

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第6661196号
(P6661196)

(45) 発行日 令和2年3月11日(2020.3.11)

(24) 登録日 令和2年2月14日(2020.2.14)

(51) Int.Cl. F I
G06T 7/00 (2017.01) G O 6 T 7/00 3 5 0 B
G06T 7/60 (2017.01) G O 6 T 7/60 1 5 0 S

請求項の数 19 (全 34 頁)

(21) 出願番号	特願2016-544238 (P2016-544238)	(73) 特許権者	504132881
(86) (22) 出願日	平成27年8月19日 (2015. 8. 19)		国立大学法人東京農工大学
(86) 国際出願番号	PCT/JP2015/073277		東京都府中市晴見町 3-8-1
(87) 国際公開番号	W02016/027840	(74) 代理人	100079049
(87) 国際公開日	平成28年2月25日 (2016. 2. 25)		弁理士 中島 淳
審査請求日	平成30年5月18日 (2018. 5. 18)	(74) 代理人	100084995
(31) 優先権主張番号	特願2014-169911 (P2014-169911)		弁理士 加藤 和詳
(32) 優先日	平成26年8月22日 (2014. 8. 22)	(74) 代理人	100099025
(33) 優先権主張国・地域又は機関	日本国 (JP)		弁理士 福田 浩志
		(72) 発明者	清水 昭伸
			東京都府中市晴見町 3-8-1 国立大学
			法人 東京農工大学内
		(72) 発明者	斉藤 篤
			東京都府中市晴見町 3-8-1 国立大学
			法人 東京農工大学内

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 画像処理装置、方法、及びプログラム

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

特定の物体である被写体を表す入力画像から、前記被写体の領域を抽出する画像処理装置であって、

前記入力画像を受け付ける受付手段と、

(A) 前記被写体を表す学習用の複数の画像であって、前記被写体の領域が予め求められた前記複数の画像に基づいて予め計算された固有ベクトルを基底とする固有空間であって、かつ、(B) 固有空間上の点が、前記特定の物体の形状の統計的変動を表す統計的形状モデルの形状パラメータを示す固有空間において、

前記入力画像に基づいて、前記固有空間上の点が示す前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状の尤もらしさと前記入力画像中の隣接画素間の画素値の差とに応じた値を表す予め定められた目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、

前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するセグメンテーション手段と、

を含む画像処理装置。

【請求項 2】

前記セグメンテーション手段は、前記固有空間において、

前記入力画像に基づいて、前記目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定すると同時に、

前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 1 記載の画像処理装置。

【請求項 3】

前記セグメンテーション手段は、

最適な形状パラメータを示す点が表す前記特定の物体の形状を含む形状集合を表す前記固有空間上の凸多胞体を繰り返し分割して最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索する探索アルゴリズムに従って、前記目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、

前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 1 又は請求項 2 記載の画像処理装置

10

【請求項 4】

前記セグメンテーション手段は、前記探索アルゴリズムにおいて、前記凸多胞体に含まれる形状集合に対する前記目的関数の下界を計算することにより、最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索して、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 3 記載の画像処理装置。

【請求項 5】

前記セグメンテーション手段は、分割後の 2 つの凸多胞体の体積が対応するように、前記固有空間上の凸多胞体を分割し、かつ、最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索することを繰り返して、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 4 記載の画像処理装置。

20

【請求項 6】

前記セグメンテーション手段は、前記固有空間上にサンプリング点を設定し、前記固有空間上に設定されたサンプリング点から決定される超平面を用いて前記凸多胞体を分割して最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索することを繰り返して、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、

30

前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 4 又は請求項 5 記載の画像処理装置

【請求項 7】

前記セグメンテーション手段は、任意に、前記固有空間上にサンプリング点を設定する請求項 4 又は請求項 5 記載の画像処理装置。

【請求項 8】

前記目的関数は、前記特定の物体の形状の尤もらしさとして、前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状に対する画素における形状ラベルの値に関して単調に変化する単調関数を含む請求項 1 ~ 請求項 7 の何れか 1 項記載の画像処理装置。

40

【請求項 9】

前記探索アルゴリズムは、Branch and bound法及びグラフカット法である請求項 3 ~ 請求項 7 の何れか 1 項記載の画像処理装置。

【請求項 10】

受付手段、及びセグメンテーション手段を含み、特定の物体である被写体を表す入力画像から、前記被写体の領域を抽出する画像処理装置における画像処理方法であって、

前記受付手段が、前記入力画像を受け付けるステップと、

前記セグメンテーション手段が、(A) 前記被写体を表す学習用の複数の画像であって、前記被写体の領域が予め求められた前記複数の画像に基づいて予め計算された固有ベクトルを基底とする固有空間であって、かつ、(B) 固有空間上の点が、前記特定の物体の

50

形状の統計的変動を表す統計的形状モデルの形状パラメータを示す固有空間において、前記入力画像に基づいて、前記固有空間上の点が示す前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状の尤もらしさと前記入力画像中の隣接画素間の画素値の差とに応じた値を表す予め定められた目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するステップと、

を含む画像処理方法。

【請求項 1 1】

前記セグメンテーション手段が、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するステップは、

10

前記固有空間において、

前記入力画像に基づいて、前記目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定すると同時に、

前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 1 0 記載の画像処理方法。

【請求項 1 2】

前記セグメンテーション手段が、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するステップは、

最適な形状パラメータを示す点が表す前記特定の物体の形状を含む形状集合を表す前記固有空間上の凸多胞体を繰り返し分割して最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索する探索アルゴリズムに従って、前記目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 1 1 記載の画像処理方法。

20

【請求項 1 3】

前記セグメンテーション手段が、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するステップは、前記探索アルゴリズムにおいて、前記凸多胞体に含まれる形状集合に対する前記目的関数の下界を計算することにより、最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索して前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 1 2 記載の画像処理方法。

30

【請求項 1 4】

前記セグメンテーション手段が、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するステップは、分割後の 2 つの凸多胞体の体積が対応するように、前記固有空間上の凸多胞体を分割し、かつ、最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索することを繰り返して、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 1 3 記載の画像処理方法。

40

【請求項 1 5】

前記セグメンテーション手段が、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するステップは、前記固有空間上にサンプリング点を設定し、前記固有空間上に設定されたサンプリング点から決定される超平面を用いて前記凸多胞体を分割して最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索することを繰り返して、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、

前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出する請求項 1 3 又は請求項 1 4 記載の画像処理方法。

【請求項 1 6】

50

前記セグメンテーション手段が、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するステップは、任意に、前記固有空間上にサンプリング点を設定する請求項 1 3 又は請求項 1 4 記載の画像処理方法。

【請求項 1 7】

前記目的関数は、前記特定の物体の形状の尤もらしさとして、前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状に対する画素における形状ラベルの値に関して単調に変化する単調関数を含む請求項 1 1 ~ 請求項 1 6 の何れか 1 項記載の画像処理方法。

【請求項 1 8】

前記探索アルゴリズムは、Branch and bound法及びグラフカット法である請求項 1 2 ~ 請求項 1 6 の何れか 1 項記載の画像処理方法。

10

【請求項 1 9】

コンピュータを、請求項 1 ~ 請求項 9 の何れか 1 項記載の画像処理装置の各手段として機能させるためのプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、画像処理装置、方法、及びプログラムに係り、特に、被写体の領域を抽出する画像処理装置、方法、及びプログラムに関するものである。

【背景技術】

【0002】

デジタル画像の中からコンピュータを用いて図形を認識する処理はセグメンテーションと呼ばれるが、対象図形の S N が低く、かつ、形状が統計的に変動する場合、正確なセグメンテーションは非常に難しくなる。

20

【0003】

グラフカット（例えば、Boykov, Y., Veksler, O., Zabih, R., “Fast approximate energy minimization via graph cuts.”, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 23 (11), 2001, p.1222 1239.を参照。）などの最適化理論に基づくセグメンテーションアルゴリズムは、目的関数を真に最適化できるという意味で従来のアルゴリズムより優れており、S N が低い場合にもしばしば非常に高い性能を示した。しかし、それでも形状が変動する場合には正確に認識できないことがしばしばあった。

30

【0004】

そこで、最近は、最適化理論に基づくアルゴリズムにおいて図形の形状情報を利用する方法が主流になってきたが、それらは、大まかに次の 3 通りに分けられる。

【0005】

1 つ目の方法としては、単一の形状テンプレートを利用する方法である。例えば、一般的形状テンプレートとして、楕円形状のテンプレート（例えば、Slabaugh, G., Unal, G., Sept, “Graph cuts segmentation using an elliptical shape prior.”, In: IEEE International Conference on Image Processing, 2005, Vol. 2. p.11 1222 5.を参照。）を用いる手法や、塊状図形のテンプレート（例えば、Funke-Lea, G., Boykov, Y., Florin, C., Jolly, M. P., Moreau-Gobard, R., Ramaraj, R., Rinck, D., 2006. “Automatic heart isolation for CT coronary visualization using graph-cuts.”, In: Biomedical Imaging: Nano to Macro, 3rd IEEE International Symposium on. IEEE, 2006, p.614 617.を参照。）を利用する方法が知られている。

40

また、特定の形状テンプレートとして、ユーザ定義の任意形状（例えば、Freedman, D., Zhang, T., “Interactive graph cut based segmentation with shape priors.”, In: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vol. 1. IEEE, 2005, p.755 762.を参照。）を用いる手法や、統計モデルから選択した形状（例えば、Grosgeorge, D., Petitjean, C., Dacher, J.-N., Ruan, S., “Graph cut segmentation with a statistical shape model in cardiac mri.”, Computer Vision and Image Understanding 117 (9), 2013, p.1027 1035., Akinobu Shimizu, Keita Naka

50

gomi, Takuya Narihira, Hidefumi Kobatake, Shigeru Nawano, Kenji Shinozaki, Koich Ishizu, and Kaori Togashi, "Automated Segmentation of 3D CT Images based on Statistical Atlas and Graph Cuts", Proc. of MICCAI workshop MCV, 2010, p.129-138. , Malcolm, J., Rathi, Y., Tannenbaum, A., "Graph cut segmentation with nonlinear shape priors.", In: Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on. Vol. 4. IEEE, 2007, p.IV 365.を参照。)を用いる手法が知られている。

【0006】

2つ目の方法としては、複数(数個)の形状テンプレートや形状の確率的表現を利用する方法である。例えば、統計モデルから選択した複数形状(例えば、Nakagomi, K., Shimizu, A., Kobatake, H., Yakami, M., Fujimoto, K., Togashi, K., "Multi-shape graph cuts with neighbor prior constraints and its application to lung segmentation from a chest CT volume.", Medical image analysis 17 (1), 2013, p.62 77.を参照。)を用いる手法や、形状の確率的表現(例えば、Linguraru, M. G., Pura, J. A., Pamulapati, V., Summers, R. M., "Statistical 4d graphs for multi-organ abdominal segmentation from multiphase CT.", Medical image analysis 16 (4), 2012, p.904 914.を参照。)を用いる手法が知られている。

【0007】

3つ目の方法としては、大量(数十以上)の形状テンプレートを利用する方法である。例えば、特定の問題用(例えば、Kohli, P., Rihan, J., Bray, M., Torr, P. H., "Simultaneous segmentation and pose estimation of humans using dynamic graph cuts.", International Journal of Computer Vision 79 (3), 2008, p.285 298.を参照。)のテンプレートを用いる手法や、任意の大量の図形形状(例えば、米国特許第8249349号明細書を参照。)を用いる手法が知られている。

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0008】

上述した従来技術は、1つ目の手法から3つ目の手法の順に統計的に変動をする図形をうまく扱えるようになる。最も先端的な方法は、上記3つ目の手法の、任意の大量の図形形状(上記米国特許第8249349号明細書)である。しかし、この方法も含めてすべての方法は事前に形状を選択するなどして、あらかじめ形状集合を準備する必要がある。そのため、事前に選択した形状集合の中にそもそも最適な形状が含まれていなければ、セグメンテーションの最適性は保証されず、性能は低下する。

【0009】

一方、デジタル画像は有限個の画素の集合であることから、可能な全ての形状パターンを準備する方法も原理的には考えられ、その場合には最適性は保証される。しかし、そのために用意しなければならない形状数は膨大になり、前処理も含めた処理全体の必要なメモリと計算時間の観点から現実的ではない。例えば、従来最も優れていた上記米国特許第8249349号明細書のアルゴリズムでも、2次元画像で 10^7 個程度の数の形状テンプレートを扱うのが限界であった。しかし、統計モデルが生成しうる可能な形状パターン数は 10^9 個以上ある場合も多く、従来のアルゴリズムでは計算コストの観点から非常に困難である。さらに医用画像では3次元画像が主流であるが、その場合には必要なメモリは二桁以上増加し、ほぼ従来のアルゴリズムによって現実的な時間やメモリサイズで処理を実行することは不可能であった。

【0010】

本発明の一実施形態は、上記事情に鑑みてなされたものである。

【課題を解決するための手段】

【0011】

上記目的を達成するために、第1の態様の画像処理装置は、特定の物体である被写体を表す入力画像から、前記被写体の領域を抽出する画像処理装置であって、前記入力画像を

受け付ける受付手段と、(A)前記被写体を表す学習用の複数の画像であって、前記被写体の領域が予め求められた前記複数の画像に基づいて予め計算された固有ベクトルを基底とする固有空間であって、かつ、(B)固有空間上の点が、前記特定の物体の形状の統計的変動を表す統計的形状モデルの形状パラメータを示す固有空間において、前記入力画像に基づいて、前記固有空間上の点が示す前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状の尤もらしさと前記入力画像中の隣接画素間の画素値の差とに応じた値を表す予め定められた目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するセグメンテーション手段と、を備えている。

10

【0012】

また、第2の態様の画像処理方法は、受付手段、及びセグメンテーション手段を含み、特定の物体である被写体を表す入力画像から、前記被写体の領域を抽出する画像処理装置における画像処理方法であって、前記受付手段が、前記入力画像を受け付けるステップと、前記セグメンテーション手段が、(A)前記被写体を表す学習用の複数の画像であって、前記被写体の領域が予め求められた前記複数の画像に基づいて予め計算された固有ベクトルを基底とする固有空間であって、かつ、(B)固有空間上の点が、前記特定の物体の形状の統計的変動を表す統計的形状モデルの形状パラメータを示す固有空間において、前記入力画像に基づいて、前記固有空間上の点が示す前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状の尤もらしさと前記入力画像中の隣接画素間の画素値の差とに応じた値を表す

20

【0013】

また、第3の態様の前記セグメンテーション手段は、前記固有空間において、前記入力画像に基づいて、前記目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定すると同時に、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するようにすることができる。

30

【0014】

また、第4の態様の前記セグメンテーション手段は、最適な形状パラメータを示す点が表す前記特定の物体の形状を含む形状集合を表す前記固有空間上の凸多胞体を繰り返し分割して最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索する探索アルゴリズムに従って、前記目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するようにすることができる。

【0015】

また、第5の態様の前記セグメンテーション手段は、前記探索アルゴリズムにおいて、前記凸多胞体の各頂点を調べることで、前記凸多胞体に含まれる形状集合に対する前記目的関数の下界を計算することにより、最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索して前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するようにすることができる。

40

【0016】

また、第6の態様の前記セグメンテーション手段は、分割後の2つの凸多胞体の体積が対応するように、前記固有空間上の凸多胞体を分割し、かつ、最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索することを繰り返し、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータ

50

タが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するようにすることができる。

【0017】

また、第7の態様の前記セグメンテーション手段は、前記固有空間上にサンプリング点を設定し、前記固有空間上に設定されたサンプリング点から決定される超平面を用いて前記凸多胞体を分割して最適な形状パラメータを示す点を含む前記固有空間上の凸多胞体を探索することを繰り返して、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するようにすることができる。

【0018】

また、第8の態様の前記セグメンテーション手段は、任意に、前記固有空間上にサンプリング点を設定するようにすることができる。

【0019】

また、第9の態様の前記目的関数は、前記特定の物体の形状の尤もらしさとして、前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状に対する画素における形状ラベルの値に関して単調に変化する単調関数を含むようにすることができる。

【0020】

また、第10の態様の前記探索アルゴリズムは、Branch and bound法及びグラフカット法を用いることができる。

【0021】

また、第11の態様のプログラムは、コンピュータを、上記の画像処理装置の各手段として機能させるためのプログラムである。

【発明の効果】

【0022】

実施の形態に係る画像処理装置、方法、及びプログラムによれば、(A)被写体の領域が予め求められた複数の画像に基づいて予め計算された固有ベクトルを基底とする固有空間であって、(B)固有空間上の点が、特定の物体の形状を表す統計的形状モデルの形状パラメータを示す固有空間において、固有空間上の点が示す形状パラメータが表す特定の物体の形状の尤もらしさと入力画像中の隣接画素間の画素値の差とに応じた値を表す予め定められた目的関数を最適化するように、入力画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定する。推定された形状パラメータが表す特定の物体の形状を事前知識として、被写体の領域を、入力画像から抽出する。これにより、計算量の増大を抑制して、被写体の領域を精度よく抽出することができる、という効果が得られる。

【図面の簡単な説明】

【0023】

【図1】実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置の構成を示すブロック図である。

【図2】実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置及び画像処理装置のコンピュータ構成例を示すブロック図である。

【図3】肝臓の3次元画像例を示す説明図である。

【図4】肝臓の形状の画像を対象として主成分分析を行った場合の、第1主成分に沿った肝臓の形状の統計的ばらつきを示す図である。

【図5】統計的形状モデルの例を示す説明図である。

【図6】固有空間と形状空間との関係を示す説明図である。

【図7】実施の形態に係る画像処理装置の構成を示すブロック図である。

【図8】固有空間の分割法を説明するための説明図である。

【図9】実施の形態における学習処理ルーチンを示すフローチャートである。

【図10】実施の形態における画像処理ルーチンを示すフローチャートである。

【図11】実施の形態におけるセグメンテーション処理ルーチンを示すフローチャートである。

【図12】格子状にサンプリング点を設定する場合の近似解法を説明するための図である

10

20

30

40

50

- 。
- 【図 1 3】第 2 の実施の形態における 1 4 0 例の膵臓の認識結果を示す図である。
- 【図 1 4】第 2 の実施の形態における計算時間の比較結果を示す図である。
- 【図 1 5】ランダムにサンプリング点を設定する場合の近似解法を説明するための図である。
- 【図 1 6】目的関数の下界が単調性を満たす関係を示す図である。
- 【図 1 7】目的関数の下界が単調性を満たす $h^F_p(y)$ と $h^B_p(y)$ との一例を示す図である。
- 【図 1 8】統計的形状モデルとして $Log Odds$ を用いる場合の例を示す図である。
- 【図 1 9】従来技術を示す説明図である。

10

【発明を実施するための形態】

【0024】

以下、図面を参照して、実施の形態を詳細に説明する。なお、実施の形態では、特定の物体の統計的変動を表す図形の形状の統計モデル（以下、統計的形状モデルと称する。）を生成する統計的形状モデル生成装置 10 と、特定の物体である被写体を表す入力画像から、被写体の領域を抽出する画像処理装置 100 について説明する。また、実施の形態では、3次元腹部CT画像を入力画像とし、当該入力画像から、膵臓の領域を抽出する場合を例に説明する。

【0025】

< 概要 >

20

本実施の形態では、統計的形状モデルを用いるセグメンテーションアルゴリズムを提案する。このアルゴリズムの特徴は以下の5点である。

【0026】

1. セグメンテーションの過程で、統計的形状モデルを用いて生成可能な全ての3次元形状（ 10^9 個以上）を考慮可能であり、セグメンテーションの目的関数の観点から最適な形状を選択可能である。

【0027】

2. 大量の形状テンプレートをを用いる従来手法では必須で、特に計算コストが高い前処理（形状の生成・選択とクラスタリング）が不要である。

【0028】

3. Branch and bound法とグラフカット法との組み合わせに限らず、最適化理論に基づくアルゴリズムであれば適用可能である。

30

【0029】

4. 異なる統計的形状モデルや固有空間の分割法に対しても適用可能である。

【0030】

5. 3次元腹部CT画像内の膵臓のセグメンテーションに関して世界最高の精度が得られる。

【0031】

図 1 9 に従来技術の処理の概要を示す。図 1 9 は、上記米国特許第 8 2 4 9 3 4 9 号明細書の手法を、統計的形状モデルを利用した膵臓のセグメンテーションに適用させた場合の処理である。図 1 9 に示すように、従来手法では、形状テンプレート集合 $T(S)$ の生成処理、及び集合 T に対するクラスタリング処理が必要であるが、本実施の形態では、上述したように、大量の形状テンプレートをを用いる従来手法で必要であった前処理が不要である。なお、従来手法（上記米国特許第 8 2 4 9 3 4 9 号明細書）で扱われていた画像は2次元であり、形状の最大数は 10^7 であるのに対し、本実施の形態で用いるアルゴリズムは3次元形状（ 10^9 個以上）を考慮可能である。

40

【0032】

また、実施の形態では、統計的形状モデルとしてレベルセット分布モデル（Level set distribution model; LSDM. 符号付距離モデル（Signed distance model）と呼ばれることもある）を利用する。以下では、まず、統計的形状モデル生成装置 10 において統計的

50

形状モデル (L S D M) の固有ベクトルと固有値とを算出した後で、画像処理装置 1 0 0 において統計的形状モデルの形状パラメータを推定し、推定された形状パラメータを用いた統計的形状モデルに基づいた最適セグメンテーションアルゴリズムを示す。

【 0 0 3 3 】

[第 1 の実施の形態]

< 第 1 の実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置 1 0 の構成 >

第 1 の実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置 1 0 は、図 1 に示される機能ブロックで表すことができる。また、これらの機能ブロックは、図 2 に示されるコンピュータのハードウェア構成により実現することができる。図 2 を参照してコンピュータの構成を説明する。

10

【 0 0 3 4 】

図 2 に示す第 1 の実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置 1 0 は、プログラムに基づき統計的形状モデル生成装置 1 0 の本実施の形態に係る処理を行う C P U (Central Processing Unit ; 中央処理装置) 2 1 と、 C P U 2 1 による各種プログラムの実行時のワークエリア等として用いられる R A M (Random Access Memory) 2 2 と、各種制御プログラムや各種パラメータ等が予め記憶された記録媒体である R O M (Read Only Memory) 2 3 と、各種情報を記憶するために用いられるハードディスク 2 4 (図中「 H D D 」と記載) と、キーボードやマウス等からなる入力装置 2 5 と、ディスプレイ等からなる表示装置 2 6 と、 L A N (Local Area Network) 等を用いて通信を行う通信装置 2 7 と、外部に接続された画像情報提供装置 3 0 との間の各種情報の授受を司る入出力インタフェース部 (図中、「外部 I F 」と記載) 2 8 と、を備えており、これらがシステムバス B U S 2 9 により相互に接続されて構成されている。

20

【 0 0 3 5 】

C P U 2 1 は、 R A M 2 2 、 R O M 2 3 、及びハードディスク 2 4 に対するアクセス、入力装置 2 5 を介した各種情報の取得、表示装置 2 6 に対する各種情報の表示、通信装置 2 7 を用いた各種情報の通信処理、及び入出力インタフェース部 2 8 に接続された画像情報提供装置 3 0 を含む外部装置からの情報の入力等を、各々行うことができる。

【 0 0 3 6 】

C P U 2 1 が、ハードディスク 2 4 に記憶された本実施形態に係る処理を制御するプログラムを、 R A M 2 2 に読み込み実行することにより、図 1 に示す本実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置 1 0 における、図 1 に示す各処理部の機能が実行される。

30

【 0 0 3 7 】

このようなコンピュータ構成により、図 1 に示す本実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置 1 0 が構成されている。なお、図 1 は機能ブロックとなる構成を表し、一方、図 2 はデバイス等の接続状態を表すものである。前記したように、機能ブロックとデバイス等とは有機的、かつ相互に関連して統計的形状モデル生成装置 1 0 を構成するため、図 2 と共に図 1 についても詳細に説明する。

【 0 0 3 8 】

統計的形状モデル生成装置 1 0 は、図 2 に示したコンピュータのハードウェア及び制御プログラムを含むソフトウェアを利用して構成される機能として、学習用受付部 1 2 と、学習部 1 4 と、統計的形状モデルデータベース 1 6 とを備えている。

40

【 0 0 3 9 】

学習用受付部 1 2 は、特定の物体である被写体を表す複数の画像であって、被写体の領域が予め求められた複数の画像を学習データとして受け付ける。本実施の形態で被写体となる特定の物体は臓腑であるため、学習用受付部 1 2 は、臓腑の領域が予め求められた複数の画像を受け付ける。

【 0 0 4 0 】

学習部 1 4 は、学習用受付部 1 2 によって受け付けた臓腑の領域が予め求められた複数の画像に基づいて、固有ベクトルと固有値とを算出する。例えば、学習部 1 4 は、臓腑の領域が予め求められた複数の画像に基づいて、主成分分析によって、固有ベクトルと固有

50

値とを算出する。固有ベクトルが算出されることにより、固有ベクトルを基底とする固有空間が生成される。また、学習部 14 は、算出された固有ベクトルと固有値とを統計的形狀モデルデータベース 16 に格納する。

【0041】

ここで、図3に、肝臓の形状の一例を示す（なお、図3に示す例は肝臓であるが、問題の本質は膵臓の場合と同様である。）。図3に示すように、肝臓の形状は様々である。そのため、実施の形態では、特定の物体の形状を表す統計的形狀モデルを用いて、形状のばらつきを少数の形状パラメータにより表現する。また、図4に、主成分分析によって得られた第1主成分に対応する肝臓の形状の固有ベクトルを示す。図4に示すように、固有ベクトルに対応する形状パラメータの値に応じて、表わされる肝臓の形状が変化することがわかる。なお、は、統計的ばらつきを表すパラメータである。

10

【0042】

図5に、統計的形狀モデルの一例を示す。図5に示すように、統計的形狀モデルとしては様々なものが存在するが、本実施の形態では、統計的形狀モデルとして、LSDM（例えば、参考文献（Cremers, D., Rousson, M., Deriche, R., “A review of statistical approaches to level set segmentation: integrating color, texture, motion and shape.”, International journal of computer vision 72 (2), 2007, p.195-215.）を参照。）を用いる。

【0043】

LSDMは、代表的な統計的形狀モデルであり、学習データの図形ラベルに対する符号付の距離画像を作成し、符号付の距離画像に対して線形の統計解析（例えば、PCAやICAなど）を行うことで任意形状を以下の式（1）で表現する方法である。

20

【0044】

【数1】

$$\phi^p(\alpha) = \mu^p + \sum_{i=1}^d \alpha_i \sqrt{\lambda_i} u_i^p$$

30

(1)

【0045】

ここで、上記式（1）は画素 p (P) に関する式である。なお、Pは画素集合を表し、 $\phi^p(\cdot)$ は、画素 p に関する任意形状に対応するレベルセット関数を表し、 μ^p は、画素 p に関する平均のレベルセット関数を表し、 λ_i は i 番目の固有値を表し、 $\{ u_1^p, \dots, u_d^p \}$ は d 個の固有ベクトルにおける画素 p に対する成分を表し、 $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_d]^T$ は、固有空間上の $R = \{ r \in R^d \mid \|r\| \leq w \}$ の領域（通常は ±3 の範囲）で定義される形状パラメータを表す。また、wは、正の定数を示す。デジタル画像における形状は、パラメータ α を以下の式（2）に示す関数 g で写像することによって得られる。なお、実施の形態では、固有空間の次元 d = 2 である場合を例に説明する。

40

【0046】

【数2】

$$g: \alpha \in \mathcal{R}_\alpha \mapsto y \in \mathcal{L}^{|\mathcal{P}|}$$

(2)

【0047】

10

ここで、 $L = \{0, 1\}$ はラベル集合で、0 は背景であることを示し、1 は図形であることを示す。 y は画像における1つの形状を表す。また、LSDMの場合、以下の式(3)に示すように、パラメータ α を形状に写像する関数 g は、Heaviside function $\mathcal{H}(\cdot)$ である。

【0048】

【数3】

$$y_p = g_p(\alpha) = \mathcal{H}(\phi^p(\alpha)) = \begin{cases} 1 & \phi^p(\alpha) \geq 0 \\ 0 & \phi^p(\alpha) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

20

【0049】

図6に、 $d = 2$ である場合のLSDMの固有空間(固有ベクトルが張る空間)とデジタル画像における形状集合 S との関係を示す。関数 g は固有空間からデジタル画像の形状集合 S 上への写像である。また、形状集合 $S \subset L^{|\mathcal{P}|}$ は g の像である。図6に示すように、固有空間では形状ラベルの集合は多角形を構成する。各形状 $y \in S$ は固有空間内に原像を持つ。

【0050】

統計的形状モデルデータベース16には、学習部14によって算出された固有ベクトルと固有値とが格納される。

30

【0051】

<画像処理装置100の構成>

本実施の形態に係る画像処理装置100は、図7に示される機能ブロックで表すことができる。また、これらの機能ブロックは、上記図2に示されるコンピュータのハードウェア構成により実現することができる。

【0052】

画像処理装置100は、上記図2に示したコンピュータのハードウェア及び制御プログラムを含むソフトウェアを利用して構成される機能として、図7に示すように、受付部102と、演算部104と、出力部120とを備えている。

【0053】

40

受付部102は、入力画像として、3時相の3次元腹部CT画像を受け付ける。なお、受付部102は、早期相画像、門脈相画像、及び晩期相画像を、3時相の3次元腹部CT画像として受け付ける。

【0054】

演算部104は、受付部102によって受け付けた3次元腹部CT画像から、脾臓の領域を抽出する。演算部104は、統計的形状モデルデータベース106と、画像処理部108とを備えている。

【0055】

統計的形状モデルデータベース106には、統計的形状モデルデータベース16と同じ固有ベクトルと固有値とが格納されている。

50

【 0 0 5 6 】

画像処理部 1 0 8 は、画像間位置合わせ部 1 1 0 と、空間的標準化部 1 1 2 と、セグメンテーション部 1 1 4 とを備えている。

【 0 0 5 7 】

画像間位置合わせ部 1 1 0 は、受付部 1 0 2 によって受け付けた、早期相画像と、門脈相画像と、晩期相画像との間の位置合わせを行い（例えば、Shimizu, A., Kimoto, T., Kobatake, H., Nawano, S., Shinozaki, K., “Automated pancreas segmentation from three-dimensional contrast-enhanced computed tomography.”, International journal of computer assisted radiology and surgery 5 (1), 2010, p.85-98.を参照。）、位置合わせ画像を生成する。

10

【 0 0 5 8 】

空間的標準化部 1 1 2 は、画像間位置合わせ部 1 1 0 によって生成された位置合わせ画像に基づいて、例えば予め定められた非線形関数を用いて、位置合わせ画像を標準となる画像に合わせるように空間的標準化を行い（例えば、Shimizu, A., Kimoto, T., Kobatake, H., Nawano, S., Shinozaki, K., “Automated pancreas segmentation from three-dimensional contrast-enhanced computed tomography.”, International journal of computer assisted radiology and surgery 5 (1), 2010, p.85-98.を参照。）、空間的標準化画像を生成する。

【 0 0 5 9 】

セグメンテーション部 1 1 4 は、統計的形状モデルデータベース 1 0 6 に格納された予め計算された固有ベクトルを基底とする固有空間において、受付部 1 0 2 によって受け付けた入力画像に基づいて、目的関数を最適化するように、空間的標準化部 1 1 2 によって生成された空間的標準化画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定し、空間的標準化画像が表す被写体の領域を求める。具体的には、セグメンテーション部 1 1 4 は、形状パラメータを推定すると同時に、被写体の領域を抽出する。

20

【 0 0 6 0 】

なお、上記図 6 に示すように、固有ベクトルを基底とする固有空間上の点は、統計的形状モデルの形状パラメータを示す。また、目的関数は、固有空間上の点が示す形状パラメータが表す特定の物体の形状の尤もらしさと入力画像中の隣接画素間の画素値の差に応じた値を表すように、予め定められている。

30

【 0 0 6 1 】

一般に、上述した形状集合 $L^{|P|}$ のサイズ（＝デジタル画像上の形状数）は膨大であり、従来のアルゴリズムでは扱うことができなかった。本実施の形態におけるアルゴリズムでは、目的関数の最適化を固有空間において実行する点が従来とは異なり、これによって膨大な数の形状を効率的に扱うことが可能である。

【 0 0 6 2 】

セグメンテーション部 1 1 4 は、固有空間上の凸多角形を繰り返し分割して最適な形状パラメータを示す点を含む凸多角形を探索する探索アルゴリズムに従って、以下の式（4）の目的関数を最適化するように、入力画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定する。なお、探索される固有空間上の凸多角形は、最適な形状パラメータを示す点が表す特定の物体の形状を表している。

40

また、セグメンテーション部 1 1 4 は、探索アルゴリズムにおいて、凸多角形の各頂点を調べることで、その凸多角形に含まれる形状集合に対する目的関数の下界を計算することにより、最適な形状パラメータを示す点を含む固有空間上の凸多角形を探索する。

なお、本実施の形態では、固有空間が 2 次元である場合を例に説明するため、セグメンテーション部 1 1 4 は固有空間上の凸多角形を探索するが、固有空間が 3 次元以上の場合には、セグメンテーション部 1 1 4 は固有空間上の凸多胞体を探索する。また、探索時に固有空間を分割する直線は、固有空間が 3 次元以上の場合には超平面となる。

【 0 0 6 3 】

本実施の形態における重要なアイデアは、上記図 6 に示したように、デジタル画像上

50

の形状集合が、固有空間上の凸多角形に対応する事実を利用することにある。本発明の実施の形態では、当該事実を利用することにより、多数の形状を一度に効率的に扱うことが可能である。

【 0 0 6 4 】

セグメンテーション部 1 1 4 は、デジタル画像上の複数の形状集合が、固有空間上の凸多角形に対応する事実に基づいて、予め設定した目的関数を最小化する形状に対応する、固有空間上の凸多角形を探索する。そして、セグメンテーション部 1 1 4 は、探索された固有空間上の凸多角形に基づいて、目的関数を最小化する形状を形状集合 S から見つけ出し、見つけ出された形状を事前知識として当該形状を被写体の領域として抽出する。本実施の形態では、グラフカット（上記 Boykov, Y., Veksler, O., Zabih, R., “Fast approximate energy minimization via graph cuts.”, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 23 (11), 2001, p.1222 1239.を参照。）で良く用いられるエネルギー関数を、予め設定した目的関数として用いる場合を例に説明する。本実施の形態で用いる目的関数を、以下の式（ 4 ）に示す。

【 0 0 6 5 】

【 数 4 】

$$\min_{x \in \mathcal{L}^{|P|}, y \in S} E(x, y; I)$$

$$= \min_{x \in \mathcal{L}^{|P|}, y \in S} \left\{ \sum_{p \in P} F^p(I_p, y_p) \cdot x_p + \sum_{p \in P} B^p(I_p, y_p) \cdot (1 - x_p) + \sum_{p, q \in N} P^{pq}(I_p, I_q) \cdot |x_p - x_q| \right\}$$

(4)

【 0 0 6 6 】

ここで、N は、隣接する画素のペアの集合である。x_p は画素 p のラベルを表し、背景であれば 0 の値をとり、図形であれば 1 の値をとる。また、I_p は、画素 p の画素値を表し、y_p は、画素 p における推定形状の値を表し、推定形状が背景であれば 0 の値をとり、図形であれば 1 の値をとる。

【 0 0 6 7 】

また、上記式（ 4 ）における F_p(I_p, y_p) と、B_p(I_p, y_p) とは、以下の式（ 5 ）、（ 6 ）で定義される。ここで、以下の式（ 5 ）は、画素 p が図形として割り当てられるコストを表し、以下の式（ 6 ）は、画素 p が背景として割り当てられるコストを表す。

【 0 0 6 8 】

【数5】

$$F^p(I_p, y_p) = \lambda_1 \cdot \Pr(x_p = 0 | I_p) + \lambda_2 \cdot (1 - y_p) \quad (5)$$

$$B^p(I_p, y_p) = \lambda_1 \cdot \Pr(x_p = 1 | I_p) + \lambda_2 \cdot y_p \quad (6)$$

【0069】

10

I_p は画素 p の画素値を表し、 I_q は画素 q の画素値を表す。また、 λ_1 、 λ_2 は予め定められた正の定数である。また、上記式(4)における $P_{pq}(I_p, I_q)$ は、以下の式(7)で定義され、互いに隣接する画素 p と画素 q の間の画素値の差を評価している。

【0070】

【数6】

$$P^{pq}(I_p, I_q) = \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\|p - q\|_2}$$

20

(7)

【0071】

本実施の形態では、上記式(4)に示す目的関数の最適化手法として、一般的な最適化アルゴリズムの一つであるbranch and bound探索アルゴリズムを用いる。本実施の形態では、形状集合に対する目的関数の下界を効率的に計算する方法を提案する。形状集合に対する目的関数の下界を効率的に計算するための重要なアイデアは、凸多角形の頂点のみを調べれば、その凸多角形に含まれるすべての形状集合に対する目的関数の下界が分かる点である。

30

【0072】

上記式(4)を、形状 y の代わりに、関数 $g(\cdot)$ を用いて表すと、以下の式(8)で表すことができる。

【0073】

【数7】

$$\min_{\alpha \in \mathcal{R}_\alpha} \min_{x \in \mathcal{L}^{|\mathcal{P}|}} E(x, g(\alpha); I)$$

40

(8)

【0074】

[branching処理]

branch and bound探索アルゴリズムのbranching処理では、親ノード H_0 (\mathcal{R}) が与えられると、親ノード H_0 は子ノード H_1 及び H_2 へ分解され、上記式(8)に示した

50

目的関数は、以下の式(9)で表わされる。

【0075】

【数8】

$$\min_{\alpha \in H_0} \min_{x \in \mathcal{L}^{\mathcal{P}}} E(x, g(\alpha); I) = \min_{i \in \{1,2\}} \left\{ \min_{\alpha \in H_i} \min_{x \in \mathcal{L}^{\mathcal{P}}} E(x, g(\alpha); I) \right\} \quad (9)$$

10

【0076】

ここで、branching処理における分割処理は、様々な分割方法が可能である。本実施の形態では、上記式(1)に示した $\phi^k(\alpha)$ の符号によって、以下の式(10)及び(11)に示すように、親ノード H_0 は子ノード H_1 及び H_2 へ分割される。なお、画素 k は、集合 Q からサンプリングによって選択された画素を表す。

【0077】

【数9】

$$H_1 = \{\alpha \in H_0 \mid \phi^k(\alpha) \geq 0\} \quad (10)$$

$$H_2 = \{\alpha \in H_0 \mid \phi^k(\alpha) < 0\} \quad (11)$$

20

【0078】

ここで、集合 Q は、以下の式(12)に示すように、固有空間内のノード H_0 を切る直線 $\phi^k(\alpha) = 0$ であるような画素 k の集合である。なお、固有空間が3次元以上である場合、集合 Q は、固有空間内のノード H_0 を切る超平面 $\phi^k(\alpha) = 0$ であるような画素 k の集合となる。

30

【0079】

【数10】

$$Q = \left\{ k \in \mathcal{P} \mid \min_{v \in \mathcal{V}_0} \phi^k(v) < 0 < \max_{v \in \mathcal{V}_0} \phi^k(v) \right\} \quad (12)$$

40

【0080】

また、 \mathcal{V}_0 は、ノード H_0 が表す凸多角形の頂点集合を表す。 \mathcal{V}_0 は、 H_0 のエッジに対応する $\phi^e(\alpha) = 0$ の連立方程式を解析的に解くことで得ることができる。

【0081】

[bounding処理]

branch and bound探索アルゴリズムのbranching処理においては、下界 $L(H_i)$ ($i = \{1, 2\}$)は、以下の式(13)~(14)で与えられる。

【0082】

【数 1 1】

$$\min_{\alpha \in H_i} \min_{x \in \mathcal{L}^{|\mathcal{P}|}} E(x, g(\alpha); I)$$

$$\geq \min_{x \in \mathcal{L}^{|\mathcal{P}|}} \left\{ \sum_{p \in \mathcal{P}} \min_{\alpha \in H_i} F^p(I_p, \mathcal{H}(\phi^p(\alpha))) \cdot x_p + \sum_{p \in \mathcal{P}} \min_{\alpha \in H_i} B^p(I_p, \mathcal{H}(\phi^p(\alpha))) \cdot (1 - x_p) + \sum_{p, q \in \mathcal{N}} P^{pq}(I_p, I_q) \cdot |x_p - x_q| \right\}$$

(13)

10

$$= \min_{x \in \mathcal{L}^{|\mathcal{P}|}} \left\{ \sum_{p \in \mathcal{P}} F^p(I_p, \max_{\alpha \in H_i} \mathcal{H}(\phi^p(\alpha))) \cdot x_p + \sum_{p \in \mathcal{P}} B^p(I_p, \min_{\alpha \in H_i} \mathcal{H}(\phi^p(\alpha))) \cdot (1 - x_p) + \sum_{p, q \in \mathcal{N}} P^{pq}(I_p, I_q) \cdot |x_p - x_q| \right\}$$

(14)

20

$$:= L(H_i; I)$$

【0083】

上記式(13)は、最小化問題のための Jensen の不等式である。上記式(14)における「max」と「min」との変化は、上記式(5)のマイナス符号に基づいている。また、 H_i における () の最大値と最小値とは、線形計画法の基礎理論に基づき、 H_i の頂点集合 \mathcal{V}_i から取得され、以下の式(15)及び(16)で表すことができる。

【0084】

【数 1 2】

30

$$\max_{\alpha \in H_i} \mathcal{H}(\phi^p(\alpha)) = \begin{cases} 0 & \text{if } \phi^p(v) < 0 \text{ for } \forall v \in \mathcal{V}_i \\ 1 & \text{elsewhere} \end{cases}$$

(15)

$$\min_{\alpha \in H_i} \mathcal{H}(\phi^p(\alpha)) = \begin{cases} 1 & \text{if } \phi^p(v) \geq 0 \text{ for } \forall v \in \mathcal{V}_i \\ 0 & \text{elsewhere} \end{cases}$$

(16)

40

【0085】

また、セグメンテーション部 114 は、分割後の 2 つの凸多角形の面積が対応するように (面積がほぼ等しくなるように)、固有空間上の凸多角形を分割することを繰り返すことにより、最適な形状パラメータを示す点を含む固有空間上の凸多角形を探索する。

【0086】

セグメンテーション部 114 によるセグメンテーションアルゴリズムの疑似コードを表 1 に示す。まず、対象画像 I が与えられると、セグメンテーション部 114 は、固有空間全体 $R = \{r \in R^d \mid \|r\| \leq w\}$ を親ノード H_0 として処理を開始する。すなわち

50

、セグメンテーション部 114 は、 R をルートとして処理を開始し、デジタル画像から関数 $Select(Q)$ を用いて選択した画素 k によって親ノード H_0 を分割する。分割後の子ノード H_1 と H_2 とは、 $Queue$ に入れられる。ただし、 $Queue$ に入れられたノードは、下界の値が昇順になるように並べられているとする。次に、セグメンテーション部 114 は、 $Queue$ から、最も低い下界のノードを選択して親ノード H_0 とし、上記の処理を Q が空集合になるまで反復する。反復終了時の結果から、最適な形状パラメータが得られ、最適な形状が求まる。そして、セグメンテーション部 114 は、最適な形状を用いて、最適なセグメンテーション結果を得る。

【 0087 】

【表 1】

10

Require: Target image I

$H_0 \leftarrow \mathcal{R}_\alpha$

$Q \leftarrow \left\{ k \in \mathcal{P} \mid \min_{v \in \mathcal{V}_0} \phi^k(v) < 0 < \max_{v \in \mathcal{V}_0} \phi^k(v) \right\}$

$Queue \leftarrow \emptyset$ // initializing the priority queue

$Queue.InsertWithPriority(H_0, L(H_0; I))$

20

while $Q \neq \emptyset$

$k \leftarrow Select(Q)$

$H_1 \leftarrow \{ \alpha \in H_0 \mid \phi^k(\alpha) \geq 0 \}$

$H_2 \leftarrow \{ \alpha \in H_0 \mid \phi^k(\alpha) < 0 \}$

$Queue.InsertWithPriority(H_1, L(H_1; I))$

$Queue.InsertWithPriority(H_2, L(H_2; I))$

30

$H_0 \leftarrow Queue.PullHighestPriorityElement()$

$Q \leftarrow \left\{ k \in \mathcal{P} \mid \min_{v \in \mathcal{V}_0} \phi^k(v) < 0 < \max_{v \in \mathcal{V}_0} \phi^k(v) \right\}$

end loop

$y^* \leftarrow g(\alpha^*)$ where $\alpha^* \in H_0$

$x^* \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x}} E(\mathbf{x}, y^*; I)$

40

\mathbf{x}

【 0088 】

なお、 H_0 は、固有空間における凸多角形を表す。なお、 H_0 の初期値は R に対応する。また、 H_1 、 H_2 は、 H_0 を分割してできた二つの凸多角形を表す。 Q は、 H_0 を分割可能なデジタル画像上の画素集合である。 $Queue$ は、凸多角形ノードが入っているキュー（Branch and bound探索アルゴリズムで利用）を表す。 $Select(Q)$ は、分割のための画素 k を選択する関数を表す。

【 0089 】

50

また、効率的にアルゴリズムを動作させるための $Select(Q)$ に関する新しい提案も、本実施の形態における重要な特徴である。ここで、 $Select(Q)$ は画像から凸多角形を分割するための画素を選択する関数であるが、探索を効率的に行なうために、分割後の子ノード H_1, H_2 に対応する凸多角形の面積がほぼ等しくなるような分割法を本実施の形態で提案し、その効率を実際の画像で検証した。

【0090】

本実施の形態では、以下の式(17)に示す関数を、 $Select(Q)$ として用いる。

【0091】

【数13】

10

$$Select(Q) = \arg \min_{p \in Q} \frac{|a - b|}{|a + b|}$$

(17)

【0092】

ここで、

【0093】

【数14】

20

$$a = \max_{v \in \mathcal{V}_0} \phi^p(v)$$

$$b = -\min_{v \in \mathcal{V}_0} \phi^p(v)$$

30

【0094】

である。

【0095】

図8に、上記式(17)の関数の作用の概念図を示す。図8に示すように、上記式(17)の作用は、直感的には、 H_0 を面積が等しい2つの領域(H_1, H_2)に分割するような画素 p を選択する。

40

【0096】

セグメンテーション部114は、探索された特定の物体の最適な形状パラメータが表す形状を事前知識として、目的関数を最適化するように、特定の物体の形状である被写体の領域を、空間的標準化部112によって生成された空間的標準化画像から抽出する。

【0097】

出力部120は、セグメンテーション部114によって抽出された被写体の領域を結果として出力する。

【0098】

<統計的形状モデル生成装置10の作用>

次に、統計的形状モデル生成装置10の作用を説明する。

50

【 0 0 9 9 】

図 9 に示す統計的形狀モデル生成装置 1 0 の処理は、上記図 2 における CPU 2 1 により HDD 2 4 等に記憶されたプログラムに基づき行なわれるものである。統計的形狀モデル生成装置 1 0 に、脾臓の領域が予め求められた複数の画像が入力されると、図 9 に示す学習処理ルーチンが実行される。

【 0 1 0 0 】

まず、ステップ S 1 0 0 において、学習用受付部 1 2 は、脾臓の領域が予め求められた複数の画像を受け付ける。

【 0 1 0 1 】

次に、ステップ S 1 0 2 において、学習部 1 4 は、上記ステップ S 1 0 0 で受け付けた脾臓の領域が予め求められた複数の画像に基づいて、主成分分析によって、固有ベクトルと固有値とを算出する。

10

【 0 1 0 2 】

ステップ S 1 0 4 において、学習部 1 4 は、上記ステップ S 1 0 2 で算出された固有ベクトルと固有値とを統計的形狀モデルデータベース 1 6 に格納し、学習処理ルーチンを終了する。

【 0 1 0 3 】

< 画像処理装置 1 0 0 の作用 >

次に、画像処理装置 1 0 0 の作用を説明する。

【 0 1 0 4 】

20

図 1 0 に示す画像処理装置 1 0 0 の処理は、上記図 2 における CPU 2 1 により HDD 2 4 等に記憶されたプログラムに基づき行なわれるものである。まず、統計的形狀モデル生成装置 1 0 の統計的形狀モデルデータベース 1 6 に格納されている固有ベクトルと固有値とが、画像処理装置 1 0 0 に入力されると、統計的形狀モデルデータベース 1 0 6 に格納される。そして、画像処理装置 1 0 0 に、3 時相の 3 次元腹部 CT 画像が入力画像として入力されると、上記図 1 0 に示す画像処理ルーチンが実行される。

【 0 1 0 5 】

ステップ S 2 0 0 において、受付部 1 0 2 は、入力画像として、3 時相の 3 次元腹部 CT 画像を受け付ける。

【 0 1 0 6 】

30

ステップ S 2 0 2 において、画像間位置合わせ部 1 1 0 は、上記ステップ S 2 0 0 で 3 時相の 3 次元腹部 CT 画像として受け付けた、早期相画像と、門脈相画像と、晚期相画像との間の位置合わせを行い、位置合わせ画像を生成する。

【 0 1 0 7 】

ステップ S 2 0 4 において、空間的標準化部 1 1 2 は、上記ステップ S 2 0 2 で生成された位置合わせ画像に基づいて、例えば非線形関数を用いて、空間的標準化画像を生成する。

【 0 1 0 8 】

ステップ S 2 0 6 において、セグメンテーション部 1 1 4 は、統計的形狀モデルデータベース 1 0 6 に格納された予め計算された固有ベクトルを基底とする固有空間において、上記ステップ S 2 0 0 で受け付けた入力画像に基づいて、目的関数を最適化するように、上記ステップ S 2 0 4 で生成された空間的標準化画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定し、空間的標準化画像が表す被写体の形状を求める。ステップ S 2 0 6 は、図 1 1 に示すセグメンテーション処理ルーチンによって実現される。

40

【 0 1 0 9 】

< セグメンテーション処理ルーチン >

ステップ S 3 0 0 において、セグメンテーション部 1 1 4 は、固有空間全体 R を親ノード H_0 として設定する。

【 0 1 1 0 】

ステップ S 3 0 2 において、セグメンテーション部 1 1 4 は、上記式 (1 2) に示すよ

50

うに、親ノード H_0 を分割可能な画素 k の集合を、集合 Q として設定する。

【0111】

ステップ $S304$ において、セグメンテーション部 114 は、 $Queue$ を初期化する。

【0112】

ステップ $S306$ において、セグメンテーション部 114 は、上記ステップ $S300$ で設定した親ノード H_0 と、上記式 (14) に従って算出される当該親ノード H_0 に対応する下界 $L(H_0; I)$ との組み合わせを、上記ステップ $S304$ で初期化された $Queue$ に格納する。

【0113】

ステップ $S308$ において、セグメンテーション部 114 は、上記ステップ $S302$ で設定された集合 Q 、又は後述するステップ $S316$ で更新された集合 Q から、上記式 (17) に従って、画素 k を選択する。

【0114】

ステップ $S310$ において、セグメンテーション部 114 は、上記ステップ $S300$ で設定された親ノード H_0 、又は後述するステップ $S314$ で更新された親ノード H_0 を、上記ステップ $S308$ で選択された画素 k を用いて上記式 (10) 及び (11) に従って分割し、子ノード H_1 及び H_2 を設定する。

【0115】

ステップ $S312$ において、セグメンテーション部 114 は、上記ステップ $S310$ で設定された子ノード H_1 及び上記式 (14) に従って算出される当該子ノード H_1 に対応する下界 $L(H_1; I)$ との組み合わせを、 $Queue$ に格納する。また、上記ステップ $S310$ で設定された子ノード H_2 及び上記式 (14) に従って算出される当該子ノード H_2 に対応する下界 $L(H_2; I)$ との組み合わせを、 $Queue$ に格納する。

【0116】

ステップ $S314$ において、セグメンテーション部 114 は、 $Queue$ に格納されたノードのうち、最も低い下界のノードを選択し、親ノード H_0 を、選択されたノードに更新する。

【0117】

ステップ $S316$ において、セグメンテーション部 114 は、上記ステップ $S314$ で更新された親ノード H_0 に基づいて、上記式 (12) に示すように、集合 Q を、親ノード H_0 を分割可能な画素 k の集合に更新する。なお、親ノード H_0 を分割可能な画素 k が存在しない場合には、集合 Q が空集合に更新される。

【0118】

ステップ $S318$ において、セグメンテーション部 114 は、集合 Q が空集合であるかを判定する。集合 Q が空集合である場合には、ステップ $S308$ へ戻る。一方、集合 Q が空集合でない場合には、ステップ $S320$ へ進む。

【0119】

ステップ $S320$ において、セグメンテーション部 114 は、上記ステップ $S314$ で最終的に更新された親ノード H_0 に含まれる形状パラメータ $*$ を選択し、選択された形状パラメータ $*$ を関数 g に代入し、特定の物体の形状 y^* を決定する。

【0120】

ステップ $S322$ において、セグメンテーション部 114 は、上記ステップ $S320$ で決定された特定の物体の形状 y^* 及び目的関数に基づいて、目的関数を最適化するように、特定の物体の形状である被写体の領域 x^* を、上記ステップ $S204$ で生成された空間的標準化画像から抽出する。

【0121】

ステップ $S324$ において、セグメンテーション部 114 は、上記ステップ $S322$ で抽出された被写体の領域 x^* を結果として出力する。

【0122】

10

20

30

40

50

次に画像処理ルーチンに戻り、出力部120は、ステップS208において、上記ステップS206で抽出された被写体の領域 x^* を結果として出力して、画像処理ルーチンを終了する。

【0123】

以上説明したように、本実施形態の画像処理装置100では、プログラムに基づくコンピュータ処理による機能として、(A)被写体の領域が予め求められた複数の画像に基づいて予め計算された固有ベクトルを基底とする固有空間であって、(B)固有空間上の点が、特定の物体の形状を表す統計的形状モデルの形状パラメータを示す固有空間において、固有空間上の点が示す形状パラメータが表す特定の物体の形状の尤もらしさと入力画像中の隣接画素間の画素値の差とに応じた値を表す予め定められた目的関数を最適化するように、入力画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定する。推定された形状パラメータが表す特定の物体の形状を事前知識として、被写体の領域を、入力画像から抽出する。これにより、計算量の増大を抑制して、被写体の領域を精度よく抽出することができる。

10

【0124】

また、本実施形態の画像処理装置100は、被写体の領域を高速に抽出することができる。

【0125】

また、提案するアルゴリズムと従来のアルゴリズムとの重要な違いの一つに、前処理が不要である点が挙げられる。従来は、あらかじめ形状を用意し、クラスタリングをする前処理が必要であり、前処理にかなりの時間とメモリを必要としていたが、本実施の形態における提案アルゴリズムでは前処理は一切不要である。これにより、コストの削減を実現した。

20

【0126】

また、本実施形態の形態では、140例の3次元腹部CT画像から膵臓をセグメンテーションする実験を行って処理精度や処理時間を検証し、以下の結果が得られた。

【0127】

1. 3次元腹部CT画像からの膵臓のセグメンテーションに関して世界最高の精度が得られた。

2. 提案アルゴリズムによる目的関数の最小化後の値は、従来手法と比較すると必ず小さくなることが理論的に保証されているが、そのことを実際の画像でも確認した。

30

3. 従来手法(上記米国特許第8249349号明細書)で扱われていた形状の最大数が 10^7 であるのに比べ、提案法では 10^9 以上の数を扱うことができるようになった。また、画像も従来は2次元の画像に限られていたのに対して、画素数が二桁近く多い3次元画像も扱えるようになった。

【0128】

[第2の実施の形態]

次に、第2の実施の形態について説明する。なお、第2の実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置及び画像処理装置の構成は、第1の実施の形態と同様の構成となるため、同一符号を付して説明を省略する。

40

【0129】

第2の実施の形態では、近似解法を用いて、被写体の形状を表す形状パラメータを推定する点が、第1の実施の形態と異なる。

【0130】

図12に、第2の実施の形態における近似解法を説明するための図を示す。図12に示すように、上記第1の実施の形態で用いた厳密解法とは異なり、第2の実施の形態では近似解法によって形状パラメータを推定する。第2の実施の形態では、図12に示すように、固有空間上に格子状にサンプリング点を設定し、サンプリング点から決定される直線を用いて凸多角形を分割することを繰り返す。なお、サンプリング点の設定は、予め定められたサンプリングパラメータ k に応じて行われる。例えば、サンプリングパラメータ $k =$

50

4 の場合、固有空間の次元ごとに 2^4 個のサンプリング点が設定される。

【0131】

第2の実施の形態に係る画像処理装置のセグメンテーション部114は、まず、固有空間上に格子状にサンプリング点を設定する。

【0132】

そして、セグメンテーション部114は、固有空間上に設定されたサンプリング点から、分割後の2つの凸多角形の面積が対応するように、直線を設定し、設定された直線で凸多角形を分割して、最適な形状パラメータを示す点を含む凸多角形を探索することを繰り返す、入力画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定する。

具体的には、上記表1に示したセグメンテーションアルゴリズムの疑似コードにおいて、関数 $Select(Q)$ を用いて選択した画素 k によって親ノード H_0 を分割する処理の代わりに、サンプリング点から決定される直線を用いて、親ノード H_0 を分割する処理を行う。

【0133】

第2の実施の形態では、近似解法を用いることにより、固有空間の次元数を増加させることができ、形状パラメータを精度良く推定することができる。

【0134】

図13に、第2の実施の形態に係る画像処理装置による140例の膵臓の認識結果を示す。図13において、破線の円は上記第1の実施の形態に係る画像処理装置による膵臓の認識結果を表し、実線の円は第2の実施の形態に係る画像処理装置による膵臓の認識結果を表す。

図13に示すように、近似解法を用いることにより、固有空間の次元数を上げることで厳密解よりも高いセグメンテーション精度が達成されていることがわかる。

【0135】

また、図14に、第2の実施の形態の近似解法、上記米国特許第8249349号明細書に記載の手法を膵臓のセグメンテーションに適用させた場合の解法、及び上記第1の実施の形態の厳密解法の計算時間の比較結果を示す。図14は、固有空間の次元 d を増加させた場合の計算時間の変化を示している。なお、厳密解法については計算時間の上限を100hとした。また、近似解法についてはサンプリングパラメータの値を $k = 4$ とした。また、CPUは、3.1GHzのIntel(R)Xeon(R)を用い、前処理に1CPU、最適化に2CPUを用いた。

【0136】

図14に示すように、近似解法を用いた場合には、上記第1の実施の形態の厳密解法を用いた場合及び上記米国特許第8249349号明細書に記載の手法を膵臓のセグメンテーションに適用させた場合に比べ、固有空間の次元数を上げた場合の計算コストを大幅に削減可能であることがわかる。

【0137】

なお、第2の実施の形態に係る画像処理装置の他の構成及び作用については、第1の実施の形態と同様であるため、説明を省略する。

【0138】

以上説明したように、第2の実施の形態に係る画像処理装置によれば、固有空間上の凸多角形上に、格子状にサンプリング点を設定し、固有空間上の凸多角形に設定された直線を用いて凸多角形を分割して探索することを繰り返して、入力画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定する。推定された形状パラメータが表す特定の物体の形状を事前知識として、被写体の領域を、入力画像から抽出する。これにより、計算量の増大を抑制して、被写体の領域を精度よく抽出することができる。

【0139】

また、近似解法により、次元数を増加させたより高度な統計的形状モデルが利用可能となる。

【0140】

10

20

30

40

50

[第 3 の実施の形態]

次に、第 3 の実施の形態について説明する。なお、第 3 の実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置及び画像処理装置の構成は、第 1 の実施の形態と同様の構成となるため、同一符号を付して説明を省略する。

【 0 1 4 1 】

第 3 の実施の形態では、ランダムにサンプリング点を設定する近似解法を用いて、被写体の形状を表す形状パラメータを推定する点が、第 2 の実施の形態と異なる。

【 0 1 4 2 】

図 1 5 に、第 3 の実施の形態における近似解法を説明するための図を示す。図 1 5 に示すように、第 3 の実施の形態では、固有空間上にランダムにサンプリング点を設定し、サンプリング点から決定される直線を用いて凸多角形を分割することを繰り返す。

【 0 1 4 3 】

第 3 の実施の形態に係る画像処理装置のセグメンテーション部 1 1 4 は、まず、固有空間上にランダムにサンプリング点を設定する。

【 0 1 4 4 】

そして、セグメンテーション部 1 1 4 は、固有空間上に設定されたサンプリング点から、分割後の 2 つの凸多角形の面積が対応するように、直線を設定し、設定された直線で凸多角形を分割して、最適な形状パラメータを示す点を含む凸多角形を探索することを繰り返し、入力画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定する。

【 0 1 4 5 】

具体的には、上記表 1 に示したセグメンテーションアルゴリズムの疑似コードにおいて、関数 $Select(Q)$ を用いて選択した画素 k によって親ノード H_0 を分割する処理の代わりに、サンプリング点から決定される直線を用いて親ノード H_0 を分割する処理を行う。

【 0 1 4 6 】

なお、第 3 の実施の形態に係る画像処理装置の他の構成及び作用については、第 1 又は第 2 の実施の形態と同様であるため、説明を省略する。

【 0 1 4 7 】

以上説明したように、第 3 の実施の形態に係る画像処理装置によれば、固有空間上の凸多角形上に、ランダムにサンプリング点を設定し、固有空間上の凸多角形に設定された直線を用いて凸多角形を分割して探索することを繰り返して、入力画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定する。推定された形状パラメータが表す特定の物体の形状を事前知識として、被写体の領域を、入力画像から抽出する。これにより、計算量の増大を抑制して、被写体の領域を精度よく抽出することができる。

【 0 1 4 8 】

[第 4 の実施の形態]

次に、第 4 の実施の形態について説明する。なお、第 4 の実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置及び画像処理装置の構成は、第 1 の実施の形態と同様の構成となるため、同一符号を付して説明を省略する。

【 0 1 4 9 】

第 4 の実施の形態では、目的関数を拡張させる点が、第 1 ~ 第 3 の実施の形態と異なる。

【 0 1 5 0 】

上記第 1 の実施の形態では、上記式 (4) を目的関数として用い、上記式 (4) における $F_p(I_p, y_p)$ 及び $B_p(I_p, y_p)$ は、上記式 (5)、(6) で定義される場合について説明した。

【 0 1 5 1 】

第 4 の実施の形態では、上記式 (4) に示す目的関数は、特定の物体の形状の尤もらしさとして、形状パラメータが表す特定の物体の形状に対する画素における形状ラベルの値に関して単調に変化する単調関数を含むように定義し、目的関数を拡張する。

【 0 1 5 2 】

具体的には、第4の実施の形態では、上記式(4)における $F_p(I_p, y_p)$ と $B_p(I_p, y_p)$ とを、以下の式(18)、(19)に示すように定義し、目的関数を拡張する。

【 0 1 5 3 】

【数15】

$$F^P(I_p, y) = \lambda_1 \cdot \Pr(x_p = 0 | I_p) + \lambda_2 \cdot h_p^F(y) \quad (18)$$

$$B^P(I_p, y) = \lambda_1 \cdot \Pr(x_p = 1 | I_p) + \lambda_2 \cdot h_p^B(y) \quad (19)$$

10

【 0 1 5 4 】

図16に、目的関数の下界が単調性を満たすための十分条件を表す図を示す。この十分条件は、 $h_p^F(y)$ 、 $h_p^B(y)$ ($p \in \mathcal{P}$) がそれぞれ y_q ($q \in \mathcal{P}$) に関して単調減少、単調増加する単調関数であることである。図16に示すように、ラベル対 $\{y, y'\}$ $L \cup \mathcal{P}$ が

【 0 1 5 5 】

【数16】

$$y_q \leq y_{q'} (\forall q \in \mathcal{P})$$

20

【 0 1 5 6 】

であるとき、以下の式(20)に示す関係が成り立つ。

【 0 1 5 7 】

【数17】

$$h_p^F(y) \geq h_p^F(y') \text{ かつ } h_p^B(y) \leq h_p^B(y') \quad \forall p \in \mathcal{P} \quad (20)$$

【 0 1 5 8 】

また、図17に、上記式(20)の関係を満たす $h_p^F(y)$ と $h_p^B(y)$ の一例を示す。図17に示す例は、以下の式(21)に示す距離関数によって $h_p^F(y)$ と $h_p^B(y)$ とを定義したものである。

【 0 1 5 9 】

【数18】

$$h_p^F(y) = D(p, \bar{\Omega}), \quad h_p^B(y) = D(p, \Omega)$$

$$\text{where } \Omega = \{p \in \mathcal{P} | y_p = 1\}, D(p, \Omega) = \min_{q \in \Omega} d(p, q) \quad (21)$$

40

【 0 1 6 0 】

上記式(21)に示す符号付き距離関数によって単調関数 $h_p^F(y)$ と $h_p^B(y)$ とを定義し、形状の輪郭付近でのペナルティを小さくすることで、事前形状の誤りによるセグメンテーションの誤差を低減することができる。

【 0 1 6 1 】

以上説明したように、第4の実施の形態に係る画像処理装置によれば、目的関数における特定の物体の形状の尤もらしさとして、形状パラメータが表す特定の物体の形状に対する画素における形状ラベルの値に関して単調に変化する単調関数を含むように定義する。これにより、被写体の領域を精度よく抽出することができる。

50

【 0 1 6 2 】

また、第 4 の実施の形態では、特定の物体の形状の正解の輪郭でエネルギーが最小になるような単調関数 $h^F_p(y)$ と $h^B_p(y)$ とを目的関数に導入することで、より優れた目的関数が利用可能となる。

【 0 1 6 3 】

[第 5 の実施の形態]

次に、第 5 の実施の形態について説明する。なお、第 5 の実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置及び画像処理装置の構成は、第 1 の実施の形態と同様の構成となるため、同一符号を付して説明を省略する。

【 0 1 6 4 】

第 5 の実施の形態では、固有空間上のパラメータ α を形状に写像する関数 g を拡張させる点が、第 1 ~ 第 4 の実施の形態と異なる。

【 0 1 6 5 】

上記第 1 の実施の形態において、上記式 (2) に写像の関数 g は、上記式 (3) の *Heaviside function* $H(\cdot)$ によって定義される場合について説明した。

【 0 1 6 6 】

第 5 の実施の形態では、形状パラメータを特定の物体の形状に写像する関数 g は、予め定められた関数 f を含むように定義し、写像する関数 g を拡張する。

【 0 1 6 7 】

【 数 1 9 】

$$g_p: \alpha \rightarrow \mathcal{H}(\phi^p(\alpha)) \quad (22)$$

【 0 1 6 8 】

また、写像する関数 g_p を以下の式 (2 3) のように拡張した結果、レベルセット関数以外の形状表現も利用可能となる (例えば、Kilian M. Pohl et al., "Logarithm Odds Maps for Shape Representation", Proc. of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Vol.4191, pp.955-963, 2006 に記載されている *Log Odds* など) 。

【 0 1 6 9 】

【 数 2 0 】

$$g_p: \alpha \rightarrow \mathcal{H}(f(\phi^p(\alpha)) - t) \quad (23)$$

【 0 1 7 0 】

ここで f は予め定められた単調関数を表し、 t は予め定められた閾値を表す。

【 0 1 7 1 】

例えば、統計的形状モデルが表す可能な形状表現の一例として、*Log Odds* を用いる場合について説明する。形状を表すクラスが 2 である場合、統計的形状モデルとして *Log Odds* を用いるときは、以下の式で表される。

【 0 1 7 2 】

【 数 2 1 】

$\phi^p(\alpha) \in \mathbb{R}^{|p|}$: 画素 p における図形の事前確率の *Log Odds*

$f(x) = \text{logit}^{-1}(x) = \frac{1}{1+\exp(x)}$: シグモイド 関数

$t = 0.5$

10

20

30

40

50

【 0 1 7 3 】

また、図 1 8 に、統計的形状モデルとして Log Odds を用いたとき例を示す。図 1 8 に示すように、 Log Odds を用いることにより、形状表現が拡張される。

【 0 1 7 4 】

以上説明したように、第 5 の実施の形態に係る統計的形状モデル生成装置によれば、写像する関数 g の拡張（予め定められた関数 f と閾値 t との導入）により、さらに高度な統計的形状モデルが利用可能となる。

【 0 1 7 5 】

なお、本発明は、上述した例に限定されるものではなく、この発明の要旨を逸脱しない範囲内で様々な変形や応用が可能である。

10

【 0 1 7 6 】

本実施の形態は、基礎的であることから、その応用範囲は広いと考えられる。具体的には、形状などが統計的に変動する図形を対象とした画像認識処理に幅広く利用可能である。例えば、他の臓器や他の医用画像（例えば MR や PET など）はもちろん、それ以外に、顔画像からの顔の認識や、一般の風景画像から特定の図形を認識する処理などに利用可能である。本実施の形態では、膵臓を対象としたが、他の臓器として例えば脾臓を対象とすることもできる。

【 0 1 7 7 】

また、第 1 の実施の形態では、統計的形状モデルとして LSDM を用いる場合を例に説明したが、これに限定されるものではない。 LSDM でなく、他の統計的形状モデルの場合にも利用可能である。統計的形状モデルは、上記式 (1) のような線形の関数（厳密には画素についての関数が線形の関数）で表現できていれば、他の統計的形状モデルに本実施の形態を適用することができる。目的関数や最適化手法によっては、実施の形態で示した上記式 (1) のような線形の関数で表現される統計的形状モデル以外の統計的形状モデルに対しても、本実施の形態を適用することができる。

20

また、上記第 5 の実施の形態に示すように、写像の関数 g を拡張させることで、様々な統計的形状モデルを用いることができる。

【 0 1 7 8 】

また、第 1 の実施の形態では、固有空間の次元は 2 ($d = 2$) である場合を例に説明したが、これに限定されるものではない。例えば、より高次元の固有空間を対象としてもよい。例えば、第 2 及び第 3 の実施の形態で示したように、近似解法を用いることによって、固有空間の次元を増加させることができる。

30

【 0 1 7 9 】

上記実施の形態において、固有空間の次元を 3 以上に増加させた場合、凸多角形は凸多胞体に対応し、凸多角形の面積は、凸多胞体の体積に対応する。

従って固有空間の次元を 3 以上に増加させた場合、セグメンテーション部 1 1 4 は、固有空間上の凸多胞体を繰り返し分割して最適な形状パラメータを示す点を含む凸多胞体を探索する探索アルゴリズムに従って、上記式 (4) に示す目的関数を最適化するように、入力画像が表す被写体の形状を表す形状パラメータを推定する。

また、セグメンテーション部 1 1 4 は、探索アルゴリズムにおいて、凸多胞体に含まれる形状集合に対する目的関数の下界を計算することにより、最適な形状パラメータを示す点を含む固有空間上の凸多胞体を探索して、形状パラメータを推定する。

40

また、セグメンテーション部 1 1 4 は、分割後の 2 つの凸多胞体の体積が対応するように、固有空間上の凸多胞体を分割し、かつ、最適な形状パラメータを示す点を含む固有空間上の凸多胞体を探索することを繰り返して、形状パラメータを推定する。

【 0 1 8 0 】

また、実施の形態では、上記式 (1 7) に従って選択された集合 Q に含まれる画素 k によって固有空間を分割する場合を例に説明したが、これに限定されるものではなく、他の任意の分割法で作成した凸多角形に対しても適用可能である。例えば、第 2 の実施の形態で示したように、格子状など、規則的に固有空間を分割した凸多角形にも適用可能である

50

。この場合、分割の細かさによっては *Tightness* (最適性保証の3つの条件の内
の一つ。) が成立しないことがある。

【0181】

ここで、*Tightness* について簡単に説明する。

【0182】

上記式(14)を、以下の式(24)のように示す。

【0183】

【数22】

$$A(\mathbf{x}, H_i; I) = \sum_{p \in \mathcal{P}} \min_{\alpha \in H_i} F^p(I_p, \mathcal{H}(\phi^p(\alpha))) \cdot x_p + \sum_{p \in \mathcal{P}} \min_{\alpha \in H_i} B^p(I_p, \mathcal{H}(\phi^p(\alpha))) \cdot (1 - x_p) \\ + \sum_{p, q \in \mathcal{N}} P^{pq}(I_p, I_q) \cdot |x_p - x_q| \quad (24)$$

10

【0184】

この場合、すべての葉ノード H_i について以下の式(25)が成立する場合には、*Tightness* が成立している。

20

【0185】

【数23】

$$L(H_i; I) := \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{L}^{|P|}} A(\mathbf{x}, H_i; I) = \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{L}^{|P|}} \min_{\alpha \in H_i} E(\mathbf{x}, g(\alpha); I) \quad (25)$$

(25)

【0186】

分割の細かさが粗い場合には、上記式(25)が成立せずに、*Tightness* が成立しないこともあり、近似解しか得られないことがあるが、固有空間の次元 d を大きくした
場合の計算コストのさらなる削減が可能であるというメリットがある。注意すべき点は、最適性を
やや犠牲にすることで、計算コストと計算精度のバランスをユーザが選ぶことが可能になる
点であり、本実施の形態の提案法の拡張に関する重要な点である。なお、このとき、最適性
が保証されない点では上記米国特許第8249349号明細書などと同様であるが、上記米国特
許第8249349号明細書と比べて、前処理が一切不要である点に注意されたい。

30

【0187】

また、最小化の目的関数やアルゴリズムについても、今回は上記実施の形態で示した目的関数、
および、branch and bound法とグラフカット法とを用いたが、最小化が可能であれば、今回
示したものに限らず適用可能である。

40

【0188】

また、上記第2又は第3の実施の形態に係る近似解法を実行した後に、上記第1の実施の
形態に係る厳密解法を実行してもよい。

【0189】

また、図2に示したコンピュータ構成において、実施の形態に係る各処理部の機能を実現する
ためのプログラムをコンピュータ読み取り可能な記録媒体に記録して、この記録媒体に記録
されたプログラムをコンピュータシステムに読み込ませ、実行することにより、各構成による
処理が実行されてもよいし、図示されていない通信機能を用いて、当該プログラムを読み
込ませることもよい。

【0190】

50

なお、コンピュータ読み取り可能な記録媒体とは、フレキシブルディスク、光磁気ディスク、ROM、CD-ROM等の可搬媒体、コンピュータシステムに内蔵されるハードディスク等の記憶装置のことをいう。

【0191】

また、上記プログラムは、このプログラムを記憶装置等に格納したコンピュータシステムから、伝送媒体を介して、あるいは、伝送媒体中の伝送波により他のコンピュータシステムに伝送されてもよい。ここで、プログラムを伝送する「伝送媒体」は、インターネット等のネットワーク（通信網）や電話回線等の通信回線（通信線）のように情報を伝送する機能を有する媒体のことをいう。

【0192】

また、上記プログラムは、前述した機能の一部を実現するためのものであってもよい。さらに、前述した機能を、コンピュータシステムにすでに記録されているプログラムとの組み合わせで実現できるもの、いわゆる差分ファイル（差分プログラム）であってもよい。

【0193】

また、本実施の形態では、上記図1に示す統計的形状モデル生成装置10及び上記図7に示す画像処理装置100の各処理部を、プログラムにより各機能の実行が可能なコンピュータで構成するものとしているが、論理素子回路からなるハードウェア構成とすることも良い。

【0194】

また、上記図2に示す統計的形状モデル生成装置10及び画像処理装置100のコンピュータ構成に関しても適宜にその構成内容を変更しても良い。

【0195】

このように、実施する形態例を、図面を参照して詳述してきたが、具体的な構成はこの実施の形態例に限られるものではなく、要旨を逸脱しない範囲の設計等も含まれる。

【0196】

また、実施の形態のプログラムは、記憶媒体に格納して提供するようにしてもよい。

【0197】

実施の形態のコンピュータ可読媒体は、特定の物体である被写体を表す入力画像から、前記被写体の領域を抽出するプログラムであって、コンピュータを、前記入力画像を受け付ける受付手段、及び（A）前記被写体を表す学習用の複数の画像であって、前記被写体の領域が予め求められた前記複数の画像に基づいて予め計算された固有ベクトルを基底とする固有空間であって、かつ、（B）固有空間上の点が、前記特定の物体の形状の統計的変動を表す統計的形状モデルの形状パラメータを示す固有空間において、前記入力画像に基づいて、前記固有空間上の点が示す前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状の尤もらしさと前記入力画像中の隣接画素間の画素値の差とに応じた値を表す予め定められた目的関数を最適化するように、前記入力画像が表す前記被写体の形状を表す前記形状パラメータを推定し、前記推定された前記形状パラメータが表す前記特定の物体の形状を事前知識として、前記被写体の領域を、前記入力画像から抽出するセグメンテーション手段として機能させるためのプログラムを記憶したコンピュータ可読媒体である。

【0198】

日本出願2014-169911の開示はその全体が参照により本明細書に取り込まれる。

【0199】

本明細書に記載された全ての文献、特許出願、及び技術規格は、個々の文献、特許出願、及び技術規格が参照により取り込まれることが具体的かつ個々に記載された場合と同程度に、本明細書中に参照により取り込まれる。

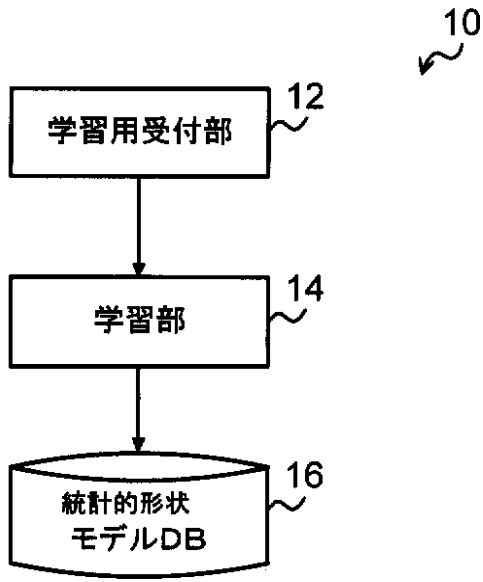
10

20

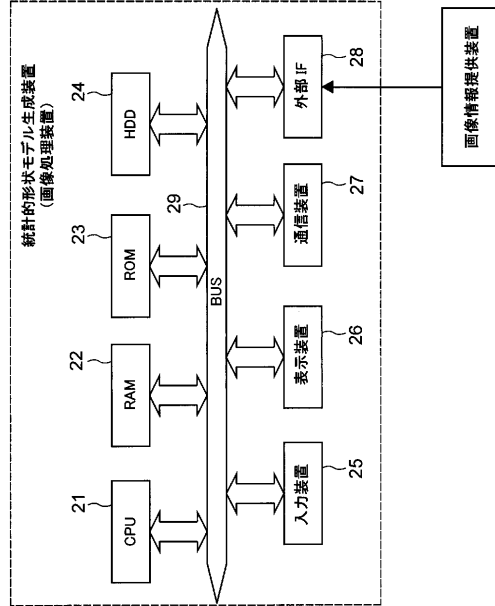
30

40

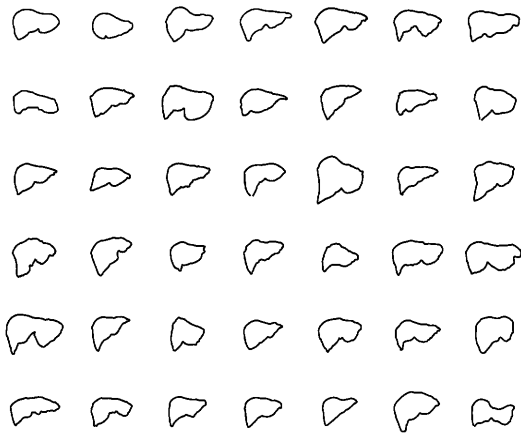
【図1】



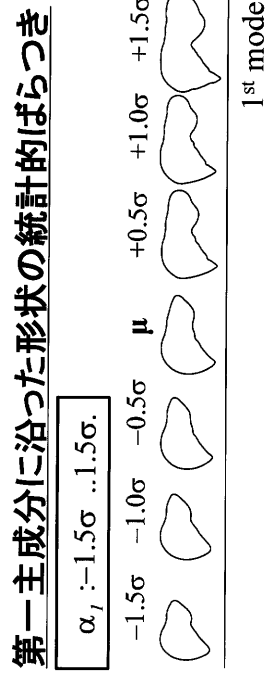
【図2】



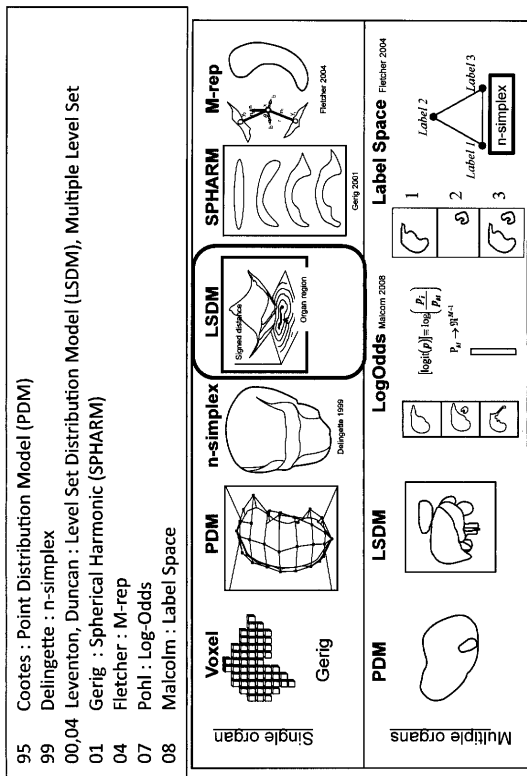
【図3】



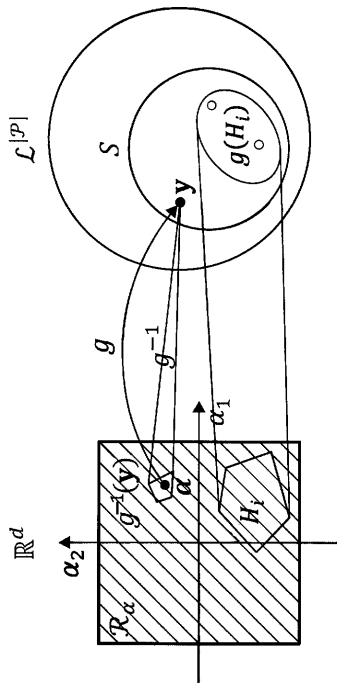
【図4】



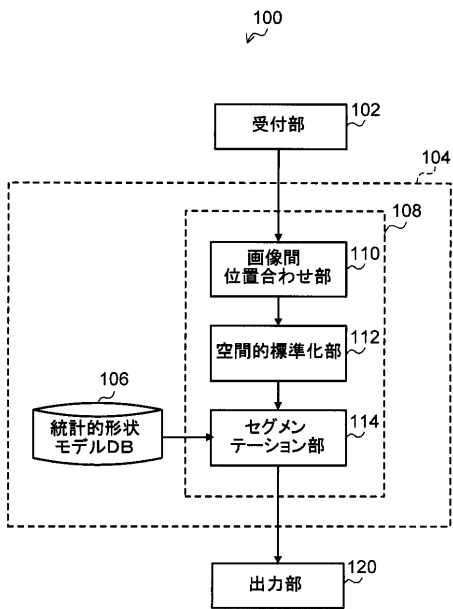
【図5】



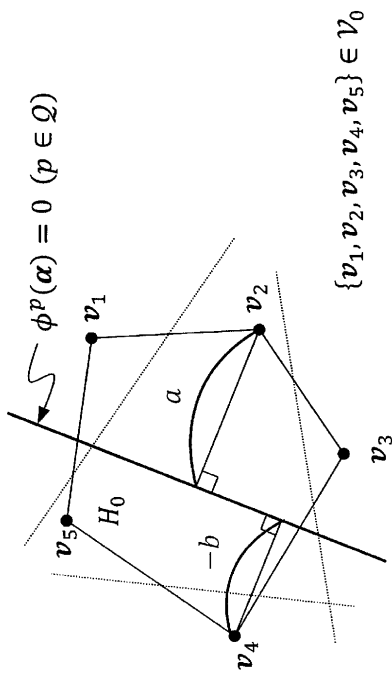
【図6】



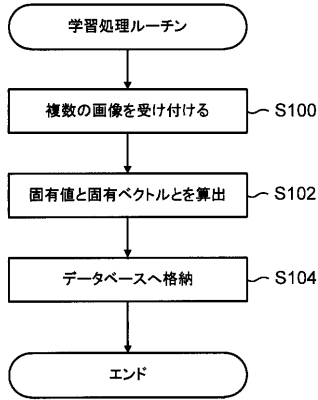
【図7】



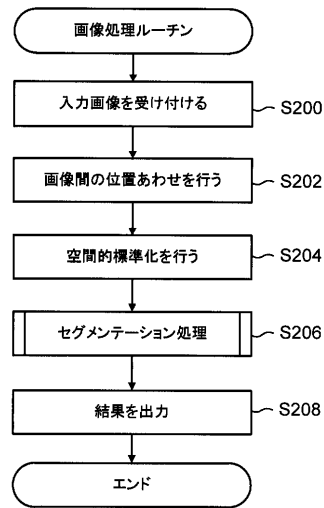
【図8】



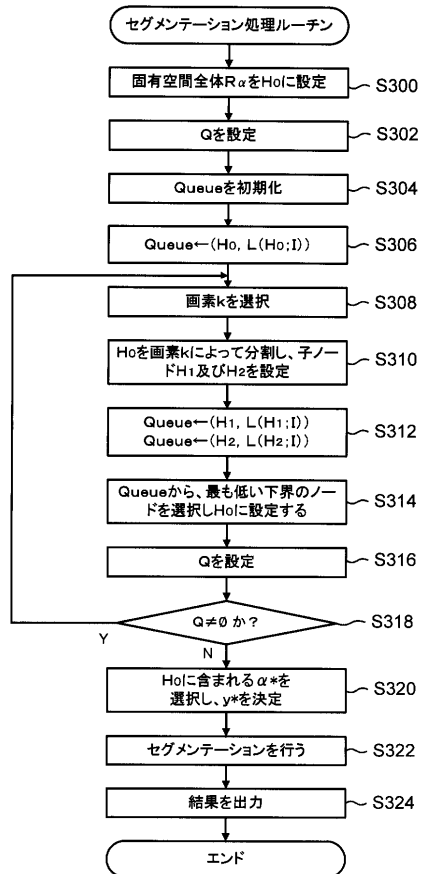
【図9】



【図10】

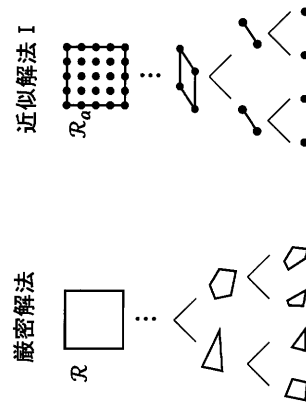


【図11】

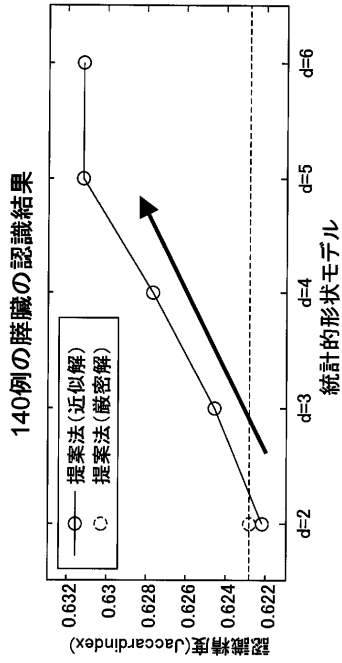


【図12】

手法	サンプリング	形状数	扱える次元数
厳密解法	なし	$ S (>10^9)$	$d=2$
近似解法 I	格子点上	k^d	$d=6 (k=4 \text{ の場合})$



【 図 1 3 】



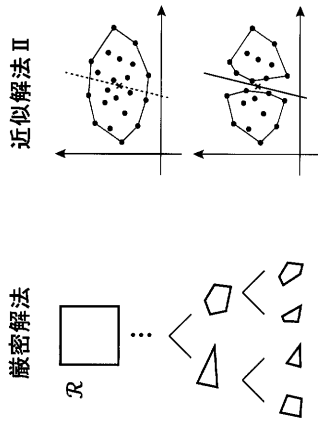
【 図 1 4 】

	d = 2	d = 3	d = 4	d = 5	d = 6
① 提案法 (近似解法 I)	7.2 s	63 s	338 s	2789 s	9553 s
② Lempitsky et al.	37 s	4421 s	310h	3306days	2318years
③ 提案法 (厳密解)	213 s	100 h ~			

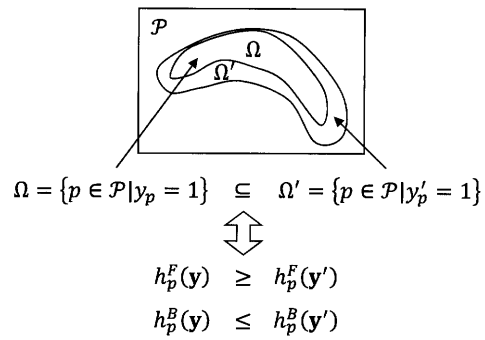
※四角で囲った数字は予測値または下限値を示す

【 図 1 5 】

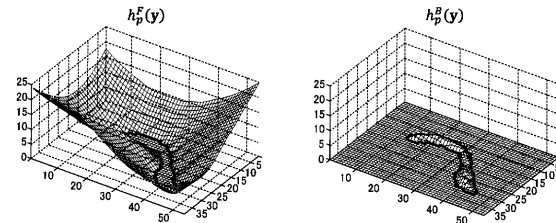
手法	サンプリング	形状数	扱える次元数
厳密解法	なし	$ S (>10^9)$	$d=2$
近似解法 II	ランダム	s (定数)	$d > 6$



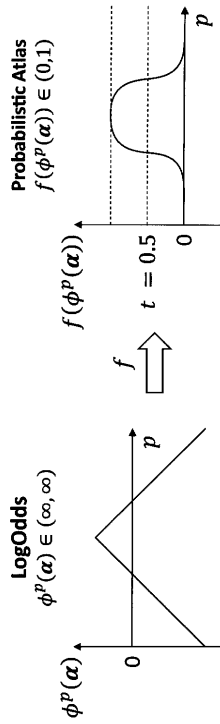
【 図 1 6 】



【 図 1 7 】

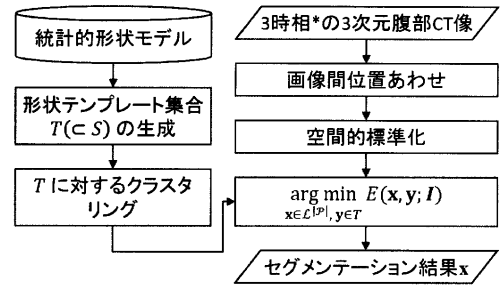


【 図 1 8 】



【 図 1 9 】

Lempitsky et al. 2012



*早期相, 門脈相, 晩期相
 x : セグメンテーション結果
 y : 事前形状
 I : 入力画像
 E : 評価関数
 $\mathcal{L}^{|\mathcal{P}|}$: 全画素の0,1の全組合わせ
 \mathcal{R}_α : 固有空間内の始域

フロントページの続き

審査官 松浦 功

(56)参考文献 特開2004-188202(JP, A)
国際公開第2014/052687(WO, A1)
米国特許出願公開第2009/0052756(US, A1)
SHIMIZU, A. et al., Automated pancreas segmentation from three-dimensional contrast-enhanced computed tomography, Int J CARS DOI 10.1007/s11548-009-0384-0 ORIGINAL ARTICLE (2009) [online], 2009年, [retrieved on 2015.10.26], Retrieved from the Internet, <URL:http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/ve, URL, http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/versions?doi=10.1.1.410.5903

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G06T 7/00
G06T 1/00
G06K 9/62
H04N 7/18
A61B 5/05
A61B 6/00 - 6/03
Google Scholar