

動的輪郭モデル Snakes の分散協調による高精度化
Improvement of Active Contour Model with Decentralized Cooperative Processing

松本 倫子† 吉田 紀彦† 榎崎 修二‡
Noriko Matsumoto Norihiko Yoshida Shuji Narazaki

1. まえがき

画像中から興味ある物体の領域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、未解決な課題である。Kass らによって提案された動的輪郭モデル (Active Contour Model) Snakes[1]は、代表的な領域抽出手法の一つである。この手法は、閉領域を安定して抽出でき、対象物の特徴を抽出処理に埋め込むことができる点で優れ、盛んに研究が行われている。その原理は、画像中の物体の輪郭に最も近い形状の輪郭線を求めるといった問題をエネルギー最小化問題で解こうとするものである。そのエネルギーは画像の濃度に関するエネルギーと対象の形状に関するエネルギーからなり、この二つのエネルギーのバランスを決定するパラメータによって様々な形状を抽出できる。

しかし反面、目的の輪郭に適したパラメータの決定が難しいといった問題点もある。この問題を解決するために、またノイズがある画像の場合にも対応するために、対象輪郭の事前知識を導入する手法としてサンプル輪郭を用いる手法や[2]、統計的モデルとして求めたものを利用する手法[3]などが提案されている。これらの手法は対象物の形状や画像が、事前知識から得られたモデルからほとんど変化しない場合には有効であるが、抽出対象に制限が強いという欠点がある。

また、Snakes は対象領域内外の各々において特徴量が均一で鮮明なエッジが得られる場合は良好な輪郭抽出を実現するが、対象や背景の特徴量が複雑な分布である場合には、その抽出結果は局所解に陥り精度が低下する。この問題を解決するために、あらかじめ対象画像を特徴量が均一になる小領域に分割しておき画像全体で単一の Snakes を適用する手法[4]や、特徴量が一定の領域にそれぞれ Snakes を配置させ、複数の Snakes 一つ一つをエージェントとして分散協調処理させることによって境界決定を行う手法[5]、また、対象領域の内外に複数の Snakes を適用する手法[6]や、複数の Snakes を競合させることで対象物を複数の輪郭の集合として抽出する手法[7]などが提案されている。しかし、これらの手法では、導入しえる対象物の大まかな境界という情報を有効に利用できず、複数の初期輪郭線を適切な位置に配置するのは大変な労力を要するといった欠点がある。

一般的に局所解への誤収束を避ける手法の一つとして多点探索[8]がある。これは単体でも探索可能な複数のエージェントで解の可能性を探索し、最終的にシステム全体で最適解を求める手法である。特に分散協調探索は、複数のエージェントが並列に探索を進める際、中間推定結果や中間仮説を適宜交換し、各エージェントは授受される情報に基づき自らの探索経過を修正することで、全体としてより高

度な探索能力を実現しようとするものである。これらの背景を踏まえて、本研究では、分散人工知能の分野で成果をあげているこの分散協調探索を取り入れることにより、Snakes による領域抽出の高精度化を図る。

2. Snakes

Snakes は、画像のある輪郭 $v(s)$ 上で輪郭の形状と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エネルギー関数の最小化問題として以下のように定式化される。

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

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

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

ここで $v_s(s)$ 、 $v_{ss}(s)$ は各々輪郭 $v(s)$ の 1 次微分、2 次微分を、 ∇I は輝度勾配を、 α, β, γ はそれぞれ重み係数を表す。

初期閉曲線から E_{snakes} が最小となるように輪郭 v を変形していくことでエネルギーを最小とする輪郭を探索する。一般的に Snakes は、このように初期閉曲線から逐次的に探索を行うために初期値に結果が左右されやすい。また式(3)で表されるように閉曲線に沿う輝度勾配に依存する。よって Snakes は非常に局所的な情報に依存するため、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った問題点をもつ。

3. 分散協調を取り入れた Snakes

Snakes の輪郭推定では、ある一つの原画像に対して、一組のパラメータと一つの初期輪郭で輪郭推定を行っている。従って、Snakes 単体では対象画像中のノイズやテクスチャ、対象物の形状とパラメータの不適合によって、局所解に陥り誤収束してしまうという欠点がある。この問題に対して、提案する分散協調型の Snakes では、複数の Snakes を同時に輪郭推定させ、その途中経過を相互に交換し、授受された情報に基づき各 Snakes エージェントの中間推定輪郭を修正していく。これにより、Snakes の誤収束を回避することが期待できる。

以下に分散協調を取り入れる際の決定事項を列挙する。

(1) Snakes エージェント

単体でも十分に輪郭推定が可能であるような Snakes であれば、抽出対象の画像や形状に合わせて適した Snakes をエージェントとすることができる。本手法は、様々な提案された Snakes の従来手法をエージェントの一つとすることも可能という意味で、従来手法と排他的立場に立つものではない。Snakes エージェントとは、単体でも十分問題解決可能であるという条件を満たしていればよい。

† 埼玉大学 Saitama University

‡ 長崎大学 Nagasaki University

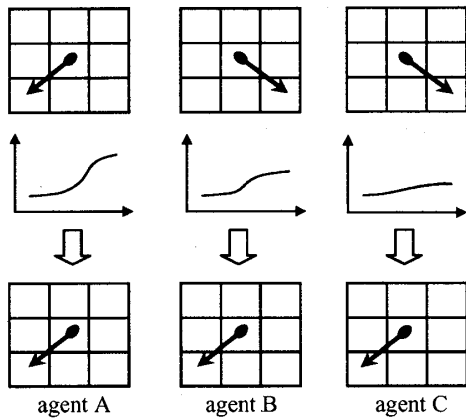


図1 新制御点の決定

(上: 新制御点候補, 中: エネルギー勾配, 下: 新制御点)

(2) 情報の授受

エージェントが選定されれば、授受されるべき情報が一意に決まるというものではない。しかしながら、どのような情報を授受するかは、複数の Snakes エージェントより最適とされるエージェントの選定基準となるので、非常に重要である。

(3) 情報授受のタイミング

どのエージェントが最適解に近いかを推定し Snakes の探索経過全体を修正するタイミングとなるため、(1)(2)で選定されたエージェントや授受される情報にも依存する。

4. 提案手法

本章では、具体的な分散協調手法について述べる。Snakes の分散協調では、エージェントの与え方は以下に示す四つに大別することができる。と考える。

- E_{snakes} におけるパラメータを変えた複数の Snakes
- 関連する複数の画像に適用した複数の Snakes
- 異なる初期輪郭をもつ複数の Snakes
- 異なるエネルギー関数をもつ複数の Snakes

さらにここに挙げた四つの区分を越えてエージェントを選定することも可能であるが、下段に示したもののほど、授受されるべき情報選定の難度が上がる。本論文では上段の二つの具体例として、 E_{snakes} における重み付けパラメータを変えた Snakes による分散協調、原画像を RGB 分解した画像データによる分散協調を示す。ここで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とし、初期に与える輪郭も同一のものを用いるとする。その場合、抽出処理全体の手順は以下ようになる。

ユーザによる初期輪郭の設定

Do

for each point on contour

各エージェントで新制御点候補を選出

最適エージェントを判定

新制御点を全エージェントにおいて統一

Until 収束するまで

ここで授受される情報は、各エージェントで算出されるエネルギー値が大きく異なるため、エネルギー勾配とする。さらに制御点の位置が大きく変化してからではエネルギー勾配からどのエージェントが正解に近いのかを判定することが困難になるので、情報授受のタイミングは、各制御点において新制御点候補を選出するたびとする。このとき、どのエージェントが正解に近いかの判定基準は、そのエネルギー勾配が最大であるものとし、そのエージェントが選出した新制御点候補を全てのエージェントに適用することとした(図1)。

5. 実験

分散協調の Snakes への導入の有効性を検証するため、本章で挙げた具体例を用いて実験を行う。ここでは複数のパラメータ組と一つの初期輪郭による輪郭推定、原画像を RGB 分解した複数の画像データに対して一つの初期輪郭による輪郭推定の 2 実験について述べる。4 章で述べたように、情報の授受は各制御点の新制御点候補を決定するたびにエネルギー勾配を交換し、それらの中からエネルギー勾配が最大となるように新制御点を決定、全 Snakes エージェントに反映させることによって、その有効性を検証する。なお、収束計算は Amini[9]の方法による動的計画法を用いた。実験に用いた画像は 100×100 画素で、それぞれ 1 画素当り 256 階調の濃淡画像を実験画像とした。初期輪郭線は、図 1(a)の図中に黒線で示されるものとし、エネルギー関数の各項に対する係数は経験的に決定した。抽出精度は $R_{area} = N(A \cap B) / N(A \cup B)$ で評価する。ここで A は対象領域(正解)を、 B は抽出された領域を表し、 $N(Z)$ で領域 Z 内の画素数を表す。

5.1 複数のパラメータ組による分散協調

異なるパラメータをもつ Snakes による分散協調の有効性を検証する実験を行った。この実験で用いる画像は背景領域と対象領域において十分に輝度勾配の得られるものとし、抽出対象が複雑な形状である画像とする。

図 2 下段は、単体 Snakes の各パラメータにおける抽出結果を示す。それぞれ抽出結果の下の数値は、 (α, β, γ) を表す。同図(b)は、下段(c)(d)(e)のパラメータそれぞれをもつ Snakes エージェントを分散協調させた収束結果を示し、表 1 にこれらの抽出精度を示す。表 1 より、抽出精度の向上が見られる。これは、分散協調を行うことで各パラメータ組がもつ抽出形状の傾向による誤収束を回避したためと考えられる。

5.2 RGB 分解画像による分散協調

原画像を RGB 画像に分解し、画像データの異なる各 Snakes による分散協調の有効性を検証する実験を行った。この実験で用いる画像は、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色を配置した(表 2)。各パラメータは十分に輝度勾配が得られる場合に抽出対象の形状において経験的に求めたパラメータを用いた。

図 3(a)は単体の Snakes の収束結果を、(b)は分散協調させた収束結果である。図のように、単体の Snakes では抽出できなかった輪郭でも、抽出が可能であった。これは、エネルギー関数が輝度勾配に依存してしまう脆弱性を、RGB 三原色分解画像がもつ画像特徴量の勾配で補い反映された

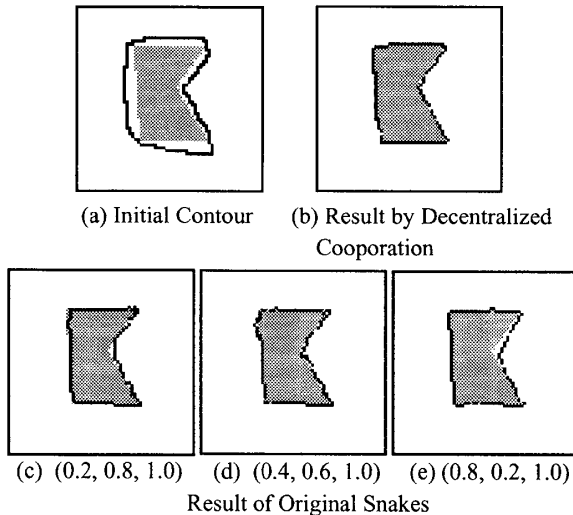


図2 複数のパラメータ組の分散協調抽出結果

表1 抽出精度

	α	β	γ	R_{area} (%)
単体 Snakes	0.2	0.8	1.0	89.03
	0.4	0.6	1.0	93.04
	0.8	0.6	1.0	89.04
分散協調				97.98

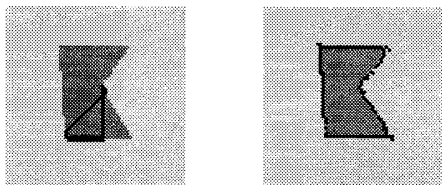


図3 RGB分解画像における分散協調抽出結果

表2 実験画像の画像特徴量

	I(輝度値)	R	G	B
背景領域	164.93	51	255	0
対象領域	164.63	153	153	255

ためと考えられる。

6. まとめ

本論文では, Snakes への分散協調の導入を提案した. この分散協調型の Snakes は, 局所的な輝度勾配やパラメータの不適合によって局所解へ陥り誤収束してしまう状況を回避する Snakes である. また, シミュレーション画像を用いた領域抽出実験を行い, 抽出精度や安定性が向上されることを示した. 現在は実画像による検証を進めている.

今後の課題として, 本研究は Snakes への新たなアプローチとして分散協調の導入を提案するものであるが, 本論文ではその可能性の検証にとどまっている. また, 授受される情報として本論文ではエネルギー勾配としたが, 閉曲線内の画像特徴量とすることも考えられる. したがって, 実

画像での実験, さらに実画像でさらに精度の良い領域抽出を実現するため, 分散協調化, 及び中間推定結果としてどのような情報を交換するのが良いかなど, 具体的な分散協調方式について検討を行う予定である.

文献

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes : Active contour models", 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", 信学論(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] S. Zhu, A. Yuille, "Region competition:Unifying snakes, region growing, and bayes/MDL for multiband image segmentation", IEEE Trans, Pattern Anal. & Mach. Intel., vol.18, No.9, pp.884-900, 1996
- [7] 松澤 悠樹, 阿部 亨, "複数の動的輪郭モデルの競合に寄る領域抽出", 電子情報通信学会論文誌(D-II), vol.J83-D-II, No.4, pp.1100-1109, April 2000
- [8] 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
- [9] A. Amini, A. Tehrani, and T.E. Weymouth, "Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constrains", Proc. of Int. Conf on Computer vision, pp.95-99, 1988
- [10] 松本, 分散協調型の動的輪郭モデルによる輪郭形状推定, 長崎大学大学院修士論文, 2004