

## 超音波画像中の胎児の組織抽出のための SuperVoxel に基づく

セグメンテーション法の検討  
Study of Ultrasound Image Segmentation  
Based on SuperVoxel for Extracting Fetal Tissues

王 元晨<sup>†</sup>      立松 直倫<sup>†</sup>      大谷 淳<sup>‡,†</sup>  
 徐 榮<sup>††</sup>      石川 牧子<sup>‡</sup>      岩田 浩康<sup>‡</sup>  
 Yuanchen Wang<sup>†</sup>      Naotomo Tatematsu<sup>†</sup>      Jun Ohya<sup>‡,†</sup>  
 Rong Xu<sup>††</sup>      Makiko Ishikawa<sup>‡</sup>      Hiroyasu Iwata<sup>‡</sup>

## あらまし

本稿では、胎児の組織に対応する領域を得るためのセグメンテーション法を検討する。画素の濃淡値と三次元座標が類似した類似画素をグループ化してスーパーボクセルを生成した上で、それをノードとしたグラフを構築し、胎児の頭部あたりの羊水領域を補正してセグメンテーションを行う。ファントムを用いて撮像した超音波画像に提案手法を施し、セグメンテーションが良好に行える見通しを得た。

## 1. はじめに

妊婦は定期的に医師による検診を受け、胎児の成育状況をチェックする必要がある。しかし、現在、医師や看護師の不足が特に地方では深刻化している。そこで、妊婦が病院に行くことなく、検診を受けられる自動的なシステムの実現が望まれている。即ち、妊婦の超音波画像から胎児の組織を抽出し、成育状況を知るためのパラメータを得る必要がある。本稿ではこのようなシステムの実現に資する技術として、妊婦の超音波画像を自動的に分割し、胎児の組織に対応する範囲を抽出する方法を提案し、検討を加える。

Boykov らにより提案されたグラフカットを用いる方法 [1][2]では、エネルギー関数を自由に定義でき、複数ラベルのグラフカットに拡張 [3]することが可能である。この方法において、画素レベルのグラフカットは、ノイズの影響を受けやすいという問題に対応するために、グラフカットの適用対象を、画素をグループ化したクラスタとしている。一方、近年利用されているクラスタリング手法として、Achanta らにより提案された Simple Linear Iterative Clustering (以下、SLIC [4]) という画素をグループ化する手法がある。輪郭に強く、効率よく高速的に生成でき、扱いやすいといったメリットがある。

本稿では、画素の濃淡値と三次元座標が類似した画素をグループ化するスーパーボクセルを用いて、複数ラベルのグラフカットを適用することでセグメンテーションを行い、さらに胎児が母体と接続するフレームの羊水領域を補正して胎児の領域を抽出する。

## 2. アプローチの概要

図1に示すように、本提案手法は4ステップから構成される。

- (1) 超音波の元画像に対して、処理対象範囲を指定する。

さらにエッジ情報を保ちながらノイズを除去できるバイラテラルフィルタを適用する。

- (2) SLICを利用して、画像中の濃淡値と三次元座標が類似した画素をクラスタリングしたスーパーボクセルを生成する。
- (3) スーパーボクセルをノードとして、羊水、筋肉、骨の各ラベルに対応したデータ項および平滑化項を計算してグラフを生成し、切断することによりセグメンテーションを行う。
- (4) (3)の結果から胎児と母体が接続する場合に対し、羊水の領域の補正処理を行い、胎児と母体を分離する。



図1 アプローチの概要

## 3. スーパーボクセルの生成

超音波画像に対して前処理を行ったうえで、SLICを用いて、濃淡値と三次元座標に基づく4次元のデータが類似した画素をグループ化して、スーパーボクセルを生成する。

## 4. グラフの生成と切断

前節で生成したスーパーボクセルをノードとし、それぞれ隣接するスーパーボクセルの関係をリンクとしてグラフを生成して切断する。一般的には、グラフカットのエネルギーは式(1)より定義される。

$$E(X) = \sum_{v \in V} \overbrace{g_v(X_v)}^{\text{データ項}} + \sum_{(u,v) \in E} \overbrace{h_{uv}(X_u, X_v)}^{\text{平滑化項}} + \sum_{l \in L} \overbrace{i_l d_l(f)}^{\text{ラベル項}} \quad (1)$$

本稿ではデータ項と平滑化項のみを利用し、ラベル項は利用しない。

## 4.1 データ項

データ項は、羊水、筋肉、骨のガウス分布を前提に計算した確率に基づきエネルギーの量を決定する。事前に抽出した34枚の画像に対し、羊水、筋肉、骨のラベル付けを手動で行う。スーパーボクセルの平均濃淡値を  $I$  とし、ラベル毎に画素の濃淡値の平均と分散を計算して得られた羊水、筋肉、骨の部分のガウス分布を各々 WatersGM( $I$ ), FleshGM( $I$ ), BoneGM( $I$ ) とする。スーパーボクセルのデータ項は羊水のラベル、筋肉、骨のラベルは各々式(2), 式(3), 式(4)により与えられる。

$$g_v(X_v)_{\text{Waters}} = -(\log(1 - \text{FleshGM}(I)) + \log(1 - \text{BoneGM}(I))) \quad (2)$$

$$g_v(X_v)_{\text{Flesh}} = -(\log(1 - \text{BoneGM}(I)) + \log(1 - \text{WatersGM}(I))) \quad (3)$$

<sup>†</sup>早稲田大学国際情報通信研究科, GITS

<sup>††</sup>早稲田大学国際情報通信研究センター, GITI

<sup>‡</sup>早稲田大学創造理工学部総合機械工学科, MME

$$g_v(X_v)_{Bone} = -(\log(1 - \text{FleshGM}(I)) + \log(1 - \text{WatersGM}(I))) \quad (4)$$

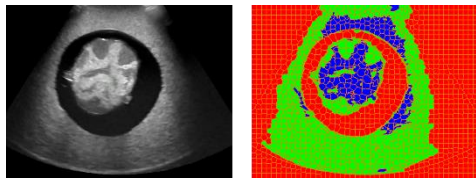
## 4.2 平滑化項

平滑化項は、隣接する二つのスーパーボクセルの関係を基に定義する。式(5)より計算したスーパーボクセル  $u$  と  $v$  の平均濃淡値  $I_u$  と  $I_v$  の差の絶対値  $dist$  を式(6)に代入してエネルギーを計算する。ただし、 $F$  と  $S$  は定数である。二つのスーパーボクセルの平均濃淡値の差の絶対値が事前に設定した閾値より小さい場合には、切断されないように、エネルギー  $EN$  を設定する。

$$dist = |I_u - I_v| \quad (5)$$

$$h_{uv}(X_u, X_v) = \begin{cases} F * EN, & dist < threshold \\ F * e^{-(dist * S)}, & dist \geq threshold \end{cases} \quad (6)$$

グラフを切断してセグメンテーションを行った結果例を図2に示す。羊水は赤、筋肉は緑、骨は青で表示している。



(a) 超音波画像 (b) セグメンテーション結果  
図2 セグメンテーションの結果例

## 5. 胎児と母体が接続する場合の補正処理

胎児の位置や姿勢により、頭部の一部が母体と接する場合がある。このような場合、胎児と母体が接続したセグメンテーション結果が得られ、胎児の組織が実態に合った形で抽出できないという問題を生じる。この問題に対処するために、胎児と母体の間に存在する羊水の領域に対する補正を行う。即ち、羊水領域を拡張し、胎児と母体の境界をなすようにする。

補正処理では、胎児と母体が接続する補正対象フレームの直前のフレームの羊水領域の骨格を抽出し、図3の左下の図の赤丸で囲まれたような線の端にある端点をノイズとして除去する。図4に示すように、抽出された骨格を現フレームに重畳し、骨格が重畳された場所にあるスーパーボクセルを羊水に変更することにより、拡張された羊水の領域が胎児と頭部の境界となる。

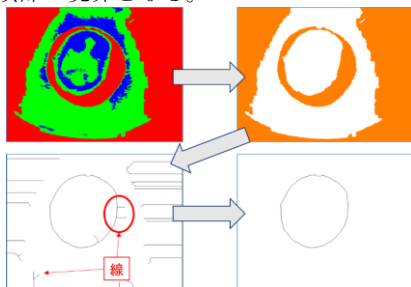


図3 骨格の抽出

図3の左上は前フレームのセグメンテーション結果で、右上に羊水の領域を示す。左下は初期骨格で、右下はノイズを除去した骨格である。

## 6. 実験と結果

本提案手法を評価するために、ロボットを用いて超音波プローブを母体のファントムの腹部表面を水平方向に移動させ、1ミリ間隔で胎児ファントムの超音波画像を獲得した。事前に手動で作成したセグメンテーションの正解画像

とセグメンテーション結果とを比較して正解率を計算した。ここで、正解率は正しくその領域に統合された画素数を胎児の領域の全画素数で割ったものを百分率で表示するものとする。正解率は93.08%であった。胎児を抽出した結果例を図5に示す。

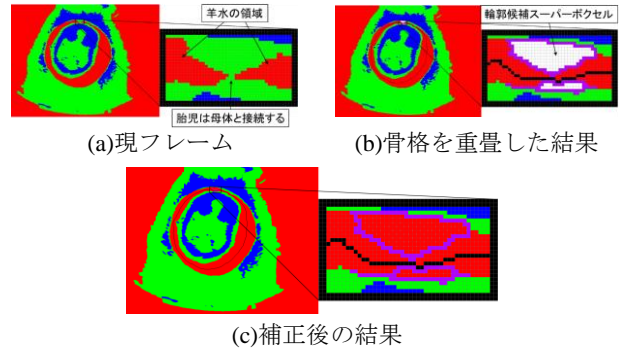


図4 羊水の補正処理

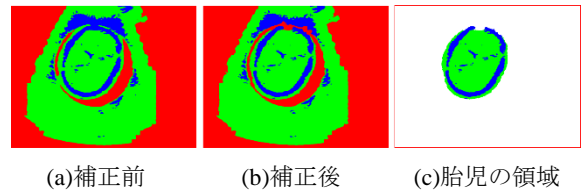


図5 胎児を抽出した結果例

## 7. 結論

本稿では胎児の超音波断面像に対して、スーパーボクセルとグラフカットを利用して子宮内部にある胎児頭部の領域を組織毎に統合し抽出する手法を検討し、良好な結果を得た。提案手法では、初めに処理対象範囲を指定しバイラテラルフィルタを適用したうえで、SLICを適用してスーパーボクセルを生成した。その後、羊水、筋肉と骨の三つのラベルを定義し、事前に学習したガウスモデルを利用してデータ項を計算し、隣接する二つのスーパーボクセルの平均濃淡値の差を基に平滑化項を決定してグラフを生成して切断する。セグメンテーション結果の中の胎児の頭部あたりのフレームに対し、胎児を抽出するために羊水領域の補正処理を行った。

実超音波画像を用いた実験を行い、提案手法の有効性を確認した。現状では胎児と母体が接続するフレームの選択は手動で行っているが、今後は、母体と胎児が接続する場合を自動的検出する方法を検討する。

## 文献

- [1] Y. Boykov, O. Veksler, R.Zabih. Efficient Approximate Energy Minimization via Graph Cuts. IEEE TPAMI, vol.20, no.12, pp.1222-1239, Nov 2001.
- [2] Y. Boykov, V. Kolmogorov. An Experimental Comparison of Min-Cut/Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision. IEEE TPAMI, vol.26, no.9, pp.1124-1137, Sep 2004.
- [3] A. Delong, A. Osokin, H. N. Isack, and Y. Boykov. Fast Approximate Energy Minimization with Label Costs. In CVPR, June 2010.
- [4] R. Achanta, Appu Shaji, Kevin Smith, Aurelien Lucchi, Pascal Fua, Sabine Süsstrunk. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods. IEEE TPAMI, vol.34, no.11, pp.2274-2281, November 2012.