

TR - A - 0148

画像の不連続を利用した
陰影からの形状推定

早川 秀樹・西田 眞也・川人 光男

1992. 8. 7

ATR 視聴覚機構研究所

〒619-02 京都府相楽郡精華町光台2-2 ☎07749-5-1411

ATR Auditory and Visual Perception Research Laboratories

2-2, Hikaridai, Seika-cho, Soraku-gun, Kyoto 619-02 Japan

Telephone: +81-7749-5-1411

Facsimile: +81-7749-5-1408

1. はじめに

初期視覚の大きな役割は、縮退した2次元画像データから外界の3次元情報を推定することにあると言われている。その中でも、ただ1枚の画像強度の分布から3次元形状を推定する shape from shading と呼ばれる課題は、computer vision の歴史においても早い時期に Horn⁽¹⁾によって取り上げられ、それ以来様々な研究がなされてきた。しかし、この問題の中で推定される3次元世界の情報には、物体の形状だけでなく、その表面の反射率及び光源の方向や光源の明るさなど複数の要因があり、簡単には解くことができない。ところが、このような複雑な問題に対して、人間の視覚情報処理機構はある安定な最適解を計算し、時には Salvador Dali 作 "The Slave Market with Disappearing Bust of Voltaire" の絵に見られるような解の多義性さえも見事に解いてしまう。このような点からも、まだまだ人間の視覚機構に学ぶべき点は多いと思われるが、本稿では少し離れて、工学的に最適化問題を解くという立場から話を進めていくことにする。

工学的な観点から言えば、従来の代表的な shape from shading のアルゴリズムとして、まず Ikeuchi & Horn の手法⁽²⁾が上げられる。この手法は、面の反射率及び光源に関する情報が分かっているとして、画像強度と物体形状の面の向きの間を結ぶ反射率地図と面の向きのなめらかさ、そして物体の遮蔽輪郭を利用した外縁線拘束を使って形状推定を行なうものである。しかし、近年 Sangaworasil⁽³⁾らによって、物体内部に凹面を持つような形状には適用できないという問題点が指摘され、画像強度の2次微分のゼロ交差を使った改良法が提案された。だが、彼らの手法もゼロ交差によって画像を領域分割し、各領域毎に4通りの形状推定を行なった後にこれらの組み合わせを評価しているため、地形図のように明確に領域分割できない場合や領域の組み合わせが無数にある場合には適用が困難となってしまう〔課題1〕。さらに、分割した領域毎に与えた2つの共役な光源方向の候補が、画像全体で最終的に一致しない点も不合理であり、ゼロ交差付近の面の向きの推定方法も具体的に示されていない〔課題2〕。

一方、最近提案されているユニークな shape from shading アルゴリズムとして、面の向き

のなめらかさと積分可能性を使って、なめらかでない（面の向きの不連続を含んだ）形状を推定するHornの手法⁽⁴⁾、one-shotの近似計算だけでおおよその形状を求めてしまう

Pentlandの手法⁽⁵⁾がある。前者の方法では、繰り返し計算過程において、面の向きのなめらかさの拘束条件を次第に緩め、それを最終的に除いてしまうことによって、なめらかでない形状の面の向きと奥行きをうまく推定している。しかし、その繰り返し回数が数千回～数万回と多いことやなめらかさの拘束条件の緩め方が明らかでないところが問題点として残されている〔課題3〕。また後者の方法は、光源が観測者から離れており、推定する面の勾配が小さい場合には、繰り返しを必要としない見事な近似計算となっているが、この条件が満たされなくなると予想外の形状を推定してしまう〔課題4〕。

本稿では、なるべく物体形状に関する先験的でかつ高いレベルの知識を使わず、言わば画像だけから、これらの様々な課題を解決するため、Marr⁽⁶⁾によって提案された”視覚モジュールとその統合”という考え方により、画像の不連続と濃淡情報による統合モデルの構築を行なう。一般的にshape from shadingという課題は、画像放射照度方程式と実際の画像データの拘束の下で、面の向きの空間的な変化（departure from smoothness）を小さくするという非線形最適化問題を解くことに対応する。今回提案する手法では、これに画像強度の不連続とそのオリエンテーションによる拘束を加えることによって、外縁線拘束も使わず、領域分割もせずに面の向きの推定を行なう。従って、事前に境界条件を与える必要がなく、〔課題1〕のような領域分割やその組み合わせの問題を回避することができ、〔課題3〕のように不連続な形状に対してもなめらかさの拘束条件を緩める必要がない。また、この統合モデルに対して、対象物体に依存するような仮定条件を付加することによって、〔課題4〕のような状況も柔軟に回避することが可能である。このような仮定条件は、ある種の高次情報からのフィードバックに相当するものと考えられる。

またこの手法では、画像強度の変化の大きい部分を重視するという考え方から、不連続近傍の面の向きだけを先に推定し、その他の部分はその結果に基づいて推定を行なう。この不連続近傍での推定アルゴリズムは、〔課題2〕のゼロ交差付近の面の向きの推定方法

を具体的に示すことに対応する。さらにこれらの面の向きの推定アルゴリズムでは、画像生成過程の順モデル及び近似逆モデル⁷⁾を用いており、これら2つのモデルによる計算となめらかにするための緩和計算の数十回の繰り返しで不連続近傍及びその他の面の向きを推定することができる。従って、〔課題3〕の繰り返し回数の多さについても、理論的にはあるが解決することが可能となる。

以下、2. では一般的な反射モデルと反射率地図に基づいた Ikeuchi & Horn の手法について説明する。また、3. で今回提案するエッジ情報と濃淡情報の統合モデルの全体と詳細なアルゴリズムについて述べていく。さらに4. では、このモデルに基づいて行なった様々な数値シミュレーションの結果を示す。

2. 反射率地図による形状推定法

陰影から形状を推定する時には、図1に示すような幾何学的な反射モデルが基本となる。今、画像平面上の座標を (x, y) とし、観測している面を奥行き $z = f(x, y)$ で表すと、勾配空間 $p(x, y) = -dz/dx$, $q(x, y) = -dz/dy$ によって面の法線ベクトル $N(x, y)$ を記述することができる。

$$N = \frac{1}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}}(p, q, 1) \quad (1)$$

そして、面の向きを表現する勾配空間 $(p(x, y), q(x, y))$ と観測される画像強度 $I(x, y)$ とを関連付けたのが、次式の Horn の画像放射照度方程式である。

$$I(x, y) = R(p, q) \quad (2)$$

R は勾配空間 $(p(x, y), q(x, y))$ で定義される関数で、反射率地図と呼ばれる。この反射率地図は、面の反射特性及び光源方向と光源の明るさが決まれば一意的に決まる。尚、ここで用いる座標系は、観測方向が物体の全ての点で一定となるように、観測者の位置を物体から十分離れた z 軸方向にとる観測者中心座標系となっている。

また、表面が一様な拡散反射面で、光源を十分遠くにある点光源と仮定すれば、反射率地図は次式のように簡単に表すことができる。

$$R(p, q) = \frac{r}{\sqrt{p^2 + q^2 + 1}}(px_s + qy_s + z_s) \quad (3)$$

但し、 r は面の反射率、 (x_s, y_s, z_s) は光源方向を表す単位ベクトルである。この場合、式(1)からも分かるように、反射率地図は面の法線ベクトルと光源方向ベクトルの内積に面の反射率 r を掛けたものとなっている。図2に、光源方向と観測者方向が一致しているような $(0, 0, 1)$ の場合の反射率地図(等照度曲線で表現)の例を示す。

続いて、この反射率地図を用いた面の向きを推定について述べるが、簡単のために面の反射率 r は画像中で一様であるとする。ここで、観測される画像データを $I_0(x, y)$ とすれば、画像平面上の点 (x, y) における面の向きは $(p(x, y), q(x, y))$ で表されるため、 $(I_0(x, y) - R(p, q))^2$ を最小にする $(p(x, y), q(x, y))$ を求めれば良い。しかしこの場合、未知数2つに対して方程式が1つとなっているため、解を一意に決めることは不可能である。そこで、Ikeuchi & Hornの手法では、 $p(x, y)$ 及び $q(x, y)$ がなめらかであるという大局的な仮定を考え、なめらかさの評価関数として $p(x, y)$, $q(x, y)$ の偏導関数の2乗の和を導入している。正しく推定されたなめらかな曲面に対しては、画像データとの誤差となめらかさの評価関数の値は両方とも小さくなるはずである。かくして、推定の目標は次式を最小にすることとなる。

$$\iint \left((I_0 - R(p, q))^2 + \lambda(p_x^2 + p_y^2 + q_x^2 + q_y^2) \right) dx dy \quad (4)$$

しかしこの式を最小化する手法を用いても、少ない繰り返しで安定した妥当な解を導くことはほとんど不可能である。そこで、彼らはさらに、面の向きを推定する時の境界条件として外縁線拘束を導入した。外縁線とは、画像上で3次元物体における自己遮蔽による輪郭を形成するような線のことである。なめらかな物体の外縁線上においては、そこでの

面の向きを画像上の輪郭線の形状より一意的に決定することができる。つまり、外縁線上の面の向きを境界条件として与えることによって、うまくこの問題点を克服したわけである。

3. エッジ情報と濃淡情報の統合モデル

2. で述べた外縁線拘束を用いるためには、事前に画像中から外縁線（遮蔽輪郭）を検出しなければならない。しかし一般的に、その検出はかなり困難なもので、そのこと自体が形状推定アルゴリズムの重要な部分を構成していると考えられる。そこでここでは、外縁線（遮蔽輪郭）の推定計算も含めてしまうような shape from shading のアルゴリズムを考える。今回のアルゴリズムにおいて用いる仮定についてまず整理しておく。

[仮定1] 観測面は一様な拡散反射面であり、casting shadow は存在しないとする。

[仮定2] 光源は観測面から十分遠くにある点光源とする。

[仮定3] 光源は画像平面内で一様で、その傾斜角のみ既知とする。

これらの仮定条件は光源の方位角が未知であることを除けば、従来の shape from shading で用いられている一般的な条件である。しかし、これらの一般的な仮定条件を用いても、shape from shading の問題は容易に解くことができない。そこで、以下のような考え方に基づいて、エッジ情報と濃淡情報を統合する。

まず、3次元の形状エッジ（遮蔽輪郭も含む）が事前に分かっているならば、shape from shading を解く上で次のような拘束を与えることができる。

[拘束1] 形状エッジを境界として、面の向きは不連続である。

[拘束2] 形状エッジ近傍の面の向きは、その形状エッジに対して垂直である。

このような考え方は以前に Malik & Maydan⁽⁸⁾ らによって提案されている。彼らの考え方は、多面体などの線画において形状エッジや外縁線などの分類を緩和ラベリングによって行な

い、その分類結果に基づいた拘束を用いて形状推定を行なうものである。しかし、このアルゴリズムによる推定結果は形状エッジの分類に大きく依存している上、十分きれいな画像エッジを得ることが必要条件となっている。

一般的に十分きれいな画像エッジを得ることはかなり難しいが、完全なものを求めなければ簡易な方法で得ることができる。そこで今回は、画像エッジを簡易な手法で検出し、それを形状エッジの初期推定値として使うことにする。[仮定1]より、検出された画像エッジには形状エッジを画像平面に投影したもの及び様々な要因によるノイズが含まれている。だが、画像エッジを形状エッジとみなすことによって、次のような拘束を使うことができる。

[拘束1'] 画像エッジを境界として、面の向きは不連続である。

[拘束2'] 画像エッジ近傍の面の向きは、その画像エッジに対して垂直である。

但し、これらの拘束は、ノイズの影響を受けずに完全な画像エッジが検出でき、その画像エッジが外縁線であるかもしくは画像面と平行な形状エッジである時のみ成立するものである。つまり図3で言えば、外縁線近傍の面の向き N_1 、画像面と平行な形状エッジ近傍の面の向き N_2 及び N_3 では成り立ち、そうでないエッジ近傍の面の向き N_4 及び N_5 では成り立たない。尚、ここで用いる拘束は局所的な情報のみで処理することができるため、十分きれいな画像エッジでなくとも適用することが可能である。また、画像エッジは飽くまでも形状エッジの初期推定値であるため、推定された形状より、エッジを構成する2つの面の向きからエッジの3次元空間内での方位と傾斜を修正することを考えなければならない。

3.1 全体の構成と近似逆モデル

まず、統合モデルの概念的な構成について説明する(図4)。今回提案する統合モデルでは、この画像データ I_0 のみを入力とし、まず不連続とそのオリエンテーション L 、そ

して光源方向 S を推定する。但し、ここで求められる光源方向は方位角のみとし、傾斜角は適当に与えるか既知であるとする。

続いて、これら L と S の情報をもとに画像生成過程の順モデル R 、近似逆モデル $R^\#$ 及びなめらか拘束（面の向き of 内部モデル $-\partial U/\partial N$ ）により、面の向き N を推定する。画像生成過程の順モデル R は、[仮定 1, 2, 3] 及び光源方向 S より、式(3) で表される反射率地図の式を使うことができる。なめらか拘束は Ikeuchi & Horn の手法と同じ、勾配空間 $(p(x,y), q(x,y))$ の偏導関数の 2 乗和を用いる。但し、不連続 L の情報から、不連続な部分ではなめらか拘束が作用しないようにする。

また、画像生成過程の近似逆モデル $R^\#$ であるが、ここでは図 5 で示されるような全く新しいものを用いる。画像平面上の座標 (x, y) における n 回目の面の向きの推定値を (p^n, q^n) で表せば、 p^n と q^n の比を保存するような方向に広義ニュートン法を用いて更新する。つまり、図 5 (a) の反射率地図の点線上での推定値の探索となり、面の向きの方位を固定した更新則となる。尚、方位を持たないような $p^n = q^n = 0$ の場合には更新を行わない。図 5 (b) には点線上での画像強度の変化の様子と推定値の動きを示してある。これらの順モデル、近似逆モデル及びなめらか拘束により繰り返し計算を行なうが、その詳細な更新則については 3.5 で述べる。

最後に、繰り返し計算により得られた面の向き N から奥行き Z を計算する。ここでは、奥行きの微分値と面の向きとの誤差に基づいて奥行きを修正する近似モデル及び奥行きのなめらか拘束（奥行きの内部モデル $-\partial V/\partial Z$ ）により推定を行なう。奥行きのなめらか拘束は、面の向きと同じように奥行きの偏導関数の 2 乗和を用いる。最後にこれら一連の処理フローの構成を図 6 に示す。このフローの具体的な内容については以下の節でそれぞれ説明していく。

3.2 不連続と輪郭点の検出

まず、画像データとその不連続の配置関係について述べる（図 7）。図中の座標 (i, j)

は i の増加する方向に画像平面の x 軸の正方向が、 j の減少する方向に y 軸の正方向が対応している。座標 (i, j) で計算される画像データの不連続 ($l = 1$ で不連続, $l = 0$ で連続の離散値) は、右上方向 $I_{r_u}(i, j)$, 右方向 $I_r(i, j)$, 右下方向 $I_{r_d}(i, j)$, 下方向 $I_d(i, j)$ の 4 種類である。但し、画像データ (i, j) に関与する不連続はその画素を囲む 8 種類であることに注意してほしい。

これら 4 方向の不連続を検出するために、まず図 8 のような各方向に対応した 4 種類の差分フィルタを画像データに作用させる。そしてそれらのフィルタ出力の分布から、それぞれの方向に沿って極値をとる点を抽出して、各方向の不連続の候補とする。その候補の出力の大きさに対してしきい値を設けて小さなものを除去するが、ここでは大小 2 つのしきい値を用いる hysteresis thresholding 法⁹⁾を用いることにする。まず最初、大きなしきい値により信頼度の高い不連続を抽出し、 $l = 1$ とする。そして、不連続を判定するしきい値を小さなしきい値まで少しずつ下げて行き、その近傍に不連続が存在する時のみ、その度毎に不連続を追加し、 $l = 1$ とする。図 9 に各方向の不連続に関する近傍の定義を示す。しきい値を下げることによって、白線の部分の出力結果がしきい値よりも大きくなり、そして黒線のいずれかの部分に不連続が存在した時、白線の部分も不連続となる。これら、2 つのしきい値の大きさは画像データのノイズなどの状況によって変化するが、小さなしきい値があまり小さくなり過ぎないように、不連続の候補におけるフィルタ出力の平均値を参照している (平均値の $1/5$ より常に大)。また検出された不連続の分布において、図 10 で示されるように不連続が多重化されている場合、これを構成する画像データの座標を多重不連続点と呼ぶことにする。

続いて、輪郭点の検出を行なう。本稿では、不連続を生成するのに関与している画像データの座標を輪郭点と呼ぶ。右方向 $I_r(i, j)$ の不連続がある時には (i, j) と $(i+1, j)$ の画像データの座標が輪郭点となる。同様に、右上方向 $I_{r_u}(i, j)$ の時には (i, j) と $(i+1, j-1)$ が、右下方向 $I_{r_d}(i, j)$ の時には (i, j) と $(i+1, j+1)$ が、下方向 $I_d(i, j)$ の時には (i, j) と $(i, j+1)$ が輪郭点となる (図 7 参照)。尚、この輪郭点は次節で求められる画像の変化量

の大きさによって、一部棄却されるので注意してほしい。

3.3 不連続のオリエンテーションの推定

輪郭点における不連続のオリエンテーションの推定について説明する。本稿では、画像平面上での向きを持たない方位ベクトルのことを「オリエンテーション」と定義する。ここで求める不連続のオリエンテーション $n(i,j)$ は、画像データの変化が最大となる方向、つまり画像エッジに対して垂直な単位ベクトル成分 ($a(i,j), b(i,j)$) で表現される。但し、定義からオリエンテーション $n(i,j)$ は向きを持たないため、ベクトルとしては π ラジアン のあいまいさを持っている。

まず、画像データ全体に図11のような4方向の差分フィルタを作用させ、これらの出力 $I_{ru}(i,j)$, $I_r(i,j)$, $I_{rd}(i,j)$, $I_d(i,j)$ を次式で近似的に線形合成することによって x 軸方向、y 軸方向の変化分 ($a'(i,j), b'(i,j)$) 及び変化量 $\Delta I(i,j)$ を計算する^{(10),(11)}。

$$\begin{aligned} a'(i,j) &= I_{ru}(i,j)\cos\frac{\pi}{4} + I_r(i,j)\cos 0 + I_{rd}(i,j)\cos\left(-\frac{\pi}{4}\right) + I_d(i,j)\cos\left(-\frac{\pi}{2}\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2}}I_{ru}(i,j) + I_r(i,j) + \frac{1}{\sqrt{2}}I_{rd}(i,j) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} b'(i,j) &= I_{ru}(i,j)\sin\frac{\pi}{4} + I_r(i,j)\sin 0 + I_{rd}(i,j)\sin\left(-\frac{\pi}{4}\right) + I_d(i,j)\sin\left(-\frac{\pi}{2}\right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2}}I_{ru}(i,j) - \frac{1}{\sqrt{2}}I_{rd}(i,j) - I_d(i,j) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\Delta I(i,j) = \sqrt{a'^2(i,j) + b'^2(i,j)} \quad (7)$$

そして、輪郭点以外の部分及び多重不連続点では $n(i,j) = (0,0)$ とする。多重不連続点で $n(i,j) = (0,0)$ としているのは、これらの点では多重オリエンテーションをひとつのものとして検出しているため、正確なオリエンテーションが検出できないからである。次に、輪郭点における変化量 $\Delta I(i,j)$ の平均値を求め、その値より十分小さな部分（平均値の1/5未満）については $n(i,j) = (0,0)$ とし、かつ輪郭点からも除外する。そして、残された変化量 $\Delta I(i,j)$ の大きい輪郭点について、次式で値を正規化してオリエンテーショ

ンの初期推定値とする。

$$a^0(i,j) = \frac{a'(i,j)}{\Delta I(i,j)} \quad (8)$$

$$b^0(i,j) = \frac{b'(i,j)}{\Delta I(i,j)} \quad (9)$$

さらに、この $n^0(i,j) = (a^0(i,j), b^0(i,j))$ をなめらかにするために、次式を最小化するように輪郭点の領域Cにおける $n(i,j)$ を更新する。尚、 δ はオリエンテーションのなめらかさの度合いを調整する係数である。

$$\sum_{i,j \in C} \left((n^0(i,j) - n(i,j))^2 + \delta(n_x^2(i,j) + n_y^2(i,j)) \right) \quad (10)$$

ここで、 $n(i,j)$ はベクトルとして π ラジアンのおいまいさを持っているため、 $(a(i,j), b(i,j))$ もしくは $(-a(i,j), -b(i,j))$ のどちらの値でも取ることができる。従って、式(10)の第1項及び第2項の差分を計算する時には、組み合わせとして差の小さくなる方（つまり内積が正となる方）で修正を行なうこととする。実際には、内積が正であればそのまま差を計算し、負であれば対象となる相手のベクトルの符号を反転させて差を計算すれば良い。尚、この更新毎に $n^n(i,j) = (a^n(i,j), b^n(i,j))$ は単位ベクトルとなるように値を正規化される。

以下、具体的な計算方法を示す。まず、各々の $n(i,j) = (a(i,j), b(i,j))$ と $n^0(i,j) = (a^0(i,j), b^0(i,j))$ や (i,j) 近傍の $n(s,t) = (a(s,t), b(s,t))$ との内積を計算し、その符号の判定により値を 1, 0, -1 とするような次式を計算する。ちなみに 0 の時は、2つのベクトルが直交している状態である。

$$m(s,t) = \begin{cases} \frac{n^0(s,t) \cdot n(i,j)}{|n^0(s,t) \cdot n(i,j)|} & (s,t) = (i,j) \\ \frac{n(s,t) \cdot n(i,j)}{|n(s,t) \cdot n(i,j)|} & (s,t) \neq (i,j) \end{cases} \quad (11)$$

但し、 $n_{(s,t)} \cdot n_{(i,j)} = 0$ の時は $m_{(s,t)} = 0$ である。尚、この式では、見やすくするために添字 n を省略している。

続いて、この符号を用いて $(a(i,j), b(i,j))$ を更新する。 c_1 は更新量を調整する係数であり、式(14),(15)のなめらかさによる修正はラプラスianの離散近似に基づいている⁽⁴⁾。

$$a^{n+1}(i,j) = a^n(i,j) + c_1 \Delta a^n(i,j) \quad (12)$$

$$b^{n+1}(i,j) = b^n(i,j) + c_1 \Delta b^n(i,j) \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \Delta a^n(i,j) = & m^2(i,j) \left(m(i,j) a^0(i,j) - a(i,j) \right) \\ & + \frac{\delta}{3} \left\{ \frac{1}{4} m^2(i+1,j-1) (m(i+1,j-1) a(i+1,j-1) - a(i,j)) \right. \\ & \quad + \frac{1}{4} m^2(i-1,j+1) (m(i-1,j+1) a(i-1,j+1) - a(i,j)) \\ & \quad + m^2(i+1,j) (m(i+1,j) a(i+1,j) - a(i,j)) \\ & \quad + m^2(i-1,j) (m(i-1,j) a(i-1,j) - a(i,j)) \\ & \quad + \frac{1}{4} m^2(i+1,j+1) (m(i+1,j+1) a(i+1,j+1) - a(i,j)) \\ & \quad + \frac{1}{4} m^2(i-1,j-1) (m(i-1,j-1) a(i-1,j-1) - a(i,j)) \\ & \quad + m^2(i,j+1) (m(i,j+1) a(i,j+1) - a(i,j)) \\ & \quad \left. + m^2(i,j-1) (m(i,j-1) a(i,j-1) - a(i,j)) \right\} \quad (14) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta b^n(i,j) = & m^2(i,j) \left(m(i,j) b^0(i,j) - b(i,j) \right) \\ & + \frac{\delta}{3} \left\{ \frac{1}{4} m^2(i+1,j-1) (m(i+1,j-1) b(i+1,j-1) - b(i,j)) \right. \\ & \quad + \frac{1}{4} m^2(i-1,j+1) (m(i-1,j+1) b(i-1,j+1) - b(i,j)) \\ & \quad + m^2(i+1,j) (m(i+1,j) b(i+1,j) - b(i,j)) \\ & \quad + m^2(i-1,j) (m(i-1,j) b(i-1,j) - b(i,j)) \\ & \quad + \frac{1}{4} m^2(i+1,j+1) (m(i+1,j+1) b(i+1,j+1) - b(i,j)) \\ & \quad + \frac{1}{4} m^2(i-1,j-1) (m(i-1,j-1) b(i-1,j-1) - b(i,j)) \\ & \quad + m^2(i,j+1) (m(i,j+1) b(i,j+1) - b(i,j)) \\ & \quad \left. + m^2(i,j-1) (m(i,j-1) b(i,j-1) - b(i,j)) \right\} \quad (15) \end{aligned}$$

ここで式(14),(15)の右辺では、見やすくするために添字 n を省略している。この繰り返し

により、式(10)の値が十分小さくなれば繰り返しを終了し、これを不連続のオリエンテーション (a(i,j), b(i,j)) とする。最後に、式(11)による式(10)の具体的な計算式を示しておく。

$$\begin{aligned}
& \sum_{i,j \in C} \left[m^2(i,j) \left(m(i,j) a^0(i,j) - a(i,j) \right)^2 + m^2(i,j) \left(m(i,j) b^0(i,j) - b(i,j) \right)^2 \right. \\
& + \frac{\delta}{3} \left(\frac{1}{2} m^2(i+1,j-1) \left((m(i+1,j-1) a(i+1,j-1) - a(i,j))^2 + (m(i+1,j-1) b(i+1,j-1) - b(i,j))^2 \right) \right. \\
& \quad \left. + m^2(i+1,j) \left((m(i+1,j) a(i+1,j) - a(i,j))^2 + (m(i+1,j) b(i+1,j) - b(i,j))^2 \right) \right. \\
& \quad \left. + \frac{1}{2} m^2(i+1,j+1) \left((m(i+1,j+1) a(i+1,j+1) - a(i,j))^2 + (m(i+1,j+1) b(i+1,j+1) - b(i,j))^2 \right) \right. \\
& \quad \left. \left. + m^2(i,j+1) \left((m(i,j+1) a(i,j+1) - a(i,j))^2 + (m(i,j+1) b(i,j+1) - b(i,j))^2 \right) \right) \right] \quad (16)
\end{aligned}$$

3.4 光源の方位角の推定

Pentland は、幾つかの仮定条件の下では画像強度の空間微分値から光源の方向を推定できることを示している⁽¹²⁾。ここでは同じアプローチをとるが、なめらかでない部分（形状エッジ）による明暗の勾配が光源方向にはより重要であると考えて、これらも含めて処理を行なう。

まず一般的に、画像中における光源の明るさや方向などの変化は、観測される物体の形状や面の反射率の変化に比べてなだらかである⁽¹³⁾。このような考え方から、画像 I_0 に標準偏差の大きいガウシアンフィルターをまず作用させる。ここではその近似的な手法として、図12で示されるような binomial convolution 法⁽¹⁴⁾を用いる。この手法は、[1 2 1]の局所的なマスクを x 軸方向と y 軸方向に繰り返し作用させることによって、次第に画像データをなめらかにしていくものである。この繰り返し回数 n とガウシアンフィルターの標準偏差 σ の間には $n = 2\sigma^2$ が近似的に成立する。尚、画像データの端や背景に接する部分で、その隣りにデータがない場合には、適応的にマスクを [0 2 1] のようにすることによって、端の部分でも近似的になめらかにすることができる。

次に、なめらかになった画像に対して、3.3 で用いたオリエンテーション検出の差分フ

フィルタを作用させ、式(5),(6)により、x軸方向、y軸方向の変化分 ($a_{light}(i,j), b_{light}(i,j)$) を同じように計算する。但し、背景などによるエッジに関わる部分は光源方向とは無関係であるため、ここでは除くことにする。以上の計算結果から、画像全体で次式が最大となる角度 θ' を検出する。

$$\sum_{i,j} (a_{light}(i,j)\cos\theta' + b_{light}(i,j)\sin\theta')^2 \quad (17)$$

これは画像全体で画像強度の変化が最大となるオリエンテーションを検出していることに対応している。求められたオリエンテーション θ' はベクトルとして π ラジアンのおいまいさを持っているため、画像平面で上向き (y軸の正方向) になる方を選択し、光源の方位角 θ の値とする。ここで、光源方向の傾斜角 ϕ は分かっているため、 $x_s = \cos\theta\sin\phi$, $y_s = \sin\theta\sin\phi$, $z_s = \cos\phi$ より光源方向 (x_s, y_s, z_s) を決定することができる。

3.5 輪郭点における面の向きの推定

2. より、面の向き N は、外縁線拘束などの拘束条件のもとで次式を最小化することによって推定することができる。

$$\sum_{i,j} \left((I_0(i,j) - R(p(i,j), q(i,j)))^2 + \lambda(p_x^2(i,j) + q_x^2(i,j) + p_y^2(i,j) + q_y^2(i,j)) \right) \quad (18)$$

ここでは、外縁線拘束などの拘束条件を使わず、なめらかさとして4方向を考えた上、なめらかさの不連続を導入する。また、第1項の画像データに関する条件を固い拘束条件 (制約条件) として考えれば、式(18)は、

$$\sum_{i,j} \left((1 - l_{ru}(i,j))(p_{ru}^2(i,j) + q_{ru}^2(i,j)) + (1 - l_r(i,j))(p_r^2(i,j) + q_r^2(i,j)) \right. \\ \left. + (1 - l_{rd}(i,j))(p_{rd}^2(i,j) + q_{rd}^2(i,j)) + (1 - l_d(i,j))(p_d^2(i,j) + q_d^2(i,j)) \right) \quad (19)$$

$$\text{制約条件 } I_0(i,j) = R(p(i,j), q(i,j)) \quad (20)$$

と書き直すことができる。但し、 p, q の添字 ru は画像平面での右上方向、 r は右方向、 rd は右下方向、 d は下方向の差分を表している。

ここでは、制約条件の式(19)のもとで式(20)を最小化することによって、面の向き N を推定していく。そのための具体的なアルゴリズムの構成を図13に示す。尚、面の向きの初期値は $(p(i,j), q(i,j)) = (0, 0)$ つまり観測者の方向に面の法線が向いている前額平行面で、計算される画像強度は最大値で正規化されたものとなっている。

(Step 1) 順モデル R により、面の向き N 及び光源の向き S から推定画像強度 I を求める。

(Step 2) 推定画像強度 I と画像データ I_0 との間の画像誤差を計算する。

(Step 3) 近似逆モデル $R^\#$ により、画像誤差、光源の向き S 及び面の向き N から、画像誤差が十分小さくなるように面の向き N を修正する。

(Step 4) 不連続も考慮した上、面の向き N が十分なめらかになるように更新する。

(Step 1) から (Step 4) を繰り返し計算することで、画像データを満足するようなめらかな面の向きを推定する。尚、このアルゴリズムは輪郭点以外での面の向きの推定の時にも使われる。ただ、輪郭点では 3.3 で求めた不連続のオリエンテーション $(a(i,j), b(i,j))$ が面の向きの方位となるため、

$$\text{制約条件 } p(i,j) = a(i,j)k(i,j) \quad q(i,j) = b(i,j)k(i,j) \quad (21)$$

が追加される。よって、画像誤差による面の向きの更新及びなめらかさによる面の向きの更新の様子は図14のようになる。

以下、(Step 1) から (Step 3) の具体的な計算方法を示す。次式のように $k(i,j)$ のみについて更新すれば、方位を固定した状態で面の向きを修正することができる。但し、 (x_s, y_s, z_s) は光源方向を表す単位ベクトル成分である。

$$k^{n+1}(i,j) = k^n(i,j) + \Delta k^n(i,j) \quad (22)$$

$$\Delta k^n(i,j) = \left(\frac{\partial R}{\partial k^n} \right)^{-1} \{ I_0(i,j) - R(k^n(i,j)) \} \quad (23)$$

$$R(k^n(i,j)) = \frac{(x_s a(i,j) + y_s b(i,j))k^n(i,j) + z_s}{\{ (a^2(i,j) + b^2(i,j))k^{n^2}(i,j) + 1 \}^{1/2}} \quad (24)$$

$$\frac{\partial R}{\partial k^n} = \frac{(x_s a(i,j) + y_s b(i,j)) - z_s (a^2(i,j) + b^2(i,j)) k^n(i,j)}{\{(a^2(i,j) + b^2(i,j)) k^{n^2}(i,j) + 1\}^{\frac{3}{2}}} \quad (25)$$

ここでは、さらに更新量 Δk^n の範囲を限定する信頼領域法⁽¹⁵⁾を用いることにする。信頼領域法とは、現在の推定値からの信頼領域内で次の推定値を求めて行く手法で、安定に解を求める広義ニュートン法のひとつとなっている。この手法を用いた場合、1回の更新では画像誤差は十分小さくならないため、画像誤差が小さくなるまで、式(22)から式(25)の計算方法を数回繰り返す必要がある。尚、式(25)の分子が0となった時には、方向を決めることができないので $\Delta k^n = 0$ とする。また、面の向きの方位を固定することによって解が存在しなくなるというリスクに対しては、画像誤差の分解能を下げる（画像誤差がある値より小さくなれば0とする）ことによって対応する。

続いて、(Step 4)の具体的な計算方法を示す。この計算においても、基本的に面の向きの方位を固定した状態で、面の向きを修正するため $k(i,j)$ の更新となる。

$$k^{n+1}(i,j) = k^n(i,j) + \Delta k^n(i,j) \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \Delta k^n(i,j) = & \frac{1}{20}(1-l_{ru}(i,j))\{a(i,j)(p(i+1,j-1)-p(i,j))+b(i,j)(q(i+1,j-1)-q(i,j))\} \\ & + \frac{1}{20}(1-l_{ru}(i-1,j+1))\{a(i,j)(p(i-1,j+1)-p(i,j))+b(i,j)(q(i-1,j+1)-q(i,j))\} \\ & + \frac{1}{5}(1-l_r(i,j))\{a(i,j)(p(i+1,j)-p(i,j))+b(i,j)(q(i+1,j)-q(i,j))\} \\ & + \frac{1}{5}(1-l_r(i-1,j))\{a(i,j)(p(i-1,j)-p(i,j))+b(i,j)(q(i-1,j)-q(i,j))\} \\ & + \frac{1}{20}(1-l_{rd}(i,j))\{a(i,j)(p(i+1,j+1)-p(i,j))+b(i,j)(q(i+1,j+1)-q(i,j))\} \\ & + \frac{1}{20}(1-l_{rd}(i-1,j-1))\{a(i,j)(p(i-1,j-1)-p(i,j))+b(i,j)(q(i-1,j-1)-q(i,j))\} \\ & + \frac{1}{5}(1-l_d(i,j))\{a(i,j)(p(i,j+1)-p(i,j))+b(i,j)(q(i,j+1)-q(i,j))\} \\ & + \frac{1}{5}(1-l_d(i,j-1))\{a(i,j)(p(i,j-1)-p(i,j))+b(i,j)(q(i,j-1)-q(i,j))\} \end{aligned} \quad (27)$$

但し、

$$p(i,j) = a(i,j)k^n(i,j) \quad (28)$$

$$q(i,j) = b(i,j)k^n(i,j) \quad (29)$$

尚、 $(a(i,j), b(i,j)) = (0, 0)$ の時には全く更新されないため、3.6 の (p, q) でなめらかにする手法を用いることとする。この計算方法でグローバルに面の向きを十分なめらかにするためには、輪郭点のつながり具合にもよるが、式(26)から式(29)の計算を数十回から数百回繰り返す必要がある。しかし、マルチグリッド法⁽¹⁶⁾を用いればかなり少ない繰り返し回数で、また不連続を考慮したようなガウシアンフィルタを用いれば1回の計算でなめらかにすることが可能である。

3.6 輪郭点以外の面の向きの推定

輪郭点で推定された面の向きをもとに、その他の点の面の向きの推定を行なう。輪郭点以外の面の向きの推定も、基本的に図13で示されるアルゴリズムで求められる。ここで推定が輪郭点での推定と異なるのは、面の向きの方位に関する制約条件がないため、なめらかさによる修正によって面の方位が変化する点である。一方、画像誤差による面の向きの修正は、近似逆モデルにおいて面の方位が固定された状態で行なわれるため全く同じである。ただ、なめらかさによって面の方位が変化するため、画像誤差で修正する度に、前もって面の方位を計算し直す必要が出てくる。以下、図13の(Step 1)から(Step 4)の具体的な計算方法を示す。尚、輪郭点以外の面の向きの初期値は $(p(i,j), q(i,j)) = (0, 0)$ となっている。

まず、(Step 1)から(Step 3)の具体的な計算方法を示す。現時点での面の方位を求めるために、 $(p^n(i,j), q^n(i,j))$ から $k^n(i,j)$ 及び $(a^n(i,j), b^n(i,j))$ を次式で計算する。但し、 $k^n(i,j) = 0$ の時には $(a^n(i,j), b^n(i,j)) = (0, 0)$ である。

$$k^n(i,j) = \sqrt{p^{n2}(i,j) + q^{n2}(i,j)} \quad (30)$$

$$a^n(i,j) = \frac{p^n(i,j)}{k^n(i,j)} \quad b^n(i,j) = \frac{q^n(i,j)}{k^n(i,j)} \quad (31)$$

これらの値により、式(21)から式(24)を用いて $k^n(i,j)$ を更新する。 $k^n(i,j)$ の更新の詳細については3.5を参照して頂きたい。ここで式(21)より、更新された $k^n(i,j)$ から $(p^n(i,j),$

$q^n(i,j)$ を求めておく。

続いて、(Step 4) の具体的な計算方法を示す。この計算は、面の向きの方位も変化するように、 (p, q) で修正を行なう。

$$p^{n+1}(i,j) = p^n(i,j) + \Delta p^n(i,j) \quad (32)$$

$$q^{n+1}(i,j) = q^n(i,j) + \Delta q^n(i,j) \quad (33)$$

$$\begin{aligned} \Delta p^n = & \frac{1}{20}(1-l_{ru}(i,j))(p^n(i+1,j-1) - p^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{20}(1-l_{ru}(i-1,j+1))(p^n(i-1,j+1) - p^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{5}(1-l_r(i,j))(p^n(i+1,j) - p^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{5}(1-l_r(i-1,j))(p^n(i-1,j) - p^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{20}(1-l_{rd}(i,j))(p^n(i+1,j+1) - p^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{20}(1-l_{rd}(i-1,j-1))(p^n(i-1,j-1) - p^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{5}(1-l_d(i,j))(p^n(i,j+1) - p^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{5}(1-l_d(i,j-1))(p^n(i,j-1) - p^n(i,j)) \end{aligned} \quad (34)$$

$$\begin{aligned} \Delta q^n = & \frac{1}{20}(1-l_{ru}(i,j))(q^n(i+1,j-1) - q^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{20}(1-l_{ru}(i-1,j+1))(q^n(i-1,j+1) - q^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{5}(1-l_r(i,j))(q^n(i+1,j) - q^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{5}(1-l_r(i-1,j))(q^n(i-1,j) - q^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{20}(1-l_{rd}(i,j))(q^n(i+1,j+1) - q^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{20}(1-l_{rd}(i-1,j-1))(q^n(i-1,j-1) - q^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{5}(1-l_d(i,j))(q^n(i,j+1) - q^n(i,j)) \\ & + \frac{1}{5}(1-l_d(i,j-1))(q^n(i,j-1) - q^n(i,j)) \end{aligned} \quad (35)$$

ここでの計算は、輪郭点の面の向きを推定する時点で、グローバルな意味で十分なめらかになっているため、少ない繰り返し回数でも十分である。最後に、これらの計算過程での画像誤差による面の向きの更新及びなめらかさによる面の向きの更新の様子を図15に示す。

3.7 奥行き の 推定

奥行き Z は、推定された面の向き N との微積分の関係及び奥行き のなめらかさより、次式を最小化することによって推定を行なう。

$$\begin{aligned} & \sum_{i,j} \left((z_x(i,j) + p(i,j))^2 + (z_y(i,j) + q(i,j))^2 + \kappa (z_x^2(i,j) + z_y^2(i,j)) \right) \\ &= \sum_{i,j} \left[\frac{1}{2} \left((z^n(i-1,j) - z^n(i,j) - p^n(i,j))^2 + (z^n(i,j-1) - z^n(i,j) + q^n(i,j))^2 \right) \right. \\ & \quad \left. + \frac{\kappa}{2} \left((z^n(i-1,j) - z^n(i,j))^2 + (z^n(i,j-1) - z^n(i,j))^2 \right) \right] \quad (36) \end{aligned}$$

左辺第1項と第2項は奥行きを x 軸方向・ y 軸方向に微分したものがそれぞれ (p, q) に一致するように、また第3項は奥行き の空間的な変化が小さくなるように作用するものである。ここではこの式を最小化する方法として、多少繰り返し回数が増えるが、最急降下法を用いることにする。その前にまず、 $(p(i,j), q(i,j))$ と $z(i,j)$ の配置関係を図16及び次式で明らかにしておく。

$$p(i,j) = -\frac{\partial z}{\partial x} = -(z(i,j) - z(i-1,j)) \quad (37)$$

$$q(i,j) = -\frac{\partial z}{\partial y} = -(z(i,j-1) - z(i,j)) \quad (38)$$

これらの配置関係から具体的な計算方法は次式で表すことができる。但し、 c_2 は更新量を調整する係数である。

$$z^{n+1}(i,j) = z^n(i,j) + c_2 \Delta z^n(i,j) \quad (39)$$

$$\begin{aligned} \Delta z^n = & \frac{1}{4} \left\{ (z^n(i-1,j) - z^n(i,j) - p^n(i,j)) + (z^n(i+1,j) - z^n(i,j) + p^n(i+1,j)) \right. \\ & \left. + (z^n(i,j-1) - z^n(i,j) + q^n(i,j)) + (z^n(i,j+1) - z^n(i,j) - q^n(i,j+1)) \right\} \\ & + \frac{\kappa}{4} \left\{ (z^n(i-1,j) - z^n(i,j)) + (z^n(i+1,j) - z^n(i,j)) \right. \\ & \left. + (z^n(i,j-1) - z^n(i,j)) + (z^n(i,j+1) - z^n(i,j)) \right\} \quad (40) \end{aligned}$$

この更新の繰り返しにより式(36)の値が十分小さくなれば繰り返しを終了する。

3.8 高次情報からのフィードバック

ここではさらに、高次情報からのフィードバックを用いることによって、より適切な形状を推定する手法について述べる。ここで用いるものは、次のような2つの概念である。

[回転体] 回転体の輪郭点における面の向きの傾斜角は一様であり、一般的に90度に近い。

[平面] ひとつの平面内の面の向きは一様である。

これらの概念を実際のアプローチとして、インプリメントしていく。まず、回転体の場合には、輪郭点以外の面の向きを推定する時点で次の操作を行なう。

(rotate 1) 初めに回転体の輪郭点での面の向きの傾斜を一様に大きくとる。

(rotate 2) 輪郭点での面の向きを画像誤差と制約条件 "slant constancy" のもとで更新する。

ここで言う "slant constancy" とは、回転体の輪郭点における面の向きの傾斜が一様な値(平均値)をとるという制約条件のことを意味している。

以下、このアプローチの具体的な計算方法を示していく。3.5で推定された輪郭点での面の向きの値は

$$p(i,j) = a(i,j)k(i,j) \quad q(i,j) = b(i,j)k(i,j) \quad (41)$$

で表すことができる。(rotate 1)では、回転体の輪郭点において、面の向きの傾斜を一様にかつ大きくするために、 $k(i,j)$ の値について、もとの符号を保存したまま大きさ(絶対値)を大きくする。尚、この大きさは回転体の輪郭点すべてにおいて一定の値 k_0 とする。

(rotate 2)では、輪郭点以外の面の向きを推定する時に、回転体の輪郭点においても面の向きを更新する。ここでの繰り返しアプローチは、図13のなめらかさによる更新の部分を "slant constancy" で置き換えたものに相当する。画像誤差による更新は3.5と全く同じであるため、"slant constancy" による更新についてのみ説明する。まず、回転体の輪郭点にお

いて、面の向きの傾斜を表す $k(i,j)$ の絶対値の平均 k を求める。そして、それら各々の輪郭点の $k(i,j)$ の値について、もとの符号を保存したまま大きさ（絶対値）を絶対値の平均 k にする。このような簡易な操作を行なうことによって、回転体の輪郭点での面の傾斜は一定に保たれる。

次に平面の場合には、輪郭点における面の向きを推定する時点で次の操作を行なう。平面の概念から、輪郭点に関する [拘束2'] を外して面の方位もなめらかにする。つまり、(plane) なめらかさによる更新を $k(i,j)$ でなく、 $(p(i,j), q(i,j))$ で行なう。

この計算は、輪郭点における面の向きの更新でも式(32)から式(35)の計算を用いるだけのことであり、更新の繰り返しアルゴリズムは図13のままである。

最後に、このような高次情報からのフィードバックがどのような時に用いられるのか検討する。回転体の方は、画像からエッジ（不連続）を抽出した結果、そのエッジが中心対称もしくは線対称な図形を構成する場合に、また平面の方は、もとの濃淡画像において、閉じた領域内で画像強度が一定の場合に起こりやすいと考えられる。

4. 数値シミュレーション

以上の統合モデル及びそれを補うための高次情報のフィードバックに基づいて、濃淡画像から3次元形状を推定する数値シミュレーションをコネクションマシン（CM-2）上で行なった。シミュレーションに用いた濃淡画像は128×128画素、8ビットの階調レベルを持った画像である。球及び多面体の画像はCG画像であり、地形図はイメージスキャナで読み込んだそのままの画像とそれに binomial convolution を2回行なってなめらかにした画像の2種類である。

4.1 球

図17に入力となる4つの球のCG画像を示す。各々の球を照らしている光源の方向は、

右上から反時計回りに、方位角0度、傾斜角15度、方位角45度、傾斜角30度、方位角90度、傾斜角45度、方位角135度、傾斜角60度となっている。

この入力画像に図8の4種類の差分フィルタを施した結果を図18に示す。各々の方向に沿って極値を抽出し、hysteresis thresholding法を行なうが、大小2つのしきい値として、不連続の候補の70%以下が除去される出力、65%以下が除去される出力を用いている。その結果得られた4方向の不連続を図19に示す。

続いて、入力画像に図11の4種類の差分フィルタを施した結果を図20に示す。これらの出力の大きさと4方向の不連続から輪郭点を決定する。そしてこの輪郭点において、不連続のオリエンテーションの初期値を設定し、式(10)を最小化することによって、不連続のオリエンテーションの分布をなめらかにする。尚、ここで用いた更新ステップ c_1 は0.09、なめらかさの重み係数 δ は6で、100回の繰り返しを行なった。その結果が図21で、4方向の不連続を赤線で、輪郭点を緑点で、不連続のオリエンテーションを白線で示してある。

次に、光源方向を推定していく。まず、binomial convolution法を行なった結果を図22に示す。ここでは50回の繰り返し計算を行なっているため、標準偏差 $\sigma = 5$ のガウシアンフィルタで処理したことに相当する。このフィルタ出力に対して、同様に図11の差分フィルタを施した結果を図23に示す。そしてこれらのx軸方向、y軸方向の変化分から式(16)が最大となる角度(方位)を5度刻みで求める。ここでは画像の4つの領域で別々の値を計算した結果、右上から反時計回りに0度、45度、90度、135度と正しい値が求められた。

このようにして求めた不連続に関する情報と光源情報から、輪郭点における面の向きを推定する。尚、画像誤差で更新する時の Δk^n を $-1 \leq \Delta k^n \leq 1$ 、画像誤差の分解能をレンジの2%とし、ここでは2回ずつ更新する。また、なめらかさで更新する時の緩和計算は50回行なう。これらの計算セットの1回目の推定結果を図24に、20回行なった後の推定結果を図25に示す。尚、これらは画像誤差で修正した時点での結果を表示している。

続いて、輪郭点における面の向きを使って、それ以外の点の面の向きを推定する。画像

誤差で更新する方法は、輪郭点での計算と全く同じである。また、なめらかさで更新する時の緩和計算の回数は1回である。これらの計算を50回行った結果を図26に示す。計算終了時の面の向きから計算される推定画像強度を図27に示す。

最後に、推定した面の向きから奥行きを計算する。更新ステップ c_2 は0.7で、なめらかさの重み係数 κ は0.4で、700回の繰り返しを行った。得られた奥行きを図28に示す。この結果から、self-shadowの多い球ほど良い推定結果が得られていないことが分かる。そこで、self-shadowの部分もうまく推定するために、[回転体]の概念を用いた。その結果得られた奥行きを図29に示す。

4.2 地形図

イメージキャナで読み込んだままの画像を図30に、それをbinomial convolution法でなめらかにした画像を図31に示す。尚、これらの画像の光源方向は全く分かっていない。

まず、これらの入力画像に図8の4種類の差分フィルタを施した結果を図32, 図33に示す。この出力の極値に対して、hysteresis thresholding法を行なうが、大小2つのしきい値として、70%以下が除去される出力、60%以下が除去される出力を用いている。

次に、入力画像に図11の4種類の差分フィルタを施し、これらの出力の大きさと4方向の不連続から輪郭点を決定する。得られた各々の輪郭点の画像を図34, 図35に示す。なめらかにした画像の方がきれいな輪郭点が得られているのが分かる。そして、輪郭点の不連続のオリエンテーションを計算するが、ここで用いる更新ステップとなめらかさの重み係数及び繰り返し回数は球の場合と同じである。結果を図36, 図37に示す。

続いて、光源方向を推定していくが、処理は球の場合と全く同じである。得られた光源の方位角は両方とも40度であった。また、光源の傾斜角は60度と仮定する。

これらの不連続に関する情報と光源情報から、同じように輪郭点における面の向きを推定する。計算方法は球の場合と全く同じである。計算セットを10回行なった後の推定結果を図38, 図39に示す。

さらに、輪郭点以外の点の面の向きを推定するが、処理は球の場合と全く同じである。これらの計算を50回行った結果を図40, 図41 に示す。計算終了時の面の向きから計算される推定画像強度を図42, 図43 に示す。最後に、推定した面の向きから奥行きを計算した結果を図44, 図45 に示す。

4.3 多面体

図46 に入力となる多面体のCG画像を示す。この画像の光源方向は、方位角90度, 傾斜角45度となっている。

この入力画像に図8の4種類の差分フィルタを施した結果を図47 に示す。この出力の極値に対して、hysteresis thresholding 法を行なうが、大小2つのしきい値として、5%以下が除去される出力、1%以下が除去される出力を用いている。

次に、入力画像に図11の4種類の差分フィルタを施し、これらの出力の大きさと4方向の不連続から輪郭点を決定する。得られた輪郭点の画像を図48 に示す。そして、輪郭点の不連続のオリエンテーションを計算するが、ここで用いる更新ステップとなめらかさの重み係数及び繰り返し回数は球の場合と同じである。結果を図49 に示す。続いて、球の場合と全く同じ処理で光源の方位角を推定したところ、90度と正しい値が求められた。

これらの不連続に関する情報と光源情報から、同じように輪郭点における面の向きを推定する。計算方法は球の場合と全く同じである。計算セットを20回行った後の推定結果を図50 に示す。さらに、輪郭点以外の点の面の向きを推定するが、処理は球の場合と全く同じである。これらの計算を50回行った結果を図51 に示す。また、計算終了時の面の向きから計算される推定画像強度を図52 に示す。最後に、推定した面の向きから奥行きを計算した結果を図53 に示す。この結果においては、ひとつの平面内における面の方位が異なっているため、良い推定結果が得られていない。そこで、[平面] の概念を用いて推定を行ったところ、図54 のようなより正しい奥行きが得られた。

6. おわりに

本稿では、画像の不連続と濃淡情報を用いた shape from shading の統合モデルを構築した。このモデルでは、面の向きの推定に大きな制約を与え得る 3次元の形状エッジの替わりとして、近似的に 2次元の画像エッジを用いた。その結果、外縁線拘束のような初期条件を与えなくても、良好な形状推定を行なうことが可能となった。

また、面の向きの推定アルゴリズムにおいて、画像生成過程の順モデル・近似逆モデル及びなめらかにするための緩和計算である面の向きの内部モデルを用いることによって、安定した解を少ない繰り返しで得ることができた。但し、なめらかにする緩和計算については、マルチグリッドや不連続を考慮したガウシアンフィルタなどについて検討する必要がある。尚、この推定アルゴリズムは、筆者のひとりが運動制御の分野で提案している腕の軌道生成モデル⁽¹⁷⁾と構成がほぼ同じであり、入力部である視覚の問題から出力である運動制御の問題まで一貫してモデル化できることを示唆している。

さらに、この統合モデルによる数値シミュレーションでは、なめらかさの項を一定にしたままでも不連続な形状も扱うことができ、簡易な高次情報からのフィードバックにより self-shadow を含む形状や多面体も、うまく推定することができた。

そして、我々がこの統合モデルで用いている「不連続を生成するような画像強度の変化の大きい部分の情報が重要である」という考え方は、一般的に初期視覚の問題でもよく言われていることであり、ある意味でこのモデルは人間の視覚機構を模擬しているかもしれない⁽¹⁸⁾。

最後に、今後の課題としては、現在既知としている光源方向の傾斜角を推定すること、また最初に求めたまま固定されている、不連続や光源方向の方位角を形状の推定値から修正することなどが上げられる。特に不連続の修正は、エッジ検出の改善や知覚における主観的輪郭に大きな関連があると思われる。

謝辞

ご討論頂いた Ed.Gamble 氏、和田安弘氏をはじめ A T R 視聴覚機構研究所及び人間情報通信研究所の皆様には感謝致します。また、コネクションマシン上でのプログラム作成にご協力頂いた吉岡利福氏、吉川徹氏、そして研究の機会を与えて下さった A T R 視聴覚機構研究所 淀川英司社長、認知機構研究室 下原勝憲室長に感謝致します。

参考文献

- (1) B.K.P.Horn : "Obtaining shape from shading information", in P.H. Winston (Ed), The Psychology of Computer Vision, McGraw-Hill, pp.115-155 (1975).
- (2) K.Ikeuchi and B.K.P.Horn : "Numerical shape from shading and occluding boundary", Artificial Inteligence, **17**, pp.141-184 (1981).
- (3) マナス サンワラシ, 熱田清明, 近藤正三 : "ヒトの濃淡画像からの 3 次元形状推定に関する一つのモデル", 信学論(D-II), **J73-D-II**, 10, pp.1789-1791(平2-10).
- (4) B.K.P.Horn : "Height and gradient from shading", International Journal of Computer Vision, **5**, pp.37-76 (1990).
- (5) A.P.Pentland : "A possible neural mechanism for computing shape from shading", Neural Computation, **1**, pp.208-217(1989).
- (6) D.Marr : "Vision", Freeman (1982), 乾 敏郎, 安藤広志訳 : "ビジョンー視覚の計算理論と脳内表現ー", 産業図書 (昭62).
- (7) 川人光男, 乾敏郎 : "視覚大脳皮質の計算理論", 信学論(D-II), **J73-D-II**, 8, pp.1111-1121 (平2-08).
- (8) J.Malik and D.Maydan : "Recovering three-dimensional shape from a single image of curved objects", in B.K.P.Horn and M.J.Brooks(Ed), Shape from Shading, The MIT Press, pp.375-408 (1989).

- (9) J.Canny : "A computational approach to edge detection", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., **PAMI-8**, pp.679-698(1986).
- (10) W.T.Freeman and E.H.Adelson : "The design and use of steerable filters", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., **PAMI-13**, pp.891-906(1991).
- (11) C.Lacombe : "Applicability of oriented filters to edge detection and motion analysis", ATR Technical Report TR-A-0134 (1992).
- (12) A.P.Pentland: "Finding illuminant direction", Journal of the Optical Society of America, **72**, pp.448-455 (1982).
- (13) A.Hurlbelt and T.Poggio : "Synthesizing a color algorithm from examples", Science, **239**, pp.482-485(1988).
- (14) E.B.Gamble : private communication.
- (15) 嘉納秀明 : "システムの最適理論と最適化", コロナ社, (昭62).
- (16) D.Terzopoulos : "Image analysis using multigrid relaxation methods", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., **PAMI-8**, pp.129-139(1986).
- (17) 和田安弘, 川人光男 : "制御対象の順・逆モデルを含む神経回路網による腕の軌道生成", 信学論(D-II), **J75-D-II**, 5, pp.991-999 (平4-05).
- (18) 乾敏郎, 川人光男, 本郷節之 : "視覚再構成過程の計算理論とネットワークモデル", 信学技報, **NC90-21**(1990).

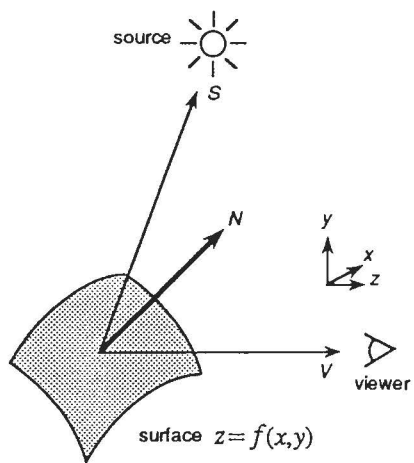


図1 反射モデル

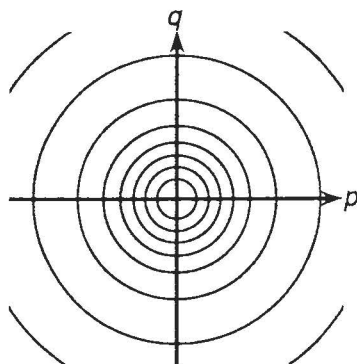


図2 反射率地図の一例

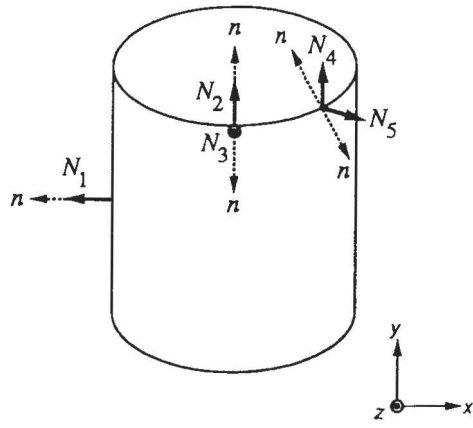


図3 形状エッジにおける画像エッジの方位 n と近傍の面の向き N

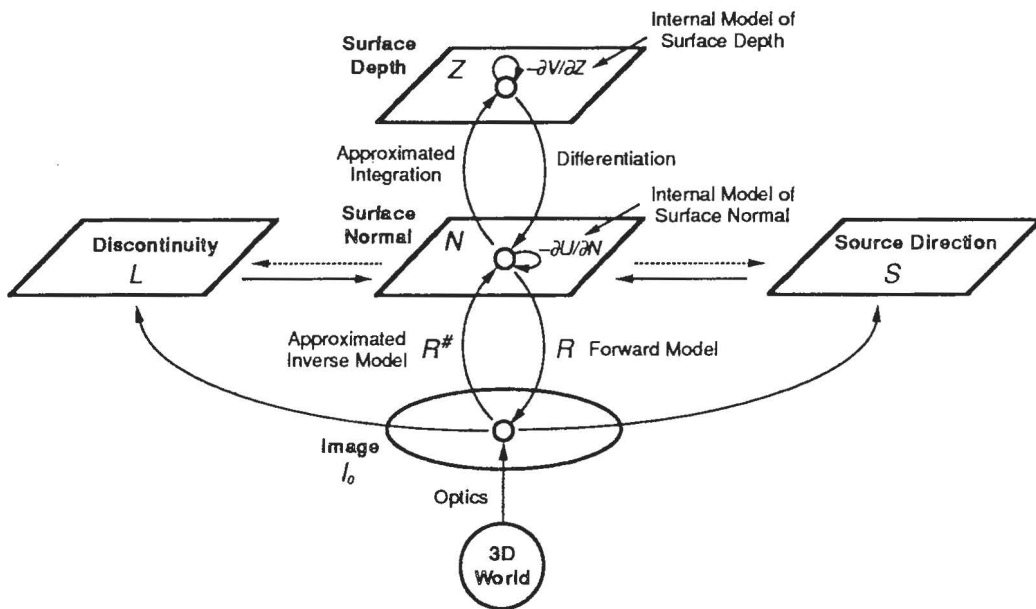


図4 統合モデルの概念図

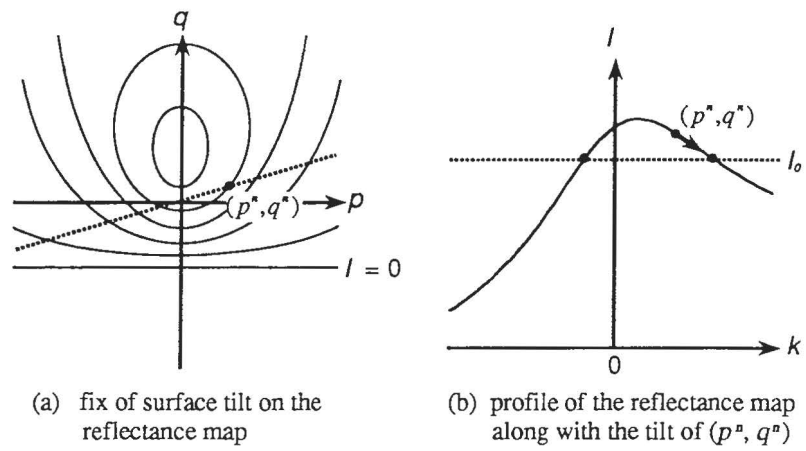


図5 面の方位を固定した時の
反射率地図上での推定値の探索

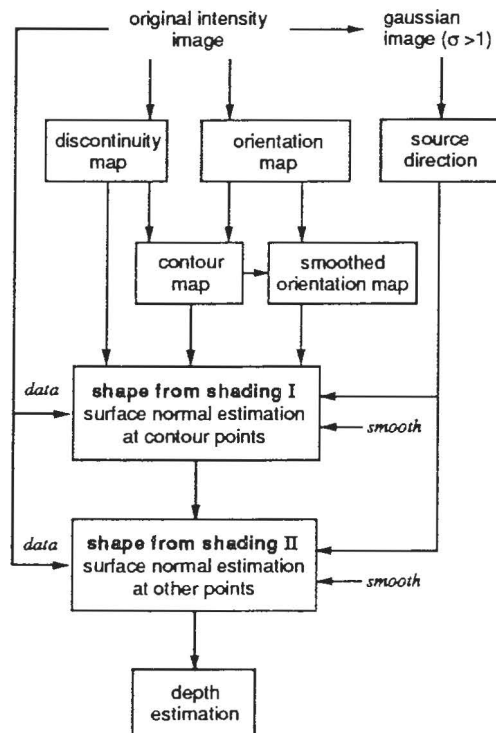


図6 処理フロー

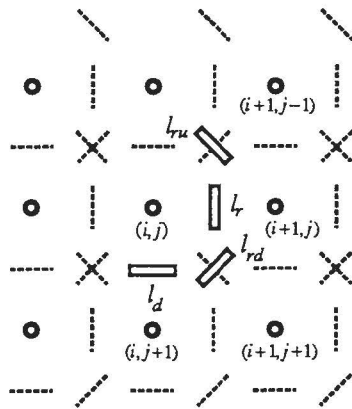


図7 データ配列と不連続の配置関係

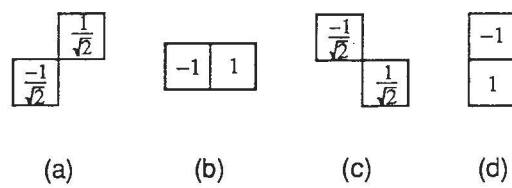


図8 不連続検出のための差分フィルタ
(負の係数の方が座標 (i,j) に作用)

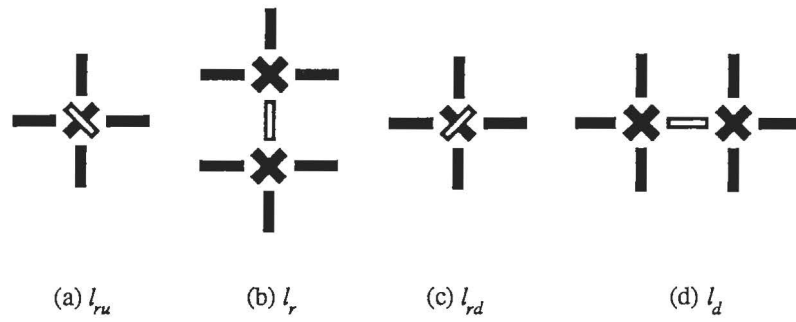


図9 hysteresis thresholding 時の不連続に関する近傍の定義

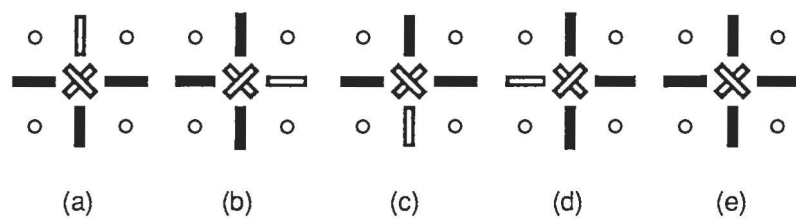


図10 不連続の多重化と多重不連続点

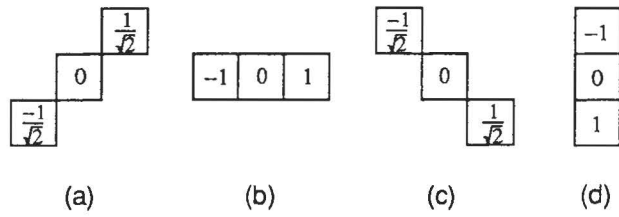


図11 オリエンテーション検出のための差分フィルタ
(係数0の部分が座標(i,j)に作用)

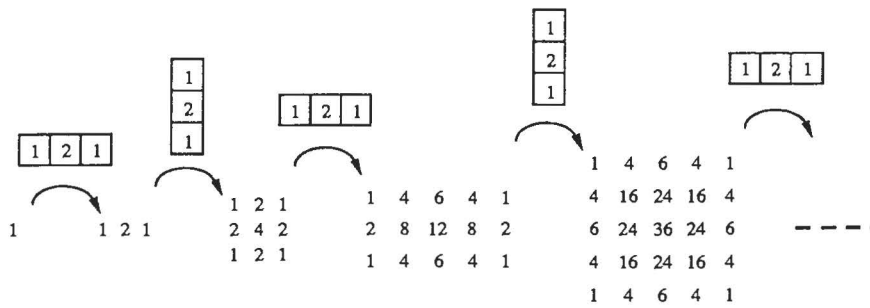


図12 binomial convolution

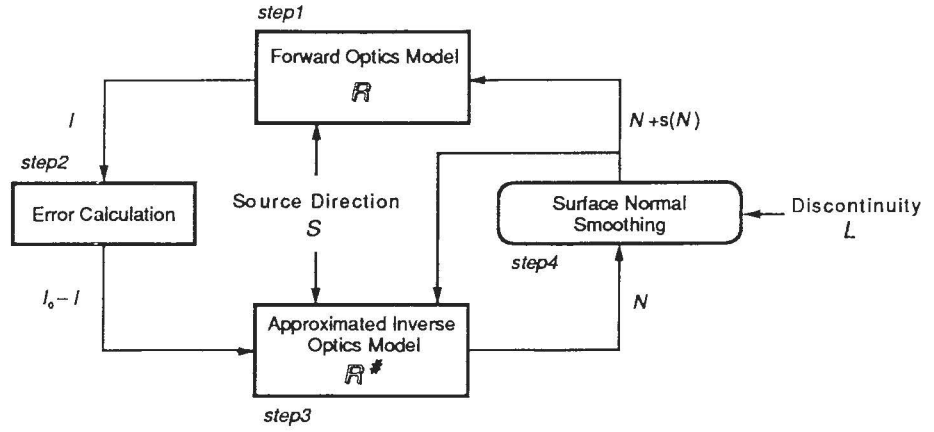


図13 面の向き N を推定する
shape from shading のアルゴリズム

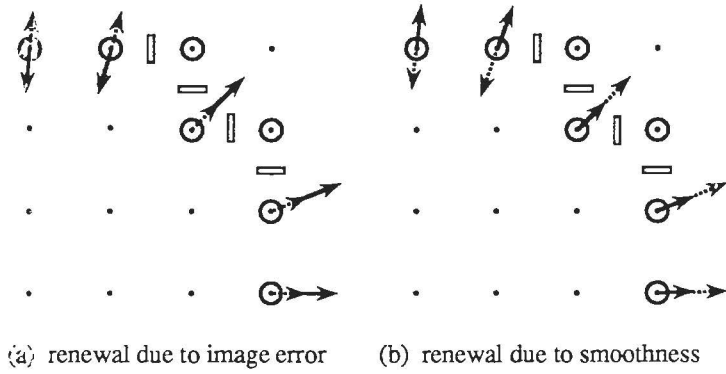


図14 輪郭点における面の向きの更新方法

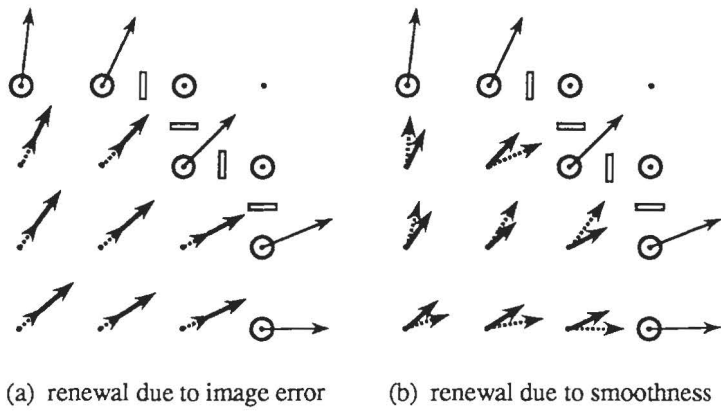


図15 輪郭点以外の面の向きを更新方法

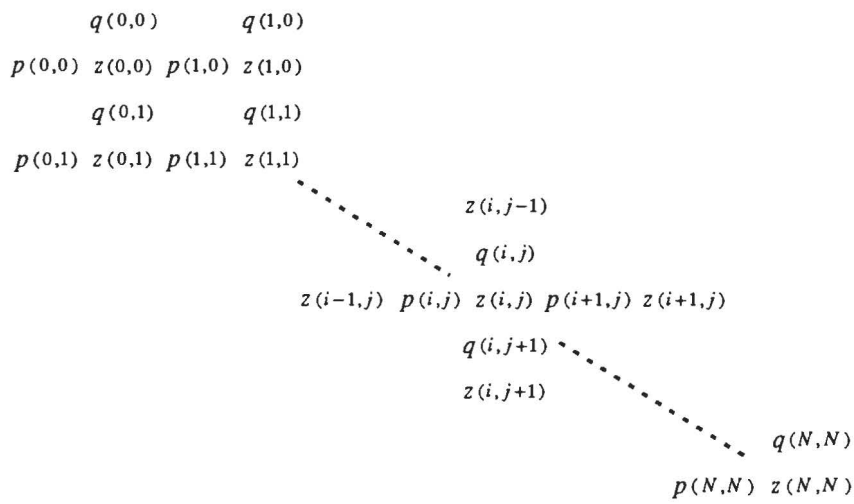


図16 面の向きと奥行き座標配置

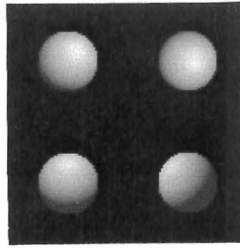


图17

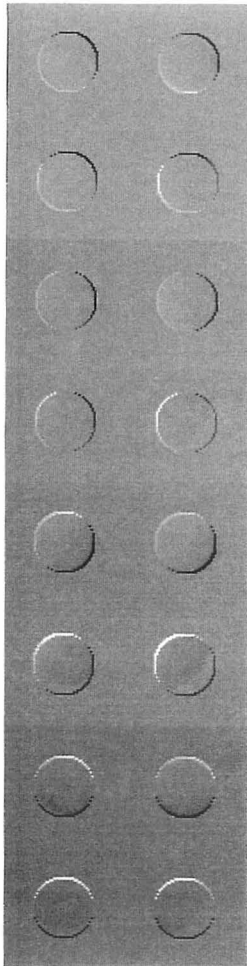


图18

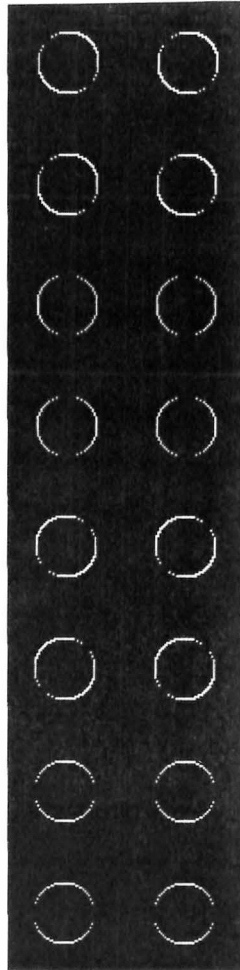


图19

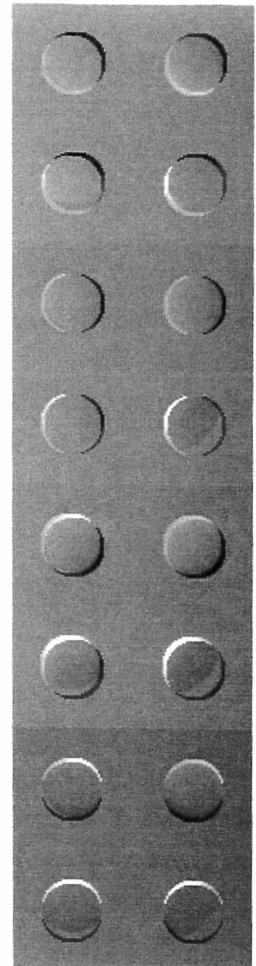


图20

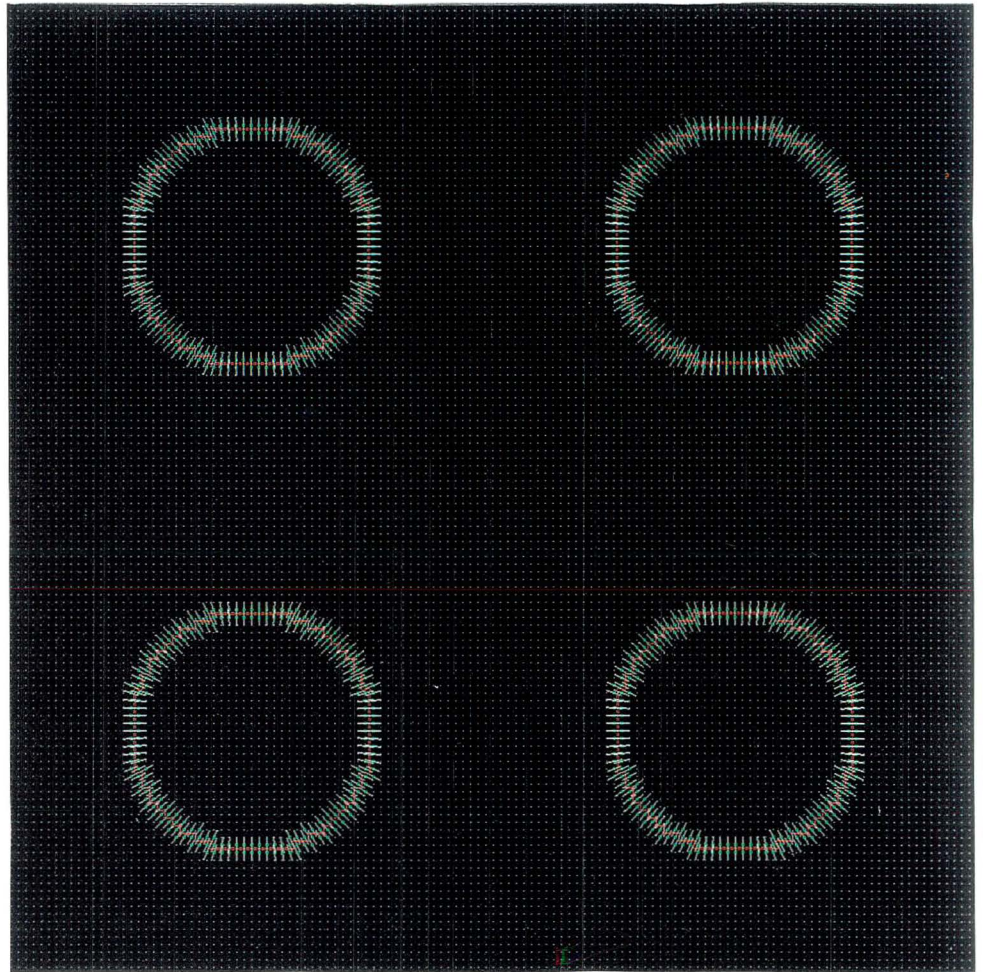


图21

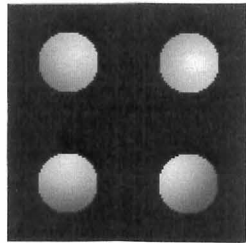


图22

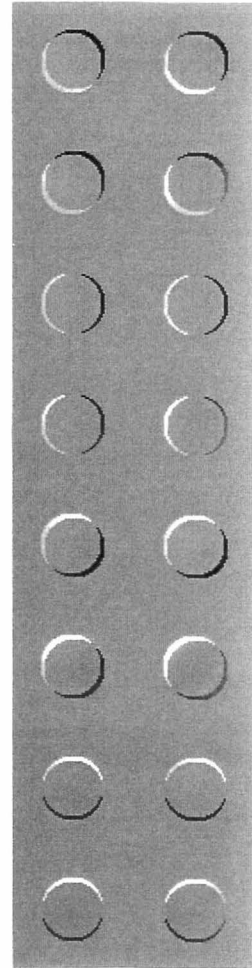


图23

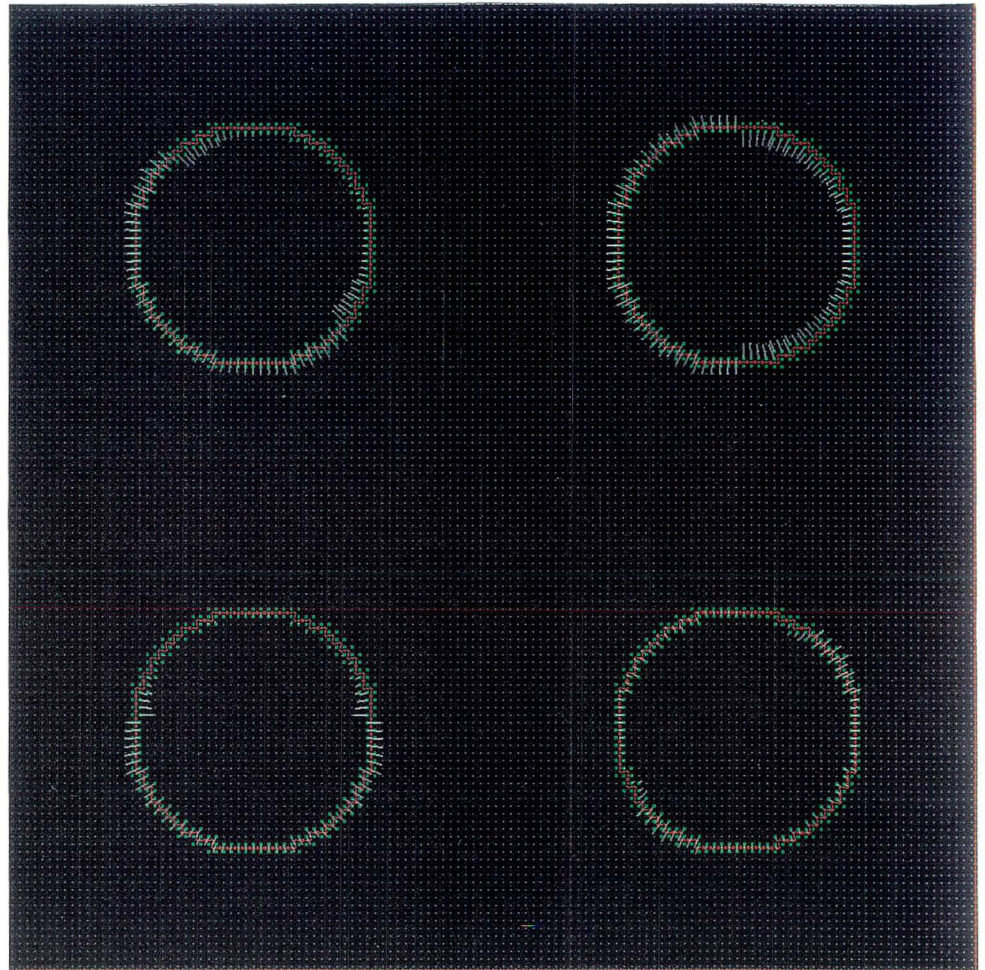


图24

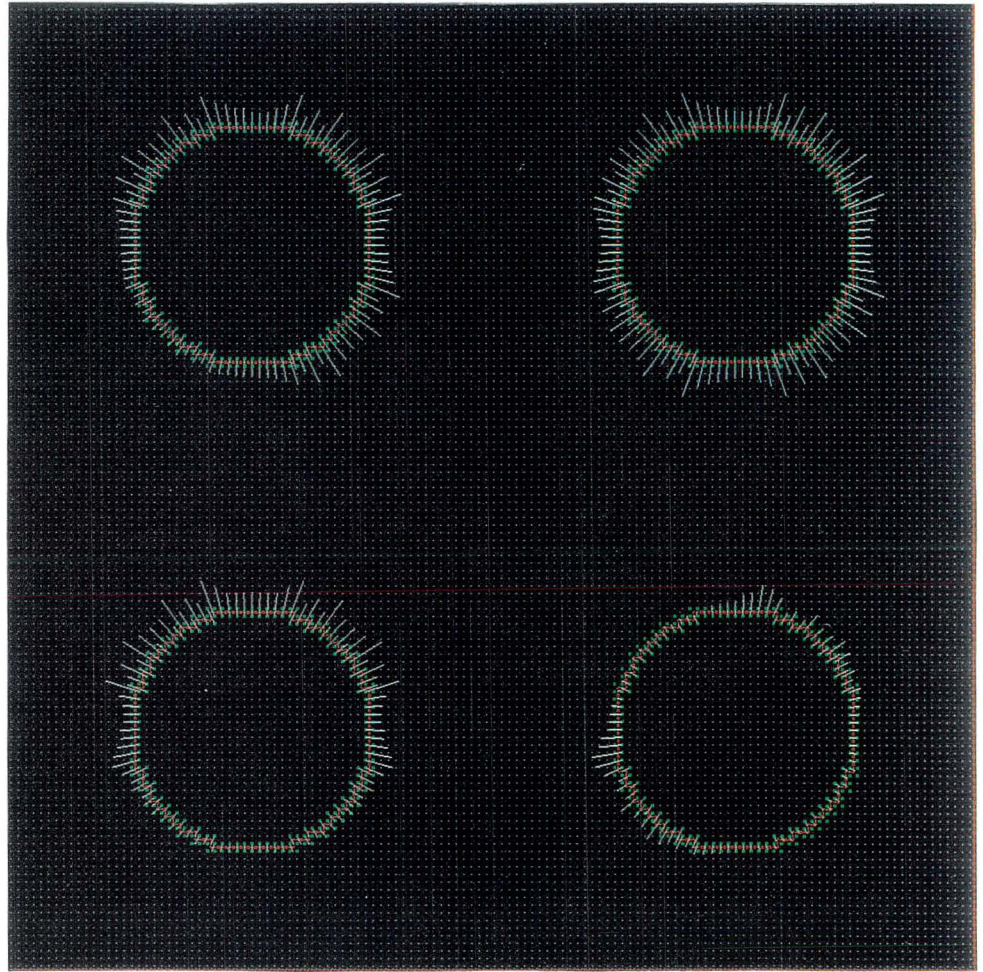


图25

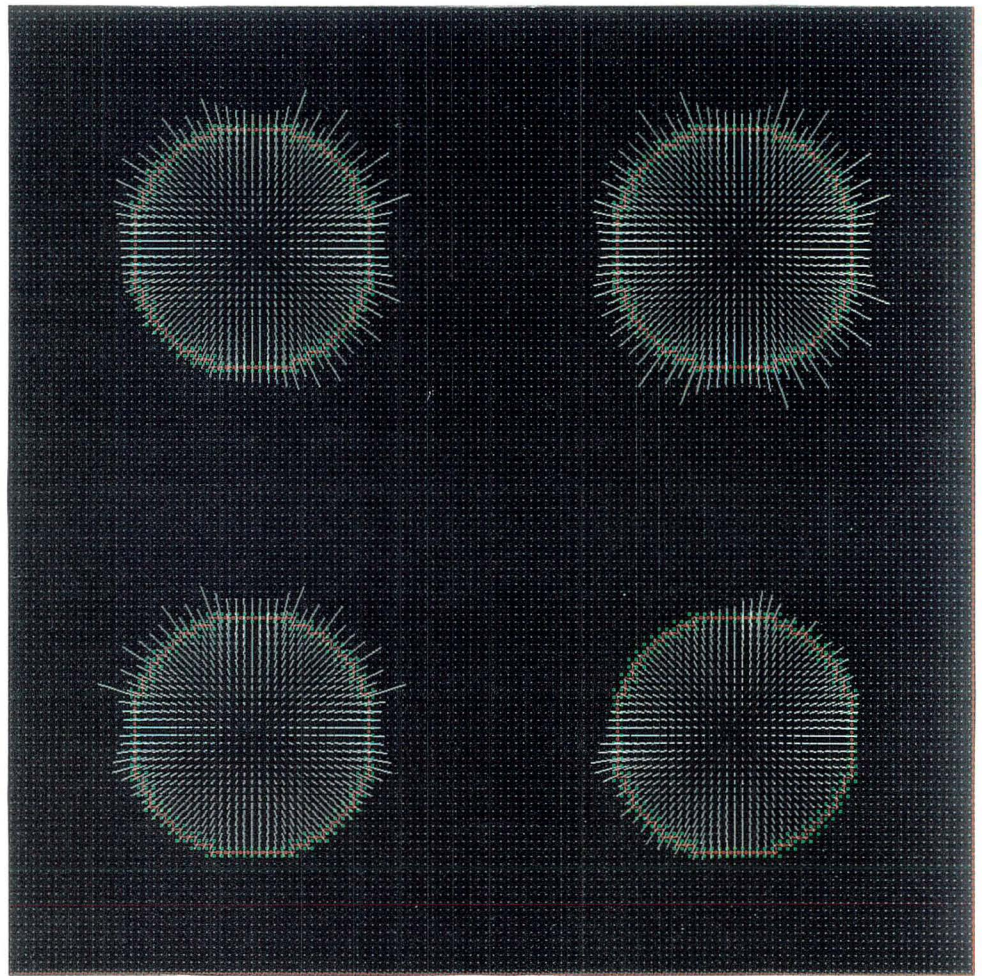


图26

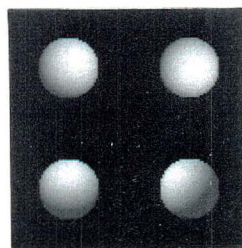


图27

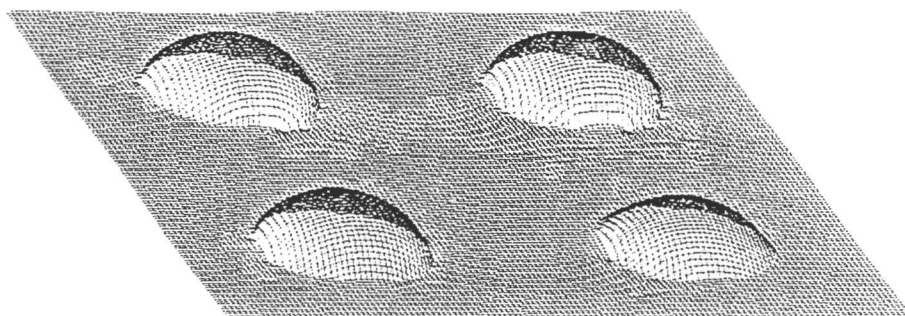


图28

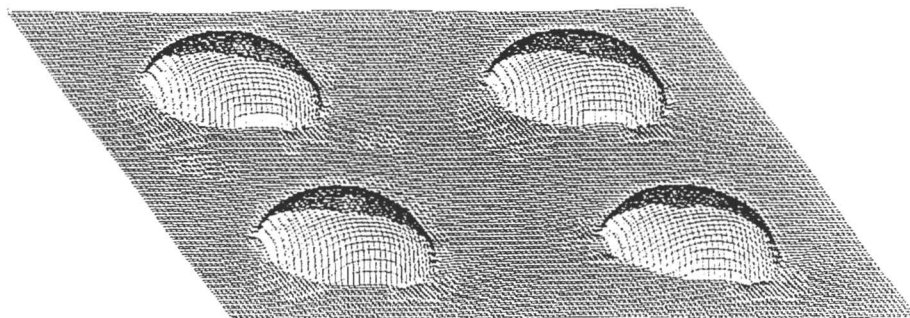


图29

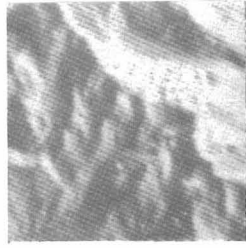


图30

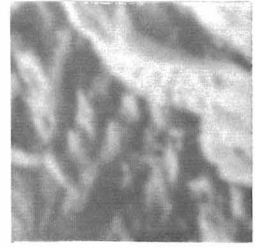


图31



图32

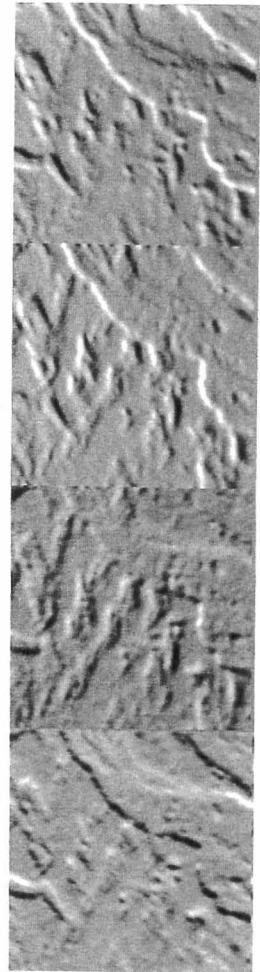


图33

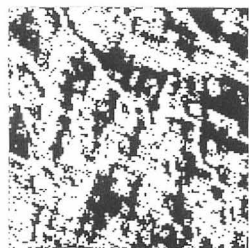


图34

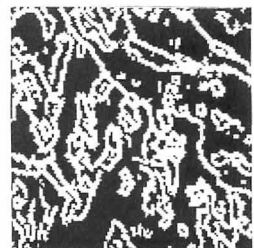


图35



图36



图37

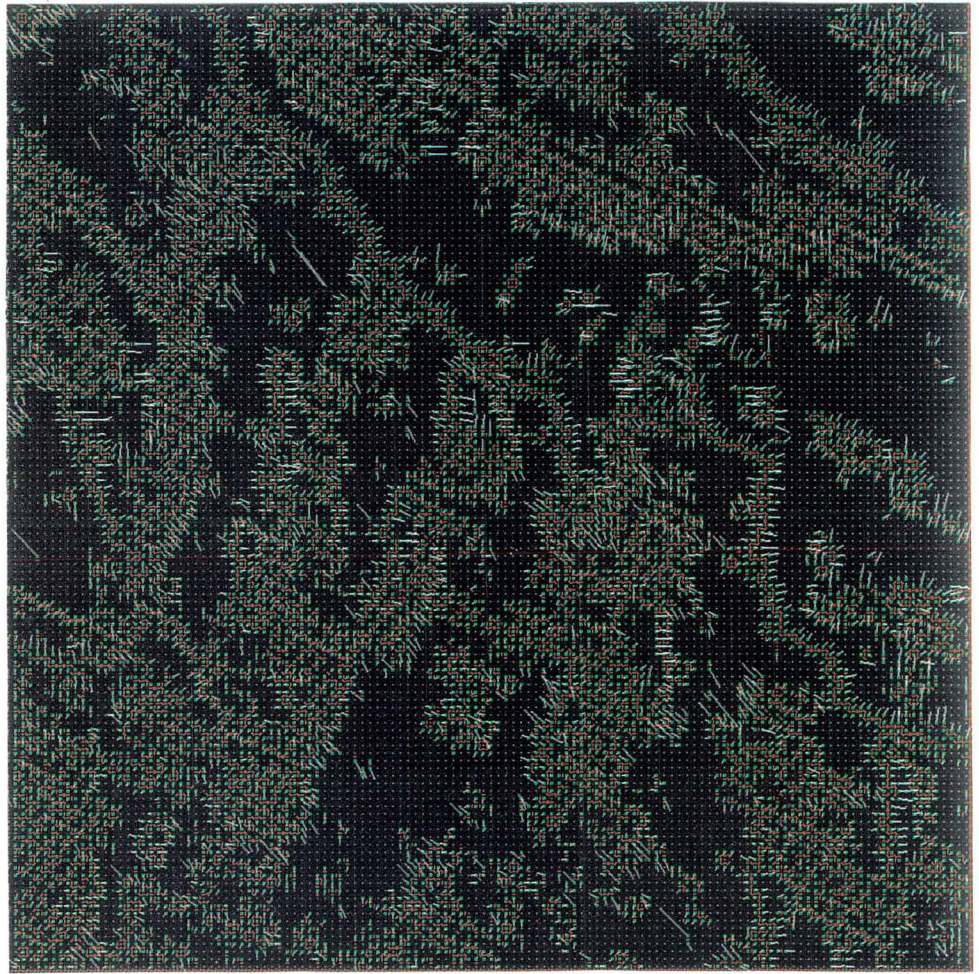


图38

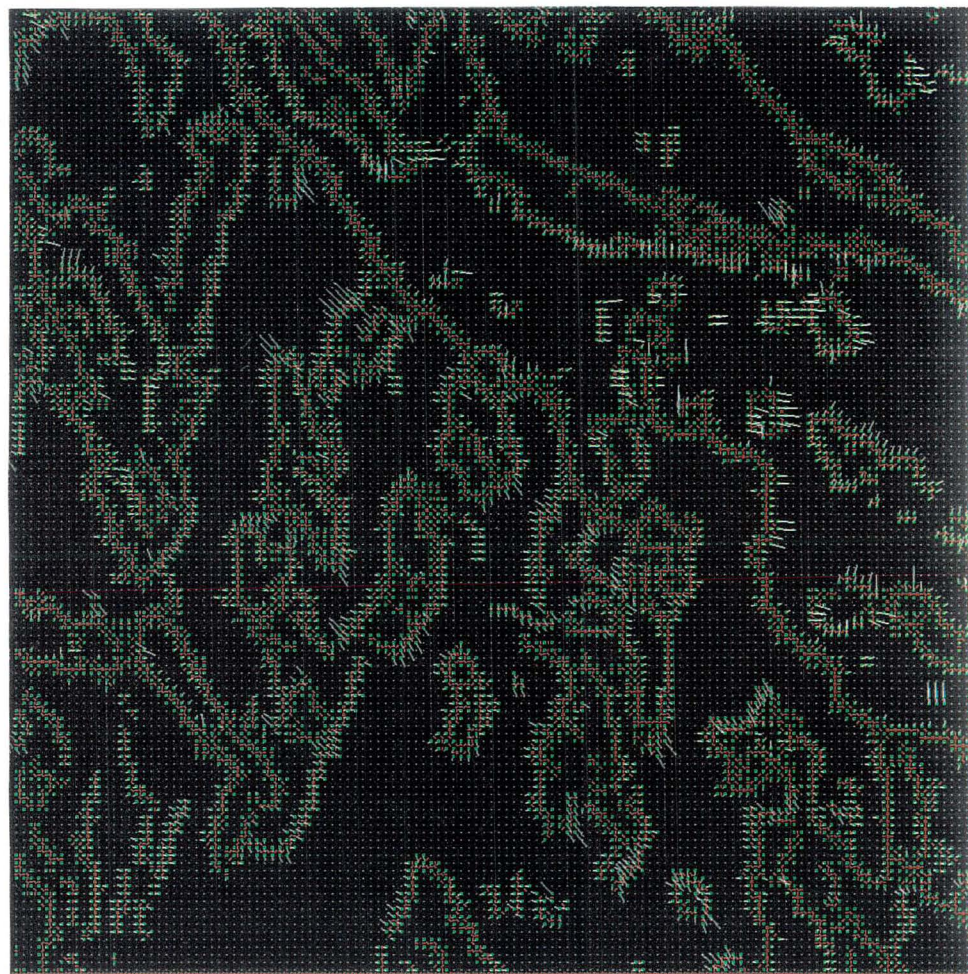


图39

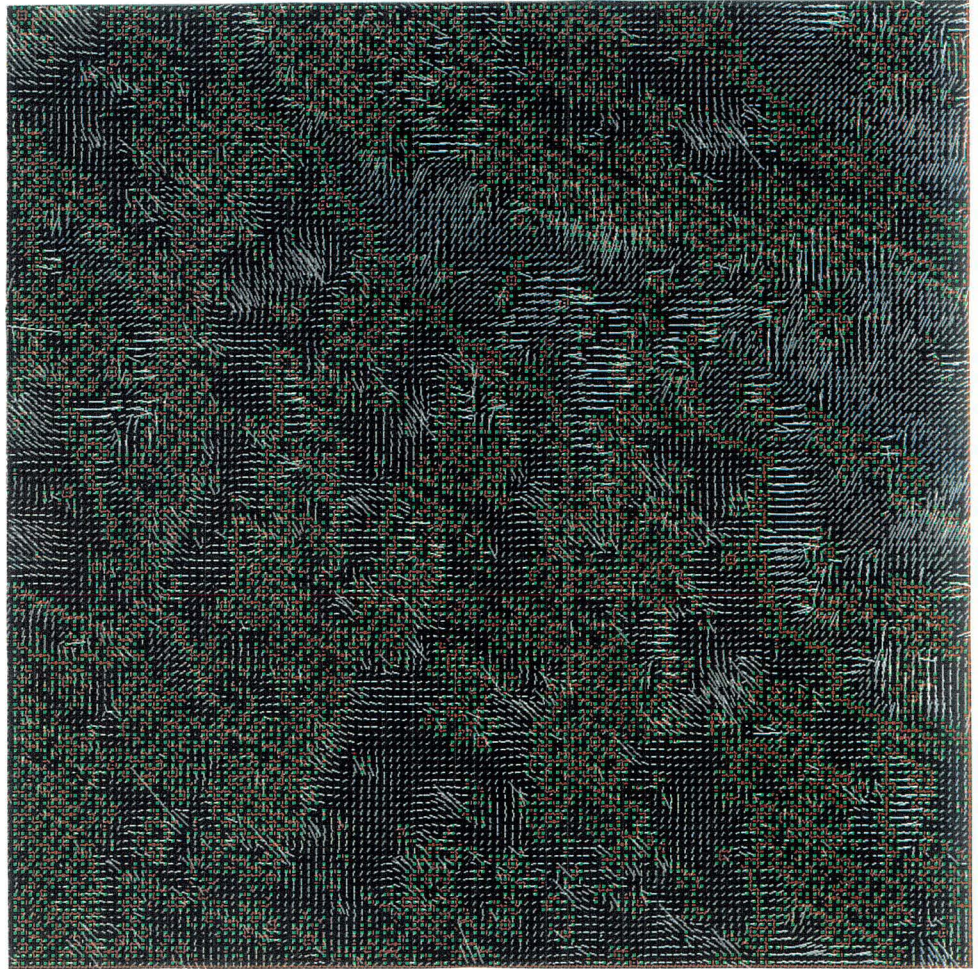


图40

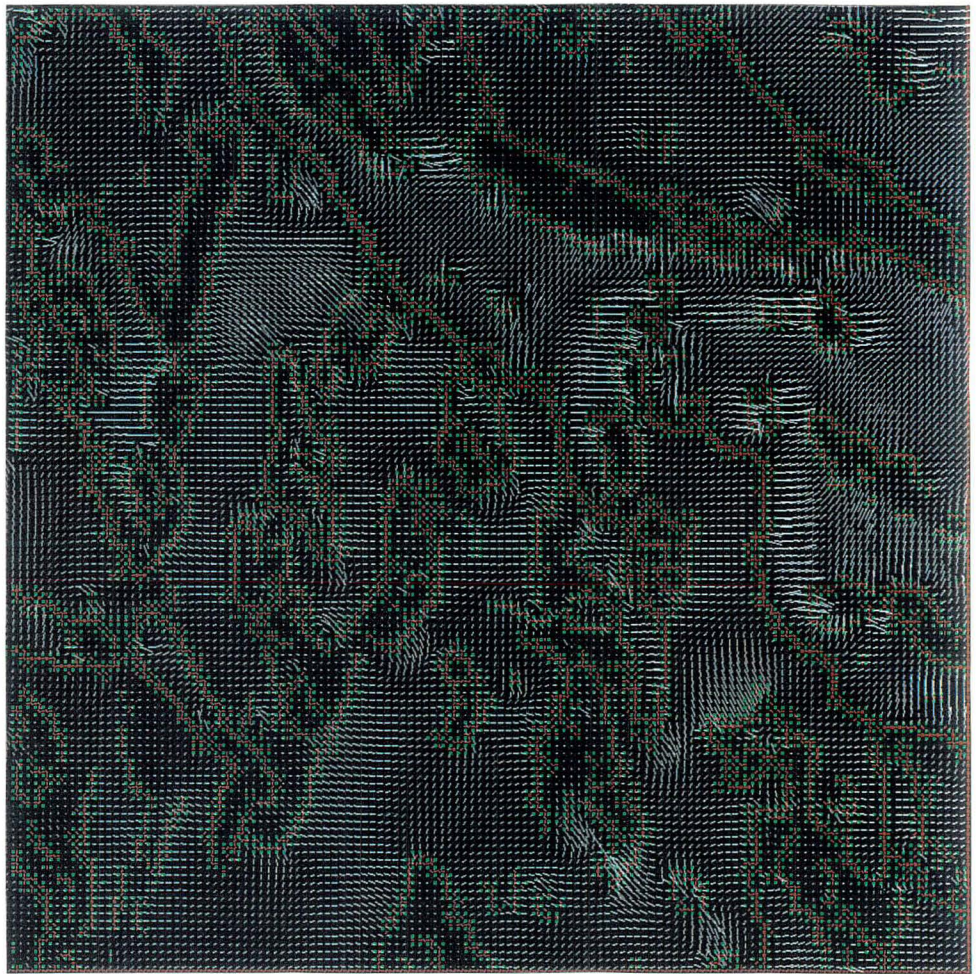


图41

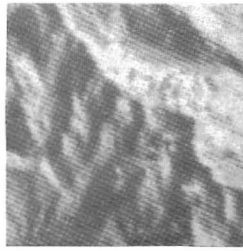


图42

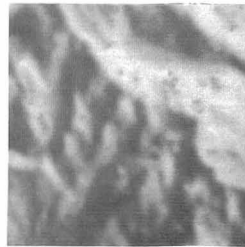
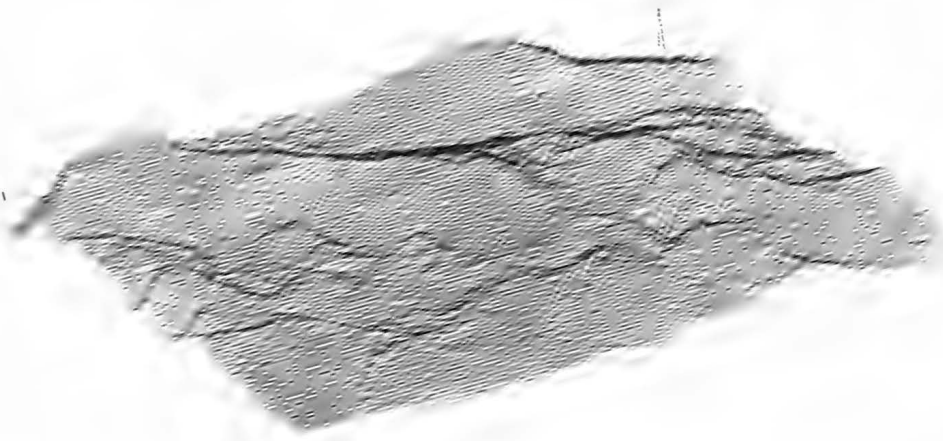
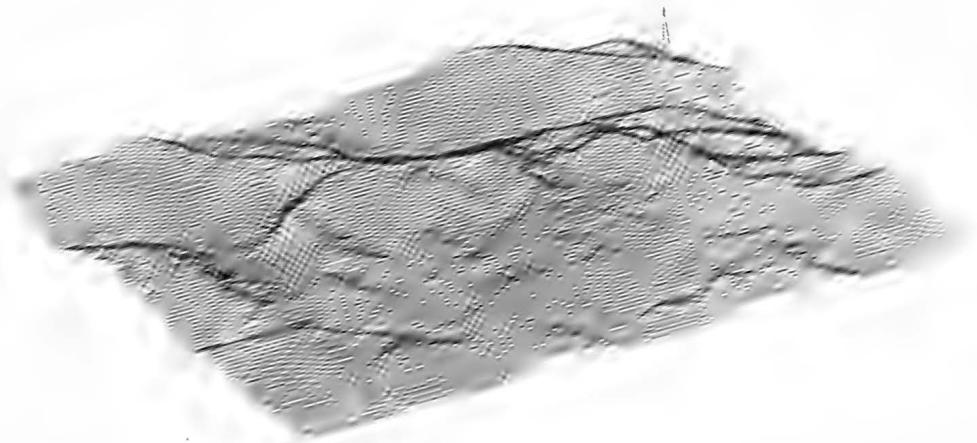


图43



☒44



☒45

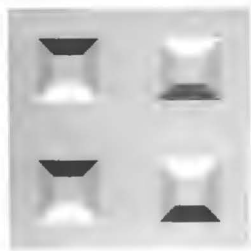


图46

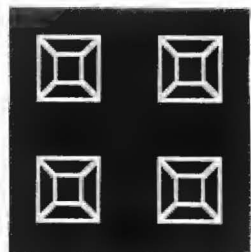


图48



图47

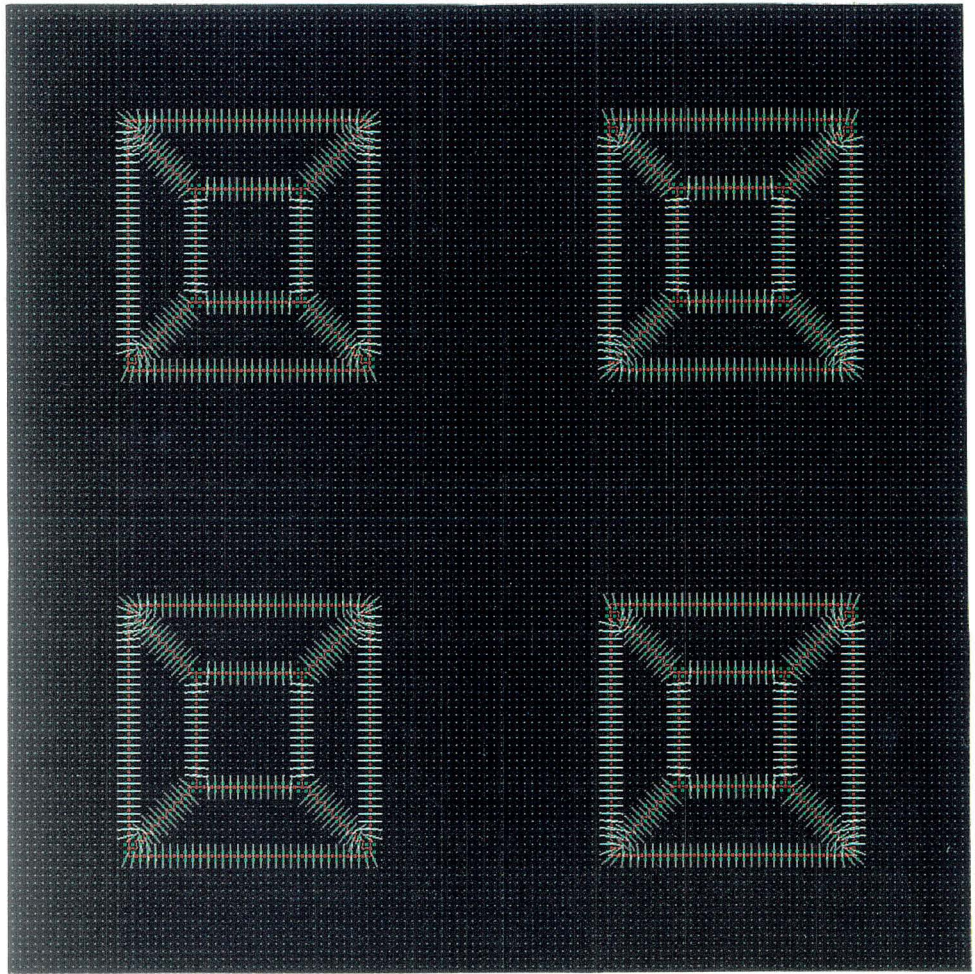


图49

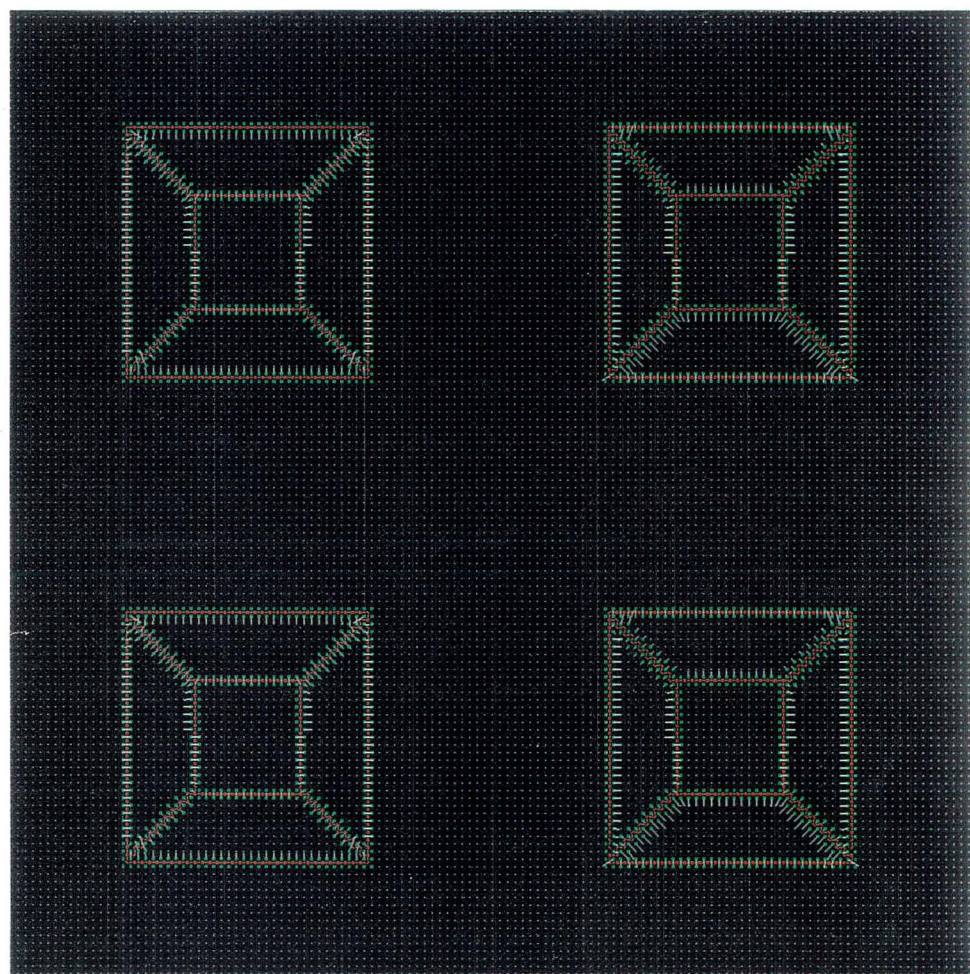


图50

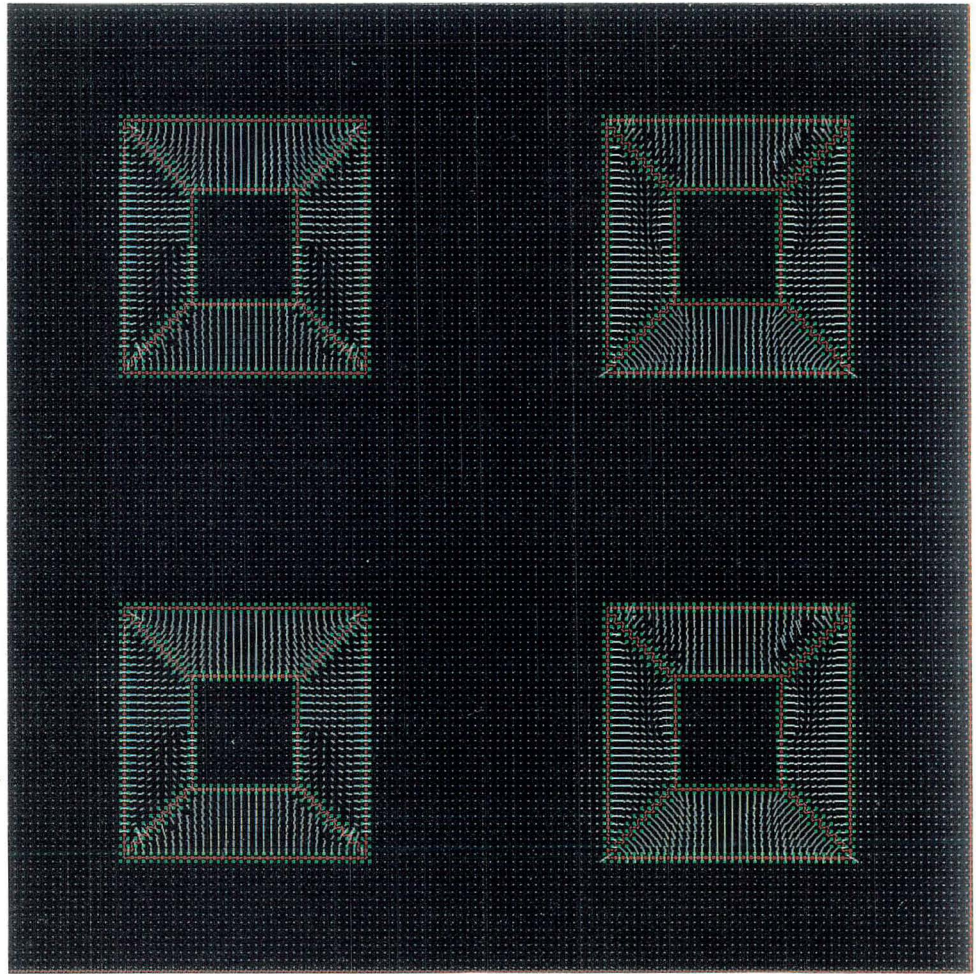


图51

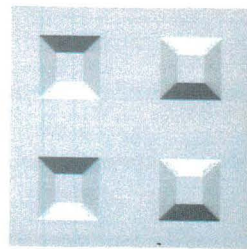


图52

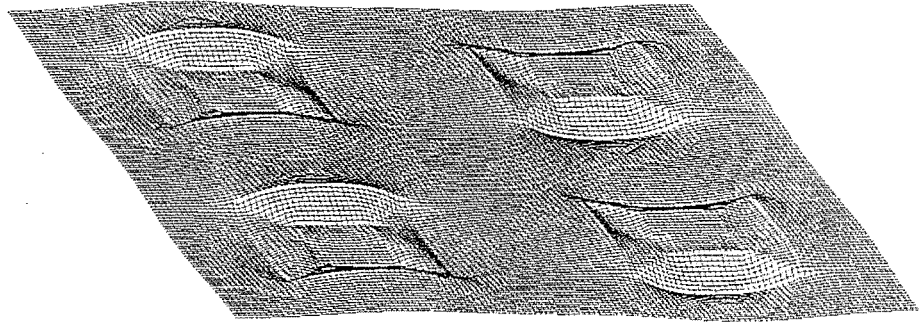


图53

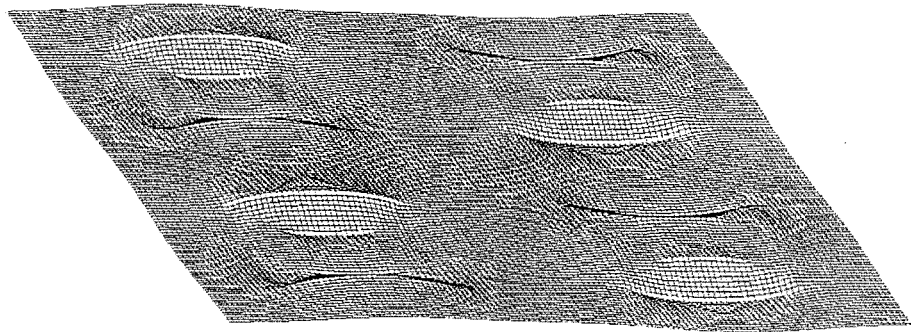


图54