

動的輪郭モデルによる超音波心臓動画像の認識

藤村 恒太[†] 横矢 直和[‡] 山本 和彦[‡]

[†]三洋電機株式会社 [‡]電子技術総合研究所

あらまし 本報告では、多重スケールでの動的計画法による動的輪郭モデルを用いた心臓の短軸方向超音波断層動画像からの形状抽出・追跡について述べる。本手法は、物体の輪郭形状に対するフレーム内とフレーム間での制約をエネルギー関数として定義した輪郭のモデルに基づき、多重スケールでの動的計画法を用いたエネルギー最小化により対象物体の輪郭を抽出・追跡する。多重スケールでの動的計画法とは、スケールに応じて動的計画法の探索近傍を変化させるもので、粗いスケールでは粗い近傍を、細かいスケールでは細かい近傍を定義し、粗いスケールから細かいスケールへとエネルギーの最小化を行う。これによって雑音の多い画像における物体の大きな動き・変形に対処することができる。本手法を標準画像データベースSIDBA中の超音波心臓動画像に適用した結果について報告する。

和文キーワード 動画像解析、動的輪郭モデル、エネルギー最小化、動的計画法、多重解像度画像

Recognition of Echocardiographic Images by Active Contour Models

Kouta FUJIMURA[†] Naokazu YOKOYA[‡] Kazuhiko YAMAMOTO[‡]

[†]SANYO Electric Co.,Ltd. [‡]Electrotechnical Laboratory

[†]2-1 Koyadai, Tsukuba, Ibaraki 305, Japan [‡]1-1-4 Umezono, Tsukuba, Ibaraki 305, Japan

Abstract This paper describes an application of active contour models to the extraction of heart shape from time-varying two-dimensional short-axis echocardiographic images. The approach is based upon modeling the boundary of the object defined by an energy functional in terms of intra- and inter-frame constraints, and then tracking the object boundary in consecutive image frames by minimizing the energy functional using dynamic programming in multiple scales. Dynamic programming is carried out by using variable neighbors for each model point; that is, we define coarse neighbors at a coarse scale, and finer ones at a finer scale. Experimental results are presented for a sequence of echocardiographic images taken from the standard image database SIDBA.

英文 key words Motion Analysis, Active Contour Model, Energy Minimization, Dynamic Programming, Multiple Scale Images

1 はじめに

医用分野の観測対象の多くは非剛体の動物体であり、その運動解析は、診断にとって有益な情報をもたらす。このように柔軟な物体を対象とした動画画像処理は、今後いっそう重要な課題になると考えられる。しかし、その診断に用いられている画像の多くは、雑音を含み、信号の欠損もみられるのが現状である。このような医用画像における非剛体物体の解析/認識を目指した試みがいくつか報告されているが[1, 2, 3, 4]、それらはその画質の低さのために困難なものとなっている。

本報告では、超音波心臓像からの形状抽出・追跡について述べる。提案手法は、このような雑音を含む画像において非剛体を扱うのに有効なエネルギー最小化による動的輪郭モデル (Snakes) [5] に基づいている。動的輪郭モデルとは媒介変数表現された (閉) 曲線のモデルであり、一般に、輪郭上で定義された次のようなエネルギーの最小 (極小) 状態として形が決まる。

$$\text{全体エネルギー} = \text{内部エネルギー} + \text{画像エネルギー} + \text{外部エネルギー}$$

従来のエネルギー関数の定義としては、次のような例が挙げられる。

- 内部エネルギー … 1次と2次のスプライン
- 画像エネルギー … エッジポテンシャル
- 外部エネルギー … 人工的に与える変形力

輪郭追跡に関する従来の動的輪郭モデルのエネルギー関数は、フレーム内のみで定義され、前のフレームの結果を次のフレームの初期値として各フレーム単位で追跡を行うといった、時間軸方向 (フレーム間) を考慮しないものであった。また、そこでの対象物体は、隣接フレーム間での動き・変形が小さな対象に限定され、凹形状については、対象物の輪郭に十分に近い初期値を必要とした。そして、エネルギー最小化の解法として用いた変分法は、数値的に不安定で、収束性にも問題があった。

これに対し Amini ら [6] は、エネルギー最小化の解法として動的計画法を導入し、収束性の問題を解決した。動的計画法を用いた大きな動き・変形への追従は、その探索範囲 (近傍) を広くとることによって可能となる。しかし、その計算量は輪郭モデル点 (Snake 点) 数を n 、近傍探索点数を m とすると $O(nm^3)$ であり、近傍探索点数に応じて計算時間は飛躍的に増大する。

筆者らは先に、フレーム間で定義されるエネルギー関数を導入した新しい動的輪郭モデルを提案し、エネルギー

最小化の手法として、多重スケールでの動的計画法を導入することによって、これらの問題の解決を試みた [7]。

本報告では、多重スケールでの動的計画法による動的輪郭モデルを心臓の短軸方向超音波断層動画像から左心室の形状抽出・追跡に適用する。提案手法は、物体の輪郭形状に対するフレーム内とフレーム間での制約をエネルギー関数として定義した輪郭のモデルに基づき、多重スケールでの動的計画法を用いたエネルギー最小化により対象物体の輪郭を抽出・追跡する。多重スケールでの動的計画法とは、スケールに応じて動的計画法の探索近傍を変化させるもので、粗いスケールでは粗い近傍を、細かいスケールでは細かい近傍を定義し、粗いスケールから細かいスケールへとエネルギーの最小化を行うものである。これによって雑音の多い画像においても、物体の大きな動き・変形に対処することができる。本手法を標準画像データベース SIDBA [8] 中の超音波心臓動画像に適用した結果について報告する。

2 動的輪郭モデル

2.1 エネルギー関数の定義

本研究では、形状およびその動き・変形が滑らかな変形可能な物体を対象としていることから、以下のようなエネルギー関数を定義した [7]。

ある時刻 t における画像を $I(x, y, t)$ 、輪郭モデルの位置を $\mathbf{v}(s, t) = (x(s, t), y(s, t))$ とする。ただし、 s は輪郭に沿った距離に対応した媒介変数である。以下で示す各エネルギー項は、被積分関数であり、これらの s に関する積分の総和として全体のエネルギーを定義する。 $w_i (i = 1, \dots, 7)$ は、各エネルギー項の重みである。

(1) 内部エネルギー

内部エネルギーは、モデル自身の傾向を規定するものであり、以下のエネルギー項を用いる。

- (a) 輪郭形状の滑らかさを表す「1次および2次スプラインの和の項」 [5]:

$$E_{\text{spline}} = \{w_1 \|\mathbf{v}_s(s, t)\|^2 + w_2 \|\mathbf{v}_{ss}(s, t)\|^2\} / 2 \quad (1)$$

- (b) 凹形状に対処するための「面積の項」:

$$E_{\text{area}} = \frac{w_3}{2} \{x(s, t)y_s(s, t) - x_s(s, t)y(s, t)\} \quad (2)$$

- (c) 差分近似を理論値に近づけるための「輪郭点間距離平均化の項」:

$$E_{\text{dist}} = w_4 \{\bar{d} - \|\mathbf{v}_s\|\}^2 \quad (3)$$

但し、 \bar{d} は輪郭点間距離の平均値

(d) フレーム間でのモデルの「動き・変形の連続性の項」:

$$E_{continuity} = w_5 \{x_{ts}^2 + y_{ts}^2\} \quad (4)$$

ここで、重み w_1, w_3 の符号を変えることによって、収縮型モデル ($w_1 > 0, w_3 > 0$) が膨張型モデル ($w_1 > 0, w_3 < 0$) を選択することができる。

(2) 画像エネルギー

画像エネルギーは、画像からの影響を規定するものであり、

(e) 動画像の時空間グラジエントの大きさから定義される「エッジポテンシャルの項」:

$$E_{edge} = -w_6 \|\nabla I(x(s,t), y(s,t), t)\|^2 \quad (5)$$

(f) フレーム間での対応点の「明るさ不変の項」:

$$E_{intens} = w_7 \|dI(x(s,t), y(s,t), t)/dt\|^2 \quad (6)$$

を用いる。

なお、外部エネルギーは用いない。上記 (a) ~ (f) のエネルギー項のうち、(d)、(f) および (e) の時間方向の成分はフレーム間で定義され、これら以外はフレーム内で定義されるエネルギーである。

2.2 エネルギー関数の離散化

前節で述べた動的輪郭モデルを計算機上で実現するために、輪郭モデルを離散的な点列で表現する。これに伴い、各エネルギー項における微分を、次のような差分式で近似する (図1参照)。

$$x_s(s,t) = (x_{i+h} - x_i)/h \quad (7)$$

$$y_s(s,t) = (y_{i+h} - y_i)/h \quad (8)$$

$$x_{ss}(s,t) = (x_{i+h} - 2x_i + x_{i-h})/h^2 \quad (9)$$

$$y_{ss}(s,t) = (y_{i+h} - 2y_i + y_{i-h})/h^2 \quad (10)$$

$$\|\mathbf{v}_s\|^2 = x_s^2 + y_s^2 \quad (11)$$

$$\|\mathbf{v}_{ss}\|^2 = x_{ss}^2 + y_{ss}^2 \quad (12)$$

$$x_{ts}(s,t) = \{x_s(s,t) - x_s(s,t-1)\}/t_0 \quad (13)$$

$$y_{ts}(s,t) = \{y_s(s,t) - y_s(s,t-1)\}/t_0 \quad (14)$$

$$I_x = I(x(s,t), y(s,t), t) - I(x(s,t-1), y(s,t), t) \quad (15)$$

$$I_y = I(x(s,t), y(s,t), t) - I(x(s,t), y(s,t-1), t) \quad (16)$$

$$I_t = \frac{I(x(s,t), y(s,t), t) - I(x(s,t), y(s,t), t-1)}{t_0} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} & dI(x(s,t), y(s,t), t)/dt \\ &= \frac{I(x(s,t), y(s,t), t) - I(x(s,t-1), y(s,t-1), t-1)}{t_0} \end{aligned} \quad (18)$$

ここで、 t_0 は時間軸方向の解像度を表す。

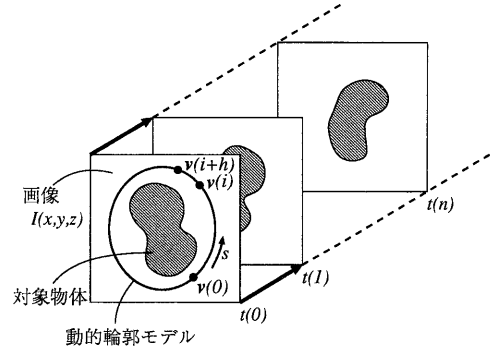


図1: 動的輪郭モデルの時空間での離散化

3 多重スケールでの動的計画法によるエネルギー最小化

先に述べたように、エネルギー最小化の手法として動的計画法を用いて対象物体の比較的大きな動き・変形に追従させるためには、その探索範囲を広くとる必要がある。しかし、それは計算量の増大という問題を引き起こす。この問題を解決するために、多重スケール画像を用いた動的計画法によってエネルギー最小化を行う [7]。

多重スケール画像とは、複数のスケール σ (標準偏差) のガウシアンフィルタを通して得られる階層的な画像系列 (画像ピラミッド) であり、これにより、対象を巨視的から微視的へと連続的にとらえることができる。また、多重スケールの画像では画像エネルギーの影響が拡大されているため、動的計画法における探索近傍のすべてを探索する必要がない。そこで、探索範囲 (この場合、各輪郭点の移動範囲を示す) を図2に示すようにスケールに応じて可変 (以後、可変近傍と呼ぶ) にする。なお、図2において、中心の輪郭点0の動的計画法1ステップでの移動範囲は0~8の9点である。また同時に、スケールに応じて輪郭点数を可変にする (つまり粗いスケールでは輪郭点も粗くする) ことにより、動的計画法の計算時間を増大させることなく、大きな動き・変形に追従させることを可能にする。各スケールにおいては、各輪郭点について図2のような探索近傍を設定した動的計画法を、全輪郭点が増化しなくなるまで繰り返す。

なお、実際のインプリメンテーションでは、スケール σ を $8.0 \rightarrow 4.0 \rightarrow 2.0 \rightarrow 1.0$ と変化させ (4層のガウシアン・ピラミッドに対応する)、各スケールでのエネルギー最小状態を次のスケールの初期値として連続的に結果を求め、 $\sigma = 1.0$ の結果を最終結果とした。

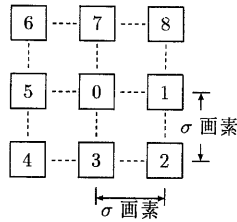


図2：多重スケール動的計画法の探索範囲

本手法では、動画画像から物体の輪郭を抽出・追跡するために、次のような逐次的な手続きを採用した。

1. 第1フレームの画像に対し、（マウスを使って手入力された）任意の初期位置から出発し、フレーム内で定義されるエネルギーの極小状態として対象の輪郭を抽出する。
2. 第2フレーム以下の画像に対しては、直前のフレームの結果を初期位置として、フレーム間で定義されるエネルギー項も使って、エネルギー最小化によって輪郭を抽出・追跡する。

4 超音波心臓動画からの形状抽出

提案手法を心臓の短軸方向超音波断層動画画像に適用し、雑音を含む画像における非剛体物体の輪郭の抽出・追跡における有効性を示す。ここで対象とする超音波心臓動画画像は、心臓の動きを無侵襲で観察できる利点を持ち、臨床に広く用いられている。特に左心室心内膜の動きと形の定量化が重要であり、診断の（半）自動化のためには、左心室の自動抽出・追跡が必要であるが、その画質の低さのためにこれは困難なものとなっている[4]。

本実験の対象画像は、標準画像データベース SIDBA[8] Vol.701 の3連の動画画像の内、最初の1連（レコード番号2～37、データ名 NM01～NM36、1/30秒間隔で映した僧帽弁先端付近短軸断層像）の画像で、256×256各点8ビットの濃淡画像36枚である。心臓（左心室）の輪郭抽出・追跡において、第1フレームでは膨張型の輪郭モデルを採用した ($w_1 < 0, w_3 < 0$)。これは、対象としている超音波心臓像については、収縮型のモデルでは対象を囲む任意の初期輪郭から正しく輪郭を抽出するのが難しいためである。

図3に示すように、まず、画像 NM01 において、内部に設定した初期位置（輪郭点数：20）から、4層のピラミッドを用いたエネルギー最小化により左心室の輪郭を抽出した。なお、各層での輪郭点は、各隣接点間距離が σ

の2倍以上になるように、各層間の対応を保持しながら再計算した（輪郭点数：8, 13, 20, 20）。次に、画像 NM02 以降について、直前の画像の結果を初期位置とし、輪郭を追跡した。画像 NM01 から NM29 までの奇数番号の画像に対する結果を図4に示す。なお、第2フレーム以降については、 $\sigma = 2.0$ からはじまる2層のピラミッドを用い、輪郭点は第1フレームと同様に再計算した。同図から、このような雑音を含む低画質の画像においてもほぼ正しく輪郭が抽出・追跡されていることがわかる、この結果から、左心室の画像上での面積およびその時間的変化を容易に計測することができ、診断に有用な心臓の形状変化に関する定量的な情報が得られる。図5は、NM01～NM30 について、式(2)を用いて輪郭に囲まれた領域（心臓）の面積の変化を計測した結果である。これによって、心臓の膨張・収縮の様子を定量的に得ることが可能となり、医師の診断における客観的指標の一つとして有益な情報が得られる。

5 むすび

本報告では、多重スケールでの動的計画法による動的輪郭モデルを医用画像処理の分野で大半を占める雑音を含む画像中の変形可能な物体の一例である心臓の短軸方向超音波断層動画画像からの形状抽出・追跡に適用した。本手法では、エネルギー最小化の解法として多重スケールでの動的計画法に可変近傍、可変輪郭点数の考え方を導入することにより、雑音の多い画像においても、対象物体の比較的大きな動き・変形に対処できる。

最適化原理に基づく本手法は雑音に強く、雑音を含む他の医用画像からの非剛体形状の抽出と運動解析にも広く応用できると考えられる。今後の課題として、現在のところ経験的に値を決定しているエネルギー項の重みの決め方、医療診断において適切であるかという基準による評価を検討する必要がある。

謝辞

日頃から御討論頂く電総研画像研究室の皆様、および有益な御討論を頂いた荒川勉室長をはじめとする三洋電機（株）筑波研究所知能システム研究室の皆様へ感謝致します。

参考文献

- [1] Herlin I.L., Nguyen C., and Graffigne C.: "Stochastic Segmentation of Ultrasound Images", Proc. 11th ICPR, 1, pp. 289-292 (1992)

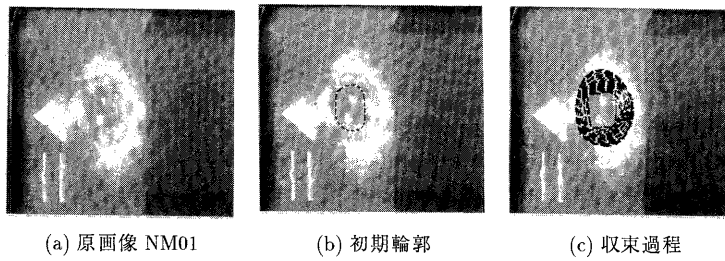


図3：画像NM01における輪郭抽出結果

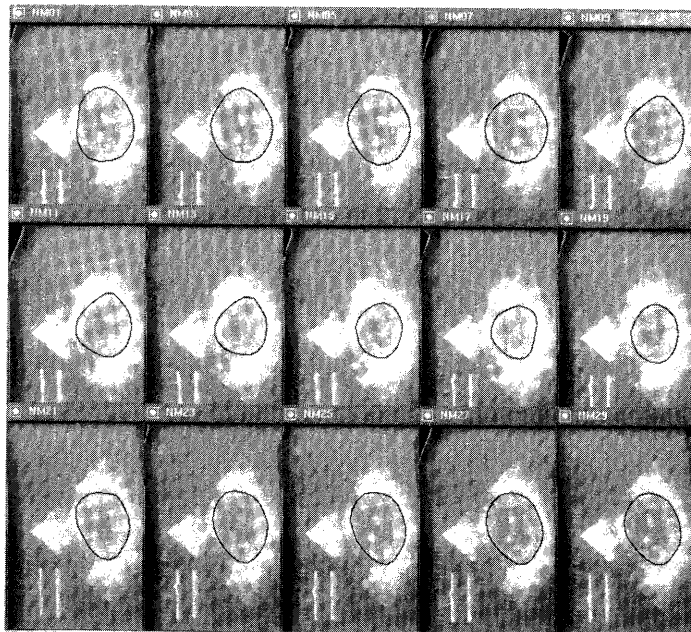


図4：輪郭追跡結果（画像NM01～NM29: 奇数番号データ）

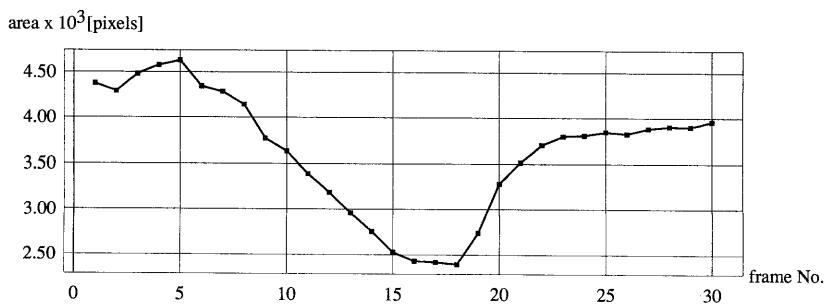


図5：輪郭に囲まれた領域の面積の変化（画像NM01～NM30）

- [2] Duncan J.S., Owen R.L., Staib L.H., and Anandan P.: "Measurement of Non-rigid Motion Using Contour Shape Descriptors", Proc. **CVPR**, pp. 318-324 (1991).
- [3] Cohen L.D. and Cohen I.: "A Finite Element Method Applied to New Active Contour Models and 3D Reconstruction from Cross Sections", Proc. 3rd **ICCV**, pp. 587-591 (1990).
- [4] 山田博三、山本和彦: "D P 整合法による超音波心臓動画像の認識"、信学論(D)、**J71-D**, 4, pp. 678-684 (1988).
- [5] Kass M., Witkin A. and Terzopoulos D.: "Snakes : Active Contour Models", Int. J. Comput. Vision, **1**, 4, pp. 321-331 (1988).
- [6] Amini A.A., Weymouth T.E. and Jain R.C.: "Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell, **PAMI-12**, 9, pp. 855-867 (1990).
- [7] 藤村恒太、横矢直和、山本和彦: "多重スケール画像を用いた非剛体物体の動的輪郭追跡"、情処学研報、**CV78-4**, pp. 25-32 (1992).
- [8] Onoe M., Sakauchi M. and Ohsawa Y.: "SIDBA 82 - Standard Image Database Vol. 7 Special Version -", MIPC Report **82-1**, Univ. Tokyo (1982).