

分散GAによるシェーディングからの対象復元

3E-10

緑川茂樹 桂井浩

千葉工業大学情報工学科

1.はじめに

shape-from-shading 問題は1枚の画像を用いて、画像中の明るさ情報から3次元物体面の傾きを求め、物体の形状を推定しようとする試みである。ただ1枚の画像だけからのこのようないくつかの推定は一般に不可能があるので、様々な拘束を導入することによりこれまでに大域的な方法[1]や局所的方法[2]など最適化を利用したいくつかの解法が考えられてきた。

他方、近年遺伝的アルゴリズム(GA)は様々な分野に適用されてその有効性が報告されている。特に、分散集団を利用する分散GAは解の収束の速さとその質において通常のGAより優れていることがいくつかのテスト問題において示されている。そこでここで分散GAを**shape-from-shading** 問題に適用してその効果について検討を行ったので報告する。

2. **shape-from-shading** 問題

shape-from-shading 問題は、画像 $E(x, y)$ から各点 (x, y) における物体面の傾き (p, q) を復元することにより定式化される。ここで、画像と物体面の傾きは画像方程式 $E(x, y) = R(p, q)$ によって関連付けられている。ただし、 $R(p, q)$ は反射率分布図であり、特に Lambert 面に対しては

$$R(p, q) = \frac{1 + pp_s + qq_s}{\pi \sqrt{1 + p^2 + q^2} \sqrt{1 + p_s^2 + q_s^2}}$$

で与えられる。ここで、 (p_s, q_s) は光源の方向を表す。実際の計算では物体面の傾き (p, q) が発散することを避けるために極投影平面を用いるが、その座標値 (f, g) と物体面の傾き (p, q) との間に、

Object Recovery from Shading Using Distributed Genetic Algorithm

Shigeki Midorikawa, Hiroshi Katsulai
Dept. of Computer Science, Chiba Institute of Technology, 2-17-1 Tsudanuma, Narashino, Chiba 275-0016, Japan

$$f = \frac{2p(\sqrt{1 + p^2 + q^2} - 1)}{p^2 + q^2} \quad g = \frac{2q(\sqrt{1 + p^2 + q^2} - 1)}{p^2 + q^2}$$

なる関係が成立する。画像方程式を解くためには拘束が必要であり、これは例えば物体面の傾きのいくつかが既知であることや物体面が滑らかであるという形で与えることができる。

3. 分散GA

分散GAは2つの種類に大別される。1つは coarse-grained GA[3]と呼ばれるものである。これは多くの部分集団上で同時に動作し、その部分集団間で有能な情報の交換を行うGAである。各部分集団は一定数の個体で構成され、単純GAとして操作が行われる。一般に、小さな集団では初期に速く収束してしまい、その後適合度は向上しない傾向がある。このような進化の停滞を防ぎ、解の質を向上させるために、定期的に部分集団間で遺伝子の交換を行う。もう1つの分散GAはfine-grained GA[4]と呼ばれるものである。このGAは単一の集団から成っているが、その各遺伝子の近傍で選択・交叉が行われるものである。

shape-from-shading 問題に対して本報告で採用している分散GAモデルは、全体としては coarse-grained GA であり、各部分集団は fine-grained GA となるものである。しかも、メタレベルGA[5]として動作する。普通の coarse-grained GA では各部分集団でのパラメータ値は固定されているが、それらのパラメータ値の決定を避け、収束を加速することをねらって、各部分集団のパラメータ値をメタレベルGAを用いて更新する。すなわち、各部分集団での個体の交換を行う代わりに、一定の世代間隔で部分集団のパラメータ値が変化させられる。通常使われる条件により遺伝的操作を終了させるが、このときに平均適合度が最大の部分集団が（準）最適解を与えるものとする。

1) 初期設定: 遺伝子 $c(x, y)$ は画像中の対象上の各画素 (x, y) に対応するものとし、その点における物体面の傾きを表す。傾きが無限大になる可能性があるために実際の計算では極投影面上の座標 (f, g) を用いる。また、いくつかの点における面の傾きが既知であることを拘束条件として採用する。このような傾きは遺伝的操作において不变であるものとする。

2) 選択・交叉: 選択・交叉は個体 $c(x, y)$ の近傍 $N(x, y)$ に含まれる個体との間で行う。2つの親個体から2つの子を生成し、適合度のより高い子を現在の個体と置き換える。なお、個体 $c(x, y)$ の適合度 $f(c)$ は次式で与えられるものとする。

$$f(c(x, y)) = - \sum_{(x', y') \in N(x, y)} |E(x', y') - R(p, q)|$$

3) パラメータの更新: パラメータ値を決定することは一般に GA では困難な作業であるが、ここではそれを避けるために各部分集団のパラメータである交叉率と突然変異率を遺伝子とする単純 GA (メタレベル GA) を考え、これにより決まったその2つのパラメータ値を分散 GA の適当な世代間隔で全パラメータ値と置き換えることにする。ただし、メタレベル GA における適合度の評価は分散 GA のある世代間隔で各部分集団の平均適合度を用いておこなう。

4. 実験結果

分散 GA を shape-from-shading 問題に適用した場合の効果について検討するために実験を行った。1例として、球図形に対する $256 \times 256 \times 1$ バイト濃淡合成画像 (図 1) についての復元実験の結果を示す (図 2)。ここで、光源は遠方でカメラと同一の $(0, 0)$ 方向に存在するものとする。拘束条件としてはこれのみを用いた。また、部分集団は 10 であり、10 世代毎にパラメータ値の更新を行っている。

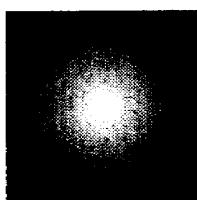


図 1：原画像

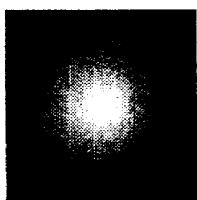


図 2：復元結果

復元誤差は比較的低く抑えられており (表 1)、平均適合度の世代に対する推移 (図 3) については、40 世代から 50 世代でほぼ収束している。

表 1：面勾配の誤差

(x, y)	誤差	(x, y)	誤差
(-2, -2)	0.063	(-1, 1)	0.086
(2, -2)	0.072	(-1, -1)	0.086
(-1, -1)	0.079	(1, 1)	0.079
(1, -1)	0.031	(-2, 2)	0.071
(0, 0)	0.000	(2, 2)	0.053
(-1, 1)	0.086		

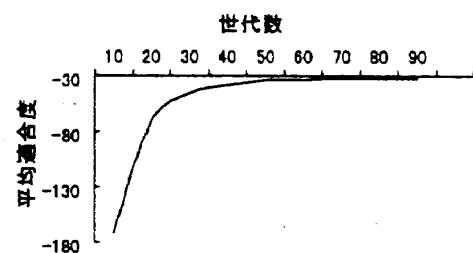


図 3：平均適合度の世代に対する推移

5.まとめ

本報告では、分散 GA を shape-from-shading 問題に適用した場合の効果について述べた。実験により比較的良好な結果が得られたと考えられる。さらに一般的な条件の下での3次元対象復元の手法や、GA の一般的な弱点である処理時間の短縮を考慮に入れた手法の確立を試みることが今後の課題である。

参考文献

- [1] K. Ikeuchi and B. K. P. Horn: "Numerical shape from shading and occluding boundaries", In M. J. Brady (ed.): *Computer Vision*, pp. 141-184, North-Holland, Amsterdam (1981).
- [2] A. P. Pentland: "Local Shading Analysis", IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., vol. PAMI-6, no. 2, pp. 170-187 (1984).
- [3] T. C. Belding, "The Distributed Genetic Algorithm Revisited", Proc. 6th Int. Conf. on Genetic Algorithms, pp. 114-121 (1995).
- [4] B. Manderick and P. Spiessens: "Fine-grained parallel genetic algorithms", Proc. Third Int. Conf. on Genetic Algorithms, J. D. Schaffer, ed., pp. 428-433 (1989).
- [5] J. J. Grefenstette: "Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms", IEEE Trans. Syst. Man, and Cyber., vol. SMC-16, no. 1, pp. 122-128 (1986).