当たり、貴重な時間を割いて熱心にご査読して戴き、数多くのご意見を賜りました伊藤英則教授、岩田彰教授に深く感謝致します。

本研究を行う際に、適切なお助言、熱心なお討論をしていただきました岩堀祐之助教授、University of British Columbia の Professor R.J. Woodham に厚く感謝の意を表したいと思います。

名古屋工業大学石井研究室の学生諸氏には本研究の一部を協力していただきました。特に第6章の研究に関しましては、田中幸さん（現在中部電力株式会社）のご協力が大でありました。また第7章の研究に関しましては、名古屋鉄道株式会社合理化研究部の岡田充市課長の計らいでニューラルネットワークの実験設備を快く貸していただきました。ここに感謝致します。

最後になりましたが、豊田工業高等専門学校 of 諸先生や職員の皆様には本研究に対し、多くのご理解とご協力を賜りましたことに、あわせて謝意を示したいと思います。

# Bibliography

- [1] Horn, B.K.P., "Obtaining Shape from Shading Information", in *The Psychology of Computer Vision* P.H.,Winston,(ed.) McGraw-Hill, pp.115-155 (1975).
- [2] Horn, B.K.P., "Understanding Image Intensities", *Artificial Intelligence*, **8**, 2, pp.201-231 (1977).
- [3] Woodham, R.J., "Photometric Method for Determining Surface Orientation from Multiple Images", *Optical Engineering*, **19**, 1, pp.139-144 (Jan/Feb 1980).
- [4] 池内克史："反射率地図に基づき二次元濃淡画像から三次元形状を再構成する2手法", *信学論 (D)*, **J65-D**, 7, pp.842-849 (1982).
- [5] 洪 海、川嶋稔夫、青木由直："照度差ステレオ法による三次元物体の形状と位置情報の復元", *信学論 (D)*, **J69-D**, 3, pp.427-433 (1986).
- [6] Wolff, L.B., "Shape Understanding from Lambertian Photometric Flow Fields", *IEEE Proc. CVPR*, pp.46-52 (1989).
- [7] Torrance, K.E. and Sparrow, E.M., "Theory for Off-Specular Reflectance from Roughened Surfaces", *Journal of the Optical Society of America*, **vol.57**, No.9, pp.1105-1114 (1967).
- [8] Phong, B.T., "Illumination for Computer Generated Pictures", *Comm. of ACM*, **vol.18**, 6, pp.311-317 (1975).
- [9] Blinn, J.F., "Models of Light Reflection for Computer Synthesized Pictures", *SIGGRAPH 1977 Proceedings. Computer Graphics*, **vol.11**, No.2, pp.192-198 (1977).
- [10] Cook, R.J. and Torrance, K.E., "A Reflectance Models for Computer Graphics", *Computer Graphics*, **vol.15**, No.3, pp.307-316 (1981).

- [11] Sejnowski, T.J. and Lehky, S.R., "Neural network models of visual processing", The text for 1987 Short Course on Computational Neuroscience, Society for Neuroscience, pp.1-19 (1987).
- [12] 岩堀祐之、平塚憲晴、亀井宏行、山口昌一郎："未知の反射特性をもつ物体に対する拡張照度差ステレオ" 信学論 (D), **J71-D**, 1, pp.110-117 (1988-01).
- [13] 岩堀祐之、亀井宏行、山口昌一郎："点光源照明ステレオ法" 信学論 (A), **J71-A**, 4, pp.1035-1043 (1988-04).
- [14] 田中秀和、岩堀祐之、石井直宏："単方向ホトメトリックフローフィールド法による多面体の形状再構成", 電子情報通信学会技術研究報告, **PRU90-13**, pp.65-72 (1990-5).
- [15] Iwahori, Y., Sugie, H. and Ishii, N., "Reconstructing Shape from Shading Images under Point Light Source Illumination", IEEE Proc. 10th ICPR, **vol.1** pp.83-87 (Jun. 1990).
- [16] Dennis Jr. J.E. and Schnabel R.B., "A View of Unconstrained Optimization", in Handbooks in Operations Research and Management Science, vol 1, Optimization, ( Eds. Nemhauser *et al.* ), North-Holland, pp.1-72(1989).
- [17] 大野豊、磯田和男監修："新版数値計算ハンドブック", オーム社 (1990).
- [18] 茨木俊秀、福島雅夫："最適化の手法", 共立出版 (1993).
- [19] Tanaka, H., Iwahori, Y. and Ishii, N., "Determining Surface Orientation by Uni-Directional Photometric Flow Fields", International Association of Pattern Recognition(IAPR) Workshop on **MVA'90**, pp.63-66 (1990).
- [20] Tagare, H.D. and deFigueiredo, R.J.P., "A Theory of Photometric Stereo for a Class of Diffuse Non-Lambertian Surfaces", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., **PAMI-13**, 2, pp.133-152 (Feb. 1991).
- [21] 岩堀祐之、杉江日出澄、石井直宏："天頂角未知の照明における照度差ステレオ法" 信学論 (D-II), **J74-D-II**, 3, pp.321-329 (1991).
- [22] Woodham, R.J., Iwahori, Y. and Barman, R.A., "Photometric Stereo: Lambertian Reflectance and Light Sources with Unknown Direction", *University of British Columbia Technical Report*, 91-18, (Aug 1991).

- [23] 田中秀和、岩堀祐之、石井直宏：“方位角方向のみの微小変化による照明を利用した単方向ホトメトリックフローフィールド法” 信学論 (D-II), **J74-D-II**, 11, pp.1538-1545 (1991-11).
- [24] Tanaka, H., Iwahori, Y. and Ishii, N., "Surface Orientation from Shading Image and Its Directional Derivatives under Unkown Illuminating Direction", ICARCV'92, pp.CV6.3.1-CV6.3.5(1992).
- [25] 田中秀和、岩堀祐之、石井直宏：“照明方向の変化による濃淡画像の微分情報からの3次元物体の形状再構成” 信学論 (D-II), **J76-D-II**, 5, pp.1076-1079 (1993-05).
- [26] Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Estimation of Surface Orientation from Directional Derivatives of Shading Image", International Journal of Systems Science, (採録決定).
- [27] Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Shape Recovery Simulation of Glossy Surface from Shading Images", International Association of Science and Technology Development, Conference on Modelling and Simulation, **MS'94**, pp.367-370 (May. 1994).
- [28] Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Shape Recovery of Glossy Surface from Shading Image and Its DirectionalDerivatives", Journal of Light & Visual Environment, **18**, 2, (採録決定).
- [29] Iwahori Y., Woodham R.J., Tanaka H. and Ishii N., "Shape from Shading with a Nearby Moving Point Light Source", International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision, **ICARCV'92**, pp.CV5.5.1-CV5.5.5 (Sept. 1992).
- [30] Iwahori Y., Woodham R.J., Tanaka H. and Ishii N., "Moving Point Light Source Photometric Stereo", Institute of Electronics, Information and Communication Engineers of Japan(IEICE), Transaction of Information and Systems.(field D) **E77-D**, 8, (採録決定).
- [31] Iwahori Y., Woodham R.J., Tanaka H. and Ishii N., "An Application of Neural Network Learning to Photometric Stereo", International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision, **ICARCV'92**, pp.INV8.2.1-INV8.2.5 (Sept. 1992).

- [32] Iwahori Y., Woodham R.J., Tanaka H. and Ishii N., "Neural Network to Reconstruct Specular Surface Shape from Its Three Shading Images", International Joint Conference on Neural Networks, **IJCNN'93**, pp.1181-1184 (Oct. 1993).
- [33] Iwahori Y., Tanaka H. Woodham R.J., and Ishii N., "Photometric Stereo for Specular Surface Shape Based on Neural Network", Institute of Electronics, Information and Communication Engineers of Japan(IEICE), Transaction of Information and Systems.(field D) **E77-D**, 4, pp.498-506 (1994-04).



## 業績リスト

### 1. 論文（審査あり）

- (a) Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Determining Surface Orientation by Uni-Directional Photometric Flow Fields", International Association of Pattern Recognition(IAPR), Workshop on Machine Vision Applications, **MVA'90**, pp.63-66 (Nov. 1990).
- (b) 田中秀和、岩堀祐之、石井直宏：“方位角方向のみの微小変化による照明を利用した単方向ホトメトリックフローフィールド法”，電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J74-D-II**, 11, pp.1538-1545 (1991-11).
- (c) Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Surface Orientation from Shading Image and Its Directional Derivatives under Unkown Illuminating Direction", International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision, **ICARCV'92**, pp.CV6.3.1-CV6.3.5 (Sept. 1992).
- (d) Iwahori Y., Woodham R.J., Tanaka H. and Ishii N., "Shape from Shading with a Nearby Moving Point Light Source", International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision, **ICARCV'92**, pp.CV5.5.1-CV5.5.5 (Sept. 1992).
- (e) Iwahori Y., Woodham R.J., Tanaka H. and Ishii N., "An Application of Neural Network Learning to Photometric Stereo", International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision, **ICARCV'92**, pp.INV8.2.1-INV8.2.5 (Sept. 1992).
- (f) 田中秀和、岩堀祐之、石井直宏：“照明方向の変化による濃淡画像の微分情報からの3次元物体の形状再構成”，電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J76-D-II**, 5, pp.1076-1079 (1993-05).
- (g) Iwahori Y., Woodham R.J., Tanaka H. and Ishii N., "Neural Network to Reconstruct Specular Surface Shape from Its Three Shading Images", International Joint Conference on Neural Networks, **IJCNN'93**, pp.1181-1184 (Oct. 1993).
- (h) Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Estimation of Surface Orientation from Directional Derivatives of Shading Image", International Journal

of Systems Science, (採録決定).

- (i) Iwahori Y., Tanaka H. Woodham R.J., and Ishii N., "Photometric Stereo for Specular Surface Shape Based on Neural Network", Institute of Electronics, Information and Communication Engineers of Japan(IEICE), Transaction of Information and Systems.(field D) **E77-D**, 4, pp.498-506 (1994-04).
- (j) Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Shape Recovery Simulation of Glossy Surface from Shading Images", International Association of Science and Technology Development, Conference on Modelling and Simulation, **MS'94**, pp367-370 (May. 1994).
- (k) Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Shape Recovery of Glossy Surface from Shading Image and Its Directional Derivatives", Journal of Light & Visual Environment, **18**, 2, (採録決定).
- (l) Iwahori Y., Woodham R.J., Tanaka H. and Ishii N., "Moving Point Light Source Photometric Stereo", Institute of Electronics, Information and Communication Engineers of Japan(IEICE), Transaction of Information and Systems.(field D) **E77-D**, 8, (採録決定).

## 2. 報文 (審査なし)

- (a) 田中秀和、岩堀祐之、石井直宏 : "単方向ホトメトリックフローフィールド法による多面体の形状再構成", 電子情報通信学会技術研究報告, **PRU90-13**, pp.65-72 (1990-5).
- (b) Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Uni-Directional Photometric Flow Fields Under Illuminating Directions with Slightly Varied Azimuth Angles", Systems and Computers in Japan, **23**, 11, pp.85-95 (1992) 翻訳論文.
- (c) Tanaka H., Iwahori Y. and Ishii N., "Robust Estimation of Surface Orientation from Shading Image and Its Directional Derivatives", Journal of Toyota College of Technology, **26**, pp.37-44 (1993).