

評価関数の改良による GA 及び SA を用いた 対応点決定法の高精度化

鈴木 研二[†] 長谷山 美紀[†] 北島 秀夫[†]

[†] 北海道大学 工学研究科

〒 060-8628 札幌市北区北 13 条西 8 丁目

TEL (011)706-7162

E-mail kenji@media.eng.hokudai.ac.jp

あらし 二枚の画像から抽出された特徴点が与えられた場合、それらの対応付けを遺伝的アルゴリズム (GA:Genetic Algorithm) 及び焼きなまし法 (SA:Simulated Annealing) を用いて探索する手法が既に提案されている。しかしながら、従来法では、最適解と近い評価を得る局所解が存在するため、局所解に陥りやすいという問題がある。本稿では、従来法の評価関数を改善することにより局所解に陥る確率を減少させ、効率的に最適な対応付けを探索する手法を提案する。

キーワード 遺伝的アルゴリズム, 焼きなまし法, 特徴点, 対応付け問題, 弾性モデル

An Improvement of the Fitness Function to Increase the Accuracy of the Correspondence Problem Using a Genetic Algorithm and Simulated Annealing

Kenji Suzuki[†], Miki Haseyama[†], and Hideo Kitajima[†]

[†]School of Engineering, Hokkaido University

Kita-ku Kita-13 Nishi-8 Sapporo, 060-8628 Japan

TEL +81-11-706-7162

E-mail kenji@media.eng.hokudai.ac.jp

Abstract The authors have proposed a method which determines the correspondence of feature points in two different images by using a genetic algorithm and simulated annealing. Our previous method may get caught in a local minimum. The proposed method enables searching for suitable correspondence by an improvement of the fitness function.

key words genetic algorithm, simulated annealing, feature point, correspondence problem, elastic model

1 まえがき

二枚の画像において、一方の画像から抽出された特徴点と他方の画像から抽出された特徴点との対応付けを決定することは、画像認識及び解析において重要な問題である。

画像から抽出された特徴点を対応付ける手法として、既に弾性輪郭モデルを用いた手法が提案されている [1][2]。文献 [1] では、弾性輪郭モデルを用いた対応付けを動画画像系列の輪郭追跡に適用している。原フレームに存在する輪郭線上の特徴点と次フレームに存在する特徴点に弾性輪郭モデルを当てはめ、弾性輪郭モデルの変形に伴う弾性エネルギーと追跡対象輪郭を含む画像の輝度勾配から生成されるポテンシャルエネルギーの両者の和が最小になる対応付けを最適解としている。しかしながら、エネルギー最小化計算を動的計画法を用い初期値の近傍を探索しているため、動画画像中の輪郭追跡には適しているが、対象物体が二枚の画像間で大きく移動、回転している場合の対応付け問題には適していない。また、文献 [2] では、二枚の画像から抽出された特徴点全ての組み合わせについて弾性エネルギーを計算しているため、対象物体が二枚の画像間で大きく移動した場合にも適用可能であるが、特徴点の個数が多くなると、計算量が増大し計算時間が問題となる。

このような問題を解決するために、我々は遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm) 及び焼きなまし法 (SA: Simulated Annealing) を用いて特徴点の対応付けを行う手法 [3] を提案した。大域的探索を GA で、局所探索を SA で探索することにより、計算時間を削減し、二枚の画像間で物体が移動、回転している場合でも最適な対応付けを行うことを可能としている。しかしながら、文献 [3] では、探索における対応付けの評価関数に検討の余地があり、探索過程で局所解に陥りやすいという問題があった。

本稿では、この評価関数を改善し、効率良い探索手法を提案する。また、二枚の画像から抽出された特徴点の対応付けの実験を行うことによりその有効性を確認する。

2 文献 [3] の対応点決定法

本章では、文献 [3] に提案した対応点決定法について説明する。この手法は、文献 [1] で提案された弾性エネルギーを評価関数とし、その最小値を探索するアルゴリズムとして GA 及び SA を用いている。対応付けの評価関数である弾性エネルギーを 2.1 に、GA 及び SA の処理手順を 2.2 に説明する。

2.1 対応付けの評価関数

従来法で対応付けの評価関数として用いられている弾性エネルギーを説明する。弾性エネルギーは、弾性輪郭モデルを用いた対応付けの評価関数として用いられており、弾性輪郭モデルの変形により生じるエネルギーである。2.1.1 に弾性輪郭モデルを定義し、2.1.2 に弾性エネルギーを定義する。

2.1.1 弾性輪郭モデル

弾性輪郭モデルを用いた手法 [1] では、対象となる物体が剛体、非剛体に関わらず、物体の輪郭形状は二枚の画像間で極端に変形しないと仮定する。そして、弾性輪郭モデルを図 1 に示すように、対象物体の輪郭線上に位置する特徴点をバネで結んだ多角形状のバネモデルとして実現する。すなわち、対象物体の輪郭線上には距離変化に比例する復元力を持つバネ A、それらの間の挟角には角度変化に比例する復元力を持つバネ B を各々付与する。この弾性輪郭モデルは、二枚の画像間で特徴点を対応付ける際のモデルであり、その変形によって弾性エネルギーが生じる。

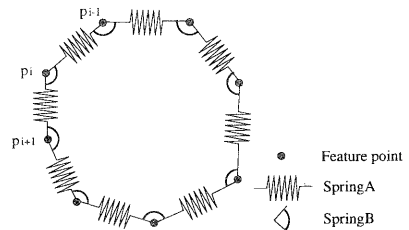


図 1: 弾性輪郭モデル

2.1.2 弾性エネルギー

対応付けの対象となる画像を P, Q とし、各々に含まれる特徴点を次のように表す。

$$p_i = (x_i, y_i) \in P, (3 \leq i \leq m)$$

$$q_j = (x'_j, y'_j) \in Q, (3 \leq j \leq n)$$

ただし m, n はそれぞれ P, Q に含まれている特徴点の個数である。また、本研究の対応付け問題では、目的とする画像 P から抽出された特徴点ともう一方の画像 Q から抽出された対応点候補との間の対応を求めるものとし、 p_i に対応する点は、 Q 上に唯一存在するとする。従って、 m と n の関係は $m \leq n$ である。

図 2 に示すように P 中の特徴点 p_i が Q 中の特徴点 q_j に対応し p_{i+1}, p_{i-1} がそれぞれ q_{j+1}, q_{j-1} に対応したとする。このとき p_i の両端に付与したバネ A とそのなす角に付与したバネ B の変形によって生じる弾性エネルギーを、式 (1) で定義する。

$$E(p_i, q_j) = \frac{1}{2} \mu_a \{ (|p_{i+1} - p_i| - |q_{j+1} - q_j|)^2 + (|p_i - p_{i-1}| - |q_j - q_{j-1}|)^2 \} + \frac{1}{2} \mu_b \{ \text{ang}(p_i) - \text{ang}(q_j) \}^2 \quad (1)$$

ただし、 μ_a, μ_b は正定数であり、 $\text{ang}(p_i)$ は $\angle p_{i-1} p_i p_{i+1}$ を示す。また、弾性輪郭モデルは $p_{n+1} = p_1, p_0 = p_n$ である閉輪郭とする。

P と Q の対応付けに伴う弾性モデルの変形によって生じる弾性エネルギー E_{elastic} は式 (2) で定義する。

$$E_{\text{elastic}} = \sum_{i=1}^m E(p_i, q_j) \quad (2)$$

式 (2) で定義された弾性エネルギーが最小になることは、弾性輪郭モデルの変形が最も少なく、形状が類似していることを示している。よって、式 (2) を評価関数とし、その値が最小となる対応付けを最適解としている。

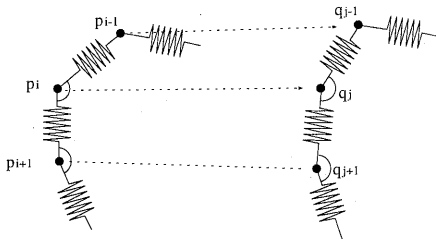


図 2: 特徴点の対応付け

2.2 GA 及び SA の適用

式 (2) で定義した弾性エネルギーが最小になる対応付けを効率良く探索する手法として、GA と SA を組み合わせて用いている。一般に GA は大域的探索には優れているが局所探索能力が低く、これに対し SA は局所探索を得意とするといわれている [4]。そのためこれらの探索アルゴリズムを組み合わせ、大域的探索を GA で行い局所探索を SA で行うことにより、単独のアルゴリズムよりも効率良く最適値を探索する。以下に GA 及び SA の処理手順と両アルゴリズムをどのように組み合わせて用いるかを説明する。

2.2.1 GA の処理手順

対応付けの対象となる画像を P, Q 、画像 P から抽出された特徴点を (p_1, p_2, \dots, p_m) とし、画像 Q から抽出された特徴点を (q_1, q_2, \dots, q_n) とする。提案手法における GA の個体は、画像 P に存在する m 個の特徴点と画像 Q 上の特徴点の対応を表現する。GA の処理における遺伝子型を次のように設定する。遺伝子長を m とし、 p_i が q_j に対応付けられている場合 i 番目の遺伝子座に j を格納する。このような遺伝子を用い、GA 処理は次のように進められる。

手順 1: 初期集団の生成

初期集団として N 個の個体をランダムに生成する。2.1.2 に示したように、画像 P 中の 1 つの特徴点は、画像 Q 中の唯一の特徴点に対応する。従って、遺伝子の格納は、遺伝子座の順に行うものとし、格納する特徴点の番号は、他の遺伝子座に格納されていない番号から選択する。

手順 2: 各個体の適応度の計算

式 (2) に定義した弾性エネルギーを適応度として用いる。弾性エネルギーが小さい個体程、適応度を高く設定するため、手順 3 に示すランク戦略により、スケールリングを行う。

手順 3: 選択淘汰

選択確率が、ランクに依存するランク戦略を用いる。第 i 番目のランクの適応度を次式により定義する。

$$Fitness(i) = \frac{N}{i+N} + a \quad (3)$$

ただし、 a は適応度をスケールリングするための定数である。また集団の中で最も適応度の良い個体を無条件に次世代に残すエリート保存戦略 [5] を用いる。

手順 4: 交叉の実行

部分写像交叉 [6] を用いる。図 3 を用いて具体的にその操作について説明する。交叉箇所はランダムに 1 点選択する。交叉箇所の前半部分と後半部分をそのまま入れ換えたのでは、交叉後、1 つの個体中に重複する遺伝子を生成する可能性が生じる。これを避けるため、次のように交叉を行う。まず、子 1 は親 A より交叉の前半部分をそのまま継承する。次に、子 1 の後半部分は親 B より継承するが、既に前半部の遺伝子として格納されている特徴点の番号は後半部に存在しないように継承しなければならない。図 3 の例より、親 B の後半部分に格納されている遺伝子 10, 6, 7, 3 は子 1 に重複する遺伝子がないのでそのまま継承する。しかしながら、上で述べた理由から 9 番目の遺伝子の値として 4 を親 B から継承することが出来ない。そこで親 B の 5 番目の遺伝子座の値である 15 を 4 に変わって継承することを考えるが、15 も既に 1 番目の遺伝子座の値とし親 A から継承している。しかし次に考える親 B の 1 番目の遺伝子 2 は重複していないため、子 1 の 9 番目の遺伝子として継承する。以下、同様の手順に従い、図 3 に示すように交叉を行う。

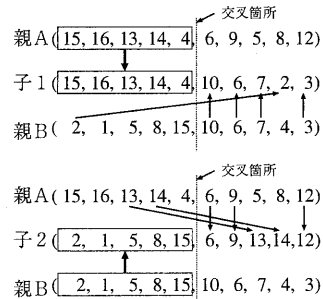


図 3: 部分写像交叉の例

手順 5: 突然変異の実行

設定した変異確率で集団の中からランダムに選択した個体を初期集団の生成方法を用いて、新たに生成された個体に置き換える。

手順 6: 個体の評価

各世代の最大の適応度が N 世代以上にわたって改善されない場合探索を終了する。終了条件を満たさなければ手順 3 に戻る。

2.2.2 SA の設定

SA の処理手順 [7] を図 4, 図 5 に示す。まず, 図 4 で, 選択された個体に対し終了条件として指定された回数だけ, スワッピングを行い選択された個体の近傍に存在する新たな個体を探索することとなる。スワッピングは, 染色体上のランダムに選択された 2 点間の遺伝子の並びを反転させる操作であり, 式 (4) の確率 P によって実行する。

$$P = \begin{cases} 1 & (\Delta C \leq 0) \\ e^{-\frac{\Delta C}{T}} & (\Delta C > 0) \end{cases} \quad (4)$$

このとき, ΔC はスワッピングによって生じる評価値の改善量である。

次に, 温度 T を式 (5) で更新する。

$$T_{new} = \alpha \times T \quad (5)$$

ここで, T は更新前の温度であり, T_{new} は更新後の温度である。 α は 1 より小さい定数であり, 温度 T が十分低くなったときに, アルゴリズムは終了する。図 4 で, $random(0, 1)$ は 0 から 1 の値をとる乱数である。

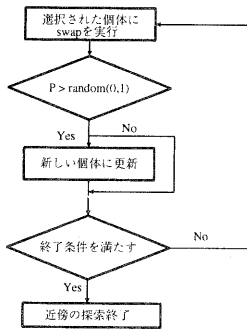


図 4: 近傍の探索

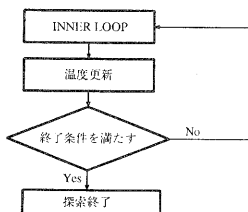


図 5: 焼きなまし法の処理手順

2.2.3 探索アルゴリズムの組み合わせ

GA と SA を以下のように組み合わせさせて用いている。

手順 1: 初期集団を作成する

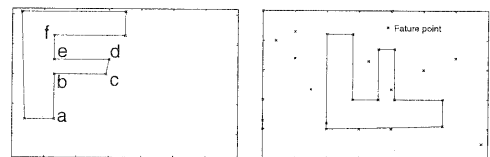
手順 2: GA による探索を一定世代行う (5 章実験では 30 世代)

手順 3: GA で求めた個体集団の中で適応度の良い上位数個体に対して SA を一定回数行う (5 章実験では上位 30 個体に対し 600 回) それらの個体は SA 適用後, GA の個体集団に戻す

手順 4: 手順 2-3 の操作を GA の終了条件を満たすまで繰り返す

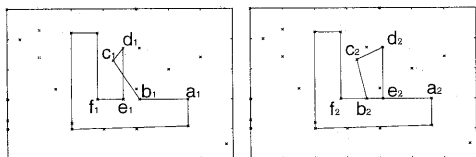
3 文献 [3] の手法の問題点

文献 [1] では, 式 (2) の弾性エネルギーの他にポテンシャルエネルギーを用いて, 評価関数を定義している。ポテンシャルエネルギーは, エッジ領域では 0, 平坦領域では平坦領域の画素とそれに近いエッジ領域の画素までの距離に比例した正の値で定義されている。つまり, 文献 [1] では, エッジが未知で特徴点の位置のみ既知ある画像を対応付けの対象としている。しかしながら, 文献 [3] では, エッジが未知である画像を対応付けの対象としているため, ポテンシャルエネルギーを用いず弾性エネルギーのみを評価関数としている。弾性エネルギーは, 式 (1) に示すようにある一つの特徴点とその両隣の特徴点の位置関係から算出され, 両隣以外の特徴点との関係は, 弾性エネルギーに関与しない。これが原因となり, 形状が大きく異なっているにも関わらず, 最適解の弾性エネルギーと近い値を持つ局所解が生成されてしまう。具体的に, 図 6 及び図 7 を用いて, その局所解について説明する。図 6 (a) を目的とする画像とした時, 図 6 (b) は最適解, 図 7 (a), (b) は局所解の例である。目的とする画像である図 6 (a) と局所解である図 7 (a) を比較した場合, 辺 bc と辺 b_1c_1 , 辺 cd と辺 c_1d_1 の長さに大きな差異はなく, その二辺がなす $\angle bcd$ と $\angle b_1c_1d_1$ も大きな差異はないため, 最適解の弾性エネルギーと図 7 (a) で示す局所解の弾性エネルギーは近い値となる。また, 図 6 (a) と図 7 (b) を比較した場合, 目的とする画像中の特徴点 b, c, d, e に対して特徴点 b_2, c_2, d_2, e_2 が誤って対応付けられている。両者を比較すると, 辺 bc と辺 b_2c_2 , 辺 cd と辺 c_2d_2 , 辺 cd と辺 c_2d_2 の間に長さの大きな差異はなく, $\angle abc$ と $\angle a_2b_2c_2$, $\angle bcd$ と $\angle b_2c_2d_2$, $\angle cde$ と $\angle c_2d_2e_2$, $\angle def$ と $\angle d_2e_2f_2$ も大きな差異はないことがわかる。従って, 図 7 (b) も最適解の弾性エネルギーと近い値を持つ局所解となる。以上, 図 7 より, 従来法の評価関数には, 形状が大きく異なっているにも関わらず, 最適解に近い評価値を示す対応が存在するという問題が生じることがわかる。



(a) 目的とする画像 (b) 最適解

図 6: 目的とする画像と最適解



(a) 局所解 (b) 局所解

図 7: 局所解の例

4 提案手法

3章で示した問題を解決するため提案手法では、図1に示す弾性輪郭モデルに加えて、新たにバネを設置する。新しく設置したバネは、弾性輪郭モデルの重心と各特徴点間に距離変化に比例する復元力を持つバネ C 、隣り合うバネ C の狭角に角度変化に比例する復元力を持つバネ D である (図8参照)。提案手法の評価関数は、図1に示されるバネ A 及びバネ B の変形によって生じる弾性エネルギーと図8に示される新たに付与したバネ C 及び D の変形によって生じるエネルギーの和とする。新たに付与したバネ C 及び D の変形によって生じるエネルギーは、式(6)で表され、従って提案手法で用いる評価関数は、式(7)となる。

$$E_{proposed} = \sum_{i=1}^m \frac{1}{2} \mu_a \{(|p_i - p_g| - |q_j - q_g|)^2 + \frac{1}{2} \mu_b \{ang(p_i, p_{i+1}) - ang(q_j, q_{j+1})\}^2 \quad (6)$$

$$E_{total} = E_{elastic} + E_{proposed} \quad (7)$$

ただし、 p_g は重心、 $ang(p_i, p_{i+1})$ は、 $\angle p_i p_g p_{i+1}$ を示す。この評価関数を用いることにより、従来法で問題となっていた3章で述べた局所解の生成を避けることができる。従って提案手法の評価関数を用いれば、従来法に比べ物体の変形によって生じるエネルギーを適切に評価でき、効率良く探索を行うことが可能となる。

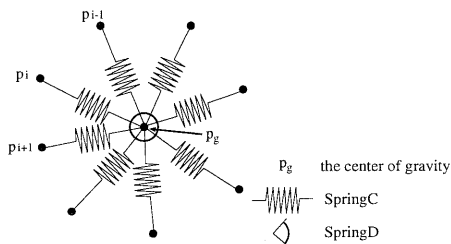
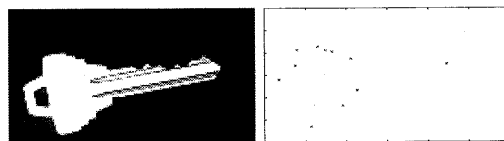


図 8: 新たに設置したバネ

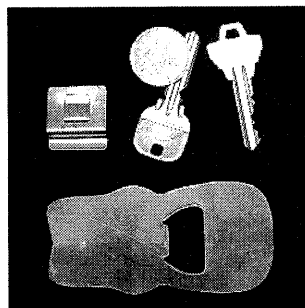
5 従来法との比較実験

実験により本手法による探索と従来法の探索効率を比較する。図9(a)中の物体の輪郭線上に抽出された11個の特徴点(図9(b))を参照点とし、図10(a)から抽出された59個の特徴点(図10(b))を対応点候補として対応付けの実験を行った。特徴点はSUSANオペレータ[8](付録A参照)を用いて抽出した。

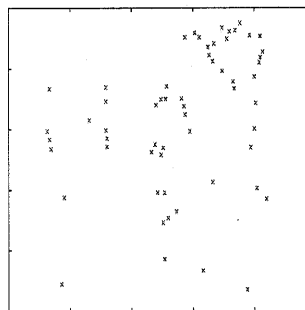


(a) 目的とする画像 (b) 抽出された特徴点

図 9: 目的とする画像



(a) 原画像



(b) 対応点候補

図 10: 探索の対象となる画像

本実験で用いたGA, SAの各パラメーターを表1,2に示す。また距離変化と角度変化によりそれぞれ生じる弾性エネルギーの重み μ_a, μ_b は文献[3]と同様にそれぞれ1, $\frac{1}{2}$ とする。

実験結果を図11及び表3に示す。図11は最適解として得られた対応付けの結果である。表3は、提案手法を20回行い最適解を得た回数、最適解を得たGA処理にお

ける世代数の平均である。表3より提案手法が、より早い世代で最適解を得ており、従来法と比較して局所解に陥りにくいことがわかる。表3の提案手法の結果において、20回の実験のうち、1回局所解に陥っているが、それは最適な対応付けを与える特徴点と近い距離に他の特徴点が存在していたために、誤って対応付けられたものであり、最適解と形状が類似している対応付けの結果であった。

表1: GAの各パラメータの値

特徴点数	個体数	終了条件	突然変異率
m=11 n=59	300	20000 世代無進化	5%

表2: SAの各パラメータの値

α	初期温度	温度更新
0.95	0.1	600

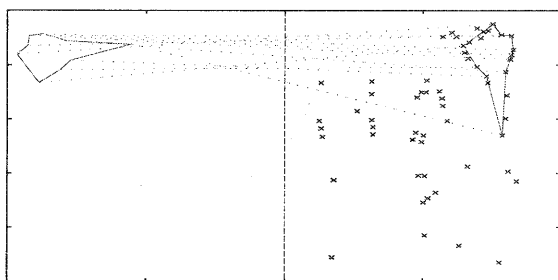


図11: 対応付け結果

表3: それぞれの手法の比較

手法	従来法	提案手法
最適解を得た回数	14	19
最適解を得た世代数	13748	8926

6 まとめ

本文では、GA及びSAを用いた対応点探索における評価関数の改善について提案した。実験結果から、提案手法は、物体の変形によって生じるエネルギーを適切に評価することにより、従来法で問題であった局所解を避けた探索が可能となった。

参考文献

- [1] 上田, 間瀬, 末永: “弾性輪郭モデルとエネルギー最小化原理による輪郭追跡手法”, 信学論 (D-II), **J75-D-II**, 1, pp. 111-120 (1992).
- [2] 武藤, 長谷山, 北島: “弾性モデルを用いた特徴点の対応決定に関する一考察”, 信学技報, **EID-177**, pp. 81-86 (1999).
- [3] 鈴木, 長谷山, 北島: “弾性モデルを用いた対応点探索へのGA及びSAの応用”, 信学技報, **DSP2000-76, SST2000-35, 100**, 210, pp. 1-6 (2000).
- [4] 北野: “遺伝的アルゴリズム”, 産業図書 (1993).
- [5] K.DeJong: “An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems”, Ph.D Thesis, university of Michigan (1975).

- [6] D. E. Goldberg and R. Lige: “Alleles, loci and the traveling salesman problem”, Proc.1st. ICGA (1985).
- [7] M. Malek, M. Guruswamy and M. Pandya: “Serial and parallel simulated annealing and tabu search algorithms for the travelling salesman problem”, Annals of Operations Research, **21**, pp. 59-84 (1989).
- [8] S. Smith and J. Brady: “SUSAN - a new approach to low level image processing”, Int. Journal of Computer Vision, **23**, 1, pp. 45-78 (1997).

A 付録

A.1 SUSANオペレータによるコーナーの抽出

SUSANオペレータ [8]によるコーナーの抽出法を説明する。SUSANオペレータは、円形のマスクを用い、マスクの中心の輝度値 $I(r_0)$ とマスク内全ての画素の輝度値 $I(\vec{r})$ との類似度 $c(\vec{r}, r_0)$ を式 (8) で定義する。ただし、 t は閾値である。

$$c(\vec{r}, r_0) = e^{-\left(\frac{I(\vec{r}) - I(r_0)}{t}\right)^6} \quad (8)$$

次式でマスクの中心とマスク内の画素との類似度を求める。

$$n(r_0) = \sum_{\vec{r}} c(\vec{r}, r_0) \quad (9)$$

式 (10) で画像の平坦部をコーナーとして抽出することを避ける。また、マスク内の中心がコーナーに来たとき、 $R(r_0)$ は最も小さくなると考えられる。よって $R(r_0)$ が 5×5 画素の範囲内で局所最大となる値を持つ画素をコーナーとして抽出する。

$$R(r_0) = \begin{cases} g - n(r_0) & \text{if } n(r_0) < g \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

ここで、 g の値は、コーナーを抽出する場合、円形マスク内の画素数の半分つまり、18.5 で一定である。