

1. はじめに

線虫 (*C. elegans*) はヒトと同じように生殖系, 神経系, 筋肉系, 消化系等の多様な組織を持っている. そのため生物個体レベルの現象を分子細胞レベルで解析することができるモデル生物とされており, バイオセンサの研究において顕微鏡下の線虫観測が行われている. 線虫は無色透明のため照明光を照射して得られる陰影から観測することができる. しかし, 陰影のみから線虫を観測するには多大な労力を必要とするという問題がある. そこで, 本研究では顕微鏡画像を用いた線虫の自動検出を目的とする.

2. 効率的な線虫検出

顕微鏡画像上の線虫は, 図 1(a) のように線虫の輪郭にある陰影から構成されていることが分かる. 輪郭から領域を推定する手法としてレベルセット法が用いられているが, 処理コストが高いという問題がある. そこで, 本研究では, 入力画像から物体の大まかな領域を推定する Saliency Detection を用いて, あらかじめ線虫を検出する領域を制限することで, 検出精度の向上と処理時間の短縮を実現する. 図 1 に提案手法の流れを示す. 提案手法は, 入力画像 (図 1(a)) から Saliency Detection により線虫領域を大まかに推定する (図 1(b)). 次に, レベルセット法による線虫の輪郭に沿った領域の推定 (図 1(c)) を行う. 推定された線虫領域に対しラベリング (図 1(d)) して, 線虫のセグメンテーションを行う.

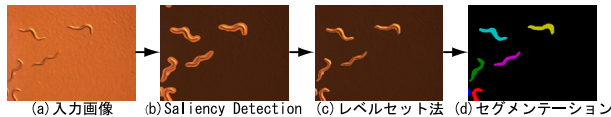


図 1: 手法の流れ

2.1 Saliency Detection

Saliency Detection[1] を用いて, 画像全体から線虫領域のみを推定する. 画像の周波数成分 f を用いて, 物体の存在確率を表わす Saliency Map($S(x)$) を作成する. Saliency Map は次式により求められる.

$$S(x) = g(x) * F^{-1} [\exp(\mathcal{R}(f) + \mathcal{P}(f))]^2 \quad (1)$$

$$\mathcal{R}(f) = \mathcal{L}(f) - h_n(f) * \mathcal{L}(f) \quad (2)$$

$g(x)$ はガウシアンフィルタ, F^{-1} は逆フーリエ変換, $\mathcal{R}(f)$ はスペクトルの剰余, $\mathcal{P}(f)$ は入力画像にフーリエ変換を行うことで得られる位相スペクトル, $\mathcal{L}(f)$ は対数スペクトル, $h_n(f)$ は平滑化フィルタを示す. 算出された Saliency Map に対し, しきい値処理を行うことにより, 物体領域と背景領域を推定する.

2.2 レベルセット法

輝度勾配により物体領域を推定するレベルセット法 [2] を用いて線虫領域を推定する. レベルセット法では図 2 に示すように 2 次元の対象空間に対して, 1 つ次元の高い 3 次元の空間を仮定する. 境界線 C で囲まれた Ω (図 2(a)) は, 3 次元空間で定義された補助関数 ϕ の zero level set $\phi = 0$ の断面領域と考える (図 2(c)). 時間経過にともない補助関数 ϕ を正方向へ移動させることで (図 2(d)), 断面領域が収束し複数の閉領域の境界線 C を表わす (図 2(b)). 以上の処理により, 複数の線虫の領域を推定する.

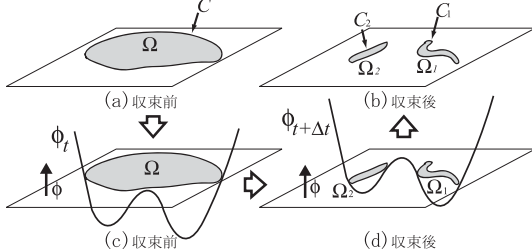


図 2: レベルセット法 の概念

3. 評価実験

提案手法の有効性を示すために評価実験を行う. 提案手法とレベルセット法のみを用いた手法において, 10 シーケンス, 各 30 フレーム (719 頭) に対して検出率, 検出時間の比較を行う. 検出成功は線虫の輪郭に沿って領域が推定された場合とし, 誤検出は線虫の存在しない領域が線虫として推定された状態, 未検出は線虫の輪郭に収束しなかった状態と, 線虫のいる領域が検出されなかった状態とする.

3.1 検出率の評価

線虫の検出率を表 1 に示し, 図 3 に検出の成功例を示す. 提案手法はレベルセット法に比べ 61.9% と高い検出率が得られた. 提案手法では, あらかじめ Saliency Detection により大まかな領域を推定することで, 背景の中でも線虫の存在する部分によく似た輝度の領域を回避することができるため, その後のレベルセット法により物体領域の境界線が収束し高い検出率が得られたといえる.

表 1: 線虫の検出率 [%]

	検出	誤検出	未検出
レベルセット法	24.9	125.5	75.1
提案手法	86.8	0.3	13.2



図 3: 検出の成功例

図 4 に誤検出と未検出の例を示す. 図 4(a) は画像上部に誤検出が発生している. この誤検出は, Saliency Detection による推定領域では, 隣接する線虫の領域とされたが, レベルセット法を適用すると次第に線虫の領域から切り離され, 誤検出となった. 図 4(a) の未検出は, Saliency Detection の段階で線虫の大まかな領域が推定できなかったため, 未検出となった. 図 4(b) の未検出は, 線虫とその周辺領域の輝度勾配が似ており, 線虫の形状に収束しないことが原因である.



図 4: 誤検出と未検出の例

3.2 処理時間の評価

線虫領域の境界線が収束するまでの時間を計測した結果を表 2 に示す. 表 2 より提案手法はレベルセット法のみとの結果に対し, 約 81% の処理時間を削減することができた.

表 2: 検出時間 [s]

	提案手法	レベルセット法
Saliency Detection	0.3	-
レベルセット法	41.5	219.2
合計	41.8	219.2

4. おわりに

本研究では, Saliency Detection 結果を用いたレベルセット法による効率的な線虫の検出方法を提案した. 提案手法は, レベルセット法と比べ高速化と検出率の向上を実現した. 今後は, 検出した線虫のトラッキングを用いた検出精度の向上について検討する予定である.

参考文献

- [1] X. Hou and L. Zhang: "Saliency Detection: A Spectral Residual Approach", CVPR, pp.1-8 (2007).
- [2] S. Osher and J. A. Sethian: "Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithm based on Hamilton-Jacobi formation", Journal of Computational Physics, 79, pp. 12-49 (1988).