

研究論文

動的輪郭モデルを用いた輪郭線抽出手順の自動構成と 胸部 X 線像上の肺輪郭線抽出への応用

清水 昭伸*¹ 松坂 匡芳*¹ 長谷川 純一*²
鳥脇 純一郎*¹ 鈴木 隆一郎*³

要旨 本論文では 動的輪郭モデルを用いた輪郭線抽出手順の自動構成法について検討する 具体的には、原画像と手入力輪郭線の組(設計標本)から、一般的な輪郭線の形状を表す形状モデル、輪郭線に対応するエッジを抽出する画像処理手順、および、評価関数内の全ての重み係数を自動決定する方法について述べる。ここで、エッジ抽出手順の自動決定には本研究室で開発した画像処理エキスパートシステム IMPRESS を利用し、形状モデルや重み係数は設計標本から計測した統計量などに基づいて決定した。また、134枚の胸部 X 線像と手入力の肺輪郭線を設計標本として実際に動的輪郭モデルを用いた肺輪郭線抽出手順を自動構成し、その手順を同じ胸部 X 線像に適用した結果についても示す。さらに、従来の経験的に決められた手順による抽出結果と比較して、本手法の有効性について考察する。

Key words : medical image processing, elastic contour model, automated construction of procedure, chest x-ray image, extraction of lung borders

1. まえがき

医用画像の診断支援システムにおいて、画像内の成分図形の認識処理が重要であることは言うまでもないが、近年では動的輪郭モデルを用いた輪郭線抽出手順が多数報告されている[栄藤94, 鳥脇94, 松坂96, 奥村97]¹。そこでは、スプライン関数[Kass 87]や質点-パネで構成された動的輪郭モデル[上田92]を、抽出対象の輪郭線の形状や濃度値構造に基づいて定義された評価関数を最小化(または最大化)する様に逐次的に変形を繰り返して輪郭線を抽出する²。この手法は、対象図形の形状と濃度分布の特徴を同時に考慮しながら輪郭線を抽出できるため、片方の情報が一部欠落している場合にも、適当な位置に輪郭線を抽出できる特徴をもつ。しかし、評価関数に含まれる多数のパラメータ(重み係数など)は経験的に決められることが多く、その作業は専門家にとっても容易ではなかった。

これまでに、最適な画像処理手順の開発を支援するためのエキスパートシステムが幾つか開発されてきたが[情処特集 88]、この中には動的輪郭モデルを対象としたものは見られなかった。しかし、最近になって動的輪郭モデルのパラメータを自動的に決定する方法が幾つか提案されている。坂口らは変分法に基づく収束アルゴリズムにおいて、変形に伴う制御点の移動量から形状の評価式内の重み係数を決定

する方法を示した[坂口 90]。また、加藤や飯田らは[加藤95, 飯田96]、グリーディ法による収束アルゴリズムにおいて、輪郭線付近で制御点が移動すべき位置を教師データとして階層型ニューラルネットワークに与え、評価関数の重み係数を学習する方法を提案した³。しかし、後者についてはネットワーク構造の最適化や学習データの選択方法が新たな問題となっている。また、いずれも収束アルゴリズムに依存しているために他のアルゴリズムへの応用が容易ではなかった。さらに、収束アルゴリズムに依存しない方法も幾つか提案されているが[瀬川92, 天野93, Leymarie93]、ほとんどが一部のパラメータの自動決定にとどまっていた。

また、動的輪郭モデルには、輪郭線の形状や濃度分布の一般的なモデルを事前知識として入力できるものがあるが[上田92, 天野93, Cootes93,95, 松坂96]、ここでは上記の重み係数以外にこれらのモデルのパラメータを決定する必要がある。Cootes らは、複数の画像と手入力輪郭線の組から、輪郭線の一般的形状と輪郭線付近の濃度値構造をモデル化する方法を提案している[Cootes93,95]。

本論文では [松坂 96] で用いた弾性輪郭モデル[上田 92]の評価関数内の全ての要素とパラメータ、すなわち、抽出目標の輪郭線の形状モデル、大まかなエッジ抽出のための画像処理手順、および、重み係数を

*¹名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻(〒464-01 名古屋 市千種区不老町)

*²中京大学情報科学部

*³大阪府立成人病センター

投稿受付: 1997年5月9日

最終稿受付: 1997年7月26日

採用決定日: 1997年8月1日

¹X線像に限っても数が非常に多いため、詳しくはここに挙げた論文の参考文献を参照されたい。

²以下では動的輪郭モデルの変形を行うアルゴリズムを収束アルゴリズムと呼ぶ。収束アルゴリズムの代表的なものには、変分法、動的計画法、グリーディ法がある。

³この方法では重み係数は陽には求まらず、ネットワークの接続係数に反映される形で学習される。

すべて自動決定する方法について検討する。具体的には、まず、原画像と抽出目標の輪郭線図形（サンプル図形と呼ぶ⁴）の複数組（設計標本と呼ぶ⁴）から形状モデルを自動生成し、次に、本研究室で開発した画像処理エキスパートシステム IMPRESS[長谷川 88]を利用してエッジ抽出手順を自動的に構成する。さらに、これらを用いて重み係数を自動決定する。ここで、重み係数の決定には、収束アルゴリズムや評価関数の違いから従来の方法をそのまま用いることができないため⁵、設計標本、形状モデル、およびエッジ抽出手順から決定する方法を提案する。本手法について、実際の胸部 X 線像 134 枚を用いて肺輪郭線の抽出手順を自動構成し、従来の経験的に決められた手順[松坂 96]との違いを評価する。

2. 弾性輪郭モデル

ここでは、本論文で扱う弾性輪郭モデル（Elastic Contour Model、以下 ECM [上田 92]）について簡単に述べ、自動決定するパラメータについて説明する。ECM は Fig.1 に示した構造をもつ。すなわち、制御点と隣接点間に張られたバネ 1、および、その 2 つのバネ 1 の間に張られたバネ 2 から構成される多角形である。また、(1)式で定義される評価関数（エネルギー関数と呼ぶ）の値を最小化する様に逐次的に変形して目的の輪郭線を抽出する。

$$E_{total} = E_{shape} + \omega \cdot E_{potential} \quad (1)$$

ここで、エネルギー関数は 2 つの項からなり、一つは(2)式で定義される形状エネルギー、もう一つは制御点から画像中のエッジまでの最短距離で定義される(3)式のポテンシャルエネルギーである。また、収束アルゴリズムには動的計画法を用い、一回の変形で制御点が移動できるのは Fig.2 の斜線内である。

$$E_{shape} = \sum_{i=1}^N \left[\omega_r(i) \cdot \{r(i) - r_0(i)\}^2 + \omega_\theta(i) \cdot \{\theta(i) - \theta_0(i)\}^2 \right] \quad (2)$$

$$E_{potential} = \sum_{i=1}^N \{ \omega_p(i) \cdot p(i) \} \quad (3)$$

N : 制御点数

i : 制御点番号 ($i > N$ の場合は、 $i - N$)

$r(i)$, $\theta(i)$: 動作中の ECM のパラメータ

$r_0(i)$: $L(i)$ / (ECM の全長)

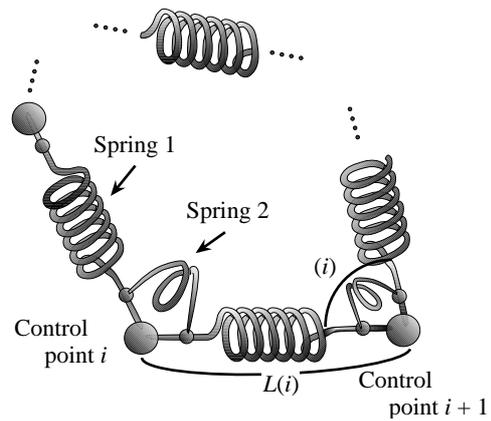


Fig.1 Structure of an ECM.

($L(i)$: 制御点 i , $i+1$ 間の距離)

(θ): 制御点 i , $i+1$, $i+2$ 間の角度

$\rho(i)$: ポテンシャルエネルギー関数

(= 制御点 i からエッジまでの最短距離)

$r_0(i)$, $\theta_0(i)$: 形状モデルのパラメータ

$\omega_r(i)$, $\omega_\theta(i)$, $\omega_p(i)$: 制御点 i における重み係数
: 重み係数

(形状エネルギーとポテンシャルエネルギーの比率)

直観的には、実際に動かしている ECM が、 $r_0(i)$ と $\theta_0(i)$ をパラメータに持つ図形（形状モデルと呼ぶ）と相似、かつ、全ての制御点が画像中のエッジ上にある時にエネルギーは最小値 0 をとる。

以上から、決定すべきパラメータは、形状モデルの $r_0(i)$, $\theta_0(i)$, ポテンシャルエネルギー関数 $\rho(i)$ を定義するためのエッジ抽出手順、および、重み係数 $\omega_r(i)$, $\omega_\theta(i)$, $\omega_p(i)$ である。

3. ECM のパラメータの自動決定法

パラメータの自動決定は Fig.3 のフローに従って行う。まず、原画像とサンプル図形の設計標本から形状モデルのパラメータ $r_0(i)$ と $\theta_0(i)$ 、および、エッジ抽出手順を決定する。次に、これらを用いて重み係数 $\omega_r(i)$, $\omega_\theta(i)$, $\omega_p(i)$ を決定し、最後に重み係数 ω を決定して手順を出力する。以下ではこの順に説明する。ただし、これらの処理は一つの輪郭線ごとに行

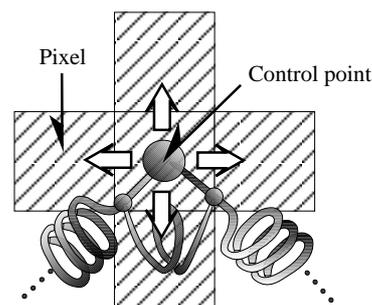


Fig.2 Search area for minimizing energy function.

⁴入出力に関して、画像処理エキスパートシステム IMPRESS[長谷川 88]と本手法は極めて類似しているため、ここでも IMPRESS で使われている用語を用いる。

⁵[松坂 96]では収束アルゴリズムに動的計画法を用いている。

う。

3.1 形状モデルのパラメータ $r_0(i)$, $\theta_0(i)$ の決定
 入力手入力された M 枚の輪郭線(閉曲線)のサンプル図形であり, 処理の流れは Fig.4 の通りである。まず, 形状エネルギーが輪郭線の相似変換(拡大・縮小)に不変であることから, サンプル図形間の大きさの違いを吸収するために全長を一定値 a にそろえる。次に, サンプル図形を効率よく多角形近似するために屈折点[阿部94]を N_f 個抽出する。具体的には, サンプル図形の各点ごとに, その点とそこから輪郭に沿って距離 a/N (N : 多角形の頂点数) 離れた2点とを結ぶ2つの線分のなす角を調べ, θ が極小の点の中で小さいものから順に N_f 個抽出する (Fig.5 参照)。ここで, N と N_f はあらかじめ与えられている定数とする。次に, 屈折点に反時計回りに番号 $1, 2, \dots, N_f$ をつけ, サンプル図形間で対応づけを行う。実際には, 人が適当に選んだ t 番目のサンプル図形に対して, その他の s 番目 ($s=1, \dots, M; s \neq t$) のサンプル図形ごとに次式で定義される評価値 C が最小になる k を求める。

$$C = \left| \overline{P_k^{[s]} P_{k+1}^{[s]}} - \overline{P_1^{[t]} P_2^{[t]}} \right|^2 + \left| \overline{P_{k+1}^{[s]} P_{k+2}^{[s]}} - \overline{P_2^{[t]} P_3^{[t]}} \right|^2 + \dots + \left| \overline{P_{k+N_f-2}^{[s]} P_{k+N_f-1}^{[s]}} - \overline{P_{N_f-1}^{[t]} P_{N_f}^{[t]}} \right|^2 \quad (4)$$

ただし, $k+j > N_f$ ($j=1, \dots, N_f$) ならば $k+j - N_f$ ($k+j - N_f$)

$P_k^{[s]}$: s 番目のサンプル図形の k 番目の屈折点

$\overline{P_k^{[s]} P_{k+1}^{[s]}}$: 屈折点 $P_k^{[s]}$, $P_{k+1}^{[s]}$ 間の輪郭線長。

次のステップではサンプル図形上にECMの制御点を配置する。具体的には, まず屈折点 (N_f 個) に制御点を配置し, 次に $N - 3N_f$ 個の制御点を隣接屈折点間の平均長で比例配分した個数だけ等間隔に配置す

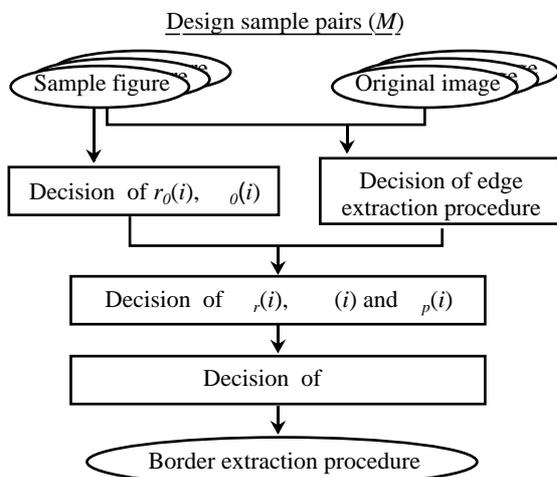


Fig.3 Flow for decision of parameters of the ECM.

る。また, 屈折点に配置された制御点と, それに隣接する制御点との間に1個ずつ, 計 $2N_f$ 個配置する。さらに, サンプル図形間で対応づけされた屈折点と同じ番号になるように全ての制御点に番号をつける。最後のステップでは, 各サンプル図形ごとに隣接制御点 $i, i+1$ 間の距離の全長に対する比率 $r(i)$ と隣接3制御点 $i, i+1, i+1$ 間の角度 $\theta(i)$ を計測し (Fig.1 参照), それぞれの全サンプルにわたる平均値を計算する ((5), (6) 式)。

$$\bar{r}(i) = \frac{1}{M} \sum_{s=1}^M r^{[s]}(i) \quad (5)$$

$$\bar{\theta}(i) = \frac{1}{M} \sum_{s=1}^M \theta^{[s]}(i) \quad (6)$$

M : 設計標本数

s : サンプル図形の番号

i : 制御点番号

ここで, 上記の平均値をそのまま形状モデルのパラメータ $r_0(i)$, $\theta_0(i)$ とした場合に, その図形が必ずしも閉曲線になるとは限らないので, 次の手順により値を補正する。まず (2) 式の形状モデルと実際に動作するECMのパラメータにそれぞれ上記の平均値を代入する。ただし, $r(N_f)$ と $\theta(N_f)$ だけは輪郭線が実際に閉

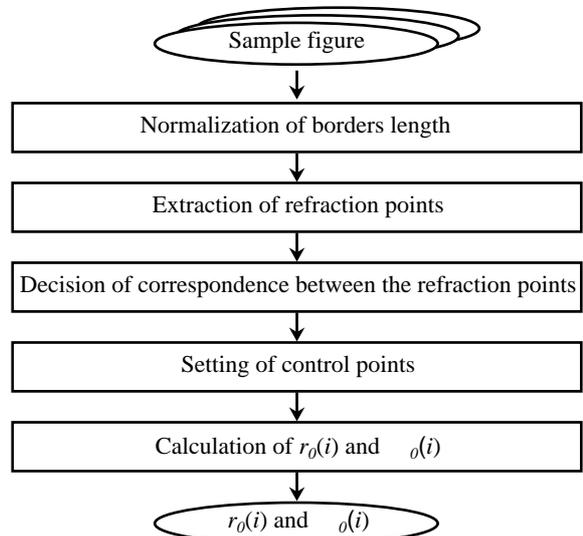


Fig.4 Flow for decision of $r_0(i)$, $\theta_0(i)$.

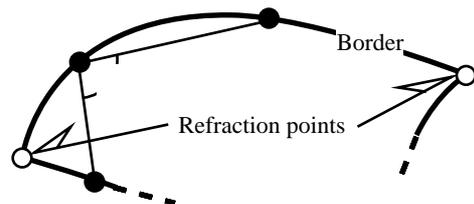


Fig.5 Illustration of extracting refraction points.

じるように適当な値を代入する．次に，形状エネルギーが最小になるようにそのECMを変形させ，収束した時の制御点間の距離の全長に対する比と角度を $r_p(i)$, $\theta_p(i)$ とする．

動的輪郭モデルにおける形状モデルの自動設計を扱った文献の中で，以上の方法と類似したもの⁶ [Cootes95]が複数のサンプル図形に直接アフィン変換を行って一般的な形状を表わすモデルを自動生成している．両者の手法によって得られた形状モデルは一般には一致しないが，手入力輪郭線の入力精度などを考慮するとほぼ同じ結果が得られると考えられる．しかし，本手法の大部分は輪郭線に沿った1次元の処理であり，より簡単であるために今回はこの手法を用いた．

3.2 ポテンシャルエネルギー関数 $p(i)$ の決定

ポテンシャルエネルギー関数を決めるためには全ての設計標本に対して共通に働く一つのエッジ抽出手順を求める必要があるが，本手法ではそのために画像処理エキスパートシステムIMPRESS[長谷川88]を利用する．IMPRESSは，原画像とサンプル図形の複数の組から，サンプル図形に対応する陰影やエッジを抽出する手順を自動構成できる．ここでは M 組の設計標本からエッジ抽出手順を求め，その手順を原画像に適用して得られたエッジ画像に距離変換を行ってポテンシャルエネルギー関数を定義した（距離変換後の画像をポテンシャル画像と呼ぶ）(Fig.6 参照)．

3.3 重み係数 $r_p(i)$, $\theta_p(i)$, $\omega_p(i)$, および， ω の決定
形状モデルの重み係数 $r_p(i)$, $\theta_p(i)$ は，3.1 で求めたパラメータ $r(i)$, $\theta(i)$ のサンプル図形間の標準偏差を用いて(7)式で定義する．直観的には，サンプル図形間で「ばらついて」いないパラメータは信頼性が高いと考えて大きな重みが与えられる．

$$\omega_r(i) = \frac{1}{\sigma_r(i)} \frac{1}{\sigma_r}, \quad \omega_\theta(i) = \frac{1}{\sigma_\theta(i)} \frac{1}{\sigma_\theta} \quad (7)$$

$$\sigma_r(i) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \{r^{[j]}(i)\}^2 - \{\bar{r}(i)\}^2}$$

$$\sigma_\theta(i) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \{\theta^{[j]}(i)\}^2 - \{\bar{\theta}(i)\}^2}$$

$$\bar{\sigma}_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{\sigma_r(i)\}, \quad \bar{\sigma}_\theta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{\sigma_\theta(i)\}$$

ここで (7)式に標準偏差の平均の逆数を掛けているのは，パネ1と2のエネルギーの大きさの間の整合をとるためである．

ポテンシャルエネルギーの重み係数 $\omega_p(i)$ は，制御点 i に対応する位置のポテンシャルエネルギーを各ポテンシャル画像ごとに調べて(8)式で定義した．直感的には，全てのポテンシャル画像で制御点 i の位置の値が 0 になれば良いので，0 からの偏りを表わす 2 次モーメントの平方根を用いている．

$$\omega_p(i) = \frac{1}{\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \{p^{[j]}(i)\}^2}} \omega \quad (8)$$

以上によって，ほとんどの重み係数が求められたが，これだけでは真の輪郭線上で(1)式のエネルギーが最小になる保証はない．そこで，最小となる必要条件[天野 93]を用いて残りの重み係数 ω を決定する．具体的には，サンプル図形上に ECM の制御点を配置し，その位置でエネルギーが極小になる ω の値を実際に制御点を移動させて求める．例えば，ある変形でエネルギーが増加するという事は，各々のエネルギーの変化量を E_{shape} , $E_{potential}$ とすると，

$$\Delta E_{shape} + \omega \cdot \Delta E_{potential} > 0 \quad (9)$$

となり，これから，

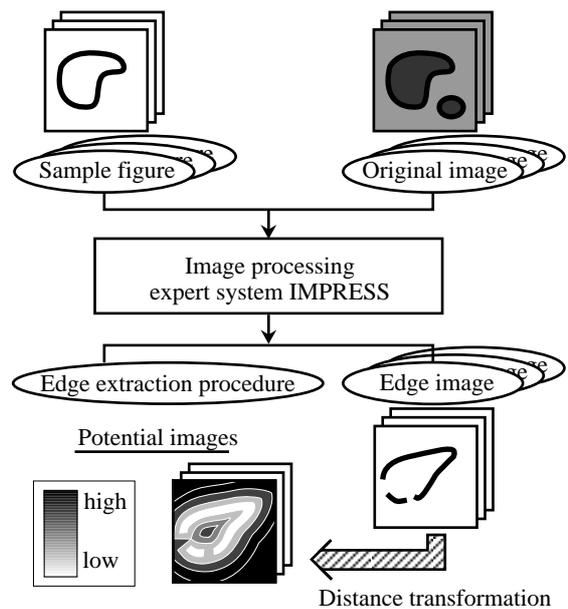


Fig.6 Automated generation of potential images by using IMPRESS.

⁶輪郭線の多角形近似や複数の輪郭線のサンプルから一般形状を求める研究は古くから行われており[上田91, 阿部94]，それらと比較すると本手法の原理的考え方は特に新しいものとはいえない．しかし，動的輪郭モデルを用いた輪郭線抽出手順では屈折点付近で実際の輪郭線をショートカットしやすいために，その付近では制御点を密に配置するなどの工夫をしている．

$$\omega \begin{cases} > -\frac{\Delta E_{shape}}{\Delta E_{potential}} \quad (\Delta E_{potential} > 0) \\ < -\frac{\Delta E_{shape}}{\Delta E_{potential}} \quad (\Delta E_{potential} < 0) \\ = any \quad (\Delta E_{potential} = 0, \Delta E_{shape} > 0) \\ = none \quad (\Delta E_{potential} = 0, \Delta E_{shape} \leq 0) \end{cases} \quad (10)$$

の様に の範囲が計算される。ここで、制御点の位置と移動パターンについて、考えられる全てを評価することは計算量の点から現実的ではないために次のようにした。まず、最初の制御点の位置としては、ECMの形状が形状モデルとできるだけ等しくなるようにサンプル図形上に適当に制御点を配置し、Fig.2の移動可能範囲を輪郭線上だけに拘束して形状エネルギーを最小化して求めた。また、移動パターンとしては、全ての制御点が最初の位置から輪郭線以外に移動する場合について調べた。ところで、実際には全ての設計標本に共通な の範囲が存在することは稀であるので、今回は最も多くの設計標本に共通の範囲を求め、その中点の値を の値として採用した。

この章で説明した方法の特徴としては、まず、設計標本における統計量などから簡単にECMのパラメータを決定できることが挙げられる。また、その決定方法はECMを変形させる収束アルゴリズムとは無関係なので、他の動的輪郭モデルの自動設計への応用も容易である。

4 実験および考察

ここでは、前章に示したECMの自動設計法を胸部X線像からの肺輪郭線抽出に応用した結果を示し、幾つかの考察を行う。

4.1 実験方法

試料画像には間接撮影胸部X線像(画像サイズ: 256 × 256(画素), 濃度レベル数: 8bits) 134枚を用いた(設計標本 $M=134$)。Fig.7に原画像と抽出対象の輪郭線(手入力のサンプル図形)を重ねたものの例を示す。

実験では、まず、全ての試料を用いて肺輪郭線を抽出するためのECMを自動設計した。ここで、設計は左右肺別々に行ない、制御点数 N と屈折点数 N_f はともにそれぞれ25と3とした。また、ポテンシャル画像は、IMPRESSの手順によって得られたエッジ画像から [松坂 96]と同様の方法によって不要成分除去、左右肺のそれぞれに対応するエッジの分割、および、ユークリッド距離変換[斉藤 93]を行って作成した。ただし、不要成分除去後に線図形の拡散処理を一回

行っている。

次に、そのECMを用いて同じ試料から肺輪郭線を抽出する実験を行った。処理の流れはFig.8に示した通りであるが、輪郭線の初期設定、エネルギー関数の最小化のアルゴリズムは全て[松坂 96]に従った⁷。また、計算機はFACOM M1800を使用し、左右一方の肺輪郭線の抽出手順の自動設計には(30 ~ 40分) × (設計標本数)を要した⁸。

4.2 実験結果と考察

まず、自動設計されたECMについて説明する。Fig.9(a)に従来の経験的に決定した形状モデル、同図(b)に自動生成された形状モデルを示す。これから、従来よりも制御点間隔のばらつきは小さくなっているが、かなり類似したものが得られることがわかる。次に、Table1にIMPRESSによって自動構成されたエッジ抽出手順を示す。ここで、差分フィルタにはラプラシアンが選択されているが、これは様々な方向の輪郭線を全画面に一樣な処理で抽出することを目標としたためである。また、この手順によって得られたエッジ画像を従来のものと比較すると(Fig.10)、従来は1階差分を用いて抽出していた縦隔と横隔膜の輪郭線が、2階差分を用いることによって実際の輪郭線よりもやや外側に抽出されていること、また、鎖骨に代表されるような余分な輪郭線が肺野の外に抽出されているなど幾つかの点で異なっているが、ほぼ同程度の結果が得られた⁹。さらに、今回の方法によって得られた重み係数の分布(右肺のみ)をFig.11に示した(制御点番号はFig.9参照)。ただし、左肺も同様の結果が得られている。まず、(i)に注目すると、今回のモデルではかなり値がばらついていることがわかる。ここで、横隔膜の体側寄り、縦隔、胸隔の輪郭長の重みが特に低く

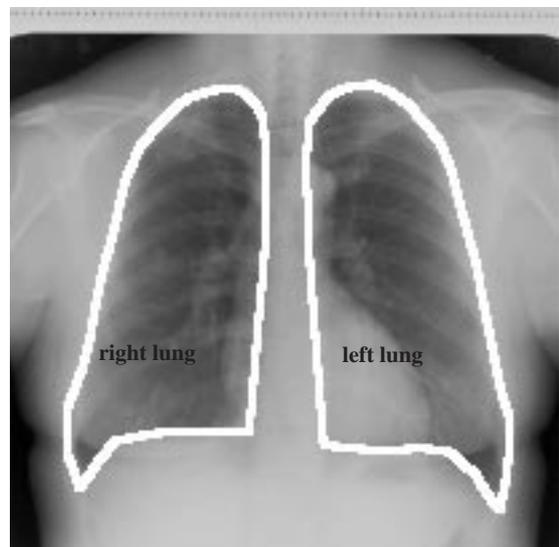


Fig.7 An example of a chest X-ray image (white lines indicate the true borders input by human).

なっているが、このことは、その部分の輪郭線長が個人差によってかなり異なることと一致している。次に、(i)を見ると、屈折点(図の横軸で $i=6,14,25$) 付近で値が小さくなっているが、これも実際の場合と対応している。一方、従来のその部分の値が逆に大きいのは、形状の保存を優先させて設計したためである。また、 $\rho_p(i)$ のグラフからは、安定して抽出できる胸隔エッジの部分(図で $i=18 \sim 22$) の重みが特に大きくなっており、従来とほぼ対応していることが知られた。さらに、エネルギー極小の条件で求めた の範囲と、ECMのパラメータとして実際に採用した の値は Tabel2 の通りであった。

以上のECMを用いて Fig.7 の原画像から肺輪郭線を抽出した結果を Fig.12 に示す。これを見ると、右肺はほぼ従来と同程度の抽出精度だが、左肺は横隔膜や肺尖部の輪郭線が実際よりも外側に抽出されていることがわかる。その原因としては、エッジ画像作成時に発生したヒゲの影響が考えられる。また、別の画像に適用した結果を Fig.13 に示したが、ここに

示した左肺のように、今回の自動設計された手順による方がうまく抽出できる場合があることも知られた。さらに、全ての試料に対する抽出結果を、下記の一致度と目視[松坂 96]で評価した結果を Fig.14 と Table3 に示す。

[Fig.12,13,Table3 の記号]

- : 肺輪郭線全体が良好に抽出されている
- : 真の肺野の見落としが少なく拾いすぎが多い
- × : 真の肺野の見落としが多い

[一致度, Fig.12 ~ 14]

$$(\text{degree of coincidence}) = \frac{n(X \cap T)}{n(X \cup T)} \times 100 \quad (11)$$

X: 抽出輪郭線に囲まれる領域

T: 真の輪郭線(著者の一人が手入力)に囲まれる領域

n(Z): 領域 Z に含まれる画素数

ここに示した結果から、自動構成された手順で、従来の筆者らが経験的に設計した手順とほぼ同程度の結果が得られることが知られた。少数ではあるが自動構成された手順の方が良い結果を与える場合がみられたことは興味深い。細かく見ると左肺については自動構成した手順はやや劣る。その理由としては、主にポテンシャル画像を定義するエッジ画像の性質の違いが挙げられる。具体的には、今回の方法ではエッジ画像の生成の段階で横隔膜と縦隔の輪郭線が真の輪郭線よりも外側に抽出されるため、真の輪郭線上でポテンシャルエネルギーが最小になるとは限らない。また、今回の方が鎖骨像のような不要なエッジが肺野の外側に抽出されやすいため、ECMが

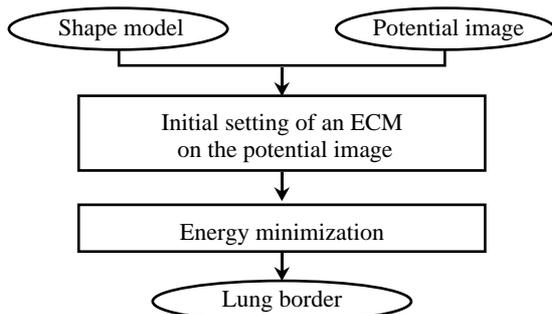


Fig.8 Flow of lung border extraction by using ECM.

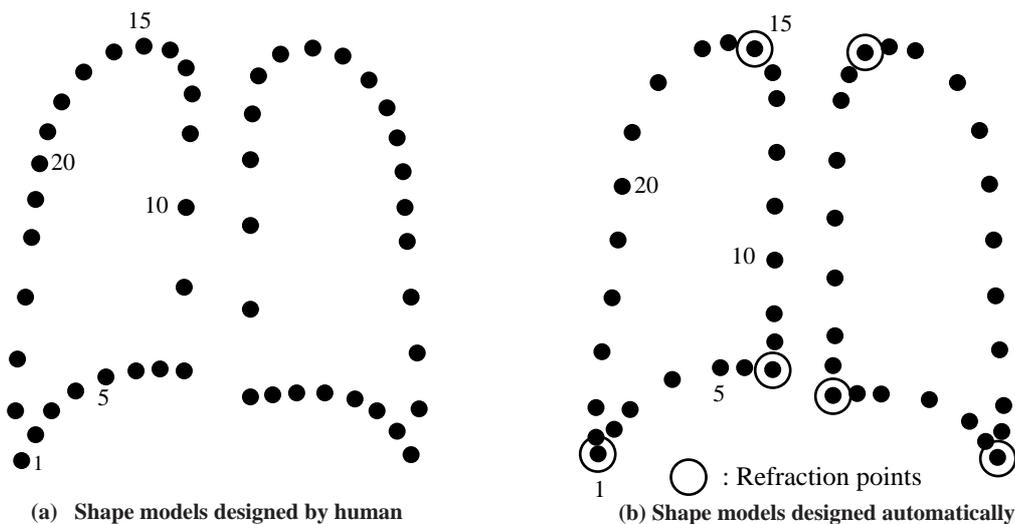


Fig.9 Shape models for lung borders (numerals indicate consecutive numbers of control points).

[松坂 96]では、ECMによる輪郭線抽出後に失敗しやすい部位を対象に再処理を行っているが、この処理は従来の方法の性質に依存しているために今回は行わなかった。

⁸⁹ 割以上の時間が重み係数の決定に費やされている。

⁹⁰ 今回も[松坂 96]と同様に肺野の外側から ECM を収束させるため、影響が少ないと思われる肺野内のエッジを除いて評価している。

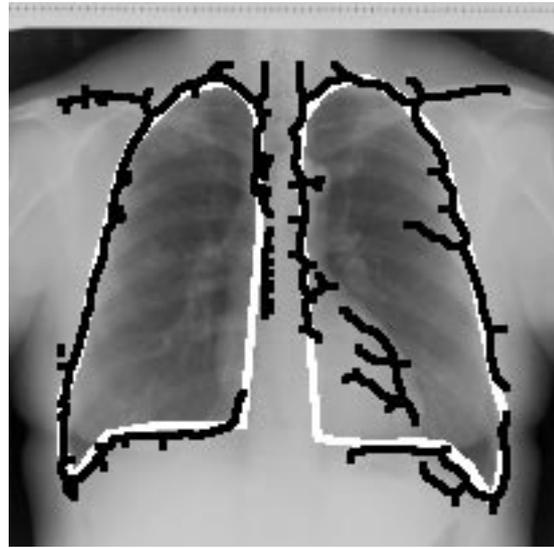
Table 1 Edge extraction procedures constructed by IMPRESS.

	Smoothing	Differentiation	Binarization	Small component elimination	Fusion [†]	Thinning [†]	Small component elimination
for right lung	Median (5x9(pixel))*	Laplacian (distance=6) (8 neighborhood)	p-tile (p=0.258)**	296(pixel)**	Shrink Expansion	Tsuruoka's method	39(pixel)**
for left lung	Median (9x5(pixel))*	Laplacian (distance=8) (8 neighborhood)	p-tile (p=0.275)**	321(pixel)**	Expansion Shrink Shrink Expansion	Tsuruoka's method	34(pixel)**

(* Mask size (horizontal, vertical) , **Thershold value , [†] 8-connected)



(a) An edge image by using a procedure constructed by human



(b) An edge image by using an automatically constructed procedure

Fig.10 Examples of edge images.

初期輪郭から変形して真の輪郭線に到達するまでの間に、ポテンシャルエネルギーの極小点が多数存在していることも原因として考えられる。

5. むすび

本論文では、弾性輪郭モデル (ECM) を用いた輪郭線抽出手順の自動構成法について検討した。具体的には、まず、輪郭線のサンプル図形から形状モデルを作成し、次いで、本研究室で開発した画像処理エキスパートシステム IMPRESS を利用して大まかなエッジ抽出手順を自動生成した後に、それらを用いて全ての重み係数を自動的に決定する方法について述べた。また、胸部 X 線像と手入力の肺輪郭線の 134 組を設計標本として ECM を用いた肺輪郭線抽出手順を自動構成し、その手順を同じ画像に適用して従来の経験的に決められた手順との比較を行った。本手法の特徴は、従来はかなりの作業量を必要としていた肺輪郭線抽出のための ECM の評価関数内の全

パラメータの決定を、幾つかの原画像と手入力輪郭線の組から自動決定できること、また、この自動構成法が ECM の収束アルゴリズムに関係なく利用できることが挙げられる。さらに、100 枚を超える試料を用いた評価によって、ある程度の有効性が確認されたことも意義があると考えている。

しかし、実画像を用いた実験からは幾つかの問題点があることも知られた。たとえば、今回の実験で用いた胸部 X 線像上の肺輪郭線のように、濃度値の微分的性質が輪郭線上の一様でない場合には、ポテンシャルエネルギーが真の輪郭線上で最小にならないこと、また、初期輪郭と真の輪郭線の間には不要なエッジ成分が抽出され易く、そのため変形の途中でエネルギーの極小点(最適化問題としての局所解)に落ち込みやすいことが挙げられる。従って、今後は IMPRESS における手順集約方法の改善[浜田 97]も含めたエッジ画像の自動生成法の検討、また、エネルギー関数の極小点の削減やそこからの脱出を考慮し

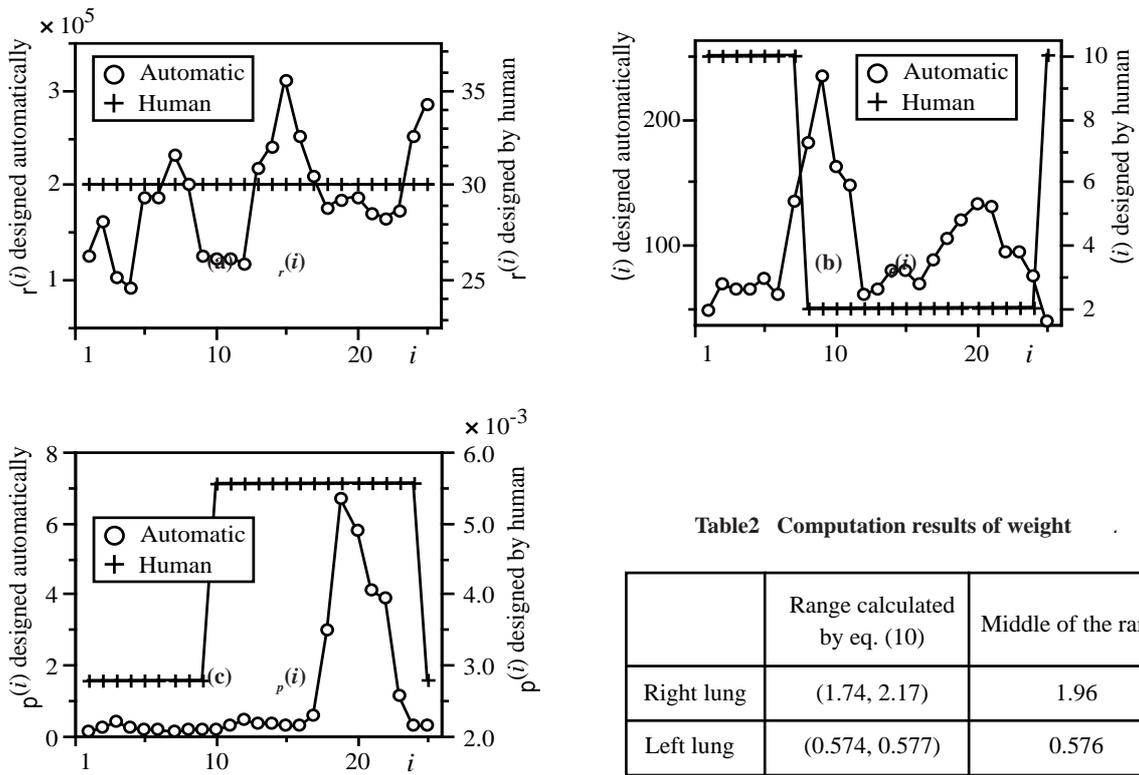
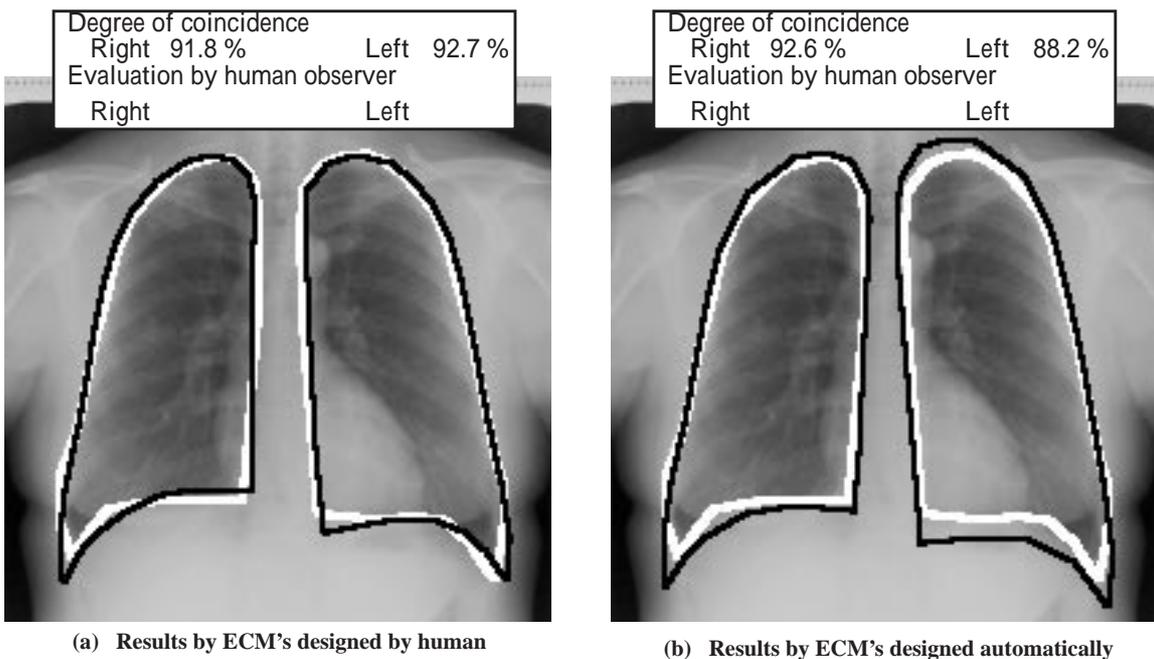


Fig.11 Weight values of an ECM for right lung.



(a) Results by ECM's designed by human

(b) Results by ECM's designed automatically

Fig.12 Resultant images. (white lines : true lung borders, black lines : extracted borders by ECM's).

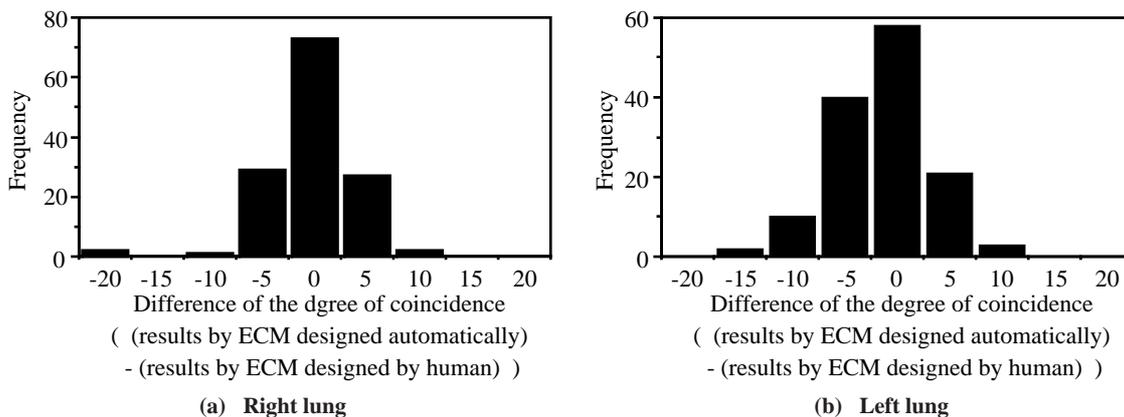
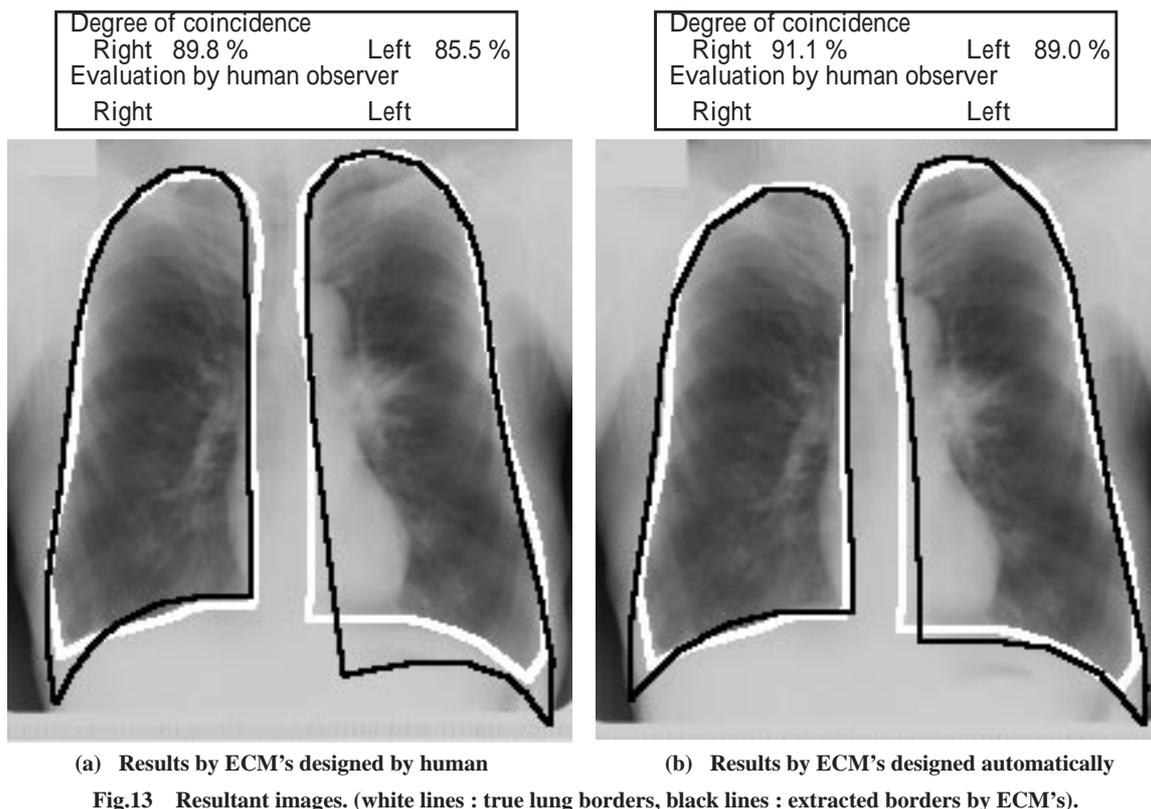


Fig.14 Comparison between the ECM designed by human and the ECM designed automatically.

Table3 Evaluation of the extracted borders by human observer (numerals in the table mean the number of cases).

(a) Evaluation result of right lung				
Automatic design Human design			×	Sum
	104	4	8	116
	5	0	2	7
×	3	1	7	11
Sum	112	5	17	134

(b) Evaluation result of left lung				
Automatic design Human design			×	Sum
	98	6	9	113
	5	8	2	15
×	1	3	2	6
Sum	104	17	13	134

た自動構成手順をみつけることが課題である。さらに、初期輪郭の自動設定や他の図形への適用なども予定している。

謝辞

日頃熱心に討議いただく名古屋大学鳥脇研究室の諸氏に感謝する。なお、本研究には名古屋大学大型計算機センターを利用した。また、本研究の一部は、文部省科研費ならびに厚生省がん研究助成金による。

参考文献

[栄藤 94] 栄藤 稔: 動的輪郭モデル Snakes の概観. Med Imag Tech 12(1): 9-15, 1994
 [鳥脇 94] 鳥脇 純一郎, 館野之男, 飯沼 武 編著: 医用 X 線像のコンピュータ診断. シュプリンガー・フェアラーク東京, 1994
 [松坂 96] 松坂 匡芳, 清水昭伸, 長谷川純一, 他: 弾性輪郭モデルを用いた胸部 X 線像の肺輪郭線抽出. Med Imag Tech 14(6): 680-690, 1996
 [奥村 97] 奥村 俊昭, 山本真司, 松本満臣, 他: Active Cylinder Model を用いた胸部 X 線 CT 像からの肺野領域抽出. 医用画像工学会 Jamit Frontier97 講演論文集: 173-178, 1997
 [Kass87] M.Kass, A.Witkin and D.Terzopoulos: Snakes: Active Contour Models. IJCV 1(4): 321-331, 1987
 [上田 92] 上田 修功, 間瀬健二, 末永康仁: 弾性輪郭モデルとエネルギー最小化原理による輪郭線追跡手法. 信学論D-II J75D-II(1): 111-120, 1992
 [情処特集88] 特集: 画像処理エキスパートシステム. 情処学論29(2): 87-219, 1988
 [天野 93] 天野 晃, 坂口嘉之, 美濃導彦, 他: サンプル輪郭モデルを利用し

た Snakes. 信学論 D-II J76D-II(6): 1168-1176, 1993
 [坂口 90] 坂口嘉之, 美濃導彦, 池田克夫: SNAKE パラメータの設定についての検討. 信学技法 PRU90-21: 43-49, 1990
 [加藤 95] 加藤浩巳, 今井正和, 鳥野武: Active Tubes による動作解析へのニューラルネットワークの適用. 信学技法 PRU95-44: 57-64, 1995
 [飯田 96] 飯田健太郎, 今井正和, 鳥野武: スネークスへのニューラルネットワークの適用と学習用データ作成の手法. 情処研資CV99-5: 29-36, 1996
 [瀬川 92] 瀬川英吾, 徐剛, 辻三郎: 形状に依存しないパラメータを用いた snake. 情処研資 CV79-5: 33-36, 1992
 [Leymarie 93] F.Leymarie, M.D.Levine: Tracking Deformable Objects in the Plane Using an Active Contour Model. PAMI15(6): 617-634, 1993
 [Cootes93] T.F.Cootes, C.J.Taylor, A.Lanitis et al: Building and Using Flexible Models Incorporating Grey-Level Information. Proc of ICCV: 242-246, 1993
 [Cootes95] T.F.Cootes, C.J.Taylor, D.H.Cooper et al: Active Shape Model - Their Training and Application. CVIU61(1): 38-59, 1995
 [長谷川 88] 長谷川純一, 久保田浩明, 高須昌英, 他: 画像処理エキスパートシステム IMPRESS における画像処理手順集約化機能について. 情処学論 29(2): 126-133, 1988
 [上田 91] 上田 修功, 鈴木知智: 凹凸構造の一般化に基づく輪郭形状モデルの自動獲得. 信学論 J74-D-II(2): 220-229, 1991
 [阿部 94] 阿部 圭一: 図形の記述と理解. 信学誌 77(5): 507-514, 1994
 [斉藤 93] 斉藤 豊文, 鳥脇 純一郎: 3次元デジタル画像に対するユークリッド距離変換. 信学論 J76-D-II(3): 445-453, 1993
 [浜田 97] 浜田 敏弘, 清水昭伸, 長谷川純一, 他: 画像処理エキスパートシステム IMPRESS における処理手順の逐次型集約法とその能力評価. 信学技法 PRU96-200: 59-66, 1997

著者紹介



清水昭伸 (しみず あきのぶ)
 1989年名大工学部電気卒。1994年同大学院了。現在同大助手。医用画像処理に関する研究に従事。



鳥脇純一郎 (とりわき じゅんいちろう)
 1967年名大大学院博士課程了。同年名大工学部助手。以後、1970年助教授、名大大型計算機センター助教授、豊橋技術科学大学教授、名大工学部電子工学科教授を経て、1985年より同情報工学科教授。工博。パターン認識、画像処理、グラフィックス、および、それらの医学への応用に関する研究に従事。



松坂匡芳 (まつさか まさよし)
 1995年名大工学部情報卒。現在、同大学院博士課程前期課程に在学。医用画像処理に関する研究に従事。



鈴木隆一郎 (すずき たかいちろう)
 1962年大阪大学医学部卒。1963年医籍登録。同年大阪大学医学部公衆衛生学教室副手。1964-66年米国ジョンス・ホプキンス大学留学。1966年大阪府立成人病センター勤務。現在同研究所第10部長。映像による癌の計量診断、肺癌検診の組織化等の研究に従事。著書:「老人保健法による健康診査マニュアル」(日本医事新報),「医用 X 線像のコンピュータ診断」(シュプリンガー・フェアラーク)などの分担執筆者。



長谷川純一 (はせがわ じゅんいち)
 1951年生。1974年名大工学部卒。1979年同大学院博士課程了。同年同大学工学部助手。1986年同講師。1987年に中京大学へ移り、教養部教授を経て、1992年より同大学情報科学部教授。工博。画像処理、パターン認識、および、それらの医療応用に関する研究に従事。本学会論文賞(1991)受賞。趣味: サッカー, ゴルフ。

Automated Construction of a Border Extraction Procedure Using the Active Contour Model and Its Application to Lung Border Extraction from Chest X-Ray Images

Akinobu SHIMIZU^{*1}, Masayoshi MATSUSAKA^{*1}, Jun-ichi HASEGAWA^{*2},
Jun-ichiro TORIWAKI^{*1} and Takaichiro SUZUKI^{*3}

^{*1}Department of Information Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya University

^{*2}School of Computer and Cognitive Sciences, Chukyo University

^{*3}Osaka Medical Center for Cancer and Cardiovascular Diseases

Abstract

This paper describes an automated construction method of a border extraction procedure using the active contour model. The target border of a figure is extracted by minimizing the value of evaluation function of the active contour model. We propose a method to decide all of the parameters in the evaluation function automatically by using several sets of an original image and a sample figure. In experiments using 134 real chest photofluorograms, we constructed a lung border extraction procedure automatically by using this method and compared the performance between the procedure designed automatically and the previous one designed by human expert of image processing. It was shown that the automatically designed procedure had almost the same level of performance as the one designed by human expert.