

2重しきい値法を用いた超音波心断層像からの 心内膜輪郭線自動抽出とその信頼性の検討

正員 大山 航 (三重大学)
 非会員 若林 哲史 (三重大学)
 非会員 木村 文隆 (三重大学)
 非会員 鶴岡 信治 (三重大学)
 非会員 関岡 清次 (南勢町立病院)

Automatic Extraction of Left Ventricular Endocardium in Echocardiograms Using Double Thresholding Method

OHYAMA Wataru, Member, WAKABAYASHI Tetsushi, Non-member, KIMURA Fumitaka,
 Non-member, TSURUOKA Shinji, Non-member (Mie University), SEKIOKA Kiyotsugu, Non-member
 (Nansei Town Hospital)

Methods for automatic extraction of left ventricular endocardium in echocardiograms have been proposed, which are required to quantitatively evaluate the functional performance of the left ventricle. In this paper, we propose a new automatic extraction method based on double thresholding for echocardiograms, and evaluate the effectiveness and the accuracy. B-mode echocardiograms are first binarized with a threshold determined by the discriminant analysis for the gray level histogram. Then the binary images are contracted n times to remove small regions and to disconnect the region of cardiac cavity from the other false regions. Among the obtained regions which corresponds to the cardiac cavity is selected and dilated $2n$ times to create a mask which restricts the region of the second thresholding operation. The size and the location of the cardiac cavity in the preceding frame are utilized to select the corresponding region. The masked image of each frame is binarized in the restricted area in the same way as in the first thresholding operation. The evaluation test is carried out using the scatter diagram of radius of contours extracted by two observers and automatic extraction method. These results showed that the accuracy of the extracted contours was favorably compared to the accuracy of manually traced contours.

キーワード：2重しきい値法, 超音波画像, 輪郭自動抽出

Keywords : Double Thresholding Method, Echocardiogram, Automatic Extraction

1. はじめに

超音波診断装置は、実時間、非侵襲で生体内部情報を画像化でき、可搬性にも優れている等の利点から心機能の評価に最も広く採用されている。心機能の評価には局所心筋壁の動態の定量的な評価が重要で、心臓の動きの定量的評価⁽¹⁾⁽²⁾に関する研究が多くなされており、筆者らも相関法⁽⁴⁾やフレーム間差分法⁽⁵⁾に基づいて各心時相における心筋壁運動の定量的評価の研究を行ってきた。

超音波心断層像から心機能を定量的に評価するためには心内膜輪郭線の抽出が必要であり、いくつかの自動抽出手法が提案されている^{(1)~(3)(6)(7)(9)}。

動的輪郭モデルを用いた心内膜輪郭線抽出法⁽²⁾は、媒介変数表現された曲線モデル上で定義されるエネルギー関数を最小化することで、心臓の形状を抽出するものである。動的輪郭モデルは超音波画像のようにノイズが多く、画質の低い画像に対して有効であるが、エネルギー関数の設定とそれらの線形荷重の決定などに課題が残されているとともに、アルゴリズムが反復法であり、計算に多くの時間が必要である。

また、実時間で心内膜輪郭線を抽出する機能を備えた超音波診断装置も実用化されている。これらにはAQ法 (Acoustic Quantification Method)⁽⁸⁾や差分画像の論理和演算等が用いられているが、

- (1) しきい値, ゲイン等のパラメータを状況に応じて試行錯誤により調整する必要がある, 抽出結果が医師の手作業に依存する。
 - (2) 乳頭筋等の心腔内組織に影響されて正しい輪郭線が抽出できない。
 - (3) 得られる輪郭線が閉じた曲線にならない。
- 等の問題点がある。

濃淡画像に含まれる対象物の抽出や分類に用いられる最も直接的で基本的な手法は, 画像の2値化である。しかし, 超音波画像のような低画質の画像では, 輝度値の2値化のみによって心筋と心腔を正しく分離することが困難なため, 2値化処理の前後に様々な画像処理を導入する必要がある⁽⁹⁾。

本論文では, “2値化処理の対象領域を心腔とその周辺の領域に限定すれば, 心腔の抽出により適切な2値化しきい値が決定できる”という仮説のもとで, 2重しきい値法に基づく新しい心内膜輪郭線の自動抽出手法を提案し, その有効性を臨床例を用いて明らかにする。提案する2重しきい値法は, 判別分析⁽¹⁰⁾に基づくしきい値決定の後に, 2値画像に対する収縮・拡張などのモルフォロジ演算⁽¹¹⁾によって対象領域を限定するマスクを作成した後で, その領域内でより適切な局所的しきい値処理を行う。このような2段階のしきい値処理によって輝度変化の小さな心内膜輪郭線を正しく抽出するために必要な正確なしきい値決定が高速に実行できる。

2. 心内膜輪郭線の自動抽出

超音波心断層像においては, 生体組織の音響インピーダンスが変化する部位においてエコー強度が大きく, つまり断層像上での輝度が高くなる。また, 輝度は超音波ビームの方向に依存し, 全体的に一樣な輝度分布が得られにくい。

本研究では, これらの特性を考慮しそれぞれ目的異なる2回の2値化処理を用いた心内膜輪郭線の自動抽出を行う。
 〈2・1〉心内膜輪郭線抽出処理の流れ 2重しきい値法を用いた心内膜輪郭線自動抽出処理の流れを図1に示す。処理は大きくわけて3つの要素からなる。

- (1) 時間的に連続したフレームからなる超音波画像系列に対しノイズ除去と輝度補正を行う。
- (2) 1回目の2値化を行い, 心内腔の位置と, おおよその形状を推定する。
- (3) 推定された心腔領域周辺で2回目の2値化を行い, 心内膜輪郭線を詳細に抽出する。

実際の超音波画像においては, 超音波画像全体を対象とした1回の2値化処理では, どのようなしきい値を選んでも, 2値画像上で心腔ではない領域が心腔領域に連結して抽出されてしまう場合や, 心腔内のノイズを心腔内の組織として抽出してしまう場合などの問題が発生する。図2は, 原超音波画像(64階調)(同図(a))に対して, 異なる2値化のしきい値($t = 4, 6, 8$)によって2値化処理を行なった画像の例である。心腔内ではエコー強度が小さいため, 輝

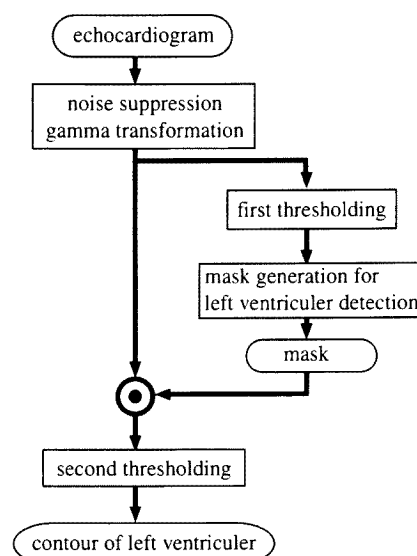


図1 心内膜輪郭線抽出処理の流れ

Fig. 1. Flowchart of Extraction of Left Ventricular Contour. 度値はおよそ0~8程度の低い値となっているが, ひとつの固定しきい値による処理では, いずれの画像においても適切に心内膜輪郭線を抽出できるような2値化結果は得られていない。このことから, 1回の2値化処理のみを用いて, 心内膜輪郭線を高精度に抽出する事は困難で, よほど画質の高い超音波画像でない限り, 1回で心内膜輪郭線を抽出するような2値化のしきい値を決定することは不可能であると言える。

心腔ではない領域と心腔領域との連結や心腔内のノイズによる誤抽出は, 2値画像に対する収縮, 拡張などの領域処理により改善することが可能であるが, これらの処理は領域の形状を単純化してしまうため, 抽出輪郭の細部における精度を低下させてしまう。図3は収縮, 拡張の処理を行なうことによって発生する誤抽出の例である。画像に領域処理を施すことによって, 図中の矢印のように細部における誤抽出が発生し, 心内膜輪郭線の抽出精度が低下してしまう。

2重しきい値法は, 領域処理を心腔領域のおおまかな位置, 形状, 大きさの推定の目的で利用する。心腔領域のおおまかな推定を目的とする場合, 領域処理による領域の単純化は充分許容できる。また, 推定された領域で2値化の対象領域を限定し, 再度2値化のしきい値を決定し直すことによって, 領域処理によって低下した細部での抽出精度を補うことが可能である。

本手法はこのように, 2値化処理による誤抽出と, 領域処理による抽出精度低下を補完することを目的として構成した手法である。

〈2・2〉ノイズ除去と輝度補正 超音波心断層像は超音波信号の生体内での散乱, 減衰, 多重反射などの影響により, 多くのノイズを含む。これらのノイズは画像上でスペckルノイズや虚像の原因となり, 高精度な輪郭抽出処

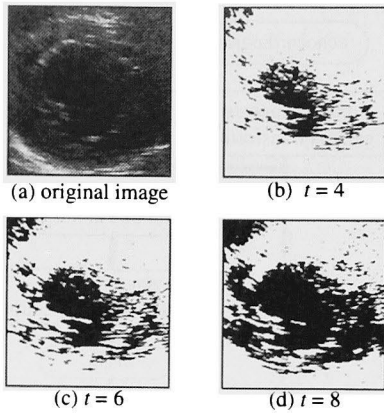


図2 超音波画像の2値化例

Fig. 2. Examples of binary image of echocardiogram

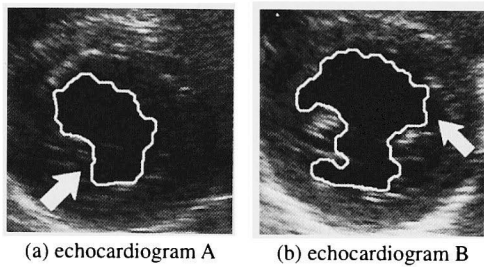


図3 領域処理による抽出精度低下

Fig. 3. Mistakes of extraction by contract and dilate operation

理に悪影響を及ぼす。例えば、心腔内に存在する高輝度のノイズは心腔内組織として誤抽出される原因となり、心筋領域に存在する低輝度のノイズは心腔領域と心腔以外の領域を連結させてしまう。それらのノイズの影響を軽減するために、式(1)で示されるフレーム間平均処理を4回適用した⁽⁵⁾。

$$f_k^{(m)}(i, j) = \frac{1}{2} \{f_k^{(m-1)}(i, j) + f_{k+1}^{(m-1)}(i, j)\} \quad (1)$$

ただし、 i, j : 注目画素の x, y 座標

m : 処理回数 (1,2,3,4)

k : フレーム番号 (1,2,3,...)

ここで、 $f_k^{(m)}(i, j)$ は m 回目の平滑化画像の座標 (i, j) に存在する画素の輝度で、 $f_k^{(0)}(i, j)$ を原画像の画素の輝度とする。また、表記の簡単化のために画像を $F_k = \{f_k(i, j)\}$ と表記する。

判別分析に基づく2値化しきい値選択⁽¹⁰⁾は画像の輝度ヒストグラム(または濃度ヒストグラム)における輝度値の分布をしきい値 t で二つのクラス (t 以上と t 未満) に分割したとき、二つのクラスがもっとも良く分離するようにパラメータ t を求める方法である。分離性の尺度としては、二つのクラスの平均値の分散(クラス間分散)と各クラス

の分散(クラス内分散)の比(分散比)が用いられ、この分散比が最大になるようにしきい値 t が選択される。 t の求め方を以下に示す。

与えられた画像が L レベルの輝度値 (1, 2, 3, ..., L) を持つものとする。ここで、しきい値を t として、 t 以上の輝度値を持つ画素と、 t 未満の輝度値を持つ画素の二つのクラスに分け、クラス1、クラス2とする。クラス i ($i=1, 2$) の画素数を ω_i 、平均輝度値を M_i 、分散を σ_i^2 とおき、全画素の平均輝度値を M_T とおくとクラス内分散は、

$$\sigma_W^2 = \frac{\omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2}{\omega_1 + \omega_2}, \dots \quad (2)$$

クラス間分散は、

$$\begin{aligned} \sigma_B^2 &= \frac{\omega_1 (M_1 - M_T)^2 + \omega_2 (M_2 - M_T)^2}{\omega_1 + \omega_2} \\ &= \frac{\omega_1 \omega_2 (M_1 - M_2)^2}{(\omega_1 + \omega_2)^2}, \dots \quad (3) \end{aligned}$$

で与えられる。さらに、全画素の輝度値の分散を σ_T^2 とすると、次の関係、

$$\sigma_T^2 = \sigma_W^2 + \sigma_B^2, \dots \quad (4)$$

が成り立つので分散比は、

$$\frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2} = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2 - \sigma_B^2}, \dots \quad (5)$$

となる。全分散 σ_T^2 はしきい値とは無関係な定数となるので、分散比を最大にするには σ_B^2 を最大にすればよいことがわかる。すなわち、 t を変化させて、クラス間分散 σ_B^2 を最大にする t を求めれば良い。

この方法はヒストグラムに明確な谷がない場合にもしきい値が選択できるので広く利用されている。しかし、図4(b)のような輝度ヒストグラムをもつ超音波画像に対して2値化を行うと、図5(a)に示すような結果となり心内膜輪郭線を抽出するための適切なしきい値決定が行われない。

図4(b)のヒストグラムには輝度10の付近に谷が存在するため、判別分析に基づくしきい値選択においてもこの付近のしきい値が選ばれる。しかしこのしきい値は各画素を心内膜の内部と外部に分類するしきい値ではなく、むしろ心外膜の内部と外部に分類するしきい値に対応している。一般に超音波断層像には、心腔領域(黒)、心外膜後方領域(白)とその他の領域(灰)が含まれているため、原画像を直接2値化しようとすると、しきい値選択が正常に行われない。

このような問題を解決するために、次式による輝度補正(ガンマ補正)を行って、白領域と灰色領域の量子化レベル数を削減して、ひとつのクラスに融合する。

$$f_k'(i, j) = \frac{L}{L'} f_k(i, j)^\gamma \quad (6)$$

ここで、 L は画像の階調数で、本研究で用いた超音波画像

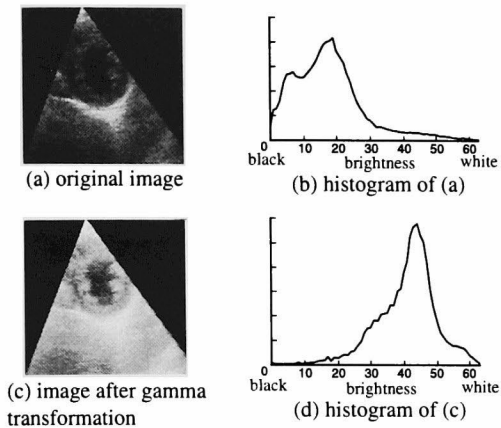


図4 原画像、輝度補正画像とそれぞれのヒストグラム

Fig. 4. Original image, image after gamma transformation, and histograms

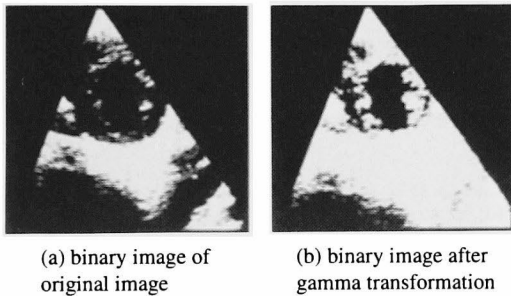


図5 原画像と輝度補正画像の2値化結果の比較

Fig. 5. Comparison between binary image of original image (a) and binary image after gamma transformation (b).

では63である。

式中の γ を変化させた場合の輝度ヒストグラム上の分散比の変化を図6に示す。原画像($\gamma=1.0$)と比較して、ガンマ補正を行なった場合($\gamma=0.2, 0.3, 0.6$)の方が、分散比の最大値が大きく、輝度ヒストグラムの分離性が改善されている事がわかる。本論文では、輝度ヒストグラム上の分散比の値が最大となる場合の γ の値を探索し、その値を用いて画像の輝度補正を行なった。

輝度補正を行った後の画像例とその輝度ヒストグラムを図4(c)、(d)に、輝度補正を行った画像に対して判別分析により決定したしきい値で2値化した結果の画像を図5(b)に示す。輝度補正を行った画像の方が心内腔をより適切に示しており、心内膜輪郭線の抽出精度を向上させる上で有効であることがわかる。

〈2・3〉心腔領域の推定 2重しきい値法においては、2回目の2値化を合理的に行うために、できるだけ正しく心腔領域を推定し、その領域で2値化対象領域を限定することが重要となる。本手法では、2値画像に対する収縮拡張処理によって心腔領域の推定を行った。

まず、ノイズ除去と輝度補正処理を適用した画像 F_k に

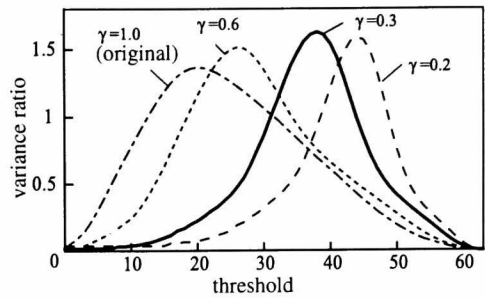


図6 輝度補正による分散比の向上

Fig. 6. Improvement of variance ratio by gamma transformation

対して判別分析により2値化のしきい値 t を決定し、 F_k を2値化して2値画像 $B_k = \{b_k(i, j)\}$ を得る(図7(a))。

$$b_k(i, j) = \begin{cases} 0 & (f_k(i, j) > t) \\ 1 & (f_k(i, j) \leq t) \end{cases} \dots\dots\dots (7)$$

次に、全フレームの2値画像の黒色領域に8近傍の収縮処理を n 回適用し、収縮後の画像 B_k^- を得る(図7(b))。8近傍の収縮処理は、近傍8画素に1個以上の0-画素(白画素)を持つ1-画素(黒画素)を0-画素に変換する処理である。 n 回の収縮処理は次式のモルフォロジ演算⁽¹¹⁾により表される(付録1)。

$$B_k^- = \underbrace{(\dots((B_k \ominus H) \ominus H) \dots \ominus H)}_{n \text{ 回}} \dots\dots\dots (8)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (9)$$

ここで、 H はモルフォロジ演算における8近傍を表す構造要素で、 \ominus はモルフォロジ演算における収縮を表す演算子である。収縮処理の目的は心腔に相当する領域と心腔ではない黒色領域を分離することである。

B_k^- に含まれる複数の黒色領域 R_m から k 番目のフレームにおける心腔領域 V_k を選択し、選択された領域以外の領域を除去する。 V_k の選択条件には、直前のフレームにおける心腔領域 V_{k-1} の中心座標と心腔領域の大きさを用いる。初期フレーム($k=1$)の直前のフレームにおける心腔領域 V_0 の選択については〈2・4〉に述べる。

選択された心腔領域に対して8近傍の拡張処理を $2n$ 回適用して領域を限定するマスク M_k を作製する(図7(d))。8近傍の拡張処理は、近傍8画素に1個以上の1-画素(黒画素)を持つ0-画素(白画素)を1-画素に変換する処理である。 $2n$ 回の拡張処理は次式のモルフォロジ演算により表される。

$$M_k = \underbrace{(\dots((V_k \oplus H) \oplus H) \dots \oplus H)}_{2n \text{ 回}} \dots\dots\dots (10)$$

n 回の収縮と $2n$ 回の拡張により、実際の心腔領域より大きめのマスクを作成するのは、このマスクによって限定される領域内で、2 度目のしきい処理を行うためである。

各フレームごとに得られたマスク M_k の各画素を時間軸方向に収縮 拡張して、2 値化のしきい値設定の不良のために突発的に発生するマスクの変形の修正と、マスクの平滑化を行う (図 7 (e))。ここでの時間軸方向の収縮, 拡張は、全てのマスク $M_k = \{m_k(i, j)\}$ の集合を 3 次元画像 $\{m(i, j, k)\}$ と考えて、フレーム (k) 方向に 1 次元の収縮, 拡張を行うもので、収縮は

$$m(i, j, k) = 0 \quad (m(i, j, k-1) \wedge m(i, j, k+1) = 0) \dots\dots\dots (11)$$

拡張は

$$m(i, j, k) = 1 \quad (m(i, j, k-1) \vee m(i, j, k+1) = 1) \dots\dots\dots (12)$$

により表される。ここで、 \wedge , \vee はそれぞれ、画素に対する論理積, 論理和演算を表す。

このようにして得られたマスクにより、心腔領域を推定した結果の画像例を図 8 に示す。図中の輝度が強調されている領域 (矢印) が推定された心腔領域である。

〈2・4〉初期心腔領域 V_0 の選択 B_k^- の全てのフレームの黒色画素に対して論理積演算を行い、論理積画像 B^{AND} を得る (図 7 (c))。

$$B^{AND} = \bigcap_{k=0}^n B_k^- \dots\dots\dots (13)$$

B^{AND} に含まれる複数の黒色領域 R_l に対して、以下のような条件を満たす初期心腔領域 V_0 を選択し、 V_0 以外の領域を除去する。

- (1) 超音波画像の中心 c を内部に含む黒色領域 R_l が存在すれば、その領域を V_0 とする。
- (2) (1) で V_0 が求められない場合、超音波画像の面積重心 c を中心とする半径 r の円 C を描き、その円内に含まれる面積の一番大きな領域を心腔とする。

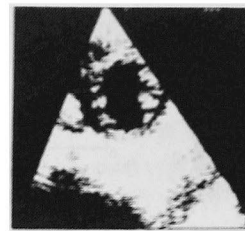
〈2・5〉輪郭抽出 輪郭の抽出は上記手法で求めた心腔領域と原画像を用いて行う。

原画像を心腔領域を表すマスクで領域限定し、注目画素を中心とする 3×3 の領域での移動平均フィルタによる平滑化処理を適用して心腔内の高輝度のノイズを除去する。

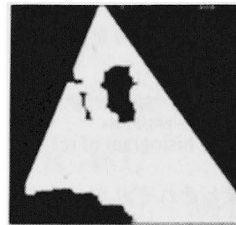
画像の 2 値化には、心腔領域以外を除去した画像に判別分析を適用して決定したしきい値を用いる。2 値化によって生じた複数の黒色領域のうち、心腔以外の黒色領域を除去し、残された黒色領域の輪郭線を心内膜輪郭線として抽出する。

3. 輪郭抽出結果

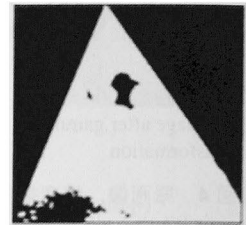
本手法により抽出した心内膜輪郭線の例を図 9 に示す。



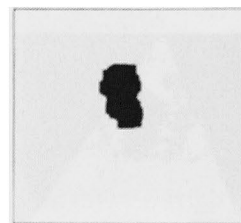
(a) binary image



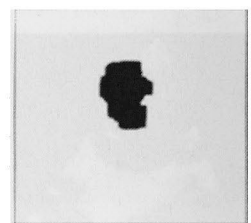
(b) contraction of black region



(c) image after AND operation



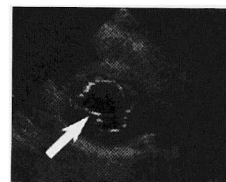
(d) selection and dilation of cardiac cavity



(e) the mask

図 7 心腔領域マスク作成の課程

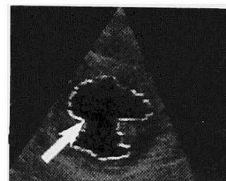
Fig.7. Process of mask generation for region restriction



(a) image A



(b) image B



(c) image C



(d) image D

図 8 心腔領域推定結果

Fig.8. Left ventricular image imposed with mask

収縮, 拡張回数 n , 平均値フィルタの適用回数は予備実験により求め、それぞれ 5 回, 3 回とした。

図 9 (a), (b) の輪郭線はそれぞれ、1 回, および 2 回のしきい値処理で求められた心内膜輪郭線である。1 回の

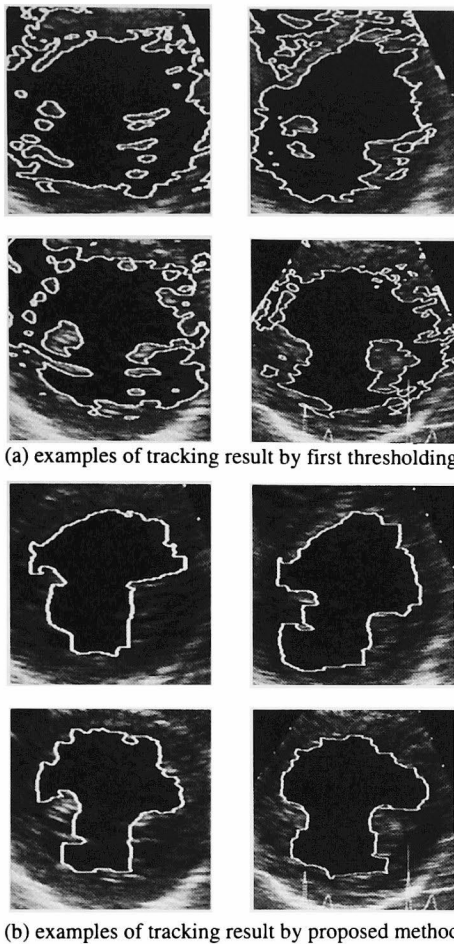


図9 1回および2回のしきい値処理による輪郭抽出結果
Fig. 9. By first and second thresholding extracted endocardial contour

しきい値処理で求めた輪郭線は超音波ビーム方向に接する心内膜輪郭線（側壁部位）が反射波の減衰のために正しく抽出できていないが、2回目のしきい値処理で求めた輪郭線では、対象領域が限定されるために適切なしきい値が選択されて、輝度変化の小さな心内膜輪郭線も正しく求められている。

図10に輪郭抽出の失敗例を示す。失敗の原因は

- (1) 図10(a)の矢印のように、心内膜の輪郭線部分の輝度変化が小さすぎる。
- (2) 図10(b)の矢印のように、心腔内のノイズを心腔内組織として抽出してしまった。

などの場合である。このような輪郭抽出の失敗はガンマ補正の指数を超音波ビーム方向に応じて変更するなどの改良により輝度ヒストグラムの分離性を改善すれば回避できると考えられる。

4. 輪郭線抽出精度評価

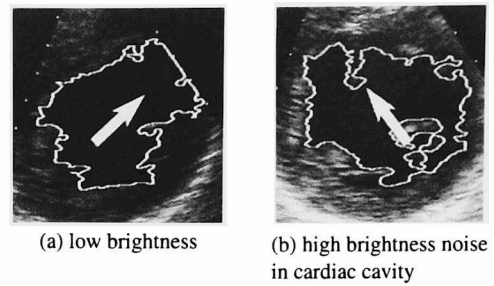


図10 輪郭抽出に失敗した例
Fig. 10. Examples of erroneous extracted endocardial contour

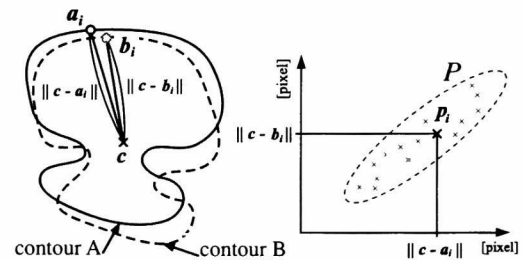


図11 精度評価散布図の作成
Fig. 11. The generation of the scatter diagram for two contours

〈4・1〉 評価手法 本研究では心内膜輪郭線抽出の精度を、同じ画像に対して目視により抽出された輪郭線との比較を行うことで評価する。評価は図11に示す心腔面積重心（以下、基準点と呼ぶ）からそれぞれの輪郭線までの距離を用いて行った。

2つの輪郭線 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ (a_i は輪郭線 A 上の i 番目の輪郭点の x, y 座標), $B = (b_1, b_2, \dots, b_m)$ (b_j は輪郭線 B 上の j 番目の輪郭点の x, y 座標) に対する散布図上の点の集合 P は以下のように定義される。

$$P = P_A \cup P_B \dots\dots\dots (14)$$

$$P_A = (p_1, p_2, \dots, p_n) \dots\dots\dots (15)$$

$$p_i = (\|c - a_i\|, \|c - b'_i\|) \dots\dots\dots (16)$$

ここで、 c は基準点の x, y 座標で、 $(,)$ は散布図上の x, y 座標を、 $\| \cdot \|$ はベクトルのノルムを表す。

式中の b'_i は、輪郭線 B における輪郭点 a_i に対応する輪郭点で、2点間の直線距離が最短となるように選択する。

$$b'_i = \{b_j | \min_j \|a_i - b_j\|\} \dots\dots\dots (17)$$

P_B も A と B を入れかえて P_A と同様に求める。

b'_i の選択方法には、同一半径上にある2点を選択する方法も考えられるが、心内膜輪郭線のような入り組んだ形状の輪郭線においては、同一半径上に2個以上の輪

郭点が存在する場合や、それぞれの輪郭線で同一半径上に存在する輪郭点数が異なる場合など、対応点を選択する上で1対1の対応付けが困難な場合がしばしば発生する。そのため本論文では、必ず1対1の対応を決定できる最短直線距離による選択を採用した。

2つの輪郭線が等しい場合、 P は、散布図上で $y = x$ の直線上に分布し、その相関係数 r は1である。この散布図を、全ての画像に対して以下の4条件下で作成し、本研究で用いた心内膜輪郭線抽出手法の精度を評価した。

- (1) 同一人物(超音波画像研究者A)が2日間の間隔をおき、2回の目視抽出を行なった輪郭(intra observer)
- (2) Aと別人物(超音波画像研究者B)が目視抽出した輪郭(inter observer)
- (3) Aの目視抽出輪郭のひとつと自動抽出輪郭
- (4) Bの目視抽出輪郭と自動抽出輪郭

本評価手法は、2つの閉曲線の違いを定量的に評価することができるが、基準点から2つの閉曲線までの距離がある程度の範囲で変動するような場合に対して有効である。

心腔容積の算出などを目的にした心内膜輪郭線自動抽出の場合、乳頭筋などの心腔内組織を無視した円形に近い形状の心内膜輪郭線抽出を行うことがあるが、本研究では輝度情報に基づき心腔内組織を忠実に抽出するため、心内腔面積重心に設定した基準点から各輪郭線までの距離が広い範囲に分布する。このことから、輪郭間の精度評価に本手法を用いた。

〈4・2〉評価データ 精度評価に用いた画像は超音波診断装置(日立メディコ社製EUB565A改良型)により中心周波数2.5 MHz, 3.5 MHzの探触子で撮影された心臓の左心室短軸横断面のセクタ画像で、1フレームあたり640×512画素、6ビット階調のデジタル画像として超音波診断装置のメモリに格納され、光磁気ディスクにより1~2心拍分のデータを記録し、ワークステーションに転送し、心内膜輪郭線の抽出処理、〈4・1〉の方法による抽出精度評価を行った。

画像は867フレーム(15診断例)からなり、その内訳は、正常3例、心室性期外収縮(PVC)3例、拡張型心筋症(DCM)3例、WPW症候群3例、心房中隔欠損症(ASD)1例、左室肥大(LVH)1例、右室肥大(RVH)1例で、男性10例、女性5例である。

〈4・3〉評価結果 図12に評価に用いた画像の1例(a)と、その画像に対して本手法で抽出した輪郭(b)、検査者Aが目視により抽出した輪郭(c)、検査者Bが目視により抽出した輪郭(d)を示す。

図12のそれぞれの輪郭間の相関を図13に示す。

図13(a)は、intra observer間で作成した散布図で、その相関係数は0.993であり、回帰直線は $y = 1.02x + 0.966$ であった。(b)は、inter observer間で作成した散布図で、相関係数は0.987、回帰直線は $y = 0.996x + 0.900$ であった。(c),(d)は、検査者Aと自動抽出輪郭に対して作成した散

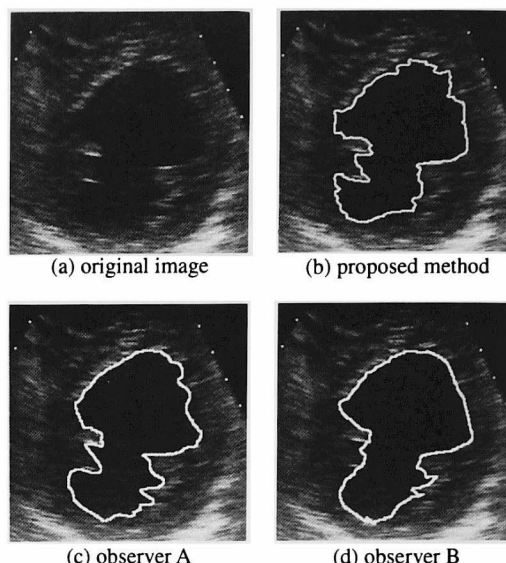


図12 評価データに対する各手法による抽出輪郭の例

Fig. 12. Examples of contours extracted by different observers (computer)

布図で、それぞれ2回、1回のしきい値処理で求めた自動抽出輪郭である。それぞれの相関係数は(c)が0.979、(d)が0.901、回帰直線はそれぞれ直線は、 $y = 0.907x + 5.068$, $y = 0.867x + 8.30$ となり、2回のしきい値処理により求めた輪郭の方が、1回のしきい値処理により求めた輪郭よりも検査者Aの目視抽出輪郭に近い。

同様に(e),(f)は検査者Bと自動抽出輪郭の相関で、それぞれの相関係数は0.978, 0.879、回帰直線は $y = 0.905x + 4.67$, $y = 0.876x + 7.55$ で、検査者Aの目視抽出輪郭との比較同様、2回しきい値処理で求めた自動抽出輪郭の方が、目視抽出輪郭により近い。

すべての画像に対し散布図の相関係数、回帰直線の傾きと切片を求め、それぞれの平均値と分散値を計算した結果を表1に示す。自動抽出輪郭と目視抽出輪郭の間の相関係数、回帰直線の傾き、切片は、異なる検査者間と同程度であり、本手法によって目視による輪郭抽出とほぼ同程度の精度で心内膜輪郭線が抽出できることが示された。

5. まとめ

本手法は従来に比べて以下のような利点と特徴を持つ。

- (1) 本手法は2回の2値化処理と2値画像に対するモルフォロジ演算に基づくため、1フレームあたりの計算時間は超音波画像の画素数の影響を受けるが、その計算量は画素数を n とすると $O(n)$ であり、アルゴリズムが反復法であるため探索点数が増加すると飛躍的に計算量が増加する動的輪郭モデル⁽²⁾や、学習を必要とするニューラルネットワークを利用した手法⁽³⁾に比べ高速である。

表1 抽出結果の抽出手法間の相関

Table 1. Correlation between radiuses of contours extracted by different observer (automatic extraction)

| | correlation coefficient r | slope | offset |
|------------------------|-----------------------------|-----------------------|---------------------|
| Intra observer | 0.982(± 0.0114) | 0.991(± 0.0331) | 0.499(± 1.26) |
| Inter observer | 0.967(± 0.0222) | 1.01(± 0.0372) | 0.344(± 1.62) |
| computer vs observer A | 0.962(± 0.0176) | 0.937(± 0.0390) | 2.65(± 2.02) |
| computer vs observer B | 0.942(± 0.0283) | 0.886(± 0.0454) | 4.55(± 2.50) |

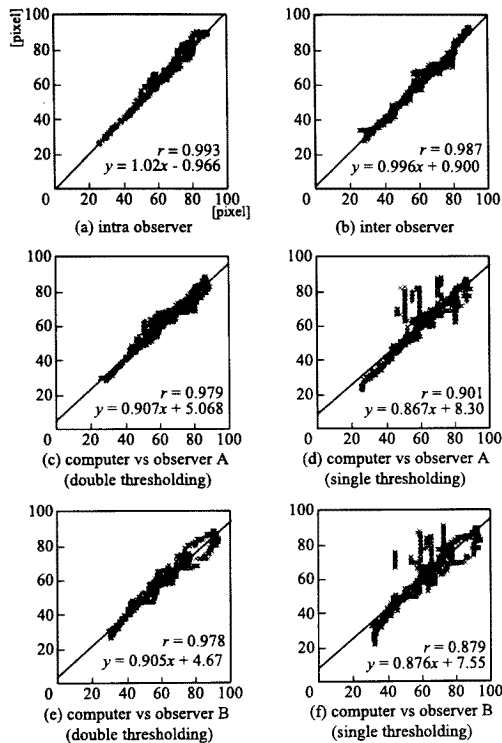


図13 検査者(自動抽出)間で測定した線形相関の例

Fig. 13. Examples of linear correlation between radiuses of contours extracted by different observers (computer)

- (2) AQ法に比べ、初期解として領域や中心点を目視によって設定する必要性がなく、より全自動に近い。
- (3) 輪郭の抽出精度は検査者により目視抽出された輪郭の精度とほぼ同程度である。
- (4) 領域限定により、輪郭における輝度変化の小さな部位でも正しく輪郭を抽出することができる。

また、本手法により得られる心内膜輪郭線は、他手法により得られる結果と比較して、

- (1) 超音波画像の輝度情報を忠実に反映している、
- (2) 心腔外に存在する低輝度領域の影響を受けにくい。

などの特徴がある。

本手法が利用する事前情報は“医師は観測対象を画像中央に置くことが多い”という知識と超音波画像の輝度情報

のみであり、論理的畳み込み演算であるモルフォロジ演算に基づくため並列計算による高速化、及びハードウェア化が比較的容易であると考えられる。

今後の課題は、

- (1) 自動抽出の精度が臨床的に十分であるかを詳細に評価すること。本手法による心内膜輪郭線抽出精度は検査者による目視抽出輪郭の精度とほぼ同程度であり、臨床的にも十分利用できる可能性を示していると考えられるが、より多くの臨床例を用いて詳細な評価を行うことが必要である。
- (2) 図10のような画質の低い画像に対する輪郭抽出の失敗を解消すること。これは、超音波画像を超音波ビーム方向に応じてガンマ補正の係数を修正することで解決できると考えられる。
- (3) 心機能の定量的評価に応用すること。差分法を用いた局所壁微小運動の定量化手法⁽⁵⁾と本手法による自動抽出を組合せることで、より高精度な局所壁微小運動の定量化が可能であると考えられる。フレーム間差分を輪郭線周辺の領域に限定して行うことで、処理の高速化、ノイズの影響の軽減をはかることができ、また、心内膜輪郭線が抽出されていれば、差分法だけでは困難であった運動していない部位の特定を容易に行うことができると考えられる⁽¹⁴⁾。

などである。

(平成12年12月22日受付, 同13年4月6日再受付)

文 献

- (1) 山田博三, 山本和彦:「DP整合法による超音波心臓動画像の認識」, 信学論, J71-D No.4, pp.678-684 (1988.4)
- (2) 藤村恒太, 横矢直和, 山本和彦:「動的輪郭モデルによる超音波心臓動画像の認識」, 信学技報, PRU92-97, pp.63-68 (1992.12)
- (3) 大橋剛介, 大矢見久, 名取道也, 中島真人:「超音波心エコー画像の3次元表示のためのニューラルネットワークを用いた輪郭抽出法」, 信学論, J76-D-II No.2, pp.368-373 (1993.2)
- (4) 梅原幹雄, 鶴岡信治, 木村文隆, 若林哲史, 三宅康二, 関岡清次:「心エコー画像における局所心筋壁2次元運動の追跡」, 信学論, J79-D-II No.2, pp.286-294 (1996.2)
- (5) 村山宏明, 木村文隆, 三宅康二, 鶴岡信治, 本康宗信, 関岡清次, 中野昶:「フレーム間差分連続画像を用いた各心時相における局所心筋壁運動の定量化」, 超音波医学, 22, pp.395-398 (1995)
- (6) 岡田稔, 木村文隆, 馬岡晋, 武内秀之, 関岡清次:「超音波心断層像からの左室心内膜輪郭線自動抽出とその信頼性の検討」, 信学論, J69-D No.1, pp.241-243 (1987.1)
- (7) W.Ohama, T.Wakabayashi, F.Kimura, S.Tsuruoka, and K.Sekioka: "Automatic Left Ventricular Endocardium Detection in Echocardiograms Based on Ternary Thresholding Method", Proc. 15th International Conference on Pattern

Recognition, Vol.4, pp. 339-344 (2000.9)

(8) Byron F. Vandenberg, Linda S. Rath, Patricia Stuhlmuller, Hewlett E. Melton Jr., David J. Skorton: "Estimation of Left Ventricular Cavity Area With an On-line, Semiautomated Echocardiographic Edge Detection System.", *Circulation*, Vol 86 No.1, pp.159-166(1992.7)

(9) Joseph W. Kilingler, Jr., Clifton L. Vaughan, Theodore D. Fraker, Jr: "Segmentation of Echocardiographic Images Using Mathematical Morphology.", *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, Vol.35 No.11, pp.925-034 (1988.11)

(10) N.Otsu "A Threshold Selection Method from Gray Level Histograms", *IEEE Trans. Syst., Man. and Cybern.*, Vol SMC-9 No 1:pp.62-66(1979.1)

(11) Bernd Jähne : "Digital Image Processing.", Springer-Verlag (1997)

(12) John C. Russ : "The Image Processing Handbook Second Edition.", CRC Press (1995)

(13) J.Kittler, J.Illingworth: "Minimum Error Thresholding", *Pattern Recognition*, Vol 19 no. 1, pp.41-47 (1986)

(14) K.Sekioka, W.Ohyama, F.Kimura, T.Wakabayashi, S.Tsuruoka, T.Nakano: "High-Resolution Analysis of Cardiac Endocardial Motion by Ultrasonic High-Frame Rate Image Subtraction Combined with New Boarder Detection Algorithm", *Proc. 10th International Conference on Biomedical Engineering*, pp. 383-384 (2000.12)

付 録

1. モルフォロジ演算の基礎

〈1・1〉 Minkowski 和と Minkowski 差 (任意次元の) ユークリッド空間における2つの集合 X, H に対する Minkowski 和と Minkowski 差は以下のように定義される演算である。

$$\text{Minkowski 和: } X[+]H \equiv \bigcup_{h \in H} (X)_h \quad \dots (付1)$$

$$\text{Minkowski 差: } X[-]H \equiv \bigcap_{h \in H} (X)_h \quad \dots (付2)$$

ここで,

$$(X)_h = \{x + h | x \in X\} \dots \dots \dots (付3)$$

であり, X を h だけ平行移動した集合である。Minkowski 和 $X[+]H$ は, X の原点を $h \in H$ に平行移動した集合の集合和であり, X を外側に拡張した集合になる。拡張のしかたは H によって決まる。Minkowski 差は Minkowski 和における集合和を集合積に置き換えたものである。その結果, X が内側に収縮した集合になる。

〈1・2〉 拡張と収縮 X の H による拡張は Minkowski 和と同じように次式によって定義される。

$$X \oplus H \equiv X[+]H \equiv \bigcup_{h \in H} (X)_h \quad \dots \dots \dots (付4)$$

2値画像処理では X が2値図形(1画素の集合), H が構造化要素(structuring element)と呼ばれる画素の集合で, 近傍の形を決める集合である。

X の H による収縮は次式によって定義される。

$$X \ominus H \equiv X[-]\tilde{H} \equiv \bigcap_{h \in \tilde{H}} (X)_h \quad \dots \dots \dots (付5)$$

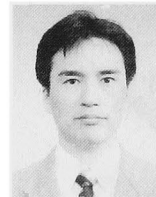
ここで, \tilde{H} は集合 H の反転 $\tilde{H} \equiv \{-h | h \in H\}$ を表す。

収縮の定義は H を反転する点が Minkowski 差の定義と異なっている。

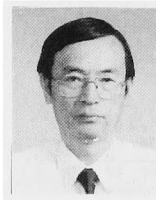
大山 航 (正員) 1998年三重大学工学部情報工学科卒業。2000年三重大学大学院博士前期課程修了。同年三重大学工学部助手。主として医用画像処理, 生体信号処理に関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本エム イー学会, 各会員。



若林 哲史 (非会員) 1985年三重大学工学部電子工学科卒業。1987年三重大学大学院修士課程修了。1991年三重大学工学部助手。1998年より三重大学工学部助教授。その間, 1998-99年米国レンセア工科大学客員研究員。手書き文字認識, 文書理解, 画像処理, コンピュータグラフィックスに関する研究に従事。工博。電子情報通信学会, 情報処理学会会員。



木村 文隆 (非会員) 1973年名古屋大学工学部電気工学科卒業。1978年名古屋大学大学院博士課程修了。同年名古屋大学工学部助手。1983年三重大学工学部助教授。1989-91年米国ミシガン大学客員助教授。1998年より三重大学工学部教授。文字・パターン認識, 画像処理, コンピュータグラフィックスの研究に従事。工博。電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本エム・イー学会, 人工知能学会, 各会員。



鶴岡 信治 (非会員) 1979年名古屋大学大学院博士前期課程修了。同年三重大学工学部助手。1991-92年米国ミシガン大学客員助教授。2000年三重大学工学部教授。文書画像理解, 医用画像処理, 時系列データの統計的解析の研究等に従事。工博。電子情報通信学会, 情報処理学会, 計測自動制御学会, 日本エム イー学会, 人工知能学会, 映像情報メディア学会, 各会員。



関岡 清次 (非会員) 1975年三重大学医学部卒業。1987年同助手。1990年同講師。その間, 1988-89年米国ジョンスホプキンス大バイオメディカルエンジニアリング客員研究員。2000年三重県会郡南勢町立病院院長。心機能の実験的研究, 自律神経系の解析, 超音波画像のコンピュータ解析に関する研究に従事。医博。電子情報通信学会, 循環器学会, 内科学会, 日本エム・イー学会, 日本超音波医学会, IEEE, 各会員。

