

## CT 画像における体幹部の解剖学的構造の データベース構築法に関する考察

山口 昌太郎<sup>1)</sup> 周 向榮<sup>1)</sup> 陳 華岳<sup>2)</sup> 原 武史<sup>1)</sup> 姜 慧研<sup>3)</sup>  
横山 龍二郎<sup>4)</sup> 兼松 雅之<sup>4)5)</sup> 星 博昭<sup>6)</sup> 藤田 広志<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>岐阜大学大学院医学系研究科 再生医科学専攻知能イメージ情報分野 〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1

<sup>2)</sup>岐阜大学大学院医学系研究科 病態制御学講座解剖学分野 〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1

<sup>3)</sup>中国東北大学 ソフトウェア学部 中国瀋陽市

<sup>4)</sup>岐阜大学医学部附属病院 放射線部 〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1

<sup>5)</sup>岐阜大学医学部附属病院 放射線科 〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1

<sup>6)</sup>岐阜大学大学院医学系研究科 腫瘍制御学講座放射線医学分野 〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1

E-mail: yamaguti@fjt.info.gifu-u.ac.jp

**あらまし** 知的 CAD には、人体の解剖学的構造を表現できる各臓器領域の大規模なデータベースが必要となる。しかし、解剖学的情報を大規模に用意する際の作業工程や、必要とされる環境、必要人員等は明確に定められていないままである。本研究では、対話的手法を用い各臓器の解剖学的構造のデータベースを構築することを目的とする。体幹部 CT 画像に臓器と背景のシードを入力し、8 人の操作者により 235 例の脾臓領域と、6 人の操作者により 182 例の肝臓領域の解剖学的構造を抽出する。その際、必要な作業環境、時間、入力シードを調査し、より効率的な手法の確立に必要な項目を考察する。結果として、グラフカットを用いることにより、作業に必要な時間は脾臓領域 1 例あたり平均 13 分 20 秒、肝臓領域 1 例あたり平均 23 分 43 秒となった。

**キーワード** CT 画像, 体幹部, 肝臓, 脾臓, データベース

## Investigation on the method of constructing a database of anatomical structures in torso region based on CT images

Shotaro YAMAGUCHI<sup>1)</sup> Xiangrong ZHOU<sup>1)</sup> Huayue CHEN<sup>2)</sup> Takeshi HARA<sup>1)</sup> Huiyan JIANG<sup>3)</sup>  
Ryujiro YOKOYAMA<sup>4)</sup> Masayuki KANEMATSU<sup>4)5)</sup> Hiroaki HOSHI<sup>6)</sup> and Hiroshi FUJITA<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>Department of Intelligent Image Information, Division of Regeneration and Advanced Medical Sciences, Graduate School of Medicine, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu 501-1194, Japan

<sup>2)</sup>Department of Anatomy, Division of Disease Control, Graduate School of Medicine, Gifu University 1-1 Yanagido, Gifu, 501-1194 Japan

<sup>3)</sup>Software College, Northeastern University, Shenyang, China

<sup>4)</sup>Department of Radiology Services, Gifu University Hospital, 1-1 Yanagido, Gifu 501-1194, Japan

<sup>5)</sup>Department of Radiology, Gifu University Hospital, 1-1 Yanagido, Gifu 501-1194, Japan

<sup>6)</sup>Department of Radiology, Division of Tumor Control, Graduate School of Medicine, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu 501-1194, Japan

E-mail: yamaguti@fjt.info.gifu-u.ac.jp

**Abstract** A big database that covers the large variance of the anatomical structures of different organs is required by the developments of the intelligent CAD system. How to construct such a big database is still unsolved issue. Especially the factors on the working flow, efficient operation environments, and required human efforts are not clearly measured for the database construction. The purpose of this study is to establish the procedure for constructing the database and measure those

factors during the database construction based on the proposed procedure. In this work, we selected spleen region in 235 cases and liver region in 182 cases as the target structures and measured the operating performances based on the six operators for spleen and eight operators for liver respectively. Finally, we show the experimental results of those investigations and give some suggestions for database constructions for the anatomical structures based on CT images.

**Keywords** CT image, torso, liver, spleen, database

## 1. はじめに

### 1.1. CAD システムと知的 CAD

近年の CT 装置の性能向上に伴い、精密検査が必要な患者の体幹部領域を撮影することが多くなっている。この体幹部領域のデータには、撮影目的の疾病情報だけでなく、他の臓器の疾病情報が含まれていることがある。しかし、読影医師が数千枚にも及ぶスライス画像を読影し、画像に含まれる情報すべてを解析することは非常に困難であり、複数症例の読影においては、疲労などの原因による病変の見落としの危険性が考えられる。そこで、コンピュータを用いて医師の補助を行うコンピュータ支援診断(CAD: Computer-aided diagnosis)システムの開発が望まれている。

従来の CAD システムは、胸部や腹部などの限定された範囲における医用画像から、特定臓器のセグメンテーションや、それらから特定の病変の検出を行うといった単機能的なものであった。これに対し、我々の研究グループでは、人体の解剖学的な正常構造の理解に基づく知的 CAD システム[1]の開発を行っている。このシステムは、高精度な X 線 CT 像から組織ごとの解剖学的な正常構造を抽出及び認識し、その統計的な変動も考慮したモデル化に基づくアプローチでデータベース化されたモデル画像と、検査対象画像との比較により、異常部位を特定するというものであり、多臓器・多疾病を同時に解析することも可能になると期待されている。

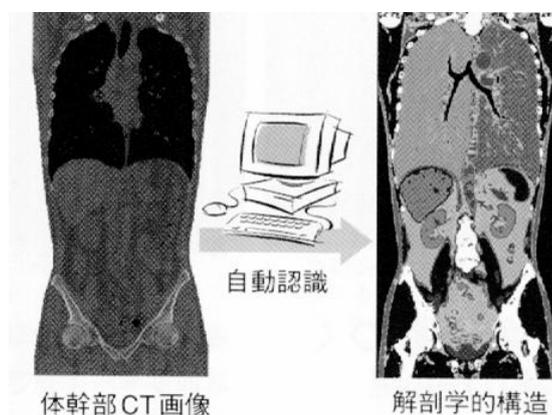


図 1. 知的 CAD が目指す体幹部の同時自動認識

### 1.2. 知的 CAD と解剖学的構造のデータベース

知的 CAD においては、体幹部臓器の正常構造理解

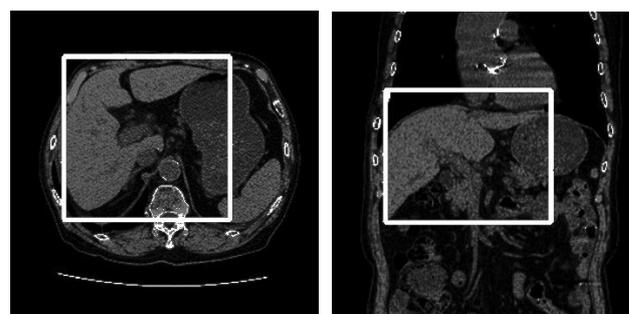
のため、解剖学的構造のデータベースの構築が不可欠となる。確率アトラスや統計形状モデル、バウンディボックスにおける臓器位置検出では、体幹部の正常構造を統計的に利用している。CAD システムに関するデータベース構築の先行研究としては、徳島大学の仁木ら[2]や東京大学の野村ら[3]の報告がある。しかし、これらは肺野小型結節や脳動脈瘤という病変を対象としたデータベースであり、体幹部の各臓器の解剖学的構造を大規模に用意する際の作業工程や、必要とされる環境、必要人員等は明確に定められていない。

そこで、本研究では、実際に体幹部臓器の脾臓と肝臓の解剖学的構造のデータベースを構築し、その工程のデータを記録する。そのデータを解析することで、大規模なデータベースを構築する際の工程、環境、人員を明確化することを目的とする。

### 1.3. 対話的手法による解剖学的構造の抽出

臓器の解剖学的構造とは、臓器の位置、大きさ、形状のデータである。我々の研究グループでは、これまでに図 2 に示すように臓器の存在位置を三次元の矩形領域[4]-[6]で検出し、データベース化してきた。しかし、この矩形領域は臓器の位置、大きさを特定するために有効であるが、形状情報は得ることができない。

そこで、形状情報をデータベースに追加するためには、体幹部 CT 画像において、対象臓器の領域を明確に抽出する必要がある。しかし、大規模な症例数に対し手動抽出を行うことは非常に効率が悪い。また、自動抽出を行うためには、各臓器に対応した手法の開発が必要であり、抽出精度にも課題が残っている。そのため、手動抽出および自動抽出に代わる抽出手法として、対話的抽出手法[7]が注目されている。



(a)axial 断面

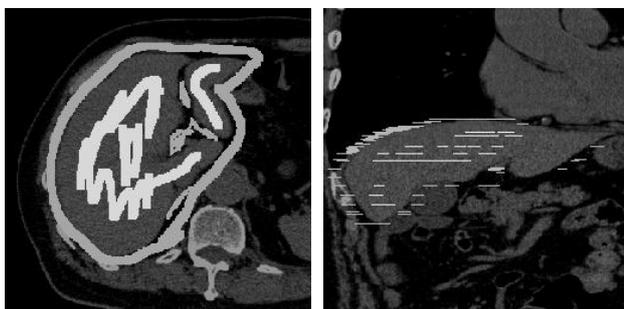
(b)coronal 断面

図 2. 肝臓領域の位置と大きさを示す矩形領域

## 2. 方法

### 2.1. グラフカットによるセグメンテーション

本研究においては、代表的な対話的手法であるグラフカットを用い臓器抽出を行う。グラフカット[8]は領域分割の手法であり、図3に示すように臓器領域と背景領域にシードを入力することで抽出結果を得る。動作環境として、名古屋大学開発による医用画像診断支援共通プラットフォーム Pluto[9]を用いる。Plutoは多臓器・多疾病を対象とした統合型の汎用性の高いコンピュータ支援画像診断システムであり、グラフカットと入力インターフェイスを搭載している。機材として液晶ペンタブレット(WACOM DTK-2200/K)を使用する。



(a)axial 断面 (b)coronal 断面  
図3. 肝臓領域抽出時の入力シード例

### 2.2. 実験方法

100例以上の臓器において、グラフカットによる抽出を行った経験のある学生と教員が操作者として実験を行う。対象とする臓器は脾臓領域と肝臓領域とする。本実験では、脾臓235例を8名の操作者で抽出し、肝臓182例を6名の操作者で抽出する。

なお、抽出精度の評価は体幹部CT画像に関する研究に携わり、医師から指導を受けた学生が目視によって行う。表1に示すように3段階で抽出精度を評価し、Badの例は修正を行う。この際、修正にかかった時間も計測し、作業時間に加算する。

表1. 目視による3段階の評価と評価基準

	評価基準
Good	良好な抽出結果
Fair	辺縁部に若干のがたつきあり
Bad	他の領域の過抽出, 対象臓器の未抽出あり

### 2.3. 試料概要と症例の分類

本研究では、岐阜大学医学部附属病院において撮影された三次元非造影体幹部CT画像を用いる。CT画像のサイズは512×512×784~1113画素、空間分解能は0.625mmの等方ボクセルである。この症例群は、図4に示すように、ノイズが多い症例やアーチファクトの

影響が強い症例のような画質が悪い症例を含む。また、図5に示すように嚢胞や血腫、脂肪肝、石灰化、臓器の一部を切除済み等の疾患症例も含む。

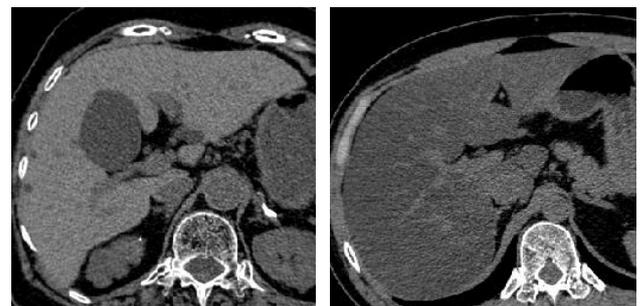
### 2.4. 作業時間の計測と入力シード体積の計測

Plutoではプラグインを自作することで機能拡張が可能となる。本研究では、画像の読み込みの際と結果画像の保存の際に時間を記録し、1症例あたりの作業時間を計測する。また、入力したシード画像を保存し、臓器シードと背景シードそれぞれの体積を計測する。



(a)ノイズが多い (b)アーチファクト

図4. 画質が悪い症例



(a)嚢胞 (b)脂肪肝

図5. 疾患症例

### 2.5. 操作者の信頼性の確認

グラフカットによる抽出結果と操作者の能力の信頼性を確認するために、同一の評価用症例に対して操作者全員が抽出を行う。この症例はすでにゴールドスタンダード(GS)が用意されている症例であり、そのGSと抽出結果との一致度(JSC)によって評価する。なお、この評価用の症例は操作者には伝えず、事前に症例群に混入して実験を行った。

## 3. 実験結果

### 3.1. JSCによる操作者の信頼性

表2に示すように、脾臓と肝臓ともに操作者全員の評価用症例に対する平均JSCは90%を超えた。図6に示した例では、濃い灰色がGSと一致した領域であり、薄い灰色がGSと一致しなかった領域を示す。以上か

ら、操作者の信頼性の高さを確認することができ、本実験が有効に行えることが示せる。

表 2. 評価用症例に対する平均 JSC と平均作業時間

	平均 JSC[%]	平均作業時間[分:秒]
脾臓	92.4±0.749	7:38±2:36
肝臓	93.7±1.796	16:39±6:57

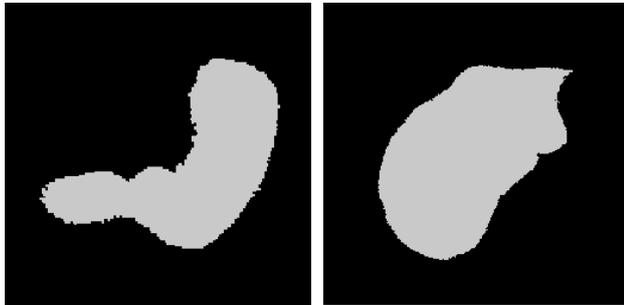


(a)脾臓領域 (b)肝臓領域

図 6. GS と抽出結果の比較画像

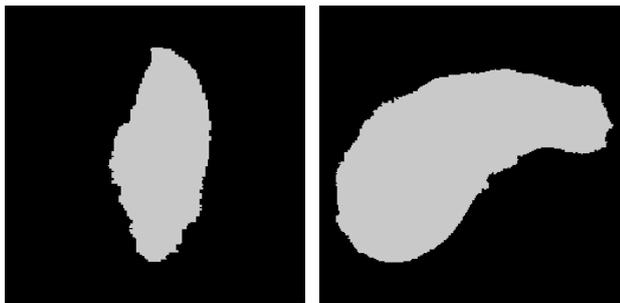
### 3.2. 目視による性能評価

表 3 に目視によって抽出精度を評価した結果を示す。本研究では、成功率は Good と Fair を成功とした場合の確率であると定義する。図 7~9 に評価結果の例を示す。図 9(a)では脾臓領域内に抽出不足が確認でき、図 9(b)では肝臓領域内に未抽出と腹直筋領域の過抽出が確認できるため、Bad と評価した。



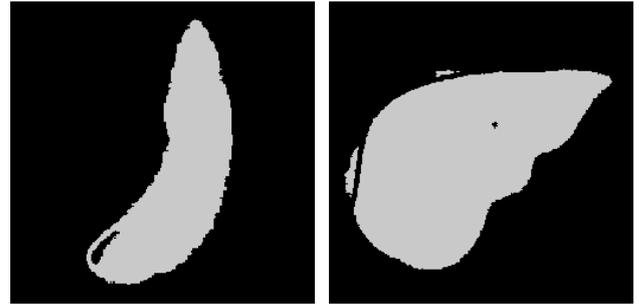
(a)脾臓領域 (b)肝臓領域

図 7. 評価 Good の例



(a)脾臓領域 (b)肝臓領域

図 8. 評価 Fair の例



(a)脾臓領域 (b)肝臓領域

図 9. 評価 Bad の例

表 3. 目視による抽出精度評価結果

	症例数	Good	Fair	Bad	成功率
脾臓	235	152	63	20	91.5%
肝臓	182	122	48	12	93.4%

表 4. 各臓器の平均作業時間

(a) 修正前の平均作業時間

	症例数	平均時間±標準偏差[分:秒]
脾臓	235	13:20±7:23
肝臓	182	23:43±11:27

(b) 評価 Bad の症例の平均修正時間

	症例数	平均時間±標準偏差[分:秒]
脾臓	20	8:47±4:39
肝臓	12	8:56±3:30

(c) 修正時間を加算した平均作業時間

	症例数	平均時間±標準偏差[分:秒]
脾臓	235	14:03±8:02
肝臓	182	24:19±11:37

表 5. 画質の良悪による作業時間の変動

	画質	症例数	平均時間±標準偏差[分:秒]
脾臓	良	156	13:09±7:21
	悪	79	16:03±8:57
肝臓	良	113	23:08±10:13
	悪	69	26:17±13:24

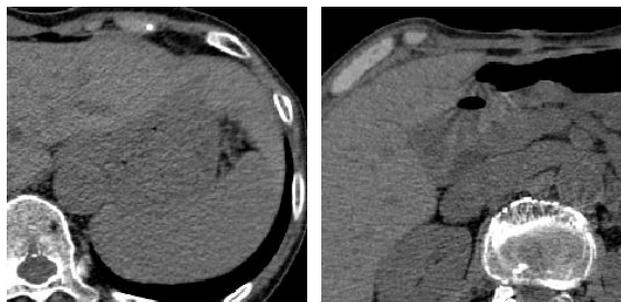
### 3.3. 平均作業時間と画質の良悪の関係性

表 4 に各臓器の抽出に要した平均作業時間を示す。評価 Bad となった症例は修正を行い、その平均修正作業時間を加算した時間が、本手法による最終的な平均作業時間となる。

画質の良悪によって症例を分類した場合の平均作業時間を表 5 に示す。画質の良悪により、脾臓領域の作業時間は 1 例あたり 2 分 54 秒、肝臓領域の作業時間は 1 例あたり 3 分 9 秒の差が確認できる。

### 3.4. 操作者アンケートの集計結果

作業終了後に操作者に対してアンケートを実施した。抽出が難しいと感じた症例としては、図 10 のような領域の境界が不明瞭な症例が多く挙げられた。また、過抽出をしやすい領域としては、横隔膜や腹直筋、腹斜筋が多く挙げられた。



(a)脾臓領域 (b)肝臓領域  
図 10. 領域の境界が不明瞭な例

### 3.5. 入力シード平均体積と成功率の関係性

脾臓領域抽出の際に、各操作者の入力臓器シードの平均体積と成功率の関係を図 11 に、入力背景シードの平均体積と成功率の関係を図 12 に示す。

臓器シードにおいて、全操作者中最大の 51620[voxel]を入力した操作者 C は成功率 100% を得た。一方、半分以下の体積を入力した操作者 A と操作者 B も成功率 100% を得た。背景シードにおいて、操作者 B と操作者 C は 90000[voxel]以上を入力し 100% の成功率を得た。操作者 A は操作者 B と操作者 C の半分以下の体積を入力し成功率 100% を得たが、臓器シードより背景シードを多く入力した傾向が見られた。

## 4. 考察

### 4.1. 大規模なデータベース構築に要する目安時間

本研究では、画質が悪い症例や疾患症例を含む症例群に対して、グラフカットを用いて解剖学的構造の抽出を行った。同条件の症例群 100 例の解剖学的構造のデータベース構築に必要とされる時間は、計測した平均作業時間から、脾臓領域では 23 時間 25 分、肝臓領域では 40 時間 32 分と推定できる。操作者 5 人で作業を行うと仮定すると、1 人あたりが要する作業時間は、脾臓領域では 4 時間 41 分、肝臓領域では 8 時間 7 分と推定できる。

表 6. 入力シードと成功率の相関係数と無相関検定

	相関係数	P 値
臓器シード	0.476	0.233
背景シード	0.719	0.044

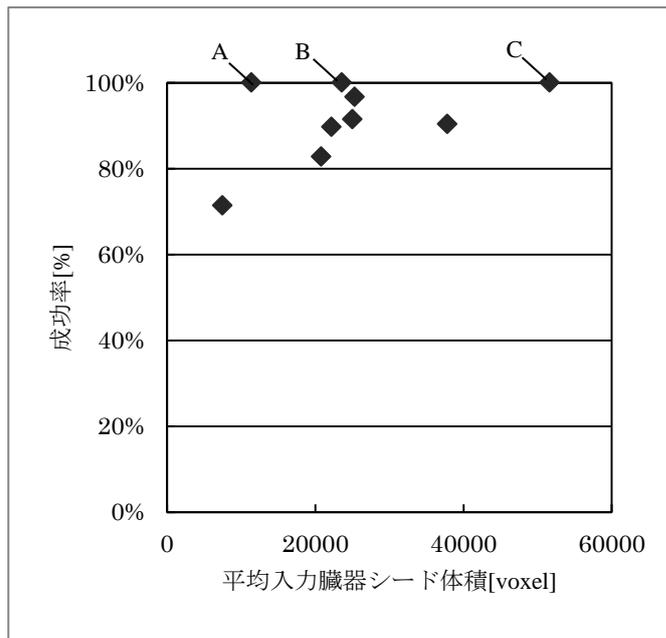


図 11. 各操作者の入力臓器シード平均体積と成功率

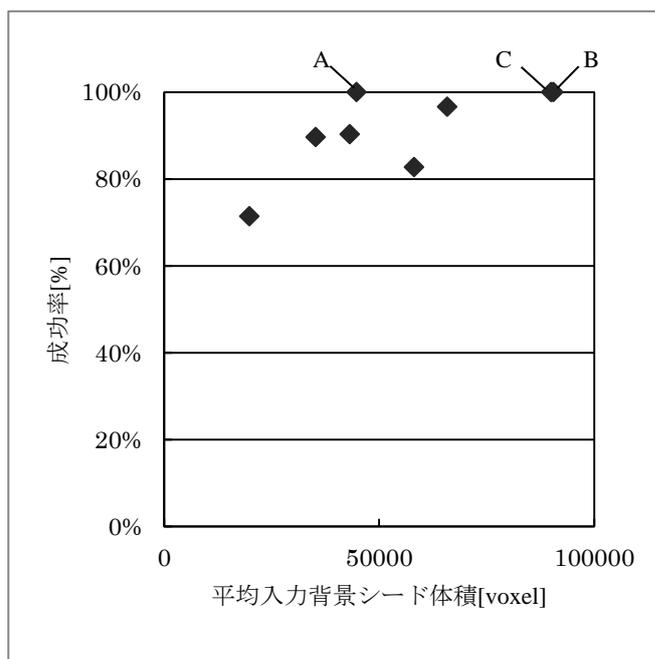


図 12. 各操作者の背景臓器シード平均体積と成功率

### 4.2. 大規模なデータベース構築に要する入力体積

各操作者の入力シードの平均体積と成功率の関係の相関係数を、無相関検定[10]の P 値から有意性を評価した結果を表 6 に示す。平均入力臓器シード体積と成功率は相関が見られなかった。しかし、平均入力背景シード体積と成功率は相関係数 $>0.7$ であり、無相関検定の  $p<0.05$  となったことから有意差を示した。

このことから、成功率を高めるには、背景シードの入力が重要と言える。また、操作者 A の入力体積から、

操作者 B と操作者 C は過剰な入力があったと考えられる。これらの操作者の入力の差から、最低限必要とされる入力領域を特定する必要がある。

#### 4.3. より効率的なデータベース構築に必要な要素

必要作業時間を減少させるためには、操作者への事前指導と操作環境の充実化が考えられる。

操作者への指導としては、入力は背景シードが重要であり、過抽出しやすい横隔膜や腹直筋、腹斜筋に多く背景シード入力することが挙げられる。

操作環境としては、領域の境界が不明瞭な症例への対策として、CT 画像のエッジを強調した画像を表示する機能の追加や、過抽出しやすい領域に背景シードをより入力しやすいインターフェイスの実装が挙げられる。

#### 5. まとめ

本研究は、体幹部 CT 画像から 235 例の脾臓領域と 182 例の肝臓領域の解剖学的構造のデータベースを、グラフカットによって構築した。その結果、作業に必要な時間は脾臓領域 1 例あたり平均 13 分 20 秒、肝臓領域 1 例あたり平均 23 分 43 秒となった。なお、画質が良好な症例のみを用いることができれば、1 例あたり平均 3 分程の作業時間短縮を見込むことができる。また、大規模な解剖学的構造データを構築する際に推奨する手順確立のために必要とされる要素を検討した。その結果、CT 画像のエッジ強調画像を表示する機能の追加や、過抽出しやすい領域に関する事前指導を操作者に行う必要があると示された。

今後は、少ない入力体積によって成功率 100% を得た操作者の入力を解析し、最低限必要とされる入力領域を特定する必要がある。

**謝辞** 本研究を進めるにあたり、有益なご助言をいただいた藤田研究室の方々に感謝の意を表します。本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金(新学術領域研究 21103004 及び基盤研究 C23500118)によって行われました。

#### 文 献

- [1] 周向栄, 原武史, 藤田広志, “正常構造の理解に基づく CAD,” INNEVISION, vol.22, no.12, pp.21-25, 2007.
- [2] 幸崎良彦, 河田佳樹, 仁木登, 大松広伸, 楠本昌彦, 柿沼龍太郎, 江口研二, 金子昌弘, 森山紀之, “高分解能 3 次元 CT 像を用いた肺野小型結節の大規模画像データベース構築,” 電子情報通信学会技術研究報告. MI, 医用画像 106(509), 251-254, 2007.
- [3] 野村行弘, 林直人, 増谷佳考, 吉川健啓, 根本充貴, 花岡昇平, 三木聡一郎, 前田恵理子, 大友邦, “CAD ソフトウェアの臨床応用/評価/追加学習を目的とした Web ベースの CAD 実行環境: フィードバックに基づく追加学習に関する初期検討,” 電子情報通信学会技術研究報告. MI, 医用画像 110(195), 31-36, 2010.
- [4] 山口昌太郎, 周向栄, 原武史, 横山龍二郎, 兼松雅之, 星博昭, 藤田広志, “アンサンブル学習による CT 画像からの膀胱位置の自動検出,” 平成 24 年度日本生体医工学東海学術集会, 37, 2012.
- [5] X.Zhou, S.Wang, H.Chen, T.Hara, R.Yokoyama, M.Kanematsu, and H.Fujita “Automatic localization of solid organs on 3D CT images by a collaborative majority voting decision based on ensemble learning,” Computerized Medical Imaging and Graphics, 36 (4), 304-313, 2012.
- [6] X.Zhou and H.Fujita, “Automatic organ localization on X-ray CT images by using ensemble-learning techniques, in Machine Learning in Computer-Aided Diagnosis,” Medical Imaging Intelligence and Analysis, ed. by K.Suzuki, 403-418, IGI Global, USA, 2012.
- [7] 土井邦雄, “CAD 開発における国際的歴史と実用化の世界情勢,” INNEVISION, vol.16, no.10, pp.1-4, Oct. 2004.
- [8] 石川博, “グラフカット,” 情報処理学会研究報告, 2007-CVIM-158-26, 2007.
- [9] 二村幸孝, 出口大輔, 北坂孝幸, 森健策, “CAD 最前線 2007 III 統合化システム 多臓器・多疾病 医用画像診断支援システム「PLUTO」,” INNEVISION, Vol.22, No.12 pp.45-48, 2007.
- [10] 水本篤, 竹内理, “効果量と検定力分析入門—統計的検定を正しく使うために—,” 2010 年度部会報告論集「より良い外国語教育のための方法」, pp. 47-73, 2011.