

電子顕微鏡画像を対象とした Level Set Method におけるパラメータの自動算出

真鍋 秀章 西尾 孝治 小堀 研一
大阪工業大学

1 はじめに

近年、計算機の精度が向上し、画像処理技術が各分野で広く扱われている。また、電子顕微鏡技術の発展に伴い、微細な細胞組織が撮影できるようになっている。そこで、トモグラフィ処理による3次元再構成の結果から撮影組織の3次元可視化を行う手法が注目されている。電子顕微鏡断層像の3次元可視化の手法には、動的輪郭モデルの1つであるLevel Set Methodを用いる手法がある[1]。しかし、Level Set Methodでは、抽出する細胞に応じて適切なパラメータを用いる必要がある。パラメータの設定にはLevel Set Methodの原理を理解し、経験に基づいてパラメータを決定する必要がある。X線CTやMRIの画像から、学習モデルを用いて細胞の輪郭を抽出する手法があげられるが、X線CTやMRIの画像に特化しており、撮影時に固有のノイズをもつ電子顕微鏡断層像に適した手法ではない。

そこで本研究では、電子顕微鏡断層像を可視化する際に用いるLevel Set Methodを行うための適切なパラメータを自動算出する。パラメータの算出には学習モデルを用いる。まず、電子顕微鏡断層像から細胞の特徴を数値化したものを細胞情報として算出し、Level Set Methodを行うための適切なパラメータと組にして学習させる。そして学習モデルに対して、可視化を行う細胞画像が入力された場合、入力画像から細胞情報を算出し、算出した値から学習モデルを用いてLevel Set Methodを行うための適切なパラメータを算出する。

2 提案手法

電子顕微鏡断層像のスライス画像を図1に示す。提案手法では、画像からLevel Set Methodを用いて細胞輪郭を抽出するのに適切なパラメータを算出する。同図に示す画像から、抽出を行いたい細胞を1箇所だけ手動で輪郭をなぞる。なぞった輪郭に対しパラメータ算出を行うと、なぞった細胞と類似した全ての細胞に適したLevel Set Methodパラメータを与えることで輪郭抽出を容易にする。



図1 電子顕微鏡断層像

2.1 概要

提案手法の処理手順を図2に示すように、学習処理とパラメータ算出に分けられる。学習処理では、電子顕微鏡断層像を入力画像とし、輪郭抽出する細胞のエッジ付近の濃淡や細胞に対しテクスチャ解析を行った結果を細胞情報として算出する。算出した細胞情報とLevel Set Methodに必要なパラメータを組にしてニューラルネットワークに学習を行う。

パラメータ算出では、パラメータを求める細胞輪郭を手動でなぞったものを入力画像とする。まず、入力画像に対し、細胞領域の抽出を行う。次に、細胞領域から細胞情報を求める。そして、求めた細胞情報から学習処理結果を用いてパラメータ算出することで、Level Set Methodに必要なパラメータを自動算出する。

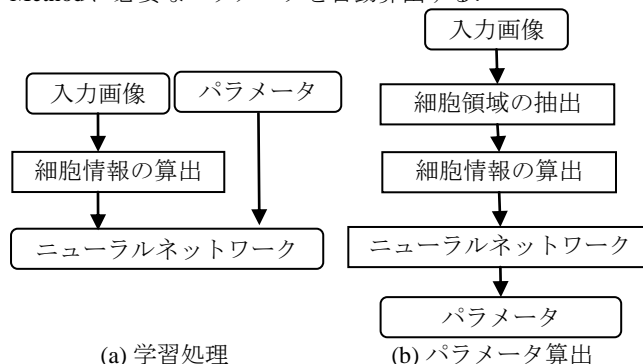


図2 処理手順

2.2 細胞情報の算出

抽出する細胞輪郭の濃淡を求めたエッジ強度と画像のテクスチャ特徴を求めるテクスチャ解析を行い、算出した値を細胞情報として算出する。

2.2.1 エッジ強度

細胞輪郭の濃淡の強さを求める為にエッジ検出を行う。画像上の座標 (u, v) に対して、を用いて微分を行い、ベクトル $(\Delta u, \Delta v)$ として算出する。算出したベクトル値からエッジ強度を算出する。

2.2.2 テクスチャ解析

テクスチャ解析では、電子顕微鏡断層像の特定の細胞を求める為、局所的性質を調べるのに適している同時生起行列を用いる。同時生起行列は2つの画素対の出現頻度の関係を確率で表したものである。

図3に示すように、画像の濃淡 i の点から角度 θ の方向に r だけ離れる一定の変位 $\delta = (r, \theta)$ だけ離れた点の濃淡が j である確率 $P_{\delta}(i, j)$, $(i, j = 0, 1, \dots, n-1)$ を要素とする同時生起行列を求める。

”The Automated Parameter Setting for Level Set Method Intended for Electron Tomogram”
Hideaki Manabe, Koji Nishio and Ken-ichi Kobori
Osaka Institute of Technology

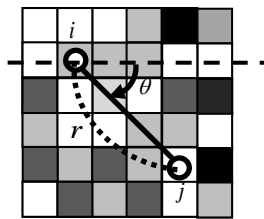


図3 $\delta = (r, \theta)$ の関係

テクスチャ解析では以下のテクスチャ特徴を求める。

(i) エネルギー(以下 ENR)

ENR では、画像の一様性を求める。ENR では、特定の画素値の対の出現頻度が高い場合 ENR の値が大きくなる。そのため、ENR の値が大きい場合、画像の一様性が大きいと判断できる。

(ii) コントラスト(以下 CON)

CON では、画像のコントラストを求める。CON では、画素値の対の差を 2 乗した値と同時生起行列の積を求めるため、濃度差が高い画素対が多いほど値が大きくなる。

(iii) 相関(以下 COR)

COR では、相関を求める。COR では、値が-1 から 1 をとり、値が-1 に近いほど、または 1 に近づくほど COR が高くなり画像の特徴が類似していることを示す。

(iv) エントロピー(以下 EPY)

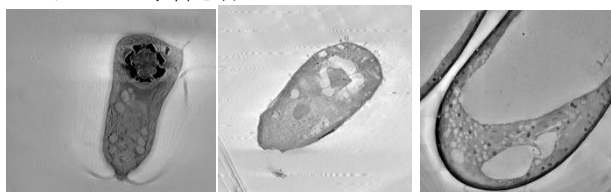
EPY では、画像が持つ情報量を求める。EPY では、同時生起行列が均等に割り当てられているほど高い値を示す。そのため、画像中のテクスチャ特徴のでたらめさの尺度となる。

2.3 ニューラルネットワーク

提案手法では、学習モデルとして階層型ニューラルネットワークを用いる[2]。入力層に、エッジ強度とテクスチャ解析結果の細胞情報を用いる。教師データには、細胞情報算出に用いた細胞の、Level Set Method を行うための適切なパラメータを用いる。中間層は 1 層とし学習させる。学習結果に対して、パラメータ算出を行う場合は、入力に細胞情報を入力する。入力した値に対し、Level Set Method を行うためのパラメータが算出される。

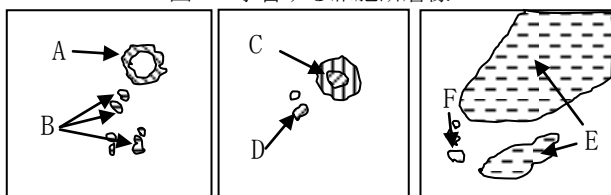
3 実験

提案手法の有効性を検証するために実験を行った。まず、図4に示す細胞に対し、Level Set Method を行うためのパラメータ学習を行った。



(a) 緑藻断層像 A (b) 緑藻断層像 B (c) アブラナ断層像

図4 学習する細胞断層像



(a) 緑藻断層像 A (b) 緑藻断層像 B (c) アブラナ断層像

図5 細胞断層像の学習箇所

パラメータ学習には、図4に示す細胞を用い、図5に示す A~F を学習させた。表1に、学習するパラメータと学習結果を用いて細胞 A に対して算出させたパラメータの結果を表1に示す。同表より、誤差が 2.2%以下になっていることが分かる。

表1 学習に用いたパラメータと算出結果

	A	B	C	D	E	F	算出結果	誤差(%)
パラメータ	0.07	0.07	0.08	0.08	0.08	0.08	0.07	0.00
	5.00	7.00	5.00	5.00	5.00	3.00	4.89	2.20
	-2.00	-1.50	1.00	-1.56	-3.07	-1.64	-1.98	1.00

次に算出したパラメータを用いて細胞の可視化を行った。結果を図5に示す。また論文[1]の可視化結果を図6に示す。可視化を行った細胞のボクセルに対して評価を行った。評価方法は論文[1]の誤差検出を使用した。これは可視化された形状を構成するボクセルに注目し、一致していない箇所を誤差とし算出している。誤差は 0.0021 となり、数値が 0 になるほど一致度が高いことから輪郭抽出が正しく行われていることがわかる。

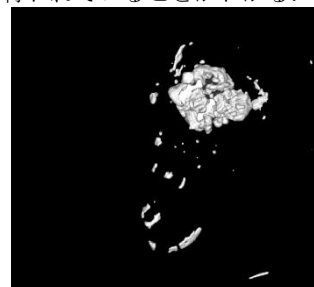


図5 3次元可視化結果

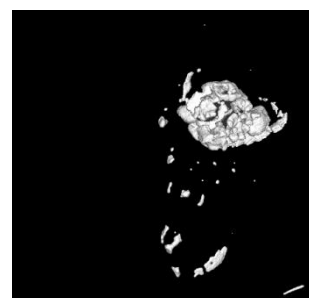


図6 論文[1]の結果

4 おわりに

本研究では、電子顕微鏡断層像の 3 次元可視化の際に Level Set Method に用いる適切なパラメータを算出する手法を提案した。提案手法では、エッジ強度とテクスチャ解析の結果を細胞情報としニューラルネットワークを用いて学習を行い、学習した結果から Level Set Method に用いる適切なパラメータを算出した。また実験を行うことでパラメータを算出し、輪郭抽出を行い 3 次元可視化ができることを確認した。

<参考文献>

[1]山下主税, 西尾孝治, 小堀研一, ”電子顕微鏡断層像の3次元可視化”, 画像処理学会(2010)
 [2] Shimon Haykin, ”Neural Networks: A Comprehensive Foundation”, (1994)