

遺伝的アルゴリズムを用いるだ円の検出

5 R--10

王 耀東 舟久保 登

東京都立科学技術大学大学院工学システム専攻

1. はじめに

画像から特定形状の図形パターンを検出することは基本的課題である。これについて、Rothらは最小サブセットに基づくその抽出法を提案し^[1]、さらに遺伝的アルゴリズム(GA)を用いた実現法を発表している^[2]。しかし彼らの方法は検出精度と複数類似图形の抽出に対してまだ充分とはいえない。本報告では、基準化コスト関数と個体間の類似度を導入することによってこの改善を図った。

2. 最小サブセットによるだ円の抽出

2次元空間において、だ円の方程式は一般に

$$a_0x + a_1y + a_2xy + a_3x^2 + a_4y^2 + 1 = 0 \quad (1)$$

と5つのパラメータを用いて表現される。

N点からなる2値画像データの中から、最小サブセットによりだ円を抽出する過程は、まず画像データから最小サブセット点 p_0, p_1, p_2, p_3, p_4 を選択し、これらの点によりだ円式(1)のパラメータ $(a_0, a_1, a_2, a_3, a_4)$ を決定する。それからこの方程式によりサンプルだ円を生成し、各画像データとサンプルだ円の距離(残差 r_i)を計算する。最後に残差 r_i のコスト関数を使って、抽出結果を評価する。

3. だ円検出のGAアルゴリズム

N個の画像データ点に1からNまでの番号を付け、遺伝子を{1...N}とする。一つの個体中の遺伝子の個数は最小サブセットのサイズと同じである。

ここではコスト関数として、下のテンプレートマッチングコスト関数を使用した^[2]。

$$h(r_1 \dots r_N) = \sum_{i=1}^N s(r_i) \quad (2)$$

Detection of Ellipses Using Genetic Algorithm

Yaodong WANG and Noboru FUNAKUBO

Tokyo Metropolitan Institute of Technology

6-6 Asahigaoka, Hino-City, Tokyo 191 Japan

ただし s はステップ関数であり、もし r_i がテンプレートの幅より大きければ $s=1$ 、そうでなければ $s=0$ 。つまり、テンプレート内にある画像データの個数により評価するわけである。

しかしこのだ円の検出法は、GAを用いた高速化を考慮しているが、だ円が小さい時に抽出結果は望ましいものでない。しかも複数のだ円を同時に探索できないという弱点がある。

4. 複数だ円検出のアルゴリズム

以下では、基準化コスト関数と個体間の類似度を導入して、上記のだ円の検出法を改良することを考える。

そのため本研究では、GAの持つ「集合による探索」という特徴を利用し、集団の多様性を維持しながら探索を進める。探索の各段階で、複数のだ円を直接的に求める。

4.1 基準化コスト関数の導入

多目標個体間において評価値の差違が大きくなると、その評価値の高い個体が急速に支配的となり、個体群の多様性が早い世代で急速に失われる。結果として他の目標が見つけられない。これを防ぐために次の基準化コスト関数を導入する。

$$h(r_1 \dots r_N) = \sum_{i=1}^N s(r_i) / \sum_{i=1}^M s(d_i) \quad (3)$$

ここで $d_1 \dots d_M$ は全ての2次元空間点とサンプルだ円の距離で、 M は2次元空間のサイズである。

4.2 個体間の類似度の導入

個体の集団において、 s_{ab} は個体 a と b の間の距離である。ここでは、パラメータ空間でのユークリッド距離を用いて個体間の類似度を表わす。つまり2つの個体の特徴パラメータベクトルを $a (a_0, a_1, \dots, a_R)$ 、 $b (b_0, b_1, \dots, b_R)$ と仮定すれば、

$$s_{ab} = \sum_{i=1}^R w_i |a_i - b_i| \quad (4)$$

ここで、 $\sum_{i=1}^R w_i = 1$ 、 R は最小サブセットのサイズ

(=5) で, w_i は各パラメータ間距離の加重である。
 s_{ab} が応用に依存するあるしきい値より小さければ、それらの個体を類似のだ円と分類する。

4.3 GAによる複数だ円の抽出

複数のだ円を同時に探索するために、新たに分類集団の概念を付け加える。分類集団における個体としては、同類図形の中でコスト関数最大の図形を保存する。GA探索の各段階で必要な場合に分類集団の変更も行われる。これに基づく複数だ円の抽出手順は次のとおりである。

1. 初期集団をランダムに生成し、同一分類 ($s_{ab} <$ 類似度のしきい値) の個体の中で、評価値が高い個体により最初の分類集団を形成する。
- DO
 2. 二つの個体を確率的に選択し、交叉する。
 3. 結果についてコスト関数を計算する。
 4. 類似度とコスト関数の値により、再生した個体を分類集団に置換えあるいは付加する。
 5. コスト関数の評価値が満足されれば、終了。
- END DO

ここでは、集団の多様性を維持するために、極端に類似している親同士の交叉は禁止する。探索の結果として、異なるだ円が分類集団中に同時に検出される。

5. 実験の結果

このアルゴリズムを用いるためには、いくつかのパラメータを設定しなければならない。

以下の例に対して、初期集団のサイズは 80、分類集団のサイズは 20、テンプレートの幅は 1 画素、

式(3)のコスト関数のしきい値は 0.25、個体間の類似度 s_{ab} は 3 と設定した。

図 1 に、画像から三つのだ円を抽出する例を示す。図 1 (a) は原画像、図 1 (b) は 1 次元微分を使ったエッジ点のチェイン図形、図 1 (c) は三つのだ円が抽出された結果を示す。実際に示した三つのだ円は画像中で相当に小さく、それ以外の部分が 95% 以上あるので、抽出が困難な例である。

三つのだ円を同時に抽出する最適化コスト関数の値が、世代交代とともにどう変化するかの様子を図 2 に示した。

6. 検討と結論

基準化コスト関数と個体間の類似度の導入により期待した事項は、検出精度の向上と複数だ円の同時検出であった。結果として前者については一応の効果が認められたと言えよう。特にノイズ等で悪条件下にある画像に対して有効である。一方、後者についても GA の探索法を生かしたままで複数だ円を一度に抽出できた。

なお本手法はだ円以外の一般図形の検出問題にも拡張可能であるが、それらについては今後の課題としたい。

参考文献

- [1] G.Roth and M. D. Levine, "Extracting geometric primitives", CVGIP:Image Understanding, vol.58, pp.1-22, 1993.
- [2] G.Roth and M. D. Levine, "Geometric primitives extracting using genetic algorithm", IEEE Trans. PAMI, vol.9, pp.901-905, 1994.

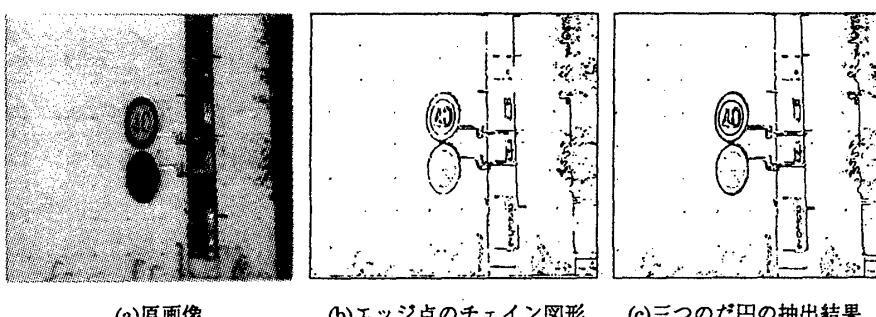


図 1 画像から三つのだ円を抽出した例

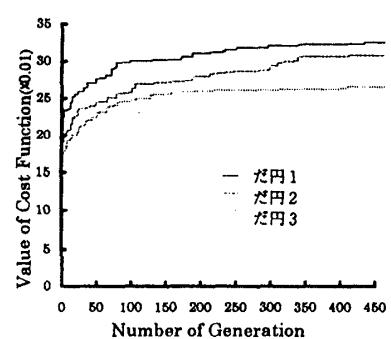


図 2 世代交代数とだ円コスト関数値