

シミュレーテッドアニーリングを使った簡単なエッジ画像のステレオマッチング

服部 進*、 関 章良*、 秋元 圭一**

Stereo Matching of Simple Edge Images Using Simulated Annealing

Susumu HATTORI, Akiyoshi SEKI and Keiichi AKIMOTO

ABSTRACT

This paper discusses stereo matching of a pair of simple edge images by simulated annealing. According to the regulation theory, the surface of an object is so reconstructed as to minimize an energy function, which is defined on a continuous domain. In this paper the function is rewritten to represent the energy by disparities at edge points. This leads the matching problem to a relatively large combinatorial optimization problem, which is solved by simulated annealing. Its performance depends on "a cooling schedule". The result of many trials under various conditions of schedules shows the energy function of the edge images is ill-shaped or has a poor landscape and needs any other information of the object for stable and speedy convergence.

キーワード: Stereo Matching, Simulated Annealing, Edge Image

1. はじめに

立体画像のステレオマッチングの問題は、人間の立体視の機能を計算機で実現することである。言い換えれば左右立体画像の対応点を見いだすことであり、これは左右画像の対応点 p_L, p_R のx座標の差(x-視差、以下簡単に視差) $D = x_L - x_R$ を求めることに等しい。われわれの目では簡単に実現しているステレオマッチングを計算機で実行しようとする、きわめて困難な課題になる。

これまでに提案されている方法の中では正則化法に基づくアプローチが理論上最も優れていると思われる。ステレオマッチングの問題は、T. Poggioによって不設定問題であることが指摘された¹⁾。一意解を得るためには、何らかの全域的拘束を付けて解かねばならないことが示され、何らかの汎関数を最小または最大にする形で視差関数を求める問題に定式化された。これを正則化法(エネルギー最小法)と呼んでいる。正則化法によってステレオマッチングはよく知られた変分法の枠組みで取り扱えることになった。

正則化法を使ったマッチング方法としては汎関数を直接最小化する方法と²⁾、変分して微分方程式を導き、これを取り扱う方法³⁾が提案されている。汎関数は非線形性が強いので、そのまま最小化する法が素直であるが、この場合極端な組み合わせ最適化問題になる。Barnard²⁾は確率

*情報処理工学科.

**岡山職業訓練短期大学

的降下法であるシミュレーテッド・アニーリング⁴⁾(SA)を用いてこの組み合わせ問題を解いた。SAは比較的局所解に陥りにくい性質を持っているが、それでも複雑な問題では局所解に捕われ最小値に達しないことが多い。そのため彼は coarse-to-fine 法を用いて正しい解に収束させた。

一方Marr^{5),6)}は生理学的研究に基づいた方法を提案した(Marr-Hildreth-Grimsonアルゴリズム)。これは段階的にスケールの異なるLoGフィルタ

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

を通した画像のゼロ交差をエッジとしてとりだし、coarse-to-fine法を使ってエッジを対応づける。この方法は生理学的な知見とコンピュータビジョンを関連づけた方法として注目された。しかしこの方法は、正則化法とは方法論的に結びついていない。正則化法は画素ごとの対応を最適化するよう定式化されているからである。

著者らはすでにエッジの対応を正則化(エネルギー最小)の観点から計算する方法を示した¹⁾。エッジに与える視差から対象表面のエネルギーを計算するため膜面のグリーン関数を使った。エッジの最適な対応付けは、エネルギー最小の曲面から得られると仮定した。このとき取りえる視差の組み合わせは連続ではなく離散的になるため、画素ごとの対応に比べるとはるかに変数の数は少ないが、それでも全数比較するには大きすぎる組み合わせ最適化問題になる。

この論文ではエッジの画像のマッチングにSAを適応したときの解の収束性について報告する。SAの性能は本質的にエネルギー関数の形とcoolingscheduleに依存する。例として単純な正6面体のエッジ画像を使って、いくつかのcooling scheduleでマッチングを行ない、エネルギー関数の性質と収束性を調べた。結論的に言えばエッジのみの画像のエネルギー関数は「眺めが悪い」性質を示し、収束をよくするには他の属性を同時に利用する必要があることが分かった。

2. 正則化法でのステレオマッチングの定式化

まず正則化法でのマッチングの定式化を行なう。左画像、右画像を同じ座標系 x, y で表し、それぞれ $L(x, y), R(x, y)$ とする。簡単のため左右画像には雑音も隠蔽も無いと仮定する。T. Poggioは濃淡画像に対し、最小化すべきエネルギー関数を次の式で定義した¹⁾。

$$E = E_1 + \lambda E_2 \quad (2-1)$$

$$E_1 = \iint (\text{left}(x-D(x, y), y) - \text{right}(x, y))^2 dx dy \quad (2-2)$$

$$E_2 = \iint \left(\frac{\partial D}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial D}{\partial y}\right)^2 dx dy \quad (2-3)$$

ここで λ は第1、第2項の重み付けのパラメータ、 E_1 は左右画像の濃度値をできるだけ一致させる項、 E_2 はマッチングで再生される対象曲面をできるだけ平坦にする項である。式(2-3)は物理的には膜面のエネルギー式に対応するが、これ以外に弾性板のエネルギー式を使うことも考えられるが、式(2-3)は視差の突然の折れ曲がり許し、現実の世界をよく反映する。そのためここでは式(2-3)をエネルギー関数に採用する。

式(2-1)を直接解くと、画素間の組み合わせ最適化問題になる。これに対しエッジの対応を取り扱えば組み合わせの数を大きく減らすことができる。なおエッジの対応づけでは、エネルギー E_1 はこのままでは意味をなさないで、ここでは E_2 のみを考える。

3. グリーン関数を使ったエネルギー式の表現

次のようにすれば、式(2-3)の E_2 をエッジ点での視差の式に変える。図1のように、円形の枠(半径 $R=1000$ 画素)に石鹸膜を張ったモデルを考える。これに未知の応力 $f(x, y)$ がかかって変位(視

差に相当する) $D(x, y)$ が生じたとする。系全体の位置エネルギーは

$$E_s = \iint \left(\frac{1}{2} \left(\left(\frac{\partial D}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial D}{\partial y} \right)^2 \right) - f(x, y) \right) dx dy \quad (3)$$

で表される。 E_s の停留関数を得るため、式(3)を変分して次式を得る。

この直接解は、膜面のグリーン関数 $G(x, y, \xi, \eta)$ で表され、

$$D(x, y) = \iint G(x, y, \xi, \eta) f(\xi, \eta) dx dy \quad (5)$$

になる。ここで $G(x, y, \xi, \eta)$ は

$$G(x, y, \xi, \eta) = -\frac{1}{4\pi} \ln \left[\frac{(x-\xi)^2 + (y-\eta)^2}{R^2 + \frac{1}{R^2} (x^2 + y^2) (\xi^2 + \eta^2) - 2(x\xi + y\eta)} \right] \quad (6)$$

である。このとき膜面の位置エネルギーは

$$E_2 = \iint f(x, y) D(x, y) dx dy \quad (7)$$

である。ここで連続な系を差分近似して離散系に変換する。エッジのある画素に $1, 2, \dots, N$ と番号を付け、その画素における膜の変位と膜にかかる力をそれぞれ $D^T = (D_1, D_2, \dots, D_N)$, $F^T = (f_1, f_2, \dots, f_N)$ で定義すると、式(5)は、

$$D = HF \quad (5')$$

と書ける。 $H = (h_{ij})$ は離散化グリーン関数の行列で、第 i エッジに掛かった力が第 j エッジに及ぼす影響の大きさを表している。これから膜面のエネルギー E_2 は

$$E_2 = F^T HF = D^T H^{-1} D \quad (8)$$

このエネルギーを最小化するような、視差の組み合わせが正しい視差を与えると仮定する。

4. グリーン関数の行列の対角項の値と関数の再現性について

まずグリーン関数でどの程度与えられた関数の形を再現できるかを調べた。連続量のグリーン関数は δ 関数の力を与えたときの膜の変位である。このとき $G(x, y, \xi, \eta)$ の行列 H の対角項 h_{ii} は理論上は無限大である。しかし離散的な場合は有限の力になるので、1画素分の面積に掛かる単位の力を与えたときの膜の変位を対角項とするのが適当であろう。すなわち、式(6)において $R = 1000$ とし、力のかかっている点を原点に持つてくる。すなわち式(6)で $(\xi, \eta) = (0, 0)$ と置いて、1画素分積分して

$$h_{ii} = \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 G(x, y, 0, 0) dx dy = 1.2683 \quad (9)$$

を得る。なお中央から1画素ずれた点での積分値を計算すると

$$\int_{-1.5}^{0.5} \int_{-0.5}^{0.5} G(x, y, 0, 0) dx dy = 1.0987 \quad (10)$$

である。グリーン関数の値は $G(-1, 0, 0, 0) = 1.0994$ であるから H の非対角項の値は式(6)をそのまま使えば問題ないといえる。

念のため図2の角柱(中空で高さ1)に対して、グリーン関数の再現性を調べた。図3に $h_{ij} = 1.2$ に対するグリーン関数を示した。中央(35, 35)の位置での高さが1.2になっている。角柱に膜を張り、エッジの格子位置に力 $f(x, y)$ を加えて、角柱の周囲の高さが1になるという条件で式(5')を F について解いた。図4、図6に $h_{ij} = 1.26, h_{ij} = 5.0$ に対する力の分布を示す。つぎに領域全体の格子点の高さ(視差)を再度式(5')から求めた。この結果を図5、図7に示す。図5では $h_{ij} = 1.2$ 、図7では $h_{ij} = 5$ を用いている。 h_{ij} を大きくすると、角柱の中央が足れ下がるのが分かる。これは力の掛かる面積が小さくなり、 δ 関数に近づくにつれて、となりの格子点からの影響を受けにくくなるため、境界からの力に引っ張られて中央部がたるんでくるためである。

このことから境界の影響をなくすため、全体の力の釣り合いを取っておく(合力0)必要があることが分かる。すなわちマッチングではだいたいの位置を合わせて視差のバイアスが起きないようにしておく必要がある。

5. シミュレーテッド・アニーリング(SA)を使ったエネルギー関数の最小化

5.1 SAのアルゴリズム⁹⁾

SAはマルコフ過程を利用した一種の確率的降下法である。物理的には熱浴に接触した金属の相転移の現象のシミュレーションである。シリコンなどの金属を高い温度で解かし、温度を徐々に下げると、原子が自らの位置を調整してやがて絶対温度0で位置エネルギー最小の基底状態に落ち着く。SAは状態から状態への遷移確率が状態のエネルギーの差と温度とよばれるパラメータで決まることを利用し、計算機上で状態遷移を実現して、エネルギーの最小値を探す方法である。

実験に使ったデータは図8に示す立方体のエッジ画像である。この論文ではエッジ画像のエネルギー関数の性質を見るために、隠蔽も雑音も持っていない画像を扱う。各エッジは2-3点の候補エッジを持つ。もっとも基本的なSAのアルゴリズムは次のようである。

```

状態を初期化する
 $T_0$  (初期温度) =  $\infty$ 
while(  $T > 0$  ) {
  while(遷移は定常に達していない) {
    状態の近傍から新しい状態を選ぶ。
    新しい状態と現在の状態とのエネルギーの増分  $\Delta E$  を計算する。
    新しい状態へある確率  $P$  で遷移する。
  }
   $T \leftarrow T - \Delta T$  (温度降下)
}

```

以下に上記のアルゴリズムで設定した条件を示す。

(1) 初期状態として視差 $D = (d_i)$ をランダムに選ぶ。

- (2) 状態遷移を行なうための近傍は、同じ行の取りえる視差すべてとする。
- (3) 新しい状態を選ぶ生成確率 (generation probability) は近傍内で均等とした。
- (4) 新しい状態に遷移する受容確率 (acceptance probability) はボルツマン分布で与えた。すなわち、エネルギーの変動値 ΔE に対して、確率 $\min(\exp(-\Delta E/T), 1)$ で遷移する。言い換えると ΔE が負のときは (エネルギーが減少するときは) 必ず遷移し、 ΔE が正のときはボルツマン分布で与える確率で遷移する。
- (5) 系が定常状態になったかの判断は行なわず一定温度での試行回数を与えた。
- (5) cooling schedule すなわち温度 T の与えかたは実験的に変えている。これらは次の3点である。
- (イ) 初期温度の設定、形式的には $T_0 = \infty$
 - (ロ) 遷移の回数に対する温度低下率 ΔT
 - (ハ) 最終温度、形式的には $T_\infty = 0$

5. 2 実験の結果

クーリングスケジュールを理論的に最適化することはむづかしい。理論的な試みはあるが¹⁰⁾、実際には多くの実験を通してエネルギー関数の性質を調べたうえで適切なスケジュールを決める必要がある。

図9、図10に成功した例と失敗した例のアニーリングの経過を示す。正しい視差の位置でのエネルギーの値は $E_1 = 51.8$ である。多くの実験の結果をまとめると次のようである。

(1) 初期温度について

低くすると (たとえば $T=10$ 程度) ほとんどが正しく収束しない。適切な値を求めるためランダムな対応付けを1000回行ない、エネルギーの変動量の最大値を求めたところ、8,400であった。そこで以降は初期温度をこれより十分高く設定した。たとえば $T_0=100,000$ では失敗することが多かったが $T_0=1,000,000,000$ ではうまく行くことが多かった (他の条件がよいとき約90%の成功率)。

(2) 温度低下率について

Geman&Gemanはcooling scheduleについて、試行回数の対数に比例する割合で温度を下げていけば、アニーリングは正しく収束するという十分条件を証明している¹¹⁾。しかしこれは現実には実行不可能なので、ここでの実験では1000回の遷移に対して一定割合 ΔT で温度を下けている。適当な低下率についてははっきりしないが、 $\Delta T=0.95$ ではうまく行く確率が高い。しかしたとえば $\Delta T=0.9$ としても、 $\Delta T=0.5$ としてもうまく行ったり行かなかったりする。

(3) 最終温度について

アニーリングの停止は温度で行なっているが、停止温度を $T_\infty=1$ とすると十分でなく、途中で終了している。そのため最終的には $T_\infty=0.1$ とした。

以上のような試行錯誤でcooling scheduleを設定して、最終的には最適値を求めることができた。この結果は同じパラメータに対して何度か試み、おおむね再現性があることを確認した。しかしこのような簡単な図形にもかかわらず、きわめて長時間のアニーリングが必要であることから、エネルギー式(8)は、良い形をしていない (眺めが悪い) と結論できる。すなわちエッジのみの情報では一旦局所解に陥ったとき、なかなかそこから抜け出すことができない。あるエッジのマッチングについて、そのエッジの周りのエッジが誤った対応をしているとき、たまたまそのエッジに正しい対応

5. 3 視差の順序を保存したマッチング

これを回避するには、エネルギー関数の眺めをよくしなければならない。そのためには、式(2)の E_1 の項 (画素値を一致させる項) に相当するエネルギーを入れるか、近傍の定義を変えることが考え

られる。たとえば前者の方法として Mallotの研究がある¹¹⁾。Mallotは濃淡画像に対するMHGアルゴリズムを、LoG関数とは少し異なるウェーブレット関数のゼロ交差に対して適用し、エッジの勾配情報の代わりに、フィルタリングされた信号のエッジ間を面積を保存する矩形波に置き換えることによって、MHGアルゴリズムが安定化すると報告した。

ここでは後者の方法として、近傍を同じ行のエッジすべてとするだけでなく、エッジの順序を保存するように定義を変えて実験してみた。すなわち上記の実験ではエッジどおしの視差の値に制限を付けていないが、左画像の1つの行について、それぞれのエッジの対応エッジも同じ順序を保存するはずである。そこで左画像の各行でエッジの数だけの視差候補を(重複も含め)発生させ、視差の順序を並べ直した後、その行すべてのエッジを対応付けた。この方法ではきわめて短い時間で正しい収束した。したがって順序保存はきわめて重要な制御要素であると言える。

6. おわりに

この論文は簡単なエッジ画像に対し、正則化法を適用し、エネルギーをシミュレーテッドアニーリングを使って計算した。その結果エッジ画像ではエネルギー関数の形が悪く、「眺めのよくない」ものになってい手、収束がきわめて遅いことが分かった。実験では視差の順序を保存するよう、状態の近傍を制限したところ容易に正しい解に収束したが、雑音や隠蔽のある画像にこれを適用するにはさらに工夫が必要である。

参考文献

- 1) Poggio, T., Torre, V., Koch, C.: Computational Vision and Regularization Theory, Nature, 313, pp.314-315 (1989)
- 2) Barnard, S.T.: Stochastic Stereo Matching Over Scale, Int. J. Computer Vision, 3, pp.17-32(1989)
- 3) 横谷 直和、村木 茂: 多重スケールでの正則化によるステレオ画像からの曲面再構成、コンピュータビジョン、70-3, pp15-22(1991)
- 4) P. J. Laarhoven, E. H. Aarts: Simulated Annealing, Theory and Applications, Kluwer Academic Publishers(1987)
- 5) Marr, D.: Vision--A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information, Freeman(1982)
- 6) Marr, D and E. Hildreth: Theory of Edge Detection, Proc. Roy. Soc. Lon., Vol.207, 1980, pp.187-217
- 7) 服部 進、大谷 仁志、海野 展靖: 膜の歪エネルギー最小によるステレオマッチング、コンピュータビジョン、63-3(1989)
- 8) 秋元 圭一、服部 進: 膜のひずみエネルギーを用いたステレオ画像の対応点探索、SICE'95, July, pp.26-28 (1995)
- 9) Metropolis, N., rosenbluth, A., Rosenbluth, M., Teller, A., Teller, E.: Equation of State Calculation by Fast Computing Machines, J. of Chem. Phys. Vol.21, pp.1087-1092(1953)
- 10) Huang, M..D., F. Romeo and A. L. Sangiovanni-Vincentelli, An Efficient General Cooling Schedule for Simulated Annealing, Proc. IEEE Int. Conf. on Computer-Aided Design, Santa Clara, pp.381-384, (Nov.1986)
- 11) Geman, S & D. Geman: Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images, IEEE Proc. PAMI-6, pp.721-741, (1984)
- 12) Mallot, S: Zero-Crossings of a Wavelet Transform, IEEE Transactions on

服部 進

Information Theory, Vol.37, No.4, pp.1019-1033(1991)

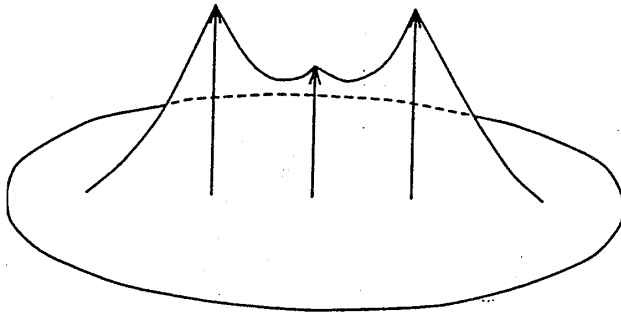


図1 膜面に力 f が視差が加わって生じた変位 (視差)

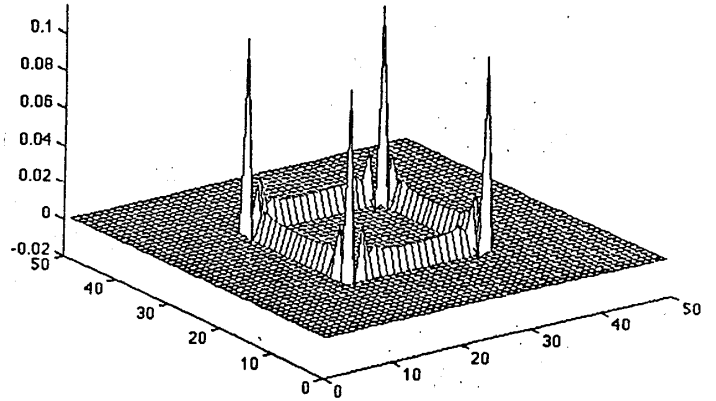


図4 角中の形を保持するために、周囲に掛かった力の分布 ($h_{ii} = 1.2$)
角柱の4隅に大きな力が掛かっている

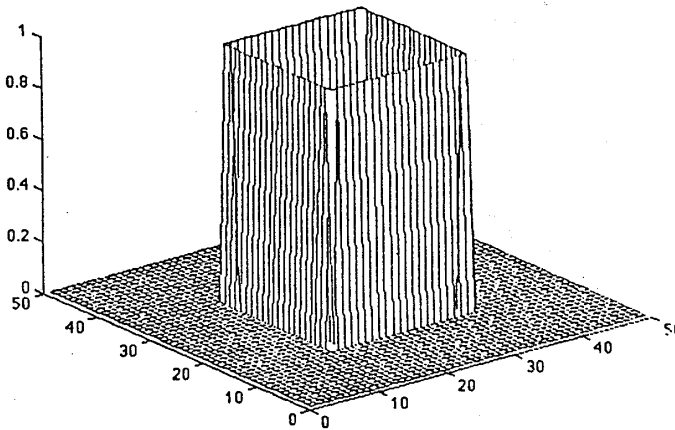


図2 角柱の原図
上は中空で、上から膜をかぶせて、半径 $R=1000$ の境界で固定する

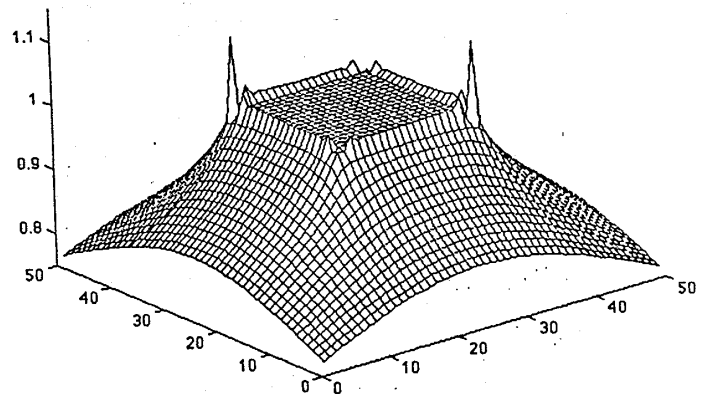


図5 グリーン関数で再生した膜面 ($h_{ii} = 1.2$)
境界で膜が引っ張られているので、裾は広がる

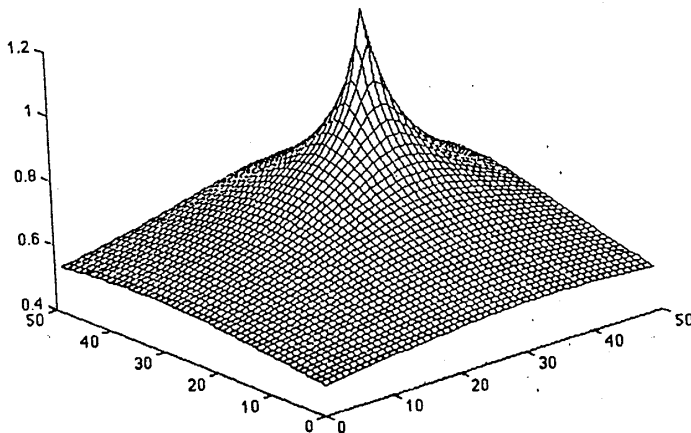


図3 グリーン関数 ($h_{ii} = 1.2$)
(35, 35)に原点を置き、単位面積の力を加えたときのグリーン関数の形。

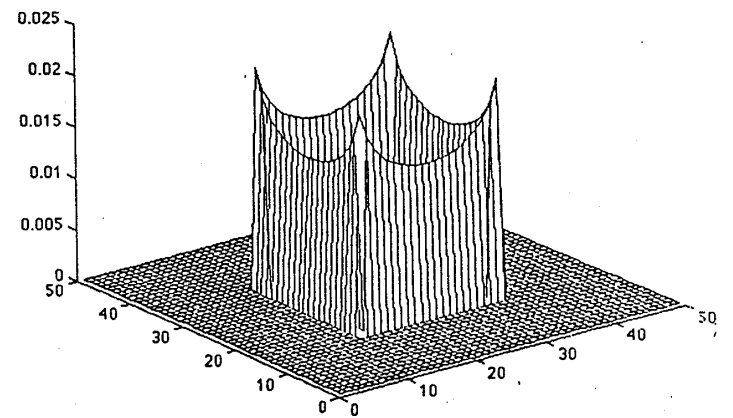


図6 角中の形を保持するために、周囲に掛かった力の分布 ($h_{ii} = 5.0$)

服部 進

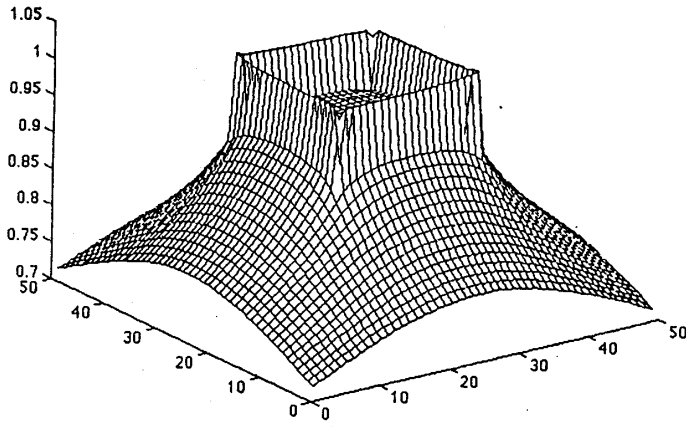


図7 グリーン関数で再生した膜面
 $(h_{ii} = 5.0)$
 h_{ii} の値が大きいため、中央が落ち込んでいる。

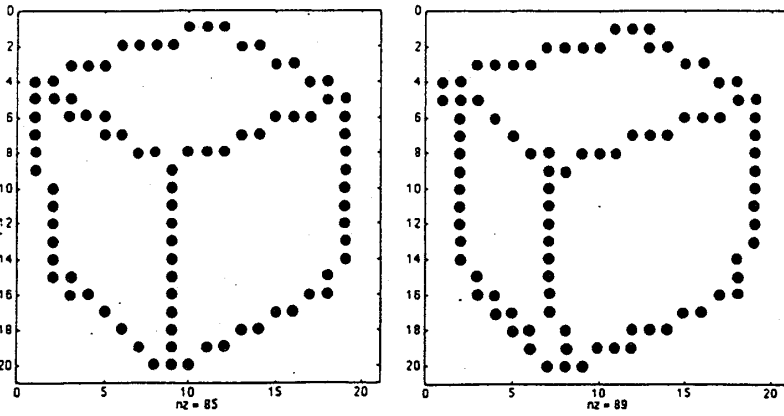


図8 立方体のエッジ画像
 左画像には85個のエッジ、右画像には89個のエッジがある。

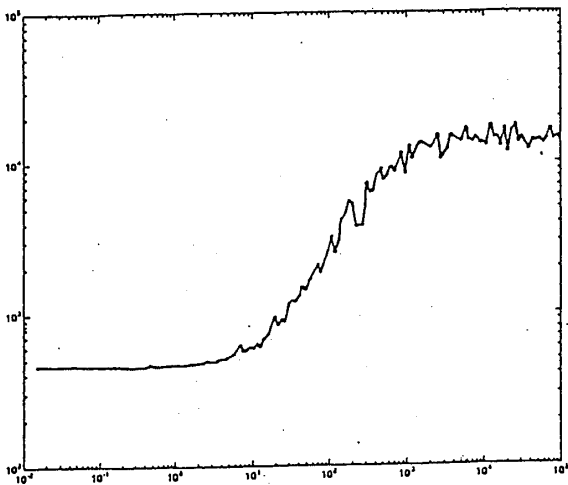


図9 成功したアニーリングの例
 $h_{ii} = 1.26, T_0 = 10,000, \Delta T = 0.95 * T$

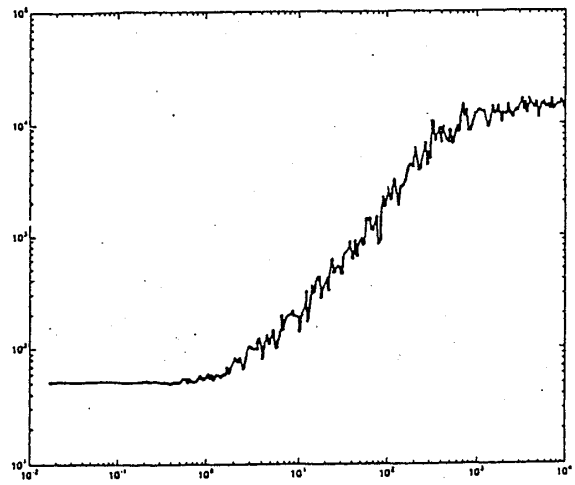


図10 失敗したアニーリングの例
 $h_{ii} = 1.26, T_0 = 100,000, \Delta T = 0.9 * T$