

研究論文

可変形状モデルを用いた腎臓領域抽出法の改良と評価

TSAGAAN Baigalmaa^{1,2} 清水昭伸¹ 小畑秀文¹ 宮川国久³

要旨: 本論文では、3次元可変形状モデルを用いた腹部CT像からの腎臓領域の抽出手法の改良と評価について述べる。筆者らはこれまでに、臓器形状に関する統計的な情報を導入した3次元可変形状モデルを用いて腎臓領域を抽出する手法を提案してきた。また、その手法を使ってスライス間隔10mmの腹部CT画像から左腎臓の抽出を行った。しかし、そこでは初期モデルの自動配置や右腎臓への適用が課題として残されていた。本論文では、初期モデルを原画像中に自動配置し、右の腎臓も含めて腎臓領域を自動抽出した結果を示し、本手法の有効性について議論する。

Key words: deformable model, statistical analysis, 3D abdominal CT image, kidney and segmentation

1. まえがき

近年の撮影装置の高速化に伴い、多数のスライス像からなる3次元画像が臨床現場で広く用いられるようになった。一方、大量画像を読影する医師の負担軽減、診断の定量化を目的とした計算機による診断支援への期待が高まっている[小畑99],[鳥脇00]。このような計算機支援診断において、画像から臓器領域を正確に抽出することは、重要かつ解決が困難な課題である。最近では、対象臓器の形状や輝度値に関する統計的な知識を取り入れた可変形状モデルを用いた抽出手法が活発に研究されてきた[McInerney96],[Duncan00],[清水02]。例えば、文献[Cootes95],[Jacob98],[Fleute99],[Shen00],[Hamarnah01],[Joshi02]では形状の主成分分析に基づく方法が提案されている。また、文献[Staib92],[Szekely96]では輪郭を記述するフーリエパラメータの分布を考慮したモデルが提案されている。その理由として、入力画像の解像度が低い場合や隣接臓器との境界面が不明瞭な場合には、従来の2値化やモルフォロジー処理による方法[顧99],[Brown00]に比べて高精度な抽出結果が期待できることなどがあげられる。

筆者らもこれまでに、臓器形状に関する統計的な情報を導入した3次元可変形状モデルを用いた手法を提案し、造影剤を用いて撮影された腹部CT画像からの腎臓領域の抽出問題に適用した[Tsagaan02]。ここで、入力画像の特徴としては、スライス間隔が10mmで解像度が粗いことや、造影剤の分布のムラによる輝度値のばらつきがあることがあげられる(Fig.1参照)。また、腎臓の周辺にほぼ同じCT値を持つ肝臓や脾臓などが密接しており、閾値処理に基づく手法ではうまく抽出できないことも実験的に確認されている。そこで文献[Tsagaan02]では、輪郭面の曲率の統計的情報を導入した可変形状モデルを用い、濃度値情報の不足を補って腎臓を高精度に抽出する手法を提案した。また、実際の33例の3次元腹部CT像を用いた実験により、良好な結果が得られることを確認した。しかし、そこでは初期モデルの自動配置や右腎臓への適用が課題として残されていた。

本論文では、従来手法を未知の入力画像に適用することを想定して、初期モデルを原画像中に自動配置する処理について述べる。また、改良手法を用いて左右の腎臓を抽出した実験結果を示し、本手法の有効性について検討する。

¹ 東京農工大学大学院生物システム応用科学研究所
² 静岡大学情報学部情報科学科
³ 国立がんセンター中央病院 放射線診断部

〒184-8588 東京都小金井市中町 2-24-16
 〒432-8011 静岡県浜松市城北 3-5-1
 〒104-0045 東京都中央区築地 5-1-1

以下、2では大まかな処理手法について述べた後、初期モデルの自動配置処理について詳しく説明し、エネルギー関数の最小化に基づく変形処理と後処理について述べる。次に、3で実際の3次元腹部CT画像から左右の腎臓を抽出した結果を示し、考察を行う。

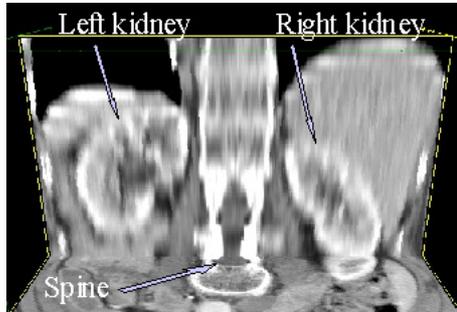


Fig.1 An example of original images (coronal and axial plane)

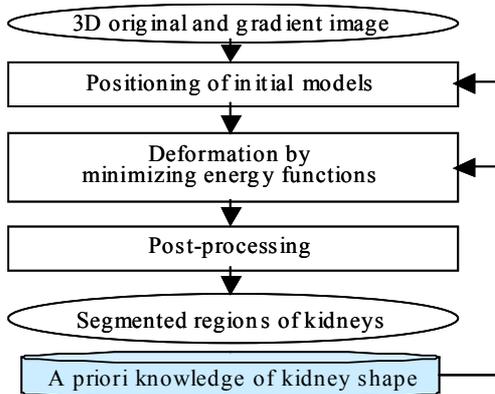


Fig.2 Flowchart of the kidney extraction process

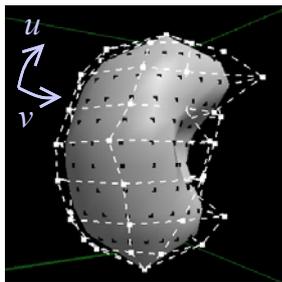


Fig.3 An example of kidney surface models by NURBS surfaces (white voxels: control points, black points: sampling points)

2. 腎臓抽出手法

2.1 処理の概要

Fig.2に処理の流れを示す。処理は、(1)初期モデルの配置、(2)モデルの変形処理、お

よび(3)後処理からなる。ここで、処理の(1)、(2)で利用するデータベースには、腎臓の形状に関する統計量の他に、平均濃淡テンプレートや平均輪郭面モデルなどが保存されている。また、モデルは下記のNURBS曲面¹によって定義した。

$$S(u, v) = \frac{\sum_{i=0}^{N_u-1} \sum_{j=0}^{N_v-1} w_{i,j} B_i^n(u) B_j^n(v) P_{i,j}}{\sum_{i=0}^{N_u-1} \sum_{j=0}^{N_v-1} w_{i,j} B_i^n(u) B_j^n(v)} \quad (1)$$

上式の $u, v (\in R)$ は曲面 $S(u, v)$ のパラメータ、 $P_{i,j}$ は制御点の位置ベクトルである。また、 $w_{i,j}$ は重み、 N_x は方向 $x (=u, v)$ の制御点の数、 B_x^n は x 番目の制御点における n 次のB-Spline基底関数であり、今回も従来[Tsagaan02]と同様、 $w_{i,j} = 1 (\forall i, j)$ 、 $n = 3$ 、 $N_u = 9$ 、 $N_v = 12$ とした。また、この曲面上に曲率や濃度値に関する特徴量を計測するためのサンプリング点を u と v 方向にそれぞれ11個と21個配置した(Fig.3参照)。ここで、これらの値は、変形処理における計算コストと腎臓の輪郭の表現精度を考慮しながら、実験的に決定した。

以下では腎臓抽出手法について簡単に説明する。まず、初期モデルを原画像の3次元CT像中に自動配置する。ここで、CT像は造影剤(ヨード含有量300mg/ml)静注の60~70秒後に撮影され、主な仕様はスライス間隔10mm、スライス内解像度0.625 or 0.63mm/pixel、スライス枚数は18~26枚である。ただし、3次補間法によって空間解像度を等方化(1mm/voxel)した後、実験に用いた。次に、グラディエント画像とデータベース内の形状特徴量に関する統計情報を読み込み、2.3で定義するエネルギー関数の値が減少するように各制御点を動かしてモデルを変形する。

ここで、グラディエント画像は、標準偏差3(voxel)のガウシアンを適用した後に差分間隔3(voxel)でグラディエントを計算したものと、ガウシアン標準偏差とグラディエントの差分間隔がともに1(voxel)のもの2種類を

¹ NURBS曲面は3次元空間中で定義されるパラメトリック曲面の一種であり、制御点の位置ベクトルやノットベクトルの値によって簡単な形状から複雑なものまで幅広く記述できる特徴を持つ。

用意し、それら2枚の画像を用いて、大まかな変形と詳細な変形の二段階処理を行う。最後に、腎門部を抽出する後処理を行い、モデルによる抽出結果と統合して最終的な結果とする。

従来の手法[Tsagaan02]では、初期モデルを画像中に手で配置し、左腎臓のみの抽出を行っていた。具体的には、手入力した腎臓領域の重心に初期モデルの重心を一致させていた。そこで今回は、左右の腎臓の初期モデルを自動配置する処理を提案する。また、その処理のためにデータベースに平均濃淡テンプレートを新しく用意する。さらに、モデルの変形処理や後処理を右腎臓用に拡張して、右腎臓も抽出する。

2.2 初期モデルの自動配置

今回は、初期モデルの配置位置を Fig.4 に示した処理によって探索する。各ステップの詳細は以下の通りである。

Step1 原画像からしきい値処理によって体表や背骨の位置を抽出する。

Step2 上で求めた背骨の位置情報や体表に内接する長方形領域を基に、左右それぞれの腎臓を含む2つの関心領域を Fig.5 に示すように定義する。図中の太い線で示す2つの四角形が左右の関心領域を表しているが、そのサイズや位置は経験的に決めた。また、体軸方向に関しては特に制限を設けず、全ての入力スライス像を含む領域とした。

Step3 データベース内の腎臓の平均濃淡テンプレート (Fig.6) を用いて関心領域内を探索し、最も相関係数の高い位置 $P_s = (x_s, y_s, z_s)$ を検出する。ここで、この処理は左右別々に行う。また、平均濃淡テンプレートは複数の設計用画像から求めた。具体的には、まず設計用画像上で NURBS 曲面を手動で変形させて真の腎臓領域を求めた。次にそれらの領域の重心が一致するように設計用 CT 像を位置合わせした後、CT 値を加算平均し、その画像から Fig.6 に示すようにサイズ (l_x, l_y, l_z) (左腎臓: $(60, 55, 110)$ [mm], 右腎臓: $(60, 60, 110)$ [mm]) の領域を切り出して作成した。

また、ここでは、上述の位置 P_s に同じテンプレートを合わせた後、テンプレートに拡大縮小の変換を施しながら繰り返し相関係数を

求め、最適なスケールパラメータ $s = (s_x, s_y, s_z)$ も決定する。この時の探索範囲は、体軸に垂直な方向 ($s_x = s_y$) は $0.7 \sim 1.3$ (0.05 刻み)、体軸方向 (s_z) は $0.08 \sim 1.2$ (0.1 刻み) で、それぞれ独立に変化させる。ただし、これらの処理は計算コストを考慮してスライス間隔 10mm の画像に対して行う。

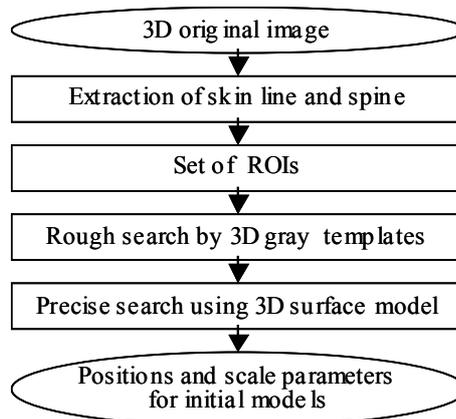


Fig.4 An automated positioning process for the initial models

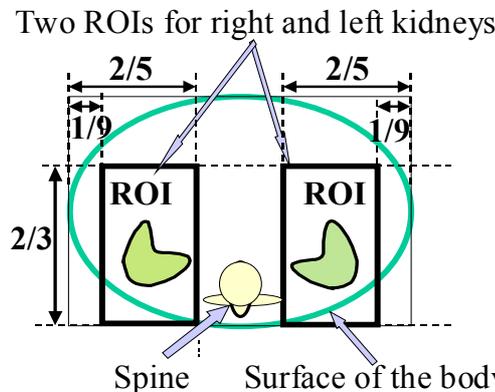


Fig.5 Definition of ROIs. Bold lined boxes denote two ROIs for left and right kidneys.

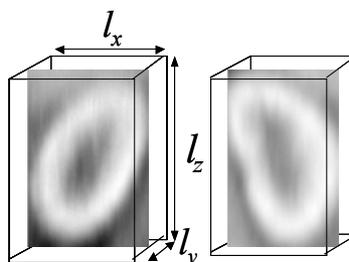


Fig.6 Coronal planes of 3D mean gray templates for left and right kidneys

Step4 腎臓の平均輪郭面モデル (Fig.3) を用いて詳細な位置探索を行う。ここで、この平均輪郭面モデルの作成方法の詳細は文献 [Tsagaan02] に示したが、直感的には手入力した腎臓領域を定義する NURBS 曲面の制御点の位置座標を複数の症例間で平均して作成した。探索処理では、まず、補間後の画像に対して位置 P_s に平均輪郭面モデルを Step3 のスケールパラメータを用いて拡大縮小したものを配置する。次に、このモデルを x, y, z 方向へそれぞれ平行移動させて、曲面上サンプリング点の CT 値の標準偏差が最も小さくなる移動量 dx, dy, dz を求める。ここで、この移動量の探索範囲は $(-3, -3, -4)$ [mm] から $(3, 3, 4)$ [mm] まで各方向 1 mm 刻みとした。

Step5 Step3 で求めたスケールパラメータを用いて平均輪郭面モデルから初期モデルを作成し、そのモデルの重心を $P'_s = (x_s + \Delta x, y_s + \Delta y, z_s + \Delta z)$ に配置する。

2.3 エネルギー最小化に基づく変形処理と後処理

ここではモデルの変形処理と後処理について述べる。まず、変形処理では、式 (2) で示すエネルギー関数 E^i ($i=\text{left, right}$) を最小にするようにモデルを左右別々に変形させて対象領域を抽出する。

$$E^i = E_{ext}^i + w_{int} E_{int}^i \quad (2)$$

(w_{int} :weight; $i=\text{left, right}$)

ここで、 E_{ext}^i は外部 (画像) エネルギーで、モデルの輪郭面を画像中の腎臓表面のエッジに近づける働きをする。本手法では、2.1 でも述べたように、まずガウシアン標準偏差やグラディエントの差分間隔が大きい画像を作成し、その画像から計算した外部エネルギーに基づいて大まかな変形を行う。次に、標準偏差や差分間隔の小さな画像を用いた詳細な変形処理を行う。

次に、内部エネルギー E_{int}^i は、モデルの形状特徴ベクトルとデータベースにある平均ベクトル間のマハラノビス距離によって定義される。ここで、特徴ベクトルは輪郭面上サンプリング点の近傍の 13 点の主曲率を成分とする。

直感的には、モデル形状が平均的な形状に類似するほど内部エネルギーは小さい値とな

る。また、共分散行列によって臓器の形状のばらつきや周辺との相関も考慮した変形が可能となる。今回は右腎臓に適用するために、上記の内部エネルギー関数として左と同様のものを用意した。具体的には、マハラノビス距離の計算の為に平均特徴ベクトルと共分散行列を設計用画像上の右腎臓の輪郭面から求めた。

後処理では、腎動静脈や尿管が入り出る腎門部を領域拡張法を基本とする処理によって抽出する。そして、その領域をモデルの変形処理によって得られた領域から取り除くが、これらの処理はそのまま右腎臓にも適用した。

3. 実験結果および考察

上記の手法を 33 例の腹部 CT 像 (仕様は 2.1 参照) に適用して左右の腎臓領域を抽出した。また、その結果を手入力領域との一致度や輪郭面間の距離によって定量的に評価した。ここで、手入力領域は、医師の指導の下で筆者らの内の一人が手入力したものである。

以下ではその評価法について示した後、実験結果と考察について述べる。なお、データベース内のテンプレートや統計データも同じ画像から作成した。

3.1 抽出結果の評価法

抽出領域と手入力領域の一致度は次の式 (3) より計算される。

$$C(\%) = \frac{n(X \cap T)}{n(X \cup T)} \times 100 \quad (3)$$

ここで、 X は抽出領域、 T は手入力領域、 $n(Z)$ は領域 Z に含まれる画素数である。一致度の値域は 0~100[%] であり、直感的には、この値が高ければ高いほど抽出領域が手入力領域に近くなることを意味する。

また、抽出輪郭面と手入力輪郭面間の距離は以下の式によって求められる。

$$D_{ave}(mm) = (D_1 + D_2) / 2 \quad (4)$$

ここで、 D_1 は抽出輪郭面上の各画素から手入力輪郭面までのユークリッド距離の平均値、 D_2 はその逆であり、評価値 D_{ave} は両者の平均値である。距離値 D_{ave} は 0 以上の値をとり、この値が小さければ小さいほど抽出輪郭面が

手入力輪郭面に近いことを意味する。なお、距離値の計算には文献[斎藤 93]を用いた。

3.2 実験結果

Fig.7 には、初期モデルを提案手法によって自動配置した後にモデルの変形処理を行った結果（後処理の直前の結果）の例を左右の腎臓についてそれぞれ一つずつ示した。ここで、各図の上段は内部エネルギー E_{int}^i を用いていない場合 ($w_{int}=0$)、下段は用いた場合 ($w_{int}=10$) である。また、各図の左側と中央がアキシャル面と coronal 面における抽出結果で、右側が抽出領域の透視投影像である。

また、Fig.8 と 9 には初期モデルを手動で配置した場合と提案手法により自動配置した場合の抽出輪郭面と手入力輪郭面間の平均距離 D_{ave} と一致度 C を左と右の腎臓ごとに示した。ただし、いずれも内部エネルギー E_{int}^i を用いている。

さらに、後処理後の腎臓領域の抽出結果の例を Fig.10 に示す。各図の左は抽出領域の透視投影図（ボクセル表示）、右はアキシャル面における抽出結果である。ここでは、初期モデルの配置方法は提案手法を用い、エネルギー関数には内部エネルギー E_{int}^i も含めている。

3.3 考察

まず、今回提案した初期モデルの自動配置処理によって求められた位置 P_s と、従来の配置位置（手入力の腎臓領域の重心）との差を評価する。3次元濃淡テンプレートを用いた探索処理の直後における両者の差異は、左腎臓が平均 6mm（最大値 10mm）、右腎臓が平均 6mm（最大値 12mm）であり、ズレは主に体軸方向で発生していた。次に、平均輪郭面モデルを用いた詳細な位置あわせ処理後は、左は平均 4 mm（最大値 9mm）、右は平均 4 mm（最大値 10mm）と小さくなったが、これは主に体軸方向のズレが小さくなったためである。しかし、まだ差異が残っているため、その理由を詳細に調べたところ、右腎臓は人体の右上の肝臓領域、左腎臓は左上の脾臓領域の方向へずれる場合が多いことが知られた。これは、いずれの領域も腎臓と類似した CT 値の分布を示し、かつ所々で腎臓に接していて区別が難しいためである。また、原

画像の解像度が体軸方向は元々低いことも影響していると考えられる。

次に、初期モデルの配置処理が変形処理に与える影響について考察するために Fig.8 と 9 に示した結果に注目する。この図からは、左腎臓の場合は従来と同程度の良好な結果が得られたが、右腎臓の場合は精度が低下する例が幾つか見られた。特に症例番号 3 番と 23 番である。これらは、隣接する肝臓に押されて形状が歪んだり、大きく傾いたために、初期モデルが適切に配置されなかったためである。本手法は局所的な形状の平均やばらつきを考慮しているが、今後は臓器全体の傾きなどに関する情報も取り入れる必要があると考えている。

次に、Fig.7 を用いて内部エネルギーの有効性について考察する。この図からは、内部エネルギーを用いない場合にはノイズやボケ、および周辺の臓器の影響による誤抽出が目立つが、用いた場合にはそれらの影響を受けにくくなり、手入力の輪郭面に近い結果が得られることが分かる。このことは、左腎臓においてはすでに知られていたが[Tsagaan02]、今回の実験によって右腎臓の場合にも確認された。また、初期モデル位置が多少ずれていても内部エネルギーの導入により大きく失敗することはなく、ほぼ一定の精度で抽出できることも分かった。実際、内部エネルギーを用いた方が左右の平均一致度は 86.5 ± 2.8 と平均距離が 1.13 ± 0.22 (pixel) であり、用いてない場合の結果に比べて、それぞれ平均で 2.8%（最大 15.4%）と 0.26(pixel)（最大 1.5 pixel）精度が上がることを確認された。

さらに、右腎臓の最終的な抽出結果（例を Fig.10 に示す）を医師が評価した結果について述べる。評価方法は従来[Tsagaan02]と同じく、症例ごとに抽出輪郭線を重ねたスライス像（アキシャル面）を観察した後、○(良好)、△(ほぼ良好=一部失敗)、×(失敗)の三段階で評価した。その結果、○は 14 例、△は 14 例、×は 5 例となり、大まかに約 85%の症例で良好な結果が得られた。失敗の内訳は、周辺臓器の一部分の拾いすぎ（腎門部付近の血管や大腸などの拾いすぎ）が 2 例、腎臓の上下の部分や中央部での取りこぼしが 2 例、比較的に大きい嚢胞があるために後処理で失敗した症例が 1 例あった。ここで、左腎臓の場合は

約 90%の症例で良好な抽出結果が得られており [Tsagaan02], それに比べてやや低い結果になったが, 最大の原因は, 初期モデルの配置処理に関する考察においても述べたが, 形状や向きが被検者間で大きくばらついているためだと思われる.

なお, 本報告では, 設計と評価に同じ画像を用いている. この様な場合には, 評価結果が良い方に偏ることが知られており, 今後はこの点についての検討が必要であると考えている. しかし, 過去の3次元腹部臓器のセグメンテーションの手法のほとんどは, 数例の画像を用いて設計と評価が行われており [顧99], [Brown00], [Joshi02], 著者らが以前に報告した文献 [Tsagaan 02]を除けば, 今回の規模の実験は他には見られないことを補足しておく.

最後に, 計算時間については, 初期モデルの自動配置処理に約 3 分, モデル変形処理に約 35 分(PentiumIII,1GHz)かかった. ちなみに, モデルを手動で変形させて腎臓領域の抽出を行う場合には変形操作の習熟の程度にもよるが, 20 分~40 分程度必要であった.

4. むすび

本論文では, 統計的な情報を用いた可変形状モデルによる腎臓領域抽出手法の改良と評価について述べた. 具体的には, 従来の手法に初期モデルの自動配置処理を新しく導入し, モデルの変形処理やデータベースを右腎臓用に拡張した. この処理を実際の腹部 3 次元 CT 像 33 例に適用したところ, 初期モデルの自動配置処理については手入力の場合と数 mm 程度の誤差があったものの, 変形処理後には手動配置の場合とほぼ同等な結果が得られた. しかし, 右腎臓の場合は一部の画像でやや抽出精度が落ちる場合があることが分かった. なお, 変形処理において形状の統計的情報を利用することは, 右の腎臓においても有効であることが確認された.

今後は, 腎門部も含むモデル化や複数モデルの導入による抽出精度の向上, 実験における各パラメータや特徴量ベクトルを計算する範囲の最適化などを行う予定である. また, 本手法におけるモデルは上下に 2 つの微分不連続な点を含むが, 今後は三角形

NURBS [Qin96]等によるモデルの再定義も考えている.

[謝辞] 日頃熱心にご討論頂く東京農工大学小畑・清水研究室の諸氏に感謝する. なお, 本研究の一部は厚生労働省がん研究助成金, および, 文部科学省科学研究費による.

参考文献

- [小畑 00] 小畑秀文: 医用画像の計算機支援診断一現状と今後の動向.信学会医用画像研資 MI99-13: 1999
- [鳥脇 00] 鳥脇純一郎: X線像のコンピュータ支援診断.信学論 J83D-II(1): 3-26, 2000
- [McInerney96] T.McInerney, D.Terzopoulos: Deformable Models in Medical Image Analysis: A Survey. Med.Imag.Anal. 1(2): 91-108, 1996
- [Duncan00] J.Duncan, N.Ayache: Medical Image Analysis: Progress Over Two Decades and Challenges Ahead. IEEE Trans. PAMI 22: 85-106, 2000
- [清水 02] 清水昭伸: 可変形状モデルを用いた医用画像のセグメンテーション手法の概説.Med. Imag. Tech. 20(1): 3-12, 2002
- [Cootes95] T.Cootes, C.Taylor, D.Cooper: Active Shape Models; Their Training and Application. CVIU 61(1): 38-59, 1995
- [Jacob98] G.Jacob, J.Noble, A.Blake: Evaluating a Robust Contour Tracker on Echocardiographic Sequences, Med.Imag. Anal. 3(3): 63-75, 1998
- [Fleute99] M.Fleute, S.Lavallee, R.Julliard: Incorporating a Statistically Based Shape Model Into a System for Computer-Assisted Anterior Cruciate Ligament Surgery. Med. Imag. Anal. 3(3): 209-222, 1999
- [Shen00] D.Shen, C.Davatzikos, "An Adaptive Focus Deformable Model Using Statistical and Geometric Information. IEEE Trans. PAMI.22: 906-913, 2000
- [Staib92] L.Staib, J.Duncan: Boundary Finding with Parametrically Deformable Models. IEEE Trans. PAMI 14(11): 1061-1075, 1992

[Szekely96] G. Szekely, A.Kelemen: Segmentation of 2-D and 3-D Objects from MRI Volume Data Using Constrained Elastic Deformations of Flexible Fourier Contour and Surface Models. Med. Imag.Anal. 1(1): 19-34, 1996
 [Hamarnah01] G.Hamarnah, T.McInerney, D.Terzopoulos: Deformable Organisms for Automatic Medical Image Analysis. Proc. MICCAI: 2001
 [Joshi02] S.Joshi, S.Pizer, P.Fletcher, P.Yushkevich, A.Thall, J.Marron: Multiscale Deformable Model Segmentation and Statistical Shape Analysis Using Medial Descriptions. Med.Imag.Anal. 21(5): 538-550, 2002

[顧 99] 顧力翔, 金子豊久: 3次元モルフロジーによる腹部臓器領域の抽出法.信学論 J82D-II(9): 1411-1419, 1999
 [Brown00] M.Brown: Knowledge-Based Segmentation of Pediatric Kidneys in CT for Measuring Parenchymal Volume. Proc.SPIE Med. Imag. 3979: 204-211, 2000
 [Tsagaan02] ツァガン バイガルマ, 清水昭伸, 小畑秀文, 宮川国久, “3次元可変形状モデルによる腹部 CT 像からの腎臓領域抽出法の開発. 信学論(D-II), J85D-II(1): 140-148, 2002
 [齋藤 93] 齋藤豊文, 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 J76D-II(3): 445-453, 1993
 [Qin 96] H.Qin, D.Terzopoulos: D-NURBS: A Physics-Based Framework for Geometric Design. Vis.Comp.Graph. 2(1): 85-96, 1996

著者紹介

[1] Baigalmaa Tsagaan



平 8 東京農工大・工・電子情報卒. 平 14 同大学院了. 同年静岡大学・情報学部・研究員. 工博. 医用画像処理に関する研究に従事. 情報処理学会, 日本医用画像工学会及びコンピュータ支

援画像診断学会各会員

[2] 清水 昭伸



平 1 名大・工・電気卒, 平 6 同大学院了. 同年同大・工・助手. 平 10 東京農工大学・大学院・助教授. 工博. 医用画像処理に関する研究に従事. IEEE, 情報処理学会, 日本 ME 学会, 日本医用画

像工学会及びコンピュータ支援画像診断学会各会員

[3] 小畑 秀文



昭 42 東大・工・計数卒. 昭 47 同大学院博士課程了. 工博. 東京大学宇宙航空研究所助手を経て昭 50 東京農工大学工学部助教授. 昭 61 同教授. 音響・音声・画像の処理

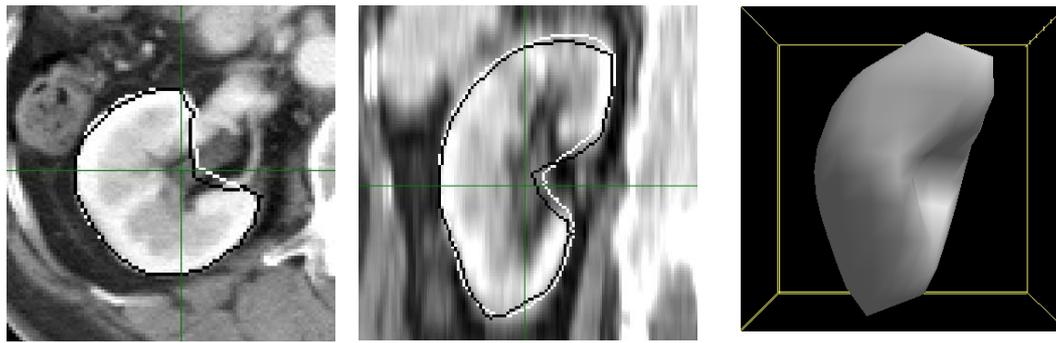
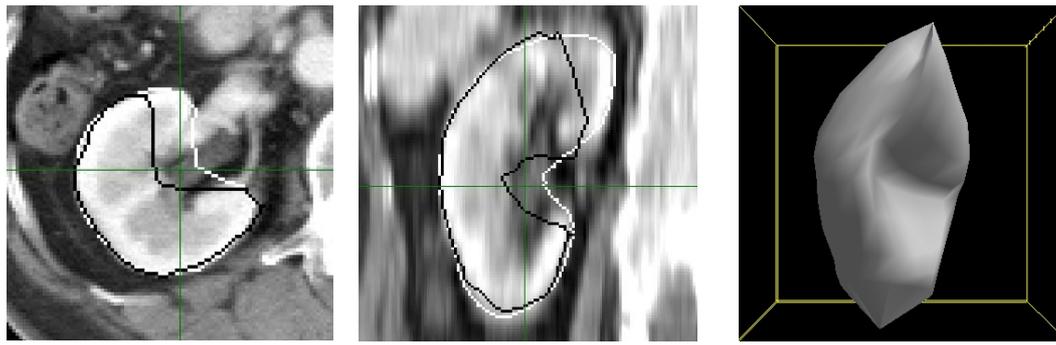
や認識などの研究に従事. 著書: 「信号処理」, 「CAI デジタル信号処理」(コロナ社), 「モルフロジー」(コロナ社) など. IEEE, 計測自動制御学会, 日本音響学会, 日本 ME 学会等各会員

[4] 宮川 国久

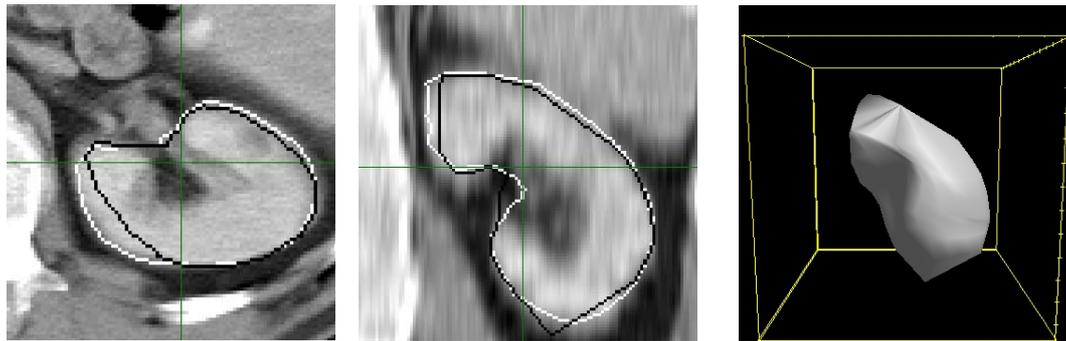


昭和 59 年 千葉大・医卒. 昭和 60 年 5 帝京大学医学部助手, 昭和 61 年 4 月琉球大学医学部助手, 昭和 62 年 11 月千葉大学医学部助手, 昭和 63 年 4 月聖マリアンナ医科大学助

手, 平成 3 年 10 月国立がんセンター中央病院放射線診断部医員. 医博. 放射線診断全般に従事. コンピュータ支援画像診断学会会員

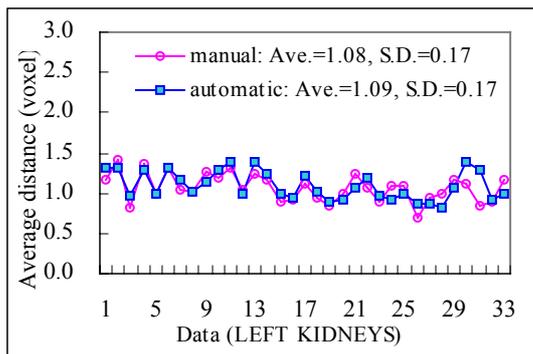


(a) *Data 16 (Left kidney)*

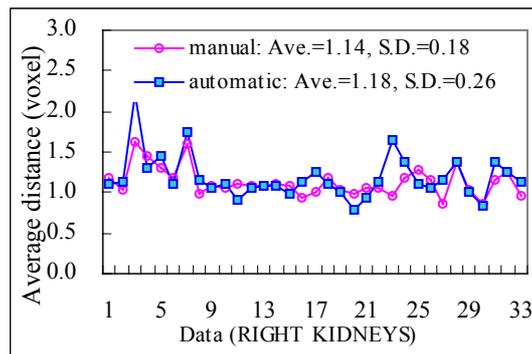


(b) *Data 27 (Right kidney)*

Fig.7 Examples of deformed model surfaces. The upper row shows the results without internal energy and the lower row shows the results with internal energy ($w_{int} = 10$). The left and the center figures are slice images with resultant curves and true ones, (white: true, black: extracted curve), the right is 3D resultant surface rendered in perspective

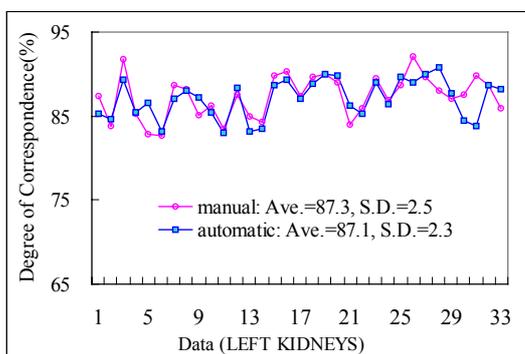


(a) *Left kidneys*

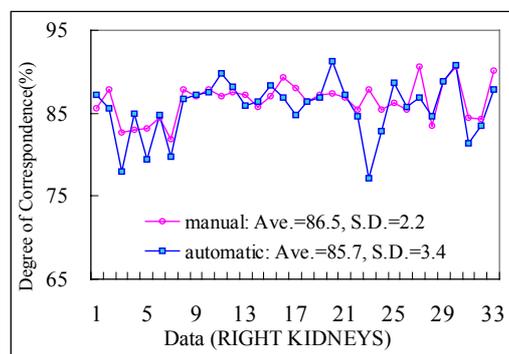


(b) *Right kidneys*

Fig.8 Average distance between extracted surface and true ones

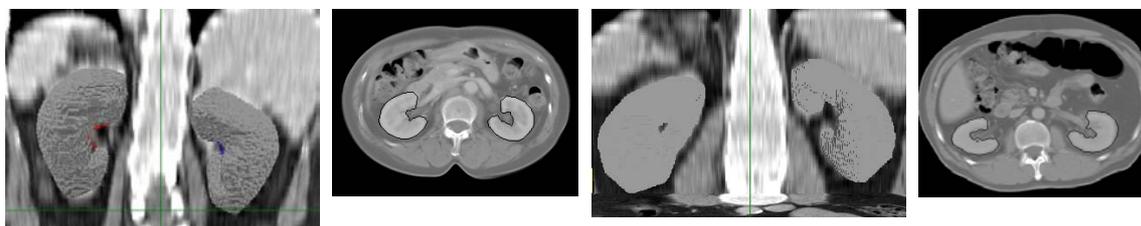


(a) *Left kidneys*



(b) *Right kidneys*

Fig.9 Average degree of correspondence between extracted regions and true ones



(a) *Data 16*

(b) *Data 27*

Fig.10 Examples of extracted kidney regions. (Left: volume regions with coronal slice image, Right: Slice images with extracted curves)

Improvement of a Segmentation Procedure of Kidneys Using a Deformable Model and Its Performance Evaluation

Baigalmaa TSAGAAN^{1,2}, Akinobu SHIMIZU¹, Hidefumi KOBATAKE¹
and Kunihisa MIYAKAWA³

¹ Graduate School of Bio-Applications and Systems Engineering, Tokyo University of Agriculture and Technology

² Department of Computer Science, Faculty of Information, Shizuoka University

³ Department of Radiology, National Cancer Center Hospital

Abstract: This paper presents improvement of a segmentation procedure of kidneys using deformable model and its performance evaluation. In our early work, we have developed a kidney segmentation method based on a 3D deformable model, which uses statistical information about the organ's shape. Using the proposed method, we have extracted left kidneys from 3D abdominal CT images whose slice interval is 10mm and evaluated the performance. However, automated positioning of initial models and application to right kidneys remained to be done. In this paper, we propose automated locating process of initial models in 3D images. Moreover, the experimental results of segmentation of both left and right kidneys are also given with the discussion on effectiveness of the proposed procedure.