

分散協調型の動的輪郭モデル Snakes の評価 Estimation of Active Contour Model with Decentralized Cooperative Processing

松本 倫子†
Noriko Matsumoto

吉田 紀彦†
Norihiro Yoshida

榎崎 修二‡
Syuji Narazaki

1 まえがき

画像中から興味ある物体の領域とその輪郭を正確に抽出することは、画像理解における最も重要な問題でありながら、解決の困難な課題である。動的輪郭モデル Snakes [1] (Active Contour Model, 以下 Snakes と呼ぶ) は、輪郭抽出の代表的手法の1つである。しかし、目的の輪郭に適したパラメータの決定が難しく、対象領域の内外において対象や背景の特徴量が複雑な分布をもつ場合には、輪郭抽出が困難になり推定精度が低下するという問題も併せもつ。これらの問題点を改善するために様々な改善手法が提案されている [2-6]。

我々は抽出対象に対して複数の Snakes を適用し分散協調処理を行う手法を提案しており、すでにその原理と人工画像を用いた予備実験の結果を示した [9]。本稿ではそれを発展させて、人工画像を用いたより詳細な実験、および実画像を用いた実証実験について述べる。

2 動的輪郭モデル Snakes

Snakes は、画像のある輪郭 $v(s)$ 上で輪郭の形状および滑らかさを表す内部エネルギー $E_{int}(v(s))$ と、画像エネルギー $E_{image}(v(s))$ の線形和の積分で定義される。

$$E_{snakes} = \int E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) ds \quad (1)$$

$$E_{int}(v(s)) = (\alpha |v_s(s)|^2 + \beta |v_{ss}(s)|^2) / 2 \quad (2)$$

$$E_{image}(v(s)) = -\gamma |\nabla I(v(s))|^2 \quad (3)$$

ここで $v_s(s)$ 、 $v_{ss}(s)$ はそれぞれ輪郭 $v(s)$ の 1 次微分、2 次微分を表し、 ∇I は輝度勾配を、 α 、 β 、 γ (> 0) は各々重み係数を表す。一般に Snakes は、利用者によって与えられた初期閉曲線から E_{snakes} が最小となるように閉曲線 v を変形していくことで目的の輪郭を探索する。このように初期閉曲線から逐次的に探索を行うため、抽出結果が初期閉曲線に左右されやすい性質をもつ。また、式 (3) で表されるように、Snakes は閉曲線に沿った輝度勾配という非常に局所的な情報に依存し、複雑な画像特徴量を持つ対象画像では推定精度が低下してしまうという問題をもつ。

3 分散協調型 Snakes

分散協調型 Snakes は、各々 Snakes を実行する複数のエージェントで同時に輪郭推定を進め、その処理過程で定期的に中間的な推定輪郭を互いに交換し、授受された情報に基づいて自身の推定輪郭を修正させる。この様子

を図 1 に概念図として示す。図のように、Snakes を実行する各エージェントが探索するエネルギー関数の解空間が少しずつ異なるようエージェントを選定、もしくはエージェントに異なるデータを与える。各解空間を探索する Snakes エージェントは、互いに情報を交換することによって探索を協調的に行う。これにより、いずれかのエージェントが局所解に陥ろうとする場合に、他のエージェントがそれを局所解から引き上げることによって、最適解に到達する可能性を高め、局所解への誤収束の回避を図る。以下に詳述する。

なお、いずれのケースにおいても、各エージェントが計算するエネルギー関数は同一のものをを用い、最初に与える輪郭も同一のものをを用いるとする。

(1) E_{snakes} におけるパラメータを変えた複数の Snakes 式 (2) および (3) にあるパラメータ α 、 β 、 γ の値を変えた Snakes を 1 つの原画像に適用する。異なるパラメータを各 Snakes エージェントに与えることにより、各エージェントが探索するエネルギー関数の解空間は少しずつ変化することになる。よって、各 Snakes エージェントはそれぞれ異なる収束傾向を示すことになり、それらの相互の協調により推定精度の向上が図れる。すなわち、いずれか 1 つのエネルギー関数のみに基づく 1 つの Snakes では局所解に陥って最適解が得られないような状況にも対処できるようになる。

例えば、一般に実画像では、エネルギー関数に大きな影響を及ぼす輝度勾配がノイズなどで望ましい傾向を示さずに局所解の原因となることが多い。1 つの Snakes による輪郭推定では、それに対処するパラメータの選定が難しい。分散協調型 Snakes では、異なる γ をそれぞれに持たせることで、対処が容易になる。

(2) 関連する複数の画像に適用した複数の Snakes

Snakes のエネルギー関数の定義式から、対象領域と背景領域の輝度勾配が小さい画像では輪郭推定が困難になる。カラー画像の場合には、原画像を RGB 各色の画像に分解することで、輝度としては十分な勾配が得られなくても、各色の強度勾配からそれぞれ輪郭推定を行える

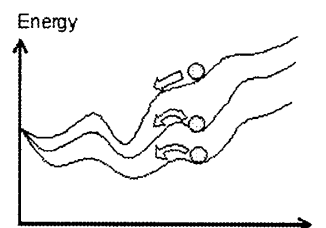


図 1: 各エージェントのエネルギー関数 (概念図)

† 埼玉大学 Saitama University

‡ 長崎大学 Nagasaki University

場合がある。

すなわち、原画像では十分な輝度勾配が得られずに輪郭の推定精度が低い場合でも、RGB分解した各画像にSnakesを適用すると、それぞれのSnakesは各画像データの違いから異なる収束傾向を示すことになり、それら相互の協調によって推定精度の向上が図れる。すなわち、単純に輝度勾配を与えた1つのSnakesでは局所解に陥り最適解が得られないような状況にも、本手法により対処できるようになる。

上記(1), (2)のいずれにも共通する抽出処理の全体的な手順を以下に示す。

```

ユーザによる初期輪郭の設定
do
  for 輪郭上の全ての制御点について
    各エージェントで新制御点の候補を選出
    情報を交換して最適値を判定
    全エージェントで新制御点を決定
  until 収束するまで

```

制御点においてSnakesは八方の内エネルギー関数の勾配が最も大きい方向に向かおうとする。このエネルギー関数の勾配が小さくなることは、極小値または最小値に近づきつつあると考えられる。しかし同じ制御点において他のエージェントが算出した勾配が大きいままであれば、最良の推定すなわち最小値ではなく、極小値であろうと推測される。よってSnakesエージェントは相互に、最大のエネルギー勾配の値を交換し、その中で最も大きい勾配を示すエージェントの向かう方向に全てのエージェントも従うことで、結果的にエージェントが極小値に陥る可能性を減らす。なお、本研究ではエージェント間の情報交換は、制御点を移動する度ごとに行う。

本研究に関連するものとして、和田らの研究[5]があげられるが、これは特徴量が一定の領域にそれぞれSnakesを適用する、すなわち複数のSnakesを複数の領域に適用し、それらを分散協調的に動作させるもので本研究と相補的な関係にある。

4 実験と評価

分散協調型Snakesの、前節で述べた2つの方式それぞれについて、有効性を検証するために実験を行った。具体的には、単一Snakesと、3つのエージェントによる分散協調型Snakesとの比較を行う。収束計算にはAmini[8]の動的計画法を用いている。いずれについても人工画像、およびデジタルカメラで撮影した実画像を用い、人工画像は100×100画素で256階調、実画像は640×480画素で256階調である。

4.1 異なるパラメータ組による分散協調

あるパラメータ組を持つSnakesを3つのエージェント(A, B, C)を用意し、それぞれ単一で動作させた推定結果と、3つを分散協調で動作させた推定結果の比較を行った。

まず人工画像として、単一のSnakesでも抽出が容易な単純形状の対象物を4ケース、凹部や尖鋭部をもつ抽出が困難な複雑形状の対象物を4ケース、計8ケース用意した。ここでは、単純形状の抽出実験の比較により本手法がSnakesの基本性質を劣化させるかを検証し、一方で複雑形状の抽出実験の比較により本手法がパラメータ選定に起因する誤収束を回避し抽出精度の向上が得られるかの検証を行った。尚、背景領域と対象領域に

表1: シミュレーション実験結果

ケース	単一 Snakes			分散協調型
	A	B	C	A+B+C
単純	1	0.00	0.00	0.00
	2	0.17	0.17	0.17
	3	0.27	0.14	0.14
	4	0.00	0.00	0.00
単純形状平均		0.09		0.08
複雑	5	11.68	7.48	12.31
	6	3.50	3.55	4.97
	7	9.49	25.75	9.30
	8	6.64	5.60	6.88
複雑形状平均		8.93		3.76
全ケース平均		4.51		1.93

において十分に輝度勾配が得られるよう色配置を行った。その結果を表1に示す。表中A, B, Cはそれぞれエージェント(A, B, C)に対応する。数値は推定精度であり、 $R_{area} = |N(Y) - N(X)| / N(X)$ で評価する。ここで、 X は正しい対象領域を、 Y は推定された領域を表し、 $N(Z)$ は領域 Z 内の画素数を表す。

表から見て取れるように、単純形状における輪郭抽出では、単一のSnakesでも十分に推定できており、分散協調型Snakesでも同程度の精度を得ている。複雑形状における輪郭推定では、単一のSnakesでは十分な精度が得られず、分散協調型Snakesで精度が向上している。

単一のSnakesにおいてはパラメータが対象物の形状と適合しない場合には、十分な輝度勾配がある人工画像においても誤収束するが、分散協調型Snakesを用いることによって、パラメータ組のもつ抽出傾向を緩和し、安定して輪郭を抽出できることが確認された。このように、単一のSnakesでは高い推定精度を得るためのパラメータ設定が難しいが、分散協調型Snakesでは複数のパラメータから十分に良好な結果を安定して得ることができる。

次に、デジタルカメラを用いて撮影した実画像における輪郭推定の結果を図2に示す。(a)は初期状態を表し、初期閉曲線を白画素で示している。下段の(c), (d), (e)はそれぞれ付記したパラメータ(α, β, γ)をもつ単一Snakesによる推定結果を表し、一方で(b)は、それぞれ(c), (d), (e)と同じパラメータをもつ3つのSnakesを分散協調させた推定結果である。このように実画像でも人工画像と同様に、安定して目的の輪郭を抽出し、単一のSnakesではパラメータの不適合により生じる誤収束を回避していることが見て取れる。さらに、本実験では各Snakesエージェントに異なる γ をそれぞれに持たせ、背景領域の輝度勾配の変化にSnakesを誤収束させることなく安定した抽出結果を得られたことが見てとれる。このように、異なるパラメータ組をもつ分散協調型Snakesでは、複雑な画像特徴量をもつ対象画像への対応が単体のSnakesに比べ容易になっている。

4.2 RGB分解画像による分散協調

原画像に直接にSnakesを適用した推定結果と、それをRGB分解した画像にそれぞれSnakesを適用して分

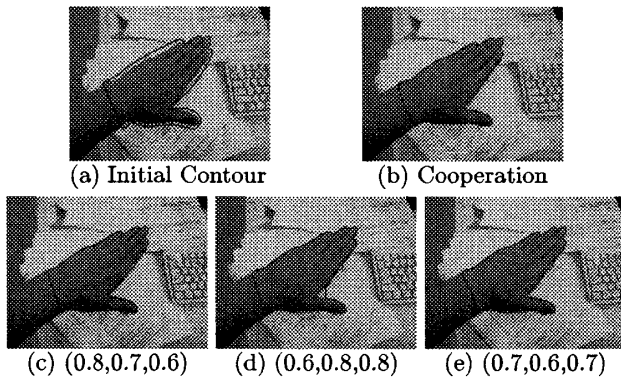


図 2: 実画像による実験結果

散協調させた推定結果の比較を行った。なお、パラメータ組は全て同一である。

まず人工画像による抽出実験では、対象領域と背景領域の輝度勾配ができるだけ小さくなるように色配置を変えた画像を3パターン用意し、輪郭推定を行った。その際使用したパラメータは、十分な輝度勾配が得られる色配置を行った場合に、その対象物に最適なパラメータを経験的に求めそれを用いた。その結果、単体のSnakesでは輝度勾配情報の不足から抽出できなかった輪郭でも分散協調型Snakesを用いることにより抽出が可能であった[9]。これによりパラメータの設定は、対象物の形状との適合を考慮することに絞られ、パラメータ設定が容易になっている。

次に、デジタルカメラを用いて撮影した実画像における輪郭抽出の結果を図3に示す。(a)に輝度をグラデーションで表すように、この画像は輝度勾配の乏しい輪郭部分を含む。(b)に示す初期閉曲線から単一のSnakesで輪郭推定を行った結果を(c)に、RGB分解画像から3つのSnakesの分散協調で輪郭推定を行った結果を(d)にそれぞれ示す。なお、(d)のパラメータ組は(c)と同一である。このように、輝度勾配としては十分な勾配が得られなかった原画像をRGB分解した各画像にそれぞれSnakesを適用して分散協調させることで、各エージェントは画像特徴量の変化を検知し、具体的には人形の背と頭の部分の抽出に成功し、推定精度の向上が得られている。

5 おわりに

本論文では、実験を通して分散協調型Snakesの評価を行った。従来のSnakesでは目的の輪郭に適したパラメータの選定が難しかったが、異なるパラメータ組をもつSnakesエージェントによって分散協調を行わせることによって、各パラメータ組のもつ抽出傾向を緩和し、その収束結果に安定性が増すことを人工画像と実画像による抽出実験によって示した。また、望ましい輝度勾配が得られない場合についても、異なる画像データを与えたSnakesエージェントによる分散協調によって抽出が可能になることを実験によって示した。つまり本提案手法は局所的な輝度勾配への依存性やパラメータの不適合による誤収束といったSnakesの脆弱性を改善するSnakesであると言える。しかし、Snakesの初期閉曲線への依存性の解決には至らず、オリジナルのSnakesと同様に初

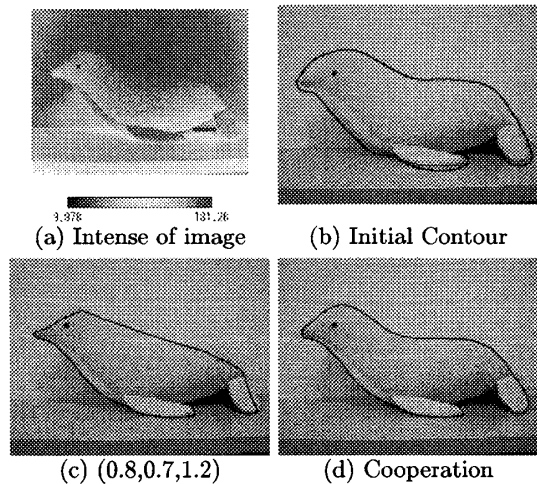


図 3: 実画像による実験結果

期閉曲線によって抽出精度が低下する場合があります、今後の課題として挙げる。

参考文献

- [1] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour model", *Int. J. Computer Vision*, vol.1, No.4, pp.321-331, 1988
- [2] 天野 晃, 坂口 嘉之, 美濃 導彦, 池田 克夫, "サンプル輪郭モデルを利用したSnakes", *電子情報通信学会論文誌 (D-II)*, vol.J76-D-II, No.6, pp.1168-1176, June 1993
- [3] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper and J. Graham, "Active shape model - Their training and application", *Computer Vision and Image Understanding*, vol.61, No.1, pp.38-59, 1995
- [4] 柴藤 念, 白井 良明, 浅田 稔, "クラスタリングから得られる領域の記述に基づく動的な領域抽出", *電子情報通信学会論文誌 (D-II)*, vol.J75-D-II, No.7, pp.1111-1119, July 1992
- [5] 和田 俊和, 野村 圭弘, 松山 隆司, "分散協調処理による画像の領域分割法", *情報処理学会論文誌*, vol.36, No.4, pp.879-891, April 1995
- [6] 松澤 悠樹, 阿部 亨, "複数の動的輪郭モデルの競合による領域抽出", *電子情報通信学会論文誌 (DII)*, vol.J83-D-II, No.4, pp.1100-1109, April 2000
- [7] 吉田 紀彦, *やわらかい情報処理 - 生物に学ぶ最適化法 -*, サイエンス社, 2003
- [8] A. Amini, A. Tehrani and T.E. Weymouth, "Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints", *Proc. of Int. Conf on Computer vision*, pp.95-99, 1988
- [9] 松本 倫子, 吉田 紀彦, 檜崎 修二, "動的輪郭モデルSnakesの分散協調による高精度化", FIT2004 第3回情報科学技術フォーラム, 2004